

Universität der Bundeswehr München
Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik
Institut für Flugsysteme

DISSERTATION

Aufgabenzentriertes Pilotenassistenzsystem
mit maschineller Tätigkeitserkennung und
Workload-Abschätzung

Fabian Honecker

Aufgabenzentriertes Pilotenassistenzsystem mit maschineller Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung

Dipl.-Phys. Univ. Fabian Honecker

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik der Universität der Bundeswehr München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

genehmigten Dissertation.

- | | |
|-----------------------|--|
| 1. Berichterstatter | Univ.-Prof. Dr.-Ing. Axel Schulte |
| 2. Berichterstatterin | Univ.-Prof. Dr.-Ing. Tanja Schultz |
| Vorsitzender | Univ.-Prof. Dr. rer. nat. habil. Günther Dollinger |

Diese Dissertation wurde am 14.05.2020 bei der Universität der Bundeswehr München eingereicht und durch die Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik am 10.03.2021 angenommen. Die mündliche Prüfung fand am 18.03.2021 statt.

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich bei allen Personen bedanken, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben.

Zuerst bedanke ich mich bei meinem Doktorvater Professor Axel Schulte für die intensive wissenschaftliche Betreuung und kritischen Diskussionen, in denen sich immer wieder neue Ideen ergaben.

Vielen Dank auch an Professor Tanja Schultz für die Übernahme des Zweitgutachtens und Diana Donath für die fachliche und moralische Unterstützung.

Besonders bedanken möchte ich mich auch bei meinen Kollegen des CASIMUS-Teams, ohne deren Mitwirkung die Umsetzung des aufgabenzentrierten Pilotenassistenzsystems im Hubschrauber-Missionssimulator nicht möglich gewesen wäre.

Gerade Christian Ruf, Fabian Schmitt und Yannick Brand haben mich auch in schwierigen Zeiten unterstützt.

Ein persönlicher Dank gilt auch meinen betreuten Studenten, die alle einen Teil eingebracht haben und Sebastian Schulteß für das Korrekturlesen dieser Arbeit.

Nicht zuletzt danke ich allen anderen Mitarbeitern des Instituts für Flugsysteme, meinen Eltern Silvia und Elmar Honecker und meinen Freunden.

Kurzfassung

Probleme komplexer Mensch-Maschine-Systeme

Die heutige Welt ist von einer Vielzahl komplexer technischer Systeme geprägt, welche von menschlichen Nutzern bedient und geführt werden. Hierzu zählen beispielsweise Automobile, Luftfahrzeuge, die Medizintechnik oder technische Prozesse. Diese Hilfsmittel sollen das Leben und die Arbeitswelt erleichtern.

Allerdings verlangt der Umgang mit diesen Systemen auch immer mehr von deren menschlichen Nutzern ab und führt nicht immer zur gewünschten Arbeitserleichterung, sondern stattdessen zu einer Erhöhung der *mental*en Beanspruchung (*Workload*).

Deshalb zielen Forschungsansätze seit Jahren darauf ab, die mentale Beanspruchung in komplexen Mensch-Maschine-Systemen durch den Einsatz von Automation zu senken. Das Vorgehen, alles was technisch möglich ist zu automatisieren, hat sich mittlerweile als ein Irrweg herausgestellt, weil dadurch zunehmend *Mensch-Maschine-Probleme* (*Human Factors*) in den Vordergrund treten.

Lösungsansatz: Workload-adaptive Assistenzsysteme

Heutzutage weiß man, dass sich diese Probleme nur dann lösen lassen, wenn man das Gesamtsystem betrachtet, welches aus menschlichen Operateuren und deren technischen Hilfsmitteln besteht und man, auch von der technischen Seite her, zunehmend auf die Bedürfnisse und den *mental*en Zustand der menschlichen Systembediener eingeht.

Dieser Erkenntnis entstammt auch die Erforschung moderner *adaptiver Assistenzsysteme*, die sich an die Operateure und deren mentalen Zustand, insbesondere an die mentale Beanspruchung, anpassen.

Auch diese Arbeit versucht hierzu einen Beitrag zu leisten und zeigt, dass Workload-Adaptivität erreicht werden kann, indem man das psychologische Konstrukt der mentalen Beanspruchung geeignet operationalisiert, dieses in Echtzeit messtechnisch erfasst, die Situation in die Zukunft projiziert, Handlungsbedarf feststellt und, unter Berücksichtigung geeigneter Verhaltensregeln, adaptiv interveniert.

Forschungsfragestellung

Das übergeordnete Gesamtziel dieser Arbeit ist die Konzeption eines *Workload-adaptiven, kognitiven Assistenzsystems* zur Unterstützung von Nutzern komplexer Systeme, welches sich an deren momentanen mentalen Zustand anpasst.

Hierfür ist unter anderem die Kenntnis über die momentane *Aufgabentätigkeit* der Operateure erforderlich.

In diesem Rahmen wird deshalb folgende dreiteilige Forschungsfragestellung im Detail untersucht:

1. Wie kann Workload-Adaptivität erreicht werden?
2. Wie kann die mentale Beanspruchung operationalisiert, das heißt technisch in einem Assistenzsystem beschrieben werden?
3. Wie kann die Tätigkeit eines Operateurs in Echtzeit erkannt und damit dessen mentale Beanspruchung abgeschätzt werden?

Konzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem

Mit der Theorie der *Aufgabenzentrierten Assistenz* wird eine geeignete Operationalisierung der Beanspruchung und ein Gesamtkonzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem

vorgestellt. Diese Operationalisierung ist kontextreich und lässt sich aus einem *Aufgabenmodell* ableiten.

Die Komponenten sind dabei der *Plan*, also diejenigen Aufgaben, die zur Erreichung des Missionsziels abgearbeitet werden müssen, die aktuelle *Aufgabentätigkeit*, der *Bedarf an mentalen Ressourcen* und beobachtbare *Verhaltensmuster*. Im Aufgabenmodell werden notwendige Parameter aufgabenspezifisch abgelegt, das heißt statisch jeder Aufgabe separat zugeordnet. Die Beschreibung einer einzelnen Aufgabe sieht dabei Eigenschaften, Beziehungen, Beschränkungen, Evidenzen und den Bedarf an mentalen Ressourcen auf verschiedenen Kanälen und beobachtbare Verhaltensmuster vor. Während der Ausführung werden diese statischen Parameter dynamisch instanziiert.

Evidenzbasierte Tätigkeitserkennung und Ressourcenabschätzung

Neben Missionsplanung, Bestimmung des Bedarfs an mentalen Ressourcen und Verhaltensanalyse ist vor allem eine robuste Erkennung der Tätigkeit der Operateure eine Schlüsselkomponente eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems. Eine Lösung hierfür ist die *Evidenzbasierte Tätigkeitserkennung*, welche sich beispielsweise mit Hilfe der Bayes-Klassifikation oder der Dempster-Shafer-Theorie umsetzen lässt.

Diese Arbeit beschreibt die technische Umsetzung eines funktionsfähigen Prototyps zur maschinellen Tätigkeitserkennung auf Basis einer vereinfachten Version der *Dempster-Shafer-Theorie (DST)* und einer Ressourcenabschätzung auf Basis der *Theorie multipler Ressourcen von Wickens (MRT)*.

Anwendung, Implementierung und experimentelle Untersuchung

Die Anwendung des Konzepts ist die Führung mehrerer unbemannter Luftfahrzeuge (UAVs) aus dem Cockpit eines bemannten Hubschraubers (*Manned-Unmanned-Teaming, MUM-T*), welche in einem Hubschrauber-Missionssimulator implementiert und evaluiert wird.

Der Schwerpunkt dieser Arbeit liegt dabei weniger auf der experimentellen Untersuchung der Methode mit statistischen Mitteln, als vielmehr auf dem ingenieurstechnischen Wissen (Know-how), wie sich das Konzept eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems implementieren und anwenden lässt.

Die Funktionsfähigkeit der Implementierung wird dabei anhand von Fallbeispielen aus *Gesamtmissionen* und einer *Expertenbefragung* in *Mensch-Maschine-Experimente* nachgewiesen.

Ergebnisse

Die durchgeführten Experimente zeigen, dass das Konzept eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems mit maschineller Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung generell *schlüssig und tragfähig* ist.

Das implementierte Modell weist auf der feingranularen Skala mit Zeitkonstanten im Bereich kognitiver Prozesse von wenigen hundert Millisekunden noch große Abweichungen zu den, von Experten erfassten, Pilotenaufgaben und mentalen Ressourcen auf. Jedoch zeigt sich, dass die Pilotentätigkeiten bei zeitlicher Tiefpassfilterung in die grobgranularen Missionsaufgaben und Workload-Fluktuationen in die Workload-Grundlast übergehen. Diese *Ergebnisse sind plausibel* und konvergieren gegen die Erwartung.

Die Ergebnisse zeigen auch, dass sich mit der entwickelten Methode *ganze Missionen automatisiert auswerten* lassen und sich in den Daten der Gesamtmissionsexperimente Beispiele für Workload-adaptives Verhalten des *Assistenzsystems im Closed-Loop* finden.

Abstract

Problems of complex human-machine systems

Today's world is characterized by a multitude of complex technical systems that are operated and managed by human users. These include automobiles, aircraft, medical technology and technical processes, which are intended to make life and work easier.

However, the use of these systems increasingly demands more from their human users and does not always lead to the desired facilitation of work, but to an increase in *mental workload*.

For this reason, research approaches in the field of human-machine systems have for years been aiming at reducing mental workload through the use of automation. The approach of automating everything that is technically possible has meanwhile turned out to be a false path, because *human-machine problems (human factors)* are increasingly coming to the fore.

Approach to a solution: Workload-adaptive associate systems

Nowadays it is known that these kinds of problems can only be solved if the overall system, consisting of human operators and their technical tools, is considered. This is only possible, if the automated technical system is aware of the *mental state* of the human operator.

The scientific research of modern *adaptive associate systems*, which adapt to the operators and their mental state, in particular to mental workload, also originates from this insight.

This thesis shows that workload adaptivity can be achieved by appropriately operationalizing the psychological construct of mental workload, estimating it in real time, projecting the situation into the near future, determining the need for intervention and intervening adaptively by taking some behavior rules into account.

Research question

This thesis tackles the problem by developing a *workload-adaptive cognitive associate system* to support the human operators of complex human-machine systems. Therefore, knowledge of the current *task activity* of the operators is required. This work addresses three basic research questions:

1. How can workload adaptivity be achieved?
2. How can the mental workload be operationalized, i.e. technically described in an associate system?
3. How can the activity of an operator be recognized automatically in real time and thus their mental workload be estimated?

Concept for a task-centered associate system

In this work, an appropriate operationalization of mental workload and an overall concept for a *task-centered associate system* are presented. This operationalization is context-rich and can be derived from a *task model* of the operator.

The components are the *plan*, i.e. the tasks which must be performed to achieve the work objective, the current *activity*, the *mental resource demands* associated with this activity and observable *behavior patterns*.

Here, necessary parameters are directly assigned to tasks and stored in the model. The description of a single task accounts for task properties, relationships to other tasks, constraints, evidences for task performance, mental resource demands on different resource

channels and observable behavior patterns. During execution, these static parameters are instantiated dynamically.

Activity determination and estimation of mental resource demands

Beside mission planning, estimation of mental resource demands and behavior analysis, a robust *activity determination* is a key component for a task-centered associate system. One possible solution for this problem is an indirect approach based on *evidential reasoning*, which can be implemented using Bayesian Classification or Dempster-Shafer Theory.

This work describes a functional prototype for automatic activity determination using a simplified version of the *Dempster-Shafer Theory (DST)* and the estimation of mental resource demands based on *Wickens' Multiple Resources Theory (MRT)*.

Application, implementation and evaluation

The application of this concept is the guidance of several unmanned aerial vehicles (UAVs) from the cockpit of a manned helicopter (*Manned-Unmanned Teaming, MUM-T*), which is implemented in a helicopter mission simulator.

The focus of this thesis is less on the experimental investigation of the method with statistical means, but rather on the engineering knowledge how to implement and apply the concept of a task-centered associate system.

The functionality of the implementation is proven in use-case studies from *full missions* and *expert surveys* in *human-machine experiments*.

Results

The experiments prove that the concept for a task-centered associate system with automatic activity determination and resource estimation *is consistent and working* in general.

On the fine-granular scale of modelling, with time constants in the range of cognitive processes of a few hundreds of milliseconds, the method still shows large deviations from pilot tasks and mental resources manually recorded in expert surveys. However, it turns out that the pilot activity is transformed into coarse-granular mission tasks and workload fluctuations in average workload levels by applying a temporal low pass filter. These *results are plausible* and converge against the expectations.

Furthermore, the results show that using the developed method it is possible *to analyze full missions automatically* and examples of workload-adaptive behavior of the *closed-loop associate system* can be found in the data of the overall mission experiments.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung	5
Kurzfassung	7
Abstract	9
Inhaltsverzeichnis	11
Abkürzungsverzeichnis	16
1 Einleitung	17
1.1 Mentale Beanspruchung in komplexen Systemen	17
1.2 Automation und Mensch-Maschine-Probleme	18
1.3 Lösungsansatz: Workload-adaptive Assistenzsysteme	21
1.4 Forschungsfragestellung und Aufbau der Arbeit	24
2 Grundlagen der Workload-adaptiven Assistenz	25
2.1 Mentaler Zustand und psychologische Konstrukte	25
2.1.1 Tätigkeit, Aufgaben und Verhalten	26
2.1.2 Aufmerksamkeit	28
2.1.3 Situationsbewusstsein.....	29
2.1.4 Mentale Ressourcen.....	30
2.1.5 Workload	30
2.2 Workload-Problematik in komplexen Systemen	32
2.2.1 Zusammenhang zwischen Beanspruchung und menschlicher Leistung	33
2.2.2 Folgen und Probleme fehlangepasster Workload.....	34
2.3 Methoden zur Bestimmung der Workload	36
2.3.1 Intro-/retrospektive Befragungsmethoden	36
2.3.2 Experimentelle Methoden	37
2.3.3 Analytisch-prädiktive (modellbasierte) Methoden.....	41
2.3.4 Hybride Methoden.....	47
2.3.5 Beurteilung der Methoden hinsichtlich adaptiver Assistenz.....	48
2.4 Workload-Adaption	50
2.4.1 Adaptive Regelungsmethoden.....	50
2.4.2 Designaspekte und Verhaltensweisen.....	52
2.5 Aktuelle Probleme und Forschungsbedarf	53
3 Konzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem	57
3.1 Idee	57

3.1.1	Kontextreiche Operationalisierung der mentalen Beanspruchung.....	57
3.1.2	Aufgaben als Mittel zur Beschreibung der mentalen Beanspruchung.....	58
3.1.3	Aufgaben als Kommunikationsmittel.....	59
3.2	Konzeptübersicht.....	60
3.2.1	Arbeitssystem.....	60
3.2.2	Systementwurf.....	60
3.2.3	Prozess der Aufgabenzentrierten Assistenz.....	62
3.3	Aufgabenmodell.....	62
3.3.1	Aufgabenmodelle und Aufgabenanalyse allgemein.....	62
3.3.2	Anforderungen an das Aufgabenmodell der aufgabenzentrierten Assistenz..	64
3.3.3	Modellstruktur.....	65
3.3.4	Parameter des Aufgabenmodells.....	68
3.3.5	Instanziierung des Aufgabenmodells und Anbindung an den Kontext.....	70
3.4	Verarbeitungskette.....	70
3.4.1	Missionsplanung.....	70
3.4.2	Tätigkeitserkennung.....	71
3.4.3	Ressourcenbestimmung.....	72
3.4.4	Verhaltensanalyse.....	72
3.4.5	Situationsbeurteilung und Projektion.....	73
3.4.6	Interventionsplanung und adaptive Intervention.....	73
4	Methode zur maschinellen Tätigkeitserkennung und Ressourcenabschätzung. 75	
4.1	Problembeschreibung und Motivation.....	75
4.2	Lösungsansatz: Evidenzbasiertes Schließen.....	76
4.3	Methoden zum evidenzbasierten Schließen.....	77
4.3.1	Anforderungen an die Methode.....	77
4.3.2	Methodensichtung.....	79
4.3.3	Methodenauswahl.....	81
4.3.4	Wahrscheinlichkeitstheorie.....	81
4.3.5	Evidenztheorie von Dempster und Shafer.....	83
4.4	Evidenzbasierte Methode zur Tätigkeitserkennung.....	87
4.4.1	Methodenübersicht.....	87
4.4.2	Beschreibung der Tätigkeitserkennung als Dempster-Shafer-Problem.....	88
4.4.3	Vereinfachung der Dempster-Shafer-Theorie.....	89
4.4.4	Zustandsraummodell.....	89

4.4.5	Dynamikmodell.....	92
4.4.6	Sensorprozesskette zur Generierung und Verarbeitung von Evidenzen	94
4.4.7	Kombinieren von Evidenzen	95
4.5	Abschätzung des Bedarfs an mentalen Ressourcen.....	96
4.5.1	Motivation und Anforderungen.....	96
4.5.2	Demand-Vektoren zur Beschreibung der Ressourcenauslastung	96
4.5.3	Modifiziertes VACP-Modell zur Bestimmung der Einzelauslastungen	97
4.5.4	Skalare Workload-Metrik zur Abschätzung der Gesamtbeanspruchung.....	97
5	Implementierung der Methode im Simulator	101
5.1	Anwendungsdomäne: Manned-Unmanned-Teaming	101
5.1.1	Motivation: Neue Fähigkeiten für Hubschraubermissionen.....	101
5.1.2	Manned-Unmanned Teaming (MUM-T).....	102
5.1.3	Probleme der Anwendungsdomäne.....	104
5.2	MUM-T-Hubschrauber-Missionssimulator	105
5.3	Implementierung der Grundfunktionen zur Simulation	106
5.4	Implementierung des Wissens- und Aufgabenmodells.....	108
5.5	Implementierung der automatischen Pilotenbeobachtung	112
5.5.1	Systemübersicht der Pilotenbeobachtung	113
5.5.2	Repräsentation von Beobachtungen als Observationen in der Software	114
5.5.3	Allgemeines Modell zur Bestimmung der Zuverlässigkeit eines Sensors aus einer kontinuierlichen Größe	115
5.5.4	Systemübersicht zur Erfassung manueller Interaktionen	116
5.5.5	Erfassung von Knopfdrücken	116
5.5.6	Erfassung von Touchscreen-Eingaben	117
5.5.7	Erfassung von manuellen Steuereingaben.....	121
5.5.8	Erfassung von Blickbewegungen.....	122
5.5.9	Erfassung auditiver Interaktionen	131
5.5.10	Erfassung der Umweltsituation.....	133
5.6	Implementierung der Tätigkeitserkennung.....	134
5.6.1	Systemübersicht	134
5.6.2	Generierung von Evidenzen	135
5.6.3	Dempster-Shafer-Inferenz.....	137
5.7	Implementierung der Ressourcenabschätzung	139
5.8	Implementierung anderer Teile des Assistenzsystems	140
5.8.1	Implementierung der Mixed-Initiative Missionsplanung	140

5.8.2	Implementierung der Situationsbeurteilung und Projektion	141
5.8.3	Implementierung der adaptiven Intervention	141
6	Evaluierung der Methode im Simulator.....	143
6.1	Design der Mensch-Maschine-Experimente	143
6.1.1	Zielsetzung der Experimente.....	143
6.1.2	Methoden zur Evaluierung der Tätigkeitserkennung.....	144
6.1.3	Datenerfassung im Simulator	147
6.1.4	Testsznarien: Heeresfliegermissionen und Platzrunde	149
6.1.5	Versuchspersonen	152
6.1.6	Allgemeiner Ablauf einer Experimentalkampagne.....	154
6.2	Kalibrierung und Messgenauigkeit der Pilotenbeobachtung.....	154
6.2.1	Kalibrierergebnisse und Messgenauigkeit des Touchscreens	154
6.2.2	Kalibrierergebnisse und Messgenauigkeit der Blickbewegungsmessung.....	155
6.2.3	Kalibrierergebnisse und Messgenauigkeit des Sprecherkenners.....	158
6.3	Videobasierte Untersuchung von Fallbeispielen	159
6.3.1	Fragestellung	159
6.3.2	Evaluierungsmethode mit dem Programm TaskKladde.....	160
6.3.3	Umfang der Auswertung.....	170
6.3.4	Beschreibung des Systemverhaltens anhand ausgewählter Fallbeispiele	170
6.3.5	Ergebnisse der Workload-Abschätzung.....	175
6.3.6	Ergebnisse der Ressourcenabschätzung.....	179
6.3.7	Ergebnisse der Tätigkeitserkennung	182
6.3.8	Granularitätsproblem und Zeitskala der Systemdynamik.....	190
6.4	Subjektive Evaluierung der evidenzbasierten Tätigkeitserkennung anhand einer Platzrunde	194
6.4.1	Versuchsbeschreibung	194
6.4.2	Ergebnisse.....	194
7	Anwendungsbeispiele	199
7.1	Automatisierte Aufgabenanalyse ganzer Missionen	199
7.1.1	Durchführung	199
7.1.2	Ergebnisse der Workload-Abschätzung.....	199
7.1.3	Ergebnisse der Ressourcenabschätzung.....	200
7.1.4	Ergebnisse der Tätigkeitserkennung	202
7.2	Adaptive Assistenz im Closed-Loop	205
7.2.1	Closed-Loop Assistenz Beispiel 1	206

7.2.2	Closed-Loop Assistenz Beispiel 2	207
8	Zusammenfassung, Diskussion und Ausblick	209
8.1	Konzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem	209
8.1.1	Zusammenfassung und Stärken	209
8.1.2	Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen	209
8.2	Aufgabenmodell.....	210
8.2.1	Zusammenfassung und Stärken	210
8.2.2	Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen	210
8.3	Methode zur maschinellen Operateurbeobachtung	211
8.3.1	Zusammenfassung und Stärken	211
8.3.2	Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen	211
8.4	Methode zur maschinellen Tätigkeitserkennung	213
8.4.1	Zusammenfassung und Stärken	213
8.4.2	Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen	213
8.5	Methode zur Ressourcenabschätzung	215
8.5.1	Zusammenfassung und Stärken	215
8.5.2	Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen	215
8.6	Experimentelle Erkenntnisse	216
8.7	Fazit.....	217
9	Literatur.....	219
10	Anhang	241
10.1	Aufgabenmodell.....	241
10.2	Kontextvariablen.....	262
10.3	Kombinationsalgorithmus für Evidenzen	263
10.4	Aufgabenstellung zur Platzrunde.....	264
10.5	Erläuterungen zur Fehlerabschätzung.....	265
10.6	Kalibrierdaten	266
10.7	Ergebnisse der Workload-Abschätzung für die Fallbeispiele	281
10.8	Ergebnisse der Ressourcenabschätzung für die Fallbeispiele	286
10.9	Ergebnisse der Tätigkeitserkennung für die Fallbeispiele.....	294
10.10	Fragebogen zur Platzrunde mit Sprachausgabe.....	298

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Englisch	Deutsch
AI / KI	Artificial Intelligence	Künstliche Intelligenz
DST	Dempster-Shafer Theory	Evidenztheorie von Dempster und Shafer
ECG / EKG	Electrocardiography	Elektrokardiografie
EEG	Electroencephalography	Elektroenzephalografie
EOG	Electrooculography	Elektrookulografie
fMRI	Functional Magnetic Resonance Imaging	Funktionelle Magnetresonanztomografie
fNIRS	Functional Near-Infrared Spectroscopy	Funktionelle Nahinfrarotspektroskopie
HOA	Helicopter Operating Area	Hubschrauber-Operationsgebiet
HRV	Heart Rate Variability	Herzfrequenzvariabilität
HTA	Hierarchical Task Analysis	Hierarchische Aufgabenanalyse
LOI	Level of Interoperability	Interoperabilitätsgrad
MEDEVAC	Medical Evacuation	Hubschrauber-Rettungsmission
MFD	Multi-Function Display	Multifunktionsanzeige
MOB	Main Operating Base	Heimatbasis des Hubschraubers im freundlichen Gebiet
MRT	Multiple Resources Theory	Theorie multipler Ressourcen nach Wickens
MUM-T	Manned-Unmanned Teaming	(Multi-) UAV-Führung aus dem Hubschraubercockpit
MWL	Mental Workload	Mentale Beanspruchung
PFD	Primary Flight Display	Anzeige der wichtigsten Flugführungsinstrumente
PT / WT	Probability Theory	Wahrscheinlichkeitstheorie
UAV	Unmanned Aerial Vehicle	Unbemanntes Luftfahrzeug
VACP	Visual, Auditory, Cognitive, Psychomotor	Modell visueller, auditiver, kognitiver und psychomotorischer mentaler Ressourcen
W/INDEX	Workload Index	Workload Index Modell

1 Einleitung

1.1 Mentale Beanspruchung in komplexen Systemen

Komplexe Systeme

Die heutige Welt ist von einer Vielzahl komplexer technischer Systeme geprägt, welche von menschlichen Nutzern bedient und geführt werden. Diese Hilfsmittel sollen das Leben und die Arbeitswelt erleichtern. Hierzu zählen beispielsweise Fahrzeuge (Automobile, Eisenbahn, Luftfahrzeuge), Medizintechnik oder technische Prozesse.

Aufgrund der Relevanz dieser Technik sind derartige Mensch-Maschine-Systeme Gegenstand aktueller Forschung.

Beispielsweise wird derzeit weltweit an der Führung unbemannter Luftfahrzeuge aus dem Cockpit eines bemannten Hubschraubers (*Manned-Unmanned Teaming, MUM-T*) gearbeitet (Brand & Schulte, 2018; Chan, 2016; Honecker & Schulte, 2017b; Iriarte, 2016; Strenzke u. a., 2011; Uhrmann & Schulte, 2011). Abbildung 1.1 zeigt hierzu eine Illustration.



Abbildung 1.1: *Manned-Unmanned-Teaming im Hubschraubercockpit. Grafik aus (Ruf, von der Mülbe, & Stütz, 2017).*

Workload-Problematik

Die Entwicklung der Technik bewegt sich mit einer atemberaubenden Geschwindigkeit. Die Systeme werden dabei immer komplexer und enthalten oft selbst wiederum komplexe Subsysteme mit einem immer höheren Grad an Automation. Einhergehend mit dieser Entwicklung verlangt der Umgang mit diesen Systemen aber auch immer mehr von deren menschlichen Nutzern ab und führt so nicht immer zur gewünschten Arbeitserleichterung.

Die vielen Aufgaben, die während der Bedienung der technischen Systeme anfallen, führen zu einer großen Arbeitsbelastung und *mentalen Beanspruchung (Mental Workload, MWL)*. Deshalb werden neue Konzepte und Lösungen gesucht, mit denen sich die Beanspruchungsproblematik in den Griff bekommen lässt.

1.2 Automation und Mensch-Maschine-Probleme

Um die Workload an den Arbeitsplätzen dieser Mensch-Maschine-Systeme zu moderieren, vor allem diese zu senken, werden verschiedene Ansätze verfolgt. Diese beruhen meist auf einer Aufgabenvereinfachung durch die Automatisierung von Teilfunktionen. Der Funktionsumfang ist dabei sehr breit und reicht von der Automation einfacher manueller Aufgaben, wie beispielsweise dem Einsatz eines Autopiloten, bis hin zur Automation komplexer kognitiver Aufgaben (z.B. Routenplanung).

Begriffsdefinition Automation

Automation wird meist dadurch definiert, dass Funktionen, die bisher vom Menschen ausgeführt wurden, jetzt von einer Maschine erledigt werden (Parasuraman, Bahri, Deaton, Morrison, & Barnes, 1992, S. 5–6; Parasuraman & Riley, 1997, S. 231–232). Nach einer anderen Definition bedient oder steuert Automation die Ausrüstung, einen Prozess, oder ein System (American Heritage Dictionary, 2019). Ebenso kann Automation, weniger freundlich und überspitzt dargestellt, als eine Ansammlung an tyrannischen, selbstdienlichen Maschinen aufgefasst werden (E. L. Wiener & Curry, 1980, S. 996).

Vorteile durch Automation

Von der Automation erwartet man vor allem eine bessere Systemleistung durch die Erweiterung der operationellen Fähigkeiten konventioneller Systeme, eine Reduktion von Fehlern, weniger Zeitbedarf und geringere Kosten (D. A. Boehm-Davis, Curry, Wiener, & Harrison, 1983, S. 954–955; National Research Council, 1982, S. 29,52,82,85; Parasuraman u. a., 1992, S. 8–10).

Aber auch für die menschlichen Operateure soll die Verwendung von Automation Vorteile bringen. Neben der Reduktion kognitiver Workload erwartet man eine Vereinfachung der Systembedienung sowie die Erhöhung von Komfort und Sicherheit (Onnasch, Wickens, Li, & Manzey, 2014; Scerbo, 2007, S. 239). Das Ziel ist die menschliche Leistung länger aufrecht zu erhalten, indem die Systembediener weniger banale Aufgaben durchführen müssen (Scerbo, 2007, S. 239).

Unterstützungsfunktionen

Um diese Vorteile zu erzielen versucht die *klassische Automation* zunächst einzelne Unterstützungsfunktionen anzubieten, ohne den mentalen Zustand der Nutzer zu berücksichtigen. Im Bereich der Luftfahrt findet man Unterstützung beispielsweise in der Flugsteuerung, Navigation und Systembedienung.

Die klassische Automation ist eine rein technische Lösung und der Trend ging bisweilen dahin, den Menschen zu ersetzen, statt diesem zu assistieren (Rouse & Morris, 1986, S. 965).

Diese Art der statischen und nicht-kognitiven Automation deckt heute ein breites Anwendungsspektrum ab. Erfolgreiche Automatisierungsbeispiele in der kommerziellen Luftfahrt sind Autopilot, Flight Director, oder Alarm- und Warnsysteme (E. L. Wiener & Curry, 1980, S. 997).

Kognition und Kognitive Automation

Die fortschreitende Automatisierung macht an dieser Stelle noch lange nicht halt. Richtiges Verhalten in unbekanntem Situationen erfordert höhere kognitive Fähigkeiten, die in der Vergangenheit dem Menschen vorbehalten waren.

Mit dem Begriff *Kognitive Automation (Cognitive Automation)* dringt mittlerweile auch die

Automation in diesen Bereich ein (Onken & Schulte, 2010, S. 91–104; Walsdorf & Onken, 1998).

Kognition ist dabei ein allgemeiner Begriff aus der Psychologie. Nach (Gerrig & Zimbardo, 2015, S.286) beschäftigt sich die *kognitive Psychologie* mit höheren geistigen Funktionen des Menschen. Eine besondere Rolle spielt dabei die Art und Weise, wie Menschen Wissen erwerben und wie sie dieses einsetzen. Zu den *kognitiven Fähigkeiten* gehören, der Quelle nach, beispielsweise Wahrnehmung, Aufmerksamkeit, Intelligenz, Gedächtnis, Sprache, logisches Denken, Lernfähigkeit, Problemlösen und Planen.

Kognitive Aufgaben, wie beispielsweise Überwachungstätigkeiten, sind dadurch gekennzeichnet, dass diese den Operateur hauptsächlich mental beanspruchen. Diese Beanspruchung lässt sich mit klassischer Automation nur bedingt reduzieren. Ziel kognitiver Automation ist es, auch diese Fähigkeiten ganz oder teilweise auf ein technisches System zu übertragen und automatisiert durchzuführen. Dadurch kann die mentale Workload weiter reduziert werden.

Die kognitive Automation ist in allen Klassen der Informationsverarbeitung vertreten. In der Informationsbeschaffung, Informationsanalyse, Entscheidungsauswahl und Handlungsimplementierung kann sie durch Filterung, Prädiktion, Lösungsstrategien oder Aufgabenübernahme stattfinden (Inagaki, 2003, S. 6; Parasuraman, Sheridan, & Wickens, 2000, S. 286). *Wissensbasierter Systeme* und *Expertensysteme* bieten Automation auf einer wissensbasierten Ebene an (Feigenbaum, 1981; Minsky, 1974).

Als Beispiel eines solchen Expertensystems sei MYCIN erwähnt (B. G. Buchanan & Shortliffe, 1984).

Um diese Einzelfähigkeiten zusammenzufassen wurden *kognitive Theorien, Modelle und Architekturen* auf Computersystemen entwickelt. Beispiele hierfür sind ACT/ACT-R (Anderson, 1983; Anderson u. a., 2004; Anderson & Lebiere, 1998), Soar (Laird, 2012; Laird, Newell, & Rosenbloom, 1987), das Rasmussen-Modell (Rasmussen, 1983), EPIC (Meyer & Kieras, 1997) oder COSA (Brüggenwirth, 2014; Putzer, 2004).

Während mobile kognitive Systeme bis vor einigen Jahren noch undenkbar gewesen sind, finden sich diese mittlerweile mit der automatischen Routenplanung oder Spracherkennung in fast jedem PKW und Mobiltelefon.

Einen Überblick über kognitive Systeme in der Flug- und Fahrzeugführung findet man in (Onken & Schulte, 2010), (Schulte, 2013a) und (Flemisch u. a., 2013).

Intelligenz und Künstliche Intelligenz

Durch den vermehrten Einsatz lernfähiger Algorithmen gewinnt auch das Thema *Künstliche Intelligenz, KI (Artificial Intelligence, AI)* derzeit wieder mehr an Bedeutung (European Research Council, 2018; Neugebauer, Wrobel, Bauckhage, & Keuper, 2018).

Der Begriff wurde bereits in der Mitte der 1950er Jahre durch John McCarthy geprägt und als die Wissenschaft und Ingenieurskunst definiert, welche das Ziel verfolgt, intelligente Maschinen und Computerprogramme zu bauen (McCarthy, 1998, S. 2; McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 1955). Minsky beschreibt in seinen Arbeiten verschiedene Probleme der heuristischen Programmierung, welche künstliche Intelligenz benötigen. Darunter fallen Suche, Mustererkennung, Lernen, Problemlösen und Planen (Minsky, 1961).

Betrachtet man den Begriff *Intelligenz* aus psychologischer Sicht, so findet man in der Literatur eine Definition, welche von mehreren Wissenschaftlern unterstützt wird:

„Intelligenz ist eine sehr allgemeine geistige Fähigkeit, die unter anderem die Fähigkeiten zum schlussfolgernden Denken, zum Planen, zum Problemlösen, zum abstrakten Denken,

zum Verstehen komplexer Ideen, zum raschen Auffassen und zum Lernen aus Erfahrung einschließt.“ Zitiert aus (Gerrig, 2015, S. 341) nach (Gottfredson, 1997, S. 13).

An dieser Auswahl erkennt man, dass eine Abgrenzung des Begriffs Intelligenz hin zu Kognition schwierig ist. Ein Mensch ist demnach dann intelligent, wenn er gute Leistungen in kognitiven Fähigkeiten erzielt.

Nach Newell ist ein technisches System in dem Maße intelligent, als dass es ein wissensbasiertes System approximiert (Newell, 1994, S. 90). Das bedeutet, es ist dann intelligent, wenn es sein Wissen bestmöglich einsetzt um sein Arbeitsziel zu erreichen.

Einen Überblick über aktuelle Methoden und Algorithmen aus dem Bereich der künstlichen Intelligenz sowie Agentensysteme liefern Russell und Norvig (Russell & Norvig, 2012, 2016).

Kybernetik

Außer den Begriffen der künstlichen Intelligenz und kognitiven Automation sind häufig noch der Begriff *Kybernetik (Cybernetics)* und dessen Abwandlungen im Umlauf.

Die Kybernetik ist weitreichend gefasst und beschäftigt sich allgemein mit der Wissenschaft, welche die Steuerung und Regelung von Menschen und Maschinen untersucht (N. Wiener, 1948).

Mensch-Maschine-Probleme

Neben der Möglichkeit, die Beanspruchung von Systembedienern zu senken, bietet richtig eingesetzte Automation das Potenzial zur Reduktion von Kosten und Personal, Minimierung von Risikofaktoren und somit Steigerung der Sicherheit. Doch Automation alleine ist kein Heilsbringer. Beispielsweise stagniert die Sicherheit in der Luftfahrt und nimmt trotz des vermehrten Einsatzes komplexer Automation nicht weiter zu (Onken & Schulte, 2010, S. 88).

Einer der Gründe hierfür ist, dass im Spannungsfeld zwischen Menschen und Maschine neue Probleme entstehen (*Human Factors*). Die Folgen dieser Probleme können verheerend sein und speziell in der Luftfahrt zu Flugzeugabstürzen und damit zum Verlust von Menschenleben führen (Degani, 2004), zitiert nach (Scerbo, 2007, S. 240).

Die Ursachen dieser Probleme sind vielfältig. So verlagert sich beispielsweise der Fokus eines Systembedieners von manuellen Tätigkeiten auf die Überwachung der Automation (*Supervisory Control*) (Sheridan, 1976, 1992, 2006; Sheridan & Hennessy, 1984). Überwachende Tätigkeiten sind jedoch aus psychologischer Sicht etwas, das Menschen von Natur aus nur sehr schlecht können, da hierfür dauerhafte Aufmerksamkeit erforderlich ist. Eine der negativen Folgen ist beispielsweise *Ermüdung (Fatigue)* (Desmond, Hancock, & Monette, 1998).

Auch das *Vertrauen* in die Automation (*Reliance, Trust In Automation*) spielt eine große Rolle (Lee & See, 2004). Besondere Probleme können entstehen, wenn sich Operateure blind auf die Automation verlassen (*Overreliance*) (Parasuraman, Molloy, & Singh, 1993, S. 2-3,21; Parasuraman & Riley, 1997, S. 239-241) oder wenn sie dieser zu stark misstrauen (*Underreliance*) (Parasuraman & Riley, 1997, S. 233; Sorkin, 1988).

Ist der Mensch nicht mehr vollständig in den Regelkreis der Systemführung involviert, so kann es kurzfristig zum Verlust des *Situationsbewusstseins (Situation Awareness)* und zu *Out-Of-The-Loop-Problemen (OOTL)* kommen (Endsley, 1996; Endsley & Kiris, 1995; Kaber & Endsley, 1997), denn das mentale Situationsbild der Umwelt kann nicht mehr vollständig aufgebaut werden.

Mittelfristig kann andauernde Hochautomation unterfordernd sein und zu Langeweile (*Boredom*) oder Selbstzufriedenheit (*Complacency*) führen (Parasuraman u. a., 1993; Prinzl

III, DeVries, Freeman, & Mikulka, 2001, S. 4–6; E. L. Wiener, 1981).

Langfristige Problem, wie der Verlust menschlicher Fähigkeiten (*Skill Degradation, De-skilling*) (Billings, 1997b, S. 195–196; Cooley, 1987), können beispielsweise durch mangelndes Training entstehen.

Zu Problemen kommt es auch, wenn der Automationseingriff zum falschen Zeitpunkt stattfindet oder die Intensität der Automation nicht richtig dosiert ist. Automation reduziert Workload in Situationen, in denen sie bereits niedrig ist, aber erfordert mehr Aufmerksamkeit und Interaktionen, wenn die Workload hoch ist. Man spricht in diesem Zusammenhang von *Clumsy Automation* (Billings, 1997b, S. 193; E. L. Wiener, 1989, S. 173).

Weitere Mensch-Maschine-Probleme sind *Mode Error* (Sarter & Woods, 1995), *Automation Bias* (Cummings, 2004; Tversky & Kahneman, 1974) oder *Data Overload* (Woods, Patterson, Roth, & Christoffersen, 1999).

Konsequenzen für die Konzeption automatisierter Systeme

Bei der Konzeption automatisierter Systeme ist es wichtig, diese Mensch-Maschine-Probleme zu beachten. Billings nennt hierzu die vier Designfaktoren *Complexity, Brittleness, Opacity* und *Literalism* (Billings, 1997b). Probleme entstehen beispielsweise dann, wenn ein Bediener die Funktionsweise der Automation aufgrund der Komplexität (*Complexity*) oder aufgrund von Intransparenz (*Opacity*), das heißt fehlende Rückmeldung über den internen Status des Systems, nicht mehr versteht. Bedient ein Operateur das System anders als vom Designer vorgesehen, können unvorhergesehene Probleme entstehen (*Brittleness*). Die Automation kennt und versteht die Ziele des menschlichen Operateurs oft nicht und führt strikt vorprogrammierte Funktionen aus, auch wenn diese nicht zum gewünschten Ziel führen (*Literalism*).

Beim Entwurf automatisierter Systeme gilt es insbesondere den *Teufelskreis der Automation* zu vermeiden (Onken & Schulte, 2010, S. 87–88). Dieser entsteht, wenn versucht wird, Automationsprobleme durch den Einsatz von mehr Automation zu lösen, jedoch dadurch wiederum neue Automationsprobleme hervorgerufen werden.

Um aus diesem Kreis auszubrechen müssen Methoden gewählt werden, die intensiver auf die Mensch-Maschine-Probleme in komplexen Systemen eingehen.

1.3 Lösungsansatz: Workload-adaptive Assistenzsysteme

Menschzentrierte Automation

Ein Ansatz um die Mensch-Maschine-Probleme anzugehen ist die *Menschzentrierte Automation (Human-centered Automation)* (Billings, 1991, 1997a; Parasuraman u. a., 1992, S. 3, 11–12, 33–36; E. L. Wiener, 1989, S. 170, 182). Diese steht im Kontrast zu technologiezentrierten Ansätzen, die besonders schnell zu Mensch-Maschine-Problemen führen können.

Die Kernaussage des Paradigmas der menschzentrierten Automation ist, dass Automation so ausgelegt werden sollte, dass sie kooperativ mit den menschlichen Operateuren bei der Verfolgung von Arbeitszielen arbeitet (Billings, 1991, S. 7). Dies erfordert, dass die Automation besser auf den menschlichen Operateur und seine Bedürfnisse eingeht und ihn aktiv im Wirkungskreis hält. Danach muss der Mensch gegenüber der Automation die Entscheidungshoheit besitzen und nur er darf letztendlich bestimmen, wann und wie die Funktionsallokation zwischen Mensch und Maschine geändert werden darf.

In diesem Zusammenhang wurde nachgewiesen, dass aktiv involvierte Operateure leistungsmäßig besser abschneiden als passive Operateure (beispielsweise schnellere Detektion von Fehlern (Idaszak & Hulin, 1989)).

Adaptive Automation

Auf dem Prinzip der menschenzentrierten Automation setzt auch die *Adaptive Automation* auf (*Adaptive Automation, Adaptive Aiding, Adaptive Function Allocation*) (Hancock & Chignell, 1987; Inagaki, 2003; Parasuraman u. a., 1992; Rouse, 1976, 1977; Rouse & Rouse, 1983; Scerbo, 2007). Diese verspricht ebenfalls die Mensch-Maschine-Probleme der klassischen Automation durch eine bessere Benutzer-System-Zusammenarbeit zu verringern.

Der Begriff *Adaptive Automation* bezieht sich auf flexible Systeme, in welchen sowohl der Nutzer als auch das System einen Wechsel des Automationsgrads initiieren kann (Scerbo, 2007). Bei ihr liegt demnach die Entscheidungshoheit, je nach Bedarf und Eingriffsstrategie, beim Operateur oder bei der Automation. Bisher musste sich der Mensch meist an seine technischen Werkzeuge anpassen (Clark, 2003, S. 7). Bei der adaptiven Automation soll sich die Automation dagegen an den mentalen Zustand des Operateurs anpassen.

Die adaptive Automation verspricht neben der Möglichkeit zur Regulierung der mentalen *Beanspruchung (Mental Workload)*, *Aufmerksamkeit (Attention)*, oder *Wachsamkeit (Vigilance)* auch den Erhalt menschlicher *Fähigkeiten (Vermeidung von Skill-Degradation)* sowie mehr Involvierung des Operateurs in die durchzuführenden *Aufgaben (Tasks)* (Parasuraman u. a., 1992, S. 4).

All diese Gründe qualifizieren die adaptive Automation als einen aussichtsreichen Ansatz zur Entwicklung eines modernen Assistenzsystems und der Entschärfung der Workload-Problematik in komplexen Mensch-Maschine-Systemen.

Weitere Details und Eigenschaften der adaptiven Automation finden sich unter anderem in (Hancock, Chignell, & Loewenthal, 1985; Morrison, Gluckman, & Deaton, 1991; Rouse, 1988; Wickens & Kramer, 1985, S. 336–337).

Besonders die Möglichkeit, ein technisches System an die momentane Workload des Menschen anzupassen, stellt einen vielversprechenden Ansatz dar. Sie wurde bereits in den 1980er Jahren beschrieben (Hancock & Chignell, 1988; Rouse, Geddes, & Curry, 1987) und ist bis heute Gegenstand der Forschung.

Bei der *Workload-Adaption* wird die mentale Beanspruchung auf einem mittleren Niveau reguliert, um die menschliche Leistung auch unter stressigen Bedingungen aufrecht zu erhalten und somit fatale Fehler zu vermeiden (Parasuraman u. a., 1992; Veltman & Jansen, 2006).

Unterstützungs- und Assistenzsysteme

Die automatisierte Hilfe kann in Form eines *Assistenzsystems (Assistant System, Associate System)* umgesetzt werden. Ein Assistenzsystem ist ein technisches System, welches einem Systembediener ähnlich wie ein menschlicher Beifahrer oder Kopilot zur Seite steht und diesen bei seiner Arbeit und Aufgaben unterstützt.

Der Begriff Assistenzsystem wird in der heutigen Gesellschaft und Industrie sehr breit verwendet. Auf der einen Seite finden sich darunter einfache Unterstützungsfunktionen, wie beispielsweise ein Tempomat oder eine Abstandsregelung im Automobil, auf der anderen Seite reicht der Begriff bis hin zu humanoiden Robotern, die sich Methoden der kognitiven Automation oder künstlichen Intelligenz bedienen.

In der Literatur zum Thema Industrieautomatisierung findet sich folgende Definition eines Assistenzsystems:

„Unter (Mitarbeiter-) Assistenzsystemen können jegliche Systeme verstanden werden, die den Mitarbeiter bei seinen Handlungen unterstützen. Dabei können sie die Informations-, Entscheidungs- und Ausführungsebene adressieren, wobei Wahrnehmungs- und Entscheidungsassistenzsysteme als kognitive Unterstützung und Ausführungsassistenzsysteme als physische Unterstützung verstanden werden können.“ (Reinhart u. a., 2017, S. 57).

Kognitive und adaptive Assistenzsysteme

Bedient sich ein Assistenzsystem kognitiver Automation, so spricht man von einem *kognitiven Assistenzsystem* und analog bei der Verwendung adaptiver Automation von einem *adaptiven Assistenzsystem*. Da meist beide Konzepte simultan verwendet werden ist eine Abgrenzung schwierig und nicht immer sinnvoll.

Beispiele für kognitive Fahrerassistenzsysteme findet man in (Bubb, Bengler, Grünen, & Vollrath, 2015, S. 525–582; Dickmanns u. a., 1993; Onken, 1994a). Frühe kognitive Pilotenassistenzsysteme sind das amerikanische Pilot Associate (Banks & Lizza, 1991) und das *Rotorcraft Pilot Associate (RPA)* mit dessen *Cockpit Information Manager (CIM)* (C. A. Miller & Hannen, 1999). Auf deutscher Seite sind das Assistenzsystem zur Instrumentennavigation *CASSY* (Onken & Prévôt, 1994; Prévôt, Gerlach, Ruckdeschel, Wittig, & Onken, 1995) und dessen militärischer Nachfolger *CAMA* (Schulte & Stütz, 1998; Strohal & Onken, 1997; Stütz & Schulte, 2000; Walsdorf, Putzer, & Onken, 1999) vertreten. Weitere Einblicke in diese Assistenzsysteme liefern (Onken & Schulte, 2010, S. 159–206).

Neuere Forschungsprojekte zum Thema Assistenzsysteme sind beispielsweise das ressourcenadaptive Assistenzsystem *MiRA-T* für Hubschrauberpiloten (Maiwald, 2013; Maiwald & Schulte, 2011, 2014; Strenzke u. a., 2011) und *MUM-T* zur kognitiven Unterstützung von Hubschrauberkommandanten (Rauschert, 2013; Strenzke u. a., 2011; Uhrmann & Schulte, 2011). Theißing beschreibt ein Konzept für ein adaptives Assistenzsystem zur Unterstützung von UAV-Operateuren, welches durch eine Rückwärtsplanung vom spätmöglichen Eingriffszeitpunkt möglichst wenig interveniert um den Operateur nicht aus dem Loop zu nehmen und trotzdem Fehler zu vermeiden (Theißing, 2017; Theißing, Liegel, & Schulte, 2015).

Einige dieser Systeme orientieren sich an den Grundforderungen für Assistenzsysteme nach (Onken & Schulte, 2010, S. 153–159). Als theoretische Grundlage für *CAMA* dient der kognitive Prozess des Menschen (Walsdorf u. a., 1999).

Workload-adaptive Assistenzsysteme

Passen sich Assistenzsysteme an die subjektive mentale Beanspruchung von Operateuren an, so spricht man von *Workload-adaptiven Assistenzsystemen*.

Bei der Implementierung dieser Art von Assistenzsystemen liegt die Hauptschwierigkeit darin, eine kontinuierliche und exakte Bestimmung und Modellierung der mentalen Beanspruchung in Szenarien der realen Welt umzusetzen und nicht nur Spielzeugprobleme zu lösen (Parasuraman & Rizzo, 2007; Scerbo, 2007, S. 245–246).

Aufgabenzentriertes Assistenzsystem als Lösungskonzept

Die vorliegende Arbeit verfolgt das Ziel, ein praxisnahes Workload-adaptives Assistenzsystem zur Lösung der Workload-Problematik in komplexen Mensch-Maschine-Systemen zu realisieren.

Das vorgeschlagene Lösungskonzept schreibt dem Begriff der Aufgaben eine zentrale Bedeutung zu. Es sieht vor, das psychologische Konstrukt der mentalen Beanspruchung über Aufgaben geeignet zu operationalisieren, diese in Echtzeit messtechnisch zu erkennen, die Situation in die Zukunft zu projizieren, Handlungsbedarf festzustellen und, unter Berücksichtigung von Verhaltensregeln, adaptiv zu intervenieren.

Dabei ist die notwendige Erkennung der momentanen Aufgabentätigkeit ein zentrales und bis heute nicht zufriedenstellend gelöstes Problem (Rauschert & Schulte, 2012, S. 3–14). Dies führt auf die Forschungsfragestellung dieser Arbeit.

1.4 Forschungsfragestellung und Aufbau der Arbeit

Diese Forschungsfragestellung ist komplex wird daher in drei Teilfragen zerlegt:

1. Wie kann Workload-Adaptivität erreicht werden?
2. Wie kann die mentale Beanspruchung operationalisiert, das heißt technisch in einem Assistenzsystem beschrieben werden?
3. Wie kann die Tätigkeit eines Operators in Echtzeit maschinell erkannt und damit dessen mentale Beanspruchung abgeschätzt werden?

Die erste Teilfrage bezieht sich auf die Gesamtfunktionskette, die von der Erfassung der Situation, inklusive der subjektiven Beanspruchung eines menschlichen Operators, bis hin zur adaptiven Intervention reicht.

Hierzu wird in Kapitel 2 zunächst auf den *mentalen Zustand* allgemein, das psychologische Konstrukt der *mentalen Beanspruchung* und den Begriff der *Aufgabe* näher eingegangen. In diesem Rahmen werden sowohl die Problematik als auch der aktuelle Stand der Forschung dargelegt.

Eine besondere und bis heute nicht zufriedenstellend gelöste Herausforderung ist die Beschreibung und Implementierung der Beanspruchung in einem technischen System (*Operationalisierung*). Die zweite Forschungsfragestellung zielt daher darauf ab, eine geeignete technische Repräsentation der mentalen Beanspruchung zu finden. Der Schlüssel hierzu ist eine *kontextreiche Operationalisierung* über das Konstrukt der Aufgabe.

Kapitel 3 stellt ein Gesamtkonzept für ein *aufgabenzentriertes Assistenzsystem* vor.

Die vorgeschlagene aufgabenorientierte, kontextreiche Operationalisierung der Beanspruchung erfordert eine robuste maschinelle Erkennung der Tätigkeit eines Operators in Echtzeit (dritte Forschungsfragestellung). Dies stellt eine Kernfunktionalität des Gesamtsystems dar und ist Ausgangspunkt für die Abschätzung der Workload und damit für die Entscheidung zum Interventionseingriff des Assistenzsystems.

Kapitel 4 zeigt mit der *Evidenzbasierten Tätigkeitserkennung* eine Lösung auf, um die momentan bearbeiteten Aufgaben eines Operators maschinell in Echtzeit zu erfassen und den Bedarf an mentalen Ressourcen zu bestimmen.

Kapitel 5 beschreibt die Implementierung dieses Konzepts für den Anwendungsfall *bemannt-unbemannter Hubschraubermissionen* (*Manned-Unmanned Teaming, MUM-T*) in einem Simulator.

Kapitel 6 geht auf die Untersuchung und Validierung des implementierten Assistenzsystems im Rahmen von Gesamtmissionsexperimenten mit erfahrenen Hubschrauberpiloten der Bundeswehr ein.

Abschließend werden in Kapitel 7 als Anwendungsbeispiele der evidenzbasierten Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung die automatisierte Analyse ganzer Missionen sowie die Workload-adaptive Assistenz im geschlossenen Kreis (Closed-Loop) beispielhaft angeführt.

Die Zusammenfassung und der Ausblick auf weitere Forschungsmöglichkeiten runden diese Arbeit in Kapitel 8 ab.

2 Grundlagen der Workload-adaptiven Assistenz

Dieses Kapitel beschreibt die für diese Arbeit relevanten psychologischen und arbeitswissenschaftlichen Grundlagen. Insbesondere bezieht sich das in Kapitel 3 vorgestellte Konzept eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems auf die im Folgenden vorgestellten theoretischen Konstrukte. Um diese Konstrukte technisch in Assistenzsystemen zu implementieren, werden vereinfachte Definitionen vorgestellt.

2.1 Mentaler Zustand und psychologische Konstrukte

Motivation

Adaptive Assistenzsysteme erheben den Anspruch, sich an den mentalen Zustand menschlicher Systembediener anzupassen. Um den Bedarf an adaptiver Assistenz festzulegen, muss dieser Zustand interpretiert werden (Scerbo, 2007, S. 249; Theiing u. a., 2015). Zunächst wird daher geklrt, was unter diesem Begriff genau zu verstehen ist.

Mentaler Zustand und mentale Prozesse

Es ist schwierig eine einheitliche und kompakte Definition des Begriffs *Mentaler Zustand* (*Mental State*) in der Fachliteratur zu finden.

Im Bereich der Philosophie und kognitiven Psychologie wird der mentale Zustand generell im Zusammenhang mit Geist und Bewusstsein verwendet (Brockhaus, 2009, S. 54–55; Sandkhler, Borchers, Regenbogen, Schrrmann, & Stekeler-Weithofer, 2010, S. 278–290). Nach (Detel, 2015, S. 12) sind unter anderem Empfindungen, Stimmungen, Gefhle, Trume, Erinnerungen, Wnsche, Absichten, Interessen, Gedanken, Meinungen, berzeugungen und Erwartungen mentale Zustnde.

In der reprsentationalen Theorie des Geistes, welche man versucht auf Rechnern umzusetzen, fallen ebenso Konzepte wie Glauben, Wahrnehmungen und Abbildungen darunter (Pitt, 2020).

Nach (Myers, 2014, S. 6) sind *mentale Prozesse* innere subjektive Erfahrungen, welche aus dem Verhalten erschlossen werden. Mentale Prozesse wie Denken, Schlussfolgern und Vorstellung werden nach (Pitt, 2020) als Folge mentaler Zustnde betrachtet.

Mentaler Zustand im Bereich adaptiver Automation

Der Begriff mentaler Zustand wird hufig auch im Bereich der adaptiven Automation verwendet. (Parasuraman u. a., 1992, S. 17) fhren die psychologischen Konzepte Workload, Wachsamkeit, Strategien und Absichten an, welche mit dem mentalen Zustand in Zusammenhang stehen. Nach (Scerbo, 2007, S. 242) gehren zum Zustand eines Operateurs auch die Ttigkeit, Leistung und Ressourcen.

Definition: Mentaler Zustand

In dieser Arbeit wird fr den mentalen Zustand daher folgende Definition verwendet, deren einzelne Konzepte in den nchsten Abschnitten nher erlutert werden:

Mentaler Zustand

Allgemeiner Begriff, der mit verschiedenen Konstrukten wie Ttigkeit, Verhalten, Situationsbewusstsein, Aufmerksamkeit, mentale Ressourcen oder Workload assoziiert ist.

2.1.1 Tätigkeit, Aufgaben und Verhalten

Tätigkeit

Obwohl die Begriffe *Tätigkeit* und *Aktivität (Activity)* intuitiv verwendet werden, ist es schwierig eine einheitliche Definition hierfür zu finden. Nach (Hacker, 2010) gilt:

„Tätigkeiten sind übergeordnete Verhaltenseinheiten, die ganze Handlungsketten und deren Komponenten, die Teilhandlungen oder Operationen, umfassen. Sie verfolgen ein sogenanntes Oberziel, das - insbesondere im Arbeitsprozess - als Quasibedürfnis ein Motiv vertritt. Die Tätigkeiten werden in Handlungen verwirklicht.“ (Hacker, 2010, S. 7).

Begriffe, die mit der Tätigkeit in Zusammenhang stehen

Die Tätigkeit steht über die zu erfüllenden Ziele in Verbindung mit den Aufgaben, die ein Agent oder Systemoperator ausführt.

Auch viele der mit Aufgaben in Zusammenhang stehenden Begriffe und Konstrukte sind in der Literatur uneinheitlich und teilweise unscharf definiert.

Nach (Shepherd, 1998, S. 1538) werden oft verschiedene Begriffe wie *Aufgaben (Tasks)*, *Ziele (Goals)*, oder *Handlungen (Actions)* synonym verwendet und *Verhalten (Behavior)* wird oft mit *Anforderungen (Demands)* verwechselt.

Daher ist die genaue Abgrenzung von Aufgaben hin zur Tätigkeit schwierig.

Aufgabe

Nach (R. B. Miller, 1953, S. 8) umfasst eine *Aufgabe (Task)* eine Gruppe von Unterscheidungs-, Entscheidungs- und Ausführungsaktivitäten, die zueinander durch zeitliche Nähe, einen unmittelbaren Zweck und ein gemeinsames Mensch-Maschine-Ergebnis in Beziehung stehen.

Nach (Shepherd, 1998, S. 1538) referenziert der Begriff Aufgabe menschliches Verhalten, Ziele im Arbeitssystem zu deren Erfüllung Menschen beauftragt sind, Beschränkungen durch den Aufgabenkontext sowie Wechselwirkungen zwischen diesen und anderen Faktoren.

(Annett & Stanton, 2000, S. 2) definieren Aufgaben dagegen knapp als Dinge, die eine Person zu erreichen anstrebt und vielmehr durch Ziele als durch Handlungen definiert sind.

Im gemeinsamen europäischen Referenzrahmen für Sprachen wird eine (kommunikative) Aufgabe definiert als:

„Jede zielgerichtete Handlung, die eine Person für notwendig hält, um ein bestimmtes Ergebnis zu erzielen. Dies kann ein Problem sein, das es zu lösen gilt, aber auch eine Verpflichtung, der man nachkommen muss, oder irgendein anderes Ziel, das man sich gesetzt hat.“ (Trim, North, Coste, & Sheils, 2001, S. 22).

Auftrag, Aufgabenbeziehungen und Aufgabenhierarchie

Aufgaben stehen meist in einer Beziehung zu anderen Aufgaben. Zur Darstellung dieser Beziehungen werden häufig hierarchische Baumstrukturen verwendet. (Matern, 1984, S. 77–86) und (Johannsen, 1993, S. 68–75) zeigen beispielsweise, wie sich Aufgaben hierarchisch zerlegen und in die Begriffswelt industrieller Prozesse einordnen lassen. Abbildung 2.1 zeigt einen Ausschnitt aus dem Gesamtschaubild.

Aufgaben werden demnach aus einem *Auftrag* abgeleitet und in immer feinere Teilaufgaben bis hin zu einzelnen Handlungen zerlegt. Einzelne Handlungen werden dann zu Tätigkeiten zusammengefasst. Die einzelnen Teilaufgaben lassen sich dabei als Unteraufträge an untergebene Agenten delegieren.

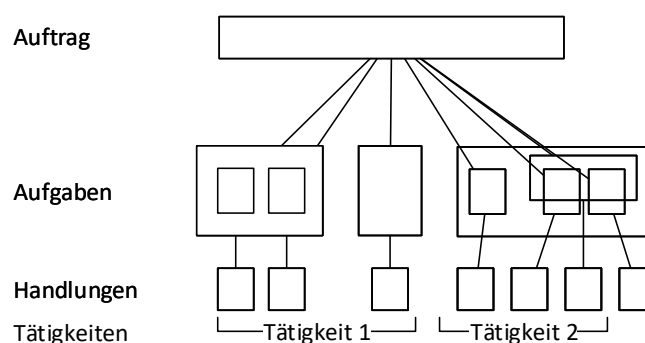


Abbildung 2.1: Aufgabenhierarchie nach (Matern, 1984, S. 79) und (Johannsen, 1993, S. 69).

Aufgabenkontext und Aufgabensituation

Neben der eigentlichen zielgerichteten Aufgabe spielt für die Beanspruchung auch der *Aufgabenkontext* eine entscheidende Rolle.

Nach (Neerincx, 2003, S. 285) besteht eine komplexe *Aufgabensituation* aus mehreren verschiedenen Aufgaben mit verschiedenen Zielen. Diese Aufgaben verweisen auf verschiedene Quellen menschlichen Wissens und Kapazitäten, welche sich auf verschiedene Objekte in der Umgebung beziehen.

Absicht

In engem Zusammenhang mit der Tätigkeit steht auch das Konzept der Absicht.

(Purohit & Pandey, 2019) definieren die *Absicht (Intent)* kurz als den Zweck einer Aufgabe. (Dennett, 1998) befasst sich dagegen tiefer mit dem Thema unter dem Begriff *Intentional Stance*, welches nach (Purohit & Pandey, 2019) den höchsten Abstraktionsgrad von Strategien darstellt, um das Verhalten eines Individuums zu erklären, zu verstehen und vorherzusagen.

In diesem Sinne betrachtet die vorliegende Arbeit die Absicht als das momentane Ziel, welches ein Operateur verfolgt, und bezieht sich daher auf die nähere Zukunft.

Absichtserkennung und Bezug zu Aufgaben

Eine mögliche technische Anwendung des Konstrukts Absicht ist die Absichtserkennung, welche versucht das Verhalten, die Ziele und die Pläne von Agenten zu erkennen. In diesem Zusammenhang beschreiben (Greenstein & Revesman, 1986) eine Methode, um die Aktionen von Menschen zu prädizieren. Auch (Wittig, 1994) befasst sich mit der maschinellen Erkennung von Pilotenabsichten und Pilotenfehlern. Hierzu verwendet er ein heuristisches Verfahren (Sicherheitsfaktoren (Shortliffe, 1976; Shortliffe & Buchanan, 1975)).

Zur Absichtserkennung wird in der Regel eine Modelldatenbank an Aufgaben und Regeln benötigt. Über eine maschinelle Tätigkeitserkennung kann die momentane Aufgabentätigkeit festgestellt und zusammen mit einem *Aufgabenmodell* auch die Absicht prädiziert werden. Eine Schwierigkeit ist dabei, dass kognitive Aufgaben nicht direkt beobachtbar sind.

Verhalten

Nach (Myers, 2014, S. 6) ist *Verhalten (Behavior)* alles, was ein Individuum macht und beinhaltet verschiedenen *Verhaltensweisen*.

Unter Verhalten lässt sich folglich die Art und Weise verstehen, wie Aufgaben ausgeführt werden, um dasselbe Ziel zu erreichen.

Um Aufgaben auszuführen muss ein Operateur einzelne Handlungen und Interaktionen mit einem technischen System tätigen. Verhaltensalternativen sind beispielsweise die Reihenfolge der Ausführung (auch ob sequenziell oder parallel) oder das Weglassen von Teilaufgaben. In diesem Zusammenhang spricht man auch von *Verhaltensmustern*.

Definitionen: Auftrag, Aufgabe, Tätigkeit

Zusammenfassen lässt sich feststellen, dass Aufgaben ganz wesentlich durch ein Ziel bestimmt sind, das es zu erreichen gilt. Aufgaben lassen sich hierarchisch aus dem Auftrag ableiten und immer feiner zerlegen. Sie sind delegierbar und nicht direkt beobachtbar. Um diese Konstrukte in Rechnersystemen anwendbar zu machen, werden in dieser Arbeit folgende vereinfachte Definitionen verwendet:

Auftrag

Oberste Aufgabe, die einem Arbeitssystem zur selbständigen Bearbeitung übergeben wird und ein klares Ziel beinhaltet.

Aufgabe

Aus einem Auftrag ableitbare Arbeitsanweisung, die ein klares Ziel verfolgt, von einem Agenten bearbeitet oder an einen untergebenen als Auftrag delegiert werden kann.

Tätigkeit

Diejenigen Aufgaben, die ein Agent momentan bearbeitet.

2.1.2 Aufmerksamkeit

Definition und Beschreibung

Auch die *Aufmerksamkeit (Attention)* spielt im Zusammenhang mit dem mentalen Zustand eines Operateurs eine wichtige Rolle für diese Arbeit.

Nach (Wentura & Frings, 2012, S. 84) gibt es auch heute noch keine kurze Antwort auf die Frage „*Was ist Aufmerksamkeit?*“ und die Aufmerksamkeitsforschung ist bei weitem noch nicht abgeschlossen, denn es sind noch viele Detailfragen offen (Wentura & Frings, 2012, S. 99).

In der Literatur finden sich jedoch Versuche, die Aufmerksamkeit und deren Eigenschaften zu definieren. So nennt James bereits Ende des 19. Jahrhunderts die Eigenschaften Fokussierung, Konzentration und Bewusstsein (James, 1890, S. 403). Nach Carver und Scheier ist die Aufmerksamkeit ein

„Zustand konzentrierter Bewusstheit, begleitet von der Bereitschaft des zentralen Nervensystems auf Stimulation zu reagieren“ ((Carver & Scheier, 1981), entnommen aus (Maiwald, 2013, S. 22)).

Funktionaler Zugang

Heutzutage wird oft ein funktionaler Zugang zum Konstrukt der Aufmerksamkeit gewählt (Neumann, 1987; Wentura & Frings, 2012, S. 84).

Die Hauptfunktionen, welche sich nach räumlichen, objektbasierten, merkmalsbasierten und zeitlichen Aspekten einteilen lassen, sind der Quelle nach Planen (bzw. Kontrollieren), Überwachen und Selektieren.

Planen bedeutet, die Konzentration auf Handlungen zu lenken. Unter der Funktion *Überwachen* sind die permanente Beobachtung der Umwelt und das Wahrnehmen externer Reize zu verstehen. *Selektion* oder *Selektieren* ist die Trennung relevanter von irrelevanter Information, also eine Filterung. Dabei wird die innere Repräsentation relevanter Informationen verstärkt (*Aktivierung*) oder irrelevanter unterdrückt (*Inhibition*) (Wentura & Frings, 2012, S. 90).

Die Selektion ist eine der wichtigsten Aufmerksamkeitsfunktionen und findet sich in der

Literatur häufig unter dem Begriff *Selektive Aufmerksamkeit* (Allport, 1987; Neumann, 1987), zitiert nach (Wentura & Frings, 2012, S. 90).

Ein anderer, häufiger vorzufindender Begriff ist die *Geteilte Aufmerksamkeit*, welche der Funktion Kontrollieren zugeordnet wird. Dabei wird untersucht, wie die Aufmerksamkeit zwischen sequenziellen und zwei oder mehreren parallelen Aufgaben verteilt wird und welchen Einfluss Aufgabenwechsel spielen (Wentura & Frings, 2012, S. 98).

Die *Daueraufmerksamkeit* lässt sich der überwachenden Funktion zuordnen.

Auf Basis dieser Ordnungsfunktionen treffen Wentura und Frings folgende definierende Aussage über die Aufmerksamkeit:

„Aufmerksamkeit hilft dem kognitiven System relevante von irrelevanter Information zu trennen (*Selektionsfunktion*), die Umwelt zu überwachen (*Überwachungsfunktion*), und Handlungen zu kontrollieren und zu koordinieren (*Handlungssteuerungsfunktion, kognitive Kontrolle*).“ (Wentura & Frings, 2012, S. 99).

Bezug zu Aufgaben, Tätigkeit und Automatismen

Der Zusammenhang von Aufmerksamkeit und adaptiver Automation ist über die momentane Tätigkeit eines Systembedieners gegeben. Hier stellen die gerade durchgeführten Aufgaben den Aufmerksamkeitsfokus dar. Diese Aufgaben unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Schwierigkeit, Beanspruchung und dem Trainingsstand des Operateurs.

Bei (antrainierten) *Automatismen* oder *automatischen Prozessen* laufen Handlungen ab, ohne kognitive Aufmerksamkeitsressourcen zu beanspruchen. Der Ausführende hat dabei jedoch keine bewusste Kontrolle mehr (Moors & De Houwer, 2006; Wentura & Frings, 2012, S. 86).

Modellierung

Zur Beschreibung der Aufmerksamkeit dienen verschiedene Modellierungsansätze wie die *Filtertheorie* (Broadbent, 1958), die Orientierung der Aufmerksamkeit durch visuelle Reize ähnlich eines *Scheinwerfers* (*Spotlight Metaphor*) (Posner, 1980; Posner, Snyder, & Davidson, 1980) oder das *Arbeitsgedächtnis-Modell* (*Working Memory*) mit Speicher- und Steuerelementen (Baddeley, 1992; Baddeley & Hitch, 1974; Wentura & Frings, 2012, S. 93).

Weitere Modelle sind das *SEEV-Modell* (*Saliency, Effort, Expectancy, Value*) für die visuelle Aufmerksamkeit (Wickens, Helleberg, Goh, Xu, & Horrey, 2001) oder das *STOM-Modell* (*Strategic Task Overload Management*) für die Bewegung der Aufmerksamkeit im kognitiven Aufgabenraum (Wickens, 2017).

2.1.3 Situationsbewusstsein

Definition und Beschreibung

Zum mentalen Zustand lässt sich auch das Konstrukt *Situationsbewusstsein* (*Situation Awareness*) zählen.

Nach (Endsley, 1995, S. 36) ist das Situationsbewusstsein die Fähigkeit, Elemente der Umgebung wahrzunehmen, ihre Bedeutung zu verstehen und deren Zustand in die nahe Zukunft zu projizieren. Sie beschreibt das Situationsbewusstsein als einen Zustand über die dynamischen Elemente der Umwelt und weniger als einen Prozess.

Dieses Wissen ist für einen Operateur notwendig, um die richtigen Entscheidungen zu treffen und die richtigen Aufgaben und Handlungen auszuführen. Aus diesem Grund stößt das Konzept des Situationsbewusstseins besonders in der Luftfahrt auf großes Interesse.

Bezug zu Aufgaben und Tätigkeit

Eines der Ziele eines adaptiven Assistenzsystems ist, das Situationsbewusstsein jederzeit aufrecht zu erhalten. In diesem Zusammenhang ist es wichtig zu ermitteln, ob sich ein Operateur mit allen relevanten Aufgaben beschäftigt und den Aufgabenkontext wahrnimmt. Hierfür ist eine maschinelle Erkennung der momentanen Aufgabentätigkeit erforderlich.

2.1.4 Mentale Ressourcen

Definition und Beschreibung

Die Aufmerksamkeit und die menschliche Fähigkeit zur Informationsverarbeitung im Allgemeinen stehen in engem Zusammenhang mit den hierfür benötigten *mentalen Ressourcen* (*Mental Resources*). Beispiele solcher Ressourcen sind visuelle, auditive, kognitive oder psychomotorische (McCracken & Aldrich, 1984, S. 11).

Eine frühe Definition (mentaler) Ressourcen wird von Norman und Bobrow gegeben. In dieser spielen Begriffe wie *Kapazität*, *Kanäle* und *Limitierung* die zentrale Rolle:

„Resources are such things as processing effort, the various forms of memory capacity, and communication channels. Resources are always limited. If several processes request a portion of the same available resource, this resource must be allocated among them.“ (Norman & Bobrow, 1975, S. 45).

Oft wird die Aufmerksamkeit selbst als limitierte Ressource beschrieben, welche zwischen verschiedenen Aufgaben aufgeteilt wird.

Kahneman verwendet die Begriffe *Kapazität* (*Capacity*), *Anstrengung* (*Effort*) und *Aufmerksamkeit* (*Attention*) quasi synonym (Kahneman, 1973, S. 9).

Bedeutung der Limitierung

Insgesamt lässt sich festhalten, dass eine oder mehrere mentale Ressourcen mit begrenzter Kapazität für die Informationsverarbeitung zur Verfügung stehen. Diese kann oder können auf die einzelnen konkurrierenden Verarbeitungsprozesse aufgeteilt werden. Geht eine Ressource zur Neige, so sind negative Konsequenzen wie Sättigungseffekte, Leistungseinbrüche oder menschliche Fehler zu befürchten (Young, Brookhuis, Wickens, & Hancock, 2015).

Auch der Speicher des Arbeitsgedächtnisses oder die menschliche Rechenkapazität kann man als limitierte Ressource betrachten (Baddeley, 1992; Baddeley & Hitch, 1974, S. 86).

Modellierung und Bezug zu Aufgaben

Eine Modell, das mehrere Ressourcen und Konflikte untereinander beschreibt, ist die *Theorie Multipler Ressourcen* (*Multiple Resource Theory, MRT*) (z.B. (Wickens, 2002)). Hier wird der Bedarf an mentalen Ressourcen einzelnen Aufgaben zugeordnet. Diese Theorie wird aufgrund der Fähigkeit Workload zu modellieren in 2.3.3 zusammen mit dem *VACP-Modell* (McCracken & Aldrich, 1984) genauer erläutert.

2.1.5 Workload

Relevanz und Anwendungsfelder

Die *mentale Beanspruchung* (*Mental Workload, MWL*) ist eines der wichtigsten Konstrukte zur Beschreibung des mentalen Zustands eines Operateurs in seinem Arbeitssystem. Dies zeigt sich in mehr als 800 Studien zu diesem Thema, welche in *Human Factors & Ergonomics Journals* veröffentlicht wurden (Wickens, 2017, S. 19).

Die Kenntnis und Berücksichtigung der mentalen Beanspruchung ist auch für viele Anwendungsfelder von Bedeutung. Diese reichen vom Bereich der Softwareentwicklung und CAD (Hayashi, 1988; Järvenpää & Teikair, 1987), zitiert nach (Young u. a., 2015, S. 6) über die Arbeitsplatzgestaltung in komplexen Systemen, wie der Betrieb von Kernkraftwerken (Reinerman-Jones u. a., 2015), bis hin zum Gesundheitssektor und der Medizin (Longo, 2015; Morrow, North, & Wickens, 2005).

Im Bereich Transport spielt Workload bei der Eisenbahn (J. R. Wilson & Norris, 2006), Fahrerassistenzsystemen (Brookhuis, van Driel, Hof, van Arem, & Hoedemaeker, 2008; Hancock, Wulf, Thom, & Fassnacht, 1990; Young & Stanton, 2004, 2007; Zeitlin, 1993), der Pilotenunterstützung (Maiwald, 2013; Parasuraman u. a., 1992; E. L. Wiener, 1989) und der Flugverkehrskontrolle (Averty, Collet, Dittmar, Athènes, & Vernet-Maury, 2004; Loft, Sanderson, Neal, & Mooij, 2007) eine wichtige Rolle.

Einen Überblick über die Literatur und den Stand der Forschung zum Thema Workload liefern beispielsweise (Cain, 2007) und (Young u. a., 2015).

Weitere Definitionen und Erläuterungen zur Workload findet man in (Flemisch & Onken, 2002; Kantowitz, 1987; Loft u. a., 2007; Rohmert & Rutenfranz, 1975, S. 23–62; Tsang & Vidulich, 2006; Wickens, 2008; Young u. a., 2015).

Begriff und Eigenschaften

Das Konzept der Workload ist zwar intuitiv, jedoch schwierig zu definieren (Young u. a., 2015, S. 2). Wickens benutzt beispielsweise die Begriffe *Effort* (Anstrengung) und *Workload* quasi austauschbar als Synonyme (Wickens, 2017).

Nach (Young u. a., 2015, S. 2) ist die Workload ein vieldimensionales *Konstrukt*, welches durch die Charakteristik von Aufgaben, des Operateurs und zu einem gewissen Grad durch den Umweltkontext bestimmt wird (vgl. auch (Charles & Nixon, 2019; Gopher & Donchin, 1986, S. 2–3)).

Ähnlich spezifiziert (Kantowitz, 1987, S. 182) die Workload als eine *Intervenierende Variable*, welche sich im Spannungsfeld von externen Anforderungen und vorhandenen Kapazitäten bewegt.

Bezug zu Aufmerksamkeit und mentale Ressourcen

Nach (Young & Stanton, 2005, S. 1) spiegelt die Workload den Level an Aufmerksamkeitsressourcen wider, welcher benötigt wird, um sowohl objektive als auch subjektive Leistungskriterien zu erfüllen. Diese Leistungskriterien werden durch Aufgabenanforderungen, externe Unterstützung und Erfahrung vermittelt und können durch externe Autoritäten vorgegeben werden oder eigene Ziele des Individuums sein (Hancock & Caird, 1993; Young u. a., 2015, S. 2).

Die Workload ist sozusagen das Produkt der verfügbaren Ressourcen um die Anforderungen von Aufgaben zu erfüllen (O'Donnell & Eggemeier, 1986, S. 2; Welford, 1978). Sie hat viele Facetten wie Zeitdruck oder Aufgabenkomplexität (Young u. a., 2015, S. 2).

Subjektivität

Die Workload ist stark subjektiv und individuell unterschiedlich (Szalma, 2009). So kommen einige Menschen mit einer höheren Arbeitsbelastung besser klar als andere. Dieselben Aufgaben können für unterschiedliche Operateure unterschiedlich empfunden werden, welche dann verschiedene Bewältigungsstrategien anwenden (Inagaki, 2003, S. 12).

Norm DIN/EN/ISO 10075-1

Die Norm DIN/EN/ISO 10075-1 (DIN/EN/ISO 10075-1:2017) (Vorgängerversionen (DIN/EN/ISO 10075-1:2015) und (DIN/EN/ISO 10075-1:2000)), definiert grundlegende

Begriffe bezüglich der psychischen Arbeitsbelastung und deren Zusammenhänge. Im Gegensatz zum relativ unscharf definierten englischen Begriff *Workload* differenziert die deutsche Fachliteratur zwischen *Belastung* und *Beanspruchung*.

Belastung

Die im Rahmen der Tätigkeit durchgeführten Aufgaben und der Aufgabenkontext stellen eine *psychische Belastung* dar. Diese ist in der Norm folgendermaßen definiert:

„Gesamtheit aller erfassbaren Einflüsse, die von außen auf einen Menschen zukommen und diesen psychisch beeinflussen“ (DIN/EN/ISO 10075-1:2017, S. 6).

Beanspruchung

Die Beanspruchung ist dagegen ein psychologisches Konstrukt und daher per Definition nicht direkt messbar. Sie wird durch die Belastung hervorgerufen und durch diese maßgeblich bestimmt. In der Norm ist folgende Definition für die *psychische Beanspruchung* zu finden:

„Unmittelbare Auswirkung der psychischen Belastung im Individuum in Abhängigkeit von seinem aktuellen Zustand“ (DIN/EN/ISO 10075-1:2017, S. 7).

Im Gegensatz zur Belastung, die objektiv erfassbar ist, ist die Beanspruchung subjektiv und daher vom Individuum und der Situation abhängig. Sie unterliegt internen und externen Einflussfaktoren wie dem persönlichen mentalen Zustand oder dem Aufgabenkontext.

Englischsprachige Definition

Die englischsprachige Fassung der Norm (DIN/EN/ISO 10075-1:2015) definiert den Begriff *Mental Workload (MWL)* als Oberbegriff. Darunter fallen Konzepte wie *Mental Stress* oder *Mental Strain*, welche in etwa den deutschen Konzepten Belastung und Beanspruchung entsprechen.

Stress

Der Begriff *Stress* steht im engen Zusammenhang mit dem Begriff der Beanspruchung und wurde im Zusammenhang mit dem Menschen von Hans Selye zuerst genauer untersucht (Selye, 1950). Die Techniker Krankenkasse definiert Stress beispielsweise als:

„... die körperlichen und psychischen Antworten des Organismus auf Belastung. Die auslösenden Ursachen nennt man Stressoren.“ (Techniker Krankenkasse, 2017, S. 9).

Im Gegensatz zur mentalen Beanspruchung umfasst der Begriff Stress also auch körperliche Folgen wie Nervosität, Hormonausschüttungen oder die Anspannung von Muskeln, welche durch das Nervensystem gesteuert werden (Selye, 1950; Staal, 2004, S. 23–34).

2.2 Workload-Problematik in komplexen Systemen

Motivation zur Untersuchung der Workload in komplexen Systemen

Die Workload ist ein wichtiges psychologisches Konzept, um die Arbeit in komplexen Systemen zu untersuchen. Dabei gilt es häufig zu ermitteln, wie beschäftigt Operateure sind, ob diese noch weitere Aufgaben zusätzlich bearbeiten können oder ob diese mit der momentanen Tätigkeit bereits überfordert sind.

In diesem Zusammenhang lässt sich auch feststellen, wie viele Operateure benötigt werden, um eine spezifische Aufgabe durchzuführen.

Die Workload liefert darüber hinaus Antworten auf die Frage, wie schwierig oder komplex Aufgaben sind, und steht im Zusammenhang mit der Dynamik von Situationswechseln.

Zusammenhang zu anderen Konstrukten

Nach der vorhergehenden Beschreibung des mentalen Zustands ist klar, dass die Beanspruchung nicht für sich allein, sondern in kausalen Zusammenhängen zu anderen Konstrukten steht. Um ein Workload-adaptives Assistenzsystem zu konzipieren, müssen deshalb auch diese Zusammenhänge verstanden und deren Einflüsse berücksichtigt werden. Insbesondere sind Belastung, Beanspruchung und Leistung sowie Aufmerksamkeit und mentale Ressourcen eng miteinander verknüpft.

2.2.1 Zusammenhang zwischen Beanspruchung und menschlicher Leistung

Yerkes-Dodson-Gesetz

Die Erkenntnisse über den Zusammenhang zwischen Beanspruchung und Leistung gehen bereits auf (Yerkes & Dodson, 1908) zurück.

Sie beschreiben die Beziehung zwischen Aktivitätsniveau, beziehungsweise Erregung, und Reizverarbeitung an einem Versuch mit Mäusen. Die Arbeit zeigt, dass die Reizverarbeitung für ein mittleres Aktivitätsniveau optimal ist. Auf den Menschen übertragen werden oft die Aktivität mit der Beanspruchung und die Reizverarbeitung mit der Leistung assoziiert.

Belastungs-Beanspruchungs-Konzept von Rohmert und Rutenfranz

Rohmert und Rutenfranz stellen mit dem Belastungs-Beanspruchungs-Konzept ein Modell vor, welches die Zusammenhänge zwischen Belastung, Beanspruchung und Aktivität menschlicher Systembediener beschreibt (Rohmert & Rutenfranz, 1975, S. 23–62).

Das Konzept geht dabei auf den Zusammenhang von Ursache und Wirkung zwischen Zuständen und Elementen eines Arbeitssystems ein und erlaubt damit, ein komplexes Arbeitssystem in einzelne, leichter handhabbare Teilsysteme zu zerlegen, zu analysieren und diese zu beurteilen.

Die Elemente des Konzepts sind Belastung, Beanspruchung, Aktivität beziehungsweise Leistungsverhalten und Effekte wie Anpassung oder Funktionsminderung. Die Belastung wird dabei im Wesentlichen durch die Arbeitsschwere und Dauer bestimmt. Die einzelnen Elemente des Konzepts werden durch situative Faktoren und individuelle Eigenschaften und Fähigkeiten der Systembediener beeinflusst, welche über die Effekte in einer Rückkopplungsschleife stehen.

Optimale Aktivierung und Beanspruchung

Die Erkenntnis, dass die menschliche Leistung abhängig von der mentalen Beanspruchung ist, wird auch in (Parasuraman u. a., 1992, S. 19) oder (Veltman & Jansen, 2006, S. 8/36) beschrieben. Ein Mensch kann demnach nur dann die bestmögliche Leistung erbringen, wenn sich seine Beanspruchung auf einem mittleren Niveau befindet. Dieser Zusammenhang ist qualitativ in Abbildung 2.2 visualisiert.

Dieser Sachverhalt ist ebenfalls in der Norm (DIN/EN/ISO 10075-1:2017) festgehalten, derzufolge es einen Bereich der *optimalen Aktivierung* gibt, welcher die höchste Funktionstüchtigkeit sicherstellt und durch eine moderate psychische Beanspruchung erreicht werden kann.

Weitere Einzelheiten zum Zusammenhang zwischen Beanspruchung und Leistung können in (Johannsen, 1993, S. 141–146) nachgelesen werden.

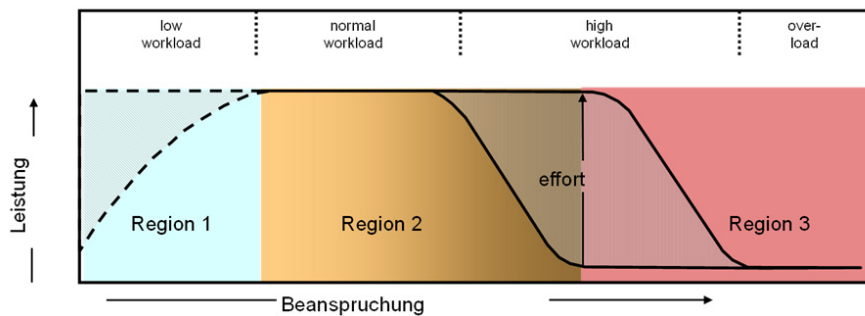


Abbildung 2.2: Zusammenhang zwischen Beanspruchung und Leistung. Grafik aus (Maiwald, 2013, S. 20) nach (Veltman & Jansen, 2006, S. 8/36).

2.2.2 Folgen und Probleme fehlangepasster Workload

Ursachen von Workload

Die Ursachen der mentalen Beanspruchung sind vielfältig. So werden in der Literatur beispielsweise die Fehlanpassung zwischen Anforderungen und Fähigkeiten, die Aufgabenkomplexität, die Aufgabenschwierigkeit sowie die Verarbeitungsgeschwindigkeit und Bandbreite von Informationen genannt (Rohmert & Rutenfranz, 1975, S. 22–27; Young u. a., 2015, S. 3). Ebenfalls spielt die Informationssuche und Informationsbeschaffung eine Rolle (Wickens, 2017).

Multitasking

Nach (Salvucci & Taatgen, 2008, S. 101) ist *Multitasking* die Fähigkeit, mehrere nebenläufige Aufgaben zu verwalten und auszuführen.

Bearbeitet ein Operateur mehrere Aufgaben gleichzeitig, so führen Kontextwechsel, in denen die Aufmerksamkeit zwischen Aufgaben wechselt, ebenfalls zu einer Erhöhung der Workload (Neerincx, 2003). Wie diese Unterbrechung und Wechsel der Tätigkeit genau aussieht und wie sich das auf Workload auswirkt, ist Gegenstand der Forschung (Dismukes, 2010; Salvucci & Taatgen, 2011; Trafton & Monk, 2007; Wickens, 2008).

Folgen der Beanspruchung

Als Folgen der psychischen Beanspruchung werden in der Norm (DIN/EN/ISO 10075-1:2017) sowohl positive als auch negative Effekte genannt. Diese Folgen sind ebenfalls subjektiv und können daher individuell unterschiedlich stark ausfallen. Zu den positiven Effekten gehören Aufwärmeeffekt, Aktivierung, Lernen und Übungseffekt.

Langfristig kann eine Verbesserung von Kompetenzen eintreten (*Kompetenzentwicklung*). Als negative Effekte werden psychische Ermüdung, ermüdungsähnliche Zustände, Monotoniezustand, herabgesetzte Wachsamkeit, psychische Sättigung, Stressreaktion, Langeweile oder Überforderung genannt. Langfristig kann das Burnout-Syndrom eintreten. Negative Faktoren können letztendlich zu einer Änderung oder Unterbrechung der Tätigkeit führen und die Erfüllung von Arbeitsaufgaben wird unmöglich.

Leistungseinbrüche bei hoher Beanspruchung durch Überforderung

Falls die mentale Beanspruchung zu hoch ist, kann *Überforderung* eintreten. Diese entsteht, wenn mehr Reize und Informationen vorliegen, als ein Mensch verarbeiten kann und dieser trotzdem versucht, die Leistung aufrecht zu erhalten (DIN/EN/ISO 10075-1:2017, 2017, S. 10; Young u. a., 2015, S. 3).

Bei einer Überforderung werden die mentalen Ressourcen überstrapaziert. Die Konsequenzen von Überforderung sind vergessene Aufgaben, Leistungseinbrüche und Fehler

(Parasuraman u. a., 1992, S. 19; Wickens, 2017, S. 20–21). Fehler können wiederum selbst die wahrgenommene Workload vergrößern (Hancock, 1989).

Dauerhaft zu hohe Workload kann zu Ermüdungserscheinungen (*Fatigue*) führen (Mehta & Parasuraman, 2013), welche die Fähigkeit verringern, Anstrengung zu aktivieren (Wickens, 2017, S. 26).

Fokussierung der Aufmerksamkeit, Cognitive Tunneling und Cognitive Lockup

Hohe Workload führt zur Fokussierung der Aufmerksamkeit und ineffizienteren Informationsaufnahme.

Da Menschen Aufgaben generell bevorzugt sequenziell abarbeiten und nicht gerne hochfrequent zwischen verschiedenen Aufgaben wechseln, kann es durch eine Fokussierung der Aufmerksamkeit zum Tunnelblick und im Extremfall zum *kognitiven Einschluss* kommen (*Cognitive Tunneling* und *Cognitive Lockup*) (Moray & Rotenberg, 1989; Wickens, 2017, S. 21; Wickens & Alexander, 2009).

Beeinflussung der Entscheidungsfindung: Law of Less Work

Hohe Workload hat außerdem einen negativen Einfluss auf die Entscheidungsfindung von Menschen, da sie versuchen hohe Workload bewusst zu vermeiden (*Law of Less Work*). Durch den Entscheidungskonflikt zwischen höherem Wert und niedrigerer Anstrengung (geringere Kosten) entstehen Leistungseinbrüchen (Kool, McGuire, Rosen, & Botvinick, 2010; Wickens, 2017, S. 21).

Nach (Wickens, 2017) wird dieses Problem verschärft, wenn verschiedene Aufgaben um dieselben mentalen Ressourcen konkurrieren.

Workload-Redline und Aufrechterhaltung der Leistung durch Anstrengung

Ein wichtiger Forschungsaspekt beim Design technischer Systeme ist die Frage nach der Überforderungsgrenze (*Workload-Redline*). Hierbei geht es darum zu ermitteln, wieviel Workload ein Operateur toleriert und an welchem Punkt genau die Leistung einbricht (siehe z.B. (Colle & Reid, 2005; Grier u. a., 2008)).

Durch Anstrengung und Einsatz zusätzlicher Ressourcen kann die Leistung länger aufrechterhalten werden (vgl. Abbildung 2.2). Die zeitliche Aufgabenbelastung sollte jedoch nicht mehr als 70 bis 80 Prozent der insgesamt zur Verfügung stehenden Zeit belegen (Beevis, 1992, S. 91). Darüber verändern Menschen ihr Verhalten und ihre Strategien.

Anpassung des Verhaltens und selbstadaptive Strategien

Auf diese Weise steht die psychische Beanspruchung in einem Zusammenhang zum Verhalten von Operateuren.

So wurde beobachtet, dass hoch trainierte Operateure technischer Systeme unter geringer Beanspruchung in ähnlichen Aufgabensituationen immer wieder dieselben oder ähnliche Verhaltensmuster zeigen (z.B. Arbeit von Fluglotsen (Sperandio, 1971)).

Diese Verhaltensmuster können sich jedoch ändern, sobald die Beanspruchung dauerhaft auf einem hohen Niveau stattfindet. Dabei werden Teilziele oder Aufgaben angepasst (Sperandio, 1971, 1978; Young u. a., 2015, S. 2). Man spricht von sogenannten *Selbstadaptiven Strategien* (*Self-adaptive Strategies*) (Donath, 2012, S. 54–59; Schulte & Donath, 2011). Diese Strategien werden in Aufgabenverteilung (*Task Sharing*) und Aufgabenmodifikation (*Task Shedding*) kategorisiert. Bei der Aufgabenteilung werden Teilaufgaben automatisiert oder an einen menschlichen Kollegen abgegeben. Bei der Aufgabenmodifikation werden Aufgaben dagegen auf eine ökonomischere Weise durchgeführt. Dies ist jedoch nur begrenzt möglich.

Beispiele dieser Strategien sind Änderungen im Schreibverhalten (Kalsbeek, 1965), ein größerer Anteil an Standardverfahren bei hoher Workload in der Arbeit von Fluglotsen (Sperandio, 1971) oder Strategieänderungen in der Führung unbemannter Luftfahrzeuge aus dem Cockpit von Hubschraubern (Donath, 2012; Schulte & Donath, 2011) bzw. Kampfflugzeugen (Mund, Heilemann, Reich, Donath, & Schulte, 2017).

Leistungseinbrüche bei niedriger Beanspruchung durch Unterforderung

Nicht nur bei zu hoher, sondern auch bei zu niedriger Beanspruchung kann die menschliche Leistung einbrechen.

Bei Unterforderung liegen dem menschlichen Gehirn zu wenige externe Reize vor (Young & Stanton, 2002). Wohingegen kurzzeitig niedrige Beanspruchung kaum zu keiner Beeinträchtigung der Leistung führt, können bei andauernder Unterforderung Langeweile (*Boredom*) und bei zusätzlicher Daueraufmerksamkeit Wachsamkeitsprobleme auftreten (vgl. *Vigilanz*) (Warm, Dember, & Hancock, 1996; Warm, Matthews, & Finomore, 2008). Das Gehirn beginnt sich dabei selbst zu beschäftigen und die Aufmerksamkeit schweift ab (*Lapses in Attention* (J. R. Wilson & Rajan, 1995, S. 380)), wodurch als Konsequenz wiederum Fehler entstehen.

Leistungseinbrüche bei Lastwechsel

Besonders problematisch sind starke Schwankungen der Workload durch Lastwechsel, da bei Unterforderung die Aufmerksamkeitsressourcen schrumpfen. Ein plötzlicher Anstieg des Ressourcenbedarfs kann dann schneller zu einer Überforderung führen (Young & Stanton, 2002).

2.3 Methoden zur Bestimmung der Workload

Da die Kenntnis über die mentale Beanspruchung ein großes Potential zur Verbesserung technischer Systeme bietet, findet sich in der Literatur ein vielfältiges Repertoire an Methoden zur Bestimmung und Operationalisierung der Workload. Einige werden in (Johannsen, 1993, S. 159–174; O'Donnell & Eggemeier, 1986; Parasuraman u. a., 1992, S. 16–31; Stanton u. a., 2013, S. 283–349; Wickens & Tsang, 2015; Wierwille & Eggemeier, 1993; Young u. a., 2015, S. 4–5) aufgelistet und beschrieben.

Schulte unterteilt die Methoden zur Bestimmung der Beanspruchung in drei Kategorien: experimentelle, intro-/retrospektive und analytisch-prädiktive (Schulte, 2013b). Auch diese Arbeit folgt dieser Gruppierung.

2.3.1 Intro-/retrospektive Befragungsmethoden

Grundlage

Die introspektiven Methoden beruhen auf einer Befragung der Probanden hinsichtlich der Beanspruchung in einer gegebenen Aufgabensituation. Die Befragung findet meist retrospektiv im Anschluss an die Belastung (z.B. ein durchgeführtes Experiment) statt, kann aber auch währenddessen durch eine Unterbrechung der Ausführung erfolgen.

Standardisierte Fragebögen

Zur Durchführung der Befragung existieren einige standardisierte Fragebögen. Man unterscheidet dabei zwischen unidimensionalen und mehrdimensionalen Bewertungsskalen. Zu den unidimensionalen Vertretern zählt beispielsweise die *Bedford-Skala* (Ellis & Roscoe, 1982; Roscoe & Ellis, 1990). Die Befragung ist baumartig aufgebaut und beruht darauf, festzustellen, ob in einer gegebenen Aufgabensituation noch Kapazitäten frei sind, um weitere Aufgaben zusätzlich auszuführen.

Einer der bekanntesten mehrdimensionalen Skalen ist der Test *NASA-TLX* (Hart & Staveland, 1988). Dieser Unterteilt die Beanspruchung in einer gegebenen Situation in mentale, physische und temporale Anforderung sowie Leistung, Anstrengung und Frustration. Jedes dieser 6 Differenziale wird in einer 21-stufigen Skala von sehr niedrig bis sehr hoch bewertet. Weitere introspektive Befragungsmethoden sind die modifizierte Cooper-Harper Skala *MCH* (Cooper & Harper, 1969; Wierwille & Casali, 1983) oder *SWAT* (Reid & Nygren, 1988; Reid, Potter, & Bressler, 1989).

Vor- und Nachteile introspektiver Methoden

Der Hauptvorteil der introspektiven Methoden ist, dass diese direkt nach der persönlichen, subjektiven Einschätzung der Probanden fragen. Außerdem erlauben sie, verschiedene Forschungsergebnisse untereinander zu vergleichen. Die weite Verbreitung und Standardisierung dieser Tests machen dies möglich.

Den Vorteilen introspektiver Befragungsmethoden stehen jedoch auch einige Nachteile gegenüber: Wohingegen die Möglichkeit, subjektive Ergebnisse zu erhalten, einerseits einen Vorteil darstellt, kann selbiger Punkt auch zu Problemen führen. Durch die Fehleinschätzung der eigenen Beanspruchung kann die Vergleichbarkeit verloren gehen oder die Ergebnisse müssen individuell nachskaliert werden.

Auch sind introspektive Methoden meist diskret, nicht kontinuierlich und auch nicht echtzeitfähig. Eine Online-Auswertung ist nur bedingt in digitaler Form möglich.

Findet die Befragung während der Ausführung statt, muss diese in der Regel unterbrochen werden. Dies führt zu Mensch-Maschine-Problemen, welche im Zusammenhang mit dem Situationsbewusstsein stehen. Unterbrechungen reißen Systembediener aus ihrer momentanen Tätigkeit und dem Aufgabenkontext.

Darüber hinaus sind diese introspektiven Verfahren meist sehr zeitaufwändig und eignen sich daher nicht für eine feingliederige Erfassung der Workload im Sekundentakt. Für die Probanden sind sie ermüdend, falls viele Aufgabensituationen analysiert werden.

Unidimensionale Beurteilungsskalen haben darüber hinaus den Nachteil, dass diese nur eine pauschale Workload-Abschätzung liefern und das komplexe Konstrukt nicht weiter ausdifferenzieren. Die Beanspruchung wird so auf eine einzige Zahl reduziert.

2.3.2 Experimentelle Methoden

Bei den experimentellen Methoden werden die Probanden mit Hilfe von Messtechnik beobachtet, um möglichst objektive und vergleichbare Ergebnisse zu erzielen. Diese lassen sich in leistungsbasierte, verhaltensbasierte und physiologische Methoden einteilen.

Leistungsbasierte Methoden

Leistungsbasierte Methoden funktionieren indirekt und nutzen den Zusammenhang zwischen Belastung, Beanspruchung und Leistung aus (siehe 2.2.1).

Eine einfache Abschätzung liefert die Messung der Belastung: Unter der Annahme, dass die Beanspruchung qualitativ der Belastung folgt (je größer die Belastung, desto größer ist auch die Beanspruchung), lässt sich mit Hilfe von Modellen auf die Beanspruchung schließen (siehe z.B. (Schulte, Donath, & Honecker, 2015)).

Ein anderer Weg geht über die Messung der Arbeitsleistung als Folge der Beanspruchung. Messbare Leistungsindikatoren sind beispielsweise die Reaktionszeit, die Anzahl von Fehlern oder die Genauigkeit in der Ausführung von Aufgaben (Maiwald, 2013, S. 43–44; O'Donnell & Eggemeier, 1986, S. 20–26).

Die Leistung lässt sich entweder direkt in der Hauptaufgabe oder in einer Nebenaufgabe bestimmen. Die Nebenaufgabe kann dabei künstlich erzeugt oder in den Aufgabenkontext eingebettet sein.

Vor- und Nachteile

Die Leistungsmessung in der Hauptaufgabe bietet den Vorteil, dass sie nicht intrusiv ist und Systembediener bei ihrer Tätigkeit nicht stört. Allerdings ist die Leistungsmessung in der Hauptaufgabe unter Umständen wenig sensitiv und diagnostisch oder weist eine lange Reaktionszeit auf (Maiwald, 2013, S. 43; O'Donnell & Eggemeier, 1986, S. 21). Außerdem ist die Leistung in der Hauptaufgabe meist nur punktuell und nicht kontinuierlich erfassbar (Uhrmann, 2013, S. 138).

Die Bestimmung der Leistung in der Nebenaufgabe schneidet in diesen Punkten dagegen besser ab (Maiwald, 2013, S. 43). Nebenaufgaben haben jedoch den Nachteil, dass sie unter Umständen die Bearbeitung der Hauptaufgabe beeinflussen können. Gerade künstliche Nebenaufgaben sind hier fehlerträchtig. Nebenaufgaben, die direkt in den Aufgabenkontext eingebettet sind, sind weniger intrusiv.

Ein weiterer Nachteil der leistungsbasierten Methoden ist, dass sie indirekt arbeiten und deshalb zusätzliche Modellannahmen über den Zusammenhang zwischen Beanspruchung und Leistung benötigen. Außerdem korrelieren Leistung und Workload nur personenindividuell. So kann die Leistung für Anfänger und Experten zwar gleich, die dabei empfundene Beanspruchung dagegen sehr unterschiedlich sein (Bunce u. a., 2011), zitiert nach (Winkler, 2017a, S. 9).

Verhaltensbasierte Methoden

Sehr ähnlich zu den leistungsbasierten sind auch verhaltensbasierte Methoden zur Bestimmung der Beanspruchung.

Das Prinzip besteht darin, Abweichungen von normativen Verhaltensmustern zu erkennen, falls die Beanspruchung außerhalb des Normalbereichs liegt. Dies gilt vor allem für hohe Workload nahe der Überforderungsgrenze.

Zu den Verhaltensindikatoren zählen beispielsweise selbstadaptiven Strategien (siehe 2.2.2).

Vor- und Nachteile

Verhaltensbasierte Ansätze bieten gegenüber der direkten Leistungsmessung den Vorteil, dass diese schon vor der eigentlichen Überforderung Indikatoren liefern.

Nachteilig ist dagegen, dass die Erkennung von Verhaltensmustern oft sehr schwierig und nur mit großem Aufwand realisierbar ist. Vor allem die Umsetzung in Echtzeit stellt eine Herausforderung dar. Weiterhin liefern Verhaltensmuster nur punktuelle und keine kontinuierlichen Messwerte.

Physiologische Methoden

Physiologische Methoden beruhen auf dem Prinzip, dass Veränderungen der subjektiven Beanspruchung und der kognitiven Aktivität zu messbaren Änderungen physiologischer Prozesse im menschlichen Körper führen. Diese Prozesse können direkt oder indirekt als objektive Messgrößen erfasst werden. Dabei werden beispielsweise die Herz-, Gehirn-, oder Muskelaktivität, die Hautleitfähigkeit oder Augen- und Blickbewegungen gemessen.

Eine Übersicht über verschiedene physiologische Methoden findet man in (Byrne & Parasuraman, 1996; Charles & Nixon, 2019; Parasuraman & Rizzo, 2007, S. 15–127; Winkler, 2017a, S. 11–22).

Im Folgenden werden die wichtigsten physiologischen Messtechniken kurz vorgestellt und der Zusammenhang zur Bestimmung der Workload dargelegt.

Herz- und Kreislaufaktivität

Eine Kategorie physiologischer Messgrößen umfasst elektrische Signale des menschlichen Herzens sowie Kreislaufindikatoren.

Die Herzaktivität wird durch periodische elektrische Signale des vegetativen Nervensystems kontrolliert, welche mittels einer einfachen Pulsuhr oder durch *Elektrokardiografie (EKG)* (*Electrocardiography, ECG*) gemessen werden kann.

Der einfachste, im EKG sichtbare, Indikator, der auf die Beanspruchung reagiert, ist die *Herzfrequenz (Heart Rate, HR)* (gemessen als Anzahl der Herzschläge pro Minute), welche bei steigender mentaler Beanspruchung ebenfalls steigt (Mulder, 1992; Rivecourt, Kuperus, Post, & Mulder, 2008).

Ein anderer Indikator für Workload ist die *Herzfrequenzvariabilität (Heart Rate Variability, HRV)* (gemessen als Streuung der Herzfrequenz um den Mittelwert). Studien zeigen, dass das Herz unter höherer mentaler Beanspruchung regelmäßiger schlägt, das heißt, die Herzfrequenzvariabilität nimmt ab (Mulder, 1992; Rivecourt u. a., 2008). Dieser Indikator kann beispielsweise mit Hilfe der Standardabweichung oder anderen Methoden, wie eine Fourier- oder Wavelet-Analyse, berechnet werden (Ernst, 2017; Winkler, 2017a, S. 11–22).

Problematisch bei der Messung der Herzfrequenz ist jedoch, dass diese Größe nicht nur durch die mentale Belastung, sondern auch durch viele andere Faktoren, wie die körperliche Aktivität, beeinflusst wird (Jorna, 1992). Deshalb ist die Herzfrequenzvariabilität ein besserer Indikator für die Beanspruchung als die Herzfrequenz.

Auch der Blutdruck (*Blood Pressure, BP*) oder die Blutdruckvariabilität (*Blood Pressure Variability, BPV*) liefert Hinweise auf die Workload (Mulder, 1992) und stehen in einer Beziehung zur Herzratenvariabilität (de Boer, Karemaker, & Strackee, 1985).

Ein Vorteil der auf der Herz- und Kreislaufaktivität basierenden Methoden gegenüber anderen physiologischen Methoden ist die einfache und zuverlässige Anwendbarkeit.

Gehirnaktivität

Eine weitere physiologische Methode zur Ermittlung der Workload ist die Messung der Gehirnaktivität.

Die Messung findet meist als *Elektroenzephalografie (Electroencephalography, EEG)* über auf dem Kopf angebrachte Elektroden statt (Berger, 1929; Gevins & Smith, 2007; Sanei & Chambers, 2007; G. F. Wilson & Fisher, 1995). Diese Methode basiert auf kollektiven Effekten der elektrischen Aktivität einzelner Nervenzellen (Neuronen) (Klimesch, 1999). Das EEG besitzt daher eine gute Zeitauflösung, jedoch eine schlechte Ortsauflösung (Ayaz u. a., 2012, S. 37).

Beim EEG werden als Messgrößen die *spektrale Leistung* in einzelnen Frequenzbändern (*Power Spectrum Density, PSD*) (Frequenzbänder Delta 0,5 - 4 Hz, Theta 4 - 8 Hz, Alpha 8 - 13 Hz, Beta 13 - 30 Hz) (z.B. (Dehais, Roy, Durantin, Thibault, & Callan, 2017)) oder einzelne, wiederholte Ereignisse (*Event-Related Potentials, ERP*) gemessen (Calhoun, Liu, & Adali, 2009; Donchin, Coles, & Kramer, 1988; Luck, 2012; Woodman, 2010).

Mit zunehmender mentaler Aktivität steigen die gemessenen Leistungswerte im Beta-Frequenzband und Theta-Frequenzband im Frontalbereich, die Aktivität im Alpha-Frequenzband nimmt dagegen ab (Brookings, Wilson, & Swain, 1996; Gevins u. a., 1998; Klimesch, 1999; Winkler, 2017a, S. 17–18).

Eine andere Methode ist die *funktionelle Nahinfrarotspektroskopie (functional Near Infrared Spectroscopy, fNIRS)* (siehe z.B. (Ayaz u. a., 2012; Gratton & Fabiani, 2007)). Diese misst die lokale Sauerstoffsättigung im Gehirn, da der zerebrale Blutfluss durch die Workload beeinflusst wird. Diese Methode hat im Gegensatz zum EEG eine schlechte zeitliche, dafür jedoch eine bessere räumliche Auflösung (Ayaz u. a., 2012).

Heutzutage finden vermehrt auch Forschungsaktivitäten im Bereich sogenannter *Brain-Computer Interfaces (BCI)* statt (Zander & Kothe, 2011). Diese bezeichnen Schnittstellen zwischen dem menschlichen Gehirn und einem Computer.

Weitere physiologische Methoden zur Messung der Gehirnaktivität sind die technisch aufwändige *funktionelle Magnetresonanztomographie (Functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI)* (Calhoun, 2007; Calhoun u. a., 2009) oder die *transkraniale Dopplersonografie (Transcranial Doppler Sonography, TCD)* (Tripp & Warm, 2007).

Augen und Blickbewegungen

Eine andere Gruppe physiologischer Methoden zur Bestimmung kognitiver Aktivität und Workload geschieht durch die Vermessung der Augen- und Blickbewegungen mit Blickbewegungsmesssystemen (*Eye Tracker*). Diese sind meist kamerabasierte Systeme, welche fest im Raum installiert oder als Helm auf dem Kopf getragen werden.

Besonders häufig wird der Pupillendurchmesser als Index kognitiver Aktivität herangezogen, welcher sich bei intensiver kognitiver Denkarbeit vergrößert (Kahneman, 1973, S. 19). (Marshall, 2007) beschreibt mit dem *Index of Cognitive Activity (ICA)* eine Metrik, welche schnelle Änderungen der Pupillengröße misst. Dabei wird die Anzahl der ungewöhnlichen Vergrößerungen der Pupille pro Sekunde mit Hilfe einer Wavelet-Analyse bestimmt.

Auch das Blinzeln liefert Hinweise auf die Workload, denn während anstrengender kognitiver Arbeit wird das Blinzeln unterbrochen, um die kognitiven Prozesse nicht zu stören (Wong, Wan, & Kaye, 2002, S. 479). Als Metrik lässt sich die Anzahl der Augenschließungen pro Sekunde (*Blink Rate*) erfassen (Marshall, 2007, S. B166).

Ein weiteres Maß für die Workload und speziell die visuelle Aufmerksamkeit ist die Divergenz des Blicks, welche die horizontale Differenz zwischen beiden Augen meint. Wenn die Augen auf ein Objekt fokussiert sind, ist die Divergenz typischerweise klein (Marshall, 2007, S. B166–B167).

Bei den Blickbewegungen als solche unterscheidet man zwischen mehreren Arten (siehe z.B. (Salvucci & Goldberg, 2000)). Auch aus *Fixationen*, bei denen der Blick kurzzeitig ruht und Informationen aufgenommen werden, kann durch eine semantische Blickbewegungsmessung indirekt über Evidenzen für die Aufgabentätigkeit auf die Workload geschlossen werden (vgl. (Honecker & Schulte, 2015b) und Abschnitt 5.5.8). Außerdem stehen Sprünge in den Blickbewegungen (*Sakkaden*) in einem Zusammenhang mit kognitiven Prozessen (Carlson-Radvansky, 1999; Liversedge & Findlay, 2000). Über dies hinaus kann aus den Veränderung visueller Verhaltensmuster auf die Workload oder eine mögliche Überforderung geschlossen werden (Donath, 2012).

Eine weitere Möglichkeit zur Messung der Augenaktivität ist die *Elektrookulografie (Electrooculography, EOG)*. Dazu wird die Muskelaktivität über elektrische Elektroden, welche nahe an den Augen angebracht sind, gemessen (siehe (Joyce, Gorodnitsky, & Kutas, 2004; Winkler, 2017a, S. 17)).

All diese einzelnen Metriken können, wie in (Marshall, 2007) angegeben, gewichtet und zu einem Gesamtmaß für die kognitive Aktivität oder Workload kombiniert werden.

Ein grundsätzliches Problem der Blickbewegungsmessung ist, dass das Auge, speziell die Pupille, auch auf andere Umwelteinflüsse wie eine Helligkeitsänderung reagiert. Deshalb operieren moderne Systeme meist im Infrarotspektrum des Lichts. Die ICA Metrik nach (Marshall, 2007) ist aufgrund der verwendeten Auswertemethode jedoch unempfindlich gegenüber den langsamen Anpassungen der Pupille an die Umgebungshelligkeit.

Vertiefende Informationen zur Blickbewegungsmessung findet man beispielsweise in (Duchowski, 2017).

Vorteile- und Nachteile physiologischer Methoden

Der Hauptvorteil physiologischer Methoden ist, dass diese Größen den mentalen Zustand nahezu in Echtzeit und kontinuierlich erfassen und in einer dynamischen Umgebung einsetzbar sind (Inagaki, 2003; Parasuraman u. a., 1992, S. 21–23; Scerbo, 2007, S. 243–246). Somit sind sie sensitiv für die aktuelle Workload und Leistung und damit meist auch onlinefähig. Die so ermittelte Workload muss deshalb nicht vorhergesagt oder geschätzt werden. Diese Methoden können auch unvorhergesehene Änderungen im kognitiven Zustand eines Operators berücksichtigen. Weiterhin sind die Methoden objektiv und unterliegen daher keinen Unterschieden in der persönlichen Skalierung der Probanden, im Gegensatz zu den introspektiven Befragungsmethoden.

Physiologische Messgrößen lassen sich mit bekannten statistischen Verfahren oder neueren Methoden aus dem Bereich des maschinellen Lernens analysieren.

Allerdings haben physiologische Methoden auch einige Nachteile: So gibt es keine direkte Beziehung zwischen Informationsauslastung und physiologischen Maßen oder Zustandschätzern, weil eine Zunahme der Aufgabenschwierigkeit sich nicht notwendigerweise in einer physiologischen Reaktion äußert. Das heißt, diese Systeme haben Probleme, die Aufgabenschwierigkeit, den Output des Operators, den Umweltkontext und Stressoren zu erfassen (Scerbo, 2007, S. 245; Veltman & Jansen, 2004).

Nachteilig ist weiterhin, dass die Messungen oft intrusiv und störend für Probanden sind und die Qualität der Messung stark von der Messtechnik selbst abhängt. Zuverlässige, robuste, unterbrechungs- und fehlerfreie Messungen sind schwierig. Entsprechend ist gute Messtechnik oft sehr teuer.

Außerdem reagieren physiologische Parameter oft mit einem Zeitverzug und haben deshalb meist nur einen reaktiven und nicht proaktiven Charakter (Scerbo, 2007, S. 246).

Uhrmann führt weiterhin an, dass physiologische Messungen innerhalb komplexer Experimentalkampagnen mit einem hohen Aufwand verbunden sind und eine Analyse der Beanspruchung nicht in jeder Situation möglich ist (Uhrmann, 2013, S. 138).

Ein weiteres Problem physiologischer Methoden stellt auch die Diagnostizität dar. Das heißt dass man nicht weiß, was diese gemessenen Größen eigentlich genau bedeuten und inwiefern diese tatsächlich mit der subjektiven mentalen Beanspruchung korrelieren. Dies wird besonders am Beispiel des EEG deutlich. Beim EEG wird die Funktion der etwa 86 Milliarden Neuronen (Wurm & Peichl, 2015) im menschlichen Gehirn auf weniger als hundert elektrische Signalkanäle abgebildet. Dies ist eine äußerst schlechte Näherung und liefert, anschaulich gesprochen, ein ziemlich verpixeltes Bild davon, was im Menschen und seiner Psyche wirklich vor sich geht.

2.3.3 Analytisch-prädiktive (modellbasierte) Methoden

Ebenso vielfältig wie die experimentellen sind auch die analytische-prädiktiven Methoden. Diese sind meist speziell an die jeweiligen Problemstellungen angepasst. Die verwendeten Modelle können dabei theoretisch oder empirisch ermittelte Parameter enthalten.

Definition: Modell und allgemeine Beschreibung

Ein *Modell* ist bekanntermaßen eine vereinfachte Abbildung eines komplexen Sachverhalts der Realität. Man verliert durch die Vereinfachung jedoch (irrelevante) Informationen. Ein Modell ist nicht nur in der Lage, ein Problem der Vergangenheit oder Gegenwart zu erklären, sondern auch in die Zukunft zu projizieren oder zu verallgemeinern. (Stachowiak, 1973), zitiert nach (Winkler, 2017a, S. 8) beschreibt in diesem Zusammenhang drei Kernmerkmale eines Modells: Illustration oder Abbildung, Reduktion oder Verkürzung und Pragmatismus.

Auf Workload-Modelle bezogen bedeutet das, dass diese in der Lage sein müssen, das psychologische Konstrukt der mentalen Beanspruchung zu operationalisieren und damit abzubilden, die momentane Workload eines Operators zu bestimmen und die zukünftige Workload vorherzusagen. Ein solches Workload-Modell verleiht einem Assistenzsystem letztendlich die Fähigkeit, proaktiv einzugreifen. Zudem können in den Modellen leicht auch Nebenbedingungen, wie Regeln und Verfahren, berücksichtigt werden.

In der Literatur existiert eine Vielzahl von Workload-Modellen. Weil eine vollumfängliche Darstellung der Modelle den Rahmen sprengen würde, werden nur ausgewählte und für diese Arbeit relevante Beispiele näher beschrieben.

Zeitstrahlmodell TLAP

Die *Zeitstrahlanalyse (Timeline Analysis and Prediction, TLAP)* (Parks & Boucek, 1989) ist ein leistungsbasierter Ansatz zur Modellierung der Workload.

Zuerst wird ein generisches Missionsszenario erstellt, wobei Aufgaben, Aufgabensequenzen, Beschränkungen und Worst-Case-Bedingungen definiert werden. Dabei werden im Rahmen einer detaillierten Aufgabenanalyse die Start- und Endzeitpunkte der ausgeführten Aufgaben und deren abhängige Sequenzen erfasst. Alle Konfiguration werden anschließend auf einer Zeitachse angeordnet.

Die Beanspruchung innerhalb eines kurzen Zeitabschnitts wird als das Verhältnis zwischen der zur Ausführung benötigten und der zur Verfügung stehenden Zeit angesehen (Parks & Boucek, 1989, S. 52). Es dreht sich also um die Frage, ob alle anstehenden Aufgaben zeitgerecht durchgeführt werden können.

Nach (Parks & Boucek, 1989, S. 54) beginnen Operateure bei einem Verhältnis von etwa 80% Aufgaben wegzulassen, um ihre Leistung weiterhin aufrecht zu erhalten, was als obere Workload-Grenze angesehen werden kann (vgl. Abschnitt 2.2.2).

Da Zeit und Aufgaben über den Zeitstrahl direkt miteinander verknüpft sind, können diejenigen Aufgaben ermittelt werden, die zu einer Überforderung führen.

Ressourcenmodelle

Ressourcenmodelle nehmen an, dass mentale Ressourcen und Strukturen der Informationsverarbeitung im Gehirn begrenzt sind und damit Auswirkungen auf die Workload und menschliche Leistung haben (vgl. 2.1.4). Deshalb wird versucht, verschiedene Workload-Maße auf Basis der Auslastung mentaler Aufmerksamkeitsressourcen zu finden.

Grundlage vieler Ressourcenmodelle bildet der qualitative und sehr stark vereinfachte Zusammenhang, Workload als das Verhältnis aus dem Bedarf einer mentalen Ressource und der zur Verfügung stehenden mentalen Ressourcenkapazität aufzufassen (vergleiche (Gopher & Donchin, 1986, S. 1–5; Young u. a., 2015, S. 2–3)). Formal ausgedrückt hat die Workload dann in etwa die Form

$$Workload = \frac{Ressourcenbedarf (Demand)}{Ressourcenkapazität}. \quad (1)$$

Mehrfachaufgabensituationen führen zu Ressourcenkonflikten, die zu einer Verringerung der Kapazität und damit zu einer zusätzlichen Erhöhung der Beanspruchung führen (Wickens, 2002).

Bei den Ressourcenmodellen unterscheidet man generell, ob diese durch nur eine oder mehrere Ressourcen beschrieben werden.

Modell einer unitären Ressource nach Kahneman

Zu den bekanntesten Vertretern der *unitären Ressourcentheorien* gehört das Modell von Kahneman (Kahneman, 1973). Dabei steuert ein zentrales Modul die Verteilung einer Ressourcenkapazität (*Capacity*) gemäß einer Zuweisungsregel (*Allocation Policy*). Diese bestimmt die Handlungsreaktion und wird durch weitere Größen, wie etwa Absichten, beeinflusst (Kahneman, 1973, S. 7–11).

VACP-Modell

Das *VACP-Modell* geht auf (McCracken & Aldrich, 1984) zurück und ist ein einfaches Modell multipler Ressourcen.

Bei diesem Verfahren findet zuerst eine detaillierte Aufgabenanalyse statt, bei der der Arbeitsablauf in sequenzielle und parallele Aufgaben zerlegt wird.

Für jede Aufgabe wird im Anschluss an die Aufgabenanalyse die Workload hinsichtlich der Variablen (mentale Ressourcenkanäle) *sensorisch-visuell V*, *sensorisch-auditiv A*, *kognitiv C* und *psychomotorisch P* (VACP) auf einer numerischen Bewertungsskala für verschiedene Zeitabschnitte bewertet. Dann werden die Werte einzelner Kanäle parallel bearbeiteter Aufgaben für jeden Zeitschritt aufsummiert.

Auf diese Weise erhält man die zeitabhängigen Funktionen $V(t)$, $A(t)$, $C(t)$ und $P(t)$.

Durch das Festlegen eines Schwellwerts kann die Grenze zur Überforderung einer einzelnen Variablen, das heißt eines einzelnen Ressourcenkanals, definiert werden.

(Feuerstack, Lüttke, & Osterloh, 2015) benutzen VACP als Teil eines Werkzeugs zur Analyse der Beanspruchung von Operateuren beim Prototypendesign in der Luftfahrtbranche.

Theorie Multipler Ressourcen MRT

Wickens beschreibt mit der *Theorie Multipler Ressourcen (Multiple Resource Theory, MRT)* ein psychologisches Modell zur Abschätzung der Workload über den Bedarf verschiedener Ressourcen (Wickens, 1980, 1984, 2002, 2008).

Im Gegensatz zu einfachen Aufmerksamkeitsmodellen wie der Flaschenhals- oder Filtertheorie (Broadbent, 1958; Welford, 1967) erlaubt die MRT den zur Workload beitragenden Ressourcenkonflikt zweier parallel bearbeiteter Aufgaben vorherzusagen. Aufgaben, die verschiedene Ressourcen benötigen, können parallel ausgeführt werden, ohne sich stark zu beeinträchtigen. Wenn sie dagegen um dieselben Ressourcen konkurrieren, steigt die Workload. Damit ist das Modell in der Lage, Leistungseinbrüche im hohen Workload-Bereich bei parallel bearbeiteten Aufgaben zu präzisieren und ist so bei Aufgabenzuweisung und Automatisierungsentscheidungen in Assistenzsystemen von großem Nutzen.

Inhalt und Darstellung des Modells

Das Ressourcenmodell besteht vier Dimensionen. Diese sind Informationsverarbeitungsstufe, Modalität, Code und visuelle Fokussierung.

Zu den Informationsverarbeitungsstufen zählen Wahrnehmung, kognitive Verarbeitung und Reaktion. Die Modalität unterscheidet zwischen visuell und auditiv, der Code dagegen zwischen räumlich oder verbal. Zusätzlich wird die visuelle Wahrnehmung in fokal oder ambient unterteilt.

Das Modell wird häufig als Würfel darstellen (Abbildung 2.3).

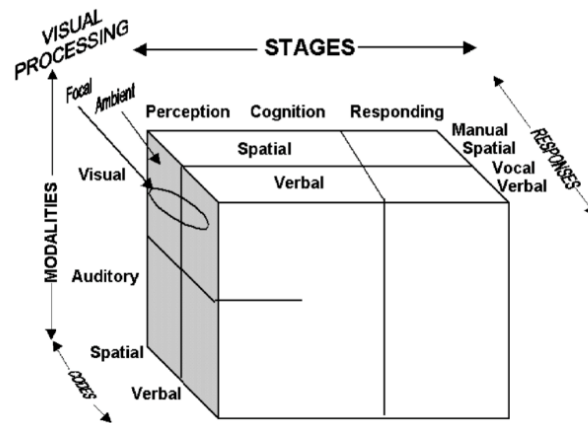


Abbildung 2.3: Vierdimensionales Ressourcenmodell nach Wickens in der verbreiteten Darstellung als Würfel (Wickens, 2002, S. 163).

Ressourcenkanäle und Demand-Vektor

Aus dem MRT-Modell lassen sich 8 Kanäle mentaler Ressourcen zur Beschreibung des Ressourcenbedarfs ableiten und zu einem sogenannten *Demand-Vektor* zusammenfassen:

$$\mathbf{d} = (VS, VV, AS, AV, CS, CV, RM, RV) \quad (2)$$

Die einzelnen Ressourcenkanäle lauten:

Informationsaufnahme (Wahrnehmung)

- VS – visuell-räumlich (*visual spatial*): z.B. räumliches Sehen.
- VV – visuell-verbal (*visual verbal*): z.B. einen Text lesen.
- AS – auditiv-räumlich (*auditory spatial*): z.B. Warntöne hören.
- AV – auditiv-verbal (*auditory verbal*): z.B. einem Sprecher zuhören.

Informationsverarbeitung

- CS – kognitiv-räumlich (*cognitive spatial*): z.B. Beurteilung der Lage im Raum.
- CV – kognitiv-verbal (*cognitive verbal*): z.B. Verarbeiten von sprachlichem Inhalt.

Reaktion

- RM – manuell (*reaction manual*): z.B. manuelles Fliegen eines Hubschraubers.
- RV – verbal (*reaction verbal*): z.B. Beantworten einer Frage.

Konfliktmatrix

Zur Berechnung von Ressourcenkonflikten mittels Demandvektoren schlägt Wickens die in Abbildung 2.4 gezeigte Konfliktmatrix vor (Wickens, 2002, S. 169).

Diese sagt aus, wie stark sich einzelne Ressourcenkanäle verschiedener Aufgaben gegenseitig beeinflussen und ermöglicht so abzuschätzen, ob zwei Aufgaben parallel ausgeführt werden können oder nicht. Ein Eintrag von 0 bedeutet, dass kein Ressourcenkonflikt besteht und ein Eintrag von 1, dass beide Ressourcenkanäle maximal in Konflikt zueinanderstehen. Die von Null verschiedenen Nicht-Diagonalelemente der Matrix zeigen, dass die einzelnen Ressourcenkanäle nicht völlig unabhängig voneinander sind, sondern bei Belastung ineinander übersprechen (Honecker & Schulte, 2017b). Das heißt, wird eine Ressource belastet, so wird automatisch auch die Kapazität anderer Ressourcenkanäle eingeschränkt.

Aus dieser Matrix lassen sich des Weiteren auch Workload-Maße ableiten.

		Ressourcen Aufgabe 1							
		Wahrnehmung				Kognition		Reaktion	
		VS	VV	AS	AV	CS	CV	RS	RV
Ressourcen Aufgabe 2	VS	0,8	0,6	0,6	0,4	0,7	0,5	0,4	0,2
	VV		0,8	0,4	0,6	0,5	0,7	0,2	0,4
	AS			0,8	0,4	0,7	0,5	0,4	0,2
	AV				0,8	0,5	0,7	0,2	0,4
	CS					0,8	0,6	0,6	0,4
	CV						0,8	0,4	0,6
	RS							0,8	0,6
	RV								1,0

Abbildung 2.4: Konfliktmatrix nach (Wickens, 2002, S. 169).

Probleme der Konfliktmatrix

Wichtig ist an dieser Stelle anzumerken, dass die Konfliktmatrix nicht empirisch ermittelt, sondern durch theoretische Überlegungen entstanden ist. Eine Erläuterung und Motivation hierzu findet sich in (Wickens, 2002). Das bedeutet, dass die einzelnen Werte nur als Richtwerte und nicht als exakte Messwerte betrachtet werden dürfen.

Außerdem zeigen sich Probleme, wenn man die Matrix im mathematischen Sinne deutet (z.B. ist sie zeilen- und spaltenweise nicht normiert). Dadurch werden bei der technischen Anwendung der Matrix Anpassungen nötig (vgl. Abschnitt 4.5.3 und (Maiwald, 2013, S. 157)).

W/INDEX

Das Workload-Index-Modell *W/INDEX* (North & Riley, 1989) wurde in den 1980er Jahren entwickelt und basiert auf dem damaligen Stand der Theorie multipler Ressourcen (Wickens, 1984).

Das Ziel von *W/INDEX* ist die Prädiktion und der Vergleich von Workload in verschiedenen Aufgabensituationen. Mit dem Modell ist es möglich, die niedrigste Workload für eine gegebene Aufgabenkonfiguration zu ermitteln und damit Designempfehlungen zur Gestaltung von Arbeitsplätzen in komplexen Systemen zu geben.

Das Modell fand beispielsweise in den U.S. amerikanischen Luftfahrtprojekten LHX, ATF und NASP Anwendung (North & Riley, 1989, S. 86).

Die Modellparameter, welche vom Analysten in einer Datenbank abgelegt werden müssen, sind eine Aufgabenzeitleiste (*Task Timeline*), eine Tätigkeitsmatrix (*Interface/Activity Matrix*) und eine Konfliktmatrix (*Interface Conflict Matrix*). Die Aufgabenzeitleiste gibt das Aufgabenmodell beziehungsweise den Aufgabenplan an. Die Tätigkeitsmatrix dagegen die Verbindung zwischen dem Bedarf an mentalen Ressourcen und Aufgaben.

Ähnlich wie auch beim VACP-Modell wird der Bedarf an mentalen Ressourcen auf verschiedenen Kanälen einzelnen Aufgaben zugewiesen.

Zur Berechnung eines Workload-Maßes werden alle einzelnen Ressourcen und Aufgaben wie beim VACP-Modell (siehe oben) aufsummiert. Zusätzlich werden Ressourcenkonflikte in Einzel- und Mehrfachaufgabensituationen mit Hilfe der Konfliktmatrix berechnet und ebenfalls zum Workload-Maß addiert.

Die mathematische Berechnungsvorschrift ist in (North & Riley, 1989, S. 83) abgedruckt und erläutert.

Anwendbarkeitsprobleme der MRT

Da die MRT auch Ressourcenkonflikte in Mehrfachaufgaben-situationen berücksichtigt, bietet diese für die Anwendung in komplexen Aufgabenfeldern einen Mehrwert gegenüber dem VACP-Modell. Jedoch hat sich in Experimenten mit Experten gezeigt, dass es für die Probanden äußerst schwierig, zeitaufwändig und ermüdend ist, den Ressourcenbedarf verschiedener Aufgaben zu ermitteln (z.B. Experimente mit Hubschrauberpiloten (Maiwald, 2013, S. 162–166)). Weitere Nachteile sind, dass es problematisch ist, diese Methode in der realen Welt anzuwenden und das Modell mit statischen Parametern nicht in der Lage ist, dynamische Effekte wie Ermüdungserscheinungen zu modellieren.

Erweiterung von Maiwald

(Maiwald, 2013, S. 156–162) beschreibt ein Workload-Modell, das einzelnen Aufgaben verschiedene mentale Ressourcen in der Form des achtdimensionalen Demand-Vektors der MRT zuordnet. Das Verfahren hat Ähnlichkeiten mit dem W/INDEX-Modell.

Maiwald schlägt eine leicht modifizierte Konfliktmatrix vor, in der der Ressourcenkonflikt des Kanals AV mit sich selbst auf 0,95 erhöht ist (Maiwald, 2013, S. 157).

Um mehr als zwei gleichzeitig ausgeführte Aufgaben zu berücksichtigen, berechnet Maiwald Teilkonfliktwerte für alle Kombinationen zweier Aufgaben mittels der Konfliktmatrix und addiert diese anschließend quadratisch zu einem skalaren Gesamtmaß für die Workload auf.

Dieses Modell wurde im ressourcenadaptiven Pilotenassistenzsystem für Hubschrauberpiloten *MiRA* (Maiwald & Schulte, 2014) und zur Unterstützung für die Pilotenausbildung untersucht (Maiwald & Schulte, 2015).

CTL-Modell

Neerincx kritisiert, dass die MRT zwar gut die limitierten Verarbeitungskapazitäten modelliert jedoch die Dynamik von Aufgaben nur unzureichend berücksichtigt. Deshalb schlägt er ein eigenes Modell vor (Neerincx, 2003, S. 284).

Das *CTL-Modell (Cognitive Task Load)* beschreibt die Workload als Funktion dreier Lastfaktoren (Variablen): Prozentuale Zeitdauer, Aufgabenschwierigkeit und Anzahl der Situationswechsel pro Zeit (Neerincx, 2003).

Die prozentuale Zeitdauer (*Percentage Time Occupied, TO*) besagt, welcher Anteil der insgesamt zur Verfügung stehenden Zeit für die bearbeiteten Aufgaben benötigt wird. Dieser sollte nicht mehr als 70-80% betragen (vgl. TLAP, siehe oben und Abschnitt 2.2.2) (Beevis, 1992, S. 91; Neerincx, 2003, S. 285).

Der Lastfaktor (*Level of Information Processing, LIP*) verwendet das Kognitionsmodell von Rasmussen (Rasmussen, 1983), um die Aufgabenschwierigkeit und damit die Menge benötigter kognitiver Ressourcen abzuschätzen. Dieses Modell unterscheidet zwischen fertigkeitbasierten Handlungsabläufen, welche keine kognitiven Ressourcen benötigen, regelbasierten (mittlerer Bedarf kognitiver Ressourcen) und wissensbasierten Verhaltensmustern (hoher Bedarf an kognitiven Ressourcen).

Die Anzahl der Situationswechsel (*Number of Task Set Switches, TSS*) berücksichtigt die kognitive Belastung beim Wechsel der Aufmerksamkeit zwischen verschiedenen Aufgabensituationen und ist umso höher, je öfter sich die Aufgabensituation ändert.

Darstellung als Load-Space

Das CTL-Modell lässt sich als dreidimensionaler Würfel (*Load Space*) darstellen (Abbildung 2.5). Die optimale Workload befindet sich in der Mitte des Würfels, die problematischen Bereiche befinden sich dagegen in den Ecken. Diese sind mit Wachsamkeitsproblemen (*Vigilance*), Unterforderung (*Underload*) und Überforderung (*Overload*) assoziiert.

Anwendungen findet das CTL-Modell beispielsweise zur kognitiven Aufgabenanalyse oder zur Gestaltung von adaptiven Benutzerschnittstellen in Marineleitständen (Grootjen, Neerincx, van Weert, & Truong, 2007; Grootjen, Neerincx, & Weert, 2006; Neerincx, 2003).

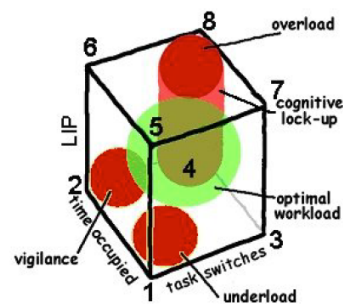


Abbildung 2.5: Dreidimensionales CTL-Modell nach (Neerincx, 2003). Grafik aus (Grootjen u. a., 2006).

Threaded Cognition

(Salvucci & Taatgen, 2008) kombinieren verschiedene Workload-Modelle zu einem neuen Ansatz: *Threaded Cognition* ist eine integrierte, domänenunabhängige Theorie zur Beschreibung von *Multitasking* in der menschlichen Kognition. Sie ermöglicht, Leistung und Ressourcenkonflikte für die parallele Ausführung mehrerer Aufgaben vorherzusagen.

Grundlage der Theorie bildet eine Menge an Kernannahmen über die Ausführung einzelner und mehrerer Aufgaben als Prozessfäden (*Threads*). Ein Thread repräsentiert dabei einen, mit einer Aufgabe assoziierten, ausführbaren Gedankenstrom und umfasst alle Verarbeitungsroutinen, welche das Ziel der Aufgabe verfolgen. Teilaufgaben können durch separate Threads, welche Teilziele verfolgen, modelliert werden. Auf diese Weise wird die mentale Aufmerksamkeit repräsentiert.

Im Modell werden alle Threads durch eine serielle, prozedurale Ressource koordiniert und unter Ausnutzung kognitiver, perceptiver und motorischer Ressourcen ausgeführt. Diese Ressourcen führen Verarbeitungsanfragen nur seriell, das heißt nacheinander aus. Parallelität wird durch die Verwendung multipler Ressourcen ermöglicht. Die Serialität (Flaschenhals) führt zusammen mit Beschränkungen der verwendeten Ressourcentheorie (z.B. Wickens MRT) zu Ressourcenkonflikten und damit zu Leistungseinschränkungen.

Der Hauptvorteil dieses Modells ist, dass es sehr umfassend ist und viele Aspekte berücksichtigt. Nachteilig ist jedoch, dass es sehr komplex und nur im Rahmen einer kognitiven Architektur realisierbar ist.

Als Anwendungsbeispiel in der realen Welt führen (Salvucci & Taatgen, 2008) das Autofahren an.

2.3.4 Hybride Methoden

Beschreibung

Hybride Methoden verfolgen das Ziel, kognitive Modelle mit experimentellen Messdaten zu kombinieren, um die individuellen Schwächen auszugleichen. Durch experimentelle Methoden können die Modellparameter in Echtzeit angepasst werden oder sogar direkt Modelle gebildet werden (vgl. Stand der Forschung in (Putze, Holt, Schultz, & Funke, 2014; Taatgen, van Vugt, Borst, & Mehlhorn, 2016)).

Beispiele

Beispielsweise kann das ACT-R Modell mit fMRI Daten kombiniert werden (Anderson & Fincham, 2014; Borst & Anderson, 2015).

Ein weiteres hybrides Modell aus dieser Reihe ist das *Dummy-Workload-Model* von (Putze, Pröpper, & Schultz, 2015). Die Autoren beschreiben ein Modell zur Vorhersage von Verhalten und Leistung unter variabler Workload. Das Modell basiert ebenfalls auf der kognitiven Systemarchitektur ACT-R (Anderson u. a., 2004) sowie der Theorie *Threaded-Cognition* (Salvucci & Taatgen, 2008) und einem Aufgabenmodell. Zur experimentellen Messung der Workload werden EEG Daten verwendet (Jarvis, Putze, Heger, & Schultz, 2011). Um die höhere Workload in Multitasking-Situationen zu simulieren, wird ein Dummy-Modell zu- oder abgeschaltet. Das Modell muss darauf entsprechend adaptiv reagieren.

Die Autoren konnten zeigen, dass der Vorhersagefehler im Workload-adaptiven Modell signifikant geringer ausfällt als im nicht-adaptiven Modell.

2.3.5 Beurteilung der Methoden hinsichtlich adaptiver Assistenz

Da das Ziel gemäß der ersten Forschungsfragestellung dieser Arbeit ist, ein Lösungskonzept für ein Workload-adaptives Assistenzsystem zu finden, werden die oben beschriebenen Methoden mit den Anforderungen abgeglichen und hinsichtlich verschiedener Kriterien evaluiert.

Anforderungen an Methoden und Evaluierungskriterien

Die wichtigsten Anforderungen an eine Workload-Metrik zur Anwendung in einem Workload-adaptiven Assistenzsystem werden in (Schulte u. a., 2015) präzise formuliert:

Erstens muss die Methode in der Lage sein, kontinuierliche Beobachtungsgrößen online und in Echtzeit zu liefern.

Zweitens muss sie prädiktionsfähig sein, um proaktiv Assistenz leisten zu können, das heißt sie muss die Workload in der nahen Zukunft vorhersagen können.

Drittens darf die Metrik nicht intrusiv sein, damit der Arbeitsprozess nicht gestört wird. Außerdem muss die Metrik kontextreich sein, um die Ursachen der Workload zu identifizieren.

Um absolute Entscheidungen zu treffen, wann und wie interveniert werden soll, und nicht nur vergleichende Aussagen zu ermöglichen, muss die Metrik jedoch als weiterer Anforderungspunkt absolut sein. Es stellt sich dabei insbesondere die Frage, wie die Obergrenze zur Erkennung einer Überforderung gewählt werden muss.

Da die Workload per Definition für unterschiedliche Nutzer unterschiedlich ist, muss die Metrik diese individuell erfassen können.

Bedeutung des Aufgabenkontextes

Die Berücksichtigung des Aufgabenkontextes ist ein wichtiger Punkt, wenn es darum geht, die Workload nicht nur zu bestimmen, sondern auf deren Basis assistiv zu intervenieren. Um intervenieren zu können, muss ein Assistenzsystem tiefgehende Informationen über den Arbeitsprozess, die Tätigkeit und die Aufgabensituation des Systembedieners beachten. Nach (Veltman & Jansen, 2004) (zitiert nach (Scerbo, 2007, S. 245–246)) müssen geeignete Methoden die Aufgabenschwierigkeit, Operateur-Output, Umweltkontext und Stressoren erfassen.

Zur Reduzierung der negativen Folgen zu hoher Workload, muss das Problem bei der Wurzel angepackt und die eigentlichen Ursachen der Workload bekämpft werden. Bei einer Intervention in einer unpassenden Situation oder zum falschen Zeitpunkt kann ansonsten zu-

sätzliche Workload entstehen oder es zu anderen, teilweise gravierenden, Mensch-Maschine-Problemen, wie dem Verlust des Situationsbewusstseins, kommen.

Kontextlose Größen lassen keine Rückschlüsse auf die Ursachen der Workload in Mensch-Maschine Systeme zu. Selbst unter der Annahme, dass die groben Näherungen tatsächlich die Workload messen, weiß man nicht, wie und wann, also in welchen Situationen, man die Arbeit der Operateure vereinfachen kann.

Aus diesen Gründen ist ein kontextreiches Workload-Maß für diese Arbeit essentiell erforderlich.

Weitere Beurteilungskriterien

Neben diesen Anforderungen zählen nach (O'Donnell & Eggemeier, 1986, S. 2–7) auch Sensitivität, Diagnostizität und Intrusivität sowie Benutzerakzeptanz zu den Evaluierungskriterien. Weitere Eigenschaften werden in (Stanton u. a., 2013, S. 286; Winkler, 2017a, S. 8–9) genannt.

Einen Vergleich verschiedener Maße findet man überdies in (Casali & Wierwille, 1983; Wierwille & Connor, 1983; Wierwille, Rahimi, & Casali, 1985).

Methodenvergleich

Im Folgenden werden die Methoden hinsichtlich dieser Anforderungen verglichen. Tabelle 2.1 zeigt hierzu eine Übersicht.

Methoden	echtzeitfähig	prädiktiv	unintrusiv	kontextreich	absolut	individuell
Introspektive	nein	ja	nein	nein	ja	ja
Experimentelle	ja	nein	nein	nein	nein	ja
Modellbasierte	ja	ja	ja	ja	nein	nein
Hybride	ja	ja	ja	ja	ja	ja

Tabelle 2.1: Vergleich verschiedener Methoden zur Bestimmung der mentalen Beanspruchung hinsichtlich der Eignung zur adaptiven Assistenz.

Introspektive Methoden

Introspektive Methoden haben den Vorteil, dass sie individuell sind und Subjektivität der Probanden gut abbilden. Sie können zudem, durch die individuelle Subjektivität begrenzt, absolut und prädiktiv abgefragt werden. Somit lassen sich deren Ergebnisse gut vergleichen.

Aufgrund der notwendigen Pausen und damit Unterbrechung der Tätigkeit sind sie jedoch intrusiv und nicht echtzeitfähig. Standardisierte Fragebögen sind kontextlos, liefern jedoch nur einfache Zahlen und keine Informationen über den Aufgabenkontext und damit wenige Ansatzpunkte für die Workload-adaptive Assistenz. Um den Aufgabenkontext zu gewinnen, müssten geeignete Befragungsmethoden entwickelt werden.

Experimentelle Methoden

Experimentelle, insbesondere physiologische Methoden liefern in der Regel kontinuierliche und vergleichbare Ergebnisse innerhalb von Millisekunden und sind daher echtzeitfähig. Aufgrund der direkten Messung sind sie sehr individuell an den jeweiligen Probanden angepasst.

Die Messungen sind jedoch nur reaktiv und damit nicht prädiktiv. Die meisten physiologischen Methoden erfordern jedoch eine intrusive Verkabelung der Probanden. Eine Ausnahme stellt die kamerabasierte Blickbewegungsmessung dar, wodurch dieses Verfahren

einen hervorgehobenen Stellenwert unter den physiologischen Methoden einnimmt. Ebenso wie die introspektiven Methoden sind auch die meisten experimentellen Verfahren kontextlos und nicht semantikbezogen. Man kann die experimentellen Methoden jedoch nutzen, die Workload mit Modellen abzugleichen und Auslöser für Automationseingriffe zeitlich zu identifizieren. Aufgrund der Schwierigkeit, die Messergebnisse zu deuten, sind sie auch nicht absolut.

Modellbasierte Methoden

Während in der Vergangenheit die Online- und Echtzeitfähigkeit komplexer Modelle nicht automatisch gewährleistet war, bereitet diese aufgrund der heute verfügbaren Rechenleistung bei nicht zu großen Problemkomplexitäten kaum noch Schwierigkeiten. Durch die verwendeten Modelle sind diese Verfahren prinzipiell prädiktiv. Rein modellbasierte Methoden sind zudem nicht intrusiv und ohne Beeinträchtigung der Operateure realisierbar. Ein für ein Assistenzsystem erheblicher Vorteil ist, dass sie den Aufgabenkontext mit beschreiben können und so direkt Anknüpfungspunkte für Interventionsmöglichkeiten liefern. Ein Nachteile der modellbasierten Methoden ist, dass diese nur so gut sein können, wie die zu Grunde liegende Theorie. Meist sind die Modelle allgemein und nicht individuell an die Nutzer angepasst. Durch den Mangel an einer Referenz sind sie nicht absolut und es können deutliche Abweichungen zu den meist unbekanntem wahren Werten entstehen. Um absolute Werte zu erhalten, müssen diese mit Hilfe zusätzlicher Annahmen geeignet normiert werden.

Hybride Methoden

Hybride Methoden, die modellbasierte prädiktive Verfahren mit experimentellen physiologischen verbinden, schneiden am besten ab, da sie die individuellen Vorteile nutzen und die Nachteile ausgleichen können.

Arbeiten von Winkler

Verschiedene Metriken werden auch in (Winkler, 2017a, S. 7–13) hinsichtlich ihrer Eignung für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem diskutiert und zusammengefasst.

Winkler vergleicht insbesondere ressourcenmodellbasierte und physiologische Methoden zur Erfassung der mentalen Beanspruchung mit einem subjektiven Referenzwert.

2.4 Workload-Adaption

Mit einem tieferen Verständnis des mentalen Zustands und dessen Konzepte, insbesondere der Workload, kann nun auf die Art und Weise der adaptiven Automation eingegangen werden.

2.4.1 Adaptive Regelungsmethoden

In der Literatur findet man mehrere adaptive Regelungsmethoden. Fachbegriffe in diesem Zusammenhang sind *Control Methods* (Parasuraman u. a., 1992, S. 16–17), *Invocation Strategies* (Inagaki, 2003, S. 11) oder *Adaptive Strategies* (Scerbo, 2007, S. 242).

Diese Methoden geben unter anderem vor, wann, auf welcher Grundlage und wie eingegriffen werden soll. Der Schlüssel hierzu liegt meist in den Aufgaben, welche die Workload verursachen.

Möglichkeiten zur Regulierung der Workload über Aufgaben

Regulieren lässt sich die Workload nach (Young u. a., 2015, S. 8–11) beispielsweise durch die Modifikation einzelner Aufgaben.

Zur Erhöhung der Workload kann die Schwierigkeit von Aufgaben erhöht werden. Eine kognitive Aufgabe wird beispielsweise dann schwieriger, wenn der Bedarf an mentalen Ressourcen wie dem Arbeitsspeicher (Working-Memory) steigt (Boag, Neal, Loft, & Halford, 2006; Young u. a., 2015, S. 10). Ebenfalls kann die Workload zeitlich durch eine größere Ausführungsgeschwindigkeit von Aufgaben oder die Vergrößerung der Bandbreite der Informationsverarbeitung gesteigert werden (Ayaz u. a., 2012; Young u. a., 2015, S. 10). Überdies hinaus lässt sich die Workload erhöhen, indem man die Aufgabenkomplexität hin zu mehr parallelen Aufgaben modifiziert.

Zur Verringerung der Workload sind die gegenteiligen Schritte erforderlich. In diesem Fall gilt es die Schwierigkeit und den Ressourcenbedarf einer Aufgabe zu reduzieren. Das Serialisieren paralleler Aufgaben führt zu einer zeitlichen Entzerrung der Aufgabensituation.

Strategien zur Aufgabenteilung und Funktionsallokation

Workload-Adaption kann auch durch eine gute Strategie der Aufgabenteilung zwischen Menschen und Maschinen oder allgemeiner durch eine Veränderung des Automationsgrades (*Level of Automation, LOA* (Sheridan & Verplank, 1978)) realisiert werden.

(Hilburn, Molloy, Wong, & Parasuraman, 1993) schlagen vor, bei moderater Workload die Nutzer Teilaufgaben selbst durchführen zu lassen, bei höherer oder niedrigerer Workload diese dagegen einem Computer zu überlassen.

Besonders das Delegieren oder die Automation von Teilaufgaben führt zu einer erheblichen Entlastung der Systembediener, die manuelle Ausführung von ansonsten automatisierten Aufgaben dagegen zu einer Mehrbelastung.

Control Sharing und Control Trading

Bei der Funktionsallokation muss entschieden werden, ob der Mensch oder die Automation die Kontrolle behalten soll. In der Literatur wird bezüglich der Aufgabenteilung zwischen *Control Sharing* und *Control Trading* unterschieden (Inagaki, 2003; Sheridan, 1992, S. 65). Beim *Control Sharing* arbeiten Mensch und Maschine zusammen an einer Funktion, um ein Ziel zu erreichen, wohingegen beim *Control Trading* entweder der Mensch oder die Maschine die Funktion oder die Aufgabe ausführt.

Wechsel des Automationsgrads

Der eigentliche Wechsel eines Automationsgrads kann durch den Operateur oder das System initiiert werden. Es gilt zu entscheiden, ob ganze Aufgaben oder nur Teilaufgaben auf die Automation ausgelagert werden und ob die Zuweisung statisch oder dynamisch erfolgen soll. In der Literatur finden sich verschiedene Strategien.

Eine Möglichkeit ist eine statische Allokation nach dem Vergleich, welche Aufgaben der Mensch und welche die Maschine besser kann (*MABA-MABA Men Are Better At, Machines Are Better At*) (Fitts, 1951, S. 5–11; Inagaki, 2003, S. 2).

Eine andere Möglichkeit ist, alles zu automatisieren, was technisch möglich ist, und nur das, was die Automation nicht kann, dem Menschen zu überlassen (*Leftover-Principle*) (Hollnagel, 2003, S. 10; Inagaki, 2003, S. 3).

Die Aufgabenteilung kann auch komplementär oder nach ökonomischen Maßstäben erfolgen (Grote, Ryser, Wafler, Windischer, & Weik, 2000, S. 268–270).

Dynamische Funktionsallokation

Statische Strategien führen meist zu den in der Einleitung erwähnten Mensch-Maschine-Problemen. Es ist deshalb naheliegend, die Kontrolle nicht starr festzulegen, sondern, je nach Aufgabe und Situation, dynamisch und adaptiv zu teilen. Demnach soll eine geteilte Kontrolle zu einer besseren Leistung von Operateuren in der Primäraufgabe führen (vgl.

(Inagaki, 2003)). In einer gut entworfenen Automation spielt ein Operateur besonders in kritischen Phasen immer noch eine Rolle (vgl. (Peterson, 1984), zitiert nach (Parasuraman u. a., 1992, S. 9)).

2.4.2 Designaspekte und Verhaltensweisen

Allgemeine Grundsätze

Bei der Gestaltung adaptiver Automation und Assistenzsysteme spielen auch Verhaltensregeln und Designaspekte eine wichtige Rolle.

So soll nach (Parasuraman u. a., 1992, S. 3) das Konzept für ein adaptives Assistenzsystem einen menschenzentrierten und keinen technikzentrierten Ansatz verfolgen. Die adaptive Automation soll den Operateur trotz der Verwendung von Automation in den Arbeitsprozess involvieren und dessen Wissen und Strategien berücksichtigen (Parasuraman u. a., 1992, S. 16).

Weiterhin muss die Automation transparent arbeiten. Das heißt, der Mensch muss jederzeit verstehen, was sie tut, und falls nötig eingreifen können. Demnach müssen dabei die Fragen geklärt werden, wie sich der Mensch durch die Verwendung der Automation fühlt, wie es um sein Vertrauen (*Trust in Automation*) bestellt ist, ob und wie er sich auf die Automation verlässt (*Reliance*) und wie Überraschungen (*Automation Surprises*) vermieden werden können (Lee & See, 2004; Sarter, Woods, & Billings, 1997).

Etikette nach Miller

Miller definiert in diesem Zusammenhang eine sogenannte Etikette (*Etiquette*) als eine Menge an vorgeschriebenem und verbotenem Verhalten, welches erlaubt, den Handlungen eine Bedeutung und Absicht zuzusprechen (C. A. Miller, 2004, S. 32).

Eine solche Etikette bringt nicht nur Vorteile, sondern kann sogar notwendig sein. So erwarten Menschen zum Beispiel, dass sich ein Computer ähnlich wie ein anderer Mensch verhält (C. A. Miller, 2002, 2004; Nass, Moon, & Carney, 1999).

Um Probleme zu vermeiden, muss sich die Automation an die Verhaltensregeln und Erwartungen der Operateure anpassen und nicht umgekehrt. Dabei muss die Automation in der Lage sein, ihre Pläne und Absicht zu kommunizieren und den Menschen zu verstehen und dessen Verhalten zu interpretieren, um als Teammitglied akzeptiert zu werden (siehe beispielsweise (C. A. Miller & Hannen, 1999)).

Verhaltensregeln und Grundforderungen von Onken und Schulte

Verhaltensregeln für eine bessere Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine werden auch von Onken und Schulte als Grundforderungen formuliert (Onken, 1994b; Onken & Prévôt, 1994, S. 2599–2600; Onken & Schulte, 2010, S. 153–159; Schulte, 2013a, S. 4). Ansätze zu diesen Grundforderungen lassen sich bereits in den 1980er Jahren erkennen (Rouse & Rouse, 1983).

Es werden in einer eskalierenden Hierarchie die Verhaltensweisen Passivität, Aufmerksamkeitslenkung, Aufgabenvereinfachung und Aufgabenübernahme adressiert (vgl. Formulierung in (Honecker & Schulte, 2017b)).

Zunächst gilt das Prinzip der Passivität. Jeder Eingriff durch das Assistenzsystem bedeutet eine zusätzliche Belastung des Operateurs und führt zu einem Kontextwechsel. Dies kann langfristig zu einem Verlust des Situationsbewusstseins führen und sollte deswegen so selten und geringfügig wie möglich ausfallen (0. Grundforderung).

Erst wenn die Aufmerksamkeit des Operateurs nicht mehr auf die dringlichste Aufgabe gerichtet ist, soll diese wieder auf die dringlichste gelenkt werden (1. Grundforderung).

Ist der Operateur aufgrund von Überforderung nicht mehr in der Lage, die Aufgabe selbst

korrekt durchzuführen, soll das Problem durch das Assistenzsystem vereinfacht werden, sodass der Operateur dieses wieder selbständig lösen kann (2. Grundforderung). Nur im Falle eines zu hohen Risikos soll das Assistenzsystem selbstständig Aufgaben übernehmen (3. Grundforderung).

2.5 Aktuelle Probleme und Forschungsbedarf

Motivation

Wie alle Theorien und Methoden stellt auch die adaptive Automation mit den bekannten Methoden zur Workload-Bestimmung keine perfekte Lösung zur Konzeption und Entwicklung eines Assistenzsystems dar, denn es gibt noch viele offenen Fragen und Probleme.

Forschungsbedarf in der Workload-Theorie

Das theoretische Fundament der Workload ist nach wie vor ein aktives Forschungsgebiet. So ist die mentale Beanspruchung noch immer ein sehr nebulöses Konstrukt, nicht richtig verstanden und nur schwammig definiert.

Beispielsweise wird aktuell der Einfluss der Workload auf die Entscheidungsfindung untersucht.

Aber auch die Frage nach einer Obergrenze der Workload (Redline) wird derzeit noch diskutiert. Ziel ist unter anderem die Vorhersage, wann der Bedarf an mentalen Ressourcen die vorhandenen Kapazitäten übersteigt und als Folge davon die Leistung einbricht (Wickens, 2017; Young u. a., 2015).

Operationalisierung und Bestimmung der Workload

Des Weiteren bereiten die Operationalisierung und die praktische Bestimmung des Konstrukts Workload nach wie vor große Schwierigkeiten.

Obwohl heute der Fokus vor allem auf Anwendungen und weniger der Definition des Konstrukts oder Entwicklung von Metriken liegt, werden die einzelnen Methoden fortlaufend verbessert und untersucht (Young u. a., 2015).

Neuerdings verschiebt sich der Schwerpunkt wieder mehr von theoretischen Modellen hin zu physiologischen Methoden, um die Workload datengetrieben zu bestimmen (Moustafa, Luz, & Longo, 2017). Gründe hierfür sind unter anderem, dass mittlerweile genügend Rechenleistung zur Verfügung steht, um auch rechenintensive Methoden der künstlichen Intelligenz, wie neuronale Netze und maschinelles Lernen, auf die Problemstellung anwenden zu können.

Es gibt Hinweise darauf, dass der Sauerstoffgehalt des Gehirns ein quantifizierbares Maß für die Aufmerksamkeitsressourcen und Bestimmung der Redline sein kann, welcher über Nahinfrarotspektroskopie messbar ist (Perrey, Thedon, & Rupp, 2010; Young u. a., 2015, S. 11). In engem Zusammenhang finden Experimente zur Bestimmung der Workload mittels Dopplersonographie statt (Shaw, Satterfield, Ramirez, & Finomore, 2013).

Auch die Anwendung der Blickbewegungsmessung zur Workload-Bestimmung steht nach wie vor im Forschungsfokus.

Beispielsweise stellen (Fridman, Reimer, Mehler, & Freeman, 2018) zwei Methoden zur videobasierten Bestimmung der Workload auf Grundlage der Messung von Pupillen- und Blickbewegungen vor. Als Methoden verwenden sie Hidden-Markov-Modelle sowie neuronale Netze mit überwachtem Lernen der Modellparameter. Der Schwerpunkt ist dabei eine nicht-intrusive, robuste und korrekte Anwendungen in Problemen der realen Welt (Fahrzeugführung).

Neben der Verbesserung einzelner Methoden ist auch die Kombination verschiedener Methoden zu hybriden Modellen Gegenstand aktueller Forschung (Putze u. a., 2015; Taatgen u. a., 2016).

Fokus: Workload-adaptives Assistenzsystem

Die meisten Ansätze zur Bestimmung von Workload sind anwendungsgetrieben. Dabei hängen die konkrete Form der Operationalisierung und Wahl der Metriken stark vom eigentlichen Problem ab, sodass man sich vor der Auswahl von Methoden zuerst gut über die Problemstellung im Klaren sein muss (hier die Konzeptionierung und Implementierung eines Workload-adaptiven Assistenzsystems).

Gerade der oben diskutierte Punkt, dass viele Workload-Metriken kontextfrei sind, erzeugen Forschungsbedarf an neuen Möglichkeiten zur Operationalisierung der mentalen Beanspruchung. Größter Schwachpunkt ist der fehlende Bezug zu Aufgaben und zum Aufgabenkontext, welche in einem Arbeitssystem eine zentrale Rolle spielen. So besteht beispielsweise die Notwendigkeit, Workload und Ressourcenbedarf zu messen, um Aufgaben Workload-adaptiv Mensch oder Maschine zuzuweisen (Young u. a., 2015). Nützliche Verfahren und Metriken, um auf den Kontext zu schließen, sind zwar vorhanden, man muss diese jedoch neu kombinieren und an die Anwendung zur adaptiven Assistenz anpassen.

Auch ist es sinnvoll, das Verhalten von Operateuren maschinell zu beobachten, um Überforderungsstrategien der Operateure zu erkennen und zu verstehen (Donath, 2012; Wickens, Santamaria, & Sebok, 2013).

Bei der Entwicklung eines Assistenzsystems für einen Hubschrauberkommandanten stellte Rauschert fest, dass insbesondere Forschungsbedarf für eine maschinelle Tätigkeitserkennung besteht (Rauschert & Schulte, 2012).

Leistungseinbrüche durch häufiges Wechseln des Automationsgrads

(Veltman & Jansen, 2004) geben an, dass sich die menschliche Leistung nicht weiter steigern lässt, wenn ein Operateur bereits eine gute Leistung erbringt, jedoch kann es zu Leistungsverlusten kommen, wenn der Automationsgrad der adaptiven Automation zu häufig oder unvorhersehbar gewechselt wird (Inagaki, 2003, S. 21–22).

Situationsbewusstsein, Vertrauen und Transparenz

Eine adaptive Automation erzeugt weniger vorhersehbares Verhalten (Scerbo, 2007, S. 249). Insbesondere kann eine spontane Aufgabenübernahme den Operateur verwirren (Veltman & Jansen, 2004, S. 7).

Wenn die Ziele von Operateur und Automation nicht übereinstimmen, können ebenfalls negative Folgen eintreten (Inagaki, 2003, S. 22). Verschiedene Ziele können entweder widersprüchlich oder ähnlich sein. Gerade ähnliche Ziele verschleiern das Problem.

Langfristig negative Folgen falsch eingesetzter Automation sind Vertrauensproblem. Der richtige Einsatz adaptiver Automation bietet jedoch die Chance, diese Probleme zu reduzieren (Lee & See, 2004, S. 71).

Aus diesen Gründen zielen aktuelle Forschungsansätze auch auf die Auswirkung adaptiver Automation auf das Situationsbewusstsein und die Transparenz ab (Brand, Ebersoldt, Barber, Chen, & Schulte, 2018).

Zeitskala der Adaption

Für die Anpassung der adaptiven Regelungsstrategien an den Menschen benötigen adaptive Systeme unterschiedlich viel Zeit. Dieser Anpassungsprozess kann unter Umständen sehr lange andauern. Bei einem Selbstversuch in einem adaptiv automatisierten Haus gibt Mozer diesen Lernprozess mit etwa einem Monat an (Mozer, 2004, S. 289).

Anpassung des Menschen an die Technik statt der Technik an den Menschen

Bei der Verwendung technischer Hilfsmittel wurde beobachtet, dass Menschen oft ihr Verhalten an die Technik anpassen. Auch adaptive Systeme sind davon nicht ausgenommen. So können beispielsweise aufschaukelnde Schwingungszustände deren Nutzer zu unnatürlichem Verhalten zwingen. Auf der positiven Seite können adaptive Systeme ihre Nutzer aber auch zum Energiesparen erziehen (Mozer, 2004, S. 293; Scerbo, 2007, S. 249).

Adaptive Assistenz für mehrere Operateure

In der Vergangenheit wurde adaptive Automation meist nur für einen einzigen Systembediener ausgelegt. Ziel ist daher auch die Erweiterung auf eine adaptive Automation für mehrere Operateure (Scerbo, 2007, S. 249–250) .

Zielsetzung dieser Arbeit

Diese Arbeit soll die Lücke zwischen dem Aufgabenkontext und der messtechnischen Bestimmung der Workload überbrücken und so einen Beitrag zur adaptiven Assistenz leisten.

Das Konzept eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems vereint die Modellierung von Aufgaben unter Berücksichtigung psychologischer Theorien als Aufgabenmodell und der Identifikation dieser Aufgaben durch eine messtechnischen Operateurbeobachtung zur maschinellen Tätigkeitserkennung und kontextreichen Workload-Abschätzung.

Der weitere Teil dieser Arbeit beschäftigt sich theoretisch und technisch mit dieser Problemstellung.

3 Konzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem

In Kapitel 1 wurde motiviert, dass das Ziel eines Assistenzsystems ist, die Nutzer bei ihrer Tätigkeit kooperativ zu unterstützen, Mensch-Maschine-Fehler zu vermeiden, die Workload zu moderieren oder deren schädliche Auswirkungen zu verringern.

Aus der in Kapitel 2 beschriebenen arbeitswissenschaftlichen Theorie lässt sich ein Konzept für ein Workload-adaptives Assistenzsystem unter Zuhilfenahme des Konstrukts der Aufgabe gestalten.

Das Konzept befähigt ein Assistenzsystem dazu, Systembedienern kooperativ zur Seite zu stehen und dabei menschliche Fehlleistungen zu erkennen und zu korrigieren, beziehungsweise diese proaktiv zu vermeiden. Ein wichtiges Augenmerk liegt dabei auf einer kontextreichen Operationalisierung der mentalen Beanspruchung durch ein Aufgabenmodell.

Das Konzept wird beispielhaft anhand von Hubschraubermissionen erläutert. Es kann jedoch analog auch in anderen Domänen übertragen werden.

Dieses Kapitel behandelt thematisch Forschungsfragestellungen 1 und 2 (Abschnitt 1.4) und steht in engem Zusammenhang mit den Veröffentlichungen (Honecker & Schulte, 2017b) und (Honecker, Brand, & Schulte, 2016).

Einzelne Textpassagen in diesem Kapitel sind (Honecker & Schulte, 2017b) entnommen.

3.1 Idee

3.1.1 Kontextreiche Operationalisierung der mentalen Beanspruchung

Damit ein Assistenzsystem den Menschen verstehen kann, muss es den mentalen Zustand, speziell die mentale Beanspruchung, unter Zuhilfenahme einer geeigneten Methode operationalisieren (Forschungsfragestellung 2 in 1.4).

Durch die Methodenanalyse in 2.3.5 wurde klar, dass es für zielgerichtete, adaptive und proaktive Interventionen eines Assistenzsystems notwendig ist, diese Operationalisierung kontextreich zu gestalten, um auch die Ursachen und den Aufgabenkontext der Workload zu modellieren.

Dreigliedriger Ansatz

Zur kontextreichen Operationalisierung der Beanspruchung schlagen (Schulte u. a., 2015) einen dreigliedrigen Ansatz vor:

Wie auch in (O'Donnell & Eggemeier, 1986) oder (Hancock & Chignell, 1988) beschrieben, ist die erste Annahme, dass die Workload qualitativ der Belastung durch die Aufgabensituation folgt. Demnach hängt die Beanspruchung also von der Entfernung zum Arbeitsziel und den daraus für den Operateur resultierenden Aufgaben ab. Das heißt, je mehr Aufgaben anstehen und je schwieriger diese sind, desto höher ist auch die Beanspruchung.

Die zweite Annahme ist, dass die Beanspruchung durch die momentane Tätigkeit und den damit verbundenen Bedarf an mentalen Ressourcen verursacht wird. Der Ressourcenbedarf steht dabei in direktem Zusammenhang mit den durchgeführten Aufgaben, da die Bearbeitung einer Aufgabe mentale Ressourcen benötigt (Wickens, 2002).

Die dritte Annahme ist, dass die Beanspruchung beobachtbare Verhaltensmuster eines menschlichen Operateurs beeinflusst (Sperandio, 1971).

Als Folge dieser Anforderungen und Annahmen schlagen (Schulte u. a., 2015) vor, die Beanspruchung kontextreich durch einen Plan, also die anstehenden Aufgaben, die Tätigkeit, das

heißt die momentan durchgeführten Aufgaben, den Bedarf an mentalen Ressourcen sowie beobachtbare Verhaltensmuster zu operationalisieren.

Aufgabenzentrierter Ansatz

Gerade die erste Annahme führt zu der fundamentalen Erkenntnis, dass die Beanspruchung im Wesentlichen auf die Aufgabentätigkeit als Ursache zurückzuführen ist. Es zeigt sich, dass sich ein neuer Ansatz für kognitive Assistenzsysteme finden lässt, wenn man den Aufgabenbegriff zentral in den Mittelpunkt stellt.

Ein Assistenzsystem, welches diesem Ansatz folgt, muss insbesondere die Fähigkeit besitzen, menschliche Ziele auszudrücken und diese zu kommunizieren. Es muss diese Ziele in einzelne Aufgaben herunterbrechen, modellieren und vereinfachen können.

Erste Ansätze zu einem aufgabenzentrierten Assistenzsystem finden sich in (C. A. Miller & Hannen, 1999).

3.1.2 Aufgaben als Mittel zur Beschreibung der mentalen Beanspruchung

Problem: Operationalisierung von Aufgaben zur Darstellung der Workload

Eine grundlegende Problemstellung dieser Arbeit ist die Beantwortung der Frage, wie die Operationalisierung von Aufgaben zielführend erfolgen kann, um damit die mentale Beanspruchung gemäß des Ansatzes aus Abschnitt 3.1.1 und (Schulte u. a., 2015) kontextreich auszudrücken.

Operationalisierung und Modellierung kognitiver Aufgaben

Bei Aufgaben kann man zwischen handlungsnahen und kognitiven Aufgaben unterscheiden. Handlungsnahe Aufgaben wie das Gasgeben beim Autofahren lassen sich oft direkt der jeweiligen Tätigkeit zuordnen und sind auch messtechnisch einfach zu erfassen. Sie sind quasi direkt beobachtbar.

Die Bearbeitung kognitiver Aufgaben spielt sich jedoch vorwiegend im Kopf des Menschen ab. Gerade die Kommandantentätigkeit eines Hubschrauberpiloten ist stark durch kognitive Aufgaben geprägt. Den Treibstoffverbrauch auszurechnen wären beispielsweise eine solche Aufgabe.

Es stellt sich die Frage, wie sich das Konstrukt der Aufgabe im Allgemeinen und kognitive Aufgaben im Speziellen operationalisieren und als Rechnermodell darstellen lassen.

Operationalisierung von Aufgaben im Aufgabenmodell

Nach (Honecker u. a., 2016) bietet es sich an, Aufgaben durch Eigenschaften, Beziehungen, Beschränkungen, Evidenzen, mentale Ressourcen und Verhaltensmuster zu beschreiben. Die Idee ist dabei, die verursachenden Faktoren der Beanspruchung einzelnen Aufgaben als Modellparameter in einem *Aufgabenmodell (Task Model)* a-priori statisch zuzuordnen und diese dann zur Laufzeit dynamisch miteinander zu verrechnen. Abbildung 3.1 illustriert diese Idee grafisch.

Zur Erstellung eines Plans, also der Soll-Aufgaben, werden die Ziele, Eigenschaften, Beziehungen und Beschränkungen der einzelnen Aufgaben benötigt.

Zur Bestimmung der Tätigkeit (momentan bearbeitete Ist-Aufgaben) werden die im Modell hinterlegte Evidenzen herangezogen, anhand derer die Tätigkeit erkannt werden kann.

Eine Maßzahl für die Gesamtbeanspruchung kann aus dem Bedarf der Ressourcen einzelner Aufgaben abgeleitet werden.

Verhaltensmuster, welche als Überforderungsindikatoren dienen, werden ebenfalls aufgabenspezifisch im Modell abgelegt.

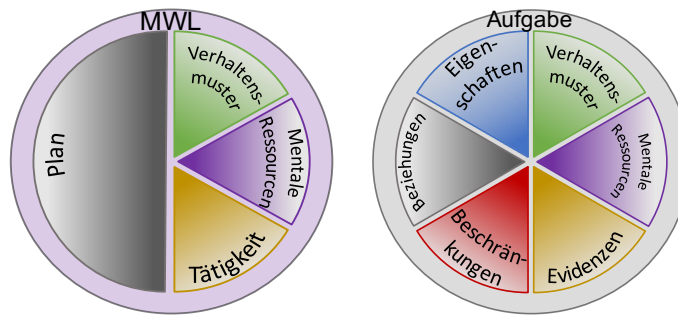


Abbildung 3.1: Kontextreiche Operationalisierung der psychischen Beanspruchung nach (Schulte u. a., 2015) und Operationalisierung einer Aufgabe nach (Honecker u. a., 2016).

3.1.3 Aufgaben als Kommunikationsmittel

Ein weiterer Schlüssel zur aufgabenzentrierten Assistenz liegt in der Bedeutung von Aufgaben als Mittel zur Kommunikation.

Aufgaben als Kommunikationsmittel zwischen Menschen

Bei ihrer Tätigkeit denken Menschen über den Aufgabenkontext nach, wie sie mit ihrer Umgebung interagieren und warum. In diesem Sinne kommunizieren Menschen über ihre Situation aufgabenorientiert (vgl. (C. A. Miller & Hannen, 1999)).

Die Kommunikation zwischen Menschen über den Aufgabenbegriff ist sehr effizient, denn der Name einer Aufgabe allein ist ausreichend, um neben dem eigentlichen Ziel eine komplexe, kontextreiche Situation zu vermitteln. Beim Hören des Namens kann der Nachrichtempfänger ein vollständiges mentales Bild der durchzuführenden Aufgaben und der Situation aufbauen.

Ausgehend vom erlernten Wissen und seiner Erfahrung kann ein Mensch einen Auftrag in Aufgaben und Teilaufgaben herunterbrechen. Er weiß, was zu tun ist, wie schwierig diese zu bearbeiten sind und kann den hierfür nötigen Bedarf an mentalen Ressourcen intuitiv abschätzen.

Delegieren von Aufgaben und auftragsbasierte Führung

Auf ähnliche Weise lassen sich Aufgaben als Aufträge an Untergebene delegieren. Dies spielt vor allem im militärischen Kontext eine große Rolle.

Im Führungsparadigma *Auftragsbasierte Führung*, *Führen mit Auftrag* oder *Auftragstaktik* (Arnold, 2003; Gunther, 2012; von Moltke, 1892) erteilt ein militärischer Führer seinen Untergebenen mit dem Auftrag das Arbeitsziel mit, welches es zu erreichen gilt. Die Untergebenen zerlegen diesen Auftrag selbständig in Teilaufgaben und führen diese eigenständig aus.

Aufgaben als Kommunikationsmittel zwischen einem Systembediener und einem Assistenzsystem

In Mensch-Maschine-Systemen muss die Kommunikation nicht nur zwischen Menschen untereinander, sondern auch zwischen Menschen und Maschinen stattfinden.

Nach (C. A. Miller & Hannen, 1999) muss auch ein Assistenzsystem in der Lage sein, seine Pläne und Absicht zu kommunizieren und auch die des Menschen verstehen und interpretieren, um als Teammitglied akzeptiert zu werden.

Es ist wichtig, dass das Assistenzsystem weiß, woran Systemoperatoren gerade arbeiten, welche Aufgaben sie schon bearbeitet haben und was sie in der nahen Zukunft tun sollten und wahrscheinlich tun werden.

Um das Situationsbewusstsein aufrecht zu erhalten, muss das Assistenzsystem außerdem

den Operateuren selbsterklärend mitteilen, an welcher Aufgabe es arbeitet, was es bereits automatisiert erledigt hat und was es in Zukunft tun wird.

Da die Kommunikation über den Begriff der Aufgabe zwischen Menschen sehr effizient ist, ist es naheliegend, diese Art der Kommunikation auch auf ein Mensch-Maschine-System zwischen Operateur und Assistenzsystem zu übertragen.

Wohingegen ein menschlicher Operateur eine intuitive Vorstellung einer Aufgabe besitzt, muss diese einem technischen System jedoch in Form von a-priori-Wissen als Aufgabenmodell zur Verfügung gestellt werden.

Aufgaben als interne Kommunikationsschnittstelle eines Assistenzsystems

Die aufgabenzentrierte Kommunikation lässt sich jedoch nicht nur zwischen Operateuren und dem Assistenzsystem, sondern auch als technische Schnittstelle zwischen den einzelnen Komponenten des Assistenzsystems selbst einsetzen. Dies gewährleistet ein kohärentes Abbild der Aufgabensituation innerhalb des Assistenzsystems.

Die einzelnen Systemkomponenten, welche verschiedene kognitive Funktionen wie Situationswahrnehmung, Missionsplanung, Tätigkeitserkennung oder Verhaltensanalyse des Operateurs modellieren, müssen untereinander kommunizieren, um Daten auszutauschen. Zur aufgabenzentrierten Kommunikation können diese Komponenten ihr Wissen ebenfalls aus dem Aufgabenmodell beziehen.

3.2 Konzeptübersicht

3.2.1 Arbeitssystem

Für die Unterstützung der Entwickler beim Design von Assistenzsystemen schlagen (Schulte, Donath, & Lange, 2016) verschiedene Entwurfsmuster (*Design Patterns*) vor.

Das, dem Konzept dieser Arbeit zu Grunde liegende, Arbeitssystem besteht aus einem oder mehreren Operateuren (*Worker*), welche ein technisches System (*Tools*) bedienen (siehe Abbildung 3.2).

Dabei werden sie kooperativ von einem Assistenzsystem unterstützt. Alle Worker kennen und verstehen das Arbeitsziel (*Work Objective*) und versuchen ein möglichst gutes Arbeitsergebnis (*Work Process Output*) zu erzielen. Dieser Prozess wird durch die Umwelt (*Environment*), materielle Ressourcen (*Supplies*) und Informationen (*Information*) beeinflusst.

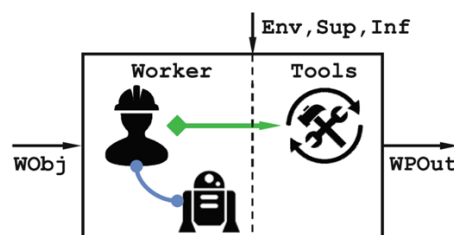


Abbildung 3.2: Entwurfsmuster für das betrachtete Arbeitssystem. Grafik aus (Schulte u. a., 2016, S. 238).

3.2.2 Systementwurf

Ausgangspunkt für das Konzept eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems ist der Systementwurf aus (Schulte u. a., 2015).

Dieser ist in Abbildung 3.3 dargestellt und beschreibt ein Assistenzsystem in der Luftfahrt-domäne auf Basis einer kontextreichen Operationalisierung der mentalen Beanspruchung mit seinen wichtigsten Komponenten.

Gesamtsystem

Das Gesamtkonzept besteht aus einem klassischen *Supervisory-Control-System* (Sheridan, 1992, 2006; Sheridan & Verplank, 1978) und dem eigentlichen *adaptiven Assistenzsystem*.

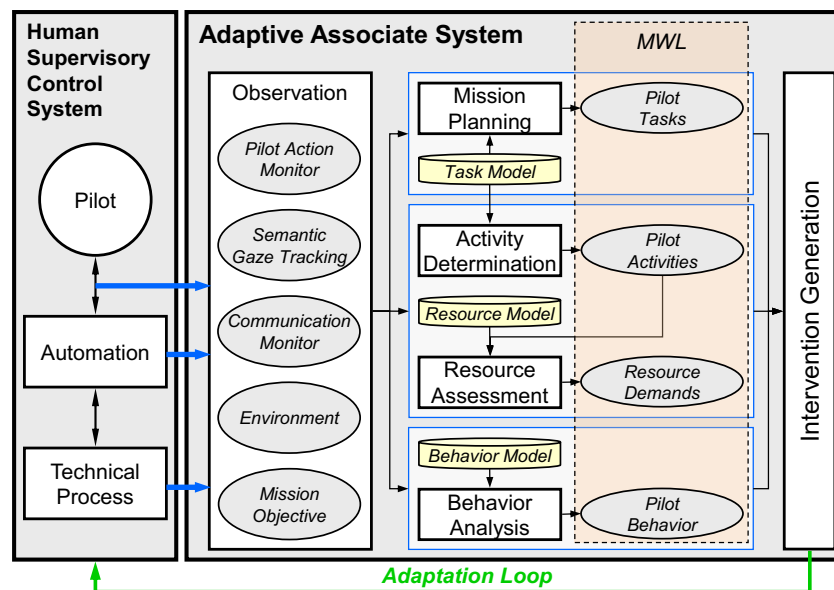


Abbildung 3.3: Systemschaubild aus (Schulte u. a., 2015, S. 1377).

Supervisory-Control-System

Im Supervisory-Control-System steuert und überwacht ein Operateur einen klassisch automatisierten technischen Prozess. Dies kann beispielsweise, wie im in dieser Arbeit untersuchten Anwendungsfall, die Flugführung eines Luftfahrzeugs sein. Der Operateur (Pilot) steht dabei hierarchisch über der Automation und kann Aufgaben als Aufträge an diese delegieren (*Auftragsbasierte Führung, Task-Based-Guidance*, vgl. (Uhrmann, 2013)).

Assistenzsystem

Dem in sich hierarchischen Supervisory-Control-System steht ein adaptives Assistenzsystem in einer kooperativen Beziehung zur Seite.

Der Entwurf des Assistenzsystems sieht zunächst ein Teilmodul für die Operateurbeobachtung (*Observation*) vor. Dieses stellt sicher, dass das Assistenzsystem alle notwendigen Informationen über die Systembediener, das Missionsziel und die Umwelt erfasst. Sie beinhaltet Teilmodule für die Interaktionsbeobachtung, Blickbewegungsmessung, Kommunikationsüberwachung, Umweltbeobachtung und Interpretation des Missionsziels, beziehungsweise des Missionsauftrags.

Die Ergebnisse der Operateurbeobachtung werden Modulen zur Missionsplanung, Tätigkeitserkennung, Ressourcenbestimmung und Verhaltensanalyse zur Verfügung gestellt. Diese benötigen statisches Modellwissen in Form eines Aufgaben-, Ressourcen- und Verhaltensmodells.

Die Ressourcenbestimmung ist der Tätigkeitserkennung topologisch nachgeschaltet, denn diese benötigt die momentan bearbeiteten Aufgaben, um darauf basierend den Bedarf an mentalen Ressourcen abzuschätzen.

Die Ergebnisse aus Missionsplanung, Tätigkeitserkennung, Ressourcenbestimmung und Verhaltensanalyse sind ein Missionsplan, die Aufgaben der Tätigkeit mit den damit assoziierten benötigten mentalen Ressourcen und das Operateurverhalten. Zusammen bilden sie die kontextreiche Operationalisierung der mentalen Beanspruchung.

Diese Operationalisierung der Workload wird von einer Komponente zur Interventionsgenerierung genutzt, um die Assistenzeingriffe Workload-adaptiv zu gestalten. Die Intervention schließt den Wirkungskreis des gesamten Mensch-Maschine-Systems (*Adaptation Loop*).

3.2.3 Prozess der Aufgabenzentrierten Assistenz

In diesem Systementwurf lassen sich die kontextreich operationalisierte mentale Beanspruchung (*Mental Workload, MWL*) und das Aufgabenmodell getrennt darstellen und in den Mittelpunkt stellen.

Die Funktionen, mit denen die mentale Beanspruchung ermittelt und adaptiv interveniert wird, werden dabei systematisch nacheinander abgearbeitet. Abbildung 3.4 illustriert das Konzept der *Aufgabenzentrierten Assistenz*.

Das Aufgabenmodell und die Verarbeitungskette der einzelnen Komponenten werden in den folgenden Abschnitten detailliert erläutert.

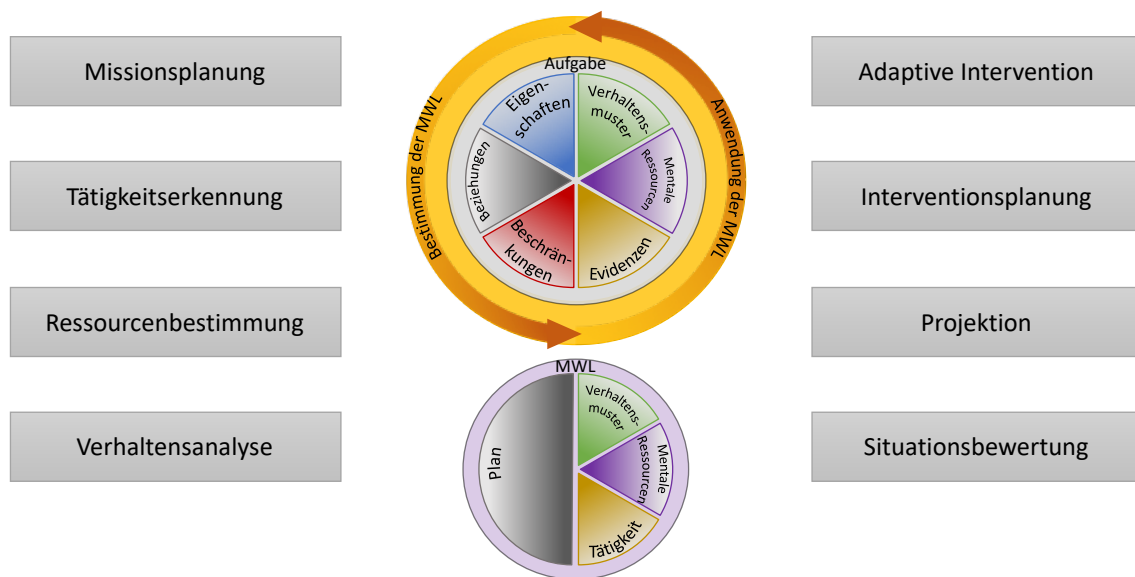


Abbildung 3.4: Prozess der Aufgabenzentrierten Assistenz.

3.3 Aufgabenmodell

Das notwendige, statische a-priori-Wissen für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem wird aufgabenspezifisch im Aufgabenmodell hinterlegt.

In diesem Abschnitt werden unter anderem auf die Anforderungen (3.3.2), eine geeignete Modellstruktur (3.3.3) und die hierfür notwendigen Parameter (3.3.4) eingegangen (vgl. (Honecker & Schulte, 2017b)).

3.3.1 Aufgabenmodelle und Aufgabenanalyse allgemein

Aufgabenmodell

Nach (Krogsæter & Thomas, 1994, S. 87–89) ist der Begriff *Aufgabenmodell (Task Model)* nicht scharf definiert, kann aber als eine Art Wissensrepräsentation angesehen werden, die die Art von Aufgaben ausdrückt, welche ein Nutzer mit einem System durchführen kann. Ein solches Modell kann sowohl statisch als auch dynamisch sein. Ein Aufgabenmodell enthält, der Quelle nach, eine Menge an möglichen Zielen und Plänen, die ein Systemoperator verfolgen kann.

Prinzipiell besteht ein Aufgabenmodell aus einer Struktur, die die Beziehung zwischen Aufgaben beschreibt, und numerischen Parametern, die sich für jede Aufgabe (und eventuell auch für jeden Nutzer) unterscheiden.

Beispiele verschiedener Aufgabenmodelle in der Fahrzeugführung

In der Anwendung finden sich sehr viele verschiedene Aufgabenmodelle, wovon ein paar ausgewählte Beispiele aus der Fahrzeugführung referenziert werden sollen.

So beschreibt (Maiwald, 2013, S. 103–139) ein sehr einfaches Aufgabenmodell, welches einige Aufgaben und Demand-Vektoren für Hubschrauberpiloten in separaten Aufgaben- und Ressourcenmodellen enthält.

In (Rauschert, 2013, S. 59–68) wird ein Aufgabenmodell für das Aufgabenspektrum eines Hubschrauberkommandanten beschrieben.

Theißing stellt ein exemplarisches Aufgabenmodell für eine automatisierte Autofahrt sowie ein Modell für den Arbeitsprozess der unbemannten Aufklärung vor (Theißing, 2017, S. 76–81, 108–115).

Winkler untersucht unter anderem das Aufgabenspektrum eines Hubschrauberkommandanten und UAV-Operators während typischer Heeresfliegermissionen. Weiterhin beschreibt er ein Aufgabenmodell für eine Platzrunde von Luftfahrzeugführern, das mit Hilfe der Bedford-Skala, Demand-Vektoren gemäß VACP und nach Wickens die mentale Beanspruchung operationalisiert (Winkler, 2017a, S. 41–47, 2017b).

(Grootjen u. a., 2007, 2006) analysieren ein adaptives System für Marineleitstände, das ein Operateur-Modell mit vier Teilmodellen beinhaltet. Diese sind ein Operateur-, Aufgaben-, System- und Kontextmodell. Das Operateurmodell unterscheidet dabei zwischen verschiedenen Operateuren und kann diese eindeutig identifizieren.

Aufgabenanalyse

Um ein Aufgabenmodell zu erstellen, muss man zunächst eine ausführliche Aufgabenanalyse der für die Anwendung relevanten Domäne durchführen.

Die Aufgabenanalyse hat ihren Ursprung im wissenschaftlichen Management (Taylor, 1911) und wurde bereits in den 1960er und 70er Jahren für Trainingszwecke eingesetzt (Annett & Duncan, 1967).

Da verschiedene Anwendungen verschiedene Aspekte von Aufgaben mit unterschiedlichen Schwerpunkten benötigen, existiert eine Vielzahl an Methoden zur Aufgabenanalyse. Einige davon sind in (Dan Diaper & Stanton, 2004) und (Stanton u. a., 2013, S. 39–116) zu finden.

Klassische und kognitive Aufgabenanalyse

Generell wird in der Fachliteratur zwischen der klassischen Aufgabenanalyse (*Task Analysis, TA*) und kognitiven Aufgabenanalyse (*Cognitive Task Analysis, CTA*) unterschieden.

Bei der klassischen Aufgabenanalyse werden vor allem physisch durchführbare Aufgaben untersucht.

Einer der bekanntesten Vertreter der klassischen Aufgabenanalyse ist die *Hierarchische Aufgabenanalyse (Hierarchical Task Analysis, HTA)* (Annett & Duncan, 1967; Shepherd, 1998; Stanton, 2006; Stanton u. a., 2013, S. 40–47). Diese ist gleichzeitig ein wichtiger Ausgangspunkt für eine Vielzahl weiterer Methoden zur Aufgabenanalyse. Bei der HTA werden Ziele in einem iterativen Prozess identifiziert, Beschränkungen untersucht und eine Kosten-Nutzen-Analyse durchgeführt.

Die kognitive Aufgabenanalyse unterscheidet sich von der klassischen dadurch, dass sie schwerpunktmäßig kognitive Aufgaben analysiert. Sie umfasst ein Methodenset, um speziell diejenigen kognitiven Fähigkeiten oder mentalen Anforderungen zu erfassen und zu beschreiben, die benötigt werden, um eine Aufgabe erfolgreich durchzuführen (Militello &

Hutton, 1998, S. 1618).

Zu den Vertretern der kognitiven Aufgabenanalyse zählen unter anderem *ACTA (Applied Cognitive Task Analysis)* (Militello & Hutton, 1998) oder *Pentanalysis* (D. Diaper, McKearney, & Hurne, 1998). (Yates, 2007) fasst die kognitive Aufgabenanalyse zusammen.

3.3.2 Anforderungen an das Aufgabenmodell der aufgabenzentrierten Assistenz

Ein Aufgabenmodell enthält ganz allgemein normative Größen, die Aufgaben charakterisieren und deren notwendige Teilaufgaben zur Erfüllung eines Ziels beschreiben.

Das Aufgabenmodell eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems muss darüber hinaus einige weitere Anforderungen erfüllen.

Strukturierung

Zunächst muss es mit dem Modell möglich sein, Ziele klar ausdrücken, diese hierarchisch in Teilaufgaben zu strukturieren und diese zu delegieren (vgl. Abschnitt 2.1.1). Es muss Aufgaben und deren Abhängigkeiten und Zusammenhänge klar darstellen und Möglichkeiten zur Modifizierung und Erweiterung bieten.

Kontextreiche Operationalisierung der Workload

Als besonderes Anforderungskriterium muss das Aufgabenmodell die kontextreiche Operationalisierung der Workload ermöglichen (vgl. Abschnitt 3.1.2).

Durch die Anwendung der in Kapitel 2 vorgestellten psychologischen Modelle auf das Aufgabenmodell lässt sich auf die ressourceninduzierte Beanspruchung schließen.

Das Konzept betrachtet daher das Problem, ein Assistenzsystem zu bauen, nicht, wie vielfach üblich, ausschließlich von der ingenieurstechnischen Seite her.

In diesem Zusammenhang beantwortet die aufgabenzentrierte Assistenz die Frage, wo, wie, wann und welche psychologischen Modelle sich gewinnbringend integrieren lassen.

Hierzu müssen die Parameter der verwendeten psychologischen Modelle ebenfalls einzelnen Aufgaben zugeordnet und im Aufgabenmodell statisch abgelegt werden.

Kommunikationsschnittstelle

Das Aufgabenmodell definiert die zentrale Kommunikationsschnittstelle im aufgabenzentrierten Assistenzsystem (vgl. Abschnitt 3.1.3).

Die im Modell enthaltenen Aufgaben dienen deshalb einerseits als Kommunikationsmittel zwischen den menschlichen Operateuren und dem Assistenzsystem, andererseits als Kommunikationsmittel zwischen den einzelnen Komponenten innerhalb des Assistenzsystems selbst. Hierfür müssen geeignete Strukturen und Parameter geschaffen werden.

Berücksichtigung von Interaktionen mit dem Assistenzsystem

Wichtig ist, dass auch diejenigen Aufgaben, die durch die Interaktion der Operateure mit dem Assistenzsystem entstehen, im Aufgabenmodell abgebildet werden, denn diese führen zu einer zusätzlichen kognitiven Beanspruchung.

Online-Fähigkeit

Algorithmen, die auf dem Aufgabenmodell operieren, müssen sich in Echtzeit ausführen lassen. Der Einfachheit halber soll das Modell nur statisches Wissen abbilden und dynamische Effekte vernachlässigen.

Die folgende Liste fasst die wichtigsten Anforderungen an das Aufgabenmodell zusammen:

Anforderungen an das Aufgabenmodell

- Strukturierung von Aufgaben und deren Beziehungen untereinander
- Kontextreiche Operationalisierung der Workload unter Einbeziehung psychologischer Modelle
- Eignung von Aufgaben als Kommunikationsmittel
- Berücksichtigung von Aufgaben durch Interaktionen mit dem Assistenzsystem
- Online-Anwendbarkeit

Liste 3.1: Anforderungen das Aufgabenmodelle eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems.

Anforderungen an die Aufgabenanalyse

Bei der Auswahl einer geeigneten Methode zur Aufgabenanalyse sind zwei wichtige Anforderungen zu beachten:

Zum einen muss die Methode in der Lage sein, hierarchische Strukturen abzubilden. Hierfür eignen sich insbesondere eine Methode ähnlich der HTA. Da die Domäne komplexer Systeme, wie militärischer Hubschraubermissionen, meist von vielen kognitiven Aufgaben geprägt ist, muss die Aufgabenanalyse weiterhin in der Lage sein, die Eigenschaften kognitiver Aufgaben auszuarbeiten.

Iteratives Vorgehen zur Aufgabenanalyse

Keine der in 3.3.1 genannten Methoden zur Aufgabenanalyse ist von sich aus in der Lage, den genannten vielfältigen Anforderungen an das Aufgabenmodell eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems auf Anhieb gerecht zu werden.

Aus diesem Grund wird zur Aufgabenanalyse vorgeschlagen, einen auf der HTA basierenden Ansatz initial zu verwenden, dieses anschließend in der Anwendung zu testen und die Struktur sowie den Inhalt des Modells in einem iterativen Prozess zu verbessern.

3.3.3 Modellstruktur**Bemerkung zur Anwendungsdomäne**

Das im Folgenden beschriebene Modell orientiert sich an den Anforderungen von MUM-T-Hubschraubermissionen und erhebt daher nicht den Anspruch an Allgemeingültigkeit und Vollständigkeit. Vielmehr dient es der Orientierung und muss bei der Übertragung in andere Domänen an die speziellen Bedürfnisse angepasst und gegebenenfalls erweitern werden.

Monolithisches Modell

Eine Besonderheit des vorgestellten Modells ist, dass es verschiedene Teilmodelle zu einem monolithischen Aufgabenmodell vereint. In früheren Arbeiten zu diesem Thema, beispielsweise in (Maiwald, 2013), war das Ressourcenmodell nicht direkt in das Aufgabenmodell integriert.

Ein monolithisches Modell hilft, die Konsistenz zwischen Aufgaben und damit verbundenen mentalen Ressourcen sicherzustellen. Der hier vorgestellte Ansatz der aufgabenzentrierten Assistenz füllt diese Lücke und verbindet Aufgabensituationen direkt mit dem Bedarf an mentalen Ressourcen, Verhaltensmustern und anderen Eigenschaften.

Aufgabenhierarchie

Die Struktur des vorgeschlagenen Modells ist hierarchisch und zielorientiert (vgl. Abbildung 3.5).

Das übergeordnete Missionsziel, welches den Operateuren als Auftrag übergeben wird, lässt sich in Anlehnung an (Johannsen, 1993, S. 68–75; Matern, 1984, S. 77–86) und an die

hierarchische Aufgabenanalyse HTA (Shepherd, 1998) in immer feiner werdende Teilaufgaben bis hin zu elementaren Aufgaben zerlegen (vgl. 2.1.1).

Die oberste und abstrakteste Ebene wird dabei durch Missionsaufgaben abgebildet. Im Rahmen einer Missionsaufgabe (z.B. Routenaufklärung in bemannt-unbemannten Hubschraubermissionen MUM-T, vgl. 5.1.2) fallen für die menschlichen Operateure zugeordnete Aufgaben und für kognitiv automatisierte technische Hilfsmittel (z.B. UAVs in MUM-T Missionen) entsprechend andere Aufgaben an.

Das für das Assistenzsystem relevante und im Folgenden vorgestellte Aufgabenmodell beschränkt sich auf die Aufgaben menschlicher Operateure (z.B. Pilotenaufgaben).

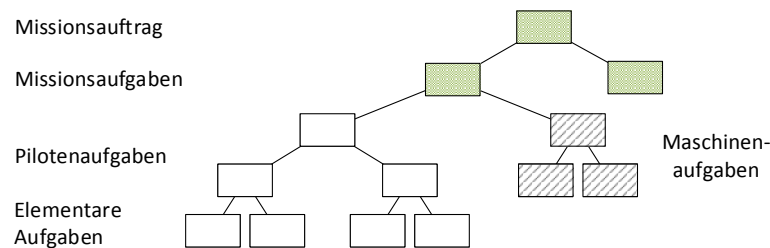


Abbildung 3.5: Allgemeine Modellstruktur (Beispiel MUM-T Hubschraubermission). Grafik nach (Honecker u. a., 2016).

Granularitäts- und Hierarchieproblem des Aufgabenmodells

Das Problem, wie sich einzelne Komponenten des Assistenzsystems mit dem Modell verbinden lassen, ist schwer zu lösen, denn oft ist eine unterschiedliche Granularität von Aufgaben nötig. Während sich die Missionsplanung auf einer sehr grobgranularen Ebene abspielt, findet die Tätigkeitserkennung auf einer sehr feinen Aufgabenebene statt. Die Aufgaben auf einem sehr feinen Level können sich von Situation zu Situation deutlich unterscheiden, wohingegen sich die Missionsaufgaben während der ganzen Missionsdurchführung nicht, oder nur im Falle einer Missionsumplanung, ändern.

Auch die Richtung der Operationen auf dem Aufgabenmodell spielt eine Rolle. Die Planung arbeitet im Modell von oben nach unten, das heißt von den grobgranularen Missionsaufgaben zu immer feingranulareren Teilaufgaben, die Tätigkeitserkennung dagegen in die umgekehrte Richtung.

Zudem gibt es grundsätzlich verschiedene Arten, wie Aufgaben zueinander in Beziehung stehen können.

Doppelt hierarchische Beziehungsstruktur

Im Modell werden die Beziehungen zwischen Aufgaben deshalb nicht durch eine einfache, sondern durch eine doppelt hierarchische Baumstruktur dargestellt, die neben der Teilaufgabenbeziehung auch Vererbungsbeziehungen berücksichtigt.

Diese beiden Hierarchieebenen sind verschiedene Ansichten desselben Modells und vereinen sich in gemeinsamen Aufgaben.

Teilaufgabenhierarchie

Die Teilaufgabenbeziehungen beschreiben Aufgaben und deren Zusammenhänge hinsichtlich ihrer Komplexität. Dabei werden Aufgaben, wie oben dargestellt, ausgehend vom übergeordneten Missionsziel über Missionsaufgaben, in immer feinere Operateuraufgaben zerlegt. Auf der untersten Ebene befinden sich elementare, das heißt nicht weiter teilbare, Aufgaben.

Abbildung 3.6 zeigt ein vereinfachtes Beispiel für die Teilaufgabenbeziehungen für einen Abflug an einem Flughafen.

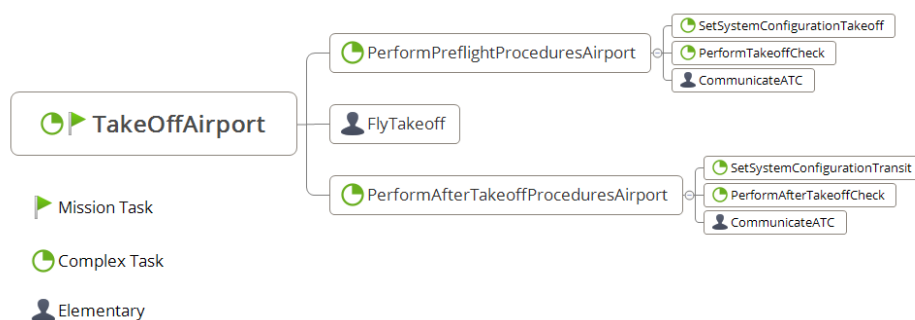


Abbildung 3.6: Beispiel für Teilaufgabenbeziehungen. Grafik aus (Honecker u. a., 2016).

Detaillierungsgrad und Abbruchkriterium

Prinzipiell ließe sich das Modell auf individuelle Muskelbewegungen herunterbrechen, die ein Operateur zu tätigen hat. Dies ist jedoch für die Anwendung in der Regel nicht sinnvoll. Wichtig ist deshalb ein Kriterium zu definieren, ab welchem Verfeinerungsgrad abgebrochen wird.

Wenn man das Modell, wie in dieser Arbeit, schwerpunktmäßig zur evidenzbasierten Tätigkeitserkennung verwendet, wird vorgeschlagen, dann abzurechnen, wenn einzelne Aufgaben durch die Tätigkeitserkennung ausreichend differenziert und mittels beobachtbarer Evidenzen erkannt werden können.

Diese Granularität des Modells steht in engem Zusammenhang mit der zeitlichen Auflösung der Tätigkeitserkennung (vgl. experimentelle Untersuchungen in Abschnitt 6.3.8).

Vererbungshierarchie

Vererbungsbeziehungen dienen dazu, Aufgaben mit gleichen Parametern zu gruppieren und somit die Modellierung übersichtlicher und einfacher zu gestalten.

Dabei werden diejenigen Parameter, die für eine ganze Gruppe von Aufgaben gelten, von einer übergeordneten Aufgabe abgeleitet, ähnlich wie es in modernen objektorientierten Programmiersprachen möglich ist. Abbildung 3.7 zeigt ein einfaches Beispiel für Vererbungsbeziehungen.

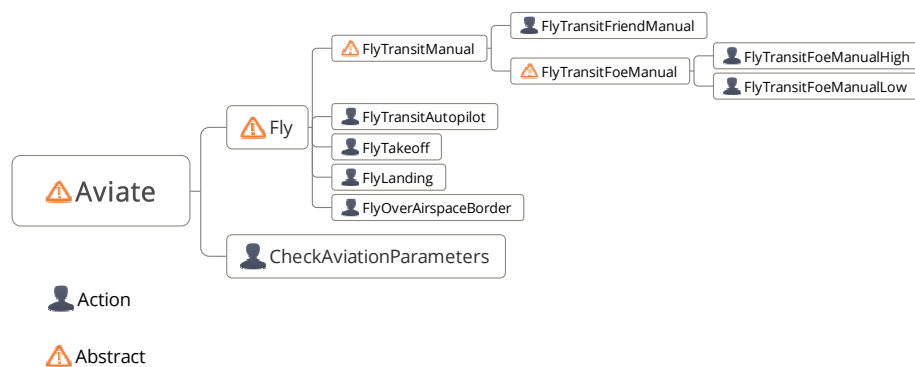


Abbildung 3.7: Beispiel für die Vererbungsbeziehungen von Flugführungsaufgaben.

Aufgabenalternativen zur Darstellung verschiedener Automationsgrade

Mittels der Vererbungsbeziehungen lassen sich auch verschiedene Aufgabenalternativen abbilden.

Dem Assistenzsystem wird auf diese Weise ermöglicht, zwischen verschiedenen Automationsgraden (Levels of Automation, LOA) variabel zu wechseln (Honecker & Schulte, 2017b; Ruf u. a., 2017; F. Schmitt & Schulte, 2016). Abbildung 3.8 zeigt als Beispiel verschiedene Automationsgrade für die Missionsplanung.



Abbildung 3.8: Beispiel für die Einbeziehung verschiedener Automationsgrade im Aufgabenmodell. Grafik aus (Honecker u. a., 2016).

3.3.4 Parameter des Aufgabenmodells

Im Modell wird jede Aufgabe gemäß der Idee aus Abschnitt 3.1.2 durch Eigenschaften, Beziehungen zu anderen Aufgaben, Beschränkungen, denen die Durchführung einer Aufgabe unterworfen ist, Evidenzen, anhand derer die Aufgabendurchführung erkannt werden kann, benötigte mentale Ressourcen, die durch die Tätigkeit entstehen und verschiedene Verhaltensmuster abgebildet.

Eigenschaften

Eigenschaften sind wichtige Kenngrößen, die eine Aufgabe als solche charakterisieren und eindeutig machen.

Die wichtigste Eigenschaft einer Aufgabe ist ihr Name. Der Name dient zur eindeutigen Identifikation einer Aufgabe und sollte das Ziel, das erreicht werden soll, verbalisieren. Der Name dient als Mittel zur Kommunikation, denn er kann sowohl von einem menschlichen Operateur als auch von einem Assistenzsystem verstanden werden. Eine systematische Nomenklatur ist sehr sinnvoll um die Übersicht im Modell zu behalten. Im Rahmen der Implementierung wird ein Schema hierfür vorgeschlagen (5.4).

Eine weitere wichtige Kenngröße einer Aufgabe ist die Ausführungsdauer. Darunter fallen beispielsweise die minimale, maximale und typische Ausführungsdauer. Die Dauer ist für die Missionsplanung erforderlich und ist nützlich, um zu beurteilen, ob die Aufgabe durch den Operateur hinreichend intensiv bearbeitet wurde.

Auch kann man die Aufgabenschwierigkeit in das Modell einbinden (z.B. als *Level of Information Processing* im *CTL-Modell* (Neerincx, 2003)). Die Berücksichtigung der Aufgabenschwierigkeit kann nützlich sein, um diese mit der tatsächlichen Anstrengung des Operateurs zu vergleichen (siehe auch (Hancock & Chignell, 1988)).

Aufgaben lassen sich zudem hinsichtlich ihrer Komplexität charakterisieren. Eine komplexe Aufgabe lässt sich in kleinere Teilaufgaben zerlegen, wohingegen eine elementare Aufgabe im Aufgabenmodell nicht weiter zerlegbar ist.

Weiterhin lässt sich unterscheiden, ob eine Aufgabe abstrakt ist oder nicht. Abstrakte Aufgaben (*Abstract*) können von einem Operateur nicht durchgeführt werden. Sie dienen hauptsächlich der logischen Strukturierung des Modells (vgl. Abbildung 3.7 und Abbildung 3.8). Mit *Action* gekennzeichnete Aufgaben sind dagegen durchführbar und elementar. Diese können von der Tätigkeitserkennung erkannt werden.

Ein Beispiel für eine abstrakte Aufgabe wäre, einen Abflug mit einem Hubschrauber durchzuführen. Die Aufgabe ist deshalb abstrakt, weil der Abflug entweder an einem Flugplatz oder auch im freien Gelände erfolgen werden kann. Die Art und Weise der Aufgabendurchführung ist bei beiden Aufgaben stark unterschiedlich.

Darüber hinaus kann die Bearbeitung einer einzelnen Aufgabe zur Erfüllung des übergeordneten Ziels erforderlich oder nur optional sein. Die Berücksichtigung dieser Information ist deshalb für ein tolerantes Assistenzverhalten sinnvoll.

Außerdem lassen sich Aufgaben in Kategorien gruppieren. In MUM-T-Hubschraubermissionen bietet es sich beispielsweise an, zwischen dem Missionsauftrag, Missionsaufgaben und subjektbezogenen Aufgaben (für Mensch oder Maschine) zu unterscheiden.

Beziehungen

Aufgaben und deren Eigenschaften sind alleine noch nicht ausreichen, um komplexe Aufgabensituationen zu modellieren, denn jede Aufgabe steht in verschiedenen Beziehungen zu anderen Aufgaben.

Die verschiedenen Beziehungen zwischen Aufgaben wird grundsätzlich durch die doppelt hierarchische Modellstruktur abgebildet (siehe Abschnitt 3.3.3).

Auch die einzelnen Beziehungen können wiederum selbst durch Eigenschaften charakterisiert werden. Beispielsweise können Beziehungen für die Ausführung der übergeordneten Aufgabe optional oder notwendig sein.

Beschränkungen

Die Ausführbarkeit von Aufgaben ist oftmals fundamentalen Beschränkungen (*Constraints*) unterworfen. Diese umfassen sowohl räumliche, zeitliche und kausale Bedingungen, wie auch technische Grenzen und gesetzliche Regularien. Derartige Beschränkungen sind insbesondere für die Missionsplanung relevant (Abschnitt 3.4.1).

Über Beschränkungen kann die zeitliche Reihenfolge der Ausführung von Teilaufgaben modelliert werden. Beispielsweise muss beim Abflug eines Luftfahrzeugs vor dem eigentlichen Takeoff eine Vorflugkontrolle durchgeführt werden.

Eine räumliche Beschränkung kann an die Position des Luftfahrzeugs gekoppelt sein. So kann ein Transitflug nur dann durchgeführt werden, wenn sich das Luftfahrzeug in der Luft befindet. Regularien wären in diesem Zusammenhang z.B. Luftraumordnungsmaßnahmen.

Evidenzen

Da die mentale Beanspruchung nach dem, in Abschnitt 3.1.1 und (Schulte u. a., 2015) beschriebenen Ansatz, maßgeblich durch die momentane Tätigkeit eines Operators verursacht wird, müssen im Modell Evidenzen hinterlegt werden, anhand denen die Ausführung einer Aufgabe erkannt werden kann.

Die Evidenzen enthalten Parameter über die Stärke, mit der beobachtete Indizien für die Durchführung einer Aufgabe sprechen und wie lange diese zeitlich gültig sind (Details zur verwendeten Methode finden sich in Abschnitt 4.4.4).

Mentale Ressourcen

Wie in Abschnitt 2.3.3 erläutert basieren prominente psychologische Modelle zur Abschätzung der mentalen Beanspruchung auf der Beschreibung benötigter mentaler Ressourcen (zum Beispiel die MRT (Wickens, 2002)).

Da die Aufgabendurchführung ein wichtiger Treiber für den Bedarf an mentalen Ressourcen ist, werden einzelnen Aufgaben verschiedene mentale Ressourcen zugeordnet. Dies kann beispielsweise in Form von Demand-Vektoren geschehen (siehe Abschnitte 2.3, 3.4.3 und 4.5).

Verhaltensmuster

Das Konzept sieht ferner vor, Informationen über Verhaltensmuster bei der Abarbeitung einzelner Aufgaben zu hinterlegen.

Verwendet man wie in (Donath, 2012) einen Hidden-Markov-Modell-basierten Ansatz zur Analyse des Operateerverhaltens, können hierzu wahrscheinlichkeitsbasierte Parameter abgelegt werden.

3.3.5 Instanziierung des Aufgabenmodells und Anbindung an den Kontext

Da das Aufgabenmodell als solches nur das allgemeine und statische a-priori-Wissen modelliert, muss das Modell zur Laufzeit zunächst instanziiert werden. Dabei wird das statische Computermodell auf dem Rechner in den dynamischen Speicher kopiert und das Wissen über Aufgaben der jeweiligen Anwendung zur Verfügung gestellt.

Die Instanziierung kann auf verschiedene Weisen erfolgen. Entweder werden nur einzelne Aufgaben, ein Teilmodell oder das ganze Aufgabenmodell instanziiert. Das konkret verwendete Modellwissen unterscheidet sich, im Gegensatz zum statisch abgelegten Wissen, je nach Subjekt (wer die Aufgabe durchführt, z.B. Pilot bei der Aufgabe zur Landung) und Objekt (auf was sich die Aufgabe bezieht, z.B. Flughafen München).

Eine vollständige Instanziierung aller Aufgaben findet beispielsweise zur Tätigkeitserkennung für jedes Subjekt statt. Das heißt jeder Operateur bekommt sein eigenes Aufgabenmodell zur Laufzeit.

Die Missionsplanung erfordert dagegen nur Informationen über einzelne abstrakte Missionsaufgaben.

Ebenfalls müssen Aufgaben für verschiedene Objekte, also Dinge, mit denen die Operateure interagieren, instanziiert werden.

Berücksichtigung des Aufgabenkontextes

Die Aufgaben stehen nicht alleine da, sondern stehen in einem Aufgabenkontext. Sie können sich je nach Umwelteinflüssen unterscheiden und auch der Mensch kann durch einen unterschiedlichen Aufgabenkontext unterschiedlich stark beansprucht werden.

Deshalb muss das, zur Laufzeit dynamisch instanziierte, Aufgabenmodell Möglichkeiten zur Ankopplung an den aktuellen Aufgabenkontext vorsehen.

3.4 Verarbeitungskette

Die folgenden Abschnitte beschreiben die Verarbeitungskette des aufgabenzentrierten Assistenzsystems unter Nutzung des Aufgabenmodells im Detail.

Einzelne Textpassagen daraus sind (Honecker & Schulte, 2017b) entnommen.

3.4.1 Missionsplanung

Motivation und Problemstellung

Der erste Schritt nach der Instanziierung des Aufgabenmodells ist die Missionsplanung. Ziel der Missionsplanung ist es, diejenigen Aufgabenschritte zu bestimmen, die nötig sind, um vom Ausgangszustand, welcher durch die aktuelle Aufgabensituation gegeben ist, in einen Zielzustand zu gelangen, der den Missionsauftrag und somit das Missionsziel erfüllt.

Komplexitätsproblem der automatischen Missionsplanung

Die Missionsplanung ist im Allgemeinen ein technisch komplexes Problem und kann manuell von Menschen oder unterstützt durch einen automatischen Planer durchgeführt werden.

Die automatische Missionsplanung arbeitet auf der Teilaufgabenhierarchie des Aufgabenmodells, indem nur die obersten Ebenen der Missionsaufgaben des Aufgabenmodells verwendet werden. Dadurch kann Effizienz gesteigert werden, da nicht immer der feinste Detaillierungsgrad einzelner Aufgaben betrachtet werden muss.

Durch eine automatische Unterstützung bei der Planung ergeben sich eine Zeitersparnis, mehr Flexibilität sowie eine Reduzierung der Beanspruchung der Systemoperateure.

Mensch-Maschine-Probleme bei der automatisierten Missionsplanung

Die Probleme bei der automatisierten Planung sind neben der Komplexität des Planungsproblems vor allem Mensch-Maschine-Probleme, die bei der Automation auf einem hohen Automationsgrad auftreten können.

Ein vollständig automatisierter Missionsplaner reduziert zwar die Beanspruchung der Operateure, kann jedoch zu Problemen wie Automation Bias (Cummings, 2004), Verlust von Kompetenz (E. L. Wiener & Curry, 1980), mangelnder Transparenz auf Seiten der Automation (Billings, 1997b) oder Verlust des Plan-Bewusstseins führen (Endsley, 1996) (vgl. Mensch-Maschine-Probleme in Kapitel 1). Im Extremfall kann es zu einer Invertierung der Hierarchie in der Planausführung kommen, bei der der Mensch Anweisungen des Planers folgt (F. Schmitt & Schulte, 2016). Auch der Zeitpunkt, zu dem ein automatisierter Planer eine Bedienung erfordert, ist nicht immer optimal. Gerade in Situationen hoher Beanspruchung können die menschliche Leistung degradieren und Fehler auftreten (Parasuraman u. a., 1992).

Die Anforderungen an den Missionsplaner sind daher, neben der effizienten Lösung des komplexen Planungsproblems in Echtzeit, vor allem Mensch-Maschine-Probleme zu umgehen.

Mixed-Initiative-Missionsplaner als Lösungskonzept

Für die Planung ist es nicht entscheidend, einen optimalen Plan zu erhalten, sondern gemäß Simons Satisficing-Prinzips (Simon, 1956) nur einen ausreichend guten, um das Missionsziel zu erfüllen.

Nach (F. Schmitt & Schulte, 2016) besagt das Satisficing-Prinzip, dass die Rationalität des Menschen begrenzt ist und er nicht über die kognitiven Fähigkeiten verfügt, eine komplexe Umweltsituation in angemessener Zeit vollständig zu erfassen. Daher sucht ein Mensch meist nicht nach der optimalen Lösung, sondern nur nach einer ausreichend guten, um sein Problem mit den ihm zur Verfügung stehenden mentalen Ressourcen zu lösen.

Die Befolgung dieses Prinzips in einem automatisierten Planer erlaubt, trotz der hohen Rechenkomplexität von Planungsaufgaben schnell zu Ergebnissen zu gelangen. Damit werden auch dynamische Umplanungen während bereits laufender Missionen in Echtzeit ermöglicht.

Zur Lösung dieser Mensch-Maschine-Problematik schlagen Strenzke, Schmitt und Schulte einen Mixed-Initiative-Ansatz vor. Bei diesem Ansatz planen Mensch und Automation die Mission zusammen und können beide die Initiative zur Veränderung oder Verbesserung des Plans ergreifen (F. Schmitt & Schulte, 2018b, 2018a; Strenzke & Schulte, 2011).

3.4.2 Tätigkeitserkennung

Motivation und Problemstellung

Mit dem erstellten Missionsplan können die Nutzer ihre Mission unterstützt durch das Assistenzsystem durchführen.

Abhängig von der Situation weicht jedoch die tatsächliche Tätigkeit der Operateure von den im Plan antizipierten Soll-Aufgaben ab.

Um diese Diskrepanz maschinell feststellen zu können und zwischen Absicht oder Fehler zu unterscheiden, ist es notwendig, die Tätigkeit, also diejenigen Aufgaben, die die Piloten wirklich durchführen, in Echtzeit automatisiert zu ermitteln.

Die Tätigkeitserkennung dient als Basis für die Bestimmung der momentan benötigten mentalen Ressourcen und ermöglicht dem Assistenzsystem, geeignete Interventionsmöglichkeiten zu finden.

Tätigkeitserkennung als Hilfsmittel zur impliziten Kommunikation

Nach (Butchibabu, Sparano-Huiban, Sonenberg, & Shah, 2016) kann eine antizipative Teilung von Informationen durch implizite Kommunikation die Leistung eines Teams in komplexen Aufgabensituationen verbessern.

Eine aufgabenzentrierte und automatische Tätigkeitserkennung befähigt das Assistenzsystem zur impliziten, nicht-verbalen Kommunikation, da die Piloten ihr künstliches Crewmitglied über Interaktionen mit dem System implizit über ihre Aufgaben und damit ihre Ziele informieren.

Referenzen

Da die Tätigkeitserkennung zentraler Schwerpunkt dieser Arbeit ist, wird sie ausführlich in Kapitel 4 beschrieben.

Wittig beschreibt mit der Absichtserkennung bei Flügen nach Instrumentenflugregeln (IFR) ein ähnliches Problem (Wittig, 1994).

3.4.3 Ressourcenbestimmung

Motivation und Problemstellung

Wie bereits angeführt verursachen die Aufgaben der durchgeführten Tätigkeit Workload durch den Bedarf mentaler Ressourcen (Schulte u. a., 2015, S. 1377).

Dabei benötigen verschiedene Aufgaben unterschiedliche mentale Ressourcen. Grundlage liefern hier die in Abschnitt 2.3.3 beschriebenen Ressourcenmodelle.

Es gibt Missionen, wie MUM-T-Hubschraubermissionen, die stark von parallelen Aufgabensträngen gekennzeichnet sind (Multitasking). Auf deren Berücksichtigung muss ein besonderes Augenmerk gelegt werden.

Ziel ist es daher zu ermitteln, welche mentalen Ressourcen der Piloten durch die Aufgabensituation in welchem Maße beansprucht werden und welche Ressourcen noch zur freien Verfügung stehen. Damit lässt sich feststellen, ob es möglich ist, noch weitere Aufgaben parallel zu bearbeiten oder Meldungen des Assistenzsystems mental zu verarbeiten.

Auf Basis dieser Ressourcenbilanz kann letztendlich abgeleitet werden, ob adaptive Unterstützung durch das Assistenzsystem benötigt wird und schließlich Gestaltungsempfehlungen gegeben werden. Mit Hilfe einer Ressourcentheorie kann außerdem ein skalares Maß für die Gesamtbeanspruchung abgeleitet werden, welches ermöglicht, diese mit anderen Methoden (z.B. physiologischen wie EEG oder EKG) zu vergleichen.

Referenzen

Da die Ressourcenabschätzung neben der Tätigkeitserkennung ein zweiter Schwerpunkt dieser Arbeit ist, wird sie ebenfalls ausführlich in Kapitel 4 beschrieben.

Wichtige Vorarbeiten im Bereich der Ressourcenmodellierung für ressourcenadaptive Assistenzsysteme finden sich in den Arbeit von Maiwald (Maiwald, 2013; Maiwald & Schulte, 2011, 2015).

3.4.4 Verhaltensanalyse

Motivation und Problemstellung

Auch das Verhalten der Piloten kann wichtige Hinweise auf die Beanspruchung liefern. Das Betrachten von Verhaltensmustern bietet das Potenzial, bevorstehende Überforderungszustände rechtzeitig zu erkennen und mit Hilfe des Aufgabenkontextes gezielt Hilfestellung zu ermöglichen, um einem Leistungseinbruch und Fehlern proaktiv vorzubeugen.

Grundsätzlich geht es bei der Verhaltensanalyse zur Bestimmung der Workload darum, wiederkehrende normative Handlungsmuster und Abweichungen davon bei der Aufgabendurchführung maschinell zu erkennen (beispielsweise selbstadaptive Strategien, siehe 2.2.2).

Referenzen

Das Verhalten wird in dieser Arbeit nicht explizit untersucht. Weiterführende Informationen hierzu findet man in der Literatur.

Ruckdeschel untersucht in seiner Arbeit die Modellierung von Pilotenverhalten mittels Petri-Netzen (Ruckdeschel, 1997). Donath verwendet Hidden-Markov-Modelle (Donath, 2012) zur Untersuchung des Blickverhaltens von Piloten.

3.4.5 Situationsbeurteilung und Projektion

Motivation und Problemstellung

Ziel der Situationsbeurteilung ist es, die Erkenntnisse aus Missionsplanung, Tätigkeitserkennung, Ressourcenbestimmung und Verhaltensanalyse zusammenzufassen, in die nahe Zukunft zu projizieren und für eine mögliche Intervention geeignet aufzubereiten.

Dieser Abschnitt beschreibt dabei den Lösungsansatz aus (Brand & Schulte, 2016).

Lösungskonzept

Zur Situationsanalyse wird die Planausführung während der Missionsdurchführung überwacht. Dabei wird der aktuelle Missionsplan, welcher die abstrakten Missionsaufgaben enthält, mit Hilfe des Aufgabenmodells zu einem detaillierten Handlungsplan der Piloten ergänzt. Die Aufgaben der Tätigkeitserkennung werden identifiziert und mit dem Handlungsplan verglichen. Es können dabei folgende Fälle eintreten: Entweder die Pilotentätigkeit spiegelt den Plan wider oder nicht. Falls ja, besteht kein zwingender Handlungsbedarf, jedoch könnte die Tätigkeit eventuell noch hinsichtlich der Beanspruchung mit Hilfe des Assistenzsystems optimiert werden. Falls nein, muss wiederum zwischen zwei Fällen unterschieden werden: Entweder die Abweichung vom Plan geschieht absichtlich oder unabsichtlich als Fehler.

Proaktive Assistenz

Mit Hilfe des Plans ist es nicht nur möglich, Assistenz für den momentanen Zeitpunkt zu bieten, sondern auch proaktiv auf bevorstehende Situationen in naher Zukunft zu reagieren. Dazu werden die benötigten Ressourcen für hypothetische Aufgabensituationen berechnet und mögliche Ressourcenkonflikte antizipiert. Unter anderem lässt sich aus dem Pilotenverhalten auf etwaige bevorstehende Überforderungssituationen schließen.

3.4.6 Interventionsplanung und adaptive Intervention

Motivation und Problemstellung

Das Ziel der Intervention ist es, durch überlegte Eingriffe des Assistenzsystems Fehler der Nutzer in der Systembedienung zu vermeiden beziehungsweise diese zu korrigieren und damit die Missionsdurchführung gegebenenfalls zielführend und sicher zu lenken. Die Unterstützung der Operateure nutzt die Tätigkeitserkennung (Kapitel 4) und orientiert sich an den Grundforderungen aus Abschnitt 2.4.

Ein für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem geeignetes Konzept zur adaptiven Intervention wird in (Brand & Schulte, 2016) im Detail beschrieben.

Feststellen von Handlungsbedarf und Interventionsauslöser

Vor dem eigentlichen Eingriff muss die Intervention durch das Assistenzsystem geplant werden.

Als ersten Schritt ist es notwendig, Handlungsbedarf festzustellen. Dabei werden zunächst Auslöser für die Intervention identifiziert. Diese sind nach (Rauschert, 2013, S. 68–69) und (Brand & Schulte, 2016) beispielsweise vergessene Aufgaben, welche sich durch Vergleich der Tätigkeitserkennung mit dem detaillierten Plan feststellen lassen, ein hoher Bedarf an mentalen Ressourcen als Indikatoren für Beanspruchungsspitzen und eine spontane Änderung der Situation. Aus den Auslösern lassen sich kritische Zustände ableiten.

Zeitliche Priorisierung kritische Zustände

Da ein Mensch nur bedingt in der Lage ist, seine Aufmerksamkeit auf mehrere Probleme gleichzeitig zu richten, müssen die kritischen Systemzustände und mentalen Zustände des Operateurs nach ihrer Dringlichkeit priorisiert werden. Dringlichere Probleme müssen mit höherer Priorität gelöst werden. (Theißing u. a., 2015) zeigen beispielsweise eine Strategie auf, nach der sich die Dringlichkeit des Handlungsbedarfs am spätmöglichen Interventionszeitpunkt orientiert.

Adaptive Auswahl der Interventionsstrategie: Aufmerksamkeitslenkung, Aufgabenvereinfachung und Übernahme von Teilaufgaben

Ausgehend von der Problemidentifikation wird im nächsten Schritt die Interventionsart bestimmt.

Gemäß den Grundforderungen aus Abschnitt 2.4.2 wird zunächst die Aufmerksamkeitszuweisung überprüft. Mit Hilfe der Tätigkeitserkennung kann festgestellt werden, ob die Systembediener bereits selbst schon an der Lösung des Problems arbeiten oder nicht, also die Aufmerksamkeit richtig gerichtet ist. Ist dies nicht der Fall, muss die Aufmerksamkeit entsprechend auf die dringlichste Aufgabe gelenkt werden.

Zur Aufmerksamkeitslenkung stehen verschiedene Mittel zur Verfügung, die unterschiedliche Ressourcenkanäle adressieren. Eine Adaption an die aktuell benötigten und noch zur Verfügung stehenden mentalen Ressourcen der Piloten ist auf Grundlage der Ressourcenbestimmung möglich.

Maiwald beeinflusst damit beispielsweise die Modalität und Kodierung von Assistenzsystemmeldungen, die entweder auditiv oder visuell sowie symbolisch oder verbal ressourcenoptimal ausgegeben werden können (Maiwald, 2013).

Durch die Berücksichtigung der mentalen Ressourcen kann auch festgestellt werden, ob die Operateure selbst noch Ressourcen frei haben, um das Problem zu beheben. Ist dies nicht der Fall, so ist eine Unterstützung durch zunächst eine Aufgabenvereinfachung notwendig. Auch zur Aufgabenvereinfachung und Adaption an die Aufgabensituation bieten sich mehrere Optionen an. Dies kann durch das Aufzeigen von Lösungsstrategien, die Anpassung des Automationsgrads oder Delegieren von Teilaufgaben erfolgen. Auch können Aufgaben anders priorisiert oder die Problemdarstellung verbessert werden. Der Automationsgrad verhält sich dabei reziprok zum Arbeitsanteil des Operateurs. Durch die Wahl eines höheren Automationsgrads kann somit der Aufgabenanteil der menschlichen Systembediener und damit deren Beanspruchung reduziert werden.

Als höchster Schritt stehen dem Assistenzsystem Möglichkeiten zur Übernahme ganzer Aufgaben zur Verfügung. Diese erfolgt im Falle eines hohen Risikos mit schwerwiegenden Konsequenzen. Ein extremes Beispiel wäre der Eingriff in die Steuerung von Fahrzeugen zur Kollisionsvermeidung, um lebensgefährliche Bedrohungen abzuwenden.

4 Methode zur maschinellen Tätigkeitserkennung und Ressourcenabschätzung

Dieses Kapitel beschreibt die im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Methode zur maschinellen Tätigkeitserkennung. Sie bildet das Schlüsselement des in Kapitel 3 vorgestellten Konzepts für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem.

Auf Basis der Identifikation der Tätigkeit (Abschnitt 4.4) kann unter Zuhilfenahme psychologischer Modelle der Bedarf an mentalen Ressourcen bestimmt werden (Abschnitt 4.5).

Einzelne Passagen in diesem Kapitel sind (Honecker & Schulte, 2017b) entnommen.

4.1 Problembeschreibung und Motivation

Tätigkeitserkennung als Klassifikationsproblem

In dieser Arbeit wird unter der Tätigkeit diejenige Menge an Aufgaben verstanden, die ein Systembediener augenblicklich bearbeitet (vgl. Grundlagen 2.1.1).

Das Problem der Tätigkeitserkennung eines Systemoperators besteht nun darin, auf die von ihm momentan durchgeführten Aufgaben maschinell zu schließen. Die zu beantwortende Frage lautet:

„Welche Aufgaben bearbeitet der Operateur gerade?“

Dieses Problem kann als ein Klassifikationsproblem aufgefasst werden, bei dem für jede im Aufgabenmodell definierte ausführbare Aufgabe entschieden wird, ob der Operateur diese momentan tatsächlich bearbeitet oder nicht.

Domäne der Tätigkeitserkennung

Um ein Problem zu lösen, ist es wichtig, dessen Umgebung, beziehungsweise Domäne, genau zu kennen (vgl. Aufgabenumgebungen in (Russell & Norvig, 2012, S. 69–73)).

Die Umgebung der Tätigkeitserkennung ist dabei durch den menschlichen Operateur, sein technisches System und die Umwelt gegeben. Sie ist dynamisch, nicht vollständig beobachtbar und nicht deterministisch. Das Thema Unsicherheit in der Beobachtung des Operators spielt eine zentrale Rolle.

Probleme in der Beobachtbarkeit kognitiver Aufgaben

Die Durchführung vieler, vor allem kognitiver Aufgaben, wie beispielsweise Planungs- oder Überwachungsaufgaben, ist nicht direkt beobachtbar, da sie sich vorwiegend mental im menschlichen Gehirn abspielt. Wohingegen praktische Tätigkeiten, wie manuelle Interaktionen mit dem technischen System, relativ einfach zu erfassen sind, sind Überprüfungs- und Überwachungsaufgaben schwer zu erkennen. Unter Umständen liefern nur eine Beobachtung der Blickbewegungen Rückschlüsse auf die ursächliche Aufgabe (Beispiel Instrumentencheck).

Diese kognitiven Aufgaben benötigen mentale Ressourcen und können sich signifikant auf die Gesamtbeanspruchung des Operators auswirken. Daher ist eine Erkennung kognitiver Aufgaben im Rahmen der Tätigkeitserkennung sehr wichtig.

Indirekte Tätigkeitserkennung durch Pilotenbeobachtung

Trotz der Tatsache, dass viele Aufgaben nicht direkt beobachtet werden können, gibt es dennoch Möglichkeiten, diese indirekt zu erkennen.

Während der Aufgabendurchführung interagiert ein Operateur mehr oder weniger stark

mit einem technischen System. Die Beobachtung dieser Interaktionen liefert wichtige Indizien auf die zu Grunde liegende Tätigkeit.

Ein gutes Beispiel eines solchen Beobachters ist ein menschlicher Beifahrer, welcher den Fahrzeugführer überwacht und mit Hilfe seines Wissens über die Beziehung zwischen Aufgaben und der bei deren Ausführung notwendigen Interaktionen die Tätigkeit intuitiv erschließen kann.

Ein kognitives Assistenzsystem, das seine Entscheidungen an die Tätigkeit des Operators anpasst, sollte daher auch über die Möglichkeit zur Beobachtung des Operators verfügen. Besteht die Möglichkeit, diese Interaktionen messtechnisch zu erfassen, kann man mit Hilfe geeigneter Modelle und Algorithmen durch das Lösen des oben eingeführten Klassifikationsproblems indirekt auf die eigentliche Tätigkeit des Operators schließen.

Dynamikprobleme

Weiterhin gibt es Aufgaben, deren Ausführung eine längere Zeit dauert, die dafür notwendigen Interaktionen mit dem System jedoch nur von sehr kurzer Dauer sind. Über den zeitlichen Verlauf dazwischen müssen modellbasierte Annahmen getroffen werden. Je mehr dieser Indizien beobachtet werden, desto besser funktioniert prinzipiell dieses Verfahren. Aus diesem Grund ist eine umfassende Operateurbeobachtung auf möglichst vielen und unterschiedlichen Kanälen anzustreben.

Technische Erfassung von Benutzerinteraktionen

Als technische Hilfsmittel zur Erfassung dieser beobachtbaren Interaktionen eignen sich verschiedene Messsensoren zur Operateurbeobachtung. Welche Möglichkeiten konkret zur Verfügung stehen und mit welcher Messgenauigkeit die Interaktionen erfasst werden können, hängt stark von der jeweiligen Arbeitsumgebung ab.

In einem Hubschraubercockpit ist es beispielsweise denkbar, manuelle Interaktionen mit den Flugsteuerorganen oder Knöpfen, auditive Interaktionen über Mikrofone in den Headsets der Piloten oder visuelle Interaktionen mit Hilfe eines Blickbewegungsmesssystems zu erfassen.

Die Beobachtung von System- oder Umweltzuständen liefert darüber hinaus ebenfalls wichtige Hinweise auf die Tätigkeit der Operateure.

4.2 Lösungsansatz: Evidenzbasiertes Schließen

Ausgangsidee: Nachempfinden menschlichen Schließens

Wie aus der Problembeschreibung durch das Beispiel eines Beifahrers hervorgeht, ist es naheliegend, zur Tätigkeitserkennung einen methodischen Ansatz zu verwenden, welcher das menschliche Schließen nachempfindet.

Eine andere Domäne, die ein ähnliches Klassifikationsproblem unter Unsicherheit löst, ist die Arbeit der Kriminalpolizei oder die eines Detektivs. Dabei gilt es aus einer Menge an verdächtigen Personen den Straftäter oder die Straftäter zu finden. Im Rahmen der Ermittlungen wird vielen verschiedenen Spuren nachgegangen. Es werden Beweismittel, die für oder gegen einen Verdächtigen sprechen, als Indizien gesammelt, ihre Beweiskraft gewichtet und die Indizien anschließend logisch kombiniert. Die wahrscheinlichste Hypothese überführt den Täter.

Sir Arthur Conan Doyle drückt dieses Vorgehen in seinem Roman „The Hound of the Baskervilles“ durch die Detektivfigur Sherlock Holmes folgendermaßen aus:

„...we balance probabilities and choose the most likely. It is the scientific use of the imagination...“ (Doyle, 1902, S. 687, Kapitel 4).

Erste Ansätze, Indizien zu sammeln, zu gewichten und zu kombinieren gehen bereits auf James Bernoulli (Bernoulli, 1713) und Lambert (Lambert, 1764) zurück, die eine einfache Kombinationsregel für Evidenzen aufstellten.

Transfer der Idee auf die Tätigkeitserkennung

Die Kernidee dieser Arbeit zur Lösung des Problems der Tätigkeitserkennung ist der Transfer dieses methodischen Ansatzes auf die jeweilige Aufgabendomäne, dessen mathematische Untermauerung und die effiziente technische Umsetzung.

Evidenzen

Ausgangspunkt einer mathematischen Evidenztheorie ist, eine Zahl zwischen 0 und 1 dazu zu verwenden um die Stärke mit der ein Indiz oder Beweisstück eine Aussage (die wahr oder falsch sein kann) unterstützt anzugeben (Shafer, 1976, S. 3). Hieraus folgt die in dieser Arbeit verwendete Definition einer Evidenz:

Definition: Evidenz (Evidence)

Aus einer Beobachtung resultierendes, mathematisch gewichtetes Indiz.

Definition 4.1: *Evidenz.*

Evidenzbasiertes Schließen

Liegen mehrere Evidenzen vor, die dieselbe Aussage (Hypothese) mit einem unterschiedlichen Gewicht unterstützen oder dieser widersprechen, besteht das Ziel darin, diese gemäß ihrer Gewichtung zu kombinieren um eine einzige resultierende Aussage zu erhalten. Auf der Grundlage dieser Aussage kann dann eine Klassifikationsentscheidung getroffen werden.

Für die weitere Arbeit wird der Begriff *Evidenzbasiertes Schließen (Evidential Reasoning)* in Anlehnung an (Lowrance, Garvey, & Strat, 1986) und (Lunze, 2016, S. 403) definiert:

Definition: Evidenzbasiertes Schließen (Evidential Reasoning)

Methode, die viele einzelne Indizien verschieden zuverlässiger Informationsquellen sammelt, diese gewichtet und die Evidenzen anschließend zu einer Gesamthypothese kombiniert.

Definition 4.2: *Evidenzbasiertes Schließen.*

4.3 Methoden zum evidenzbasierten Schließen

Bevor eine Methode zum evidenzbasierten Schließen ausgewählt werden kann, müssen die Anforderungen im Hinblick auf die Tätigkeitserkennung klar herausgestellt und mit den Eigenschaften der jeweiligen Methode verglichen werden.

4.3.1 Anforderungen an die Methode

Umgang mit Unsicherheiten, Unwissen und Robustheit

Da es bisher keine direkte Datenverbindung in das menschliche Gehirn gibt, müssen zur Beobachtung eines Operateurs reale Messsensoren verwendet werden, um auf die zu Grunde liegenden kognitiven Prozesse zu schließen.

Diese Messmethoden weisen intrinsische Unsicherheiten auf, welche zum Teil stark unterschiedlich groß sein können. Jeder Messwert besitzt daher eine individuelle Messunsicherheit und die mit diesem Sensor gebildeten Hypothesen, eine unterschiedliche und nur begrenzte Zuverlässigkeit.

Manuelle Interaktionen wie Tastendrucke können direkt elektronisch und äußerst zuverlässig erkannt werden. Die Erfassung von Steuereingaben eines Fahr- oder Flugzeugs sind meist schwieriger, da oft minimale Bewegungen ausreichen, um die Lage zu halten, und Rückkopplungen durch die Umgebung möglich sind. Auditive Interaktionen werden in der Regel durch Mikrofone erfasst, deren Signale jedoch Rauschen und Störungen durch die Umgebung aufweisen, wodurch Messunsicherheiten entstehen. Visuelle Interaktionen, die wichtige Hinweise auf ansonsten interaktionslose kognitive Aufgaben liefern, können ausschließlich durch ein Blickbewegungsmesssystem erfasst werden. Ein solches System weist in der Regel große Messunsicherheiten auf und ist besonders bei Brillenträgern problematisch.

Unwissen resultiert im Gegensatz zu Unsicherheiten beispielsweise aus fehlendem, beziehungsweise ungenau und unvollständig modelliertem Wissen über Modellparameter und die Umgebung. Fällt ein Sensor zeitweilig aus (beispielsweise kann die Blickbewegungsmessung ausfallen, falls der Operateur blinzelt oder eine der Kameras verdeckt), besteht die Gefahr, dass wichtige Evidenzen nicht erfasst werden und damit die Tätigkeit nicht zuverlässig erkannt werden kann. Die Methode sollte daher Redundanzen beinhalten, die vereinzelte Ausfälle der Messtechnik kompensieren können.

Unterschiedliche Messsensoren können teilweise widersprüchliche Evidenzen liefern. Die Methode muss diese (weichen) Widersprüche durch entsprechende Gewichtung der Zuverlässigkeit der Informationsquelle auflösen.

Nicht nur die Messtechnik, sondern auch das menschliche Verhalten selbst kann fehlerhaft sein. Außerdem kann eine Aufgabe auf unterschiedliche Art und Weise durchgeführt werden und daher andere Evidenzen liefern. Der Operateur kann außerdem vergessen, Systemparameter einzustellen (beispielsweise Funkfrequenzen).

Aus den genannten Gründen muss der Algorithmus mit Unsicherheiten und Unwissen umgehen können und die resultierenden Hypothesen gemäß ihrer Zuverlässigkeit gewichten.

Mathematische Fundiertheit

Die Theorie soll mathematisch fundiert sein und sich in bestehende Theorien einfügen, um mathematische Methoden anwenden zu können. Außerdem ist eine technische Umsetzung auf einem Rechner erforderlich.

Transparenz und Nachvollziehbarkeit

Da das Assistenzsystem letztendlich mit dem menschlichen Operateur über eine Mensch-Maschine-Schnittstelle kommuniziert, müssen das Verfahren transparent und die rechnergenerierten Ergebnisse nachvollziehbar sein.

Diese Kommunikation findet meist symbolisch statt und wahrscheinlichkeitsbasierte Ergebnisse müssen daher entsprechend aufbereitet werden. Eine symbolische Aussage wäre zum Beispiel „Der Operateur bearbeitet Aufgabe X“. Diese Aussage kann wahr oder falsch sein.

Generell sollten ähnliche Evidenzen zu ähnlichen Ergebnissen führen.

Technische Umsetzbarkeit in Echtzeit

Ein komplexes Aufgabenmodell kann mehrere hundert Aufgaben und dementsprechend viele Evidenzen enthalten.

Algorithmen auf Basis der Methode müssen in der Lage sein, eine große Anzahl an Evidenzen online und in Echtzeit zu verarbeiten, damit ein Assistenzsystem flüssig und verzögerungsfrei auf eine veränderte Aufgaben- oder Beanspruchungssituation reagieren kann. Nach (Eagleman, 2005) laufen die meisten kognitive Prozesse im menschlichen Gehirn auf

einer Zeitskala von einigen zehn bis hundert Millisekunden ab.

Die Algorithmen zur Tätigkeitserkennung sollten ebenfalls auf dieser Zeitskala ablaufen, um den menschlichen Operateur nicht auszubremsten und die Assistenz nicht zu spät anzubieten. Die folgende Liste fasst die Anforderungen knapp zusammen:

Anforderungen an die Methode zur evidenzbasierten Tätigkeitserkennung

- Berücksichtigung von Unsicherheiten und Unwissen
- Robustheit gegenüber menschlichen und technischen Fehlern bei der Operateurbeobachtung
- Mathematische Fundiertheit der Theorie
- Nachvollziehbarkeit der Lösungsfindung
- Umsetzbarkeit in Echtzeit

Liste 4.1: Anforderungen an die maschinelle Tätigkeitserkennung.

4.3.2 Methodensichtung

Um Evidenzbasiertes Schließen technisch umzusetzen, sind verschiedene Methoden denkbar. Im Folgenden wird eine (unvollständige) Auswahl näher betrachtet.

Klassische Logik

Der Begriff klassische Logik meint in diesem Zusammenhang eine symbolische Logik, wie die *Aussagenlogik (Propositional Logic)* oder *Prädikatenlogik (First-order Logic)*.

Die klassische Logik erfüllt zwar die Anforderung der Kompatibilität mit symbolischen Ausdrücken sehr gut, jedoch scheidet diese Methode aufgrund des Unvermögens Unsicherheiten berücksichtigen zu können zur Tätigkeitserkennung in einem realen Umfeld aus.

Methoden, die auf klassischer Logik beruhen, sind ungeeignet, um Evidenzen unterschiedlich stark zu gewichten und werden daher in dieser Arbeit nicht näher betrachtet.

Fuzzy-Logik

Fuzzy-Mengen (Fuzzy Sets) (Zadeh, 1965) beschreiben Zugehörigkeiten von Elementen zu unterschiedlichen Mengen gleichzeitig. Die Fuzzy-Logik ist in der Lage, Vagheit auszudrücken, indem sie Elemente beschreibt, die mehreren Mengen gleichzeitig angehören können. Damit können Konstrukte wie „lauwarm“ beschrieben werden.

Dies trifft jedoch nicht auf die Tätigkeitserkennung zu, da es eine klare Trennung gibt, ob eine Aufgabe Teil der Tätigkeit ist oder nicht.

Wahrscheinlichkeitstheorie

Die *Wahrscheinlichkeitstheorie (Probability Theory)* erfüllt alle oben genannten Anforderungen und ist daher prinzipiell als Methode zur Tätigkeitserfassung geeignet.

Aufgrund der Einfachheit und mathematischen Fundiertheit ist die Wahrscheinlichkeitstheorie besonders gut geeignet um Klassifikationsprobleme zu lösen (Hanson, Stutz, & Cheeseman, 1991). Dabei findet die Modellierung meist in kausaler Richtung von der Ursache zur Wirkung unter Verwendung bedingter Wahrscheinlichkeiten statt. Zum diagnostischen Schließen finden Inferenzverfahren Verwendung.

Ein großer Nachteil wahrscheinlichkeitsbasierter Verfahren ist, dass die Modellparameter vor dem Einsatz des Modells vollständig bestimmt sein müssen, denn die explizite Berücksichtigung von Unwissen ist nicht ohne weiteres möglich. Das bedeutet, dass alle Wahrscheinlichkeiten, wie a-priori und bedingte Wahrscheinlichkeiten, durch aufwändige Häufigkeitsanalysen in Vorabexperimenten gewonnen werden müssen.

Dempster-Shafer-Theorie

Ähnlich wie die Wahrscheinlichkeitstheorie erfüllt auch die *Evidenztheorie von Dempster und Shafer* (*Dempster-Shafer-Theory, DST*) (Dempster, 1967; Shafer, 1976) alle oben genannten Punkte.

Die Modellierung erfolgt im Gegensatz zu gängigen wahrscheinlichkeitsbasierten Methoden direkt in diagnostischer Richtung, also von der Wirkung zur Ursache. Die Stärke der DST besteht in der gewichteten Kombination von Evidenzen. Sie stellt eine Art Erweiterung der Wahrscheinlichkeitstheorie dar, die im klassischen Grenzfall in diese übergeht und daher zu dieser (bis auf die Kombinationsregel) kompatibel ist.

Gegenüber der Wahrscheinlichkeitstheorie hat die DST den Vorteil, Unwissen explizit zu berücksichtigen, was in einem Assistenzsystem die Möglichkeit bietet, diesem inhärent Metawissen, also Wissen über sein eigenes Wissen zu verleihen.

Die explizite Berücksichtigung von Unwissen kann für ein Assistenzsystem insofern von Vorteil sein, als dass es sich in kritischen Situationen bewusst über seine eigene Unwissenheit ist. So kann es mit Assistenzentscheidungen vorsichtiger umgehen und gegebenenfalls Fehlentscheidungen vermeiden. Wenn das Assistenzsystem nur über unzureichendes Wissen verfügt, ist es meist besser, wenn der Mensch und nicht die Automation die Entscheidungen trifft.

Ein weiterer Vorteil der DST gegenüber der Wahrscheinlichkeitstheorie ist, dass nicht alle Modellparameter schon zum Designzeitpunkt bekannt sein müssen. Fehlendes Modellwissen kann direkt als Unwissen modelliert werden.

Nachteil der DST ist, dass sie von vornherein komplizierter als die Wahrscheinlichkeitstheorie ist und eine größere Rechenkomplexität aufweist.

Sicherheitsfaktorentheorie

Die *Sicherheitsfaktorentheorie* (*Certainty Factors*) (Shortliffe, 1976; Shortliffe & Buchanan, 1975) ist ein heuristisches Verfahren und daher mathematisch nicht vollständig fundiert. Dabei werden die Modellparameter nicht durch Häufigkeitsanalysen, sondern ausschließlich durch Expertenbefragung gewonnen. Diese müssen jedoch auch vor dem Einsatz des Modells vollständig bekannt sein.

Aus diesen Gründen wird diese Methode als solche zur Tätigkeitserkennung nicht weiterverfolgt, jedoch hat die Kombinationsregel für Sicherheitsfaktoren starke Ähnlichkeit mit der Kombinationsregel für Evidenzen der Dempster-Shafer-Theorie (siehe 4.4.7) und auch das Wissen um die Interpretation der Sicherheitsfaktoren ist zur Interpretation der Glaubensfunktionen in der DST nützlich (siehe 4.3.5).

Die Sicherheitsfaktorentheorie bildet die Grundlage für MYCIN (Shortliffe, 1976).

Eine weitere Anwendung der Sicherheitsfaktorentheorie findet man in (Wittig, 1994). Dieser verwendet Sicherheitsfaktoren, um die Absicht von Piloten während des Fliegens nach Instrumentenflugregeln maschinell zu erkennen.

Neuronale Netze

Derzeit geht ein Trend in die Richtung, *Neuronale Netze* (*Neural Networks*) als eine Art universeller Approximatoren (Hornik, Stinchcombe, & White, 1989) auf allerlei Klassifikationsproblemen anzuwenden.

Neuronale Netze bieten besonders die Möglichkeit, einen Klassifikator durch Antrainieren von Beispielen zu lernen. Nachteilig ist, dass das Wissen hierbei nur implizit abgelegt wird und dadurch einem Wissensingenieur nicht mehr direkt zugänglich ist. Eine gezielte nachträgliche Korrektur einzelner Modellparameter ist daher so gut wie unmöglich.

Ein weiteres Problem ist, dass bedingt durch die Verwendung nichtlinearer Verfahren der Weg der Lösungsfindung nicht oder kaum nachvollziehbar ist.

Aufgrund dieser Nachteile werden neuronale Netze in dieser Arbeit zur Tätigkeitserkennung nicht weiter betrachtet.

Weitere Methoden

In der Literatur existiert noch eine Vielzahl weiterer Methoden, um Klassifikationsprobleme zu lösen. Diese Arbeit kann dieses Gebiet nicht vollständig abdecken und es bleibt zu prüfen, inwieweit sich auch diese zur Tätigkeitserkennung eignen. Einen guten Überblick über KI-Methoden liefern (Russell & Norvig, 2012).

4.3.3 Methodenauswahl

Die Wahrscheinlichkeitstheorie und die Dempster-Shafer-Theorie erfüllen alle oben genannten Anforderungen und sind deshalb als Methoden zur maschinellen Tätigkeitserkennung geeignet. Diese werden deshalb in den nächsten Abschnitten näher vorgestellt.

Aufgrund der Verfügbarkeit einer Kombinationsregel für Evidenzen, der Unterscheidung von Unsicherheit und Unwissen, ihrer mathematischen Fundiertheit und Verwandtschaft mit der Wahrscheinlichkeitstheorie, wird letztendlich die Dempster-Shafer-Theorie als Methode in dieser Arbeit zur Tätigkeitserkennung ausgewählt, muss jedoch aufgrund der Komplexitätsproblematik an das Anwendungsproblem angepasst werden 4.4.3.

Dies führt zu einer geschlossenen Theorie zur evidenzbasierten Tätigkeitserkennung, die in 4.4 vorgestellt, in 5.6 in einem Hubschrauber-Missionssimulator implementiert und in den Kapiteln 6 und 7 experimentell erprobt wird.

4.3.4 Wahrscheinlichkeitstheorie

Beschreibung von Unsicherheiten durch Wahrscheinlichkeiten

In der *Wahrscheinlichkeitstheorie* (WT) wird die Stärke des Glaubens an eine Hypothese X , und damit die Unsicherheiten der Information, durch eine skalare Wahrscheinlichkeit $P(X)$ im Intervall zwischen 0 und 1 dargestellt.

Aufgrund dieser Normierung ist der Zweifel an dieser Hypothese durch die Gegenwahrscheinlichkeit $P(\bar{X}) = 1 - P(X)$ gegeben.

Die Wahrscheinlichkeit teilt folglich das Intervall zwischen 0 und 1 in zwei Bereiche (siehe Abbildung 4.1).

Wahrscheinlichkeiten lassen sich durch Experten angeben oder durch statistische Analysen aus Häufigkeiten gewinnen.

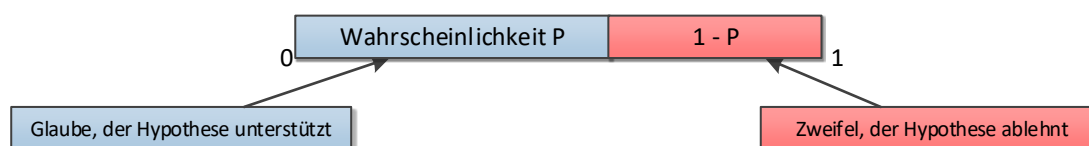


Abbildung 4.1: Wahrscheinlichkeit und Gegenwahrscheinlichkeit.

Formal basiert die Wahrscheinlichkeitstheorie auf den drei Axiomen von Kolmogoroff (Kolmogoroff, 1933, S. 2–3) und den Gesetzen der großen Zahlen, nachzulesen beispielsweise in (Russell & Norvig, 2012, S. 572) oder (Arens u. a., 2012, S. 1273).

Sind keine näheren Informationen über die Wertebelegung durch Wahrscheinlichkeiten der Zustände bekannt, so spricht man von *A-priori-Wahrscheinlichkeiten* und schreibt kurz:

$$P(X) \quad \text{A-priori-Wahrscheinlichkeit} \quad (3)$$

Bedingte (a-posteriori-) Wahrscheinlichkeiten werden über die logische „UND“ Verknüpfung definiert (siehe (Russell & Norvig, 2012), S.574):

$$P(Y|X) = \frac{P(Y \wedge X)}{P(X)} \quad \text{Bedingte Wahrscheinlichkeit} \quad (4)$$

Dabei ist $P(Y|X)$ die Wahrscheinlichkeit, dass das Ereignis Y eintritt, unter der Bedingung, dass X bereits vorliegt.

Bayes-Netze

Zur strukturierten Beschreibung kausaler Zusammenhänge einer Wahrscheinlichkeitsverteilung werden *Bayes-Netze* (*Bayesian Networks, BN*) (Pearl, 1988) eingesetzt.

Sie sind gerichtete, azyklische Grafen, welche aus Knoten und Kanten bestehen (vgl. Abbildung 4.2 oder Abbildung 4.3).

Die Knoten repräsentieren, durch Wahrscheinlichkeiten beschriebene, Zufallsvariablen und die Kanten bedingte Abhängigkeiten zwischen diesen, welche sich durch Tabellen bedingter Wahrscheinlichkeiten darstellen lassen.

Diese Strukturierung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen bringt praktische Vorteile, wie beispielsweise die Reduktion der Rechenkomplexität.

Für eine ausführlichere Beschreibung von Bayes-Netzen sei an dieser Stelle auf (Russell & Norvig, 2012, S. 567–709) verwiesen.

Naives-Bayes-Modell

Das *Naive-Bayes-Modell* (siehe Abbildung 4.2 und (Russell & Norvig, 2012, S. 589)) ist ein sehr einfaches Modell zum diagnostischen Schließen und zur Lösung von Klassifikationsproblemen (z.B. Filterung von Spam-E-Mails (Lewis & Ringuette, 1994; Sahami, Dumais, Heckerman, & Horvitz, 1998)).

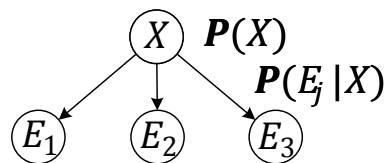


Abbildung 4.2: Naives-Bayes-Modell.

Es besteht aus einer einzigen Ursachenvariable X und mehreren Wirkungs- oder Effektivariablen (Evidenzvariablen) E_j ($j \in 1..m$).

Als wichtige Annahme wird eine strenge (naive) Unabhängigkeit der Evidenzvariablen vorausgesetzt.

Die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung des Modells lautet:

$$P(X|E_1, \dots, E_j, \dots, E_m) = \frac{1}{K} P(X) \prod_{j=1}^m P(E_j | X) \quad \forall X \in \{true, false\} \quad (5)$$

Dabei gilt für den Normierungsfaktor:

$$K = \sum_{X \in \{true, false\}} P(X) \prod_{j=1}^m P(E_j | X) \quad (6)$$

Die mit P bezeichnete Größe ist die Wahrscheinlichkeitsverteilung für alle Kombinationsmöglichkeiten der Werte der Argumente X und E_j .

In diesem Modell wird der Schlussfolgerungsprozess in kausaler Richtung modelliert, das heißt von der Ursache zur Wirkung. Um diagnostische Probleme wie die Tätigkeitserkennung zu lösen, also von den Wirkungen auf die Ursache zu schließen, wird die *Bayes-Regel* verwendet (siehe (Russell & Norvig, 2012, S. 585–589)).

Tätigkeitserkennung mit dem Naiven-Bayes-Modell

Auf das Problem der Tätigkeitserkennung bezogen bedeutet $P(X = true)$ die Wahrscheinlichkeit, dass der Operateur die Aufgabe X ausführt und $P(X = false) = 1 - P(X = true)$ die Gegenwahrscheinlichkeit, also dass der Pilot die Aufgabe nicht bearbeitet. Analog dazu bedeutet $P(E_j = true)$ die Wahrscheinlichkeit, dass die Evidenz E_j beobachtet wurde. Die Modellparameter sind die a-priori-Wahrscheinlichkeitsverteilung $P(X)$ der Aufgabe und die bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Evidenzen $P(E_j|X)$.

Trennung von Evidenzstärke und Messunsicherheit

Im naiven Modell wird die Stärke einer Evidenz nicht von der Unsicherheit durch eine Messung mit einem fehlerbehafteten Messsensor getrennt.

Diese Unterscheidung kann jedoch durch Hinzufügen von Sensorvariablen und bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilungen als Sensormodelle $P(S_j|E_j)$ modelliert werden (siehe Abbildung 4.3):

$$P(X|S_1, \dots, S_j, \dots, S_m) = \frac{1}{K} P(X) \prod_{j=1}^m P(E_j|X) P(S_j|E_j) \quad (7)$$

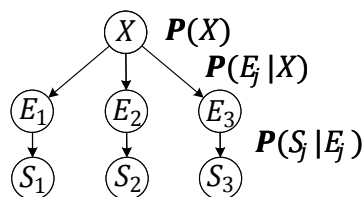


Abbildung 4.3: Ein um Sensorvariablen erweitertes Naives-Bayes-Modell.

4.3.5 Evidenztheorie von Dempster und Shafer

Beschreibung

Die *Evidenztheorie von Dempster und Shafer* (*Dempster-Shafer-Theory, DST*) (Dempster, 1967, 2008; Shafer, 1976) ist eine Theorie zur Fusion verschiedener, unsicherer Informationsquellen.

In der Beschreibung der Theorie wird weniger auf eine mathematische, sondern vielmehr auf eine lösungsorientierte und möglichst verständliche Darstellung Wert gelegt. Für die tiefere formale mathematische Betrachtung wird auf die Originalquellen (Dempster, 1967; Shafer, 1976) verwiesen. Weitere Erläuterungen zur DST findet man in (Bauer, 1996; Gordon & Shortliffe, 1984, 1985; Haenni, 2005; Yager, Liu, Dempster, & Shafer, 2008; Zadeh, 1986).

Explizite Unterscheidung zwischen Unsicherheit und Unwissen

Als eine Art Erweiterung der Wahrscheinlichkeitstheorie unterscheidet die Dempster-Shafer-Theorie explizit zwischen Unsicherheit und Unwissen.

Nach (Dempster, 1967) ist mit Unwissen die Unsicherheit in der Quantifizierung der Wahrscheinlichkeiten gemeint. Das heißt, neben der Wahrscheinlichkeit gibt es in dieser Theorie einen weiteren freien Parameter. Die beiden Freiheitsgrade können als untere und obere

Wahrscheinlichkeitsgrenzen interpretiert werden.

Als Konsequenz treten in der DST Glaubensfunktionen anstelle von Wahrscheinlichkeiten auf (siehe unten).

Zustandsraummodell oder Wahrnehmungsrahmen

Ausgangspunkt der Evidenztheorie von Dempster und Shafer ist ein *Zustandsraummodell* (*State Space Model*), welches auch als *Wahrnehmungsrahmen* (*Frame of Discernment*) bezeichnet wird.

Das Zustandsraummodell Θ vereint eine Menge an N Hypothesen X_i . Es ist vollständig und eindeutig, das heißt genau eine der Hypothesen ist wahr und bildet so die Struktur eines Klassifikationsproblems ab. Mathematisch lässt sich das Modell schreiben als:

$$\Theta = \{X_1, X_2, \dots, X_N\} \quad (8)$$

Für Berechnungen operiert die DST auf den Teilmengen des Zustandsraummodells $X \subseteq \Theta$. Die Menge aller Teilmengen ist die Potenzmenge $\mathbb{P}(\Theta)$ und beinhaltet sowohl die leere Menge $\emptyset = \{ \}$, als auch den Wahrnehmungsrahmen Θ selbst:

$$\mathbb{P}(\Theta) = \{ \emptyset, \{X_1\}, \dots, \{X_N\}, \{X_1, X_2\}, \dots, \Theta \} \quad (9)$$

Ziel des *Evidenzbasierten Schließens* (Englisch: *Evidential Reasoning*) ist es, die Glaubenswerte der einzelnen Hypothesen zu bestimmen. Hierzu werden verschiedene Evidenzen mit unterschiedlichen Gewichten kombiniert.

Evidenzen, Evidenzmasse und Modellierung von Unwissen

Die Gewichtung einer Evidenz geschieht durch die Zuordnung einer sogenannten *Evidenzmasse* m zu jeder Teilmenge des Wahrnehmungsrahmens (*Basic Probability Assignment*):

$$\begin{aligned} m: X \in \mathbb{P}(\Theta) &\rightarrow [0,1] \\ m(\emptyset) &= 0 \\ \sum_{X \subseteq \Theta} m(X) &= 1 \end{aligned} \quad (10)$$

Diese Zuordnung stellt eine normierte Verteilungsfunktion dar, das heißt, die Evidenzmasse wird auf Hypothesenmengen ähnlich einer Wahrscheinlichkeitsverteilung aufgeteilt.

Besonderheiten der Dempster-Shafer-Theorie

Eine Besonderheit der Dempster-Shafer-Theorie ist, dass die Evidenzmasse gleichzeitig mehreren Hypothesen zugewiesen werden kann und nicht weiter auf einzelne Hypothesen aufgeteilt werden muss. Beim Beispiel der Verbrechersuche bedeutet das, dass ein gefundenes Beweisstück eine Evidenz für mehrere Tatverdächtige gleichzeitig darstellt.

Eine weitere Besonderheit dieser Verteilung ist, dass nicht die ganze Evidenzmasse verteilt werden muss. Nicht zugewiesene Evidenzmasse wird dem Wahrnehmungsrahmen selbst als $m(\Theta)$ zugewiesen. Dadurch wird die inhärente Darstellung von Unwissen möglich.

Kombinationsregel für zwei Evidenzen

Zwei verschiedene Evidenzen der Evidenzmassenverteilungen $m_1(X)$ und $m_2(X)$ werden mit der Kombinationsregel von Dempster fusioniert:

$$m_{12}(X) = m_1 \oplus m_2 = K \sum_{Y \cap Z = X \neq \emptyset} m_1(Y) m_2(Z)$$

$$K = \frac{1}{1 - \kappa}$$

$$\kappa = \sum_{Y \cap Z = \emptyset} m_1(Y) m_2(Z)$$
(11)

Hierbei sind X , Y und Z Teilmengen des Wahrnehmungsrahmens. Diese Regel multipliziert die Evidenzmassen verschiedener Evidenzen und summiert diese auf, sofern deren Schnittmenge gleich der abgefragten Hypothesenmenge X entspricht. Die Kombinationsregel von Dempster wird ausführlich in (Gordon & Shortliffe, 1984) oder (Gordon & Shortliffe, 1985) beschrieben.

Kombination mehrere Evidenzen

Liegen mehr als zwei Evidenzen vor, lassen sich diese iterativ aufgrund der Assoziativität und Kommutativität dieser Verknüpfung kombinieren:

$$m_{total} = m_1 \oplus m_2 \oplus m_3 \oplus \dots$$
(12)

Die Regel hat dabei die nützliche Eigenschaft, dass sich das Unwissen verringert, wenn mehr Informationen vorliegen. Das heißt, je mehr Evidenzen kombiniert werden, desto schärfer wird das Ergebnis.

Umgang mit widersprüchlichen Evidenzen und Konfliktwert

Ein Problem stellt die Fusion widersprüchlicher Evidenzen dar. Dieses Problem löst die Kombinationsregel über die unterschiedlichen Gewichtungsfaktoren. Die im Normierungsfaktor enthaltene Größe κ ist dabei ein Maß für den Konflikt zwischen zwei Evidenzen. Ist $\kappa = 0$, so widersprechen sich die Evidenzen nicht. Für $\kappa = 1$ sind beide Evidenzen maximal widersprüchlich.

Bei stark widersprüchlichen Evidenzen sind unter Umständen unintuitive (jedoch mathematisch korrekte) Ergebnisse möglich, die Zadeh zu einer starken Kritik der DST bewegten (Zadeh, 1986). (Haenni, 2005) konnte diese Kritik jedoch entkräften.

Glaubensfunktionen

Die Beschreibung von Unsicherheiten und Unwissen geschieht durch Glaubensfunktionen, welche sich aus der Evidenzmassenverteilung ableiten lassen. Die wichtigsten sind Glaube (*Belief*) p , Plausibilität (*Plausibility*) p^* , Zweifel (*Doubt*) q und Unwissen (*Ignorance*) r . Ihre Berechnungsvorschriften lauten:

$$p(X) = \sum_{Y \subseteq X} m(Y)$$

$$p^*(X) = \sum_{Y \cap X \neq \emptyset} m(Y)$$

$$q(X) = p(\bar{X}) = 1 - p^*(X)$$

$$r(X) = 1 - p(X) - q(X)$$
(13)

Sie sind in ähnlicher Schreibweise beispielsweise in (Barnett, 1991) oder (Bauer, 1996) zu finden.

Zusammenhang zu Wahrscheinlichkeiten

Wie aus Formel (13) ersichtlich ist, sind diese Glaubenswerte im Allgemeinen voneinander abhängig. Für jede Teilmenge X des Wahrnehmungsrahmens lässt sich deshalb eine normierte Verteilung, wie sie in Abbildung 4.4 dargestellt ist, ermitteln. (Dempster, 2008) formuliert eine solche Verteilung als ein *Glaubensstripet*:

$$\mathbf{Q}(X) = (p, q, r) \quad (14)$$

Die Normierung ist dabei durch folgende Relation gegeben:

$$p + q + r = 1 \quad (15)$$

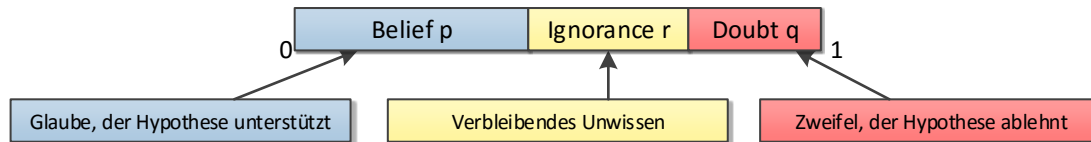


Abbildung 4.4: Glaubensstripet. Grafik aus (Honecker & Schulte, 2015a).

In dieser Form erkennt man den Zusammenhang zu den Wahrscheinlichkeiten (vgl. Abbildung 4.1 mit Abbildung 4.4).

Während in der klassischen Wahrscheinlichkeitstheorie Unsicherheiten durch nur eine unabhängige Größe P beschrieben werden, sind in der DST zwei Größen voneinander unabhängig und lassen einen Deutungsspielraum zur Interpretation offen.

Einer der freien Parameter wird in der Regel als Unwissen interpretiert. Im Grenzfall, dass das Unwissen verschwindet ($r = 0$), gehen der Glaube p in die Wahrscheinlichkeit P und der Zweifel q in die Gegenwahrscheinlichkeit $1 - P$ der gewöhnlichen Wahrscheinlichkeitstheorie über. Völliges Unwissen wird dagegen durch ($r = 1$) dargestellt. In diesem Fall verschwinden p und q .

Interpretation und Gewinnung von Glaubenswerten

Während sich klassische Wahrscheinlichkeiten als Häufigkeiten interpretieren und durch statistische Analysen gewinnen lassen, stellt sich in der DST die Frage nach der Interpretation der beiden Freiheitsgrade und vor allem der des Unwissens.

Interpretation nach Shafer als Glaubensgrade

Shafer liefert in seiner Arbeit (Shafer, 1976) zwar eine in sich geschlossene Theorie und eine sehr detaillierte und akademische Beschreibung über die Verarbeitung von Evidenzen, geht jedoch nur vage auf die praktische Frage ein, was die Gewichtungsfaktoren und Glaubenswerte bedeuten oder wie man diese bestimmt. Er erwähnt lediglich, dass Glaubenswerte von einem Experten angegeben werden können (Shafer, 1976, S. 20).

Interpretation nach Dempster als Wahrscheinlichkeitsgrenzen

Nach Dempster kann ein Wahrscheinlichkeitsmaß als ein Glaubensgrad betrachtet werden, der einen Zustand partiellen Wissens quantifiziert (Dempster, 1967, S. 335). In dieser Interpretation beschreibt das Unwissen r die Unsicherheit in der Quantifizierung der Wahrscheinlichkeiten. Die Unsicherheit wird dabei durch Wahrscheinlichkeitsintervalle ausgedrückt. Der Glaube p stellt dabei die untere Wahrscheinlichkeitsgrenze dar, also diejenige Wahrscheinlichkeit, die sicher zugewiesen werden kann. Die Plausibilität $p^* = 1 - q$ verkörpert dagegen die obere Wahrscheinlichkeitsgrenze, welche durch die Skepsis q begrenzt ist. Das heißt, die eigentliche Wahrscheinlichkeit liegt irgendwo im Bereich zwischen Glaube und Plausibilität.

Mit dieser Verbindung zur Wahrscheinlichkeitstheorie ist eine Bestimmung der Glaubenswerte aus einer Häufigkeitsverteilung denkbar. Hierzu muss jedoch die Frage geklärt werden, welche exakte Bedeutung dem zweiten unabhängigen Parameter, beziehungsweise dem Unwissen zugesprochen werden soll. Man könnte beispielsweise, fehlgeschlagene, und daher nicht vorhandene Messungen dem Unwissen zuordnen.

Interpretation nach Shortliffe als Zugewinn an Information

Auch Shortliffe liefert in der *Sicherheitsfaktorentheorie* Ansätze zur Interpretation von Evidenzstärken (Shortliffe, 1976; Shortliffe & Buchanan, 1975, 1984). Darin wird für eine Evidenz E zur Hypothese X aus einer a-Priori-Wahrscheinlichkeit $P(X)$ und einer bedingten Wahrscheinlichkeit $P(X|E)$ ein Glaubensmaß (*Measure of Belief, MB*), ein Skepsismaß (*Measure of Disbelief, MD*) und daraus wiederum ein Sicherheitsfaktor (*Certainty Factor, CF*) berechnet:

$$\begin{aligned} MB(X|E) &= \frac{\max\{P(X|E), P(X)\} - P(X)}{P(X)} \in [0,1] \\ MD(X|E) &= \frac{P(X) - \min\{P(X|E), P(X)\}}{P(X)} \in [0,1] \\ CF(X|E) &= MB(X|E) - MD(X|E) \in [-1,1] \end{aligned} \quad (16)$$

Im Gegensatz zum Glaubensmaß und Skepsismaß bewegt sich der Sicherheitsfaktor nicht im Wertebereich zwischen 0 und 1, sondern zwischen -1 und $+1$.

Mit Hilfe der Sicherheitsfaktoren werden dann aussagenlogische Regeln ausgedrückt und damit gewichtet.

Shortliffe interpretiert Glaubenswerte in der Sicherheitsfaktorentheorie als einen Informationszuwachs und führt folgendes Beispiel an:

“I don’t know what the probability is that all ravens are black, but I do know that every time you show me an additional black raven my belief is increased by X that all ravens are black.” (Shortliffe, 1976, S. 174).

Wegen der Ähnlichkeit zum Sicherheitsfaktorenmodell können die Glaubenswerte von Evidenzen der DST daher auch als Zugewinn an Information aufgefasst werden, wenn eine neue Evidenz zu den bereits vorhandenen hinzugefügt wird.

4.4 Evidenzbasierte Methode zur Tätigkeitserkennung

Im folgenden Abschnitt wird die zur Tätigkeitserkennung ausgewählte Methode vorgestellt. Die Beschreibung orientiert sich dabei an (Honecker & Schulte, 2015a) und (Honecker & Schulte, 2017a).

4.4.1 Methodenübersicht

Das allgemeine Vorgehen der Methode ist in Abbildung 4.5 gezeigt: Während der Beobachtung des Arbeitssystems oder der Anwendungsdomäne, welche aus den Operateuren, den technischen Hilfsmitteln und der Umgebung besteht, werden einige der beobachtbaren Größen (*Observablen*) als Beobachtungen (*Observationen*) zur Generierung von Evidenzen für die eigentliche Tätigkeit der Operateure herangezogen. Diese einzelnen Hypothesen werden entsprechend der Zuverlässigkeit ihrer Informationsquelle gewichtet und zu einer einzelnen Hypothese kombiniert.

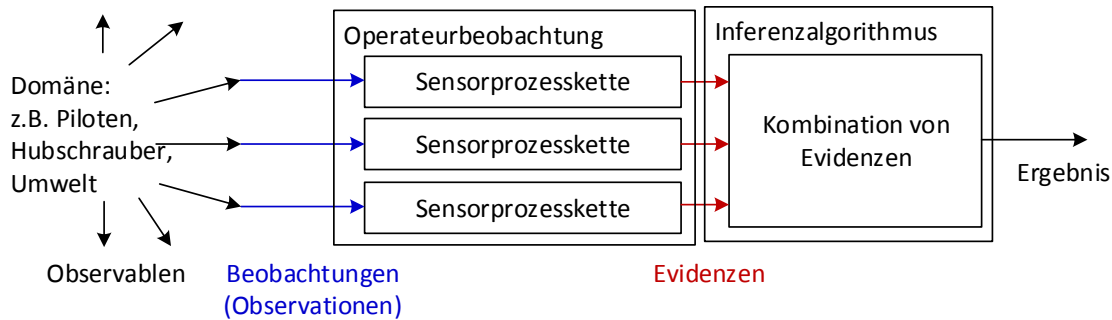


Abbildung 4.5: Prinzip der evidenzbasierten Tätigkeitserkennung: Operateurbeobachtung mit anschließender Dempster-Shafer-Inferenz. Grafik nach (Honecker & Schulte, 2017a, S. 234).

4.4.2 Beschreibung der Tätigkeitserkennung als Dempster-Shafer-Problem

Naive Vorgehensweise

Um ein evidenzbasiertes Schließen zur Tätigkeitserkennung auf Basis der Dempster-Shafer-Theorie anwenden zu können, muss zunächst ein Zustandsraummodell definiert werden. Hierfür lässt sich für die Bearbeitung einer Aufgabe im Rahmen der Tätigkeit eines Operateurs eine Hypothese formulieren:

„Der Operateur bearbeitet gerade Aufgabe X .“

Ein naives Vorgehen wäre dann, das Zustandsraummodell als die Menge aller möglichen Aufgaben X_i im Aufgabenmodell zu definieren:

$$\theta = \{X_1, \dots, X_N\} \quad (17)$$

Aufgrund der Anforderung, dass nur exakt eine Aussage im Wahrnehmungsrahmen wahr sein kann, ist mit einem solchen Zustandsraummodell eine parallele Bearbeitung mehrerer Aufgaben gleichzeitig nicht beschreibbar. Vielmehr möchte man Hypothesen folgender Form zulassen:

„Der Operateur bearbeitet gerade die Aufgaben X_1, X_2 und X_3 .“

Diese Kombination sei knapp als $[X_1, X_2, X_3]$ bezeichnet. Ein konsequenter Ansatz wäre, alle mögliche Aufgabenkombinationen als Hypothesen im Zustandsraummodell zu definieren:

$$\theta = \{[X_1], \dots, [X_n], [X_1, X_2], \dots, [X_1, X_n], \dots, [X_1, X_2, X_3], \dots\} \quad (18)$$

Für jede Evidenz, die auf diesem Zustandsraummodell definiert werden soll, müsste eine Evidenzmassenverteilung vorgegeben werden.

Komplexitätsproblem

Dieses Vorgehen führt jedoch schnell zu Komplexitätsproblemen, denn die Größe des so definierten Zustandsraummodells steigt exponentiell mit der Anzahl der parallel möglichen Aufgaben.

Da der Inferenzalgorithmus für Evidenzen auf der Potenzmenge dieses Wahrnehmungsrahmens beruht, dessen Größe ebenfalls exponentiell mit der Anzahl der Hypothesen wächst, führt dieses Vorgehen zu einer in der Praxis nicht mehr beherrschbaren Rechenkomplexität.

Insbesondere ist die Theorie nicht ohne weiteres geeignet, um ein umfassendes Aufgabenmodell für die Tätigkeitserkennung online und in Echtzeit durchzuführen.

Notwendigkeit der Vereinfachung der Theorie

Zur Lösung von Komplexitätsproblemen der DST werden verschiedene Methoden, wie Modellvereinfachungen durch Unabhängigkeitsannahmen (Barnett, 1981) oder Näherungsverfahren wie Monte-Carlo-Verfahren (N. Wilson, 1991) vorgeschlagen. Um die Dempster-Shafer-Theorie zur Tätigkeitserkennung verwenden zu können, muss diese deshalb vereinfacht und entsprechend angepasst werden.

4.4.3 Vereinfachung der Dempster-Shafer-Theorie

Unabhängigkeitsannahmen

In dieser Arbeit werden zwei wesentliche Unabhängigkeitsannahmen getroffen. Zum einen wird die Unabhängigkeit der einzelnen Aufgaben voneinander, zum anderen wird die Unabhängigkeit von Evidenzen untereinander angenommen.

Folgen für das Zustandsraummodell

Durch diese Annahmen fallen einige Aspekte der ursprünglichen Dempster-Shafer-Theorie weg (beispielsweise die Zuweisung einzelner Evidenzen zu ganzen Hypothesenmengen). Das Dempster-Shafer-Zustandsraummodell lässt sich dann in ein separates Dempster-Shafer-Modell für jede Aufgabe aufteilen, welches nur noch zwei mögliche Hypothesen enthält: Entweder der Operateur bearbeitet die Aufgabe X momentan (*true*) oder nicht (*false*):

$$\Theta_X = \{true, false\} \quad (19)$$

Folgen für die Evidenzmassenverteilung und Glaubensfunktionen

Aufgrund der Unabhängigkeitsannahmen vereinfachen sich auch die Evidenzmassenverteilung

(10) und die Glaubensfunktionen (13) wesentlich. Sie sind jetzt keine Funktionen mehr, die von Teilmengen des Zustandsraummodells abhängen, sondern nur noch skalare Zahlen (Herleitung durch Einsetzen des Zustandsraummodells (19) und der Werte p, q, r der Evidenzmassenverteilung aus (20) in die Formeln der Dempster-Shafer-Theorie (13)):

$$\begin{aligned} m(\emptyset) &= 0 \\ m(\{true\}) &= p \\ m(\{false\}) &= q \\ m(\Theta) &= 1 - p - q = r \end{aligned} \quad (20)$$

Jede Aufgabenhypothese kann jetzt durch ein Glaubenstriplet $\mathbf{Q} = (p, q, r)$ bestehend aus Glauben p , Zweifel q und Unwissen r eindeutig dargestellt werden (siehe (21)).

Auch die Kombinationsregel von Dempster (11) nimmt für diesen Spezialfall eine einfachere Form an (41).

4.4.4 Zustandsraummodell

Struktur

Das vereinfachte Zustandsraummodell ist eine strukturierte Darstellung der Abhängigkeiten zwischen einer Aufgabe X , Evidenzen E_j und Observablen S_j . Es weist starke Ähnlichkeit mit dem naiven Bayes-Klassifikator (4.3.2) auf und lässt sich ebenfalls als Graph bestehend aus Knoten und Kanten darstellen (Abbildung 4.6). In der Struktur werden Unsicherheiten aufgrund der technischen Messung und menschlichen Unsicherheiten und Evidenzstärken getrennt.

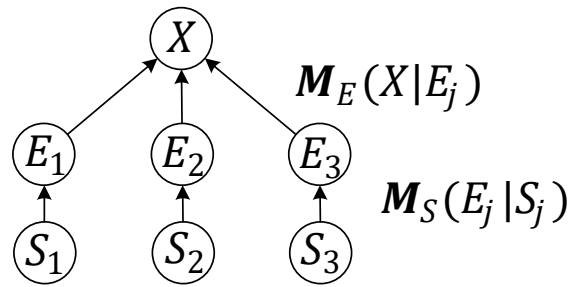


Abbildung 4.6: Zustandsraummodell bestehend aus Zustandsvariablen, Evidenzmodellen und Sensormodellen.

Knoten

Die Knoten des Graphen repräsentieren Zustandsvariablen, welche die Werte *true*, *false* oder *unknown* annehmen können. Der Wurzelknoten ist die Zustandsvariable für die Gesamthypothese zur gesuchten Aufgabe X . Zu jeder dieser Aufgabenvariablen X existieren mehrere mögliche Evidenzvariablen E_j , wobei der Index j die Evidenzen durchnummeriert. Jede dieser Evidenzen resultiert aus einer Beobachtung mittels eines Messensors. Aus diesem Grund wird jede Evidenzvariable im Modell mit einer Beobachtungsvariable (Observable) S_j verknüpft.

Die Wahrscheinlichkeit (genauer der Glaubensgrad) für die Werte der Zustandsvariable wird durch ein Glaubensriplet nach (Dempster, 2008) dargestellt (siehe Formel (14)):

$$\mathbf{Q}(X) = (p, q, r) \quad (21)$$

Kanten

Die gerichteten Kanten (Pfeile) des Graphen repräsentieren Modelle logischen Schließens, die durch bedingte Glaubensverteilungen als Tabellen oder Matrizen dargestellt werden (vgl. bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilungen in Bayes-Netzen):

$$\mathbf{M}(B|A) = \begin{pmatrix} p_t & p_f & 0 \\ q_t & q_f & 0 \\ r_t & r_f & 1 \end{pmatrix} \quad (22)$$

In dieser Definition sind A und B zwei Zustandsvariablen und die Matrixkomponenten haben die Bedeutung, wie sie in Tabelle 4.1 angegeben sind:

p_t :	Glaube, dass $B = true$	falls $A = true$.
q_t :	Glaube, dass $B = false$	falls $A = true$.
r_t :	Glaube, dass $B = unknown$	falls $A = true$.
p_f :	Glaube, dass $B = true$	falls $A = false$.
q_f :	Glaube, dass $B = false$	falls $A = false$.
r_f :	Glaube, dass $B = unknown$	falls $A = false$.

Tabelle 4.1: Bedeutung der bedingten Glaubenswerte.

Die Pfeilrichtung gibt dabei die Richtung des logischen Schließens an, welches im Gegensatz zur kausalen Modellierung in Bayes-Netzen diagnostisch von den Effekten (Sensormesswerte, Evidenzen) zur Ursache (Durchführung einer Aufgabe durch den Operator) erfolgt.

Sensormodelle

Die Sensormodelle $\mathbf{M}_S(E_j|S_j)$ beschreiben die Zuverlässigkeit von Hypothesen, die mittels verschiedener Messsensoren während der Pilotenbeobachtung erfasst werden. Sie modellieren messtechnische Unsicherheiten und Unwissen und ermöglichen die Gewichtung von Evidenzen. Die allgemeine Form eines Sensormodells ist durch eine Matrix bedingter Glaubenswerte (22) gegeben:

$$\mathbf{M}_S(E_j|S_j) = \begin{pmatrix} p_t & p_f & 0 \\ q_t & q_f & 0 \\ r_t & r_f & 1 \end{pmatrix} \quad (23)$$

Für die praktische Umsetzung dieser Methode und Interpretation ist es nützlich folgende verschiedene Spezialfälle zu definieren:

$$\mathbf{M}_S(E_j|S_j) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Perfekter Sensor} \quad (24)$$

$$\mathbf{M}_S(E_j|S_j) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Unbekannter Sensor} \quad (25)$$

$$\mathbf{M}_S(E_j|S_j) = \begin{pmatrix} P_t & P_f & 0 \\ 1 - P_t & 1 - P_f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Wahrscheinlichkeitsbasierter Sensor} \quad (26)$$

$$\mathbf{M}_S(E_j|S_j) = \begin{pmatrix} Z & 0 & 0 \\ 0 & Z & 0 \\ 1 - Z & 1 - Z & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Sensor mit skalarer Zuverlässigkeit} \quad (27)$$

Wie der Name suggeriert, modelliert der perfekte Sensor eine fehlerfreie Messung und dient beispielsweise als Näherung für die Erfassung von Evidenzen aufgrund manueller Interaktionen über Knöpfe.

Das Gegenteil zum perfekten Sensor ist ein unbekannter Sensor, durch dessen Verwendung sich ein defekter Sensor, welcher keinerlei Messwerte generiert, modellieren lässt.

Der Wahrscheinlichkeitsbasierte Sensor ermöglicht die Modellierung von Messwerten durch bedingte Wahrscheinlichkeiten wie in Bayes-Netzen und berücksichtigt kein Unwissen.

Das Sensormodell mit einer einzigen skalaren Zuverlässigkeit Z ist ein einfaches Modell, das durch nur einen Parameter zwischen einem perfekten und einem unbekanntem Sensor interpoliert. Dieses Modell berücksichtigt Unwissen und wird in der Implementierung der Tätigkeitserfassung zur Modellierung aller Sensoren verwendet (siehe Abschnitt 5.5).

Evidenzmodelle

Analog zu den Sensormodellen lassen sich Evidenzmodelle $\mathbf{M}_E(X|E_j)$ definieren, welche ebenfalls Teil des Zustandsraummodells sind. Im Gegensatz zu den Sensormodellen sind darin keine technischen Unsicherheiten enthalten, sondern sie beschreiben die Stärke des Zusammenhangs zwischen Evidenz und Aufgabendurchführung unter der Annahme einer perfekten messtechnischen Erfassung einer Beobachtung. Im Modell werden deshalb auch implizit menschliche Unsicherheiten des Operateurs abgebildet. Die allgemeine Form des Evidenzmodells ist ebenfalls durch eine Tabelle bedingter Glaubenswerte gegeben:

$$\mathbf{M}_E(X|E_j) = \begin{pmatrix} p_t & p_f & 0 \\ q_t & q_f & 0 \\ r_t & r_f & 1 \end{pmatrix} \quad (28)$$

Für die technische Modellierung ist die Unterscheidung zwischen folgenden Spezialfällen nützlich:

$$\mathbf{M}_E(X|E_j) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Perfekte Evidenz} \quad (29)$$

$$\mathbf{M}_E(X|E_j) = \begin{pmatrix} P_t & P_f & 0 \\ 1 - P_t & 1 - P_f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Wahrscheinlichkeitsbasierte Evidenz} \quad (30)$$

$$\mathbf{M}_E(X|E_j) = \begin{pmatrix} p & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 - p & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Unterstützende Evidenz} \quad (31)$$

$$\mathbf{M}_E(X|E_j) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ q & 0 & 0 \\ 1 - q & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Ablehnende Evidenz} \quad (32)$$

Die Perfekte Evidenz hat die Bedeutung einer logischen Wenn-Dann-Beziehung. Ein Beispiel: „Wenn der Fahrwerkshebel betätigt wurde, dann fährt der Pilot das Fahrwerk ein. Wenn nicht, dann nicht.“

Die Wahrscheinlichkeitsbasierte Evidenz modelliert Evidenzen mittels bedingter Wahrscheinlichkeiten.

Ein besonderes Augenmerk liegt auf der unterstützenden und der ablehnenden Evidenz, da diese in der Implementierung zur Modellierung der Evidenzen im Aufgabenmodell verwendet werden. Diese erlauben eine getrennte Modellierung von Indizien, die für oder gegen die Durchführung einer Aufgabe sprechen. Die Stärke ist entsprechend durch den Glauben p oder den Zweifel q gegeben.

4.4.5 Dynamikmodell

Motivation

Im Gegensatz zum Zustandsraummodell, welches die Beziehung zwischen Zustandsvariablen zu einem bestimmten Zeitpunkt beschreibt, modelliert das Dynamikmodell die zeitliche Gültigkeit von Evidenzen. Ein Operateur kann beispielsweise längst mental mit der Bearbeitung einer Aufgabe angefangen haben, bevor messbare Evidenzen auftreten. Auch kann sich ein Operateur noch eine längere Zeit mit der Durchführung einer Aufgabe beschäftigen, nachdem die Evidenz bereits nicht mehr beobachtet wird. Das Dynamikmodell ist darüber hinaus essentiell notwendig, um kurze Ereignisse, wie Tastendrucke, über einen längeren Zeitraum darzustellen. Es beschreibt also diejenigen zeitlichen Phasen, in denen ein Operateur zwar an einer Aufgabe arbeitet, jedoch augenblicklich keine Evidenzen vorliegen.

Allgemeines Modell

Das Modell kann allgemein in Form eines Anfangswertproblems (Differentialgleichung mit Anfangsbedingungen) angegeben werden:

$$\mathbf{M}_D: \frac{d}{dt} \mathbf{Q}_{Dj}(X, t) = \mathbf{f}(\mathbf{Q}_{Dj}(X, t)) \quad (33)$$

$$\mathbf{Q}_{Dj}(X, 0) = \mathbf{Q}_{Ej}(X)$$

Da es in einer Online-Tätigkeitserfassung in der Anwendung für ein Assistenzsystem nahezu unmöglich ist, Aussagen über zukünftige Evidenzen zu treffen, wird im Folgenden nur die Dynamik nach dem Verschwinden einer Evidenz modelliert. Es wird dabei angenommen, dass der Glaube p (beziehungsweise der Zweifel q) mit dem Eintreten der Beobachtung zum Zeitpunkt t_r instantan auf einen bekannten Wert p_0 (bzw. q_0) springt (resultiert aus der Verarbeitung durch die Sensorprozesskette (4.4.6)). Während die Beobachtung vorliegt, bleibt dieser Wert konstant. Erst beim Verschwinden der Beobachtung zum Zeitpunkt t_f kommt das eigentliche Dynamikmodell zum Tragen.

Eine intuitive Annahme in diesem Fall ist, dass der Glaube (und respektive der Zweifel) an eine Hypothese und damit die Stärke einer Evidenz über die Zeit abnimmt und sich das Unwissen vergrößert. Dieser Ansatz modelliert eine Art des Vergessens.

Lineares Modell

Im einfachsten, linearen Fall ist die Rate des Vergessens dp/dt (bzw. dq/dt) proportional zum vorhandenen Glauben p (bzw. Zweifel q):

$$\begin{aligned} \frac{dp(t)}{dt} &= -\lambda p(t) \rightarrow dp = -\lambda p dt \\ \frac{dq(t)}{dt} &= -\lambda q(t) \rightarrow dq = -\lambda q dt \end{aligned} \quad (34)$$

Dieses Modell besitzt als einzigen freien Parameter die Proportionalitätskonstante λ . Durch das Lösen dieser Differentialgleichung resultiert ein exponentielles Abklingen der Glaubenswerte (Abbildung 4.7):

$$\begin{aligned} p_{Dj}(X, t) &= p_{Ej}(X) \exp(-\lambda (t - t_f)) \\ q_{Dj}(X, t) &= q_{Ej}(X) \exp(-\lambda (t - t_f)) \\ r_{Dj}(X, t) &= 1 - p_{Dj}(X, t) - q_{Dj}(X, t) \end{aligned} \quad (35)$$

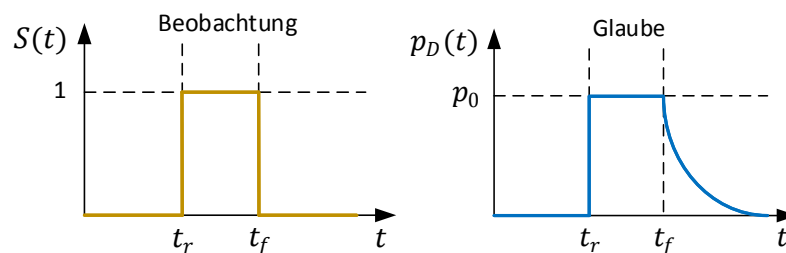


Abbildung 4.7: Linke Kurve: Auftreten einer Beobachtung. Rechte Kurve: Lineares Modell mit instantanem Anstieg und exponentielles Abklingen der Glaubenswerte nach der Beobachtung.

Halbwertszeit

Die Proportionalitätskonstante oder Abklingzeitkonstante λ kann auch durch die anschaulichere Größe der Halbwertszeit angegeben werden, die angibt, nach welcher Zeit der Glaube $p(t)$ (bzw. Skepsis $q(t)$) auf die Hälfte des ursprünglichen Wertes p_0 abgefallen ist:

$$T_{1/2} = \frac{\ln(2)}{\lambda} \quad (36)$$

Die Halbwertszeit ist neben den bedingten Glaubenswerten des Evidenzmodells (28) ein weiterer Parameter zur Modellierung von Evidenzen im Aufgabenmodell.

4.4.6 Sensorprozesskette zur Generierung und Verarbeitung von Evidenzen

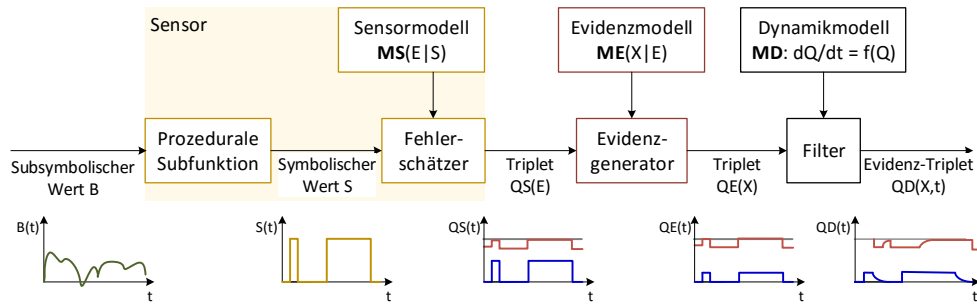


Abbildung 4.8: Verarbeitungskette für Evidenzen. Aus (Honecker & Schulte, 2015a, S. 124).

Die Sensorprozesskette beschreibt den Prozess der Signalverarbeitung von der Erfassung subsymbolischer Beobachtungsgrößen bis hin zu gewichteten und zeitlich gefilterten Evidenzen, welche mittels der Kombinationsregel fusioniert werden können (4.4.7).

Jede Beobachtung, die im Zustandsraummodell als Evidenz mit einer Aufgabe verknüpft ist, durchläuft diese Verarbeitungskette.

Beobachtbare physikalische Größen

Die Umgebung ist aus Sicht des Assistenzsystems vieldimensional, nichtlinear und zeitkontinuierlich. Beobachtbare Messgrößen liegen daher zunächst in unterschiedlichster Form vor und werden meist als subsymbolische Signale von Messsensoren erfasst.

Symbolische Beobachtungsgröße

Im ersten Schritt werden aus diesen subsymbolischen Signalen symbolische Aussagen $S \in \{true, false, unknown\}$ generiert. Ein Beispiel für eine solche Sensorhypothese wäre „Der Pilot schaut auf den Fahrtmesser“ ($S = true$) oder „Der Pilot schaut nicht auf den Fahrtmesser“ ($S = false$). Ein Ausfall des Sensors wird als $S = unknown$ erfasst. Diese Vorverarbeitung geschieht in prozeduralen Subfunktionen, die für jede Messgröße vom Sensor abhängen (siehe Abbildung 4.8). Die Zustandsvariable werden als Glaubenstriplets dargestellt:

$$\mathbf{Q}_S(S_j) = \begin{cases} (1, 0, 0)^T & \text{falls } S_j = true \\ (0, 1, 0)^T & \text{falls } S_j = false \\ (0, 0, 1)^T & \text{falls } S_j = unknown \end{cases} \quad (37)$$

Messfehler

Ist dieses initiale Glaubenstriplet bestimmt, wird im nächsten Schritt die Zuverlässigkeit dieser Hypothese mit Hilfe eines der in Abschnitt 4.4.4 vorgestellten Sensorfehlermodelle durch eine Multiplikation der Verteilungen berechnet. Sensorhypothese und Zuverlässigkeit werden dabei zusammen als Glaubenstriplet $\mathbf{Q}_S(E_j)$ kodiert:

$$\mathbf{Q}_S(E_j) = \mathbf{M}_S(E_j|S_j) \cdot \mathbf{Q}_S(S_j) \quad (38)$$

Evidenzstärke

Im Anschluss an die Berechnung der Zuverlässigkeit des Sensormesswerts wird die Stärke der Evidenz für einen einzelnen Zeitpunkt bestimmt. Dies geschieht in Anlehnung an die Propagation von Glaubenswerten nach (Smets, 1993; Yaghlane & Mellouli, 2008). Hierbei wird das im Pilotenaufgabenmodell hinterlegte Evidenzmodell $\mathbf{M}_E(X|E_j)$ mit dem Glaubenstriplet aus dem vorhergehenden Schritt multipliziert:

$$\mathbf{Q}_{E_j}(X) = \mathbf{M}_E(X|E_j) \cdot \mathbf{Q}_S(E_j) \quad (39)$$

Dynamik

Im letzten Schritt der Evidenzgenerierung wird das Ergebnis aus (39) in das Dynamikmodell (34) eingesetzt. Das Ergebnis lautet:

$$\mathbf{Q}_{Dj}(X, t) = \begin{pmatrix} p_{Dj}(X, t) \\ q_{Dj}(X, t) \\ r_{Dj}(X, t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{Ej}(X) \exp(-\lambda(t - t_f)) \\ q_{Ej}(X) \exp(-\lambda(t - t_f)) \\ 1 - p_{Dj}(X, t) - q_{Dj}(X, t) \end{pmatrix} \quad (40)$$

4.4.7 Kombinieren von Evidenzen

Die in der Sensorprozesskette generierten Evidenzen einer einzelnen Aufgabe, werden in separaten Modellen zur resultierenden Gesamthypothese kombiniert (Abbildung 4.9).

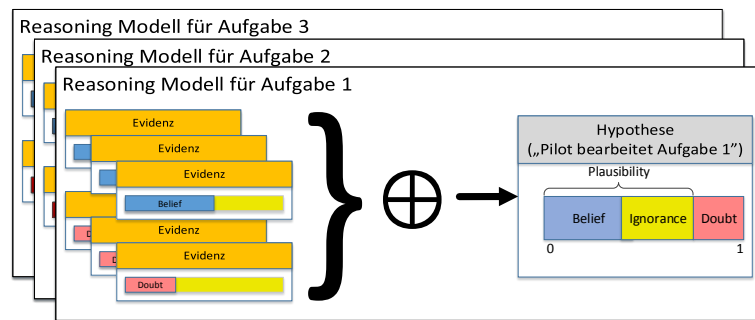


Abbildung 4.9: Reasoning-Modelle der einzelnen Aufgaben zur Kombination von Evidenzen.

Vereinfachte Kombinationsregel

Das Kombinieren zweier Evidenztriplets geschieht mittels einer aus der Kombinationsregel von Dempster abgeleiteten Regel (Honecker & Schulte, 2015a, S. 125):

$$\mathbf{Q}_1(X) \oplus \mathbf{Q}_2(X) := \mathbf{Q}_{12}(X) = \begin{pmatrix} p_{12}(X) \\ q_{12}(X) \\ r_{12}(X) \end{pmatrix}$$

$$p_{12}(X) = \frac{p_1 p_2 + p_1 r_2 + r_1 p_2}{1 - (p_1 q_2 + q_1 p_2)} \quad (41)$$

$$q_{12}(X) = \frac{q_1 q_2 + q_1 r_2 + r_1 q_2}{1 - (p_1 q_2 + q_1 p_2)}$$

$$r_{12}(X) = 1 - p_{12}(X) - q_{12}(X)$$

Gesamthypothese und resultierende Aufgaben der Tätigkeitserkennung

Die Gesamthypothese erhält man durch das wiederholte Anwenden dieser Regel:

$$\mathbf{Q}_{total}(X, t) = \mathbf{Q}_{D1}(X, t) \oplus \mathbf{Q}_{D2}(X, t) \oplus \dots \quad (42)$$

Aufgaben, für die die Gesamthypothese \mathbf{Q}_{total} einen hohen Glauben und niedrigen Zweifel aufweist, werden als Teil der Tätigkeit betrachtet.

Die exakte Lage der Schwellwerte wird durch die Methode an sich nicht vorgegeben, sondern muss in der praktischen Implementierung definiert werden (vergleiche 5.6).

Anmerkung zur Kombinationsregel

Diese Kombinationsregel ist kommutativ und assoziativ, das heißt die Reihenfolge, in der mehrere Evidenzen kombiniert werden, spielt keine Rolle. Diese Relationen können durch Einsetzen und Umformen bewiesen werden.

Diese Kombinationsregel lässt sich direkt aus der Dempster-Shafer-Theorie für binäre Variablen durch Einsetzen des Wahrnehmungsrahmens (19) und der Werte p, q, r der Evidenzmassenverteilung aus (20) in die Formeln der Dempster-Shafer-Theorie aus Abschnitt 4.3.5 herleiten. Sie ist in einer anderen Schreibweise auch in (Srivastava, 2005) zu finden. Die Kombinationsregel weist außerdem eine Ähnlichkeit mit der Kombinationsregel für Sicherheitsfaktoren auf (siehe z.B. (Wittig, 1994, S. 60–70)):

$$\begin{aligned}
 CF_{12} &= CF(X|E_1, E_2) = CF(X|E_1) \oplus CF(X|E_2) \\
 &= \begin{cases} CF_1 + CF_2 - CF_1CF_2 & \text{falls } CF_1 \text{ und } CF_2 > 0 \\ \frac{CF_1 + CF_2}{1 - \min\{CF_1, CF_2\}} & \text{falls } CF_1 \text{ oder } CF_2 < 0 \\ CF_1 + CF_2 + CF_1CF_2 & \text{falls } CF_1 \text{ und } CF_2 < 0 \end{cases} \quad (43)
 \end{aligned}$$

4.5 Abschätzung des Bedarfs an mentalen Ressourcen

4.5.1 Motivation und Anforderungen

Eines der Ziele der Ressourcenmodellierung ist es, die Gesamtauslastung einzelner Ressourcen in Mehrfachaufgabensituationen zu präzisieren, um eine Überforderung des Operators zu erkennen und diese dem verursachenden Ressourcenkanal zuzuordnen. Ein solches Modell wird in (Maiwald, 2013) dazu verwendet, ein ressourcenadaptives Assistenzsystem zu gestalten, welches die Interventionsmodalität auf die jeweils am geringsten ausgelastete Ressource schaltet.

Aus dieser Problemstellung leiten sich die Anforderungen an die Ressourcenbestimmung ab. Sie muss den mentalen Ressourcenbedarf und die noch freien Ressourcen in Mehrfachaufgabensituationen möglichst korrekt abbilden. Eine notwendige Bedingung für ein aufgabenorientiertes Assistenzsystem ist, nicht nur qualitativ herauszufinden ob, sondern quantitativ wie viele und welche Aufgaben parallel bearbeitet werden können.

4.5.2 Demand-Vektoren zur Beschreibung der Ressourcenauslastung

Normierte Demand-Vektoren

Wie in (Maiwald, 2013) werden acht verschiedene Ressourcenkomponenten nach der MRT (Wickens, 2002)) betrachtet, um die mentale Ressourcenauslastung zu beschreiben. Diese werden zu einem Demand-Vektor zusammengefasst (siehe 2.3.3):

$$\mathbf{d} = (VS, VV, AS, AV, CS, CV, RM, RV) \quad (44)$$

Im Gegensatz zu Maiwald sollen in dieser Arbeit normierte Werte für die einzelnen Ressourcenkomponenten im Bereich zwischen 0 und 1 verwendet werden. Damit können nicht nur relative, sondern auch absolute Ressourcenauslastungen angegeben werden. Der Wert 0 bedeutet, dass die einzelne Ressource überhaupt nicht belastet ist und der Wert 1, dass bei einer zusätzlichen, auch noch so kleinen, Auslastung eine Überforderung eintritt.

Erwartungswerte und Entscheidungsfindung

Wenn man zur Tätigkeitserkennung eine auf der Wahrscheinlichkeitstheorie basierende Methode einsetzt, muss man die durch den Demand-Vektor ausgedrückte erwartete Ressourcenauslastung gemäß der Wahrscheinlichkeit reduzieren:

$$d_r^p = Pd_r \quad (45)$$

Dabei ist d_r die Ressourcenkomponente r des Demand-Vektors einer bestimmten Aufgabe aus dem Aufgabenmodell.

Im Falle der hier verwendeten Dempster-Shafer-Theorie, welche gemäß Formel (13) eine untere (Glaube, p) und eine obere Wahrscheinlichkeitsgrenze (Plausibilität, $p^* = 1 - q$) beinhaltet, erhält man zwei Werte, nämlich einen unteren und einen oberen Erwartungswert. Zur Berechnung der Erwartungswerte werden die Demand-Vektoren aus dem Aufgabenmodell mit den Glaubenswerten aus der Tätigkeitserkennung multipliziert:

$$\begin{aligned} d_r^{min} &= p d_r && \text{Minimale Ressourcenauslastung} \\ d_r^{max} &= p^* d_r && \text{Maximale Ressourcenauslastung} \end{aligned} \quad (46)$$

Dasselbe gilt für ein skalares Workload-Maß:

$$\begin{aligned} W^{min} &= p W && \text{Minimale Workload} \\ W^{max} &= p^* W && \text{Maximale Workload} \end{aligned} \quad (47)$$

Für Interventionsentscheidungen des Assistenzsystems auf Basis der Ressourcenauslastung muss man vorab festlegen, welche Abschätzung innerhalb dieses Bereichs verwendet werden soll.

Um ein konservatives Assistenzsystemverhalten zu erzielen und spekulative Entscheidungen auf Basis von Unwissen zu vermeiden, wird für das hier implementierte Assistenzsystem die Mindestzusicherung verwendet. Somit gelten $d_r = d_r^{min}$ und $W = W^{min}$.

Zur besseren Lesbarkeit werden die Indizes Belief oder Doubt im Folgenden weggelassen. Wenn Demand-Vektoren mit Hilfe der Tätigkeitserkennung berechnet werden, wird für die konservative Abschätzung der Erwartungswert des Glaubens verwendet:

$$d_r \rightarrow d_r^{min} \quad (48)$$

4.5.3 Modifiziertes VACP-Modell zur Bestimmung der Einzelauslastungen

Während die Ressourcenbeanspruchung einzelner Aufgaben bereits im Modell a-priori festgelegt ist, wird die Abschätzung der benötigten mentalen Ressourcen für Mehrfachaufgabensituationen zur Laufzeit durch die Verrechnung der Ressourcenbelastung einzelner Kanäle ermittelt. Hierzu werden die Demand-Vektoren der einzelnen Aufgaben gemäß dem durch Maiwald modifizierten VACP Modell vektoriell aufsummiert (Maiwald, 2013, S. 160–161; McCracken & Aldrich, 1984):

$$d_r^{total} = \sum_{t=1}^N d_r^t \quad (49)$$

Dabei bezeichnet d_r^t die r -te Ressourcenkomponente der Aufgabe t .

Überschreitet einer dieser Ressourcenkanäle die Kapazitätsgrenze (im normierten Modell 1), geht das Assistenzsystem davon aus, dass der Pilot bezüglich dieser Ressource überfordert ist und Unterstützung benötigt.

4.5.4 Skalare Workload-Metrik zur Abschätzung der Gesamtbeanspruchung

Motivation

Obwohl gemäß der theoretischen Grundlage dieser Arbeit das Konstrukt der Workload kontextreich operationalisiert ist, wird zusätzlich ein skalares Maß für die Workload-Abschätzung motiviert und angegeben. Es bietet die Möglichkeit, den modellgestützte Ansatz zur

Workload-Bestimmung mit anderen Methoden zu vergleichen (siehe beispielsweise Vergleich mit physiologischen Methoden in (Winkler, 2017a)).

Ein solches Maß für eine beliebige Anzahl parallel bearbeiteter Aufgaben auf Basis der MRT (Wickens, 2002) und des W/INDEX Modells (North & Riley, 1989) wird auch in (Maiwald, 2013, S. 156–162) angegeben. Da dieses jedoch nicht normiert ist, ermöglicht es keine absolute Workload-Abschätzung, sondern nur einen relativen Vergleich.

Im Folgenden wird eine alternative Metrik zur absoluten Workload-Abschätzung beschrieben. Die Frage, wie gut eine absolute Einschätzung der Workload möglich ist, hängt nicht nur von der Struktur des Modells, sondern auch von den gewählten Parametern ab. Wie bei den vorhergehenden Workload-Metriken soll auch hier die Praxistauglichkeit gegenüber der mathematischen Exaktheit im Vordergrund stehen.

Herleitung einer normierten Workload-Metrik

Ausgangspunkt zur Entwicklung einer normierten Workload-Metrik ist der qualitative und sehr stark vereinfachte Zusammenhang, Workload als einen Quotienten aus einem Bedarf einer mentalen Ressource und der zur Verfügung stehenden mentalen Ressourcenkapazität aufzufassen (vgl. 2.3.3):

$$W = \frac{\text{Ressourcenbedarf (Demand)}}{\text{Ressourcenkapazität}} = \frac{d}{r} \quad (50)$$

Ist der Bedarf 0, so ist auch die so definierte Workload 0. Die Workload kann demnach maximal den Wert 1 annehmen. Ein berechneter Workload-Wert größer als 1 signalisiert eine mentale Überforderung.

Berücksichtigung von Ressourcenkonflikten

Zur Berechnung des Gesamtbedarfs einer Ressource in Mehrfachaufgabensituationen soll auch berücksichtigt werden, wie stark verschiedene Ressourcen miteinander im Konflikt stehen. Um diese Theorie auf dem Rechner anwenden zu können, muss die Workload-Metrik deshalb in Bezug zu Ressourcenkonflikten gestellt werden. Die Annahme in der vorliegenden Arbeit ist, dass eine relative freie Ressource durch den Konflikt eingeschränkt wird:

$$r = 1 - c \quad (51)$$

Damit ergibt sich also für die Berechnung des Workload-Maßes:

$$W = \frac{d}{1 - c} \quad (52)$$

Für die Beschreibung mehrerer Ressourcen muss diese Formel erweitert werden.

Der in den nächsten Kapiteln betrachtete Anwendungsfall militärischer MUM-T Hubschraubermissionen stellt den Bereich hoher Workload und Überforderung in den Vordergrund. Deshalb soll die Metrik die Workload besonders in diesem Bereich gut repräsentieren.

Zur Vereinfachung des Problems wird hierbei die Annahme getroffen, dass es bereits zu einer Überforderung kommt, wenn auch nur eine der Ressourcen ausgelastet ist, das heißt, eine volle Ressource kann nicht durch eine andere freie Ressource ausgeglichen werden. Diese Arbeit betrachtet deshalb die Workload als die Maximumsnorm über alle Einzelressourcen (vgl. (Winkler, 2017a, S. 23)):

$$W = \max_r \left\{ \frac{d_r}{1 - c} \right\} \quad (53)$$

Hierbei bezeichnen d_r den Bedarf an der Ressource r und c einen Gesamtkonfliktwert. Der Index r nummeriert im Folgenden die r -te Ressourcenkomponente.

Nach (Winkler, 2017a, S. 68) kann bei der Verwendung einer Maximumsnorm jedoch das Problem entstehen, dass die Metrik Situationen niedriger Workload überschätzt.

Konfliktmatrix

Am schwierigsten ist die Frage zu beantworten, wie sich der Gesamtkonfliktwert c in Formel (53) mit Hilfe der Demand-Vektoren berechnen lässt. Den Ansatz hierfür liefert die Konfliktmatrix K^W der MRT (vgl. 2.3.3 und (Wickens, 2002)):

$$K^W = \begin{pmatrix} & \mathbf{VS} & \mathbf{VV} & \mathbf{AS} & \mathbf{AV} & \mathbf{CS} & \mathbf{CV} & \mathbf{RM} & \mathbf{RV} \\ \mathbf{VS} & 0.8 & 0.6 & 0.6 & 0.4 & 0.7 & 0.5 & 0.4 & 0.2 \\ \mathbf{VV} & 0.6 & 0.8 & 0.4 & 0.6 & 0.5 & 0.7 & 0.2 & 0.4 \\ \mathbf{AS} & 0.6 & 0.4 & 0.8 & 0.4 & 0.7 & 0.5 & 0.4 & 0.2 \\ \mathbf{AV} & 0.4 & 0.6 & 0.4 & 0.8 & 0.5 & 0.7 & 0.2 & 0.4 \\ \mathbf{CS} & 0.7 & 0.5 & 0.7 & 0.5 & 0.8 & 0.6 & 0.6 & 0.4 \\ \mathbf{CV} & 0.5 & 0.7 & 0.5 & 0.7 & 0.6 & 0.8 & 0.4 & 0.6 \\ \mathbf{RM} & 0.4 & 0.2 & 0.4 & 0.2 & 0.6 & 0.4 & 0.8 & 0.6 \\ \mathbf{RV} & 0.2 & 0.4 & 0.2 & 0.4 & 0.4 & 0.6 & 0.6 & 1.0 \end{pmatrix} \quad (54)$$

Normierung der Konfliktmatrix

In der Anwendung zeigt sich, dass die Konfliktmatrix K^W Probleme bereitet, wenn man sie streng im Sinne einer mathematischen Matrix deutet. Insbesondere ist diese nicht normiert. So ergeben die Spalten- und Zeilensummen im Mittel den Wert 4.175. Dies führt bei der Aufsummierung der Ressourcenkonflikte aller Kanäle in Formel (56) schnell zu sehr großen Konfliktwerten. Um praxistaugliche Konfliktwerte zu erhalten wurde in der Anwendung der vorliegenden Arbeit deshalb die Komponenten der Wickens-Matrix skaliert:

$$K_{rj} = \frac{1}{4.175} K_{rj}^W \quad (55)$$

Ressourcenkonflikt zweier Aufgaben

Zur Berechnung des Gesamtkonfliktwerts zweier Aufgaben summiert (Wickens, 2002) die einzelnen Konfliktwerte der Konfliktmatrix auf. Dieses Vorgehen ist jedoch mathematisch nicht begründbar.

Nach (Maiwald, 2013, S. 159; Schulte u. a., 2015) lässt sich der Teilkonfliktwert zwischen den Ressourcen zweier Aufgaben t und k dagegen auch durch eine Matrix-Vektor-Multiplikation berechnen:

$$c_{tk} = \sum_{i,j=1}^8 K_{ij} d_i^t d_j^k \quad (56)$$

Hierbei meinen d_i^t die i -te Ressourcenkomponente des Demand-Vektors zur Aufgabe t und d_j^k die j -te Ressourcenkomponente des Demand-Vektors zur Aufgabe k . Diese Methode ist die Berechnungsgrundlage für die Metrik dieser Arbeit.

Ressourcenkonflikt mehrerer Aufgaben

Steht eine Aufgabe im Konflikt mit mehr als einer anderen Aufgabe, ist das Verfahren wie in (56) angegeben nicht direkt anwendbar. Stattdessen wird mittels einer Matrix-Vektor-Multiplikation zunächst ein Konfliktvektor für jede Aufgabe berechnet. Dessen Komponenten lauten:

$$c_r^k = \sum_{j=1}^8 K_{rj} d_j^k \quad (57)$$

Das heißt, die Aufgabe k liefert einen Konfliktbeitrag für den Ressourcenkanal r . Weil man in Multitasking-Situationen mehrere Aufgaben (N) verrechnen muss, wird hieraus ein Gesamtkonfliktwert als Summe über alle Einzelkonfliktwerte $k = 1..N$ berechnet:

$$c_r^t = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq t}}^N c_r^k = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq t}}^N \sum_{j=1}^8 K_{rj} d_j^k \quad (58)$$

Man erhält für jede Ressource r einen Gesamtkonfliktwert, welcher durch die Ressourcenkonflikte der Aufgabe t mit allen anderen Aufgaben entsteht.

Workload-Maß eines Ressourcenkanals

Zur Berechnung der Gesamtbeanspruchung wird die Idee aus Formel (52) aufgegriffen. Man erhält so einen Workload-Wert für jede Aufgabe t und jeden Ressourcenkanal r separat:

$$w_r^t = \frac{d_r^t}{1 - c_r^t} = \frac{d_r^t}{1 - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq t}}^N \sum_{j=1}^8 K_{rj} d_j^k} \quad (59)$$

Um alle N Aufgaben zu berücksichtigen, bietet es sich an, die Workload aller Aufgaben linear zu addieren:

$$w_r = \sum_{t=1}^N w_r^t = \sum_{t=1}^N \frac{d_r^t}{1 - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq t}}^N \sum_{j=1}^8 K_{rj} d_j^k} \quad (60)$$

Für den Fall, dass keine Konflikte vorliegen ($K_{rj} = 0$), werden dadurch die Demand-Vektoren aller Aufgaben aufsummiert.

Finales Workload-Maß

Zur Berechnung des finalen Workload-Maßes wird die Maximumsnorm aus Gleichung (53) herangezogen:

$$W = \max_r \{w_r\} = \max_r \left\{ \sum_{t=1}^N \frac{d_r^t}{1 - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq t}}^N \sum_{j=1}^8 K_{rj} d_j^k} \right\} \quad (61)$$

Bemerkung

Auch diese normierte Metrik ist aus mathematischer Sicht nicht völlig zufriedenstellend. Da bei der Herleitung viele Annahmen getroffen werden, mussten besteht nach wie vor weiterer Forschungsbedarf. In der Praxis liefert sie jedoch zur groben Abschätzung der mentalen Beanspruchung und als Trigger für adaptive Assistenz plausible Ergebnisse (vgl. Kapitel 6 und 7).

5 Implementierung der Methode im Simulator

Inhalt

Dieses Kapitel beschreibt ein am Institut für Flugsysteme der Universität der Bundeswehr München in gemeinschaftlicher Arbeit entwickeltes und in einem Simulator implementiertes aufgabenzentriertes Assistenzsystem zur Unterstützung von Hubschrauberpiloten. Grundlage bildet das in Kapitel 3 vorgestellte Konzept.

Der Schwerpunkt dieses Kapitels liegt dabei auf der Implementierung der Methode zur maschinellen Tätigkeitserkennung aus Kapitel 4.

Zunächst wird die Anwendungsdomäne der Führung mehrerer unbemannter Luftfahrzeuge UAVs aus dem Hubschraubercockpit (*Manned-Unmanned-Teaming MUM-T*) beschrieben (5.1 und 5.2). Danach folgen die Implementierung der Grundfunktionen der Simulation (5.3), das Wissensmodell (5.4), die Pilotenbeobachtung (5.5), die Tätigkeitserkennung (5.6) und die Ressourcenabschätzung (5.7) im Detail. Der Vollständigkeit halber werden noch die anderen Teile des Assistenzsystems, wie etwa die Interventionsgenerierung, angeschnitten (5.8).

Technische Umsetzung

Die gesamte Implementierung des Assistenzsystems ist softwaretechnisch in der Programmiersprache *C++* (Stroustrup, 2013, 2019) unter Zuhilfenahme der Bibliotheken *Boost* (Open Source Community, 1999), *Qt* (Nord, Chambe-Eng, & The Qt Company, 1994), *Eigen* (Jacob, Guennebaud, & et. al, 2017) und *Numerical Recipes* (Press, Teukolsky, Vetterling, & Flannery, 2007) auf vernetzten Rechnern umgesetzt. Das zu Grunde liegende Betriebssystem ist *Ubuntu Linux 16.04 LTS* (Canonical Ltd., 2016; Torvalds & Open Source Community, 1991).

5.1 Anwendungsdomäne: Manned-Unmanned-Teaming

5.1.1 Motivation: Neue Fähigkeiten für Hubschraubermissionen

Militärische Hubschraubermissionen

Hubschrauber sind aufgrund ihrer Vielfältigkeit und Flexibilität, welche besonders durch die senkrechte Start- und Landefähigkeit auf kleinem Raum gegeben ist, beliebte Hilfsmittel bei der Durchführung sowohl ziviler als auch militärischer Missionen. Gerade in schwer zugänglichen Gebieten wie im Gebirge und in zeitkritischen Missionen treten die Stärken von Hubschraubern offen zutage. Die Einsatzszenarien sind dabei vielfältig. Sie reichen vom Transport von Personal und Material über die Suche und Überwachung von Personen und Objekten mit dedizierten Sensoren bis hin zur Aufklärung von Routen und Gebieten oder Spezialmissionen.

Für Zwecke wie Verbindung, Aufklärung und Lufttransport setzt auch die Bundeswehr Hubschrauber im Heer, der Luftwaffe und der Marine seit geraumer Zeit ein (Abbildung 5.1). (Garben, 2007) beschreibt beispielsweise die Geschichte des Einsatzes von Hubschraubern bei den Heeresfliegern.

Forderung nach neuen operationellen Fähigkeiten

In militärischen Einsatzszenarios sind Hubschrauber neben Umwelteinflüssen wie dem Wetter auch Bedrohungen durch feindliche Kräfte ausgesetzt. Besonders in asymmetrischen Szenarien, wie man sie heute vermehrt durch terroristische Bedrohungen vorfindet,

werden daher neue operationelle Fähigkeiten gesucht, mit denen sich Hubschraubermissionen effizienter, ressourcenschonender und vor allem sicherer durchführen lassen.



Abbildung 5.1: Fähigkeitsdemonstration der Luftwaffe auf der Internationalen Luft- und Raumfahrttausstellung (ILA) 2012 in Berlin.

Neue Fähigkeiten durch Unbemannte Systeme

Einer der derzeit verfolgten Ansätze zur Steigerung der operationellen Fähigkeiten in der militärischen und auch zivilen Luftfahrt ist der Einsatz von unbemannten Luftfahrzeugen (Englisch: *Unmanned Aerial Vehicles, UAVs*). Wie auch bemannte Systeme lassen sich unbemannte Luftfahrzeuge zur Aufklärung, Überwachung, Transport oder Waffeneinsatz benutzen. Als Werkzeug dienen sie der Erweiterung menschlicher Fähigkeiten und der Effektivitätssteigerung (Donath, 2012, S. 5).

Der wichtigste Vorteil, den die Verwendung von UAVs mit sich bringt, ist der Betrieb in Einsatzszenarien, wo man ansonsten Menschen einer Gefährdung aussetzen würde. Beispiele sind schlechtes Wetter oder durch feindliche Kräfte bedrohte Gebiete. Sie ermöglichen außerdem eine Verlängerung der Einsatzdauer und eine Kostenreduktion.

Da unbemannte Systeme eine immer bedeutendere Rolle einnehmen, hat das Verteidigungsministerium der USA eine Roadmap entwickelt, wie die Zukunft unbemannter Systeme gewinnbringend gestaltet werden kann (U.S. Department of Defense, 2014).

5.1.2 Manned-Unmanned Teaming (MUM-T)



Abbildung 5.2: Schematische Darstellung des MUM-T Hubschraubersimulators des Instituts für Flugsysteme an der Universität der Bundeswehr in München. Aus (Ruf u. a., 2017).

Neue Fähigkeiten durch MUM-T

Eine Möglichkeit UAVs einzusetzen, besteht in der Erweiterung existierender bemannter Systeme um unbemannte Komponenten. So versucht man auch im Bereich der Hubschraubermissionen ein gewinnbringendes Team aus bemanntem Hubschrauber und unbemannten Fluggeräten zusammenzustellen. Dabei werden mehrere UAVs aus dem Cockpit des bemannten Hubschraubers direkt und ohne Umweg über eine Bodenkontrollstation geführt (Abbildung 5.2).

Dies kann, wie im hier untersuchten Fall, durch den Kommandanten eines bemannten Hubschraubers erfolgen. Für diese Art der Paarung von Hubschrauber mit UAVs hat sich auch im deutschsprachigen Raum der englische Begriff *Manned-Unmanned-Teaming (MUM-T)* etabliert (Uhrmann, Strenzke, & Schulte, 2010; Whittle, 2015).

Die unbemannten Fluggeräte dienen in einem solchen Szenario meist als abgesetzte Sensorplattformen, durch deren Einsatz man sich mehrere operationelle Vorteile zur Erhöhung der Gesamtmissionsleistung erhofft. Dabei wären ein besseres Situationsbewusstsein, mehr Flexibilität, eine verbesserte Kommunikation und nicht zuletzt eine Kostenreduktion durch eingespartes Personal durch eine Vergrößerung der Führungsspanne zu nennen (Uhrmann, 2013, S. 5).

MUM-T Arbeitssystem

Abbildung 5.3 zeigt das in dieser Arbeit untersuchte Arbeitssystem für MUM-T Missionen nach (Onken & Schulte, 2010, S. 17–32; Schulte, 2013a), dargestellt in den Entwurfsmustern aus (Schulte u. a., 2016) (vgl. Abbildung 3.2).

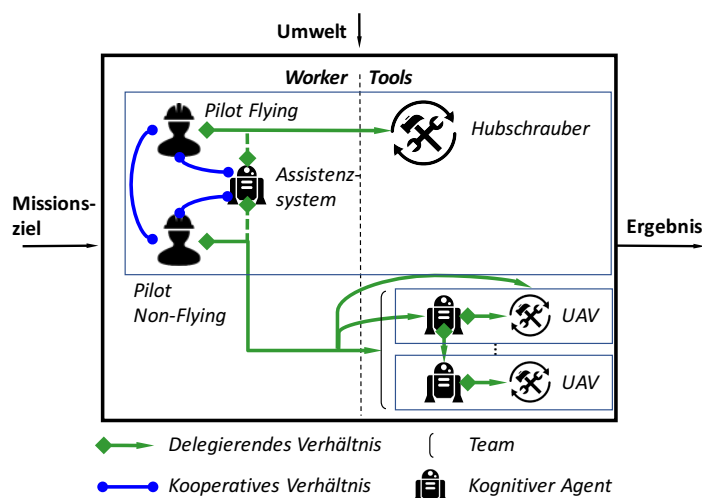


Abbildung 5.3: MUM-T Arbeitssystem mit kognitiver Automation nach (Schulte, 2013a). Grafik aus (Honecker & Schulte, 2017b).

Zu den Operateuren dieses MUM-T Systems zählen die beiden Piloten und ein Assistenzsystem im bemannten Hubschrauber. Die technischen Hilfsmittel sind der Hubschrauber selbst sowie mehrere um kognitive Automation erweiterte UAVs.

Hauptaufgabe für die Piloten in diesem Arbeitssystem ist es, den Missionauftrag als Arbeitsziel mit den ihnen zur Verfügung stehenden Mitteln zu erfüllen. Das Ergebnis wird in MUM-T Missionen durch die Missionsleistung widerspiegelt. Dazu zählen Größen wie Kosten, Zeit- und Ressourcenbedarf oder Risiko für die Besatzung, welche optimiert werden können.

Zusätzlich spielt der Kontext, der durch die Umgebung oder Umwelt des Arbeitssystems gegeben ist, eine wichtige Rolle. Dazu zählen beispielsweise das Wetter oder die taktische Lage.

Stand der Technik und Einsatz von MUM-T

Mit dem Hubschrauber Boeing AH-64E Apache ist es bereits heute möglich, nicht nur die Sensoren der UAVs aus dem Cockpit gemäß des Interoperabilitätsgrades LOI 3 des NATO STANAG 4586 (NATO Standardization Agency, 2012, S. B-8) zu führen, sondern auch das UAV selbst. Dabei verbindet die U.S. Army beispielsweise den Apache Hubschrauber mit dem unbemannten System Shadow (Abbildung 5.4) (Iriarte, 2016).

Sie erprobt MUM-T Konzepte bereits seit über zehn Jahren und die UAV-Führung gemäß LOI 3 fand schon im Einsatz Verwendung (z.B. 2014 während der Operation *Enduring Freedom*) (Lundy u. a., 2014).

Auch die Bundeswehr untersucht seit längerer Zeit MUM-T Konzepte zur Unterstützung der Heeresflieger (Uhrmann u. a., 2010) und die deutsche Marine denkt über die Einführung von UAVs nach (Wiegold, 2017).

Bei anderen Nationen steigt ebenfalls zunehmend das Interesse für das Thema MUM-T, beispielsweise in einem Artikel der Singapore Air Force (Chan, 2016).



Abbildung 5.4: MUM-T der U.S. Army (helis.com, 2017).

5.1.3 Probleme der Anwendungsdomäne

Den erwarteten operationellen Vorteilen durch die Führung unbemannter Luftfahrzeuge aus dem Hubschraubercockpit zu Aufklärungszwecken stehen allerdings auch bisher ungelöste Probleme gegenüber. So ist die Domäne militärischer Hubschraubermissionen insgesamt sehr komplex und durch Unsicherheiten geprägt, besonders wenn die Piloten mehrere unbemannte Luftfahrzeuge aus dem Cockpit zusätzlich führen.

Klassische Aufgabenfelder einer Besatzung

Diese Problematik lässt sich besser verstehen, wenn man die Aufgabenfelder einer Luftfahrzeugbesatzung näher betrachtet.

Klassische Aufgabenfelder eines Piloten umfassen bekanntermaßen Flugführungsaufgaben wie Flugsteuerung (*Aviate*), Navigation (*Navigate*), Kommunikation (*Communicate*) und Systemmanagement (*Manage Systems*). Die Priorität ist dabei aufgrund der unterschiedlichen Kritikalität in derselben Reihenfolge gegeben.

Besteht die Crew aus zwei Piloten, so können sich diese die Aufgaben teilen. Einer der beiden Piloten ist dabei der verantwortliche Luftfahrzeugführer oder Kommandant (*Pilot In Command, PIC*), welcher Teilaufgaben an seinen Copiloten delegieren kann. Man unterscheidet die Rollen nicht nur nach der Verantwortlichkeit, sondern auch in der Art der Tätigkeit. Häufig werden Navigation, Kommunikation und Systemmanagement vom nicht fliegenden Piloten (*Pilot Non-Flying, PNF*) wahrgenommen, damit sich der fliegende Pilot (*Pilot Flying, PF*) voll auf die Flugsteuerung konzentrieren kann.

In militärischen Szenarien ist der Kommandant eines Hubschraubers darüber hinaus mit Missionsmanagement und der Analyse der taktischen Lage betraut. Oft spielen kognitive Aufgaben in dessen Tätigkeit eine tragende Rolle. Aufgaben müssen dabei nicht nur seriell, sondern oft auch parallel abgearbeitet werden.

Die Fähigkeiten von Hubschraubern, spontan langsam zu fliegen oder sogar in der Luft stehen zu bleiben, vergrößern dabei die Möglichkeiten und damit das Aufgabenspektrum der Besatzung im Gegensatz zu Flächenflugzeugen. Nach (C. A. Miller, Guerlain, & Hannen, 1999) ist gerade die Hubschrauberdomäne (verglichen mit der Domäne der Kampfflugzeuge) weniger von sequenziellen Aufgabensträngen, sondern vielmehr von variablen Handlungsabläufen geprägt.

Neue Aufgabenfelder durch MUM-T und Workload-Problematik

Der Einsatz eines oder mehrerer UAVs aus dem Hubschraubercockpit vergrößert das Aufgabenspektrum und die Parallelität in den Handlungsabläufen. So führt deren Verwendung zu einer höheren Systemkomplexität und neuen, zusätzlichen Aufgaben für die Hubschrauberbesatzung.

Neben den bekannten Aufgabenfeldern Flugführung, Navigation, Kommunikation und Systemmanagement treten nun auch UAV-Flugführung, Sensorbedienung und Luftbildauswertung hinzu. Diese erweiterten Aufgabenfelder erfordern ein hohes Maß an kognitiven Fähigkeiten und intelligentes Handeln der Besatzung, was zu einer zusätzlichen Belastung und damit Beeinflussung der mentalen Beanspruchung (*Mental Workload, MWL*) der Piloten führt. Während der Missionsausführung kann diese subjektive Beanspruchung der Piloten stark variabel sein. So können Piloten auf längeren Transitflügen unterfordert oder in dynamischen Kontextwechseln, wie bei einer unerwarteten Umplanung der Mission, überfordert sein.

Vor allem der Bereich hoher Beanspruchung ist problematisch, da er zu menschlichen Fehlern und im schlimmsten Fall dadurch zum Scheitern der Mission oder zu einem Unfall führen kann. Aus diesem Grund besteht ein wesentlicher Forschungsbedarf im Bereich von MUM-T Missionen in der Modulation der Workload im Cockpit mit dem Ziel der Fehlervermeidung.

Aktuelle Forschungsarbeiten

Neue Konzepte, wie die auftragsbasierte UAV-Flugführung (Uhrmann, 2013), Mixed-Initiative Missionsplanung (F. Schmitt & Schulte, 2015; Strenzke & Schulte, 2011) oder variable Automationsgrade im Sensor- und Perzeptionsmanagement (Ruf & Stütz, 2016) leisten unter Verwendung kognitiver Automation wichtige Beiträge zur Reduzierung der Beanspruchung und somit zur Lösung der Workload-Probleme in MUM-T Missionen.

5.2 MUM-T-Hubschrauber-Missionssimulator

Allgemein

Für die experimentellen Untersuchungen des aufgabenzentrierten Assistenzsystems in MUM-T-Szenarien ist ein vollumfänglicher Hubschrauber-Missionssimulator erforderlich. Aufgrund der vielen Schnittstellen und hochgradigen Vernetzung der einzelnen Softwaremodule, welche zur Pilotenbeobachtung und Tätigkeitserkennung nötig sind, wurde eine Eigenentwicklung gegenüber einem kommerziellen Simulator bevorzugt.

Abbildung 5.5 zeigt den fertigen Hubschrauber-Missionssimulator des Instituts für Flugsysteme an der Universität der Bundeswehr München. Dieser besteht aus einem generischen Zweimanncockpit und einer auf drei Leinwände projizierten 180-Grad-Außensicht. Zur Si-

mulation dient eine vernetzte Rechnerarchitektur, deren Rechenleistung von knapp 50 handelsüblichen PCs aus dem High-End-Gaming-Bereich zur Verfügung gestellt wird. Im Simulator können ganze MUM-T Missionen nachgestellt und geflogen werden. Dabei werden die UAVs von beiden Arbeitsplätzen direkt aus dem Cockpit geführt und deren Aufklärungsbilder ausgewertet. Überdies ist ein adaptives Assistenzsystem inhärenter Teil des Simulators.



Abbildung 5.5: Hubschrauber-Missionssimulator am Institut für Flugsysteme. Foto aus (Weinmann u. a., 2016).

Aufbau

Der Aufbau und die Integration der Simulationsumgebung entstand im Rahmen von gemeinschaftlichen Projekten sowie wissenschaftlichen und studentischen Arbeiten am Institut für Flugsysteme.

Das Grundsystem wurde 2012 vom Vorgängerprojekt übernommen, an die aktuellen Anforderungen angepasst und in den Jahren 2012 - 2017 kontinuierlich modernisiert. Die Softwarekomponenten der wissenschaftlichen Beiträge zum Assistenzsystem sind Eigenentwicklungen der jeweiligen Projektbearbeiter.

5.3 Implementierung der Grundfunktionen zur Simulation

Übersicht und Datenkommunikation

Abbildung 5.6 und Abbildung 5.7 zeigt die Softwarearchitektur zur Simulation der Grundfunktionen als Blockschaubild. Die drei Hauptmodule zur Simulation sind die Hubschraubersimulation, Szenariensimulation sowie die die UAV- und Sensorsimulation. Zusätzlich werden Daten aus dem Wissensmodell (5.4) verarbeitet.

Zur Kontrolle der Simulationsmodule steht den Versuchsleitern das Programm *SimControl* zur Verfügung, welches alle Prozesse und Teilkomponenten der Simulation überwacht und koordiniert.

Alle Module sind über die auf dem *Spread Toolkit* (Spread Concepts LLC, 1993) und dem

TCP/IP-Protokoll basierende institutseigene Interprozesskommunikation *AnyCom* (Boehm & Schulte, 2012) eng miteinander vernetzt und tauschen Daten aus (*AC Data*).

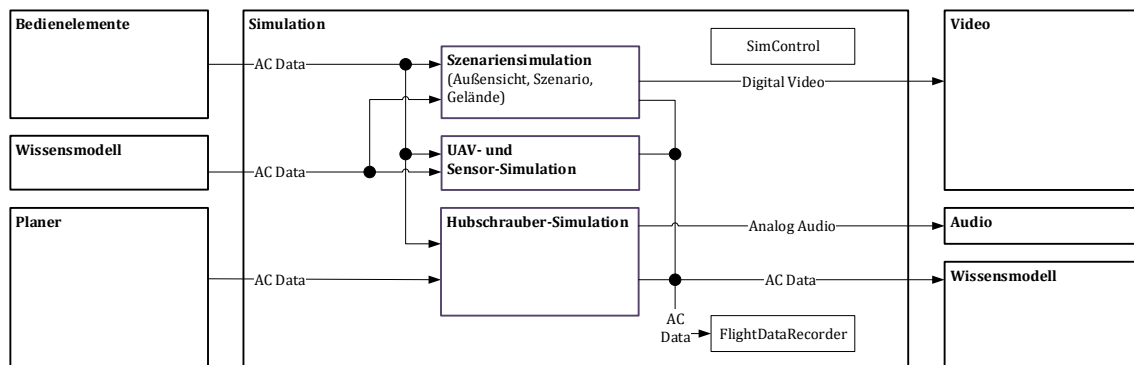


Abbildung 5.6: Systemarchitektur der Simulation.

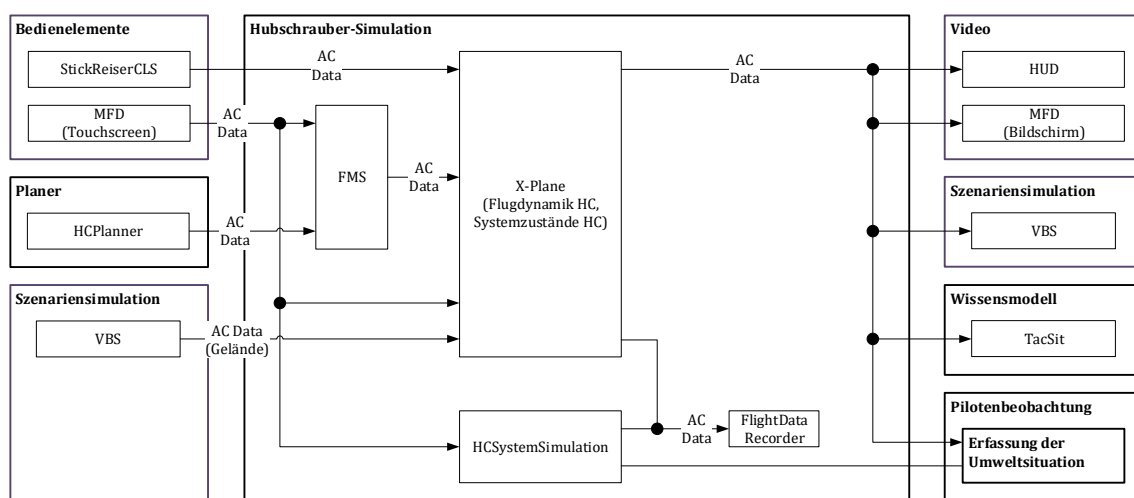


Abbildung 5.7: Detailansicht der Hubschraubersimulation.

Bedienung und Steuerung des Simulators

Der Simulator kann direkt durch die Piloten über Bedienelemente gesteuert werden. Die Eingaben aus *Steuerknüppel*, *Knöpfen* und *Touchscreens* der *Multifunktionsdisplays (MFDs)* (Brand, 2013)) werden durch Softwaretreiberprogramme erfasst und in *AnyCom*-Datensignale umgesetzt. Eine weitere Möglichkeit zur Beeinflussung der Simulation geschieht über einen *Missionsplaner* (Abschnitt 5.8.1, (F. Schmitt & Schulte, 2016)).

Diese Bedienmodule sind die Anknüpfungspunkte für die maschinelle Pilotenbeobachtung, welche dafür speziell angepasste Treiber benötigen.

Hubschraubersimulation

Abbildung 5.7 zeigt einen Detailausschnitt der Hubschraubersimulation. Die Basis der Simulation bildet der PC-Flugsimulator *X-Plane 10* (Laminar Research, 2012). Darin werden die eigentliche Flugdynamik und einige grundlegende Systemzustände des Hubschraubers, wie beispielsweise des Autopiloten oder des Funkgeräts, simuliert. Erweiterungen dieser Grundfunktionen sind in einem *C++-Plugin* realisiert. Insbesondere stellt das Plugin die Synchronisation zwischen der Flugsimulation und der Szenariensimulation sicher, welche unterschiedliche Geländedatenbanken enthalten. Die Kommunikation mit der Außenwelt findet ebenfalls über dieses Plugin statt.

Da *X-Plane* selbst nicht alle benötigten Systemkomponenten zur Verfügung stellt, werden weitere Komponenten, wie beispielsweise das System zur elektronischen Kampfführung

(*Electronic Warfare System, EWS*) oder die Laderampe, im Programm *HCSimulation* simuliert.

Der in X-Plane integrierte Autopilot umfasst nur rudimentäre Funktionen zur Stabilisierung und Orientierung des Hubschraubers, kann jedoch, von sich aus, keine Routen abfliegen. Deshalb wird X-Plane durch ein *FlightManagementSystem (FMS)* angesteuert, welches von den *Multifunktionsdisplays (MFDs)* aus konfiguriert und von einem maschinellen Routenplaner ferngesteuert werden kann (F. Schmitt & Schulte, 2016).

Weiterhin generiert die Hubschraubersimulation unter anderem wichtige Eingangsdaten für die Pilotenbeobachtung und Tätigkeitserkennung.

Szenariensimulation

Die Szenariensimulation stellt die Außensicht, das Gelände sowie simulierte Einheiten zur Verfügung. Hierzu dient im Wesentlichen das kommerzielle Programm *VBS* (Bohemia Interactive Simulations, 2019), über dessen Programmierschnittstelle Drehbücher ganzer Szenarien geschrieben und abgespielt werden können. Teile der Szenariensimulation werden in (Pyschkin, 2014) und (Winkler, 2016) erläutert.

Die UAV- und Sensorsimulation simuliert die Flugführung der UAVs, Luftbildaufnahmen durch Sensoren an Bord der UAVs und deren Aufbereitung für MUM-T Missionen. Auch hierfür wird auf die vielfältigen Funktionen von *VBS* zurückgegriffen. Details hierzu finden sich in (Rudnick & Schulte, 2016; Ruf & Stütz, 2019; Ruf u. a., 2017; M. Schmitt, Rudnick, Stütz, & Schulte, 2015).

Darstellung und Weiterverarbeitung der Simulationsergebnisse

Die Ergebnisse der Simulation sind neben den eigentlichen Simulationsdaten verschiedene Videodarstellungen und Audiosignale, welche digital oder analog übertragen und in den entsprechenden Modulen weiterverarbeitet werden. Zu diesen zählen insbesondere die Pilotenbeobachtung sowie Bildschirme und Leinwände (*MFDs, Außensicht, Head-Up-Display HUD*) zur visuellen Darstellung.

Alle wichtigen Daten der Simulation werden über das Programm *FlightDataRecorder* für Versuchsaufwertungen aufgezeichnet.

5.4 Implementierung des Wissens- und Aufgabenmodells

Systemübersicht

Für das adaptive Assistenzsystem wird umfangreiches Modellwissen benötigt. Dieses Wissen ist dezentral in verschiedenen Softwaremodulen im System abgelegt, wobei das Pilotenaufgabenmodell eine ausgezeichnete Stellung einnimmt.

Abbildung 5.8 zeigt die modulare Umsetzung für das benötigte Wissen zur automatischen Pilotenbeobachtung, Tätigkeitserkennung und Ressourcenabschätzung. Die einzelnen Module sind das statische *Aufgabenmodell (TaskModel)*, der dynamische *Aufgabenkontext (TaskContext)* sowie personalisierte *Kalibrierdaten* der Piloten.

Das Aufgabenmodell wird, wie im Konzept 3.3.5 angegeben, zur Laufzeit in einzelnen Programmen instanziiert. Das Wissen über Aufgaben fließt beispielsweise in die Tätigkeitserkennung (Programm *PAD*) und in die Ressourcenbestimmung (Programm *PWD*) ein, aber auch in andere Module des Assistenzsystems, die hier nicht explizit aufgeführt sind (z.B. Missionsplaner oder Interventionskomponente).

Der Aufgabenkontext und die Umweltsituation werden im Rahmen der Pilotenbeobachtung erfasst und im Wissensmodell abgelegt (vgl. auch 5.5.10).

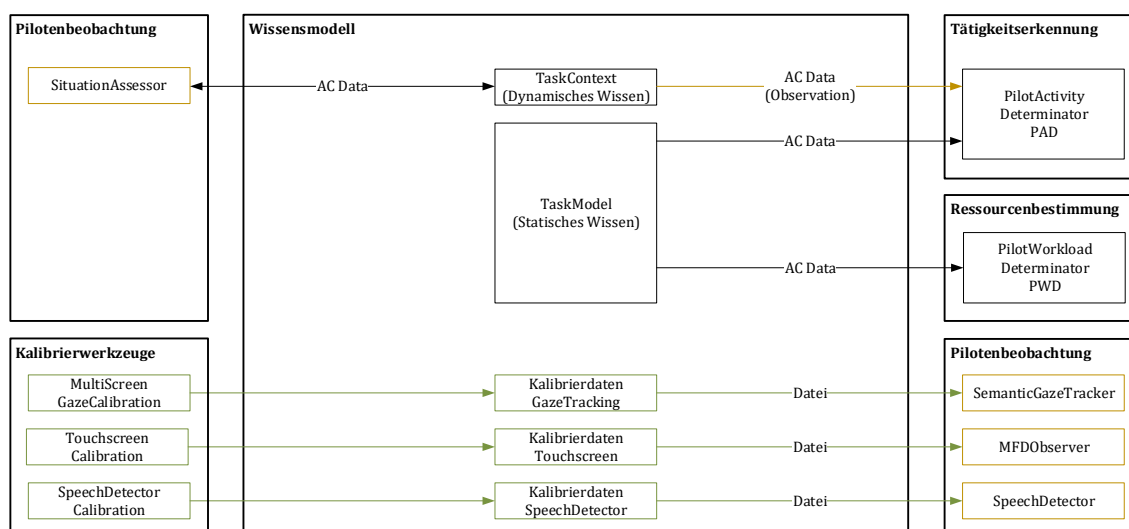


Abbildung 5.8: Systemarchitektur zum Wissensmodell.

Zusätzlich zu den allgemeinen und nicht personalisierten Modelldaten der Aufgaben und des Aufgabenkontextes werden individuelle Kalibrierdaten für die verschiedenen Operateure mit Hilfe von Kalibrierwerkzeugen erfasst.

Die Kalibrierdaten werden von den einzelnen Modulen der automatischen Pilotenbeobachtung verwendet, um die Unsicherheiten der einzelnen Messwerte abzuschätzen und Zuverlässigkeitswerte der Evidenzen zu berechnen. Zur Durchführung der Kalibrierung der unterschiedlichen Detektoren stehen verschiedene selbstgeschriebene Softwarewerkzeuge zur Verfügung (*MultiScreenGazeCalibration*, *SpeechDetectorCalibration* und *TouchscreenCalibration*). Die Kalibrierdaten werden zur Laufzeit im Arbeitsspeicher gehalten und zusätzlich auf die Festplatte als Dateien geschrieben, um diese gegebenenfalls (z.B. Fehlerfall) wiederherstellen zu können. Der jeweilige Kalibriervorgang wird in der Beschreibung der einzelnen Sensorsysteme zur Pilotenbeobachtung in Abschnitt 5.5 beschrieben.

Aufgaben und Nomenklatur

Das Aufgabenmodell beinhaltet insgesamt 252 Aufgaben. Davon werden 90 zur Tätigkeitserkennung verwendet, das heißt Evidenzen sind mit ihnen verknüpft. Die anderen Aufgaben sind abstrakt und werden benutzt, um das Modell hierarchisch zu strukturieren, die Modellierung durch Vererbung zu vereinfachen sowie die aufgabenbezogene Missionsplanung oder die Interventionsgenerierung zu ermöglichen (vgl. Konzept Aufgabenmodell 3.3).

Um bei der Modellgröße die Übersichtlichkeit zu bewahren und die Strukturierung des Modells zu unterstützen, wird eine einheitliche Nomenklatur von Aufgaben verwendet. So soll der Name möglichst eindeutig und präzise das Ziel der Aufgabe beschreiben. Jeder Name einer Aufgabe setzt sich aus einem Verb und einem Objekt zusammen, die durch Großschreibweise direkt aneinandergereiht werden. Beispiele: *FlyTransit*, *CheckFlightControls*, *LocalizeHelicopter*. Die meisten Systemzustände können entweder gesetzt oder überprüft werden und werden daher mit den Präfixen *Set* oder *Check* versehen. Bei manchen Aufgaben differenziert noch ein Attribut als Postfix die Aufgabe von einer ähnlichen (z.B. *SetLandingGearDown*, *SetLandingGearUp*).

Die für diese Arbeit relevanten Teile des Aufgabenmodells sind in Anhang 10.1 abgedruckt.

Struktur und Beziehungen

Der Strukturierung und Vernetzung des Modells dienen 440 Beziehungen. Davon sind 218 Vererbungs- und 222 Teilaufgabenbeziehungen.

Die oberste Ebene der Vererbungshierarchie bilden die abstrakten Aufgaben Hubschrauberführung (*GuideHC*), Missionsmanagement (*ManageMission*), UAV-Führung (*GuideUAV*) und Sensorbedienung (*GuideSensor*). Unter die Hubschrauberführung fallen die klassischen Aufgaben Fliegen (*Aviate*), Navigieren (*Navigate*), Kommunizieren (*Communicate*) und Systemmanagement (*ManageSystems*). Jede dieser Aufgaben kann in feinere Pilotenaufgaben zerlegt werden.

Die Teilaufgabenstruktur zeigt einen anderen Schnitt durch das Aufgabenmodell, welcher jedoch für die Tätigkeitserkennung von untergeordneter Relevanz ist. Sie ist für die Missions- und Interventionsplanung nützlicher, da unter anderem verschiedene Automationsgrade abgebildet werden (vgl. Konzept Aufgabenmodell 3.3).

Im MUM-T Aufgabenmodell gibt es unter anderem Teilaufgabenstrukturen für Hubschrauberführung (*GuideHC*), Missionsmanagement (*ManageMission*), UAV-Führung (*GuideUAV*) und Sensorbedienung (*GuideSensor*).

Evidenzen

Zur Erkennung von Aufgaben der Pilotentätigkeit werden in der Simulation etwa 1400 beobachtbare Observablen automatisch generiert und daraus 552 Sensormodelle abgeleitet (vgl. Modelle zur Tätigkeitserkennung und Sensorprozesskette 4.4).

Diese Sensormodelle dienen als Basis für 654 verschiedenen Evidenzmodelle zur Identifizierung der 90 erkennbaren Aufgaben, welche manuell im Aufgabenmodell hinterlegt sind. Mit Hilfe des Vererbungssystems werden daraus insgesamt etwa 915 Evidenzen automatisch im Aufgabenmodell erzeugt. Das sind im Mittel etwa 10 Evidenzen pro erkennbarer Aufgabe. Die meisten Evidenzen, die direkt aus Systeminteraktionen resultieren, sind positiv als Belief-Evidenzen modelliert. Umweltzustände dagegen meist als Ausschlusskriterien (Doubt-Evidenzen) (siehe 4.4.4).

Die Parameter der Evidenzmodelle sind Glaubenswerte (Evidenzstärke) und Halbwertszeiten. Sie wurden initial von den Systementwicklern geschätzt und anschließend interaktiv angepasst, bis in der Praxis zufriedenstellende und plausible Ergebnisse erzielt wurden. Dieses Vorgehen ist insofern gerechtfertigt als dass Shafer selbst angibt, dass Glaubenswerte von Experten geschätzt werden können (Shafer, 1976, S. 20).

Knopfdrücke und auch Knopfeingaben auf Touchscreens werden in der Regel als fehlerfreie Sensoren angenommen.

Observablen der Blickbewegungsmessung werden häufig unterstützend und redundant zu anderen Evidenzen (z.B. Knopfdrücke oder Systemzustände) mit geringeren Evidenzstärken verwendet. Diese unterstützende Funktion der Blickbewegungsmessung sorgt allein für keine sichere Erkennung einer Aufgabe, führt jedoch zu einem früheren Anstieg der Glaubenssignale. Dadurch ist eine schnellere Erkennung von Aufgaben möglich, die ansonsten keine Blickbewegungsmessung benötigen.

Für kognitive Aufgaben, deren alleiniges Erkennen auf der Blickbewegungsmessung beruht, werden der Blickbewegungsmessung dagegen größere Evidenzstärken zugewiesen.

Mentale Ressourcen

Der mentale Ressourcenbedarf jeder Aufgabe ist als Demand-Vektor in Textform im Aufgabenmodell abgelegt. Als Beispiel dient die Aufgabe zur Überprüfung der Luftdruckeinstellung des Höhenmessers *CheckQNH* (vgl. Abbildung 5.9). Hierbei muss ein Zahlenwert als Text auf einem Bildschirm gefunden, gelesen, mental verarbeitet und verstanden werden.

Es wird folgende Ressourcenauslastung verwendet: Visuell-räumlich (*VS*) 0.2, visuell-verbal (*VV*) 0.4, kognitiv-räumlich (*CS*) 0.2 und kognitiv-verbal (*CV*) 0.6. Alle anderen Ressourcenkanäle sind mit 0 modelliert.

Als Vorlagen und Orientierungspunkte für Demand-Vektoren einiger Flugführungsaufgaben diente unter anderem (Maiwald, 2013, S. 309–313, Anhang B). Diese wurden auf den Bereich 0-1 normiert.

Generell fand die Festlegung der Demand-Vektoren durch die Einschätzung zweier Wissenschaftler statt. Bei unterschiedlichen Einschätzungen wurden Mittelwerte gebildet. Anstatt die Demand-Vektoren durch Wissenschaftler zu schätzen, sollten diese jedoch besser im Rahmen von Wissenserwerbsexperimenten mit Domänenexperten gewonnen werden.

Textbasierte Speicherung und Editierung der Modelldaten

Die Daten sind in einzelnen Textdateien für jede Aufgabe abgelegt. Somit kann das Modell direkt mit einem beliebigen Texteditor bearbeitet werden. Abbildung 5.9 zeigt einen Ausschnitt für die Aufgabe *CheckQNH*.

```
[Properties]
name           = CheckQNH
isAbstract     = 0
isAction       = 1
isMissionTask  = 0
durationMin    = 1.000
durationMax    = 3.000

[Relations]
inherits ManageAltimeter

[Constraints]
after CheckTransponder

[Evidences]
MFDChecklistBeforeLandingAirportQNHPressed 1.00 1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
MFDChecklistBeforeLandingAirportQNHViewed   1.00 0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
MFDChecklistBeforeTakeoffAirportQNHPressed 1.00 1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
MFDChecklistBeforeTakeoffAirportQNHViewed   1.00 0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
MFDPFDBoxRefPressViewed 1.00 1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00

[Demands]
demandVS = 0.2
demandVV = 0.4
demandAS = 0.0
demandAV = 0.0
demandCS = 0.2
demandCV = 0.6
demandRM = 0.0
demandRV = 0.0
```

Abbildung 5.9: Ausschnitt aus der Textdatei zur Beschreibung der Aufgabe *CheckQNH*.

Gezeigt sind Eigenschaften (*Properties*), Beziehungen zu anderen Aufgaben (*Relations*), Beschränkungen (*Constraints*), Evidenzen (*Evidences*) sowie der Demand-Vektor (*Demands*). Die Textdateien werden während der Instanziierung des Aufgabenmodells in den einzelnen Modulen eingelesen.

Grafischer Editor für das Aufgabenmodell

Die direkte Bearbeitung von Textdateien ist sehr unübersichtlich, da vor allem Beziehungen zwischen Aufgaben untereinander nicht greifbar sind. Aus diesem Grund wurde ein visuel-

ler Editor (*TaskModelEditor*) von Yannick Brand entwickelt, welcher den Modellierungsprozess erheblich vereinfacht. Dieser ermöglicht beispielsweise, die verschiedenen Beziehungshierarchien selektiv anzuzeigen und einzelne Aufgaben grafisch zu editieren. Abbildung 5.11 zeigt einen Screenshot.

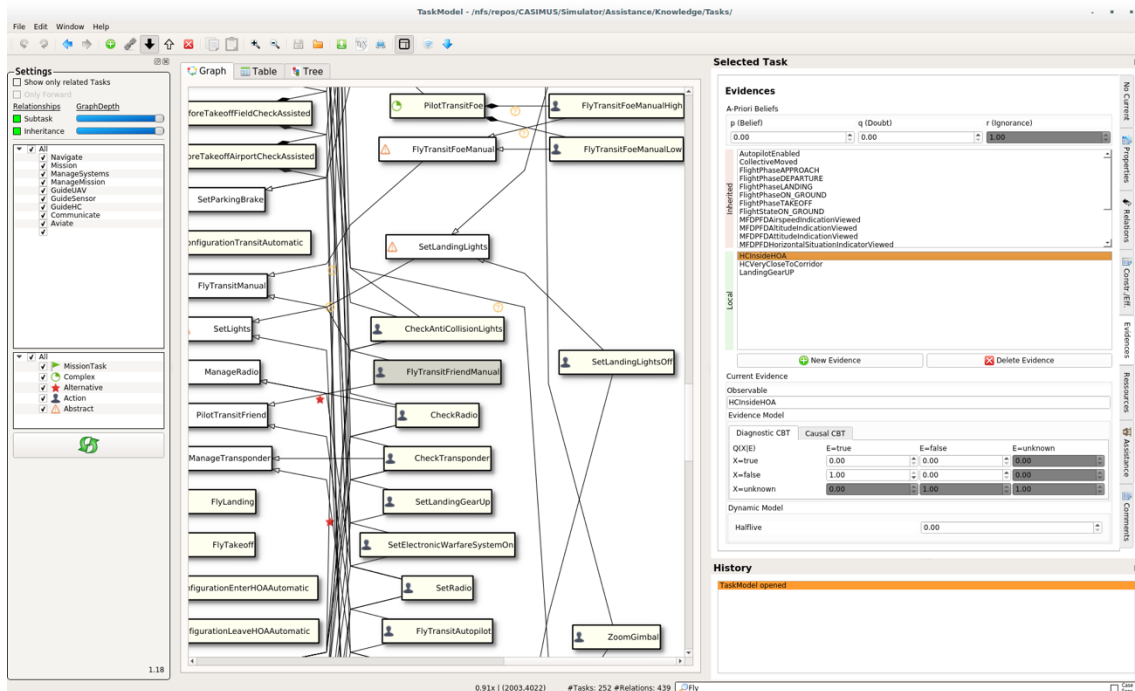


Abbildung 5.10: *TaskModelEditor* zur Modellierung des Aufgabenmodells. Hier dargestellt ist eine Ansicht zum Bearbeiten der Evidenzen.

Aufgabenkontext

Der Aufgabenkontext wird ebenfalls im Wissensmodell abgelegt. Im Gegensatz zum Aufgabenmodell stellt dieser jedoch dynamisches Wissen zur Verfügung.

Neben Gefahren durch feindliche Kräfte (taktische Lage) werden Flugzustand und Flugphasen des Hubschraubers, Zustände der Cockpitanzeigen sowie Zustände der UAVs und deren Sensoren berücksichtigt. Wetter, Tageszeit und andere Umweltgrößen werden in dieser Simulation dagegen vernachlässigt, könnten prinzipiell jedoch auch durch Variablen integriert werden.

Softwaretechnisch ist der Umweltkontext als eine Liste an 58 Kontextvariablen realisiert, welche statisch initialisiert und zur Laufzeit dynamisch verändert werden. Diese Kontextvariablen können binär oder mehrwertig sein. Als Beispiel sei die Variable *LandingGear* zu nennen. Diese kann die Werte *UNKNOWN*, *UP*, *DOWN*, *MOVING_UP* oder *MOVING_DOWN* annehmen. Alle Kontextvariablen sind in Anhang 10.2 abgedruckt.

5.5 Implementierung der automatischen Pilotenbeobachtung

Wie aus dem Konzept (Abschnitt 3.2) und der Methode (Abschnitt 4.4) hervorgeht, dient die Operator- oder Pilotenbeobachtung dazu, die Modelldaten, welche hauptsächlich aus dem Aufgabenmodell herrühren, messtechnisch zu stützen und so wichtige Evidenzen für die Pilotentätigkeit zu gewinnen.

Sie befindet sich systemtopologisch zwischen den Bedienelementen und der Tätigkeitserkennung und ist somit in der Lage, einzelne Interaktionen der Piloten abzugreifen und für die weiteren Prozessschritte des Assistenzsystems aufzubereiten.

5.5.1 Systemübersicht der Pilotenbeobachtung

Abbildung 5.11 zeigt die Übersicht über die Teilsysteme zur maschinellen Pilotenbeobachtung. Ohne Beschränkung der Allgemeinheit wird nur das System für einen Hubschrauberpiloten beschrieben. Für den anderen ist es identisch aufgebaut.

Gesamtsystem zur Pilotenbeobachtung

Die subsymbolischen Daten der verschiedenen Bedienelemente sind inhomogen und weisen noch keine einheitliche Struktur auf, wie sie für die Pilotentätigkeitserkennung als Evidenzen benötigt werden.

Die Transformation dieser inhomogenen Daten in eine einheitliche Datenstruktur (*Observationen* 5.5.2 und 5.5.3) geschieht in den Teilsystemen zur Erkennung manueller Interaktionen (5.5.4), Blickbewegungsmessung (5.5.8) und Sprecherkennung (5.5.9). Zusätzlich wird eine Erfassung der Umweltsituation durchgeführt, welche an die Simulation angekopplert ist (5.5.10). Die resultierenden Observierungen der Pilotenbeobachtung werden an das Modul zur Tätigkeitserkennung *PilotActivityDeterminator (PAD)* übertragen (Abschnitt 5.6).

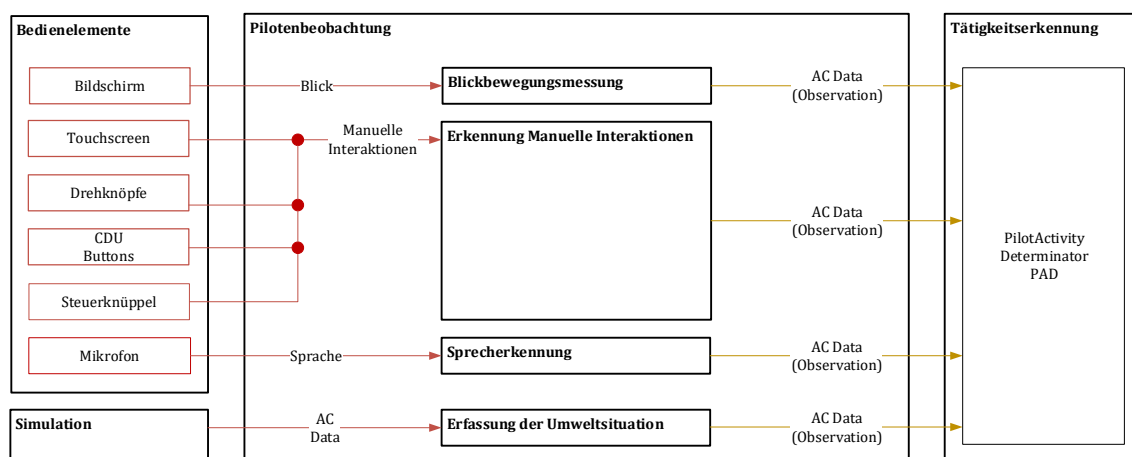


Abbildung 5.11: Systemarchitektur der Pilotenbeobachtung (Übersicht).

Überwachen der Bedienelemente und Treiberschicht

Für die Pilotenbeobachtung müssen die Bedienelemente überwacht und die Daten abgegriffen werden. Abbildung 5.12 zeigt hierzu die einzelnen Systemkomponenten der Eingabeschicht.

Die Hände der Piloten bedienen den Steuerknüppel, drückbare Knöpfe, Schalter und Drehknöpfe sowie Multitouch-Touchscreens (vgl. Abbildung 5.16), welche mit den Multifunktionsdisplays verbunden sind. Die Interaktionen der Touchscreens werden direkt im jeweiligen *MFD-Softwaremodul* abgegriffen.

Die *Command and Display Units (CDUs)* (siehe auch Abbildung 5.15) sind zwei Eingabegeräte in der Mittelkonsole des Hubschraubersimulators, welche nur über Knopfdrücke und nicht über Touchscreens bedient werden können. Auch diese Daten werden dem jeweiligen *MFD-Softwaremodul* zur Verfügung gestellt.

Eingaben über Drehknöpfe (siehe z.B. linke untere Ecke in Abbildung 5.15) werden zunächst vom Treiberprogramm *Rotary* erfasst und an das *MFD* weitergeleitet.

Der Steuerknüppel ist ein kommerzielles System der Firma „Reiser Simulation and Training“ und liefert Netzwerkdaten im TCP/IP-Format. Dabei sind die beiden Steuerknüppel vom Piloten und Kommandanten elektrisch gekoppelt.

Die von Händen und Füßen erzeugten Steuereingaben werden vom Software-Treibermodul

StickReiserCLS in AnyCom-Daten umgesetzt.

Unter auditiven Interaktionen wird die Kommunikation der Piloten untereinander und mit einer Flugfunkgegenstelle verstanden. Diese wird über Mikrofone abgegriffen und ebenfalls über AnyCom zur Verfügung gestellt.

Blickbewegungen sind im strengen Sinne keine Bedieneingaben, werde hierbei jedoch als visuelle Interaktionen im gleichen Stil mitbehandelt. Man kann den Blick insofern als aktiven Vorgang rechtfertigen, als dass die visuelle Aufmerksamkeit auf einzelne Objekte fokussiert wird. Die Piloten interagieren somit visuell mit der *Außensicht*, dem *Head-Up-Display (HUD)* und dem *MFD*.

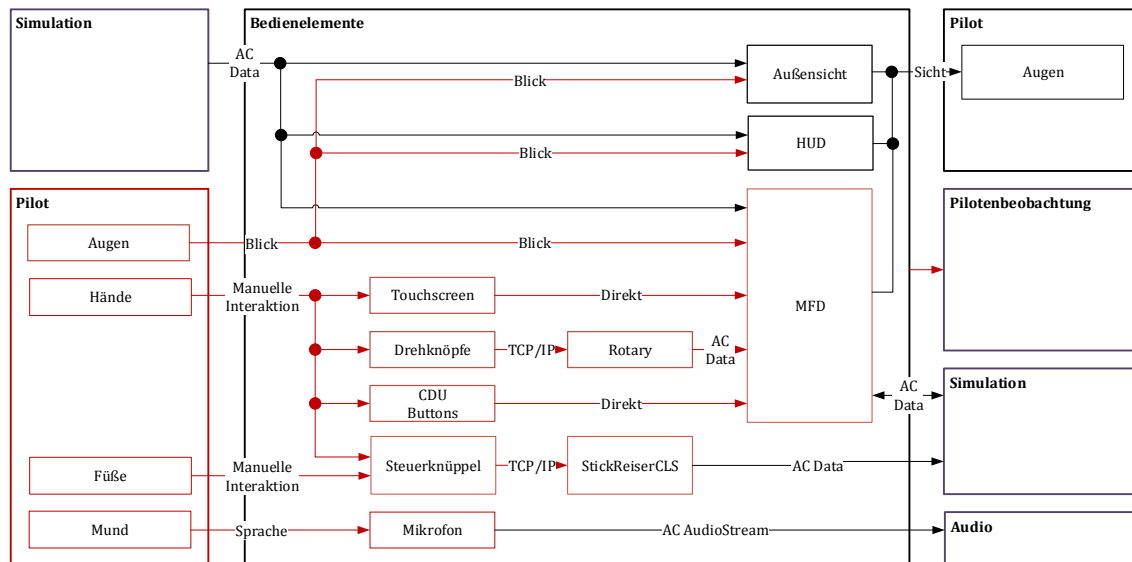


Abbildung 5.12: Systemarchitektur der Bedienelemente des Simulators.

5.5.2 Repräsentation von Beobachtungen als Observationen in der Software

Observablen und Observationen

Für einen einheitlichen Umgang mit Beobachtungen wird zunächst der Begriff der *Observable* als eine beobachtbare und messbare Größe eingeführt.

Die meisten der subsymbolischen Observablen sind kontinuierliche, zeitabhängige Signale.

Wird diese Observable im Rahmen der Tätigkeitserkennung tatsächlich beobachtet, so wird in dieser Arbeit von einer Beobachtung oder *Observation* gesprochen. Die verschiedenen Eingabegeräte liefern inhomogene Rohdaten der unterschiedlichen Beobachtungen.

Zur weiteren Verarbeitung im Rechner wird eine Datenstruktur zur Repräsentation von Beobachtungen in einem einheitlichen Format benötigt, welche über AnyCom zwischen den einzelnen Prozessen im Rechnernetzwerk verschickt werden kann. Der Inhalt der verwendete Datenstruktur *Observation* ist in Abbildung 5.13 dargestellt.

Observation

- Zeitpunkt der Beobachtung
- Symbolische Hypothese S
- Skalärer Zuverlässigkeitswert Z

Abbildung 5.13: Datenstruktur *Observation* zur Beschreibung von Beobachtungen.

Eine *Observation* enthält als erste Kenngröße den Zeitstempel der Beobachtung. Dieser muss so früh wie möglich in der Beobachtungskette generiert werden, da er wichtig ist, um

Beobachtungen aus verschiedenen Sensoren zu synchronisieren und die logische Kausalität sicherzustellen (vgl. 5.6.2).

Weiterhin ist ein Fehlermodell für das Auftreten der Beobachtung und damit Abschätzung der Messunsicherheit in dieser Datenstruktur integriert. Obwohl theoretisch auch andere Fehlermodelle gemäß den in 4.4.4 gezeigten Sensormodellen denkbar wären (z.B. wahr-scheinlichkeitsbasiertes Modell), wird, der Einfachheit halber, für die hier umgesetzte Implementierung der Pilotenbeobachtung generell das Sensormodell mit skalarer Zuverlässigkeit (27) verwendet. Das heißt, jede Beobachtungsgröße wird durch eine symbolische Hypothese S und einen skalaren Zuverlässigkeitswert Z zwischen 0 und 1 beschrieben.

Die symbolische Hypothese sagt aus, ob die Beobachtung gerade vorliegt oder nicht, die Zuverlässigkeit gibt dagegen an, wie stark dieser Hypothese vertraut werden kann, also wie sicher die Informationsquelle ist.

Aus diesen Observations werden die Evidenzen für die Tätigkeitsinferenz generiert (siehe Implementierung der Sensorprozesskette 5.6.2).

5.5.3 Allgemeines Modell zur Bestimmung der Zuverlässigkeit eines Sensors aus einer kontinuierlichen Größe

Zur Generierung symbolischer Evidenzen müssen oft Beobachtungsentscheidungen (Hypothesen) anhand von inhomogenen, subsymbolischen und kontinuierlichen Signalen getroffen werden. Dies findet in den prozeduralen Subfunktionen der Sensorprozesskette statt (vgl. Abschnitt 4.4.6).

Symbolische Sensorhypothese

Deshalb wird zunächst ein allgemeines Kriterium (Modell) definiert, um eine symbolische Sensorhypothese S , die wahr oder falsch sein kann, aus einem reellwertigen Sensorwert x und einem Entscheidungsschwellwert x_d abzuleiten. Liegt der Sensorwert über dem Schwellwert, so wird die Sensorhypothese als wahr, darunter als falsch angenommen:

$$S(x) = \begin{cases} true & falls & x \geq x_d \\ false & falls & x < x_d \\ unknown & falls & \text{Sensorausfall} \end{cases} \quad (62)$$

Skalares Zuverlässigkeitsmaß

Außerdem wird ein allgemeines Kriterium definiert, um ein Zuverlässigkeitsmaß Z im Wertebereich zwischen 0 und 1 aus einem Sensorwert x im Wertebereich zwischen x_{min} und x_{max} und dem Entscheidungsschwellwert x_d abzuleiten.

Liegt der Sensorwert sehr nahe am Schwellwert, so erwartet man ein sehr unzuverlässiges Messergebnis, da die Entscheidung aufgrund von Messunsicherheiten fluktuieren kann. Ist der Abstand des Messwerts zum Schwellwert dagegen maximal, so soll die Zuverlässigkeit am größten sein (vergleiche Signal-Rauschabstand in der Signalverarbeitung). Das Qualitätsmaß Z wird deshalb als der Abstand zum Entscheidungsschwellwert definiert. Dabei wird, der Einfachheit wegen, ein lineares Modell angenommen, das für $x = x_d$ den Wert $Z = 0$ und für $x = x_{min}$ oder $x = x_{max}$ den Wert $Z = 1$ annimmt:

$$Z(x) = \begin{cases} \frac{x-x_d}{x_{max}-x_d} & falls & x \geq x_d \\ \frac{x-x_d}{x_{min}-x_d} & falls & x < x_d \\ 0 & falls & \text{Sensorausfall} \end{cases} \quad (63)$$

Eine perfekte Messung liefert demnach eine Zuverlässigkeit vom Wert $Z = 1$ und ein völlig unbekannter Messwert, wie beim Ausfall eines Sensors, eine Zuverlässigkeit von $Z = 0$.

Dieses Modell benötigt somit jeweils drei Parameter: x_d , x_{min} und x_{max} , welche für jeden Beobachtungssensor individuell ermittelt werden müssen.

Allgemeines Sensorfehlermodell

Aus diesem Zuverlässigkeitsmaß lässt sich dann das Sensorfehlermodell mit skalarer Zuverlässigkeit (27) erstellen:

$$\mathbf{M}_S(E_j|S_j) = \begin{pmatrix} Z & 0 & 0 \\ 0 & Z & 0 \\ 1-Z & 1-Z & 1 \end{pmatrix} \quad (64)$$

Strukturiertes Vorgehen

In den folgenden Abschnitten wird erläutert, wie die symbolischen Werte und Zuverlässigkeitsmaße für unterschiedliche Sensoren berechnet werden, welche anschließend mittels des Dempster-Shafer-Inferenzverfahrens fusioniert werden (siehe 5.6).

5.5.4 Systemübersicht zur Erfassung manueller Interaktionen

Die Erkennung manueller Interaktionen lässt sich systemtechnisch nach Art des Eingabegeräts in die Erkennung von Knopfdrücken, Touchscreen-Eingaben auf den Multifunktionsdisplays MFDs und Bedieneingaben über den Steuerknüppel unterteilen. Abbildung 5.14 zeigt die Systemübersicht zur Erfassung manueller Interaktionen.

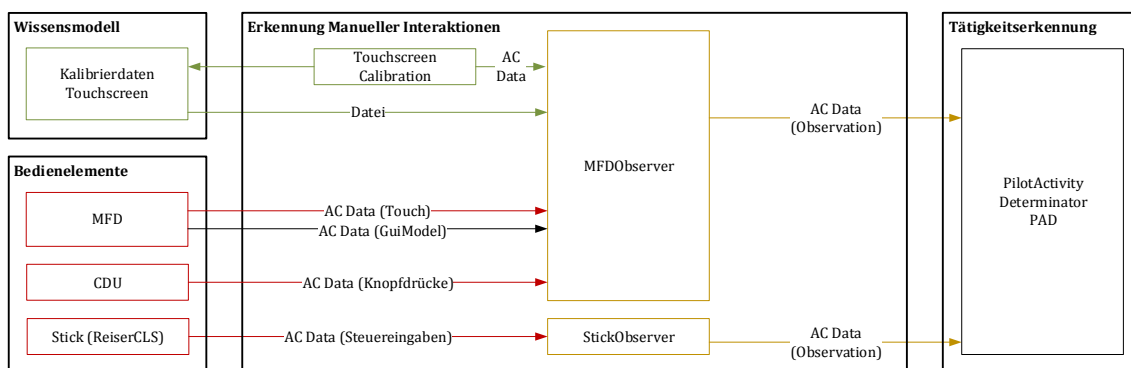


Abbildung 5.14: Systemarchitektur zur Erfassung manueller Interaktionen.

Bedieneingaben auf dem *MFD* und der *Command and Display Unit (CDU)* in der Mittelkonsole werden durch das Programm *MFDObserver* verarbeitet. Es benötigt, neben den eigentlichen Bedieneingaben, noch das aktuelle Bildschirmlayout (*GuiModel*) des *MFDs* mit den Positionen und Größen der dargestellten Objekte zur Fehlerabschätzung der Touchscreen-Eingaben sowie Kalibrierdateien aus dem Wissensmodell.

Die kontinuierlichen Steuereingaben und Knopfdrücke auf den Steuerorganen werden im Programm *StickObserver* analysiert. Das Ergebnis wird der Tätigkeitserkennung über *AnyCom* zur Verfügung gestellt.

5.5.5 Erfassung von Knopfdrücken

Im Hubschraubercockpit gibt es viele Knöpfe, Schalter und Taster, welche durch die Piloten gedrückt werden können. Beispiele hierfür sind die Knöpfe auf der *CDU* oder auf dem Steuerknüppel (Abbildung 5.15). Auch dienen einige berührungsempfindliche Flächen auf den Touchscreens des *MFDs* als virtuelle Knöpfe.

Das Drücken oder Halten eines Knopfes kann entweder ein kurzes Ereignis (z.B. bei den *Line-Selection-Keys* auf der *CDU*) oder einen länger andauernden Systemzustand (z.B. beim Drücken des Funkknopfes) repräsentieren.

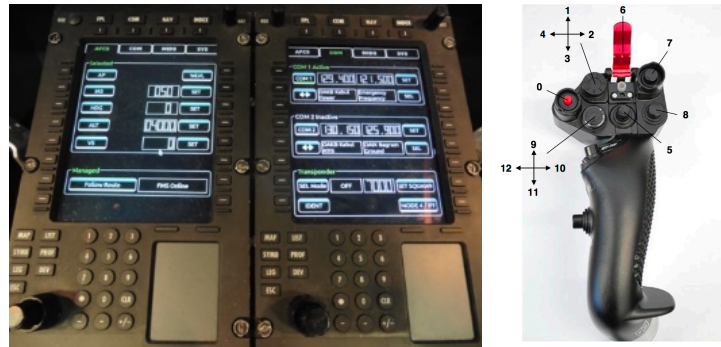


Abbildung 5.15: CDU und Steuerknüppel mit Knöpfen. Quelle: (Weinmann u. a., 2016).

Fehlermodell

Knöpfe, die in der Luftfahrt Verwendung finden, müssen extrem zuverlässig sein und dürfen nicht ausfallen. Selbst Knöpfe im Simulator sind äußerst zuverlässig, sodass mit guter Näherung angenommen werden kann, dass sie während einer Mission von einer Dauer von weniger als zwei Stunden nicht ausfallen.

Mit dieser Begründung wird für Knopfdrücke zur Vereinfachung des Problems Fehlerfreiheit angenommen (perfektes Sensormodell (24)). Die symbolische Sensorhypothese kann nur wahr (*true*) oder falsch (*false*) sein:

$$S = \begin{cases} true & falls & Knopf & gedrückt \\ false & falls & Knopf & nicht gedrückt \end{cases} \quad (65)$$

Der Zuverlässigkeitswert beträgt dann exakt 1:

$$Z = 1 \quad (66)$$

5.5.6 Erfassung von Touchscreen-Eingaben

Die im Simulator verwendeten *Multifunktionsdisplays (MFDs)* sind mit einer berührungsempfindlichen Multitouch-Oberfläche ausgestattet (Abbildung 5.16).



Abbildung 5.16: Multitouch MFDs im Cockpit des Hubschraubersimulators.

Hierüber ist es den Piloten möglich, mit einem oder mehreren Fingern direkt mit dem Bildschirm zu interagieren. Weiterhin ermöglichen die Touchscreens, Gesten wie Vergrößern, Wischen oder Drehen zu erkennen. Alle Touchscreen-Eingaben werden im Programm *MFDObserver* verarbeitet.

Fehlerabschätzung der Touchscreen-Eingaben

Wohingegen es kein Problem darstellt, große Flächen mit dem Finger zu treffen, bereiten kleinere Objekte, wie Elemente auf der taktischen Karte, größere Schwierigkeiten. Dabei sind Fehleingaben möglich und einige Piloten kommen mit einem Touchscreen besser zurecht als andere. Aus diesen Gründen ist es sinnvoll, für den Touchscreen personenindividuelle Fehlermodelle zu erstellen.

Gauß-Fehlermodell für Touchscreen-Eingaben

Zur Bildung des Fehlermodells werden folgende Annahmen getroffen: Je größer die Fläche und je exakter mit dem Finger getroffen wird, desto höher soll die Zuverlässigkeit sein. Außerdem soll das Modell aufgrund der aufwändigen Berechnung möglichst wenige Parameter enthalten. Als einfaches Modell bietet sich eine Gauß-Funktion (Normalverteilung) an, über deren Breite als Parameter die Schärfe bestimmt werden kann:

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{r(x, y)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (67)$$

$$r(x, y) = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}$$

Dabei ist $r(x, y)$ der radiale Abstand zwischen dem Abfragewert an der Stelle (x, y) und dem Mittelwert (x_0, y_0) . Der Mittelwert stellt die gemessenen Koordinaten des Touchpunkts dar. Die Breite der Verteilung wird durch die Standardabweichung σ bestimmt, welche während der Kalibrierung gewonnen werden kann (Abschnitt 6.2.1).

In Abbildung 5.17 ist ein solches Fehlermodell als grüner Fleck zu sehen.

Bildschirmlayout und Bildschirmobjekte

Zur Fehlerabschätzung wird das Bildschirmlayout (*GuiModel*) benötigt. Das Layout beinhaltet die Größen und Positionen aller dargestellten Objekte. Dieses wird vom MFD-Softwaremodul selbst erzeugt und über AnyCom kommuniziert. Jedes Objekt auf dem Bildschirm (*ScreenObject*) wird im Bildschirmlayout durch ein Polygon repräsentiert.

Abbildung 5.17 zeigt hierzu ein Beispiel, in dem die Bildschirmobjekte rot umrandet gezeigt sind.

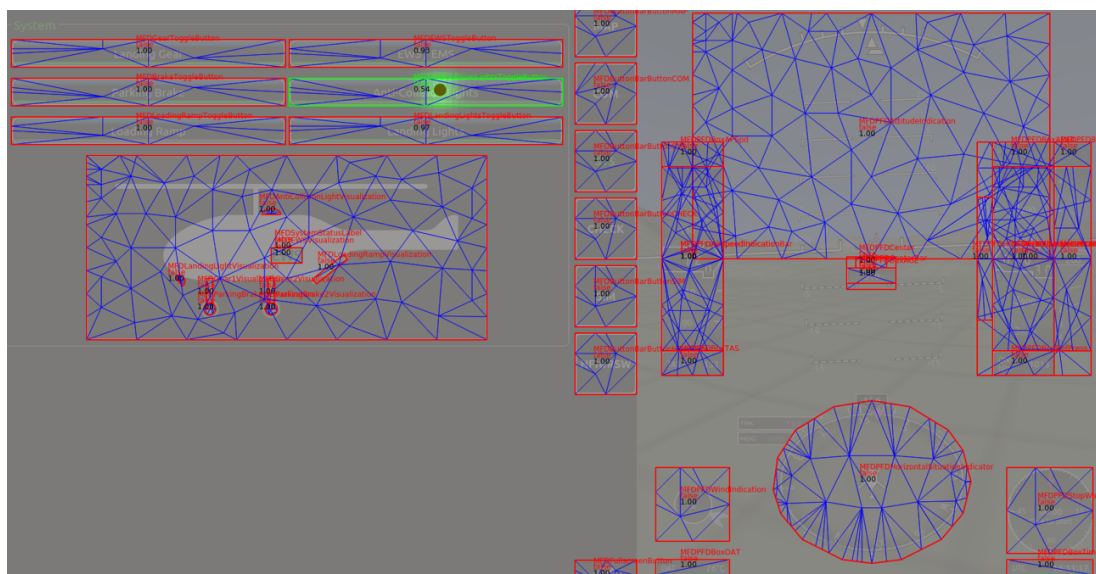


Abbildung 5.17: Touchscreen-Fehlermodell und Bildschirmobjekte auf dem MFD. Das mit dem Finger getroffene Bildschirmobjekt ist grün umrandet und der getroffene Touchpunkt mit dem Fehlermodell als grüner Fleck dargestellt.

Symbolische Sensorhypothese und skalares Zuverlässigkeitsmaß

Die Rechnung, um den symbolischen Sensorwert S und das skalare Zuverlässigkeitsmaß Z zu erhalten, basiert auf einer Integration der Verteilung über die Bildschirmobjekte. Die Trefferwahrscheinlichkeit kann dann durch Integration der Verteilungsfunktion f über das jeweilige Polygon für jedes Bildschirmobjekt berechnet werden:

$$I = \iint_{\text{Objekt}} f(x, y) \, dx \, dy \quad (68)$$

Dieses Integral über die normierte Verteilung liefert eine Zahl im Wertebereich zwischen 0 und 1.

Die Integration lässt sich numerisch auf dem Rechner in Echtzeit durchführen, indem man das Gebiet des Bildschirmobjekts trianguliert (siehe Abbildung 5.17), die Verteilung über die einzelnen Dreiecke integriert und anschließend aufaddiert.

Hier wird für die Dreieckszerlegung ein Algorithmus basierend auf einer Delaunay-Triangulation (Delaunay, 1934; Press u. a., 2007, S. 1131–1141) eingesetzt und für die Integration über einzelne Dreiecke eine Gauß-Legendre-Quadratur (Press u. a., 2007, S. 179–200).

Daraus erhält man durch Einsetzen in die allgemeine Formel (62) die symbolische Größe:

$$S(I) = \begin{cases} \text{true} & \text{falls } I \geq 0.5 \\ \text{false} & \text{falls } I < 0.5 \end{cases} \quad (69)$$

Die Zuverlässigkeit lautet nach Formel (63) dementsprechend:

$$Z(I) = \begin{cases} 2(I - 0.5) & \text{falls } I \geq 0.5 \\ -2(I - 0.5) & \text{falls } I < 0.5 \end{cases} \quad (70)$$

Kalibrierung des Touchscreens

Da jeder Pilot den Touchscreen unterschiedlich bedient, muss dieser kalibriert werden, um die individuellen Parameter des Fehlermodells zu bestimmen.

Zur Durchführung der Kalibrierung des Touchscreens befindet sich der jeweilige Pilot angeschnallt im Cockpit des Simulators vor dessen MFD. Dieser kann die Kalibrierung selbstständig aus dem Cockpit durchführen. Hierfür wurde das Programm *TouchscreenCalibration* zum Anzeigen und Auswerten der Kalibrierung entwickelt (siehe Abbildung 5.18). Er muss dabei versuchen, verschiedene Zielpunkte mit seinem Finger möglichst genau zu treffen.



Abbildung 5.18: Kalibrieren des Touchscreens.

Zur Ermittlung der Kalibriergrößen werden die Abweichungen zwischen getroffenem Punkt \mathbf{x}_k und Zielpunkt \mathbf{x}_k^T für jeden einzelnen Messwert betrachtet. Die gesamte Abweichung eines Messwerts vom Zielpunkt ist $\mathbf{dr}_k = \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^T$. Dieser Vektor setzt sich aus einer horizontalen Komponente dx_k und einer vertikalen Komponente dy_k zusammen.

Abbildung 5.19 zeigt den Zusammenhang der verschiedenen physikalischen Größen. Die

Abweichungen werden zunächst in der Einheit Pixel auf dem Bildschirm ermittelt und können unter Kenntnis der Bildschirmauflösung anschließend metrisch angegeben werden.

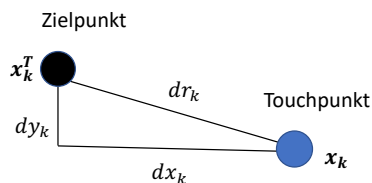


Abbildung 5.19: Zusammenhang der Größen während der Touchscreen-Kalibrierung.

Nach Durchführung der Kalibrierung eines einzelnen Piloten erhält man eine Verteilung bestehend aus N einzelnen Messwerten. Ein Beispiel hierfür ist in Abbildung 5.20 gezeigt. Aus der Verteilung der Messwerte lassen sich mit statistischen Methoden die Parameter des Fehlermodells ermitteln.

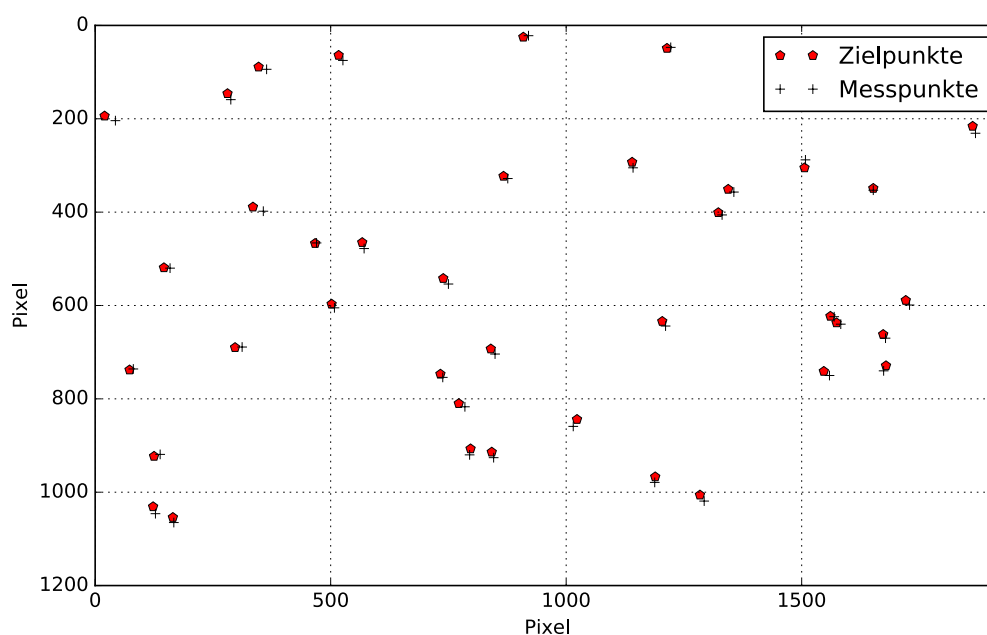


Abbildung 5.20: Verteilung der Kalibrierpunkte auf dem Bildschirm.

Systematische und statistische Abweichungen

Der Gesamtfehler beim Drücken auf den Touchscreen setzt sich aus einer systematischen mittleren Abweichung vom Zielpunkt und einer statistischen Streuung um den Mittelwert zusammen.

Die systematische Abweichung berechnet sich als Mittelwert separat für die horizontale und vertikale Bildschirmachse:

$$\langle dx \rangle = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N dx_k \quad \langle dy \rangle = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N dy_k \quad (71)$$

Die statistische Abweichung (Streuung) ist die Grundlage des Fehlermodells und wird als Standardabweichung separat für jede der beiden Achsen berechnet:

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (dx_k - \langle dx_k \rangle)^2} \quad \sigma_y = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (dy_k - \langle dy_k \rangle)^2} \quad (72)$$

Radiale Abweichung zur Bestimmung des Fehlermodells

Da die technische Realisierung im Simulator des Systems nicht ermöglicht, den systematischen Fehler durch Kalibrierung zu eliminieren, muss dieser im Fehlermodell berücksichtigt werden.

Deshalb wird die absolute Streuung des radialen Abstands Δr als Maß für den Gesamtfehler herangezogen. Aus der absoluten radialen Streuung lässt sich letztendlich die Breite σ im Fehlermodell des Touchscreens (67) für die Tätigkeitsbestimmung berechnen:

$$\sigma = \Delta r = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N \mathbf{dr}_k^2} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^T)^2} \quad (73)$$

Dieses Fehlermodell wird vor allem für die kleineren Objekte auf der taktischen Karte eingesetzt. Zur Reduzierung der Systemkomplexität ist das Drücken auf größere virtuelle Knöpfe im MFD jedoch als einfache Knopfdrücke mit perfektem Fehlermodell modelliert.

5.5.7 Erfassung von manuellen Steuereingaben

Der Steuerknüppel eines Hubschraubers dient zur Änderung der zyklischen Blattverstellung und beeinflusst dadurch im Wesentlichen die Roll- und Nicklage, wohingegen die Pedale die Gierbewegung um die Hochachse steuern. Über einen weiteren Hebel kann die kollektive Blattverstellung verstellt und somit der Auftrieb beeinflusst werden. Als Zustandsgrößen der Steuerung werden die Auslenkungen dieser vier Achsen verwendet.



Abbildung 5.21: Eingabegeräte zur Flugsteuerung im Hubschraubersimulator. Quelle: (Honecker & Schulte, 2017a).

Rohdaten

Die Zustandsgröße einer beliebigen Steuerachse wird im Folgenden mit $x(t)$ bezeichnet. Die Erkennung von Steuereingaben durch den Operateur basiert auf der Messung der zeitlichen Änderungsrate dieser Zustandsgröße:

$$r(t) = \left| \frac{dx(t)}{dt} \right| \quad (74)$$

Je schneller der Pilot die Flugsteuerorgane bewegt, desto größer ist die zeitliche Änderung und zuverlässiger die Detektion.

Für ganz kleine und langsame Ausschläge ist es schwierig, die tatsächliche Änderung aufgrund der Bewegung des Piloten von Störungen zu unterscheiden.

Symbolische Sensorhypothese und skalares Zuverlässigkeitsmaß

Um nun eine symbolische Sensorhypothese zu erhalten, die angibt, ob der Pilot die jeweilige Steuerachse bedient oder nicht, wird ein Schwellwert r_d definiert. Bewegt der Pilot den Steuerknüppel schneller als diese Rate, so wird die aktive Steuerung des Hubschraubers durch den Piloten erkannt. Die Formel hierzu lautet:

$$S(r) = \begin{cases} true & falls & r \geq r_d \\ false & falls & r < r_d \\ unknown & falls & \text{Sensorausfall} \end{cases} \quad (75)$$

Um das skalare Zuverlässigkeitsmaß als Abstand zum Schwellwert zu berechnen, muss noch eine maximale Rate r_{max} definiert werden, welche einer typischen Steuerbewegung entspricht. Das Zuverlässigkeitsmaß lautet:

$$Z(r) = \begin{cases} \frac{r - r_d}{r_{max} - r_d} & falls & r \geq r_d \\ \frac{r_d - r}{r_d} & falls & r < r_d \\ 0 & falls & \text{Sensorausfall} \end{cases} \quad (76)$$

Ermittlung des fliegenden Piloten

Eine weitere Schwierigkeit bei über Kräfte gekoppelten Steuerknüppeln ist es herauszufinden, welcher der beiden Piloten den Hubschrauber aktiv steuert und welcher Knüppel nur passiv mitgeführt wird. Dies lässt sich über eine Phasenerkennung der beiden Steuersignale $x_1(t)$ und $x_2(t)$ lösen, da das Signal des aktiv bewegten Steuerknüppels dem des passiv mitgeführten minimal vorausseilt.

5.5.8 Erfassung von Blickbewegungen

Einen wichtigen Beitrag als Evidenzen zur Tätigkeitserfassung liefern visuelle Interaktionen der Piloten mit ihrer Umgebung und den Instrumenten.

Abbildung 5.22 zeigt als Beispiel den gemessenen Blickverlauf während des Abarbeitens einer Checkliste in einer Hubschraubersimulation.

Hier schaut der Pilot abwechselnd auf die Checkliste und auf den Fahrtmesser. Der grüne Fleck zeigt den momentanen Blickpunkt mit Messunsicherheit (Fehlermodell) und die grüne Linie den Blickpfad der letzten Sekunden. Im linken Bild erkennt man eine Suchbewegung auf dem PFD (*Primary Flight Display*), woraufhin der Blick auf dem Fahrtmesser landet. Im rechten Bild sieht man einen Zeilensprung beim Lesen der Checkliste.

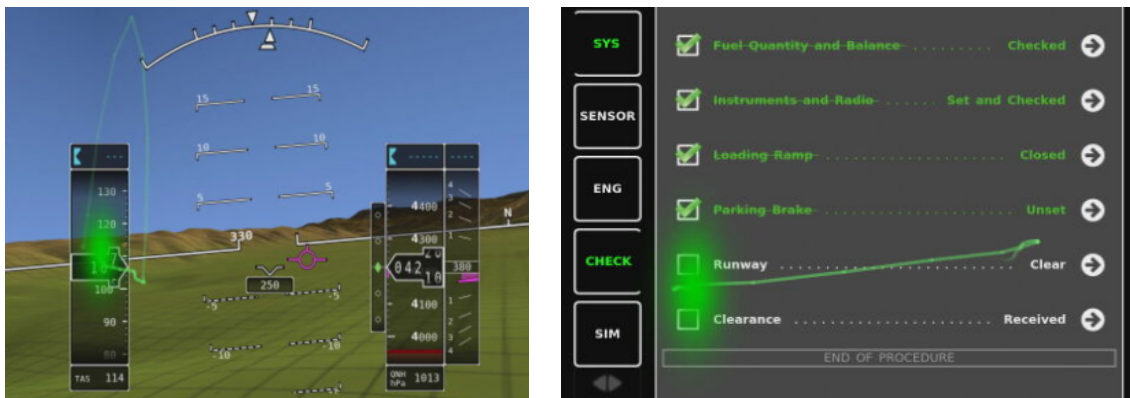


Abbildung 5.22: Blickbewegungsmessung auf dem PFD während des Abarbeitens einer Checkliste. Grafik aus (Honecker & Schulte, 2017a, S. 245).

Aufbau und Funktionsweise Grundsystem

Zur Generierung von Evidenzen aus visuellen Interaktionen wird das kommerzielle Blickbewegungsmesssystem (*Eye Tracker*) *Smart Eye Pro* (Smart Eye AB, 2016, 2017) verwendet (Mehler, 2014).

Dieses videobasierte System besteht aus vier Kameras und drei Infrarotleuchten pro Arbeitsplatz, welche um die MFDs im Cockpit verteilt sind (Abbildung 5.23).

Das Messverfahren beruht auf der intrusionsfreien Detektion der Cornea-Reflexion im infraroten Spektrum mit einer Abtastrate von 60 Hz.

Damit den Piloten ermöglicht wird, den Kopf frei im Cockpit zu bewegen, verwendet das System ein Kopfmodell, welches während der Kalibrierung automatisch erzeugt wird.

Zum Abgleich mit dem Simulator dient ein dreidimensionales Weltmodell des Cockpits und der Projektionsflächen zur Darstellung der Außensicht (Abbildung 5.23 rechts unten).

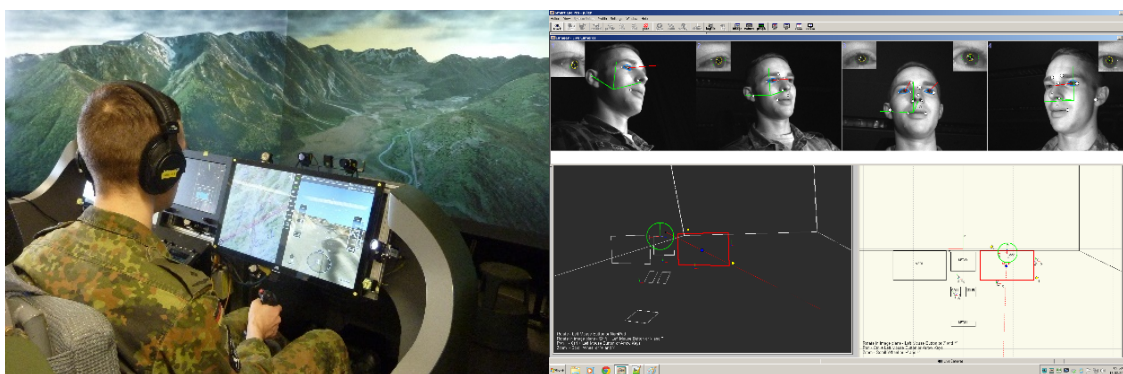


Abbildung 5.23: Aufbau Blickbewegungsmesssystem *Smart Eye Pro*. (Mehler, 2014, S. 39).

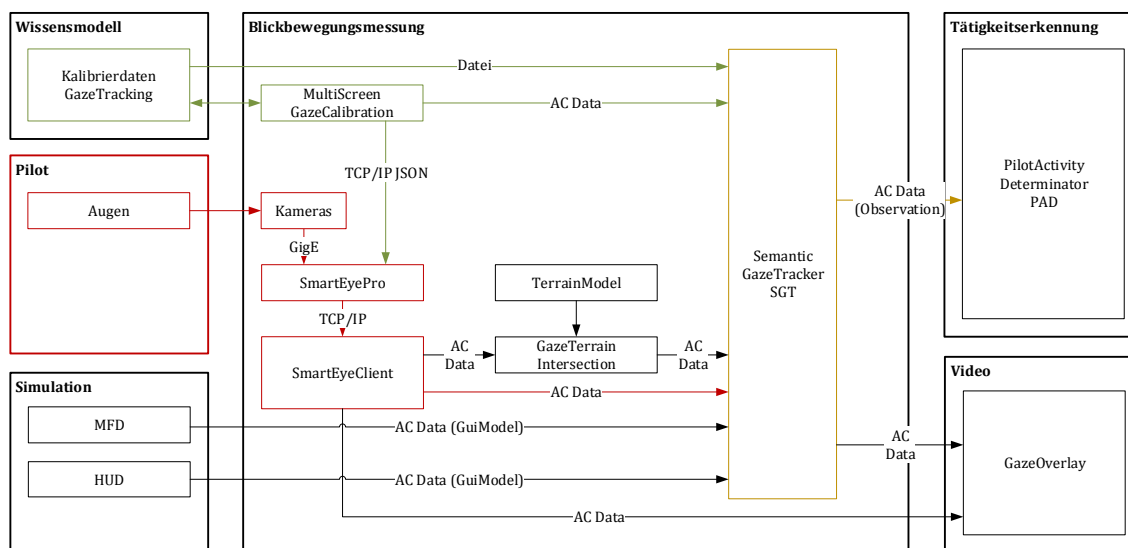


Abbildung 5.24: Systemarchitektur der Blickbewegungsmessung.

Systemarchitektur zur Blickbewegungsmessung

Der Eye Tracker *Smart Eye Pro* ist durch das gleichnamige Softwaremodul *SmartEyePro* ins Gesamtsystem integriert (Abbildung 5.23 rechts und Abbildung 5.24).

Die Rohdaten, welche Pixelkoordinaten auf einer entsprechenden Cockpitanzeige (*MFD*) des Weltmodells oder der Außensicht darstellen, werden vom Programm *SmartEyeClient* über TCP/IP abgefangen und weiterverarbeitet. Das Programm korrigiert die Messdaten mit Hilfe einer Kalibrierung (vgl. 6.2.2) und schätzt den Messfehler mit Hilfe des Fehlermodells ab (siehe unten).

Gewinnung semantikbehafteter Daten aus den Rohdaten

Für die Generierung von Evidenzen zur Tätigkeitserkennung sind die reinen Pixeldaten auf einem Bildschirm wenig aussagekräftig, denn es werden semantische Informationen über die betrachteten Objekte benötigt. Diese Objekte können der Fahrtmesser oder taktische Symbole auf der taktischen Karte sein und werden durch das MFD bereitgestellt (Brand & Schulte, 2015).

Diese spezielle Art der Datenaufbereitung wird im Folgenden als *semantische Blickbewegungsmessung* bezeichnet, welche im Softwaremodul *SemanticGazeTracker (SGT)* umgesetzt ist. Abbildung 5.25 und Abbildung 5.26 illustrieren hierzu die Funktionsweise.

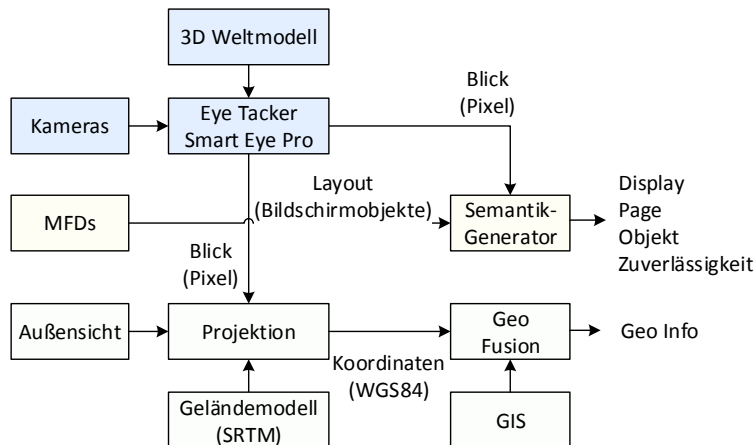


Abbildung 5.25: Semantische Blickbewegungsmessung.

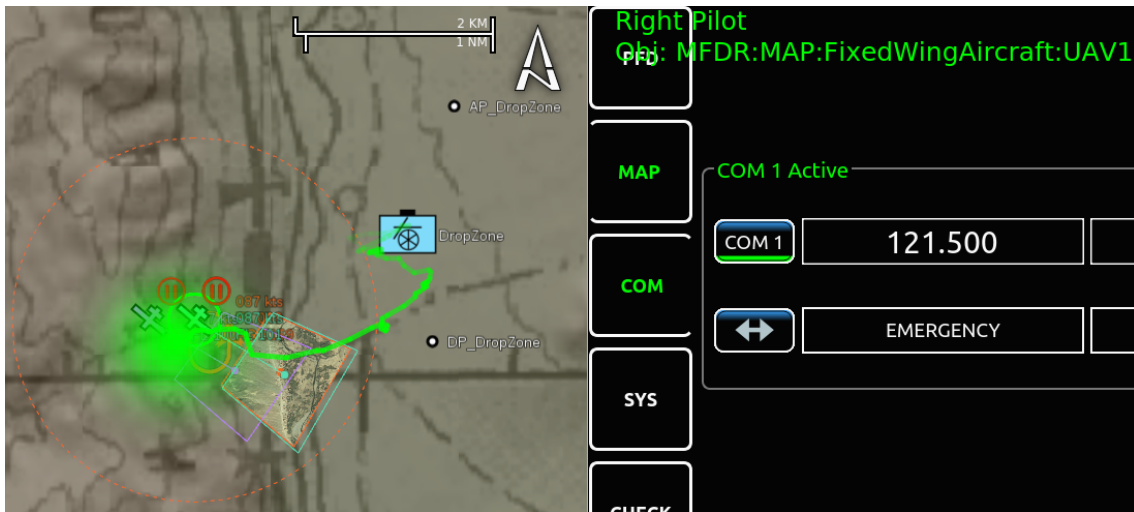


Abbildung 5.26: Semantische Blickbewegungsmessung. In Grün sind der Blickpunkt mit Historie und das erkannte Objekt als Schriftzug zu sehen (Display: MFDR, Page: MAP, Objekt: UAV1).

Fixationserkennung

Da visuelle Informationen nur während der Fixationen und nicht während der Sakkaden aufgenommen werden, sind nur die Fixationen für die Tätigkeitserkennung relevant, welche mittels verschiedener Algorithmen identifiziert werden können (Salvucci & Goldberg, 2000) (vgl. Abschnitt 2.3.2).

Mit dem Programm *SmartEyePro* ist es prinzipiell möglich, sowohl Fixationen als auch Sakkaden automatisch zu erkennen. Die integrierte Fixationserkennung sorgt jedoch aufgrund

der notwendigen zeitlichen Filterung für eine Systemverzögerung im Bereich einiger hundert Millisekunden.

Da diese zusätzliche Verzögerung zu lange für die Tätigkeitserkennung in Echtzeit ist, wurde diese ausgeschaltet und durch einen schnelleren, einfacheren Algorithmus ersetzt. Dieser filtert schnelle Bewegungen über die Messung der Geschwindigkeit heraus, mit der der Blick über den Bildschirm streift.

Abgleich mit dem Bildschirmlayout

Anschließend werden die Pixelkoordinaten der Fixationen mit den Bildschirmobjekten (*ScreenObjects*) des MFD-Bildschirmlayouts (*GuiModel*) abgeglichen (vgl. Abbildung 5.30). Befindet sich der Blickpunkt (genauer mehr als 50% der gestreuten Messwerte) innerhalb eines Objekts, so liefert das System Informationen über das betrachtete Display, die entsprechende Bildschirmseite und das Objekt.

Ein Beispiel hierzu ist als grüner Text in der rechten oberen Ecke von Abbildung 5.26 zu sehen.

Fehlerquellen

Aufgrund ihrer technischen Schwierigkeit und Komplexität ist die Blickbewegungsmessung deutlich anfälliger für Messfehler als beispielsweise die Erfassung von Knopfdrücken oder Touchscreen-Eingaben.

Auch hier lassen sich systematische Fehler, welche prinzipiell durch eine Kalibrierung korrigiert werden können, und statistische Fehler unterscheiden. Quellen systematischer Fehler sind beispielweise Einbaufehler, Modellfehler (Kopf- und Weltmodell) oder das Verdecken von Kameras. Der statistische Fehler resultiert dagegen hauptsächlich aus Schwankungen um einen Mittelpunkt (x_0, y_0) bei ruhigem Kopf.

Statistische Fehler und Gauß-Fehlermodell

Die Streuung um den Mittelpunkt (x_0, y_0) weist in guter Näherung die Form einer zweidimensionalen Normalverteilung (Gauß-Kurve) auf. Abbildung 5.27 zeigt den Zusammenhang der charakteristischen physikalischen Größen dieser Verteilung.

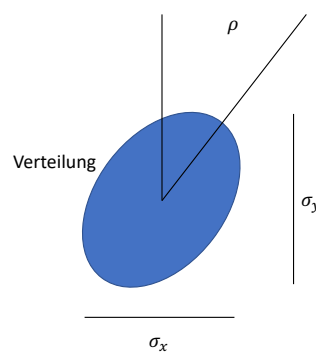


Abbildung 5.27: Zusammenhang der Größen der Häufigkeitsverteilung um einen Zielpunkt.

Diese Größen sind die horizontale Breite (Standardabweichung) σ_x , die vertikale Breite σ_y und die Verzerrung der elliptischen Verteilung ρ (Pearson-Korrelation). Die Verteilung ist für jeden Kalibrierpunkt und für jeden Piloten unterschiedlich.

Um die statistischen Messfehler zu berücksichtigen, wird der Blickpunkt deshalb durch eine normierte zweidimensionale gaußförmige Verteilung auf der jeweiligen Bildschirmoberfläche mit Korrelationsfaktor modelliert:

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left(-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left[\frac{(x-x_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\sigma_y^2} - \frac{2\rho(x-x_0)(y-y_0)}{\sigma_x\sigma_y}\right]\right) \quad (77)$$

Berücksichtigung der Ortsabhängigkeit als bilineares Modell

Die Parameter σ_x , σ_y und ρ sind selbst vom Ort auf dem Bildschirm abhängig, das heißt:

$$\sigma_x = \sigma_x(x_0, y_0) \quad \sigma_y = \sigma_y(x_0, y_0) \quad \rho = \rho(x_0, y_0) \quad (78)$$

Abbildung 5.28 illustriert die Ortsabhängigkeit der gaußförmigen Verteilung.

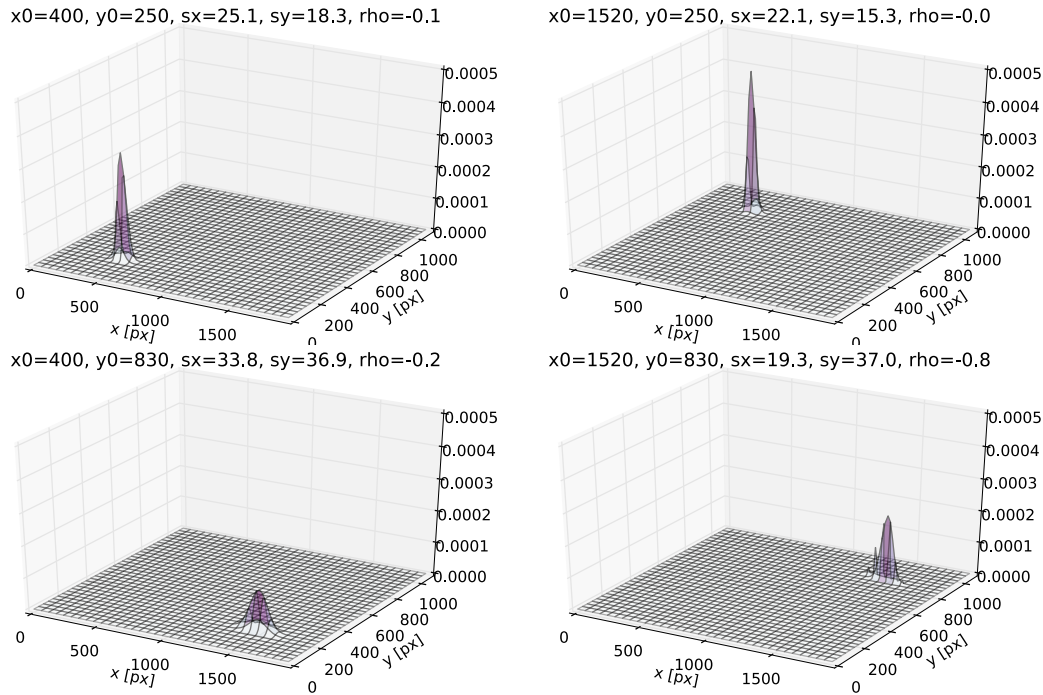


Abbildung 5.28: Beispiel für eine zweidimensionale Gaußverteilung als Fehlermodell für die Blickbewegungsmessung. Aufgrund der Ortsabhängigkeit ist die Verteilung an unterschiedlichen Bildschirmpunkten unterschiedlich geformt.

Um die Freiheitsgrade des Modells weiter einzuschränken, wird zur Nachbildung der Ortsabhängigkeit folgendes bilineare Modell verwendet:

$$\begin{aligned} \sigma_x(x_0, y_0) &= \beta_0 + \beta_1 x_0 + \beta_2 y_0 + \beta_3 x_0 y_0 \\ \sigma_y(x_0, y_0) &= \beta_4 + \beta_5 x_0 + \beta_6 y_0 + \beta_7 x_0 y_0 \\ \rho(x_0, y_0) &= \beta_8 + \beta_9 x_0 + \beta_{10} y_0 + \beta_{11} x_0 y_0 \end{aligned} \quad (79)$$

Dieses Modell enthält insgesamt 12 konstante Parameter $\beta_0 \dots \beta_{11}$, welche während der Kalibrierung für jeden Piloten individuell ermittelt werden. Abbildung 5.29 visualisiert die Ortsabhängigkeit des bilinearen Modells.

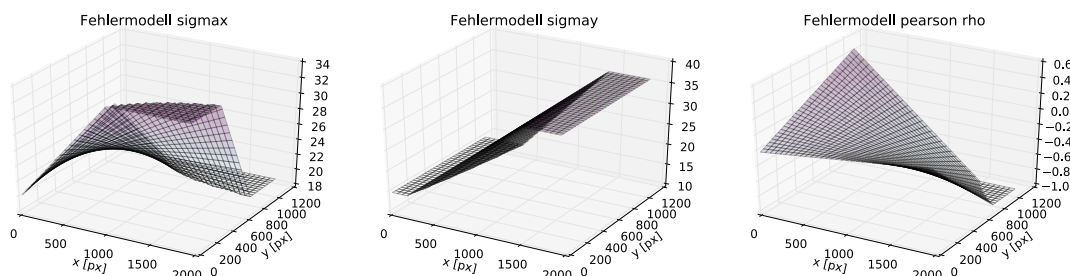


Abbildung 5.29: Ortsabhängigkeit der Parameter des bilinearen Fehlermodells.

Symbolischer Sensorwert

Die Berechnung des symbolischen Sensorwerts und des Zuverlässigkeitsmaßes für die Blickbewegungsmessung geschieht analog zum Touchscreen durch die Integration der Verteilungsfunktion über die Bildschirmobjekte (siehe Formeln (68) - (70) in Abschnitt 5.5.6). Abbildung 5.26 und Abbildung 5.30 zeigen das fertige Fehlermodell im Einsatz.

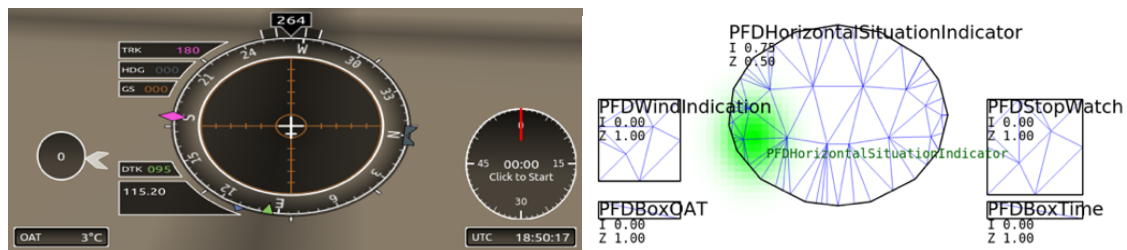


Abbildung 5.30: Beispiel für die Fehlerabschätzung der Blickbewegungsmessung. Links: Ausschnitt aus dem PFD, rechts: Triangulierte Bildschirmobjekte mit dem gaußförmigen Fehlermodell (grüner Fleck). Grafik aus (Honecker & Schulte, 2017a, S. 246).

Kalibrierung der Blickbewegungsmessung

Die Kalibrierung der Blickbewegungsmessung dient dazu, systematische Fehler aufgrund des Einbaus des Systems und der Individualität der Personen zu beseitigen sowie tagesaktuelle Fehlermodelle zu erstellen. Das System *SmartEyePro* verfügt bereits über eine interne Kalibrierung, die das System global im dreidimensionalen Raum kalibriert. Für diese Arbeit wurde die Kalibrierung jedoch automatisiert und erweitert.

Kalibrierprogramm

Die Kalibrierung findet über das selbstgeschriebene Programm *MultiScreenGazeCalibration* statt (Abbildung 5.31), welches die simultane Kalibrierung aller Displays im Cockpit erlaubt.

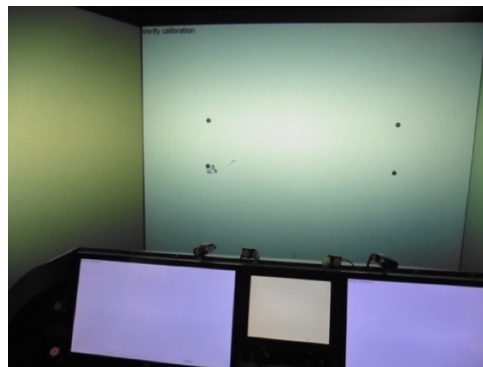


Abbildung 5.31: Programm zur Kalibrierung mehrerer Bildschirme. Hier zu sehen sind die mittlere Außensicht (*AussensichtM*) mit den vier verschiedenen Kalibrierpunkten sowie die Cockpit-Displays *MFDL*, *MFDO* und *MFDR* (von links nach rechts).

Während des gesamten Kalibrierprozesses wird das Blickbewegungssystem über die von *Smart Eye* zur Verfügung gestellte *JSON-RPC*-Schnittstelle ferngesteuert. Der Pilot kann die Kalibrierung somit selbständig aus dem Cockpit durchführen. Um die aufmerksame Fokussierung der einzelnen Punkte über ein paar Sekunden (hier 2-3 s) zu erleichtern, wird der jeweilige Zielpunkt durch ein harmonisches Blinken animiert.

Globale Kalibrierung

Die eigentliche Kalibrierung der Blickbewegungsmessung geschieht in mehreren Schritten. Zunächst wird eine globale Kalibrierung des kommerziellen Blickbewegungsmesssystems

SmartEyePro (Smart Eye AB, 2017) durchgeführt. Dabei werden die Positionen der Kameras relativ zueinander mit Hilfe eines Schachbretts bestimmt (Abbildung 5.32).

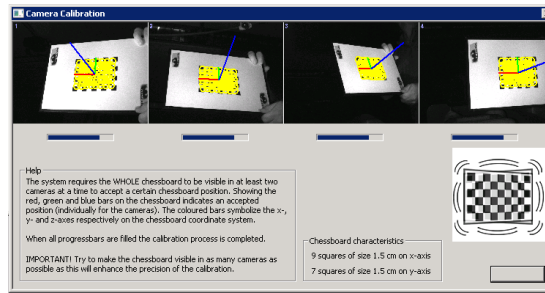


Abbildung 5.32: Kalibrierung der Kameras mit *Smart Eye Pro* (Smart Eye AB, 2017).

Im Anschluss daran wird ein Kopfmodell des Piloten automatisiert mit *SmartEyePro* erzeugt, welches dem Programm erlaubt, die Augen im dreidimensionalen Raum zu lokalisieren.

Der letzte Schritt besteht aus einer globalen Kalibrierung der Blickbewegungen selbst in der dreidimensionalen Welt des Simulators. Dabei betrachtet der Pilot vorgegebene Zielpunkte auf mehreren Bildschirmen und der Außensicht im Simulator (Abbildung 5.33).

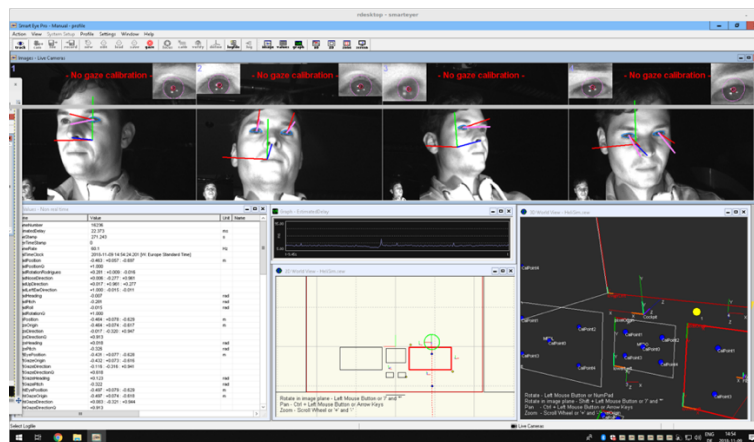


Abbildung 5.33: Globale Kalibrierung des *Smart Eye Pro* Systems (Smart Eye AB, 2017).

Lokale Nachkalibrierung und Fehlermodell

Die Genauigkeit der globalen Kalibrierung lässt sich durch eine zusätzliche lokale Kalibrierung des Blicks auf einzelnen Cockpitanzeigen weiter verbessern. Auch die Parametergewinnung für das Fehlermodell basiert auf den Messdaten dieser Nachkalibrierung. Hierbei werden mindestens 4 Zielpunkte pro Bildschirm für 2 bis 3 Sekunden anvisiert und dabei etwa 150 einzelne Messpunkte $\mathbf{x}_k = (x_k, y_k)$ aufgezeichnet. Diese ergeben eine Häufigkeitsverteilung um einen Mittelwert nahe dem Zielpunkt.

Systematischer Fehler und Kalibrierung

Die Berechnung der Mittelwerte (systematische Messabweichung) geschieht analog zum Touchscreen (Gleichung (71) in Abschnitt 5.5.6).

Da diese Mittelwerte ebenfalls nicht konstant über die gesamte Bildschirmoberfläche sind, wird zur Nachbildung der Ortsabhängigkeit ebenfalls ein bilineares Modell mit 8 Parametern verwendet. Folgende Formel korrigiert den Blickpunkt um den systematischen Fehler:

$$\begin{aligned} x_0(x, y) &= \alpha_0 + \alpha_1 x + \alpha_2 y + \alpha_3 xy \\ y_0(x, y) &= \alpha_4 + \alpha_5 x + \alpha_6 y + \alpha_7 xy \end{aligned} \quad (80)$$

Diese einzelnen Parameter lassen sich dabei als zwei Parametervektoren darstellen:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\alpha}_x &= (\alpha_0 \quad \alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \alpha_3)^T \\ \boldsymbol{\alpha}_y &= (\alpha_4 \quad \alpha_5 \quad \alpha_6 \quad \alpha_7)^T\end{aligned}\quad (81)$$

Um die Kalibrierungsparameter zu erhalten, findet die Methode der kleinsten Quadrate aus der linearen Algebra Verwendung (Arens u. a., 2012, S. 693). Hierzu definiert man eine Matrix mit \mathbf{A} und zwei Vektoren für die Zielpunkte der Kalibrierung \mathbf{x}_0 und \mathbf{y}_0 :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & y_1 & x_1 y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_N & y_N & x_N y_N \end{pmatrix} \quad \mathbf{x}_0 = \begin{pmatrix} x_{01} \\ \vdots \\ x_{0N} \end{pmatrix} \quad \mathbf{y}_0 = \begin{pmatrix} y_{01} \\ \vdots \\ y_{0N} \end{pmatrix}\quad (82)$$

Zur Minimierung der Fehlerquadrate müssen dann folgende zwei Optimierungsprobleme gelöst werden:

$$\begin{aligned}\|\mathbf{A} \boldsymbol{\alpha}_x - \mathbf{x}_0\|^2 &\rightarrow \min \\ \|\mathbf{A} \boldsymbol{\alpha}_y - \mathbf{y}_0\|^2 &\rightarrow \min\end{aligned}\quad (83)$$

Dieses Problem hat ein Minimum, wenn die Ableitung verschwindet. Dies ist gleichbedeutend damit, das folgende lineare Gleichungssystem zu lösen ist:

$$\begin{aligned}\mathbf{A} \boldsymbol{\alpha}_x &= \mathbf{x}_0 \\ \mathbf{A} \boldsymbol{\alpha}_y &= \mathbf{y}_0\end{aligned}\quad (84)$$

Das Lösen dieser Gleichungssysteme geschieht in dieser Arbeit mittels einer QR-Zerlegung aus der C++-Bibliothek *Eigen 3* (Jacob u. a., 2017).

Statistische Abweichungen und Fehlermodell

Die Parameter des Fehlermodells der Blickbewegungsmessung lassen sich aus den Messpunkten der Kalibrierung ähnlich zum Touchscreen (5.5.6) für einen Zielpunkt bestimmen:

$$\begin{aligned}\sigma_x &= stdev(x) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_k - \langle x_k \rangle)^2} \\ \sigma_y &= stdev(y) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (y_k - \langle y_k \rangle)^2} \\ \rho &= \frac{cov(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \left(\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_k - \langle x_k \rangle)(y_k - \langle y_k \rangle) \right)\end{aligned}\quad (85)$$

Dieser Vorgang muss für jeden Zielpunkt auf dem Bildschirm separat durchgeführt werden. Die Gewinnung der Parameter für das bilineare Modell der Ortsabhängigkeit (Gleichung (79)) erfolgt ebenfalls durch eine Optimierungsrechnung.

Kalibrierbeispiel

Abbildung 5.34 (links) zeigt die während der Kalibrierung aufgenommenen Rohdaten für den linken Piloten. Darin weisen die Rohdaten noch einen systematischen Fehler auf, denn der Schwerpunkt der Verteilung stimmt nicht mit dem Kalibrierpunkt überein. Das bilineare Modell (80) kalibriert diesen systematischen Fehler weg (Abbildung 5.34 rechts).

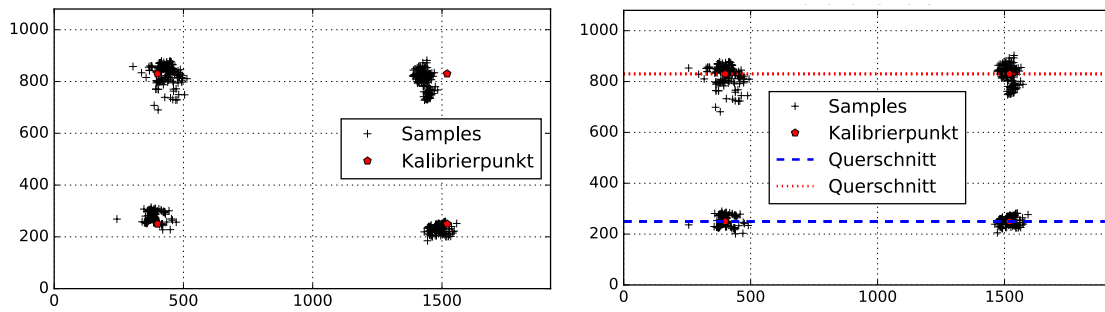


Abbildung 5.34: Rohdaten und kalibrierte Daten der Blickbewegungsmessung.

Die verbliebene Streuung ist, wie bei der Modellbildung angenommen, abhängig vom Ort auf dem Bildschirm und für die vier Kalibrierpunkte unterschiedlich groß (Abbildung 5.35).

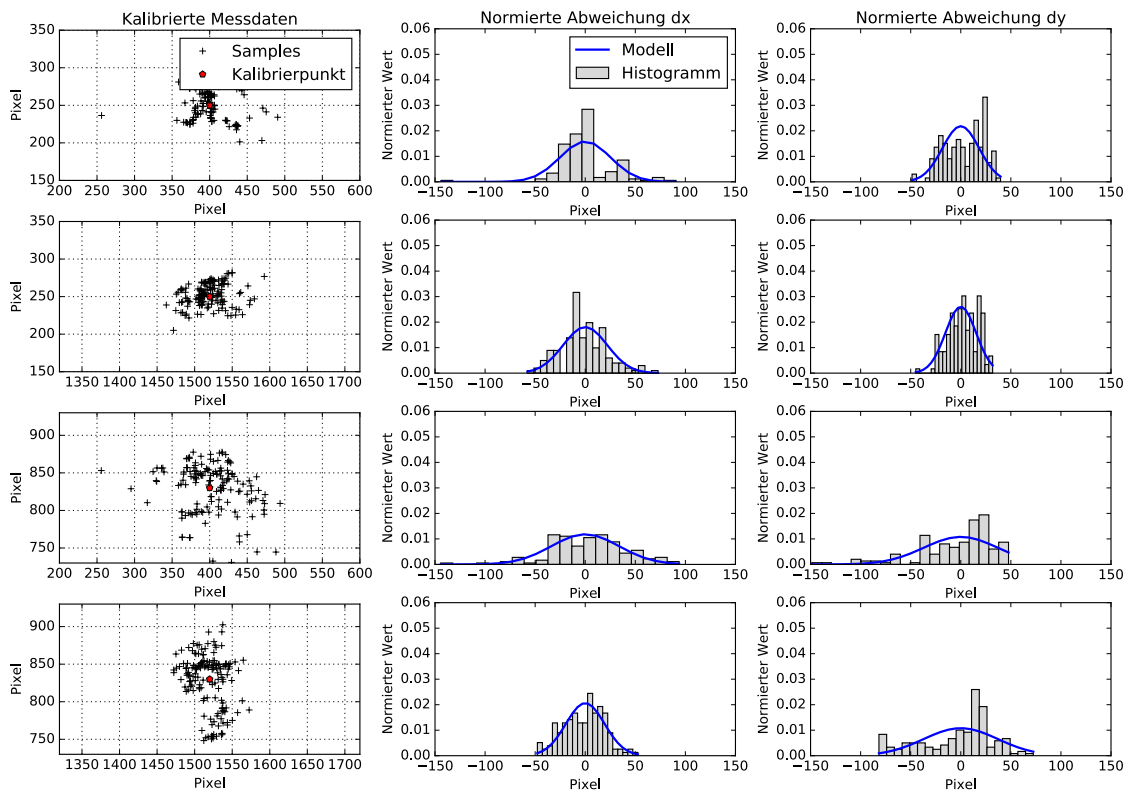


Abbildung 5.35: Verteilung der kalibrierten Messwerte für alle vier Kalibrierpunkte und zugehöriges Fehlermodell (Gauß-Fit).

Einfluss der Kopfbewegung

Ein zusätzlicher Fehler entsteht durch die Kopfbewegung des Piloten. Der Einfluss der Kopfbewegung ist schwer zu quantifizieren. Eine nähere Betrachtung zeigt eine deutliche Verbreiterung der Messkurve (Abbildung 5.36).

Im Beispiel schaute der Pilot 10 Sekunden auf einen Zielpunkt, einmal ohne den Kopf zu bewegen und einmal mit einer Kopfbewegung. Während der Kopfbewegung bleibt der Blick auf den Punkt fixiert.

Der zusätzliche Messfehler durch die Kopfbewegung fließt in das hier verwendete Fehlermodell als skalarer Faktor K_{Kopf} ein, der die gaußförmige Verteilung verbreitert:

$$\sigma_{corr} = K_{Kopf} \cdot \sigma \quad (86)$$

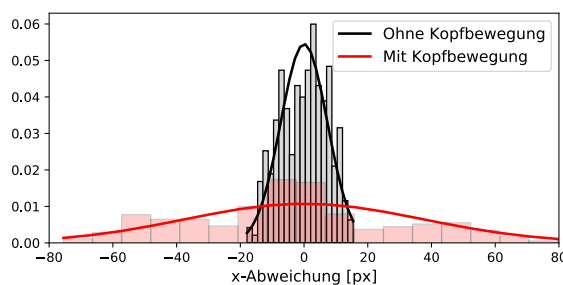


Abbildung 5.36: Vergrößerung der Streuung und damit Messunsicherheit durch die Kopfbewegung.

Im Beispiel beträgt dieser Korrekturfaktor $K_{Kopf} \approx 3$, das heißt, die Kopfbewegung verdreifacht in etwa den Messfehler.

Darüber hinaus wurde beobachtet, dass die Kopfbewegung vor- und zurück eine größere Rolle als eine Drehung des Kopfes spielt. Der genaue Zusammenhang muss weiter untersucht werden.

5.5.9 Erfassung auditiver Interaktionen

Funktionsbeschreibung

Das Ziel der Sprechererkennung ist, die auditiven Interaktionen der Piloten mit dem System zu analysieren und zu erkennen, ob ein Operateur spricht oder nicht.

Systemarchitektur

Abbildung 5.37 zeigt die Systemarchitektur zur Sprechererkennung.

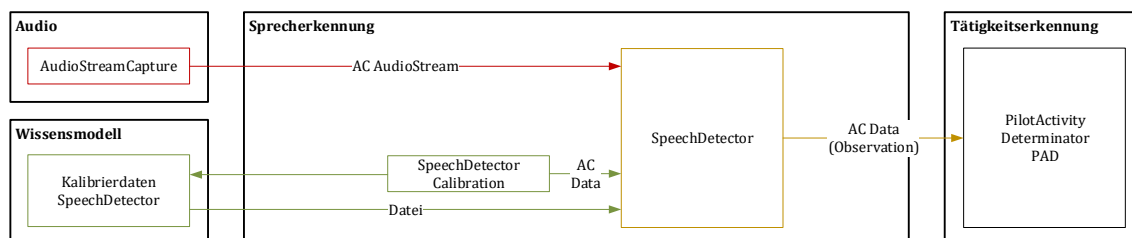


Abbildung 5.37: Systemarchitektur der Sprechererkennung.

Die Rohdaten sind Amplitudensignale aus den Mikrofonen der Headsets der Piloten, welche im Programm *AudioStreamCapture* digitalisiert werden. Diese werden an das Programm *SpeechDetector* übertragen, welches die Observationen für die Tätigkeitserkennung generiert. Der Sprecherkenner wird über das Programm *SpeechDetectorCalibration* kalibriert.

Lautstärkepegel

Die Sprechererkennung basiert auf einer Messung des Lautstärkepegels.

In der Praxis werden zur Schallmessung üblicherweise die Schallintensität in W/m^2 oder Schalldruckpegel in N/m^2 gemessen (IEC 61672-1, 2013). Die genaue physikalische Einheit ist für die Sprechererkennung jedoch irrelevant, sodass hier ein einfacheres Verfahren zur Anwendung kommt.

Es ist wichtig zu beachten, dass sich der Lautstärkepegel, im Gegensatz zur Amplitude, immer im positiven Bereich bewegt. Weiter muss die Pegelmessung über ein schnelles Ansprechverhalten in nahezu Echtzeit verfügen.

Hierzu bietet sich der Effektivwert (RMS-Wert) (Kories & Schmidt-Walter, 2008, S. 121) des Amplitudensignals $A(t)$ als geeignete Größe an, der durch Integration über ein kleines definiertes Zeitintervall Δt (hier 500 ms) berechenbar ist:

$$P(t) = \sqrt{\frac{1}{\Delta t} \int_{t-\Delta t}^t A^2(t') dt'} \quad (87)$$

Im System lassen sich zwei charakteristische Lautstärkepegel identifizieren. Zum einen P_{Sprechen} , der Lautstärkepegel während ein Pilot spricht, und zum anderen P_{Rauschen} , der Lautstärkepegel der Umgebungsgeräusche falls der Pilot nicht spricht (z.B. Hubschrauberrotor). Je größer der Signal-Rausch-Abstand ist, desto besser funktioniert die Sprecherkennung.

Aufgrund der großen Dynamik ist es für die Sprecherkennung sinnvoll, den Pegel gegenüber dem Rauschen in logarithmischen Dezibel-Einheiten darzustellen:

$$P_{dB} = 20 \log \left(\frac{P_{\text{Sprechen}}}{P_{\text{Rauschen}}} \right) \quad (88)$$

Ein Beispiel hierfür ist der Indikator während der Kalibrierung des Sprecherkenners (siehe Abbildung 5.38 rechts).

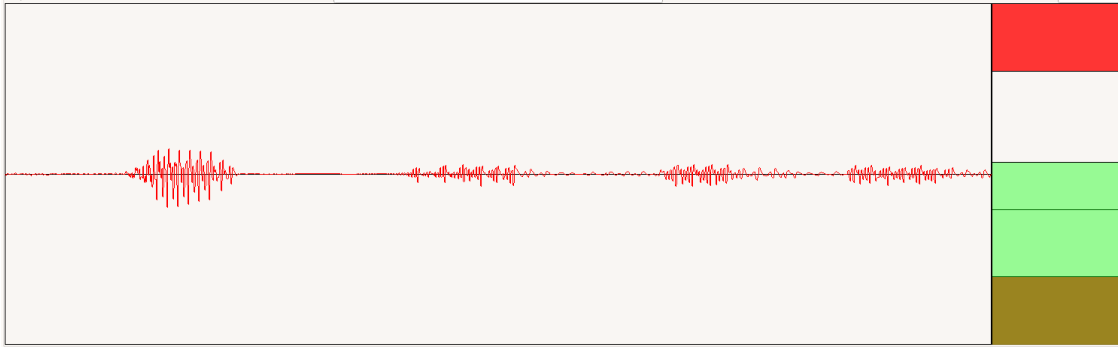


Abbildung 5.38: Sprecherkennung: Links ist das Amplitudensignal zu sehen, rechts in grüner Farbe der Lautstärkepegel in Dezibel-Skala. Sprechen wird erkannt, wenn der Pegel über dem Schwellwert (feine grüne Linie) liegt. Der gelbe Bereich zeigt die untere Grenze (Rauschen) und der rote die obere Grenze (Sprechen) für die Zuverlässigkeitserkennung an.

Fehlermodell

Zur Unterscheidung von Sprechen und Nicht-Sprechen wird ein Entscheidungsschwellwert P_d des Lautstärkepegels definiert (entspricht x_d in Gleichung (62)). Ist der berechnete Pegel größer als dieser Schwellwert, so wird ein Sprechen des Piloten erkannt:

$$S(P) = \begin{cases} true & falls & P \geq P_d \\ false & falls & P < P_d \\ unknown & falls & \text{Sensorausfall} \end{cases} \quad (89)$$

Um ein Qualitätsmaß gemäß der Formel (63) für die Sprecherkennung zu berechnen, werden, neben dem eigentlichen Pegel P , noch eine untere und eine obere Grenze als Parameter benötigt:

$$Z(P) = \begin{cases} \frac{P - P_d}{P_{\text{Sprechen}} - P_d} & falls & P \geq P_d \\ \frac{P - P_d}{P_{\text{Rauschen}} - P_d} & falls & P < P_d \\ 0 & falls & \text{Sensorausfall} \end{cases} \quad (90)$$

Je näher das Signal dem Lautstärkepegel des Rauschens oder dem Lautstärkepegel während des Sprechens ist, desto höher ist die Zuverlässigkeit der Erkennung. Liegt der Lautstärkepegel dagegen nahe dem Entscheidungsschwellwert, ist die Zuverlässigkeit gering.

Kalibrierung des Sprecherkenners

Die Kalibrierung des Sprecherkenners dient dazu, die Modellparameter zu bestimmen. Hierzu müssen die Pegel von Sprechen und Rauschen gemessen werden. Diese lassen sich ebenfalls als Effektivwert aus der Amplitude gemäß Formel (87) berechnen. Der untere Wert $P_{Rauschen}$ ergibt sich dabei durch das Aufzeichnen des Rauschsignals bei den üblichen Umgebungsgeräuschen, der obere Wert $P_{Sprechen}$ dagegen durch Aufzeichnen, während der Pilot spricht.

Für diese Arbeit werden Rauschen und Sprechen etwa 10 Sekunden lang aufgezeichnet. Der Entscheidungsschwellwert P_d wird, der Einfachheit halber, in die Mitte zwischen Signal und Rauschen gelegt.

Zur Kalibrierung des Sprecherkenners befindet sich der Pilot angeschnallt und mit aufgesetztem Headset im Cockpit des Hubschraubersimulators mit laufendem Triebwerk. Die Kalibrierung des Sprecherkenners geschieht in zwei Schritten:

Im ersten Schritt wird der Lautstärkepegel für das Rauschen gemessen. Während der Aufzeichnung wird der Pilot gebeten, still zu sein. Im anschließenden zweiten Schritt muss er eine ATIS-Meldung vorlesen, um die Lautstärkeverhältnisse während eines typischen Flugfunkgesprächs zu simulieren (Abbildung 5.39).

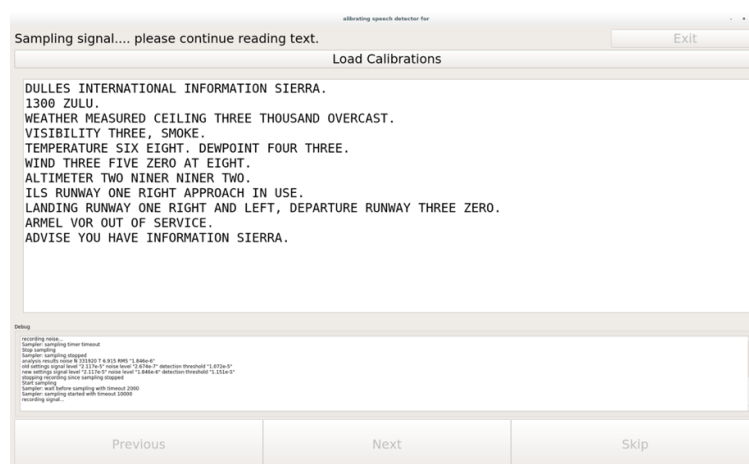


Abbildung 5.39: Programm zur Kalibrierung des Sprecherkenners. Hierbei muss eine ATIS-Meldung vorgelesen werden.

5.5.10 Erfassung der Umweltsituation

Motivation und Zielsetzung

Nicht nur die Beobachtung der Piloten an sich, sondern auch die Beobachtung der Umgebung ist für die Tätigkeitserkennung relevant.

Umweltzustände werden häufig dazu verwendet, Ausschlussevidenzen zu erzeugen (Formel (32), Abschnitt 4.4.4). Dadurch lässt sich der Raum möglicher Tätigkeiten einschränken (z.B: Wenn der Hubschrauber auf dem Boden steht, kann man sicher Flugsteuertätigkeiten ausschließen).

Datenerfassung und Datenverarbeitung

Die Erfassung des Aufgabenkontextes findet in prozeduralen Subfunktionen (vgl. 4.4.6) im Modul *SituationAssessor* statt (Abbildung 5.40).

Dieses Modul empfängt Datennachrichten verschiedener Systeme und generiert einen symbolischen, dynamischen Aufgabenkontext für das Wissensmodell sowie Observations für die Tätigkeitserkennung. Dabei werden verschiedene subsymbolische Größen und Zusammenhänge zu symbolischen Variablen fusioniert.

Die Ergebnisse werden im Wissensmodell als Liste an Variablen abgelegt (siehe 5.4).

Symbolische Sensorhypothesen und Zuverlässigkeit

Die symbolischen Hypothesen der Observations werden direkt aus binären Variablen generiert. Für mehrwertige Variablen wird eine binäre Hypothese für jeden möglichen Wert erzeugt. Um die Situation weiter zu vereinfachen, werden Umweltvariablen analog zu Knopfdrücken als perfekt zuverlässige Evidenzen modelliert ($Z = 1$).

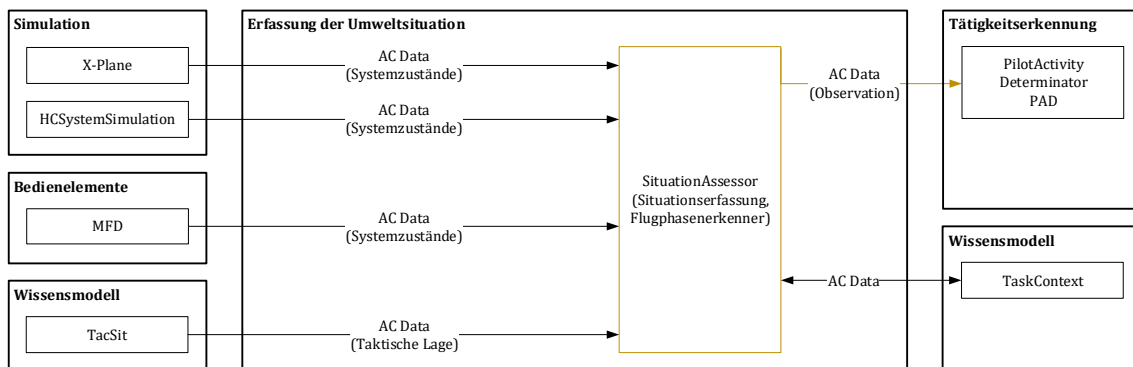


Abbildung 5.40: Systemarchitektur zur Erfassung der Umweltsituation.

5.6 Implementierung der Tätigkeitserkennung

5.6.1 Systemübersicht

Die Tätigkeitserkennung wird im Wesentlichen im Programm *PilotActivityDeterminator PAD* durchgeführt (Abbildung 5.41).

Dieses Programm realisiert die evidenzbasierte Tätigkeitserkennung von der Sensorprozesskette bis hin zur Dempster-Shafer-Inferenz (vgl. 4.4).

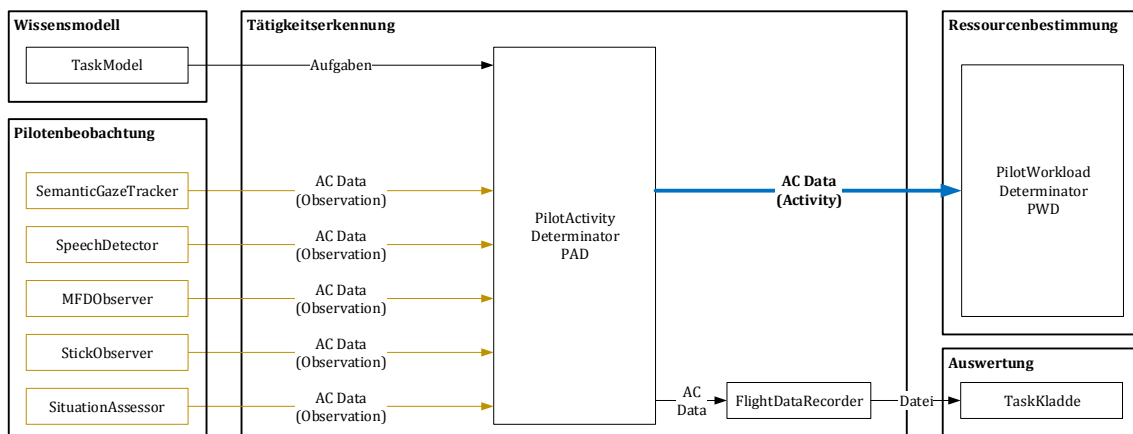


Abbildung 5.41: Systemarchitektur der Tätigkeitserkennung.

Die Eingangsdaten sind die Observations der Operateurbeobachtung (symbolische Sensorhypothese und Zuverlässigkeitswert, siehe Abschnitt 5.5.2). Zusätzlich werden die Aufgaben aus dem Aufgabenmodell verwendet, welche Modelle für jede Evidenz enthalten (5.4).

Die verarbeiteten Daten werden der Ressourcenbestimmung und anderen Anwendungen

zur Verfügung gestellt und vom Programm *FlightDataRecorder* für die spätere Auswertung mit der *TaskKladde* aufgezeichnet (6.3).

Detailausschnitt PAD

Abbildung 5.42 zeigt einen Detailausschnitt des Programms *PilotActivityDeterminator* (PAD). Zur Datenverarbeitung werden nacheinander Observations synchronisiert und Evidenzen generiert (5.6.2) sowie diese anschließend kombiniert (5.6.3). Das Programm verwendet einen separaten Thread für jeden Piloten und führt Berechnungen parallelisiert durch.

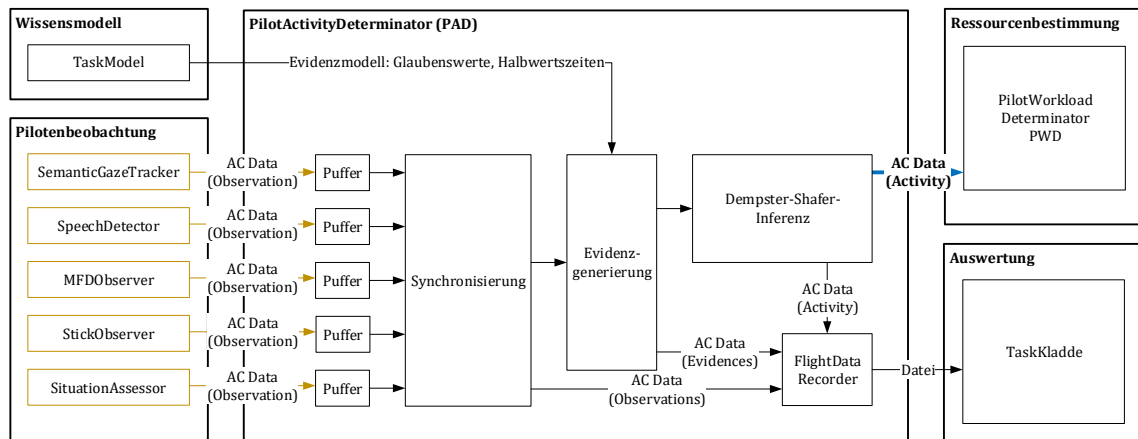


Abbildung 5.42: Detailansicht des Programms PAD.

5.6.2 Generierung von Evidenzen

Synchronisierung der Observations

Da die Verarbeitungsdauer jedes Sensors zur Pilotenbeobachtung unterschiedlich lange dauert und die Signallaufzeiten im Simulator unterschiedlich sind, werden diese im ersten Verarbeitungsschritt in Datenpuffern abgespeichert und mit Hilfe der bei der Erzeugung der Observations hinterlegten Zeitstempel synchronisiert.

Ziel ist die Vermeidung von Kausalitätsproblemen, das heißt die falsche Beziehung von Ursache und Wirkung, indem beispielsweise später erzeugte Evidenzen früher im System ankommen.

Die so umgesetzte Synchronisierung führt zu einer definierten Gesamtverzögerung, welche in dieser Implementierung im Bereich einiger hundert Millisekunden liegt.

Sensorprozesskette

Nach der Synchronisierung der Observations findet die Generierung von Evidenzen im Rahmen der Sensorprozesskette statt (Theorie siehe Abschnitt 4.4.6).

In der Sensorprozesskette werden Glaubensstriplets $Q_S(E_j)$ aus den Observations mit Hilfe des Sensormodells $M_S(E_j|S_j)$ berechnet und durch eine Matrix-Vektor-Multiplikation mit dem Evidenzmodell $M_E(X|E_j)$ in Evidenzen $Q_{E_j}(X)$ umgewandelt, die für oder gegen einzelne Aufgaben X sprechen. Die Glaubenswerte der Evidenzen werden, durch Anwendung des Dynamikmodells, exponentiell, gemäß der jeweiligen Halbwertszeit, verringert und man erhält das Ergebnis $Q_{D_j}(X, t)$.

Die ersten Teile der Sensorprozesskette, die prozeduralen Subfunktionen und Fehlerabschätzung, werden bereits durch die einzelnen Teilmodule der Pilotenbeobachtung abgebildet und sind nicht Teil von PAD (siehe 5.5).

Beispiel

Der Verarbeitungsprozess für Evidenzen wird anhand eines Beispiels veranschaulicht. Im Beispiel fliegt der Pilot gerade einen manuellen Transitflug (Aufgabe *FlyTransitFriendManual*) und funkt parallel mit der Flugverkehrskontrolle (*CommunicateATC*). Dabei vergisst er, das Fahrwerk einzufahren. Abbildung 5.43 zeigt hierzu einen Ausschnitt aus dem Programm PAD.

Left Pilot					
Filter <i>FlyTransitFriendManual</i>					
	Task Hypothesis	Observation	Input Q_S	Static Q_E	Dynamic Q_D
415	<i>FlyTransitFriendManual</i>	AutopilotEnabled	Red	Yellow	Yellow
416	<i>FlyTransitFriendManual</i>	CollectiveMoved	Red	Yellow	Blue
417	<i>FlyTransitFriendManual</i>	FlightPhaseAPPROACH	Red	Yellow	Yellow
418	<i>FlyTransitFriendManual</i>	FlightPhaseDEPARTURE	Red	Yellow	Yellow
419	<i>FlyTransitFriendManual</i>	FlightPhaseLANDING	Red	Yellow	Yellow
420	<i>FlyTransitFriendManual</i>	FlightPhaseON_GROUND	Red	Yellow	Yellow
421	<i>FlyTransitFriendManual</i>	FlightPhaseTAKEOFF	Red	Yellow	Yellow
422	<i>FlyTransitFriendManual</i>	FlightStateON_GROUND	Red	Yellow	Yellow
423	<i>FlyTransitFriendManual</i>	HCInsideHOA	Red	Yellow	Yellow
424	<i>FlyTransitFriendManual</i>	HCVeryCloseToCorridor	Red	Yellow	Yellow
425	<i>FlyTransitFriendManual</i>	LandingGearUP	Red	Yellow	Yellow
426	<i>FlyTransitFriendManual</i>	MFDPFDAirspeedIndicationViewed	Yellow	Yellow	Yellow
427	<i>FlyTransitFriendManual</i>	MFDPFDAltitudeIndicationViewed	Yellow	Yellow	Yellow
428	<i>FlyTransitFriendManual</i>	MFDPFDAttitudeIndicationViewed	Yellow	Yellow	Yellow
429	<i>FlyTransitFriendManual</i>	MFDPFDDHorizontalSituationIndicatorViewed	Yellow	Yellow	Yellow
430	<i>FlyTransitFriendManual</i>	MFDPFDDVerticalSpeedIndicationViewed	Yellow	Yellow	Yellow
431	<i>FlyTransitFriendManual</i>	MFDPFDDWindIndicationViewed	Yellow	Yellow	Yellow
432	<i>FlyTransitFriendManual</i>	OutsideViewed	Blue	Yellow	Blue
433	<i>FlyTransitFriendManual</i>	PedalMoved	Red	Yellow	Blue
434	<i>FlyTransitFriendManual</i>	StickMoved	Red	Yellow	Blue

Abbildung 5.43: Observationen und Evidenzen zur Aufgabe *FlyTransitFriendManual*.

In der ersten Spalte der Tabelle stehen die Aufgaben (hier nach *FlyTransitFriendManual* gefiltert) und in der zweiten die im Evidenzmodell damit verknüpften Observablen. Die Eingangsobservationen werden durch die Triplets Q_S in der dritten Spalte farblich illustriert. Trifft die Beobachtung zu, so ist diese blau, andernfalls rot dargestellt. In Gelb sind Beobachtungen gezeigt, die aufgrund des Unwissens keinen Einfluss auf die Evidenzgenerierung haben.

Im Beispiel ist das ausgefahrene Fahrwerk dadurch zu erkennen, dass Q_S für die Observation *LandingGearUp* rot eingefärbt ist (nicht *LandingGearDown*). Der Pilot bewegt zum momentanen Zeitpunkt den Steuerknüppel gerade nicht (Q_S für *StickMoved* ist ebenfalls rot). Dies hat nach dem Evidenzmodell kurzfristig kaum Auswirkung auf das logische Schließen, was die statische Evidenz Q_E zeigt. Der kleine rote Anteil zeigt die geringe Skepsis, der große gelbe Anteil dagegen das modellierte Unwissen. Dass der Pilot den Steuerknüppel jedoch in der nahen Vergangenheit bewegt hatte, wird durch die in blau dargestellte dynamische Evidenz Q_D ausgedrückt. Diese ist aufgrund der Halbwertszeit im Evidenzmodell zum aufgenommenen Zeitpunkt noch gültig und klingt nur langsam ab.

Diskriminierung unterschiedlicher Aufgaben

Das Abwägen zwischen ähnlichen Aufgaben und deren Diskriminierung ist in Abbildung 5.44 zu sehen. Darin erkennt man Evidenzen Q_D , die für oder gegen Flugfunksprechverkehr sprechen. Die Observation *SpeechDetectorTriggered* spricht als Evidenz sowohl für die Auf-

gabe *CommunicateATC* als auch für die Aufgabe *CommunicateC2* (Q_D blau). Die nicht eingestellte Funkfrequenz C2 (*RadioFrequencyC2*) schließt als Ausschlussevidenz die Aufgabe *CommunicateC2* aus (Q_D rot).

Left Pilot					
Filter					
	Task Hypothesis	Observation	Input QS	Static QE	Dynamic QD
288	CommunicateATC	RadioFrequencyATC	Blue	Yellow	Yellow
289	CommunicateATC	SpeechDetectorTriggered	Blue	Blue	Blue
290	CommunicateATC	StickButtonRadioPressed	Blue	Yellow	Yellow
291	CommunicateC2	RadioFrequencyC2	Red	Red	Red
292	CommunicateC2	SpeechDetectorTriggered	Blue	Blue	Blue
293	CommunicateC2	StickButtonRadioPressed	Blue	Yellow	Yellow

Abbildung 5.44: Evidenzen zur Abwägung zwischen den Aufgaben *CommunicateATC* und *CommunicateC2*. Die ablehnende Evidenz zur Observation *RadioFrequencyC2* schließt die Aufgabe *CommunicateC2* aus.

5.6.3 Dempster-Shafer-Inferenz

Algorithmus

Im letzten Schritt werden die Evidenzen gemäß der in 4.4.7 gezeigten Dempster-Shafer-Kombinationsregel zu einem Gesamtergebnis kombiniert. Anhang 10.3 zeigt den dafür entwickelten C++ Inferenzalgorithmus.

In der Praxis hat sich gezeigt, dass es bei der Kombination mehrerer Evidenzen zu numerischen Instabilitäten kommen kann. Zur Verbesserung der numerischen Stabilität enthält dieser Algorithmus neben der eigentlichen Inferenz deshalb auch Fehlerkorrekturen, die Glaubenswerte knapp kleiner als 1 auf 1 aufrunden und Glaubenswerte knapp größer 0 auf 0 abrunden. Dieses Vorgehen liefert so in der Praxis richtige Ergebnisse. Das Problem ist allerdings theoretisch noch nicht vollständig gelöst.

Der implementierte Inferenzalgorithmus benötigt zusammen mit der vorgeschalteten Sensorprozesskette auf einem handelsüblichen PC etwa 40-80 ms, um alle Evidenzen zu verarbeiten und auf die Tätigkeit zu schließen. Dies erfüllt die Echtzeitanforderungen wie in Abschnitt 4.3.1 definiert.

Beispielergebnis

Abbildung 5.45 zeigt als Screenshot des Programms *PAD* einen Ausschnitt der so erhaltenen Glaubensverteilung zum obigen Beispiel.

Left Pilot									
Detected Activity: CommunicateATC and FlyTransitFriendManual									
TO: 2.7 s TSS: 91 TSF: 0.2 Hz									
Filter:									
	Task	Filtered	Unfiltered	Belief	Doubt	Ignorance	Plausibility	Pignistic	
1	CommunicateATC	Blue/Red	Blue/Red	1.0	0.0	0.0	1.0	1.0	
2	FlyTransitFriendManual	Blue	Blue	1.0	0.0	0.0	1.0	1.0	
3	CheckAviationParameters	Yellow	Yellow	0.2	0.0	0.8	1.0	0.6	
4	TrimAircraft	Yellow	Yellow	0.2	0.0	0.8	1.0	0.6	
5	CheckRadio	Yellow	Yellow	0.2	0.2	0.7	0.8	0.5	
6	LocalizeHelicopter	Yellow	Yellow	0.1	0.0	0.9	1.0	0.6	
7	SetLandingLightsOn	Yellow	Yellow	0.0	0.2	0.8	0.8	0.4	

Abbildung 5.45: Auszug aus einem Ergebnis der Tätigkeitsinferenz. Im Beispiel fliegt der Pilot gerade manuell den Hubschrauber und führt Flugfunkprechverkehr durch.

In der ersten Spalte ist die Liste aller erkennbaren Aufgaben des Aufgabenmodells dargestellt. Die zweite und die dritte Spalte zeigen farblich die Glaubenswerte $Q_{total}(X, t)$ im Zeitverlauf (*Belief* blau, *Plausibility* ($1 - Doubt$) rot, *Ignorance* gelb), wobei die gefilterten Werte zeitlich über 100 ms geglättet sind. Das exponentielle Abklingen der Glaubenswerte ist gut zu erkennen. Die schmale vierte Spalte zeigt den momentanen Glaubenswert. Die restlichen Spalten repräsentieren die dazugehörigen numerischen Glaubenswerte. Je höher der Glaube und je kleiner das Unwissen einer Aufgabe ist, desto weiter oben befindet sich diese in der Tabelle. Oben stehen folglich die Aufgaben der momentanen Tätigkeit (*CommunicateATC* und *FlyTransitFriendManual*).

Extraktion der Tätigkeit

Der letzte Schritt besteht in der Extraktion der eigentlichen Pilotentätigkeit aus dieser Verteilung der Glaubenswerte. Hierbei wird eine Klassifikationsentscheidung getroffen. Dies geschieht durch die Interpretation des resultierenden Glaubenstriplets $Q_{total}(X, t)$. Intuitiv kann eine Aufgabe dann als Teil der momentanen Tätigkeit betrachtet werden, wenn der Glaube im Triplet den größten Wert gegenüber Unwissen oder Skepsis besitzt, das heißt:

$$p > q + r \quad (91)$$

Da das Triplet auf 1 normiert ist, ist dieses Kriterium gleichbedeutend mit:

$$p > 0.5 \quad (92)$$

Filterung mit Wirkungsfaktor

In der Praxis können Oszillationen und Kausalitätsprobleme für sehr kurze Ereignisse auftreten, wenn man lediglich den Schwellwert zu einem bestimmten Zeitpunkt betrachtet (Beispiel: Gleichzeitiges Drücken eines Knopfes und Zustandsänderungen). Aus diesem Grund wird ein letzter Filterungsschritt durchgeführt. Eine Annahme hierbei ist, dass, je länger eine Aufgabe als solche erkannt wird, desto sicherer die Erkennung ist. Aus diesem Grund wird ein sogenannter Wirkungsfaktor I definiert, welcher den Glaubenswert über die Zeit integriert, solange dieser größer als der Schwellwert ist:

$$I = \int_{\text{while } p(t) > 0.5} p(t) dt \quad (93)$$

Die Integration wird gestoppt, sobald der Glaube wieder unter den Schwellwert fällt. Ist dieses Integral groß genug (hier 0.4), so wird die Aufgabe als Teil der momentanen Pilotentätigkeit aufgefasst.

Der Nachteil dieser Filterung ist eine zusätzliche Verzögerung der Erkennungsentscheidung, bei der die genaue Dauer von der Stärke des Glaubens $p(t)$ abhängt. Je größer p , desto kleiner die Integrationszeit und desto schneller die Erkennung.

Direkte Ausgabe der erkannten Tätigkeit

Im in Abbildung 5.45 gezeigten Beispiel ist die so erkannte Tätigkeit als Zeichenkette im Textfeld *Detected Activity* dargestellt. Diese kann optional auch per Sprachausgabe über die Kopfhörer der Piloten und Lautsprecher ausgegeben werden.

Um keine permanente Geräuschkulisse zu erzeugen, findet die Ausgabe nur bei einem Wechsel der Aufgabensituation statt. Diese Funktion wird zur Evaluierung der Tätigkeitserkennung in einer Platzrunde verwendet (6.4).

5.7 Implementierung der Ressourcenabschätzung

Systemübersicht

Die Implementierung der Ressourcenbestimmung basiert auf der in Abschnitt 4.5 beschriebenen Methode. Abbildung 5.46 zeigt das zugehörige Systemschaubild.

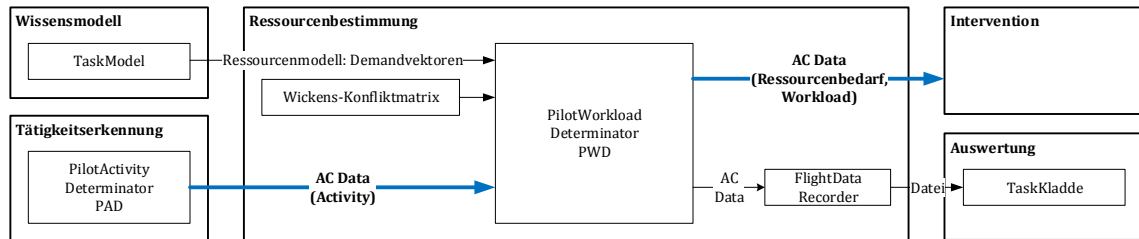


Abbildung 5.46: Systemarchitektur der Ressourcenbestimmung.

Die Ressourcenabschätzung geschieht im Programm *PilotWorkloadDeterminator (PWD)*. Die erkannten Aufgaben der Tätigkeitserkennung werden darin mit den im Aufgabenmodell hinterlegten Demand-Vektoren zur Ressourcenauslastung kombiniert (siehe (5.4)).

Als Ergebnisse erhält man eine Abschätzung der Gesamtauslastung einzelner Ressourcen sowie ein Gesamtbeanspruchungsmaß. Die Ergebnisse werden den Modulen zur adaptiven Intervention zur Verfügung gestellt.

Außerdem findet die Datenaufzeichnung mit dem *FlightDataRecorder* zur späteren Auswertung mit dem Programm *TaskKladde* (6.3) statt.

Auslastung einzelner Ressourcen

Abbildung 5.47 zeigt ein Beispiel für die aufsummierte Ressourcenauslastung einzelner Kanäle (siehe Gleichung (49) zu Konzept in 4.5.3).

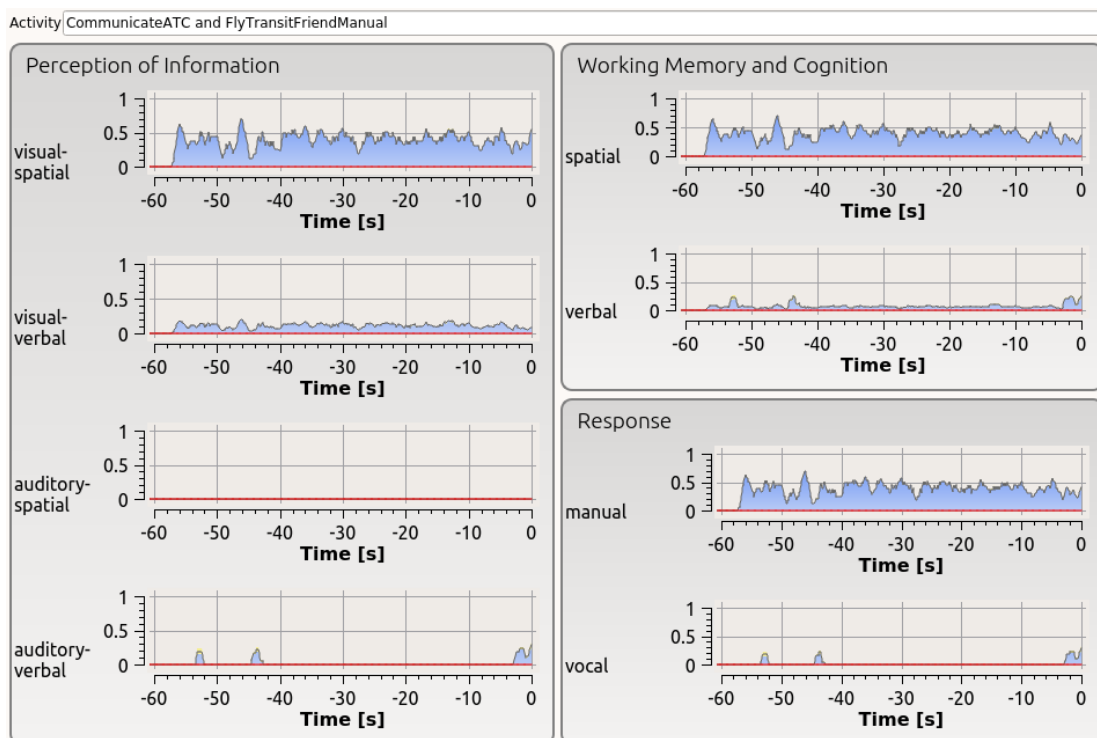


Abbildung 5.47: Screenshot des Programms PWD für die Auslastung einzelner Ressourcen. Die Darstellung geht auf den Ressourcenmonitor von (Maiwald & Schulte, 2015) zurück.

Es werden die Hauptaufgabe *FlyTransitFriendManual* und zusätzlich sporadisch *CommunicateATC* bearbeitet (Fliegen mit Flugfunksprechverkehr). Zu sehen sind ein mittelhoher Bedarf visuell-räumlicher (*VS*), kognitiv-räumlicher (*CS*) und manuell-reaktiver Ressourcen (*RM*) durch die primäre Flugführungsaufgabe. Mit dem Beginn der Funktätigkeit kann man zusätzlich noch eine leicht erhöhte Auslastung der Ressourcenkanäle auditiv-verbal (*AV*), kognitiv-verbal (*CV*) und verbaler Reaktion (*RV*) erkennen.

Gesamtbeanspruchungsmaß

Abbildung 5.48 zeigt das Gesamtbeanspruchungsmaß (*Estimated Mental Workload*) zum in Abbildung 5.47 gezeigten Beispiel für die Aufgabentätigkeit *FlyTransitFriendManual* und zeitweise *CommunicateATC* (vgl. Formel (61) aus Abschnitt 4.5).

Das Gesamtbeanspruchungsmaß bewegt sich in dieser typischen Flugführungssituation im mittleren Bereich. Da diese Metrik ebenfalls normiert ist, würde auch hier ein Wert nahe oder größer als 1 auf eine mögliche Überforderungssituation hinweisen.

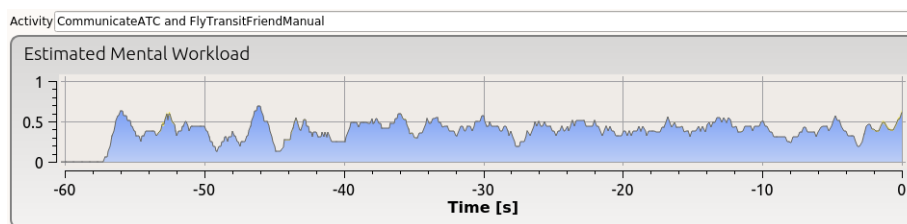


Abbildung 5.48: Screenshot des Programms PWD für das Gesamtbeanspruchungsmaß. Die Darstellung geht auf den Ressourcenmonitor von (Maiwald & Schulte, 2015) zurück.

5.8 Implementierung anderer Teile des Assistenzsystems

Diese Arbeit implementiert nur einen Teil des im Projektverbund mit anderen Arbeitskollegen entstandenen Assistenzsystems. Zum funktionierenden Gesamtkonzept gehören jedoch noch weitere Komponenten, welche der Vollständigkeit halber noch kurz vorgestellt werden.

Einzelne Textpassagen in diesem Abschnitt sind der Veröffentlichung (Honecker & Schulte, 2017b) entnommen.

5.8.1 Implementierung der Mixed-Initiative Missionsplanung

Für die technische Umsetzung der Missionsplanung verwenden (F. Schmitt & Schulte, 2016) als primäres Planungswerkzeug einen *PDDL* Planer (McDermott u. a., 1998), welcher die zur Lösung des Planungsproblems erforderlichen Missionsaufgaben in einen kausalen Zusammenhang stellt.

Der *Constraints Optimization Solver CPLEX* (IBM Corporation, 2019) optimiert das Planungsergebnis hinsichtlich verschiedener Nebenbedingungen. Diese sind beispielsweise die Minimierung der Bedrohung des bemannten Hubschraubers, des Zeitbedarfs verschiedener Planungsalternativen, des Ressourcenbedarfs der UAVs oder die Berücksichtigung geospezifischer Merkmale wie des Geländes oder der Besiedlungsdichte.

Eine Kernkomponente des Missionsplaners ist ein automatischer Hubschrauber-Routenplaner (F. Schmitt & Schulte, 2016, 2018a), welcher unter anderem in der Lage ist, dem Autopiloten des Hubschraubers automatisch abfliegbare Routen zur Verfügung zu stellen.

Als Bedienschnittstelle zur Benutzerinteraktion dient das Multifunktionsdisplay (*MFD*) (Brand, 2013). Die Piloteneingaben werden dabei als logische Beschränkungen (*Constraints*) vom Planer berücksichtigt.

Weitere Einzelheiten zur Implementierung sind in (F. Schmitt, Roth, & Schulte, 2017) zu finden. Experimentelle Ergebnisse hierzu in (F. Schmitt & Schulte, 2018a, 2018b).

5.8.2 Implementierung der Situationsbeurteilung und Projektion

Dieser Teil des Assistenzsystems wurde weitestgehend von Brand konzipiert und umgesetzt (Brand & Schulte, 2016, 2017, 2018).

Das Computerprogramm *PlanExecutionMonitoring PEM* ergänzt hierzu den von Mensch und Maschine generierten Missionsplan (Abschnitt 5.8.1) zu einem detaillierten Handlungsplan mit Hilfe des Aufgabenmodells. Weiterhin fließen die Ergebnisse der Tätigkeitserkennung als Eingangsdaten in *PEM* ein.

Mit Hilfe des detaillierten Missionsplans können nicht nur Vergangenheit und Gegenwart, sondern auch die nahe Zukunft untersucht werden. Das Assistenzsystem sieht, was noch getan werden muss, und kann für diese Aufgaben die benötigten mentalen Ressourcen abschätzen und so eventuelle bevorstehende Überforderungszustände oder kritische Situationen rechtzeitig identifizieren (3.4.6).

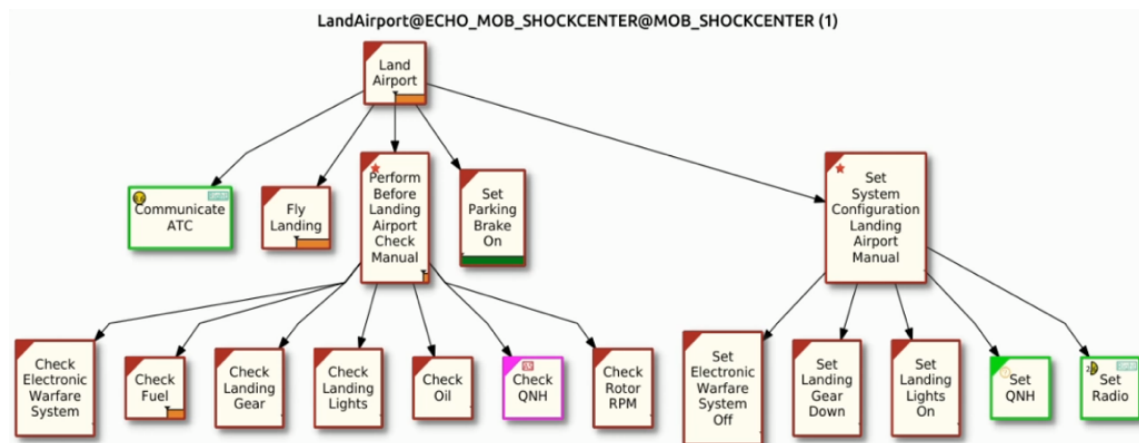


Abbildung 5.49: Screenshot der Planausführungsüberwachung im Programm *PEM* (Brand & Schulte, 2016, 2017, 2018).

In Abbildung 5.49 ist ein Screenshot des Programms *PEM* gezeigt, welcher den detaillierten Aufgabenbaum für Landung an einem Flughafen darstellt. Grün umrandete Aufgaben wurden bereits abgearbeitet, rot umrandete dagegen noch nicht.

Überschreitet das Produkt aus Glaubenswert für die Bearbeitung einer Aufgabe und der Bearbeitungsdauer einen einstellbaren Schwellwert, so wird die Aufgabe im detaillierten Plan als erfolgreich bearbeitet abgehakt (In der Abbildung grün dargestellt). Die in der Farbe Pink hervorgehobenen Aufgaben (hier *CheckQNH*) wurden vom Assistenzsystem selbstständig durchgeführt. Wurde eine Aufgabe nicht bearbeitet, obwohl der Plan dies vorsieht, kann das Assistenzsystem diese als vergessen behandeln und Interventionen einleiten.

5.8.3 Implementierung der adaptiven Intervention

Motivation

Die Funktionen zur adaptiven Intervention sind für das Assistenzsystem und den Closed-Loop-Nachweis der Tätigkeitserkennung in Abschnitt 7.2 von zentraler Bedeutung.

Dieser Teil des Assistenzsystems wurde ebenfalls von Brand konzipiert und umgesetzt (Brand & Schulte, 2017).

Beschreibung

Brand verwendet die kognitive Systemarchitektur Soar (Laird, 2012; Laird u. a., 1987), um in einem wissensbasierten Ansatz mittels Fakten und Regeln das Verhalten des Assistenzsystems zu gestalten. Die Regeln sorgen dafür, dass sich das Assistenzsystem gemäß den in Abschnitt 2.4.2 genannten Grundforderungen in einer eskalierenden Weise verhält und enthalten Interventionsstrategien für die verschiedenen Interventionsauslöser.

Das System verwendet das Wissen über Aufgaben, Beziehungen zwischen Aufgaben und Beschränkungen aus dem Aufgabenmodell. Das Kontextwissen fließt über die Simulation und die Situationserfassung ebenfalls mit ein.

Interventionsstrategien

Auf den verschiedenen Eskalationsstufen stehen verschiedene Mittel zur Verfügung. Vergleiche hierzu Abbildung 5.50.

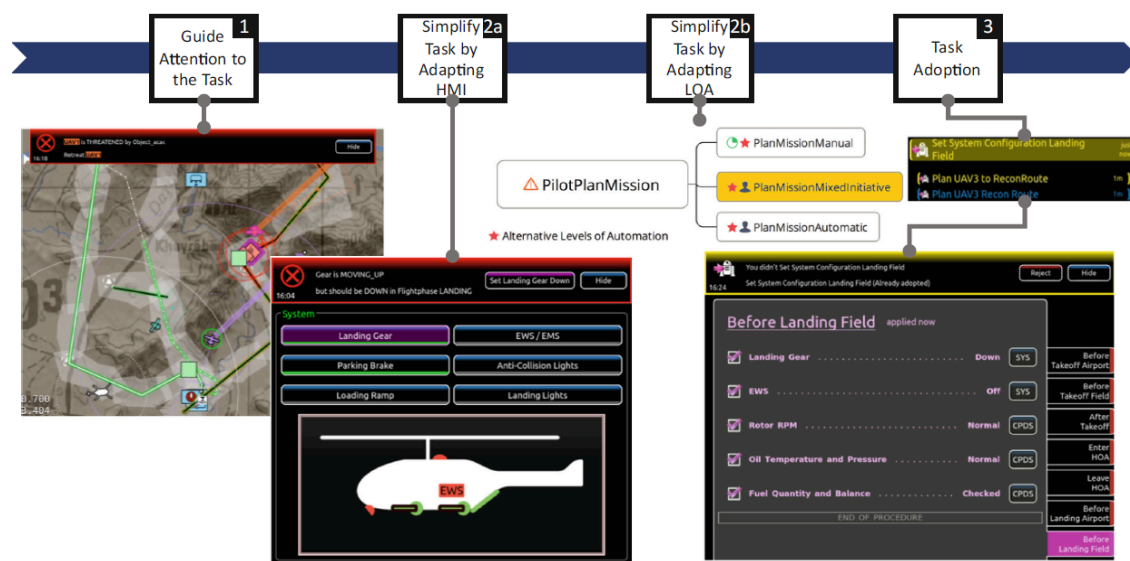


Abbildung 5.50: Intervention auf verschiedenen Eskalationsstufen. Aus (Brand & Schulte, 2018).

Zur Aufmerksamkeitslenkung (Schritt 1: *Attention Guiding*) dienen beispielsweise Dialoge und Warntöne im Cockpit.

Zur Aufgabenvereinfachung (Schritte 2a und 2b: *Task Simplification*) werden Lösungsansätze aufgezeigt und Automation angeboten. Dabei können automatisch die entsprechenden Seiten auf dem Multifunktionsdisplay geöffnet werden, mit deren Hilfe sich das Problem lösen lässt.

In dringlichen und kritischen Fällen ist dem Assistenzsystem erlaubt, ganze Aufgaben selbstständig zu übernehmen, beispielsweise das Ausfahren eines vergessenen Fahrwerks kurz vor der Landung (Schritt 3: *Task Adoption*).

6 Evaluierung der Methode im Simulator

Dieses Kapitel beschreibt die Mensch-Maschine-Experimente zur Untersuchung des in den Kapiteln 3 und 4 konzeptionierten und in Kapitel 5 implementierten aufgabenzentrierten Assistenzsystems. Die Schwerpunkte sind die maschinelle Tätigkeitserkennung und Abschätzung der Workload. Anwendungsbeispiele der Tätigkeitserkennung und speziell der Nachweis zur Assistenz im Closed-Loop befinden sich in Kapitel 7.

6.1 Design der Mensch-Maschine-Experimente

6.1.1 Zielsetzung der Experimente

Ziel der Experimente ist es, die Tragfähigkeit eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems mit automatischer Tätigkeitserkennung im Anwendungskontext von MUM-T Hubschraubermissionen zu untersuchen und ein vielschichtiges und kritisches Bild der Leistungsfähigkeit und Anwendbarkeit zu vermitteln.

Die experimentelle Fragestellung spiegelt dabei die Forschungsfragestellung wider (Einleitung 1.4). Explizit werden folgende Punkte adressiert:

1. Funktionsfähigkeit der Tätigkeitserkennung
2. Kontextreiche Operationalisierung der mentalen Beanspruchung
3. Workload-Adaptivität der Assistenz

Probleme

Die Realisierung eines geeigneten Experimentaldesigns zur Evaluierung der Tätigkeitserkennung ist keine einfache Aufgabenstellung, da verschiedene Schwierigkeiten auftreten. Zur Abschätzung der Systemleistung muss das Modellverhalten mit Referenzwerten verglichen werden. Diese Referenzwerte sind die tatsächlich durchgeführten Aufgaben.

Wohingegen es verhältnismäßig einfach ist, zu ermitteln und maschinell aufzuzeichnen, welche Aufgaben der Pilotentätigkeit das automatische System detektiert, ist es äußerst schwierig, im selben Detailgrad herauszufinden, welchen Aufgaben ein Operateur wirklich nachgeht.

Da das Konstrukt der Aufgabe selbst subjektiv ist, können die durchgeführten Aufgaben nur von Experten selbst angegeben werden. Oft sind Experten aber nicht in der Lage, ihre Tätigkeit und durchgeführte Aufgaben präzise zu artikulieren, oder sie haben diese bei Befragungen nach der Experimentdurchführung bereits wieder vergessen.

Gerade hochtrainierte Domänenexperten führen oft unterbewusste Handlungen aus, die ebenfalls schwer zu identifizieren sind. Experimentatoren müssen in Befragungen deshalb häufig nachhaken. Sie erhalten dann oft Antworten der Form: "*Ja richtig, da war ja noch was, hatte ich vergessen.*"

Auch in den hier vorgestellten Experimenten hat sich gezeigt, dass die Probanden oft selbst davon überrascht waren, wie viele Aufgaben sie eigentlich in einer Situation bearbeitet hatten.

Nachweisführung

Im ersten Schritt wird die Methode der Tätigkeitserkennung an sich und im zweiten Schritt in ihrem Kontext als Teil eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems für MUM-T Hubschraubermissionen im Gesamtwirkungskreis (Closed-Loop) untersucht.

6.1.2 Methoden zur Evaluierung der Tätigkeitserkennung

Die Methode zum Funktionsnachweis der Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung muss in der Lage sein, Referenzwerte aus einer Expertenbefragung (Parameter wie Aufgaben, mentale Ressourcen, Workload) mit den automatisch aufgezeichneten Ergebnissen der maschinellen Tätigkeitserkennung zu vergleichen.

Im Folgenden werden verschiedene Methoden für diese Aufgabe vorgestellt und anschließend die Entscheidung für die gewählte Auswertemethode erläutert.

Protokoll „Lautes Denken“

Das Protokoll „Lautes Denken“ (Ericsson & Simon, 1980) ist die einfachste Form um die Systemleistung der Tätigkeitserkennung zu evaluieren. Während der Durchführung des Experiments spricht die Versuchsperson laut mit, was sie gerade tut. Diese Tätigkeit umfasst eventuell mehrere parallel durchgeführte Teilaufgaben. Der Experimentalleiter protokolliert diese Aussagen manuell oder automatisch zur späteren Auswertung.

Der Vorteil dieser Methode ist, dass sie einfach, online und in Echtzeit durchführbar ist. Da die Durchführung während des Experiments stattfindet, stellt das Erinnerungsvermögen der Versuchspersonen keine größere Schwierigkeit dar.

Das Protokoll „Lautes Denken“ hat jedoch auch wesentliche Nachteile. Es erfordert eine zusätzliche kognitive und verbale Intervention des Probanden, welche als eine zusätzliche Aufgabe aufgefasst werden kann. Wie jede andere Aufgabe auch, erfordert sie daher zusätzliche Aufmerksamkeit und mentale Ressourcen und erhöht so die mentale Beanspruchung. Ressourcenkonflikte können zu negativen Interferenzen mit anderen Aufgaben führen, denn besonders in hoch dynamischen Szenarien mit mehreren parallel zu bearbeitenden Aufgaben sind für diese Nebenaufgabe kaum noch mentale Ressourcen frei.

Als Konsequenz kann die Methode das eigentliche Experiment beeinflussen und Fehler provozieren. Im günstigsten Fall vergisst die Versuchsperson nur die Aufgaben verbal protokollarisch wiederzugeben, im Extremfall wird dagegen das gesamte Experiment gefährdet.

Eine besondere Schwierigkeit zeigt sich in der Artikulierung von Multitasking-Situationen. Da es ist nahezu unmöglich ist, zwei verschiedene Dinge gleichzeitig verbal wiederzugeben, kann eine Versuchsperson die Tätigkeit nur schwer online in einzelne Aufgaben separieren. Das Protokoll „Lautes Denken“ liefert deshalb nur relativ grobgranular die gerade bearbeiteten Aufgaben. Auch führt das Sprechen der Versuchsperson während des Experiments zu einer Rückkopplung im Beobachtungssystem. Das bedeutet für die Umsetzung, dass die Tätigkeitserkennung modifiziert werden müsste, um die Generierung falscher Evidenzen zu verhindern.

Als mögliche Verbesserung könnte die Experimentausführung beim Protokoll „Lautes Denken“ zur Vermeidung einer zusätzlichen Beanspruchung pausiert werden. Dies unterbricht jedoch den eigentlichen Ablauf des Experiments, was zu einem Verlust des Situationsbewusstseins führen kann.

Postexperimentelle Befragung

Eine weitere einfache Möglichkeit, um die Tätigkeit und Parameter für die mentalen Ressourcen in Erfahrung zu bringen, ist eine Befragung direkt im Anschluss an die Experimente mit Hilfe von Fragebögen in Papier- oder elektronischer Form. Eine Befragung dieser Art wurde beispielsweise von Maiwald durchgeführt, um Demand-Vektoren zu gewinnen (Maiwald, 2013, S. 141–189).

Ein Vorteil dieser Methode ist, dass sie sehr einfach und schnell umzusetzen ist. Weiterhin zeichnet sie sich dadurch aus, dass sie nicht intrusiv ist und die Experimentdurchführung nicht unterbrochen werden muss.

Die Methode hat jedoch den Nachteil, dass sich die Versuchspersonen zum Zeitpunkt der Befragung nicht mehr oder nicht mehr gut in die Situation während der Ausführung des Experiments hineinversetzen können und somit die Antworten zusätzlichen subjektiven Einflüssen unterworfen sind.

Außerdem ist die Befragung für viele einzelne Parameter sehr zeitaufwändig und für die Versuchspersonen äußerst anstrengend und ermüdend. Gerade gegen Ende der Befragung besteht die Gefahr, dass die Probanden ihre Aufgabe nicht mehr gewissenhaft ausführen und so Fragen voreilig und flüchtig beantworten, um zügiger fertig zu werden.

Videoanalyse

Die *Videoanalyse* (z.B. (Koch & Zumbach, 2002)) stellt eine verbesserte Methode der post-experimentellen Befragung dar. Während der Durchführung des Experiments werden die Versuchspersonen mittels Videokameras und Mikrofonen beobachtet und die Daten aufgezeichnet. Die Videoanalyse findet dann zeitnah im Anschluss an die Durchführung des eigentlichen Experiments statt, indem die Videos zusammen mit dem Probanden langsam durchgesprochen werden. Dabei werden speziell die Tätigkeiten ähnlich dem Protokoll „Lautes Denken“ adressiert und einzelne Aufgaben identifiziert. Unter anderem sind die Start- und Endzeitpunkte der einzelnen Aufgaben relevant.

Die Videoanalyse besitzt gegenüber der postexperimentellen Befragung mittels Fragebögen den Vorteil, dass sie Versuchspersonen sehr gut wieder in die Situation hineinversetzen kann. Durch wiederholtes Anschauen und Pausieren der Videos ist eine sehr feingranulare Bestimmung der Aufgaben und Parameter möglich. Weiterhin ist die Methode nicht intrusiv.

(Flemisch & Onken, 2002) haben eine videobasierte Analyse direkt mit einer schriftlichen Befragung verglichen. Dabei wurde gezeigt, dass manche Informationen von den Probanden nur mittels der Videoanalyse gewonnen werden konnten.

Ein Nachteil der Videoanalyse ist, dass die Implementierung unter Umständen sehr aufwändig ist, falls die dafür nötige Software noch nicht vorhanden ist, denn es muss eine Datenaufzeichnung und Wiedergabe realisiert werden. Über einen längeren Zeitraum ist diese intensive Methode ebenfalls ermüdend und kann daher nur sehr gezielt eingesetzt werden.

Um die Videoanalyse auf die Tätigkeitserkennung anwenden zu können, selektieren die Versuchspersonen beispielsweise die in der jeweiligen Aufgabensituation durchgeführten Aufgaben aus einer Liste. Dies ist in Papier- oder digitaler Form möglich. Eine lange Liste mit Aufgaben führt jedoch schnell zu einem Verlust der Übersichtlichkeit und die Bewertung wird für die Probanden sehr anstrengend. Mit einer einfachen Liste kann so nur ein sehr kleines Aufgabenmodell untersucht werden.

Die Methode der Videoanalyse lässt sich verbessern, indem man keinen einfachen Fragebogen verwendet, sondern einen interaktiven Aufgabenbaum und andere softwareergonomische Maßnahmen implementiert (siehe 6.3.2).

Sprachausgabe

Die Methode der Sprachausgabe invertiert das Protokoll „Lautes Denken“.

Dabei gibt das System per Sprachsynthese von sich aus immer wieder aus, was es denkt, was die Versuchsperson gerade macht und welche Aufgaben sie dabei durchführt. Die Ver-

suchsperson beurteilt im Anschluss an das Experiment die Systemleistung mit einem Fragebogen.

Der Vorteil dieser Methode ist, dass während des Experiments kein direkter Eingriff erforderlich ist und die Simulation nicht angehalten werden muss. Dadurch wird ein Verlust des Situationsbewusstseins verhindert. Für die Versuchsperson ist eine Evaluierung insofern einfach, als dass die Initiative vom System ausgeht, das vorschlägt, welche Aufgaben es für die momentane Tätigkeit hält. Die Versuchsperson muss dem Vorschlag dann nur noch zustimmen oder widersprechen.

Diese Beurteilung kann während der Durchführung des Experiments oder danach stattfinden.

Diese Methode ist deutlich aufwändiger zu realisieren als das Protokoll „Lautes Denken“. Deshalb können damit nur sehr kurze Szenarien untersucht werden und sie eignet sich nicht zur Untersuchung ganzer Heeresfliegermissionen. Auch können keine quantitativen und objektiven Analysen durchgeführt werden, da die Probanden nur pauschal und subjektiv die Systemleistung beurteilen können. Ein weiterer Nachteil ist, dass durch die Vorauswahl von Aufgaben das mögliche Aufgabenspektrum a priori eingeschränkt wird.

Anstelle der recht subjektiven Beantwortung der Systemleistung mit Hilfe eines Fragebogens lässt sich auch eine direkte Befragung während der Missionsdurchführung umsetzen, was eine quantitativere Auswertung ermöglicht.

Diese vermutete Tätigkeit könnte mittels einer kurzen verbalen Antwort oder einem Knopfdruck auf die Sprachausgabe des Systems quittiert werden. Dabei werden die erkannten Tätigkeiten bereits zur Laufzeit des Experiments als richtig oder falsch klassifiziert. Dies ist jedoch nur eingeschränkt möglich, sofern die mentalen Ressourcen nicht voll ausgelastet sind.

Gerade in hochdynamischen und kritischen Situationen ist die Methode sehr störend und intrusiv. Bei der Quittierung durch Knopfdrücke besteht zusätzlich die Gefahr einer Verwechslung der Knöpfe.

Methodenauswahl

Keine der oben genannten Methoden kann alleine zufriedenstellend den Nachweis führen und die Systemleistung der maschinellen Tätigkeitserkennung objektiv beurteilen. Insbesondere ist eine umfassende statistische Auswertung aufgrund der Komplexität der Missionen und geringer Anzahl an Versuchspersonen weitestgehend nicht möglich. Folglich müssen Abstriche gemacht und ein Kompromiss gefunden werden.

Die wichtigste Anforderung an die Evaluierungsmethode ist die Vermeidung intrusiver Eingriffe, um eine zusätzliche Beanspruchung der Versuchspersonen, einen Verlust des Situationsbewusstseins sowie dadurch bedingte Fehler zu verhindern. Eine Unterbrechung der Missionen wird daher bewusst nicht durchgeführt.

Aufgrund dieser Anforderung fallen intrusive Methoden wie das *Protokoll* „Lautes Denken“ und die Sprachausgabe für die Evaluierung von Gesamtmissionen weg.

Videoanalyse anhand von Fallbeispielen aus Gesamtmissionen

Die Methode der Wahl ist deshalb die Videoanalyse, welche aufgrund der oben genannten Vorteile sehr vielversprechen erscheint.

Die detaillierte Videoauswertung ganzer Missionen ist aufgrund des Umfangs jedoch nicht möglich. Deshalb werden interessante Fallbeispiele aus den Gesamtmissionen extrahiert und hinsichtlich der Aufgabenbearbeitung und daraus resultierender Beanspruchung untersucht.

Da selbst die Videoanalyse einzelner Fallbeispiele noch sehr aufwändig und für die Probanden sehr anstrengend ist, muss diese durch softwareergonomische Maßnahmen vereinfacht und an die Problemstellung angepasst werden.

Als Werkzeug hierfür wird das speziell für diesen Zweck entwickelte Programm *TaskKladde* verwendet, um die Expertenbefragung für die Probanden so einfach und interaktiv wie möglich zu gestalten und gleichzeitig ein gutes Befragungsergebnis zu erzielen (6.3).

Platzrunde mit Sprachausgabe

Da die Sprachausgabe der Tätigkeit aufgrund der vorhandenen Infrastruktur im Simulator einfach umzusetzen ist (vgl. 5.6.3), wird diese komplementär zur fallbasierten Auswertung zusätzlich durchgeführt. Aufgrund der Intrusivität geschieht dies jedoch nicht im Rahmen der Gesamtmissionen, sondern in einer separat geflogenen kurzen Platzrunde (6.4).

Externe Validität

Über diese Untersuchung hinaus zeigen die Arbeiten von Winkler den Vergleich eines aufgabenmodellbasierten Verfahrens zur ressourcengestützten Bestimmung der Workload mit physiologischen Methoden (Winkler, 2017a). Das betrachtete Anwendungsbeispiel ist eine Platzrunde in einem A320-Simulator.

6.1.3 Datenerfassung im Simulator

Für experimentelle Untersuchungen dient der in 5.2 vorgestellte Hubschrauber-Missionssimulator.

Die experimentelle Auswertung geschieht über Video-, Audio- und Textdaten, deren Verarbeitungsinfrastruktur in gemeinschaftlicher Projektarbeit am Institut für Flugsysteme implementiert wurde.

Verarbeitung und Aufzeichnung von Videodaten

Die Verarbeitung von Videodaten ist eine essenzielle Fähigkeit des Missionssimulators. So ist es nicht nur wichtig, die Simulationsergebnisse direkt zu visualisieren, sondern diese auch für die Beobachtung und Auswertung der Experimente aufzubereiten und aufzuzeichnen. Abbildung 6.1 zeigt hierzu die Verarbeitungskette als Blockschaubild.

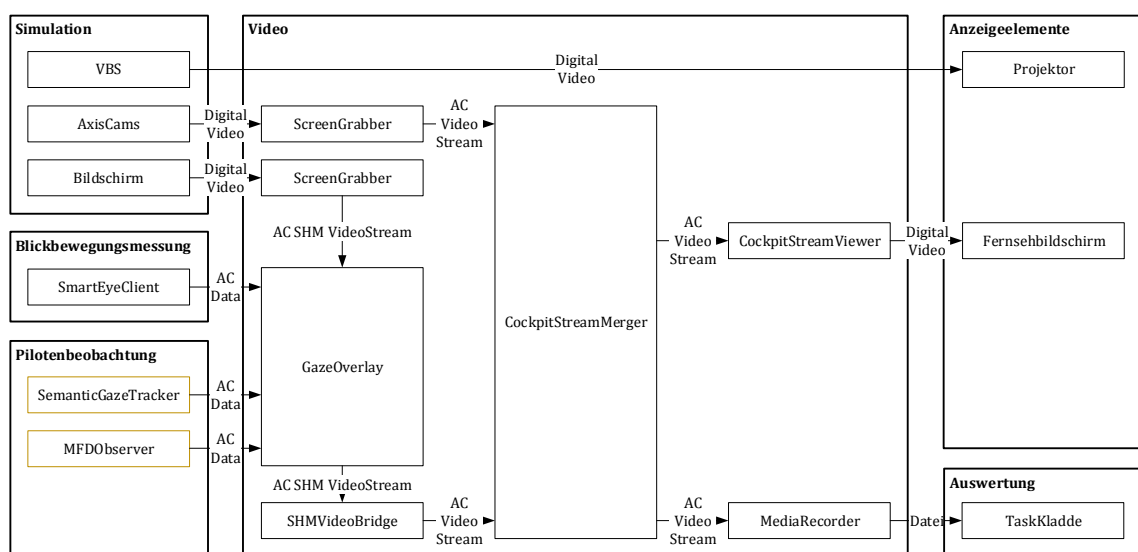


Abbildung 6.1: Systemarchitektur zur Verarbeitung von Videodaten.

Die generierte Außensicht der Simulation wird einerseits direkt auf eine Leinwand projiziert, andererseits werden die Videodaten aus Kameras und Bildschirmen digital mit Hilfe

des Programms *ScreenGrabber* abgegriffen und weiterverarbeitet.

In der Weiterverarbeitungskette werden die Bildschirminhalte mit Daten manueller Interaktionen inklusive der Stellung der Flugsteuerung (5.5.4 - 5.5.7) sowie den Daten der Blickbewegungsmessung (5.5.8) überlagert (*GazeOverlay*, siehe Abbildung 5.26) und zu einem Gesamtvideo im Programm *CockpitStreamMerger* zusammengesetzt. Dem Bild wird zusätzlich eine Tonspur gemischter Audiodateien hinzugefügt.

Abbildung 6.2 zeigt das fertige Produkt (*Cockpitstreams*), welches auf einem Fernsehbildschirm zur direkten Pilotenbeobachtung über das Programm *CockpitStreamViewer* während der Experimentdurchführung angezeigt wird.

Das Gesamtvideo ist besonders für die videobasierte Expertenbefragung und Experimentauswertung mit dem Programm *TaskKladde* nützlich (vgl. Abschnitt 6.3.2).

Auch hier findet die Datenübertragung über *AnyCom* (Boehm & Schulte, 2012) statt. Aufgrund des großen Datenaufkommens werden die Videos bevorzugt direkt auf den jeweiligen Rechnern verarbeitet und über die *Shared-Memory-Schnittstelle von AnyCom (SHM)* ausgetauscht. Die Verbreitung im Netzwerk erfolgt anschließend über TCP/IP.

Alle relevanten Videos werden durch das Programm *MediaRecorder* als Dateien auf einer Festplatte aufgezeichnet.



Abbildung 6.2: Gesamtvideo *Cockpitstreams* mit überlagerten Interaktionsdaten.

Verarbeitung und Aufzeichnung von Audiodaten

In der Simulation findet einerseits die gesamte Flugfunksimulation über das Audiosystem statt, andererseits werden auch Hubschrauber- und Umweltgeräusche simuliert und für die Experimentauswertung aufgezeichnet. Die implementierte Systemarchitektur zur Verarbeitung von Audiodaten ist in Abbildung 6.3 gezeigt.

Die Erfassung der Cockpitgespräche der Piloten für Flugfunksprechverkehr, maschinelle Pilotenbeobachtung und Sprecherkennung geschieht durch Mikrofone. Hierzu sind das Mikrophon und der Kopfhörer im Headset eines Piloten mit einem simulierten Funkgerät *AudioStreamRadio* verbunden. Das Funkgerät umfasst dabei das Programmmodul *AudioStreamCapture* zur Digitalisierung der analogen Audiosignale und das Modul *AudioStreamMonitor* zur Erzeugung analoger Audiosignale aus digitalen AnyCom-Audiodaten (*AC AudioStream*). Die Umweltgeräusche aus der Simulation werden digitalisiert und im *AudioStreamMixer* gemischt und über Lautsprecher und Kopfhörer ausgegeben.

Die Interventionskomponente des Assistenzsystems erzeugt zusätzlich verbale Assistenzhinweise, welche über das Programm *TextToSpeech* in Audionachrichten umgesetzt und dem Mischer zugeführt werden.

Das fertig gemischte Audioprodukt wird im Programm *MediaRecorder* mit den Videodaten synchronisiert und zur späteren Auswertung aufgezeichnet.

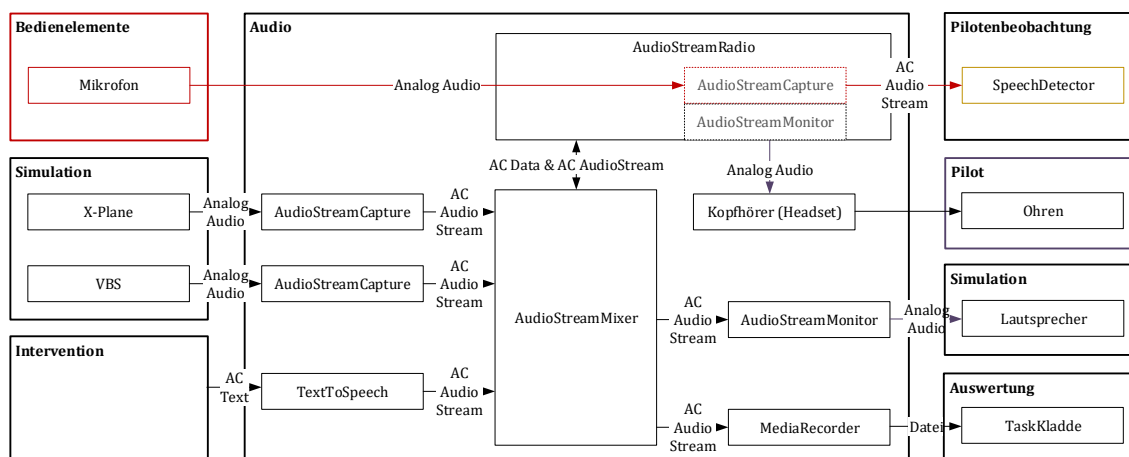


Abbildung 6.3: Systemarchitektur zur Verarbeitung von Audiodaten.

Verarbeitung und Aufzeichnung von Textdaten

Viele Daten wie Simulationsdaten, die Evidenzen und Ergebnisse der Tätigkeitserkennung, der abgeschätzte Bedarf an mentalen Ressourcen und Daten der Pilotenbeobachtung werden maschinell aufbereitet und mit dem Programm *FlightDataRecorder* als Textdateien aufgezeichnet (vgl. Abschnitte 5.3, 5.6, 5.7).

6.1.4 Testszenarios: Heeresfliegermissionen und Platzrunde

Motivation

Zur realitätsnahen Evaluierung des Assistenzsystems werden neben der Hubschraubersimulation als solches auch Szenarien und Missionen benötigt, welche möglichst viele Aufgaben des Aufgabenmodells repräsentativ abdecken.

Den Anforderungen entsprechend wurden 6 vollumfängliche MUM-T-Heeresfliegermissionen sowie eine Platzrunde am Flughafen Kabul unter Einbeziehung von Testpiloten und Experten der Bundeswehr entworfen.

Diese Missionen und die digitalen Karten wurden von Offizieren im Rahmen studentischer Arbeiten entwickelt und an die eigenen Bedürfnisse angepasst (Pyschkin, 2014; Thiel, 2017; Winkler, 2016).

Übergeordnete Eigenschaften und Elemente aller Missionen

Alle Missionen stellen typische Heeresfliegermissionen dar und spielen in einem fiktiven Einsatzgebiet in Afghanistan in der Nähe von Kabul. Die jeweilige Dauer beträgt in etwa 30 bis 60 Minuten.

Die Schwierigkeit und Dynamik der Missionen sind überdurchschnittlich hoch, um kritische Beanspruchungssituationen und Assistenzsystemeingriffe zu provozieren.

In jeder Mission findet ein Truppentransport durch den bemannten Hubschrauber in ein potenziell gefährliches Operationsgebiet (*Helicopter Operating Area, HOA*) statt. Dabei müssen Luftraumordnungsmaßnahmen eingehalten, taktische Aspekte berücksichtigt und Verfahren korrekt abgearbeitet werden.

Innerhalb des Operationsgebiets *HOA* ist deshalb tief (<200 ft AGL) und außerhalb hoch (>1000 ft AGL) zu fliegen.

Dem bemannten Hubschrauber sind drei UAVs als abgesetzte Sensorplattformen direkt unterstellt, welche in einer MUM-T Konfiguration direkt aus dem Cockpit geführt werden. Mit Hilfe der UAVs und deren an Bord befindlichen Sensoren müssen Flugrouten und Landezonen durch den Hubschrauberkommandanten zeitnah vorab aufgeklärt und gefundene Objekte hinsichtlich ihrer Bedrohung klassifiziert werden. Mögliche Bedrohungen sind dabei bewaffnete Personen oder Fahrzeuge.

Die Missionen enthalten allesamt Elemente, die eine kleinere oder größere Missionsumplanung erzwingen oder einen Folgeauftrag beinhalten, und werden in den folgenden Abschnitten kurz vorgestellt.

Mission Kabul Demo

Die Mission *Kabul Demo* (Thiel, 2017) ist die erste Mission, welche von den Piloten nach dem Trainingstutorial (vgl. 6.1.5) in der Experimentalkampagne geflogen wird.

In dieser Mission werden Aufständische in einem Gefängnis nahe Kabul festgehalten. Das Gefängnis wird von eigenen Truppen bewacht, welche durch den Hubschrauber im Rahmen eines Truppentransports zurück nach Kabul geflogen werden sollen. Das Gebiet um das Gefängnis ist unsicher und es muss mit Bedrohung durch Aufständische gerechnet werden. Auf dem Rückflug werden die Piloten durch eine Lageänderung überrascht: Es werden feindliche Truppen gemeldet, welche sich in die Richtung eines verbündeten Standorts bewegen. Der Hubschrauber soll die transportieren Truppen jetzt nicht nach Kabul, sondern nach einer Umplanung zur Verstärkung an den verbündeten Standort fliegen.

Diese Mission war ursprünglich als zweite Testmission unter realen Bedingungen geplant. Da sich nach dem Training und der ersten Testmission jedoch herausstellte, dass die Probanden durchaus in der Lage waren, die Mission ohne Intervention von außen selbständig zu fliegen, wurde auch diese zur Evaluierung der Tätigkeitserkennung und Verbesserung der Statistik herangezogen (vgl. Problematik in 6.1.5).

Mission Special Observation

In dieser Mission finden verbündete Kräfte eine improvisierte Sprengfalle (*IED*) und ein Team zur Kampfmittelräumung wird angefordert. Das Team soll durch den bemannten Hubschrauber ins Einsatzgebiet transportiert werden (Abbildung 6.4).

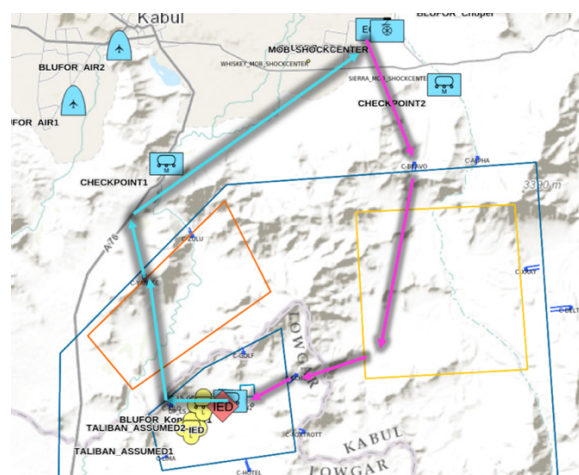


Abbildung 6.4: Taktische Lage zur Mission *Special Observation* (Quelle: Institut für Flugsysteme).

Der Flug beginnt an der Heimatbasis (*MOB*) und führt entlang der magentafarbenen Route über den Einflugpunkt *C-BRAVO* ins Einsatzgebiet (*HOA*, äußere blaue Box).

Unterwegs werden auf dem Boden entlang der Flugroute unbekannte Objekte durch die UAVs gefunden. Der Rückweg führt über die türkisfarbene Route und über den Ausflugpunkt *C-YANKEE* zurück zur Heimatbasis. Für den Fall, dass die Hubschrauberflugroute bedroht wäre, müssten alternative Flugrouten aufgeklärt werden. Diese Mission enthält keinen weiteren Folgeauftrag.

Mission Golden Hour

Die Mission *Golden Hour* stellt ein typisches *MEDEVAC* Szenario dar. Darin werden eigene Kräfte in einem Gefecht mit Aufständischen verletzt und müssen durch den MUM-T Hubschrauber gerettet und zurück zur Heimatbasis geflogen werden.

Auf dem Rückweg verschlechtert sich der Gesundheitszustand eines Patienten, sodass dieser umgehend ins nächste geeignete Krankenhaus (*Shockcenter*) geflogen werden muss. Hierbei muss die Mission umgeplant werden.

Die Mission dauert insgesamt etwa 30 Minuten. Auch in dieser Mission werden Flugrouten bedroht, welche durch die mitgeführten UAVs aufgeklärt und umflogen werden müssen.

Mission Desert Shield

In der Mission *Desert Shield* findet ein Gefecht zwischen eigenen Truppen und Aufständischen im Gebiet *Zaydabad* statt. Im Rahmen dieser Operation soll der MUM-T-Verband einen Truppentransport zur Verstärkung der eigenen Kräfte von der Heimatbasis am Flughafen *Kabul* in das Einsatzgebiet bei *Mosahi* durchführen. Unterwegs müssen Flugrouten und Landezonen mit Hilfe der UAVs aufgeklärt werden. Dabei werden Einflug- und Ausflugrouten bedroht.

Mission Rocket Raid

Grundlage der Mission *Rocket Raid* sind Informationen, nach denen der militärische Geheimdienst einen illegalen Verkauf von Luftabwehrraketen nahe *Kabul* vermutet. Die Raketen werden, den geheimdienstlichen Hinweisen zufolge, in einem LKW transportiert.

Um den Verkauf zu verhindern, soll ein Trupp spezialisierter Kräfte eingreifen, welcher durch den MUM-T-Hubschrauber von einer vorgelagerten Operationsbasis bei *Ettefaq* abgeholt und möglichst unauffällig ins Einsatzgebiet geflogen werden muss.

Um eine Missionsumplanung zu erzwingen, wird auf dem Weg ins Einsatzgebiet das Ziel verlegt. Nach Beginn der Operation durch die Bodentruppen tritt der Hubschrauber den Rückflug an. Da die Operation aufgrund feindlichen Waffeneinsatzes aus dem Ruder laufen könnte, muss der Hubschrauber wieder umdrehen und das Team evakuieren und heimfliegen. Es wird ein Luftschlag angefordert, dessen Wirkung als Zusatzauftrag mit den UAVs aufgeklärt werden muss.

Die Mission beinhaltet somit 2 Folgeaufträge mit unerwarteter Missionsumplanung.

Mission Mosahi Convoy

Die Mission *Mosahi Convoy* komplettiert das Missionsrepertoire.

Durch das Gebiet *Mosahi* verläuft eine wichtige Versorgungsstraße. In letzter Zeit wurde vermehrt feindliche Aktivität in der Gegend festgestellt. Um die Lage unter Kontrolle zu behalten wird ein Kontrollposten eingerichtet. Zur Sicherung und Unterstützung beim Aufbau des Kontrollpostens soll der MUM-T-Verband eine luftbewegliche Infanterie als Vorhut ins Zielgebiet verlegen. UAVs werden wie gewohnt zur Routen- und Landezonenaufklärung eingesetzt.

Auf dem Rückflug wird der Hubschrauber mit einem Folgeauftrag beordert. Dabei muss der Pilot eines verunglückten Kampfflugzeugs gerettet werden.

Platzrunde

Als Referenzszenario für Vergleichszwecke wird zusätzlich zu den großen Missionen eine Platzrunde am Flughafen Kabul geflogen (Winkler, 2017b). Abbildung 6.5 zeigt die Aufgabenstellung in einer Übersicht. Die detaillierten Ausführungsinstruktionen befinden sich in Anhang 10.4.

Die Platzrunde beinhaltet repräsentative und häufig wiederkehrende Routineaufgaben, wie Takeoff, Transitflug, Landung oder das Abarbeiten von Checklisten. Beim Flug der Platzrunde sind die gängigen Regularien und Verfahren (z.B. ordnungsgemäßer Flugfunksprechverkehr) einzuhalten.

Die Aufgabenstellung beginnt im Hubschraubersimulator mit bereits laufenden Triebwerken mit der Bearbeitung der Abflugscheckliste. Nach der Bearbeitung der Checkliste, muss der Pilot den Hubschrauber von der Abstellposition im Schwebeflug auf die Start- und Landebahn taxieren. Von dieser muss er in östliche Richtung auf 1000 ft AGL steigen und im Gegenanflug die Landecheckliste abarbeiten. Am Meldepunkt *S* (*SIERRA*) ist eine Funkmeldung zur Landung zu tätigen. Nach dem Passieren von *S* beginnt der Pilot mit dem Landeanflug. Mit der Landung auf der Landebahn ist die Platzrunde zu Ende.

Im Gegensatz zu den anderen Missionen ist die Platzrunde mit einer Dauer von ca. 10 Minuten recht kurz.

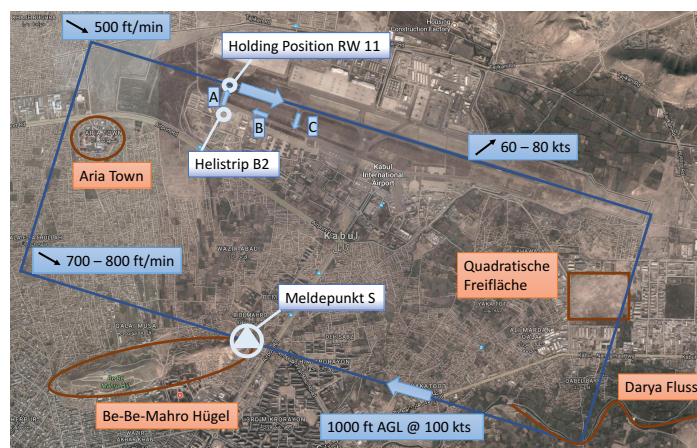


Abbildung 6.5: Aufgabenstellung der Platzrunde. Nach (Winkler, 2017b, S. 14).

6.1.5 Versuchspersonen

Arbeitsplätze und Rollen

Die Besatzung des Hubschraubersimulators besteht aus zwei Piloten, welche in MUM-T Missionen sich ergänzende Rollen einnehmen.

Der linke Arbeitsplatz im Cockpit ist der des Kommandanten. Neben der Verantwortung für Mission und Hubschrauber übernimmt dieser zusätzlich die Rollen eines UAV-Operators und Luftbildauswerters.

Der rechte Arbeitsplatz ist der des fliegenden Piloten, welcher dem Kommandanten rechtlich und militärisch unterstellt ist und die Aufgabe hat, den Hubschrauber unter Berücksichtigung von Luftraumordnungsmaßnahmen und taktischer Lage manuell zu fliegen und Flugfunksprechverfahren durchzuführen.

Die Rollenzuordnung und Aufgabenteilung sind prinzipiell nicht an die Sitzplätze gebunden. Diese feste Zuordnung vereinfacht jedoch die Durchführung und Auswertung der Experimente.

Schulung der Probanden

Da im Simulator vollständige heeresfliegertypische Missionen unter der Mitnahme von UAVs geflogen werden, ist generell eine umfängliche Schulung der Probanden erforderlich. Zudem erfordert der Umgang mit dem Workload-adaptiven Assistenzsystem ein besonderes Augenmerk.

Wohingegen bei konventionellen Systemen der Schwerpunkt auf psychomotorischen Fähigkeiten liegt, sind hier vor allem kognitive Fähigkeiten gefragt und es gilt automationsinduzierte Probleme, wie zum Beispiel *Automation Bias*, zu vermeiden (Cummings, 2004).

Aus diesen Gründen wurde ein ausführliches Schulungsprogramm unter Berücksichtigung didaktischer Strategien konzipiert und im Simulator umgesetzt (Weinmann, 2017). Dieses Konzept beinhaltet zur Vorbereitung Vorabinformationen (einseitige Kurzbeschreibung) für die Probanden sowie ein ausführliches Flug- und Systemhandbuch (Weinmann u. a., 2016). Der Hauptteil des Trainings sieht das spielerische Erlernen der neuen Systemfunktionen und MUM-T-Strategien anhand eigens erstellter Tutorials vor (Weinmann, 2017; Wenzel, 2016). Den Abschluss des Trainings bildet eine kleine Mission (*Tagab Journalists*), in der das Ziel ist, Journalisten eines verunglückten Hubschraubers in der Gegend von Alasay zu suchen und zu retten.

Generell wird empfohlen, den Probanden ein möglichst umfangreiches Training anzubieten, damit die Piloten die ihnen bisher kaum vertrauten MUM-T-Führungs- und Aufklärungskonzepte in ihre Routinen aufnehmen können. Aufgrund des zeitlich begrenzten Rahmens musste für diese Kampagne jedoch ein Kompromiss gefunden werden.

Auswahl der Probanden

Aufgrund der Anforderungen an die Methode und simulierte Szenarien (z.B. statisches und nicht-personalisiertes Aufgabenmodell) sind hierfür missionserfahrene Hubschrauberpiloten erforderlich, welche die beiden Rollen als Team ausführen können.

Wie sich herausstellte, ist es nicht einfach, ausreichend viele geeignete Probanden zu finden. Trotzdem konnten sieben aktive und ehemalige Hubschrauberpiloten der Bundeswehr für die Experimentalkampagne gewonnen werden. Die Piloten hatten im Mittel eine Erfahrung von 3900 Flug- und 650 Einsatzstunden.

Anzumerken ist, dass die Probanden Nummer 6 und 7 der letzten Crew Brillenträger waren und diese deshalb auch während den Experimenten trugen. Die Erfahrungen haben gezeigt, dass sich das Tragen von Brillen negativ auf die Qualität der Blickbewegungsmessung auswirkt. Dies ist auch in den Messdaten zu erkennen (siehe 6.2.2).

Konfiguration

Crew (Woche)	Kommandant (linker Arbeitsplatz)	Pilot (rechter Arbeitsplatz)
1	Proband 1	Proband 2
2	Proband 3	Proband 4
3	Proband 5	Proband 1
4	Proband 6	Proband 7

Tabelle 6.1: Konfiguration der Probanden im Cockpit während der Experimentalkampagne.

Die Probanden wurden jeweils in Zweiertteams zu einer Besatzung (Crew) gepaart. Generell wurden die Rollen der Probanden während der Messkampagne aufgrund der stark unterschiedlichen Tätigkeiten und des zeitaufwändigen Trainings nicht getauscht, jedoch musste

ein Proband aufgrund der ungeraden Teilnehmerzahl zweimal zu Experimenten herangezogen werden. Um Voreingenommenheit im Missionsgeschehen zu vermeiden, flog dieser die erste Kampagne in der Rolle des Kommandanten und in der zweiten Kampagne in der Rolle des fliegenden Piloten ohne Entscheidungsbefugnis.

Die exakte Konfiguration ist in Tabelle 6.1 dargestellt.

Jede Crew flog jede Mission (*Within-Subject-Design*). Die Platzrunde als Referenzmessung wurde nur vom rechts sitzenden Piloten geflogen.

Bemerkungen zur Statistik

Die in diesem Kapitel dargelegten Mittelwerte und Standardabweichungen über die Probanden sind generell mit Vorsicht zu betrachten, da aufgrund der geringen Teilnehmerzahl Methoden zur Inferenzstatistik, die auf einer Normalverteilung beruhen, nur sehr eingeschränkt anwendbar sind.

Die Experimente haben deshalb eher einen demonstrativen Charakter, um die Machbarkeit und das Knowhow eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems mit maschineller Tätigkeitserkennung aufzuzeigen.

Zur Verbesserung wird in zukünftigen Experimenten deshalb empfohlen, nach Möglichkeit eine deutlich größere Teilnehmerzahl zu verwenden.

6.1.6 Allgemeiner Ablauf einer Experimentalkampagne

Im Vorfeld der eigentlichen Experimente wurde den Probanden eine Einladung zusammen mit der Kurzbeschreibung zugeschickt. Anschließend wurde ihnen das Flughandbuch wenige Wochen vor den Experimenten in Papierform ausgehändigt.

Die Gesamtdauer der Experimentalkampagne betrug insgesamt 4 Wochen, das heißt eine Woche pro Besatzung. Zu Beginn jeder Experimentalwoche fand ein anderthalb Tage dauerndes Training mit Tutorials und Testmissionen statt.

6.2 Kalibrierung und Messgenauigkeit der Pilotenbeobachtung

Um die systematischen Fehler zu beseitigen und pilotenindividuelle, tagesaktuelle Fehlermodelle zu erstellen, müssen die Detektoren zur Tätigkeitserkennung vor den Experimenten kalibriert werden. Nur so kann die Tätigkeitserkennung optimal arbeiten.

Die entsprechenden Verfahren sind in der Implementierung der Pilotenbeobachtung beschrieben (5.5.6 Touchscreen, 5.5.8 Blickbewegungsmessung und 5.5.9 Sprecherkennung). Während der Experimentalkampagne fand an jedem Morgen eines Versuchstags eine solche Kalibrierung statt. Die folgenden Abschnitte zeigen die Kalibrationsergebnisse und Messgenauigkeit der einzelnen Messsysteme. Alle Kalibrierdaten befinden sich in Anhang 10.6.

6.2.1 Kalibrierergebnisse und Messgenauigkeit des Touchscreens

Zur Kalibrierung des Touchscreens wurde die horizontale, vertikale und radiale Abweichung (Distanz) zum Zielpunkt bestimmt (vgl. Abbildung 5.19 in Abschnitt 5.5.6). Der Gesamtfehler setzt sich aus der systematischen Abweichung und der statistischen Streuung zusammen (vgl. Formel (73)).

Messergebnisse

Abbildung 6.6 zeigt die über die individuellen Einzelkalibrierungen der verschiedenen Probanden gemittelten Ergebnisse.

Positive Werte der horizontalen oder vertikalen Abweichung bedeuten, dass der Proband den eigentlichen Zielpunkt mit dem Finger zu weit rechts beziehungsweise zu weit unten

getroffen hat. Negative Werte haben die entsprechend umgekehrte Bedeutung. Die Fehlerbalken geben die Messunsicherheit in einfacher Standardabweichung an. Die gestrichelten horizontalen Linien sind die Gesamtmittelwerte über alle Probanden.

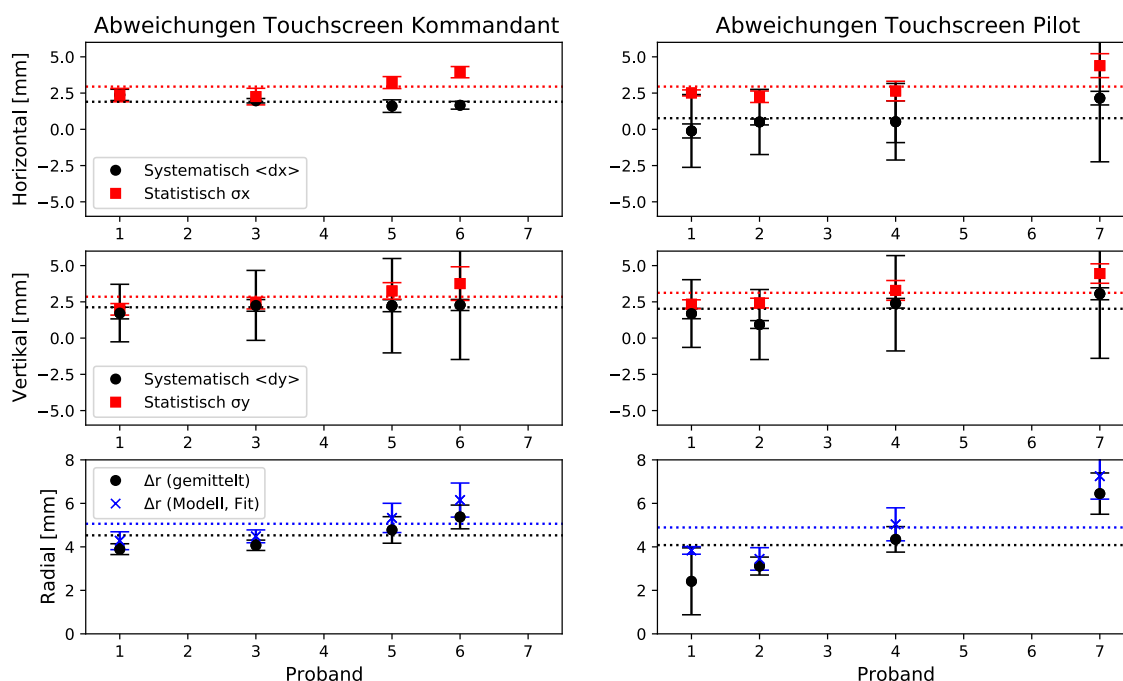


Abbildung 6.6: Gemittelte Kalibrierergebnisse für beide Touchscreens.

Auffälligkeiten

In den Grafiken ist erkennbar, dass die statistischen Streuungen (Standardabweichung 2 - 5 mm) generell größer als die systematischen Abweichungen vom Zielpunkt sind (0 - 3 mm). Zwischen den horizontalen und vertikalen Abweichungen gibt es dagegen nur geringe Unterschiede. Der individuelle radiale Gesamtfehler (vgl. Formel (73)) der einzelnen Probanden bewegt sich meist im Bereich zwischen 2 und 7 mm. Dabei stimmen Fehlermodell und radialer Gesamtfehler weitestgehend überein, was zeigt, dass das Modell korrekt arbeitet.

Über alle Probanden hinweg ist auffällig ist, dass die Werte systematisch zu weit rechts (positive horizontale Werte) und zu weit unten (positive vertikale Werte) liegen. Die Ursache liegt vermutlich daran, dass die Piloten den Zielpunkt mit ihren Augen anvisierten und gleichzeitig den Touchscreen mit der rechten Hand bedienten. Der Finger neigt dabei offensichtlich dazu, unterhalb und rechts des Blickes zu drücken.

In den Ergebnissen ist zudem erkennbar, dass die einzelnen Messwerte eines einzelnen Piloten zwischen den verschiedenen Messtagen wenig streuen. Aus den gemittelten Werten lassen sich deshalb personalisierte Touchscreen-Fehlermodelle erzeugen.

6.2.2 Kalibrierergebnisse und Messgenauigkeit der Blickbewegungsmessung

In der Experimentalkampagne wurde das Blickbewegungsmesssystem für das dem jeweiligen Piloten zugeordnete Multifunktionsdisplay (Kommandant *MFDL*, fliegender Pilot *MFDR*), das Instrumentenpanel für die Triebwerksdaten und Systeminformationen *MFDO* sowie die mittlere Außensicht (*AussensichtM*) kalibriert (Anordnung siehe Abbildung 5.31). Während der Kalibrierung der Blickbewegungsmessung wurden die Abweichungen des Blicks vom eigentlichen Zielpunkt erfasst (vgl. 5.5.8).

Messergebnisse

Abbildung 6.7 und Abbildung 6.8 zeigen die gemittelten Ergebnisse der Kalibrierung des Messsystems auf den verschiedenen Bildschirmen.

Dargestellt sind die Streuungen (Standardabweichungen) für die vier verschiedenen Kalibrierpunkte (Positionen in Pixelkoordinaten siehe Legende in Abbildung 6.7). Die systematischen Fehler wurden bereits wegkalibriert. Bei einzelnen Kalibrierungen kam es zu fehlerhaften Messungen oder Datenverlust, sodass hierfür leider keine Werte vorliegen. Die Ergebnisse der individuellen Einzelkalibrierungen befinden sich in Anhang 10.6.

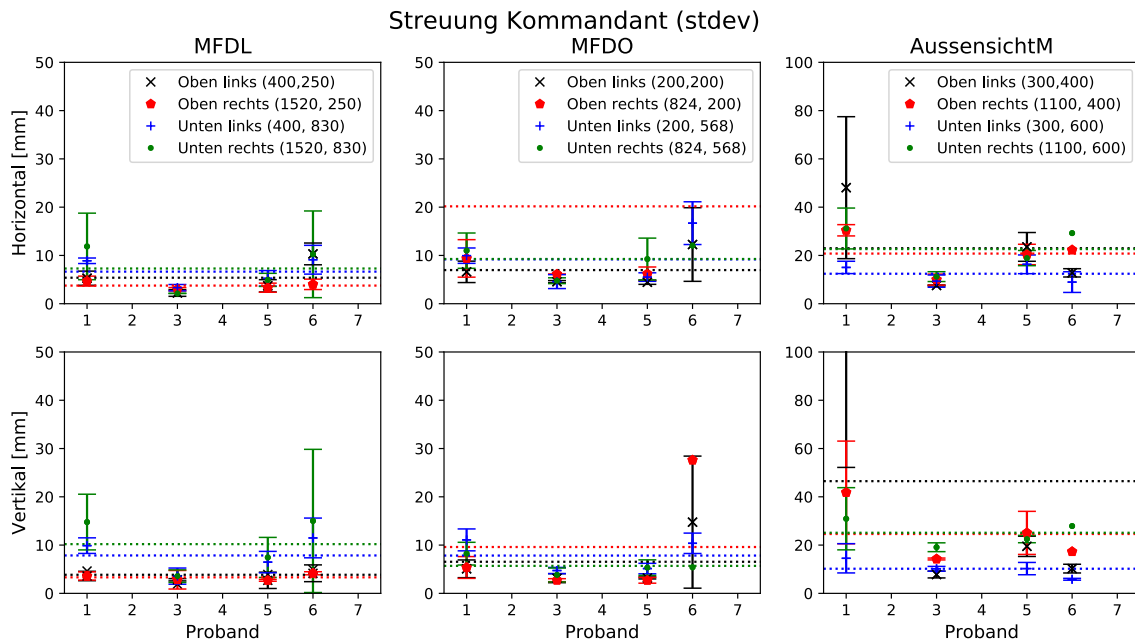


Abbildung 6.7: Gemittelte Kalibrierergebnisse der Blickbewegungsmessung für die Kommandanten auf verschiedenen Bildschirmen.

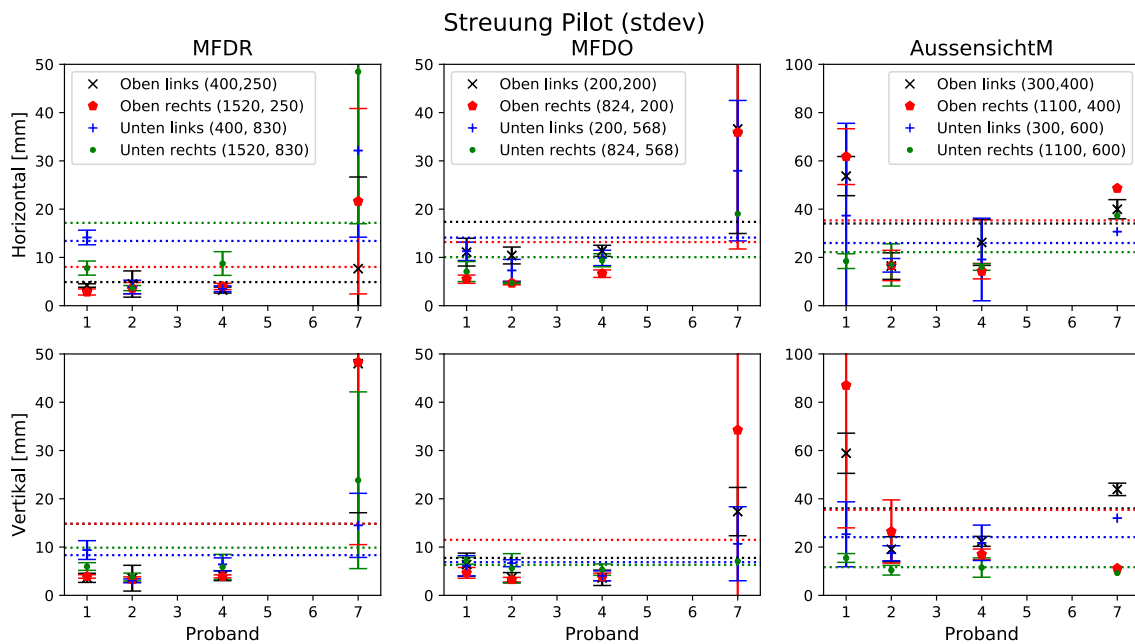


Abbildung 6.8: Gemittelte Kalibrierergebnisse der Blickbewegungsmessung für die fliegenden Piloten auf verschiedenen Bildschirmen.

Die Genauigkeit der Blickbewegungsmessung bewegt sich auf den Hauptbildschirmen (*MFDL* für Kommandant, *MFDR* für fliegender Pilot) statistisch zwischen 3 und 50 mm (Standardabweichung) und ist individuell stark verschieden. Die weiter entfernten oder aus einem größeren Winkel betrachteten Bildschirme (*MFDO*, *AussensichtM*) zeigen meist größere Abweichungen als die zentralen Bildschirme (*MFDL* bzw. *MFDR*). Die resultierende Winkelauflösung beträgt etwa $0,3^\circ$ bis $1,4^\circ$.

Vergleich mit Herstellerangaben

Laut Produktbeschreibung (Smart Eye AB, 2016) liefert das verwendete System *Smart Eye Pro* unter Idealbedingungen Daten der Blickmessung mit einer Genauigkeit von $0,5^\circ$ bei einer Abtastrate von 60 Hz. Dies entspricht im Sitzabstand von 60 cm vom Bildschirm einer Breite von 5,2 mm. Die Genauigkeit der Blickbewegungsmessung hängt generell jedoch sehr stark von Einbaufaktoren und den Probanden selbst ab. Der Aufbau und die Vermessung des verwendeten Systems sind in (Mehler, 2014) nachzulesen.

Für die Pilotenbeobachtung der Tätigkeitserfassung wurden die Smart Eye Daten mit einem gleitenden Mittelwert über 4 Samples gefiltert, sodass das System effektiv mit 15 Hz statt 60 Hz arbeitete. Diese Frequenz ist für die semantische Blickbewegungsmessung noch ausreichend gut und liefert aufgrund der Mittelung genauere Ergebnisse. Unter diesen Bedingungen stimmen die erzielten Genauigkeiten mit den Herstellerangaben weitestgehend überein.

Auffälligkeiten

In den Daten ist auffällig, dass die Brillenträger (Probanden 6 und 7) aufgrund zusätzlicher Reflexionen und Abschattungen des Infrarotlichts im Allgemeinen schlechtere Ergebnisse erzielen als die Probanden ohne Sehhilfe.

Personalisierte Fehlermodelle

Aus den gemittelten Einzelmessungen lassen sich personenindividuelle Fehlermodelle erstellen. In Abbildung 6.9 und Abbildung 6.10 sind die Kalibrierpunkte und die aus ihnen durch eine lineare Regression entstandenen Modellvorhersagen abgebildet (vgl. 5.5.8).

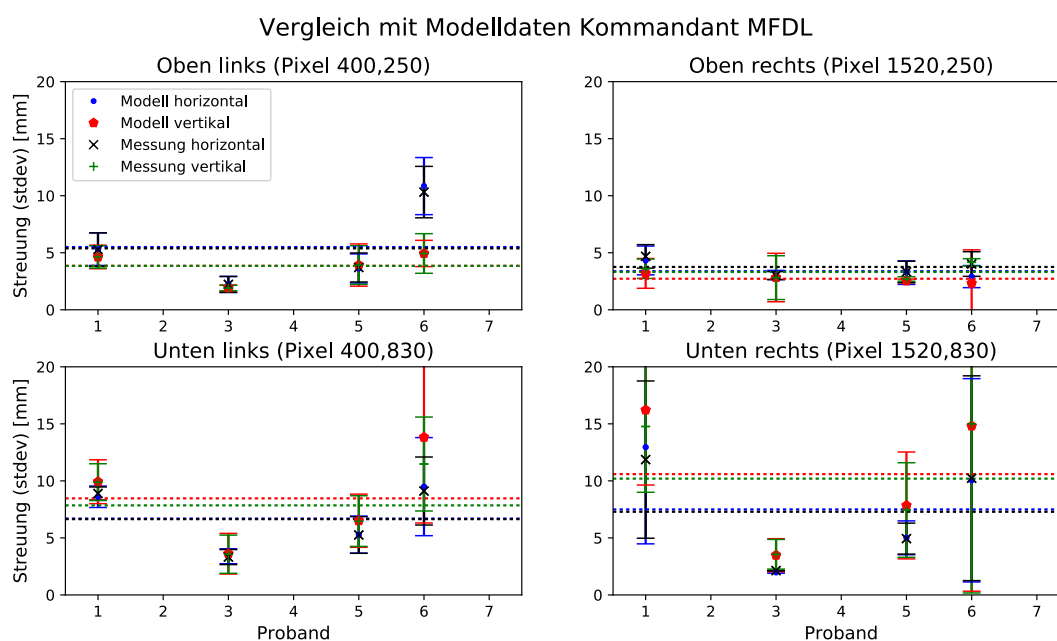


Abbildung 6.9: Gemittelte Kalibrierergebnisse der Blickbewegungsmessung als Grundlage personalisierter Fehlermodelle für den Bildschirm MFDL.

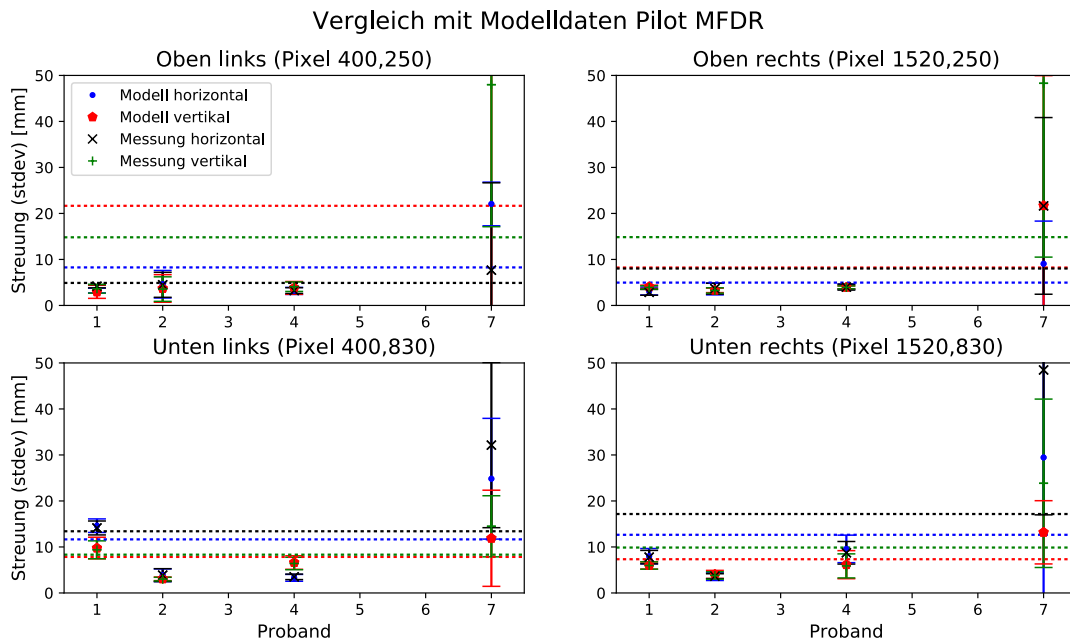


Abbildung 6.10: Gemittelte Kalibrierergebnisse der Blickbewegungsmessung als Grundlage personalisierter Fehlermodelle für den Bildschirm MFDR.

6.2.3 Kalibrierergebnisse und Messgenauigkeit des Sprecherkenners

Während der Kalibrierung des Sprecherkenners wurden Rauschniveau, Sprechniveau und die Detektionsgrenze ermittelt. (vgl. 5.5.9).

Messergebnisse

Abbildung 6.11 zeigt die über alle Einzelkalibrierungen der jeweiligen Probanden gemittelten Ergebnisse.

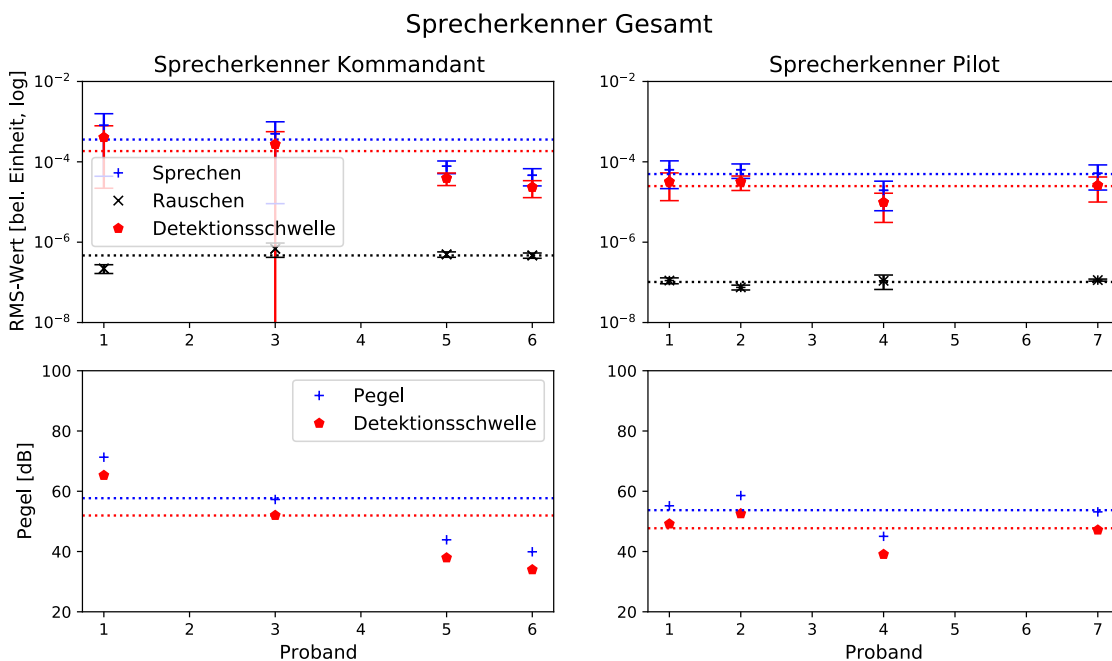


Abbildung 6.11: Gemittelte Kalibrierergebnisse des Sprecherkenners als Grundlage personalisierter Fehlermodelle.

Die oberen Schaubilder beinhalten die RMS-Messwerte des Amplitudensignals für Sprechen, Rauschen und den Detektionsschwellwert. Die unteren Kurven zeigen dieselben Ergebnisse bezogen auf die Rauschgrenze in logarithmischen Dezibel-Einheiten (vgl. Formel (88)). Zusätzlich sind die Mittelwerte über alle Piloten gestrichelt dargestellt. Die detaillierten Ergebnisse der einzelnen Kalibrierungen des Sprecherkenners befinden sich in Anhang 10.6.

Auffälligkeiten

Die Ergebnisse weisen individuelle Unterschiede zwischen den Probanden auf. So liegt beispielsweise der Sprechpegel von Proband 1 im Mittel 70 dB über dem Rauschniveau und ist damit deutlich höher als der von Proband 5 oder 6 (40 dB).

6.3 Videobasierte Untersuchung von Fallbeispielen

Dieses Unterkapitel beschreibt die videobasierte Auswertung der Experimentalmissionen anhand von Fallbeispielen aus MUM-T Missionen (siehe Methodenübersicht 6.1.2).

Es wird untersucht, wie gut sich die kontextreiche Beschreibung der mentalen Beanspruchung mit dem Konzept der aufgabenzentrierten Assistenz (Kapitel 3 und 4) umsetzen lässt und an welchen Stellen Probleme auftreten (Forschungsfragestellung 2 aus Abschnitt 1.4).

6.3.1 Fragestellung

MUM-T Fallbeispiele (Use-Cases) und deren Notwendigkeit

Wie sich in einer Vorabprobung zeigte, beträgt der Aufwand zur videobasierten Datenerfassung mit dem Programm *TaskKladde* für die Probanden etwa das zwanzig- bis dreißigfache der Missionszeit (vgl. auch 6.3.3). Eine vollumfängliche Auswertung ganzer Missionen von einer Mindestdauer von 30 Minuten stellt einen unzumutbaren Aufwand für die Probanden dar. Deshalb werden nur einzelne Missionsausschnitte als Fallbeispiele (*Use-Cases*) untersucht.

Fallbeispiele sind typische, wiederkehrende, zeitlich zusammenhängende Aufgabensituationen, die während einer Mission in der Regel mehrmals vorkommen und hinsichtlich verschiedener Kriterien, wie Dauer, Komplexität oder Dynamik, charakterisiert werden.

Für den fliegenden Piloten wurden im Rahmen der Experimente folgende Use-Cases untersucht (Häufigkeit des jeweiligen Fallbeispiels in Klammer):

- Landecheck bei einer Platzrunde (4x)
- Landung an der Heimatbasis (*Main Operating Base, MOB*) (1x)
- Einflug in das Operationsgebiet (*Helicopter Operating Area, HOA*) (2x)
- Ausflug aus der HOA (4x)
- Takeoff in der HOA (2x)
- Landung in der HOA (1x)
- Tiefflug in der HOA (1x)

Analog wurden für den Kommandanten folgende Fallbeispiele evaluiert:

- Kommunikation (2x)
- Aufklärung (7x)
- UAV-Überwachung (1x)
- Routenplanung (1x)
- Missionsumplanung (1x)

Zielsetzung

Ziel der Auswertung ist die möglichst objektive Evaluierung der kontextreichen Operationalisierung der mentalen Beanspruchung, speziell der evidenzbasierten Tätigkeitserkennung und Ressourcenabschätzung. Die Fallbeispiele werden dabei hinsichtlich der Kriterien Systemverhalten, Systemleistung und Plausibilität der Ergebnisse untersucht. Die Subjektivität lässt sich jedoch nicht ganz außen vor lassen, denn für die kontextreiche Beschreibung der mentalen Beanspruchung ist eine subjektive Einschätzung durch Experten für verschiedene Aufgabensituationen als Referenz erforderlich.

Das Experiment beurteilt nicht die persönliche Leistung der Probanden, sondern dient der Evaluierung technischer Funktionen zur automatisierten Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung.

Problembetrachtung auf verschiedenen Darstellungsebenen

Nach einer verbalen Beschreibung des Systemverhaltens in ausgewählten Beispielen (6.3.4) werden die automatischen Modelle mit der Selbsteinschätzung der Probanden bezüglich der Gesamtbeanspruchung, der Auslastung einzelner mentaler Ressourcenkanäle und der Aufgabentätigkeit von verschiedenen Seiten her betrachtet (6.3.5 - 6.3.7).

In der probandenbezogenen Darstellung werden die Ergebnisse zwischen den einzelnen Piloten verglichen, um die Systemleistung abschätzen zu können.

In der Use-Case-bezogenen Darstellung wird analysiert, wie sich die Aufgabentätigkeit und Workload der einzelnen Fallbeispiele voneinander unterscheiden. Insbesondere wird untersucht, hinsichtlich welcher Kriterien sich Fallbeispiele charakterisieren lassen und welche wiederkehrenden Use-Cases identifiziert werden können.

Auf der Situationsebene wird untersucht, hinsichtlich welcher Kriterien sich einzelne Aufgabensituationen kategorisieren lassen. Es werden sowohl die Komplexität als auch die Dynamik von Aufgabensituationen betrachtet. Bei der Komplexitätsanalyse geht es darum, das Verhältnis zwischen Single-Tasking- und Multi-Tasking Situationen zu ermitteln. Bei der Dynamik stellt sich die Frage, wie lange Aufgabensituationen typischerweise dauern und wie viele Situationswechsel stattfinden. Zu diesem Zweck wird auf den *TSS-Wert* (*Task Set Switches*) zurückgegriffen, welcher ein Maß für Aufmerksamkeitswechsel darstellt (Neerincx, 2003, S. 285). Dieser misst, wie viele Wechsel der Aufgabensituation pro Minute stattfinden.

6.3.2 Evaluierungsmethode mit dem Programm TaskKladde

Die Evaluierung der automatischen Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung geschieht mit dem in Abbildung 6.12 gezeigten Auswerteprozess.

Schritt 1 stellt die eigentliche Missionsdurchführung durch die Probanden dar. In Schritt 2 werden repräsentative Fallbeispiele in den Gesamtmissionen identifiziert. Danach findet parallel zur automatisierten Auswertung (Schritte 3A - 5A) eine manuelle Erfassung von Expertendaten als Referenz statt. Dies erfolgt im Rahmen einer videobasierten Befragung (Schritte 3B - 5B). In einer anschließenden Analyse werden diese Daten gegenübergestellt und verglichen (Schritt 6). Dabei wird die Systemleistung der automatischen Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung mit Hilfe von Leistungsmaßen bestimmt.

Dieser Evaluierungsprozess ist im selbstgeschriebenen Programm *TaskKladde* implementiert und besteht aus ca. 25000 Zeilen C++/Qt-Code.

Die Entwicklung des Programms fand in einem iterativen Prozess über mehrere Monate statt. Dabei wurde die Kritik eines Testpiloten der Bundeswehr eingearbeitet.

In den folgenden Abschnitten werden die einzelnen Schritte detailliert beschrieben.

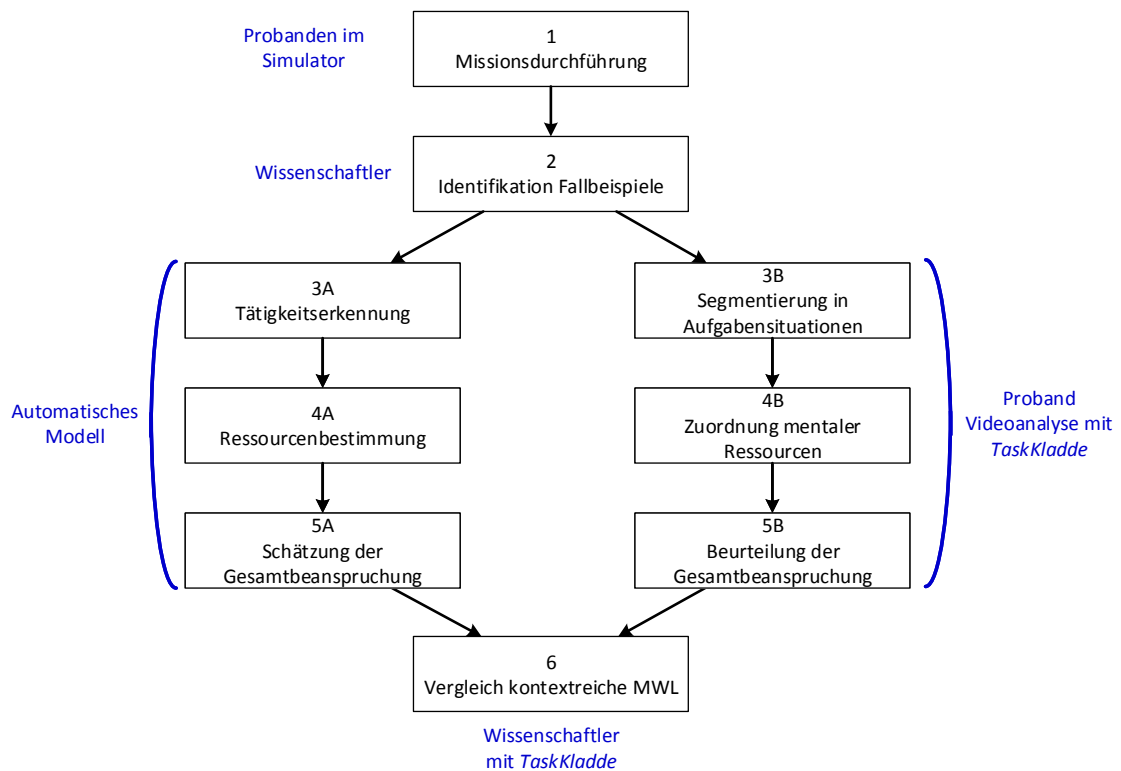


Abbildung 6.12: Prozess zur Auswertung von Fallbeispielen mit der TaskKladde.

Schritt 1: Missionsdurchführung mit Pilotenbeobachtung

Während der Missionsdurchführung werden die Piloten von verschiedenen Messsensoren (z.B. Videokameras, Mikrofone, Blickbewegungsmessung) beobachtet und die Daten zur späteren Auswertung aufgezeichnet (Details im Implementierungskapitel 5).



Abbildung 6.13: Automatische Beobachtung der Mission während der Durchführung der Experimente. Hier: Blickbewegungsmessung. Vgl. (Mehler, 2014).

Zusätzlich werden während der Missionsdurchführung Videostreams aus dem Cockpit in Echtzeit in der TaskKladde angezeigt und von den Wissenschaftlern betrachtet (Abbildung 6.14). Als Videos haben sich das fusionierte Video der Cockpitdaten (siehe 6.1.3) sowie eine, in Echtzeit den Missionsverlauf darstellende, taktische Karte als nützlich herausgestellt.

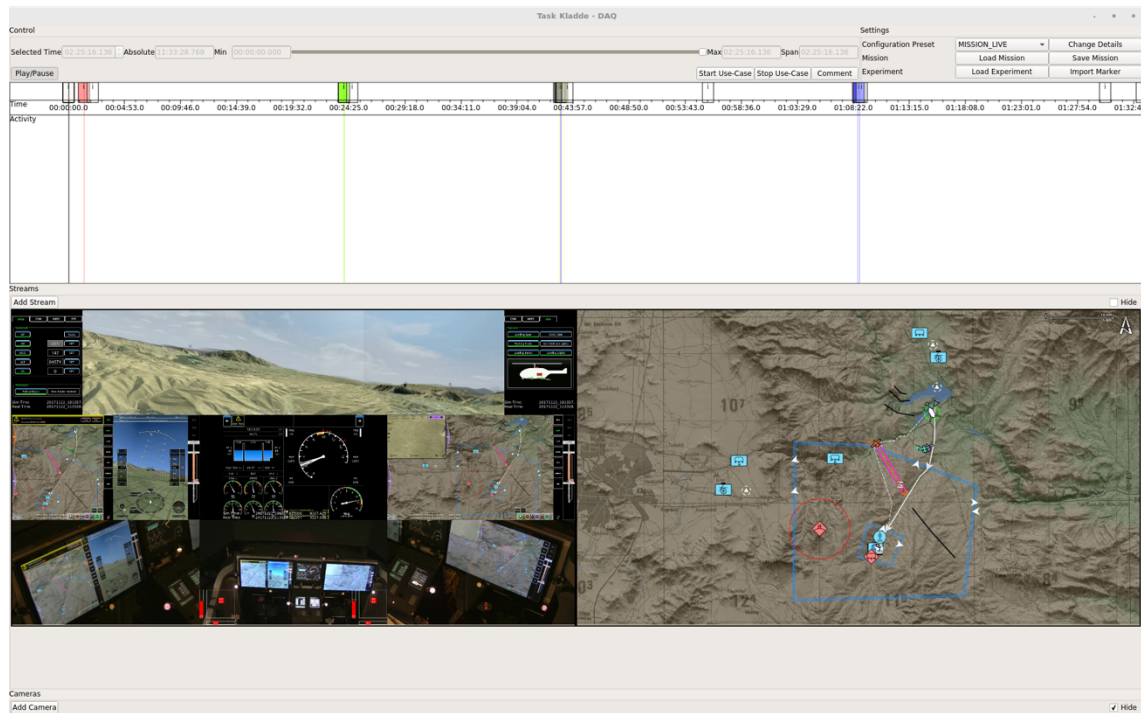


Abbildung 6.14: Beobachtung und Kommentierung einer Mission mit farbigen Markern in der TaskKladde.

Schritt 2: Identifikation von Fallbeispielen

Die Identifikation der Fallbeispiele geschieht durch einen Wissenschaftler direkt im Anschluss an die Missionsdurchführung. Hierzu werden die aufgezeichneten Videos in die *TaskKladde* geladen, analysiert und die Fallbeispiele gekennzeichnet (Abbildung 6.15).

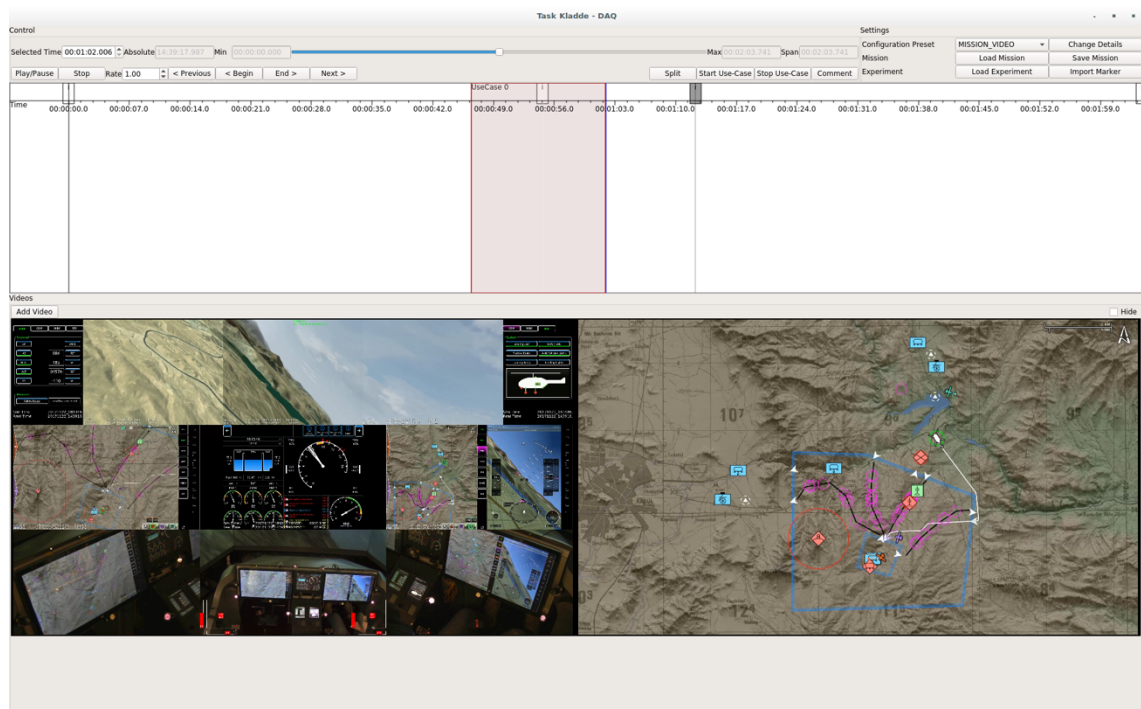


Abbildung 6.15: Identifikation relevanter Fallbeispiele (Use-Cases).

Schritte 3A - 5A: Automatische Datenerfassung und Datenverarbeitung

Neben den Videos werden, wie in der Implementierung (Kapitel 5) beschrieben, Textdaten aus der automatischen Tätigkeitserkennung (Programm *PAD*, 5.6) und Workload-Abschätzung (Programm *PWD*, 5.7) mit einer Abtastrate von 2 Hz automatisch aufgezeichnet. Die Abtastrate bestimmt dabei die kleinstmögliche zeitliche Auflösung für die Unterscheidung von Aufgabensituationen. Das Ergebnis sind Signale, das heißt zeitabhängige Größen. Diese Videos und Rohdaten lassen sich in die *TaskKladde* laden (Abbildung 6.16). Es werden die Signale für das Gesamtbeanspruchungsmaß, die einzelnen Ressourcenkanäle und die Glaubenssignale der Tätigkeitserkennung (*Belief* und *Doubt*) untereinander dargestellt.

Signalverarbeitung und Segmentierung

Diese Signale werden automatisch in der *TaskKladde* verarbeitet und aufbereitet. Abbildung 6.17 visualisiert diesen Prozess.

Aufgrund unterschiedlicher Signallaufzeiten zwischen Daten, Videos und Audiosignalen müssen diese zuerst synchronisiert werden. Diese Synchronisierung geschieht mittels einer Offset-Korrektur (hier 2,5 s). Anschließend können die Signale optional zeitliche geglättet werden (PT1-Filter). Die automatisch identifizierten Aufgaben werden in zeitlich aufeinander folgenden Aufgabensituationen mit parallel enthaltenen Aufgaben zweidimensional segmentiert (vgl. auch manuelle Segmentierung weiter unten). Im nächsten Schritt werden die Signaldaten diesen Aufgabensituationen zugeordnet. Dadurch werden eine zeitunabhängige Darstellung und Analyse der Ergebnisse ermöglicht.

Die Analyse besteht in der Mittelwertbildung der Signale jeder Aufgabensituation für das Gesamtbeanspruchungsmaß (Workload in Abbildung 6.17), die Auslastung mentaler Ressourcen und die Aufgabentätigkeiten. Zur Abschätzung der Streuung und damit des statistischen Fehlers werden Standardabweichungen (RMS-Werte) berechnet.

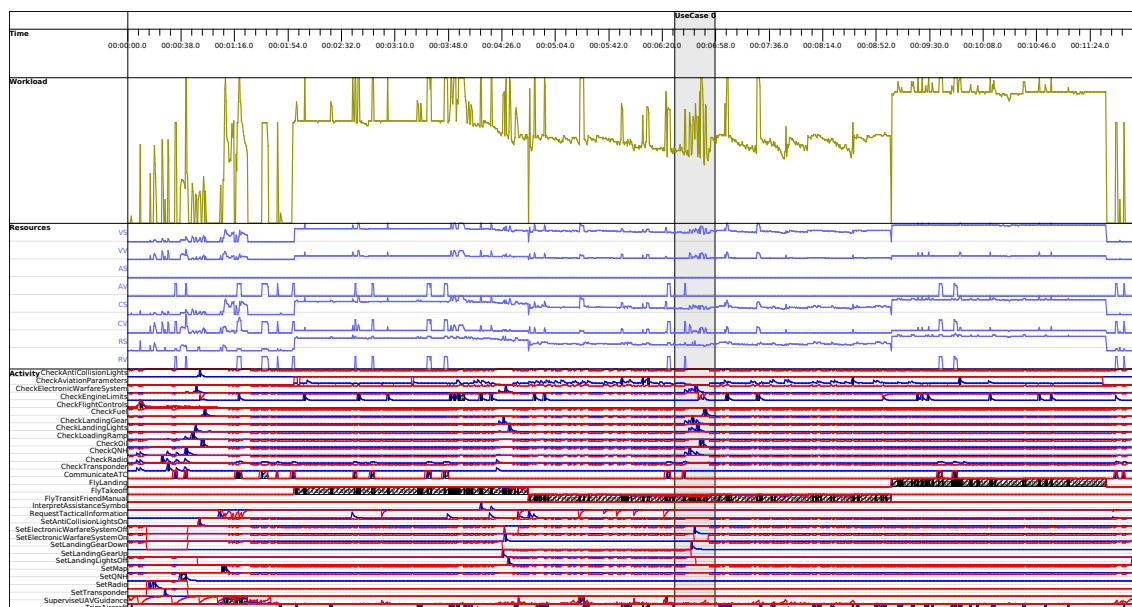


Abbildung 6.16: In die *TaskKladde* eingelesenen Rohdaten dargestellt als Signale über eine ganze Mission (hier eine Platzrunde).

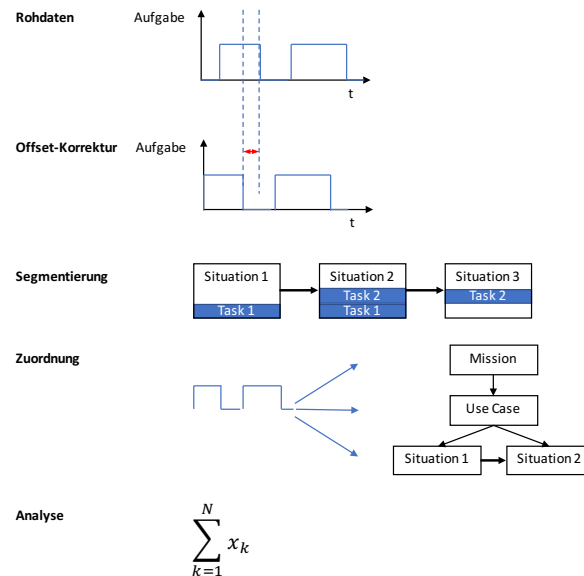


Abbildung 6.17: Automatische Signalverarbeitung und Auswertung mit der TaskKladde.

Schritte 3B - 5B: Videobasierte Expertenbefragung zur Erfassung von Referenzdaten

Die Erhebung von Expertendaten stellt eine Herausforderung dar, da möglichst viele Informationen über benötigte mentale Ressourcen, Aufgaben und die mentale Beanspruchung von den Probanden subjektiv erfasst werden müssen. Da dies ein sehr aufwändiger Prozess ist, muss eine geeignete Befragungsmethode ausgewählt werden.

In vorhergehenden Untersuchungen wurden beispielsweise computerbasierte Fragebögen verwendet (Maiwald, 2013). Wie bei der Methodenauswahl in 6.1.2 beschrieben, besteht bei dieser Art der Befragung jedoch die Gefahr, dass die Probanden schnell ermüden und ihre Aufgabe nicht mehr gewissenhaft durchführen. Außerdem ist nur die Erfassung einer sehr geringen Datenmenge möglich.

Interaktive Methode der TaskKladde

Daher wird in dieser Arbeit zur Erhebung von Expertendaten kein Fragebogen, sondern eine computerbasierte, interaktive Methode verwendet. Die Methode basiert auf dem Schneiden und Klassifizieren von Videosequenzen aus Missionsvideos. Sie ermöglicht post-experimentell ein mentales Hineinversetzen in Situationen der Mission. Damit soll eine qualitativ ausreichende und aussagekräftige Beurteilung der subjektiven Größen erzielt werden und die Methode dient dem Zweck, die vorzeitige Ermüdung der Probanden deutlich zu reduzieren.

Die technische Umsetzung der Erfassungsmethode im Programm *TaskKladde* beachtet dabei einige softwareergonomische Maßnahmen zur Vereinfachung der Expertenbefragung: Abbildung 6.18 zeigt einen Bildschirmausschnitt, wie er den Probanden vorgelegt wurde. Im oberen Teil ist eine Kontrollleiste zu sehen, mit der das Abspielen der Videos gesteuert werden kann. Starten, stoppen, pausieren sowie eine einstellbare Abspielrate sind möglich. Darunter wird auf einem Zeitstrahl die aktuelle Abspielmarkierung (vertikaler blauer Strich) sowie die ausgewählte Situation (rot hervorgehoben) angezeigt. Auf dem Zeitstrahl sind alle bewerteten Situationen übersichtlich dargestellt. Unterhalb des Zeitstrahls befinden sich die Missionsvideos. Die Videos sind dabei mit Ton und zusätzlichen Interaktionsdaten wie Knopfdrücken, Knüppelstellung und Blickbewegungsdaten überlagert. Ein Video der taktischen Karte dient einem schnellen Überblick und der Verbesserung des Situations-

bewusstseins. Im unteren Bereich befindet sich ein interaktiver Aufgabenbaum zur Identifikation der Tätigkeit im Aufgabenmodell und auf der rechten Seite die Eingabelemente zur subjektiven Ressourcen- und Workload-Einschätzung.

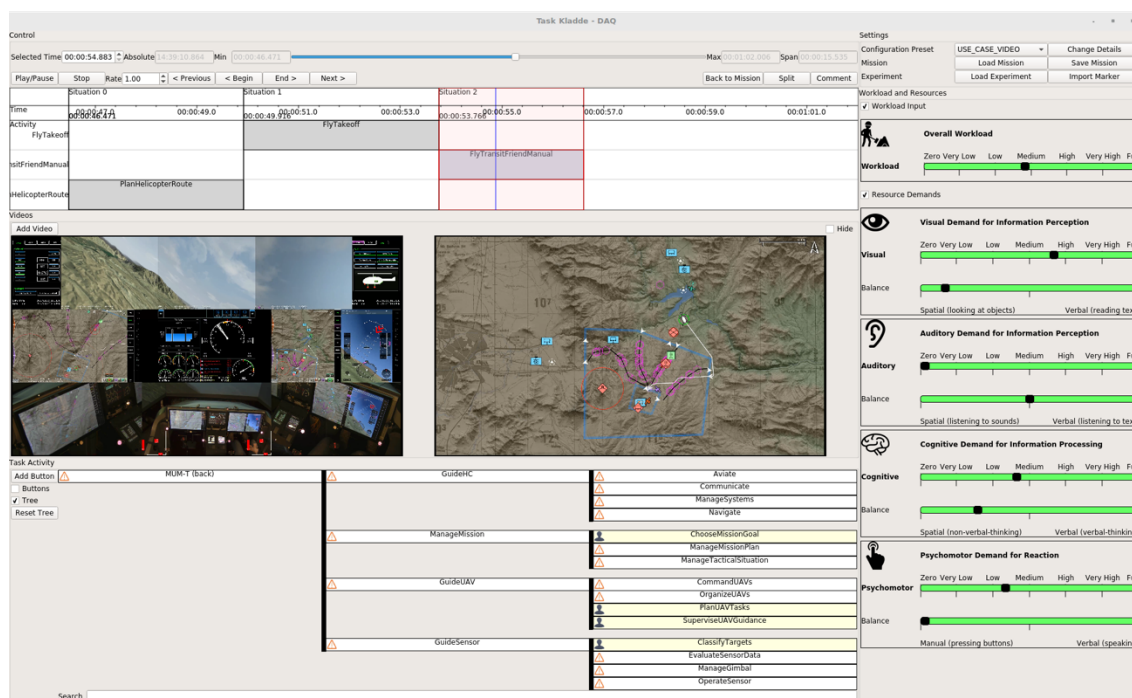


Abbildung 6.18: Interaktive, videobasierte Expertenbefragung mit Hilfe der TaskKladde (Symbole von (FLATICON, 2017)).

3B: Zweidimensionale Segmentierung eines Fallbeispiels

Bei der Segmentierung in Schritt 3B geht es darum, den Missionsausschnitt sinnvoll zu unterteilen und die Aufgaben der Pilotentätigkeit im Aufgabenmodell zu identifizieren. Die Segmentierung dient der Strukturierung und klaren Definition vergleichbarer Untersuchungsobjekte.

Die erste Dimension ist die zeitliche Unterteilung in Aufgabensituationen zur späteren Beurteilung der Missionsdynamik, die zweite Dimension ist die Unterteilung der Aufgabensituationen in parallel bearbeitete Aufgaben zur Charakterisierung der Komplexität (siehe rechte Grafik in Abbildung 6.19).

Um die Subjektivität bei der Tätigkeitseinschätzung zu wahren, geschieht die Segmentierung in Aufgabensituationen und Aufgabenzuordnung durch die Probanden selbst. Hierfür sind die Funktionen zum Pausieren der Videos, zeitlichen Sprüngen und Manipulation der Abpielgeschwindigkeit besonders nützlich.

Dynamik: Zeitliche Segmentierung in Aufgabensituationen

Aufgabensituationen enthalten eine oder mehrere im Rahmen der Pilotentätigkeit parallel bearbeitete Aufgaben. Der Wechsel einer Aufgabensituation ist dadurch definiert, dass eine neue Aufgabe hinzukommt oder eine alte aus der momentanen Tätigkeit wegfällt. Auf diese Weise transformiert die Segmentierung das zeitabhängige Problem in ein zeitunabhängiges, welches nur noch durch die Aufgabensituation als unabhängige Variable charakterisiert ist. Abbildung 6.19 illustriert die Segmentierung eines Fallbeispiels.

Aus der Segmentierung lassen sich drei Darstellungen des Problems ableiten: Eine zeitab-

hängige, eine zeitunabhängige und eine hybride Darstellung. In der zeitabhängigen Darstellung ist auf der x-Achse die Zeit aufgetragen, in der zeitunabhängigen Darstellung dagegen die Aufgabensituation. Die hybride Darstellung kombiniert beide Ansichten.

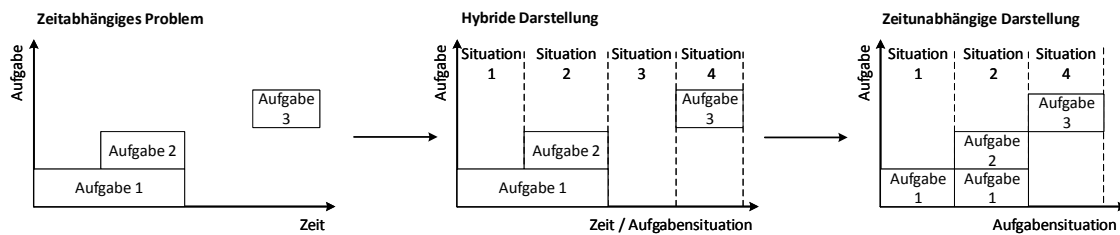


Abbildung 6.19: Transformation des zeitabhängigen linearen Problems in eine zweidimensionale, zeitunabhängige, segmentierte Darstellung.

Komplexität: Segmentierung der Aufgabensituationen in Aufgaben

In der zweiten Dimension entscheidet der Proband für jede Aufgabensituation, welche Aufgaben darin enthalten sind.

Ein Problem bei dieser Expertenbefragung ist, dass die Probanden den Inhalt des Aufgabenmodells nicht kennen und insbesondere keinen Überblick über die ca. 90 zuordenbaren elementaren Aufgaben der Tätigkeit haben.

Die *TaskKladde* bietet als Lösung für dieses Problem eine interaktive Baumstruktur (links unten in Abbildung 6.18). Der Aufgabenbaum visualisiert die Vererbungsbeziehungen von abstrakten Missionsaufgaben bis hin zu den elementaren Pilotenaufgaben. Der hierarchisch aufgebaute Baum hat gegenüber einer Liste, wie beispielsweise in einem Fragebogen in Papierform, den entscheidenden Vorteil, dass direkt auf das umfangreiche Aufgabenmodell zugegriffen werden kann. Dies ermöglicht alle im System hinterlegten Aufgaben auf eine übersichtliche Art und Weise auszuwählen. Durch Anklicken einzelner Aufgaben werden die darunterliegenden spezielleren Aufgaben aufgeklappt. Die Aufgaben der feingranularsten Ebene können als Teil der Tätigkeit ausgewählt werden.

Zum Beschleunigen des Vorgangs existiert im Programm eine Suchfunktion. Auch kann ein anwesender Experimentalleiter bei der Suche von Aufgaben im Aufgabenmodell unterstützen.

4B: Zuordnung benötigter mentaler Ressourcen zu Aufgabensituationen

Für jede Aufgabensituation wird die Versuchsperson gebeten, eine subjektive Einschätzung der Auslastung einzelner Ressourcenkanäle nach Wickens anzugeben. Vorhergehende Untersuchungen mit Piloten haben jedoch gezeigt, dass es für sie äußerst schwierig, zeitaufwändig und ermüdend ist, den Ressourcenbedarf verschiedener Aufgaben für achtdimensionale Demand-Vektoren zu bestimmen (vgl. z.B. (Maiwald, 2013, S. 163–164)).

Um die Selbsteinschätzung für die Probanden möglichst einfach zu halten und dennoch alle für die MRT benötigten Informationen zu erhalten, wird ein zweistufiges Verfahren eingesetzt. Dabei werden die vier Ressourcenmodalitäten (visuell, auditiv, kognitiv und psychomotorisch) getrennt von den Codes (räumlich oder verbal) mit Schieberegler erfasst (siehe Abbildung 6.20). Zur schnellen Aufmerksamkeitslenkung und Erfassung der Frage, werden intuitive Symbole verwendet (Quelle: (FLATICON, 2017)). Außerdem wird der Eingabefortschritt, zur Motivation der Probanden, durch die grüne Einfärbung der Regler nach abgeschlossener Eingabe signalisiert.

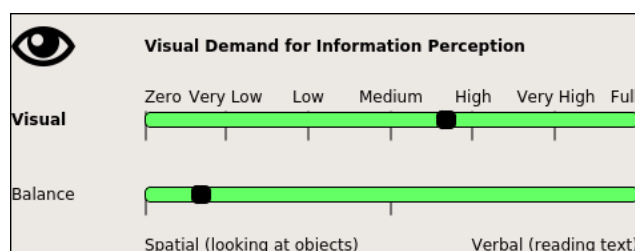


Abbildung 6.20: Beispiel zur Klassifizierung des Ressourcenbedarfs für die visuelle Ressource als Screenshot aus der TaskKladde (Symbol von (FLATICON, 2017)).

Mapping der Demand-Vektoren

Im ersten Schritt des zweistufigen Erfassungsverfahrens wird die Auslastung der Ressourcenmodalität M (visuell, auditiv, kognitiv oder psychomotorisch) als Wert im Bereich zwischen 0 und 1 festgelegt (vgl. VACP-Modell 2.3). Zur Verfeinerung wird im zweiten Schritt die Balance zwischen dem räumlichen ($C = -1$) und verbalen Code ($C = +1$) in den einzelnen Ressourcenmodalitäten gewichtet. Aus dem Gesamtergebnis lassen sich über folgende Formel achtdimensionale Demand-Vektoren gemäß der MRT berechnen:

$$\begin{cases} MS = M \\ MV = M(1 + C) \end{cases} \text{ falls } C \leq 0 \quad (94)$$

$$\begin{cases} MS = M(1 - C) \\ MV = M \end{cases} \text{ falls } C > 0$$

Die dazugehörige Rücktransformation lautet:

$$M = \max\{MS, MV\}$$

$$C = \begin{cases} \frac{MV}{MS} - 1 & \text{falls } MS \geq MV \\ 1 - \frac{MS}{MV} & \text{falls } MS < MV \end{cases} \quad (95)$$

Dabei meinen MS die räumliche und MV die dazugehörige verbale Komponente des Demand-Vektors der Modalität M . Ein Beispiel wäre für $M = V$ visuell räumlich VS und visuell verbal VV oder für $M = A$ auditiv räumlich AS und auditiv verbal AV . Der Wert für die Ressourcenmodalität M bestimmt dabei den maximalen Wert beider Komponenten des Demand-Vektors für die Auslastung der jeweiligen Ressource.

Diese Formeln sind in der *TaskKladde* implementiert (jedoch bewegt sich dort C aus technischen Gründen nicht von -1 bis $+1$, sondern von 0 bis 1).

5B: Beurteilung der Gesamtbeanspruchung

Im letzten Schritt der interaktiven Expertenbefragung wird ein eindimensionaler Referenzwert für die Gesamtbeanspruchung jeder Aufgabensituation erfasst.

Da ein standardisiertes Verfahren, wie beispielsweise die Bedford-Skala (Roscoe & Ellis, 1990) oder der NASA-TLX Test (Hart & Staveland, 1988), zu aufwändig und langwierig wäre, um es für jede Situation durchzuführen, wird lediglich ein Wert zwischen 0 und 1 pauschal unter Zuhilfenahme eines Schiebereglers abgefragt (Abbildung 6.21).

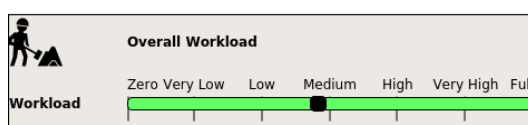


Abbildung 6.21: Eingabe des Referenzwerts zur Gesamtbeanspruchung als Screenshot aus der TaskKladde (Symbol von (FLATICON, 2017)).

Zeitunabhängige Darstellung der kontextreichen mentalen Beanspruchung

Die Gesamtergebnisse der Expertenbefragung lassen sich in der zeitunabhängigen Darstellung übersichtlich visualisieren (Abbildung 6.22). Sie ermöglicht, verschiedene Aufgabensituationen mit der dazugehörigen Ressourcenauslastung und Gesamtbeanspruchung zu vergleichen und deren Plausibilität zu überprüfen. Auf diese Weise wird die mentale Beanspruchung kontextreich beschrieben (vgl. 3.1).

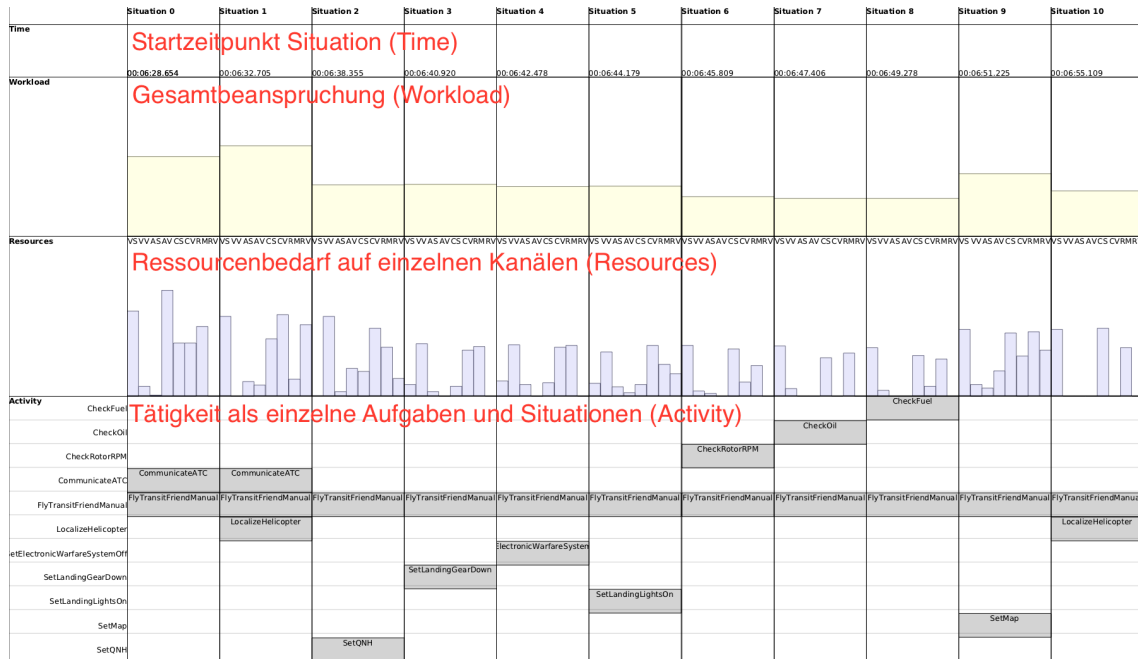


Abbildung 6.22: Zeitunabhängige Visualisierung der kontextreichen mentalen Beanspruchung eines Use-Cases.

In der Abbildung ist oben die Startzeit (Time) der jeweiligen Situation dargestellt, um diese im Video wiederfinden zu können. Darunter befindet sich das durch vertikale Balken dargestellte Gesamtbeanspruchungsmaß (Workload). Als drittes ist der Ressourcenbedarf für jeden Kanal separat visualisiert (Resources). Unten in der Abbildung befindet sich die Tätigkeit (Activity) als Blöcke der bearbeiteten Aufgaben zweidimensional segmentiert.

Schritt 6: Vergleich der automatisch erfassten Daten mit der Expertenbefragung

Beim Vergleich der manuell und automatisch erfassten Daten lässt sich die Systemleistung zur Tätigkeitserkennung evaluieren. Dabei wird überprüft, ob alle vom Probanden angegebenen Aufgaben in den Aufgabensituationen mit der maschinellen Tätigkeitserkennung übereinstimmen. Ebenso werden die mentalen Ressourcen und das Gesamtbeanspruchungsmaß verglichen.

Zeitabhängige Darstellung

Abbildung 6.23 zeigt zunächst die zeitabhängige Darstellung eines Fallbeispiels. Es sind untereinander die Gesamtbeanspruchung, der Ressourcenbedarf und die Pilotentätigkeit über der Zeit aufgetragen. Die durch die Probanden manuell erfassten Daten sind farbig ausgefüllt dargestellt. Automatisch erfasste Daten sind als farbige Signale (Kurven) oder schwarz diagonal gestreift gezeichnet. Fehlerbalken an den automatischen Daten repräsentieren die Standardabweichung und damit die Streuung der Signale. Im zeitabhängigen Vergleich sind die genauen Signalverläufe ersichtlich. Außerdem lässt sich anhand der Glaubenskurven (Belief blau, Plausibility (1 – Doubt) rot, siehe Formel (13)) der Tätigkeiten feststellen,

ob Aufgaben überhaupt nicht erkannt wurden, oder ein Glaube hierfür vorhanden, jedoch für eine zuverlässige Erkennung zu gering oder zu kurz war.

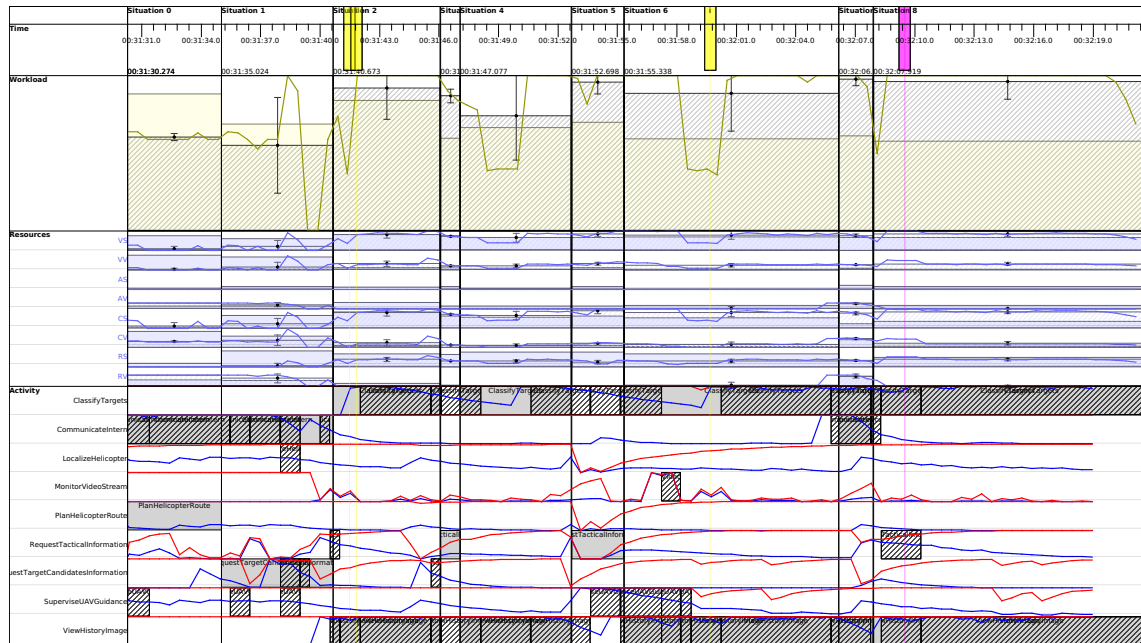


Abbildung 6.23: Zeitabhängiger Vergleich der Use-Cases.

Zeitunabhängige Darstellung

Abbildung 6.24 zeigt denselben Use-Case in einer zeitunabhängigen Darstellung.

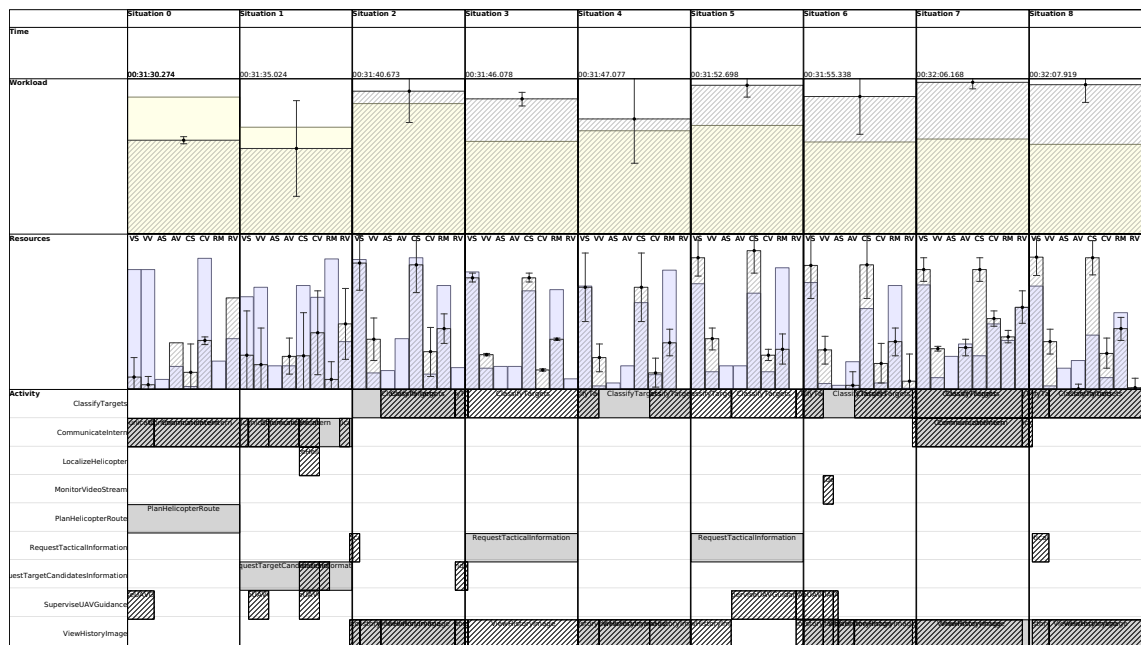


Abbildung 6.24: Zeitunabhängiger Vergleich der Use-Cases.

Diese ist übersichtlicher als die zeitabhängige Darstellung und ermöglicht einen statistischen Vergleich von Aufgabensituationen, die nur durch die enthaltenen Aufgaben identifiziert werden.

Wie auch im zeitabhängigen Vergleich sind die vom Probanden angegebenen Daten farbig ausgefüllt und die automatisch erfassten Daten schwarz schraffiert dargestellt. Die Fehlerbalken geben die Streuung der (ausgeblendeten) Signale in einfacher Standardabweichung

an. Für den Vergleich wird die manuelle Segmentierung als Referenz für die Aufgabensituationen herangezogen und die automatischen Daten werden dieser zugeordnet. Der Beginn und das Ende der automatisch erkannten Aufgaben stimmen deshalb nicht unbedingt mit der manuellen Segmentierung überein. Es kann zu einem zeitlichen Versatz der beiden Datenquellen kommen. Um dieses Problem auch in der zeitunabhängigen Darstellung aufzuzeigen, wird für die Aufgaben eine relative zeitabhängige Darstellung (bezogen auf die Dauer der jeweiligen Aufgabensituation) gewählt. Am Versatz lässt sich daher erkennen, ob eine Aufgabe eventuell eher der Nachbarsituation zuzuordnen wäre.

6.3.3 Umfang der Auswertung

Ausgewertete Missionen

Der Umfang der durchgeführten Messkampagne von insgesamt 4 Wochen Dauer beträgt 28 Missionen (Kommandanten 24, Piloten 28, addiert 52). Der Unterschied in der Anzahl der Missionen zwischen den Kommandanten und den fliegenden Piloten erklärt sich in der zusätzlich geflogenen Platzrunde der Piloten. Die gesamte Auswertedauer der Missionen addiert sich zu 37,5 Stunden (Kommandanten 18,4 h, Piloten 19,1 h, 40 Minuten pro Mission) mit einer aufgezeichneten Datenmenge von 15 GB Textdateien aus der automatischen Tätigkeitserkennung und 150 GB Videomaterial.

Ausgewertete Fallbeispiele

Der Umfang der ausgewerteten Fallbeispiele beträgt 28 Stück (Kommandanten 13, Piloten 15). Das ergibt 3-4 Use-Cases pro Versuchsteilnehmer in einer Woche Experimentalkampagne. Die Gesamtdauer der ausgewerteten Fallbeispiele beläuft sich auf knapp 17 Minuten (Kommandanten 7 min, Piloten 10 min) mit einer Durchschnittsdauer von 30-40 Sekunden pro Use-Case.

Bewertete Aufgabensituationen und Aufgaben

Der Umfang der mit der *TaskKladde* bewerteten Aufgabensituationen beträgt 246 Stück (Kommandanten 110, Piloten 169). Das ergibt im Mittel ca. 30 Situationen pro Versuchsteilnehmer in einer Woche Kampagne. Die Anzahl der mit Hilfe des interaktiven Aufgabenbaums als Teil der Pilotentätigkeit selektierten Aufgaben addiert sich auf 469 (Kommandanten 110, Piloten 359). Das ergibt knapp 60 klassifizierte Aufgaben in einer Woche Kampagne je Pilot.

Erfassungsaufwand Expertenbefragung

Der Erfassungsaufwand mit der *TaskKladde* für einen Probanden ist in etwa 20-30 Minuten pro Minute Missionszeit. Dies ergibt einen geschätzten Gesamtaufwand für die Befragung in den durchgeführten Experimenten von 8 bis 9 Stunden (30 x 17 min). Jeder Proband musste daher in der jeweiligen Experimentalwoche etwa eine Stunde aufbringen, um 2 Minuten Missionszeit auszuwerten.

Aus diesen Zahlen lässt sich folgern, dass die Befragung trotz der interaktiven Methode mit der *TaskKladde* noch sehr aufwändig ist und somit nur ein sehr kleiner Teil einer ganzen Kampagne ausgewertet werden kann (etwa 1%).

6.3.4 Beschreibung des Systemverhaltens anhand ausgewählter Fallbeispiele

Das Systemverhalten wird anhand dreier ausgewählter Fallbeispiele beschrieben.

Fallbeispiel 1: Landecheck

Dieses Fallbeispiel ist ein Standardbeispiel für eine Routineaufgabe, wie sie des Öfteren in einer Mission oder einer Platzrunde vorkommt (Abbildung 6.25).



Abbildung 6.25: Fallbeispiel 1: Abarbeiten der Landecheckliste durch den rechts sitzenden fliegenden Piloten.

Sowohl in der Angabe der Expertenbefragung als auch in den Ergebnissen der automatischen Tätigkeitserkennung zeigt sich die zugrunde liegende Flugführungsaufgabe (*FlyTransitFriendManual*, Abbildung 6.26). Parallel zu dieser erkennt man viele kleine und kurze Check-Aufgaben.

Die Workload in dieser Routineaufgabe wurde vom Piloten und der Tätigkeitserkennung als moderat geschätzt, wobei die Schätzung der automatischen Tätigkeitserkennung deutlich höher liegt als die Selbsteinschätzung des Probanden.

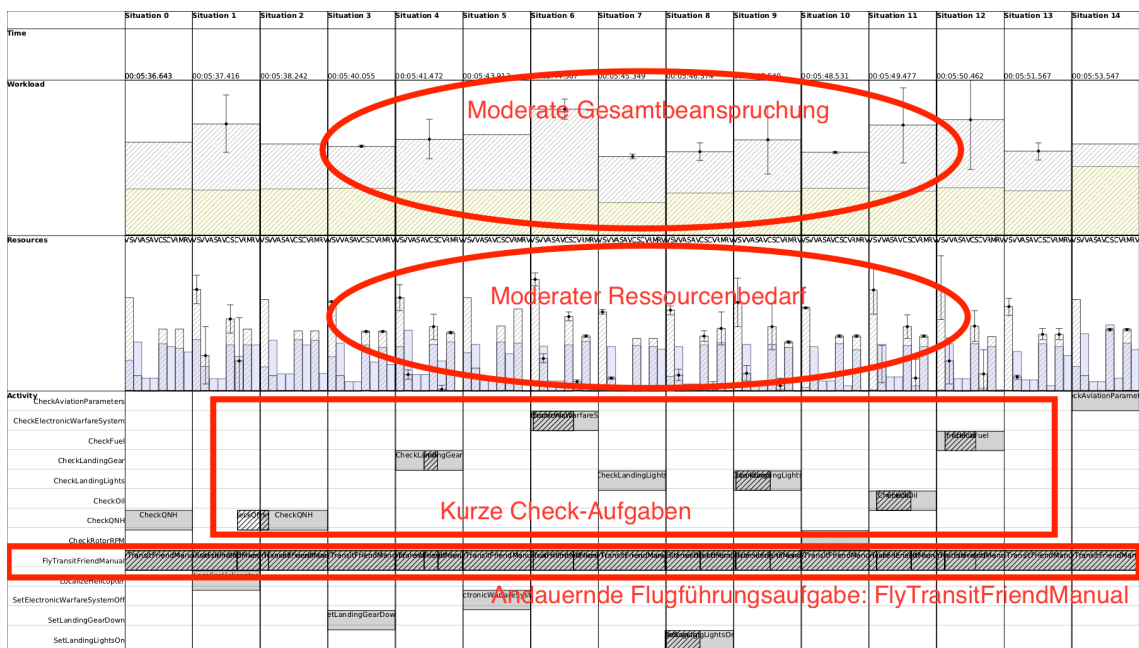


Abbildung 6.26: TaskKladde-Ergebnis für die Bearbeitung einer Landecheckliste (zeitunabhängige Darstellung).

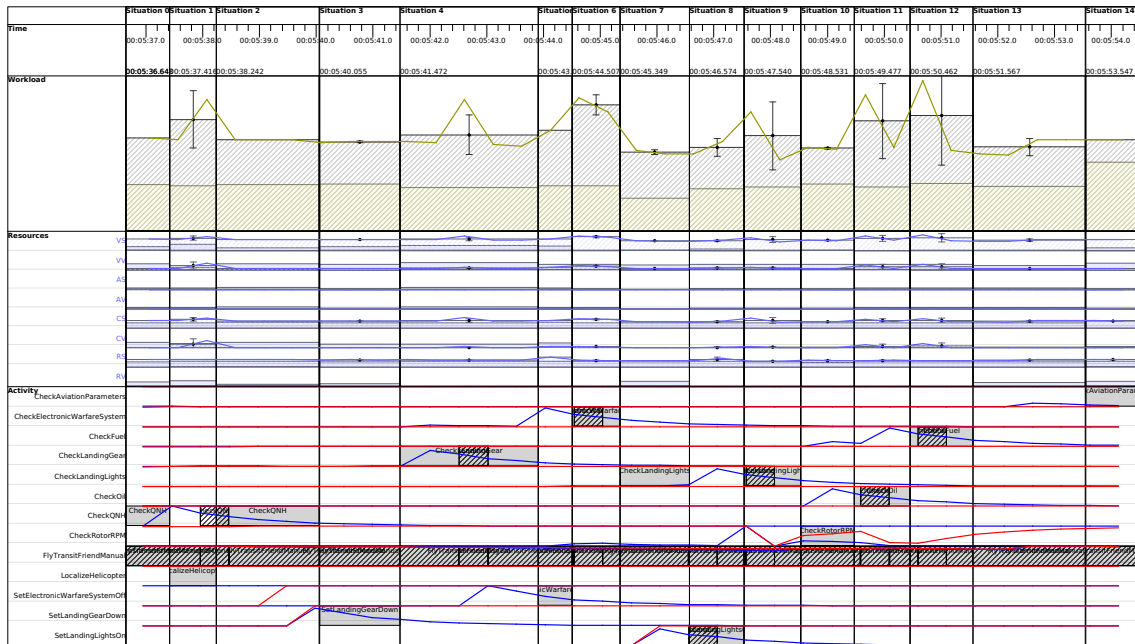


Abbildung 6.27: TaskKladde-Ergebnis für die Bearbeitung einer Landecheckliste (zeitabhängige Darstellung).

Fallbeispiel 2: Landung in der HOA

Im zweiten Fallbeispiel befindet sich der Pilot in einem tiefen Anflug auf eine Landezone. Verbündete Kräfte markieren die Landezone mit grünem Rauch. Der Luftfahrzeugführer muss aus dem Tiefflug heraus die Landezone finden und landen. Dabei kommunizieren die beiden Piloten sowohl miteinander (*CommunicateIntern*) als auch über den Missionsfunk (*CommunicateC2*).

Dieser Use-Case ist eine schwierige Aufgabe mit einer hohen Ressourcen- und Workload-Auslastung. In Abbildung 6.29 erkennt man, dass visuelle, kognitive und manuelle Ressourcen stark beansprucht werden. Die Selbsteinschätzung der Workload fällt geringer aus als die der automatischen Abschätzung. Die magentafarbene Markierung in Abbildung 6.30 zeigt eine, durch das Assistenzsystem erkannte, Workload-Spitze.



Abbildung 6.28: Landung im Operationsgebiet (HOA).

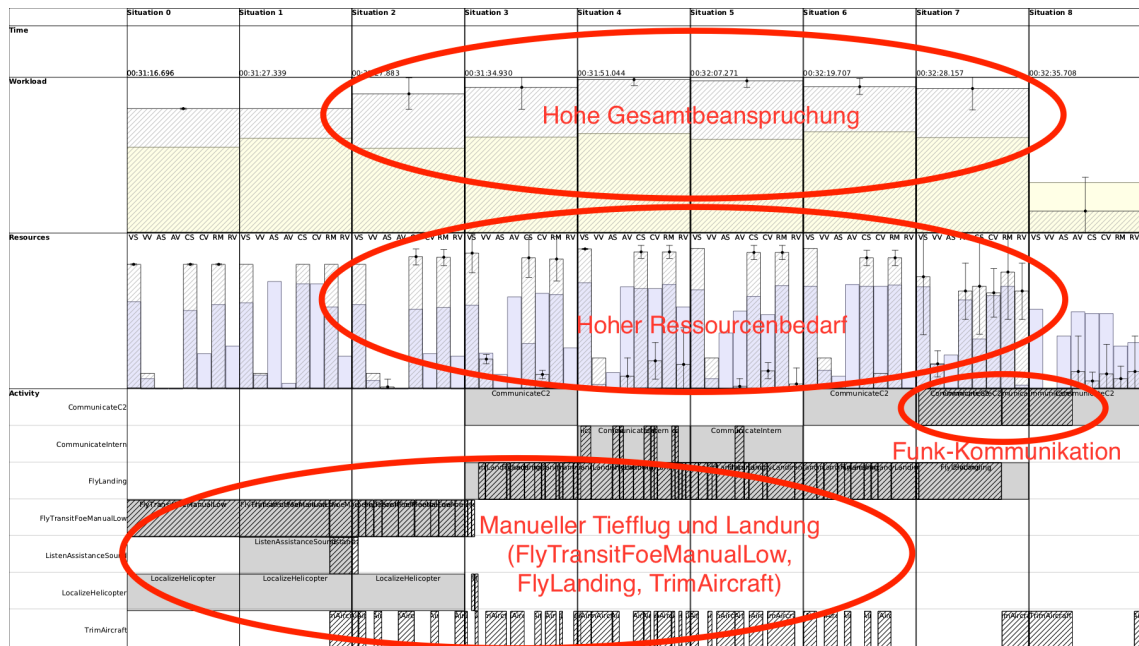


Abbildung 6.29: TaskKladde-Ergebnis für die Landung in der HOA (zeitunabhängig).

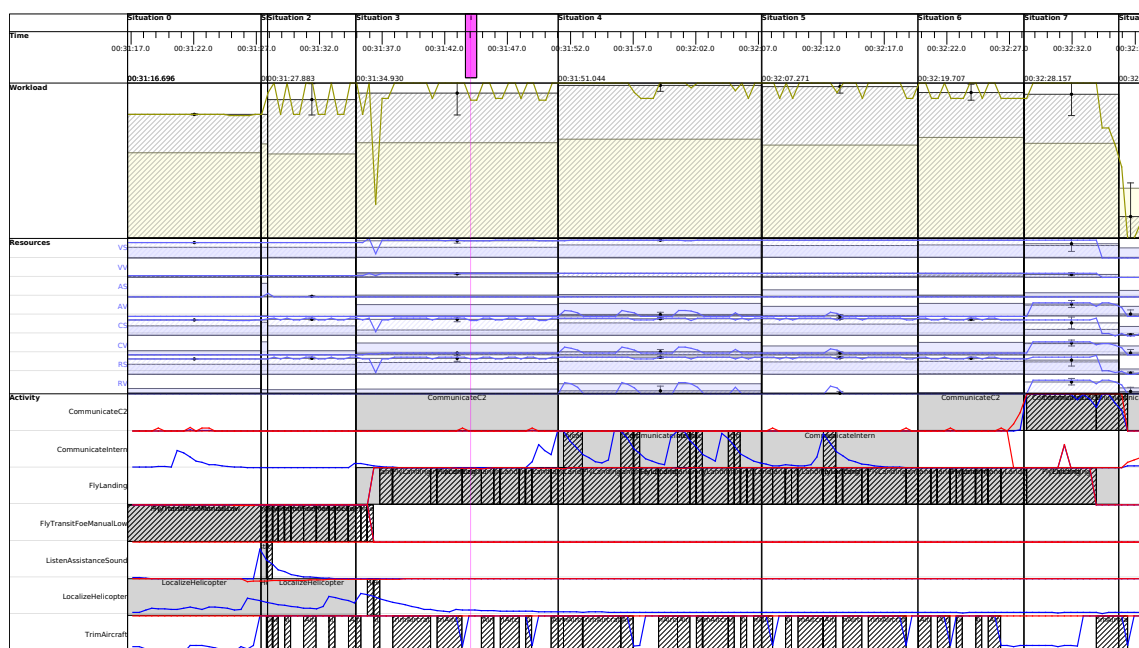


Abbildung 6.30: TaskKladde-Ergebnis für die Landung in der HOA (zeitabhängig).

Fallbeispiel 3: Freund-Feind Klassifikation

Das dritte Fallbeispiel widmet sich der Tätigkeit des Kommandanten und Luftbildauswerter.

Eine häufig vorkommende Aufgabe in den simulierten MUM-T-Missionen ist die Klassifikation von Objekten hinsichtlich ihres Gefährdungspotentials. Dabei schaut sich der Kommandant durch die UAVs aufgenommene Bilder von unbekanntem Objekten an. Für jedes Bild muss entschieden werden, ob es sich um eine Person oder ein Fahrzeug handelt und ob es als feindlich oder neutral einzustufen ist.

Das Aufgabenspektrum der automatischen Tätigkeitserkennung spiegelt typische Aufklärungsaufgaben wider (Abbildung 6.32).



Abbildung 6.31: Fallbeispiel 3: Der links sitzende Kommandant klassifiziert gefundene Objekte hinsichtlich ihres Gefährdungspotentials.

Die Workload ist als eher hoch einzustufen. Auch hier liegt die Selbsteinschätzung der Workload meist deutlich unter der automatischen Einschätzung.

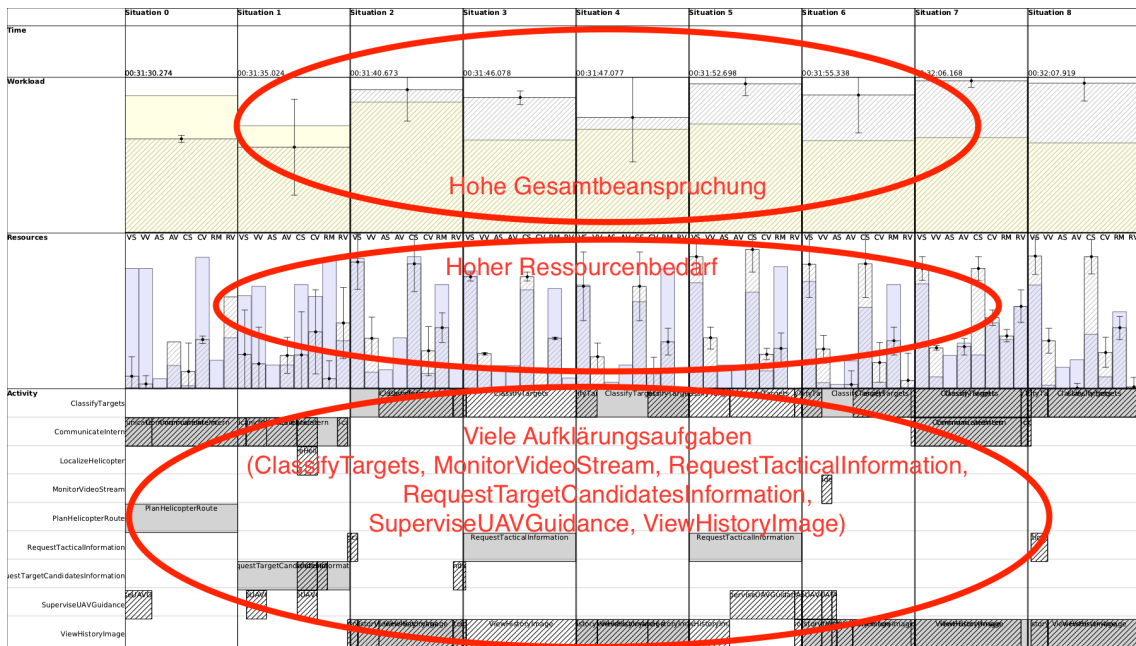


Abbildung 6.32: TaskKladde-Ergebnis für die Freund-Feind-Klassifikation (zeitunabhängige Darstellung).

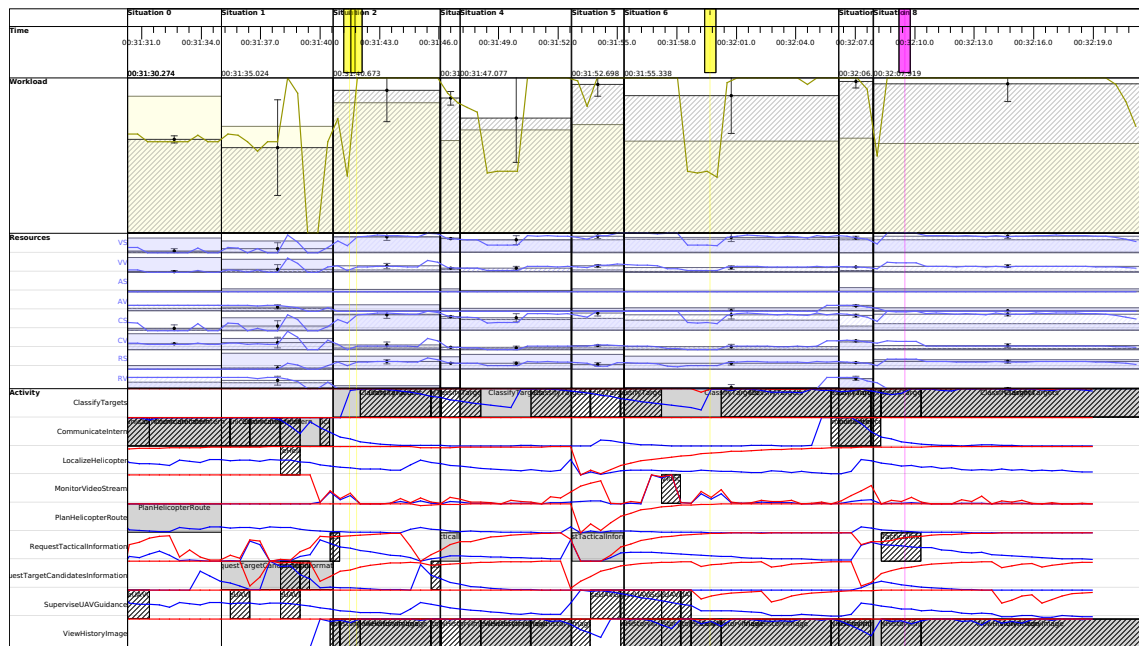


Abbildung 6.33: TaskKladde-Ergebnis für die Freund-Feind-Klassifikation (zeitabhängige Darstellung).

6.3.5 Ergebnisse der Workload-Abschätzung

Annahmen und Bewertungskriterien

Um die Qualität der automatisch abgeschätzten Workload beurteilen zu können, muss die Frage geklärt werden, ob die hier vorgestellte kontextreiche Beschreibung die mentale Beanspruchung ausreichend gut abbildet. Der hiesigen Betrachtung liegt die Annahme zugrunde, dass die Piloteneinschätzung aus der Expertenbefragung zur Workload die wahren Referenzwerte liefert.

Die Workload-Abschätzung wird dann als gut und für die Anwendung ausreichend bewertet, wenn sich die Ergebnisse aus der automatischen Ressourcenabschätzung mit den Ergebnissen der Expertenbefragung decken.

Probandenbezogene Darstellung

Abbildung 6.34 zeigt die Ergebnisse der Workload-Abschätzung der einzelnen Piloten gemittelt über alle Fallbeispiele ($N = 13$ Kommandant, $N = 15$ Pilot).

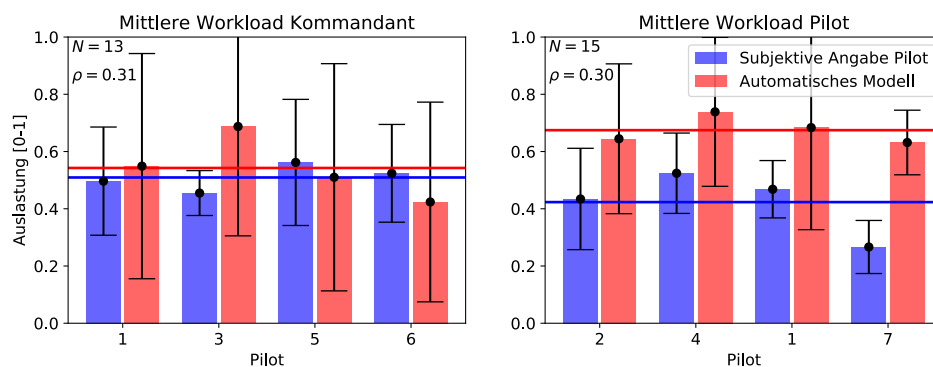


Abbildung 6.34: Ergebnisse der Workload-Abschätzung gemittelt über alle Fallbeispiele.

Zu sehen sind jeweils die subjektiv durch den Probanden angegebene Auslastung (blau) und parallel dazu die automatische skalare Workload-Abschätzung des Modells (rot). Die hori-

zontalen Linien sind die globalen Mittelwerte. Die Fehlerbalken stellen die Standardabweichungen der Einzelfehler dar, welche aufgrund der geringen Statistik recht groß ausfallen. Weitere Ergebnisse sind in Anhang 10.7 zu finden.

Auffälligkeiten

Wie in der Expertenbefragung wurden auch von der automatischen Ressourcenabschätzung Situationen hoher Workload höher bewertet als weniger beanspruchende Situationen. Allerdings zeigt die automatische Ressourcenabschätzung teilweise große Abweichungen zu der Expertenbefragung von bis zu 30%. Das Modell tendiert dabei zur Überschätzung der Workload des fliegenden Piloten.

Auffallend in den Ergebnissen der Expertenbefragung ist, dass die Piloten nicht die ganze zur Verfügung stehende Skala ausnutzten. Auch Use-Cases vermeintlich hoher Beanspruchung wurden von den Probanden als eher durchschnittlich eingestuft. Als am meisten beanspruchend bewertete ein Kommandant die mittlere Workload während einer Freund-Feind-Klassifikationen mit 70% Auslastung. Daher bleibt letztendlich die Frage offen, ob die Probanden ihre Workload insgesamt unterschätzten und inwiefern eine einfache subjektive Befragung der Experten als wahren Referenzwert für die Beanspruchung herangezogen werden darf.

Übereinstimmung und Korrelation

Aus Abbildung 6.35 lässt sich erkennen, dass sich die Übereinstimmung zwischen Expertenmeinung und Modell im Bereich von 70 - 80 % bewegt, jedoch ist die Streuung teilweise recht groß.

Um zu überprüfen, ob ein Zusammenhang zwischen dem automatischen Modell und der subjektiven Selbstabschätzung der Piloten besteht, wird auf den Pearson-Korrelationskoeffizienten ρ zurückgegriffen (Nachzulesen z.B. in (Kuckartz, Rädiker, Ebert, & Schehl, 2013, S. 207–216)). Für $\rho = 1$ besteht ein perfekter linearer Zusammenhang, für $\rho = 0$ kein Zusammenhang.

Die Berechnung der Korrelation der Workload stellt eine Näherung dar, welche auf der mittleren Workload der einzelnen Use-Cases beruht (siehe Erläuterungen in Anhang 10.5).

Das Ergebnis ist in Abbildung 6.34 in der linken oberen Ecke angegeben. Mit einem Wert von $\rho \approx 0,3$ für beide Arbeitsplätze besteht nach (Kuckartz u. a., 2013, S. 213) ein mittlerer Zusammenhang.

Use-Case-bezogene Darstellung

Abbildung 6.35 stellt die Workload-Abschätzung für verschiedene Use-Cases gegenüber. Dargestellt sind die Mittelwerte und Standardabweichungen über alle Probanden ähnlicher Fallbeispiele.

Auch die automatische Workload-Abschätzung unterscheidet sich in den einzelnen Use-Cases deutlich voneinander. Der durch die Probanden angegebene Workload-Verlauf wird qualitativ auch durch die automatische Workload-Abschätzung wiedergegeben. So wird beispielweise für den Kommandanten die Aufklärung beanspruchender als die Kommunikation eingeschätzt. Ein erkennbarer Unterschied zeigt sich in der automatischen Abschätzung der UAV-Überwachung, welche automatisiert deutlich geringer abgeschätzt wurde. Allerdings sind an dieser Stelle die Messabweichungen auch relativ groß (Fehlerbalken), was auf eine schwierige Messung hindeutet. Auch in den Use-Cases Tiefflug und Landung zeigt sich eine relativ große Streuung. Dies liegt daran, dass in diesen Fallbeispielen neben lang andauernden Flugaufgaben auch viele kleine Aufgaben (Knopfdrücke und Checks) enthalten sind.

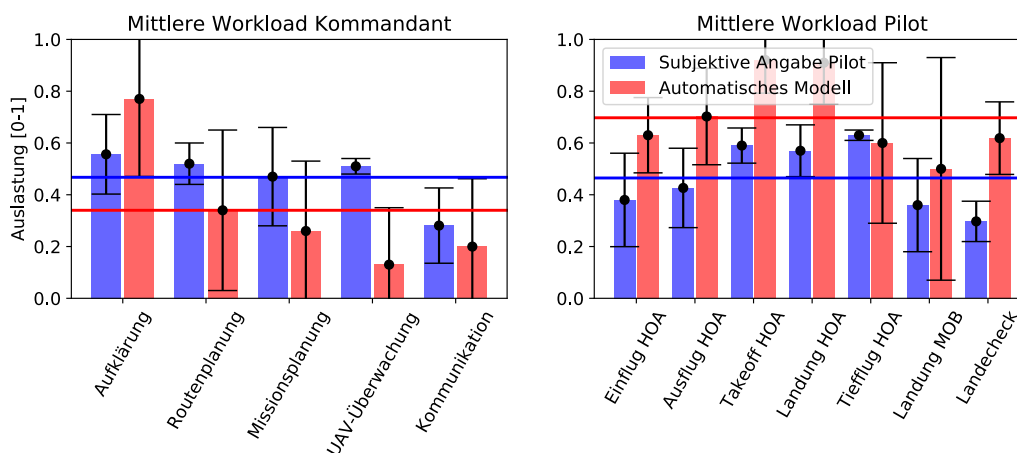


Abbildung 6.35: Abschätzung der Workload gemittelt über alle Probanden für die verschiedenen Use-Cases.

Vergleich

Für die Fallbeispiele des fliegenden Piloten wird der qualitative Verlauf durch die automatische Tätigkeitserkennung einigermaßen gut nachgebildet. Einzig der Landecheck wurde deutlich schwieriger eingestuft als von den Probanden angegeben. Für die Kommandantentätigkeit sind die Abweichungen größer.

Eine mögliche Erklärung liegt im unterschiedlichen Aufgabenspektrum der beiden Arbeitsplätze. Im Unterschied zur Pilotentätigkeit ist die Kommandantentätigkeit von vielen Überwachungsaufgaben geprägt. Diese Aufgaben lassen sich häufig nur anhand der Blickbewegungen auf der interaktiven taktischen Karte erkennen. Da die dargestellten Objekte meist sehr klein sind, entstehen große Messungenauigkeiten, welche in einem geringen Glauben für Evidenzen und damit Unterschätzung der konservativ abgeschätzten Workload resultieren (vgl. Abschnitt 4.5.2).

Situationsbezogene Darstellung

Abbildung 6.36 und Abbildung 6.37 zeigen die Analyse der Workload auf der Ebene einzelner Aufgabensituationen. Diese wurden in einer zeitunabhängigen, statistischen Analyse durch Mittelwertbildung gewonnen. Es sind jeweils die fünf Aufgabensituationen mit den höchsten und niedrigsten Ergebnissen dargestellt.

Weitere Werte verschiedener Aufgabensituationen aus der Expertenbefragung sind in Anhang 10.7 zu finden.

Auffälligkeiten

Die Ergebnisse der Expertenbefragung enthalten am oberen Ende der Workload-Skala auffallend viele Situationen, in denen eine Funkkommunikation parallel zu anderen Aufgaben erforderlich war. Als wenig beanspruchend wurden dagegen meist Einzelaufgabensituationen empfunden. Auch diese Ergebnisse sind plausibel.

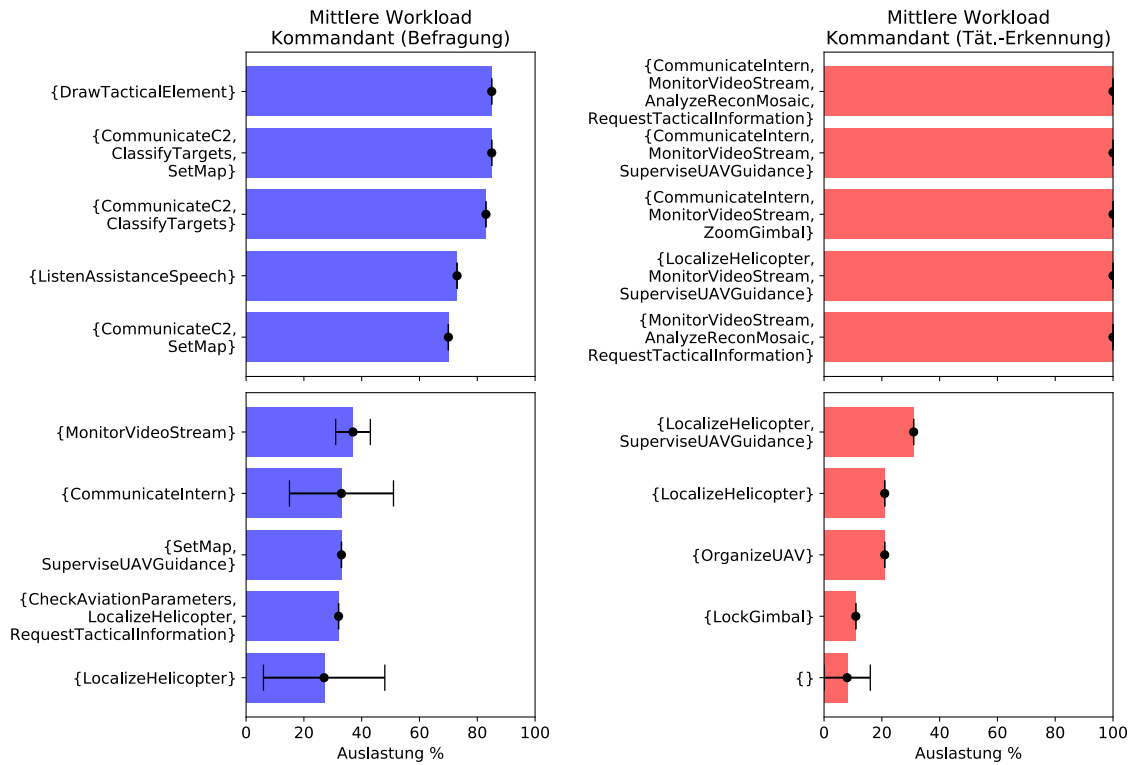


Abbildung 6.36: Mittlere Workload in einzelnen Aufgabensituationen Kommandant.

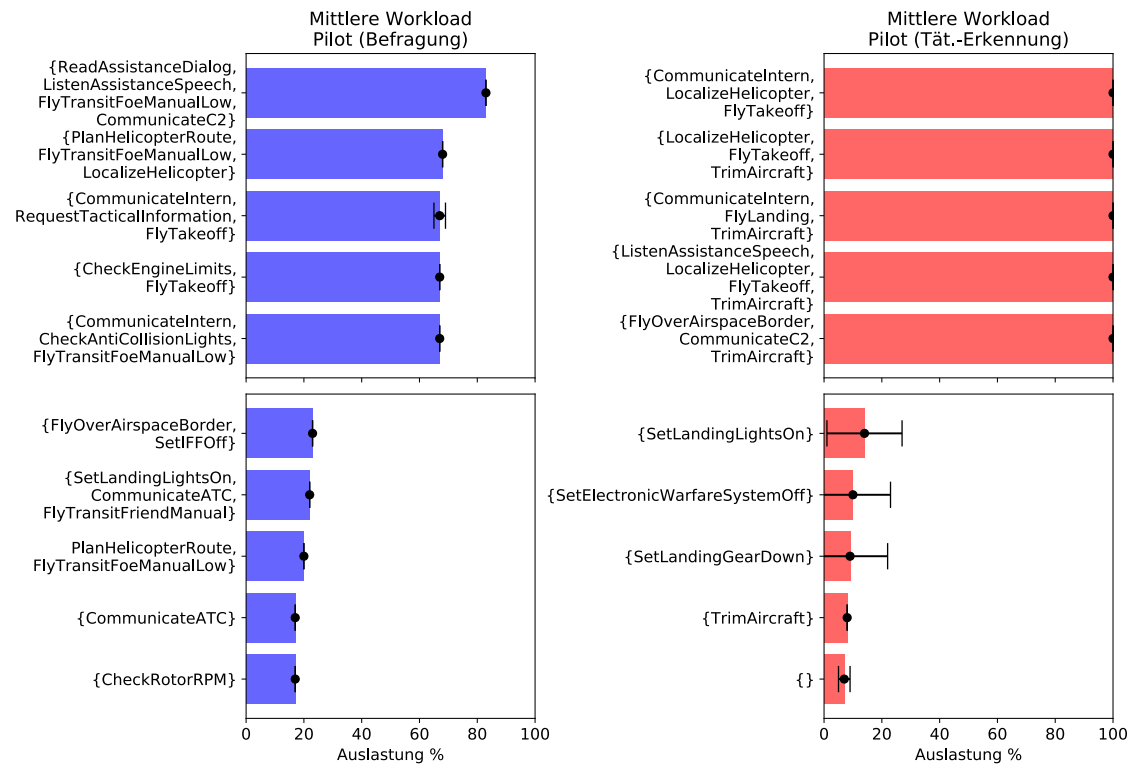


Abbildung 6.37: Mittlere Workload in einzelnen Aufgabensituationen Pilot.

In den Ergebnissen der automatischen Abschätzung ist ein Sättigungseffekt erkennbar. Die automatische Abschätzung enthält einige Aufgabensituationen mit mehreren parallelen Aufgaben, deren Modellabschätzung zu 100 % Workload führt. An dieser Stelle treten Modellungenauigkeiten zu Tage.

Am unteren Ende der Workload-Skale sind Einzelaufgabensituationen zu finden, zu deren

Ausführung nur ein kurzer Knopfdruck erforderlich ist. Dieses Ergebnis entspricht den Erwartungen.

Diskussion und Fazit

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die auf dem Aufgaben- und Ressourcenmodell basierende Methode zur Workload-Abschätzung in der Lage ist, hoher von niedriger Workload zu unterscheiden. Sie ist damit prinzipiell zur Überforderungserkennung und den Einsatz in einem Assistenzsystem geeignet. Anhand der verbleibenden großen Abweichungen lässt sich jedoch noch ein großes Verbesserungspotential der Methode erkennen.

Als offene Frage bleibt zu klären, inwiefern die Pilotenaussagen tatsächlich als Referenzwerte verwendet werden dürfen oder ob diese skaliert werden müssen, um das ganze Workload-Spektrum abzubilden.

6.3.6 Ergebnisse der Ressourcenabschätzung

Die Ressourcenabschätzung wird im Folgenden analog zur Workload untersucht.

Probandenbezogene Darstellung

Abbildung 6.38 und Abbildung 6.39 zeigen die Ergebnisse der einzelnen Piloten gemittelt über alle Fallbeispiele.

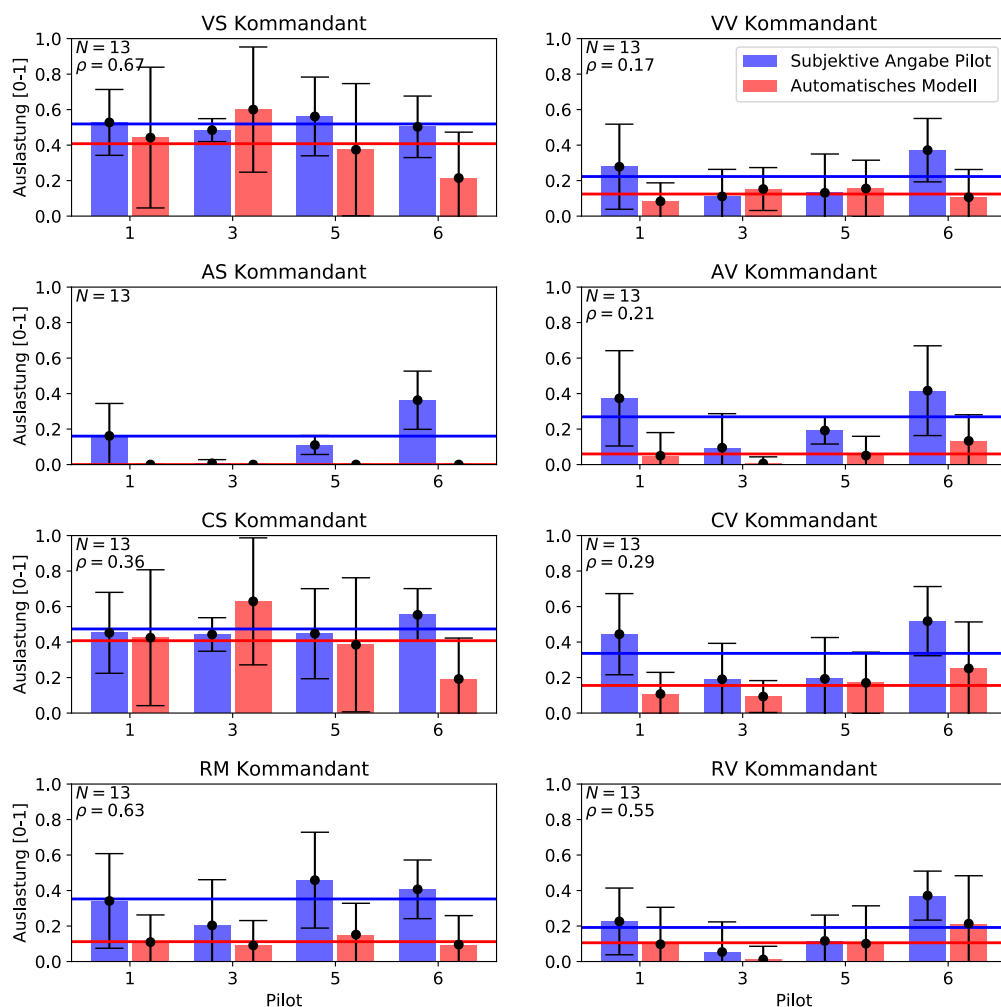


Abbildung 6.38: Ergebnisse der Ressourcenabschätzung für die Kommandanten.

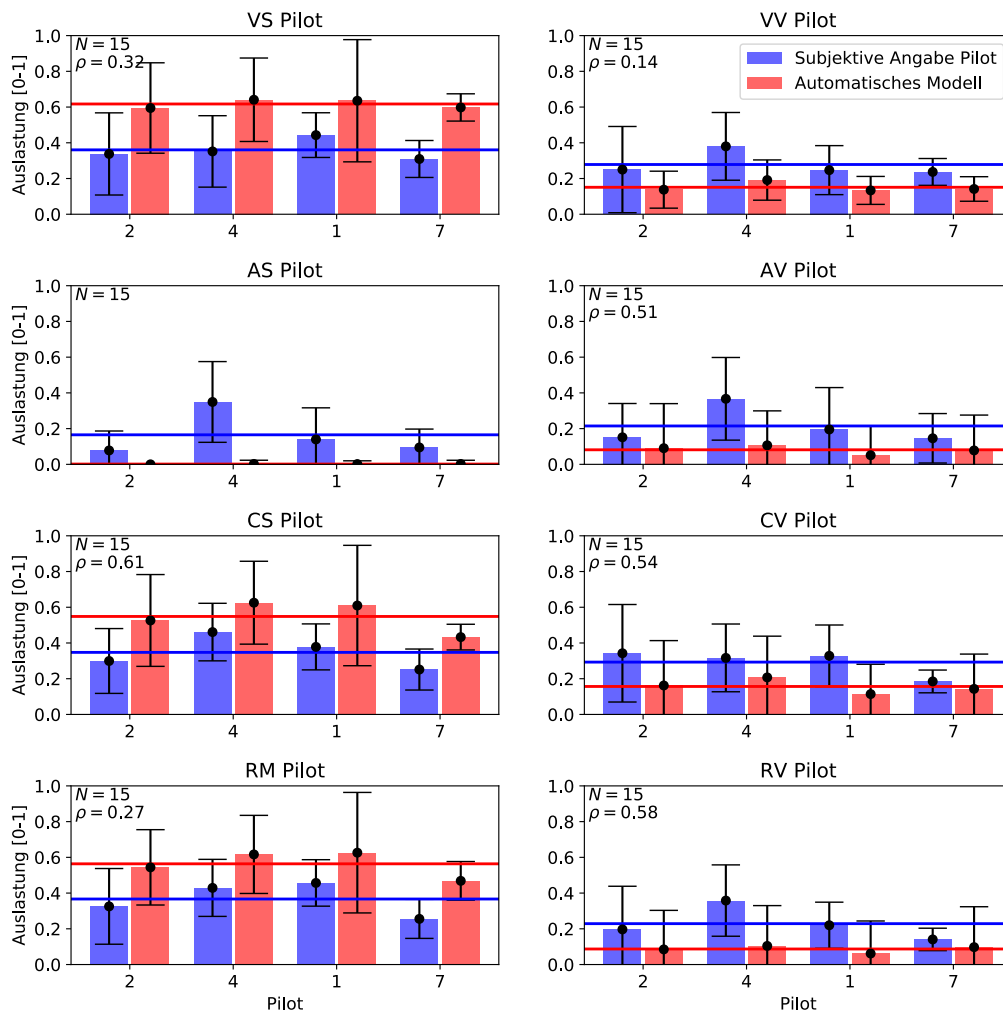


Abbildung 6.39: Ergebnisse der Ressourcenabschätzung für die fliegenden Piloten.

Zu sehen sind jeweils die subjektiv durch den Probanden angegebene Auslastung (blau) und parallel dazu die automatische Abschätzung des Modells (rot). Die horizontalen Linien sind die globalen Mittelwerte. Die Fehlerbalken visualisieren die Standardabweichungen der Einzelfehler.

Auffälligkeiten

Die Ressourcenanalyse zeigt, dass vor allem der visuell-räumliche (*VS*) und der kognitiv-räumliche Kanal (*CS*) stark gefordert sind. Beim Piloten schlagen sich die manuellen Flugführungsaufgaben deutlich im Ressourcenbedarf nieder (Ressourcenkanäle *VS*, *CS* und *RM*). Beim Kommandanten wird die manuelle Ressource (*RM*) offensichtlich unterschätzt. Auditive Ressourcen (vor allem *AS*) werden vom Ressourcenmodell für beide Pilotenrollen kaum wahrgenommen, beziehungsweise stark unterschätzt. Hier zeigen sich Modellungenauigkeiten, welche sich durch Überarbeiten der Demand-Vektoren verringern ließen.

Korrelation

Auch für die einzelnen Ressourcen lässt sich die Pearson-Korrelation ρ angeben (siehe Abbildung 6.38 und Abbildung 6.39 jeweils in der linken oberen Ecke, vgl. Anhang 10.5). Diese fällt für die unterschiedlichen Ressourcen stark unterschiedlich aus. Für den Kommandanten zeigt sich ein hoher Zusammenhang in den Kanälen *VS*, *RM* und *RV* und kein oder nur ein geringer Zusammenhang in den Kanälen *VV*, *AS*, *AV* (Bewertungsskala aus (Kuckartz u. a.,

2013, S. 213)). Die Kanäle AV, CS, CV und RV des Piloten weisen einen hohen Zusammenhang auf, die Kanäle VV und AS dagegen keinen bis nur einen geringen Zusammenhang.

Use-Case-bezogene Darstellung

Abbildung 6.40 und Abbildung 6.41 stellen die Ressourcenabschätzungen für verschiedene Use-Cases gegenüber. Dabei wurde über ähnliche Use-Cases gemittelt. Die genauen Zahlen sind in 10.8 zu finden.

Auffälligkeiten

Für die Kommandanten erfordert die Aufklärung die meisten Ressourcen. Die wenigsten Ressourcen werden dagegen für reine Kommunikationstätigkeiten benötigt.

Für die Piloten sind Takeoff und Landung innerhalb der HOA am beanspruchendsten. Der Landecheck alleine erfordert dagegen eher einen geringen Ressourcenbedarf.

Insgesamt werden auch auf der Ebene der Fallbeispiele die Ressourcenkanäle VS, CS und RM am meisten beansprucht. Hier ist ebenfalls erkennbar, dass das Modell der automatischen Ressourcenabschätzung die auditiven und verbalen Ressourcen unterschätzt.

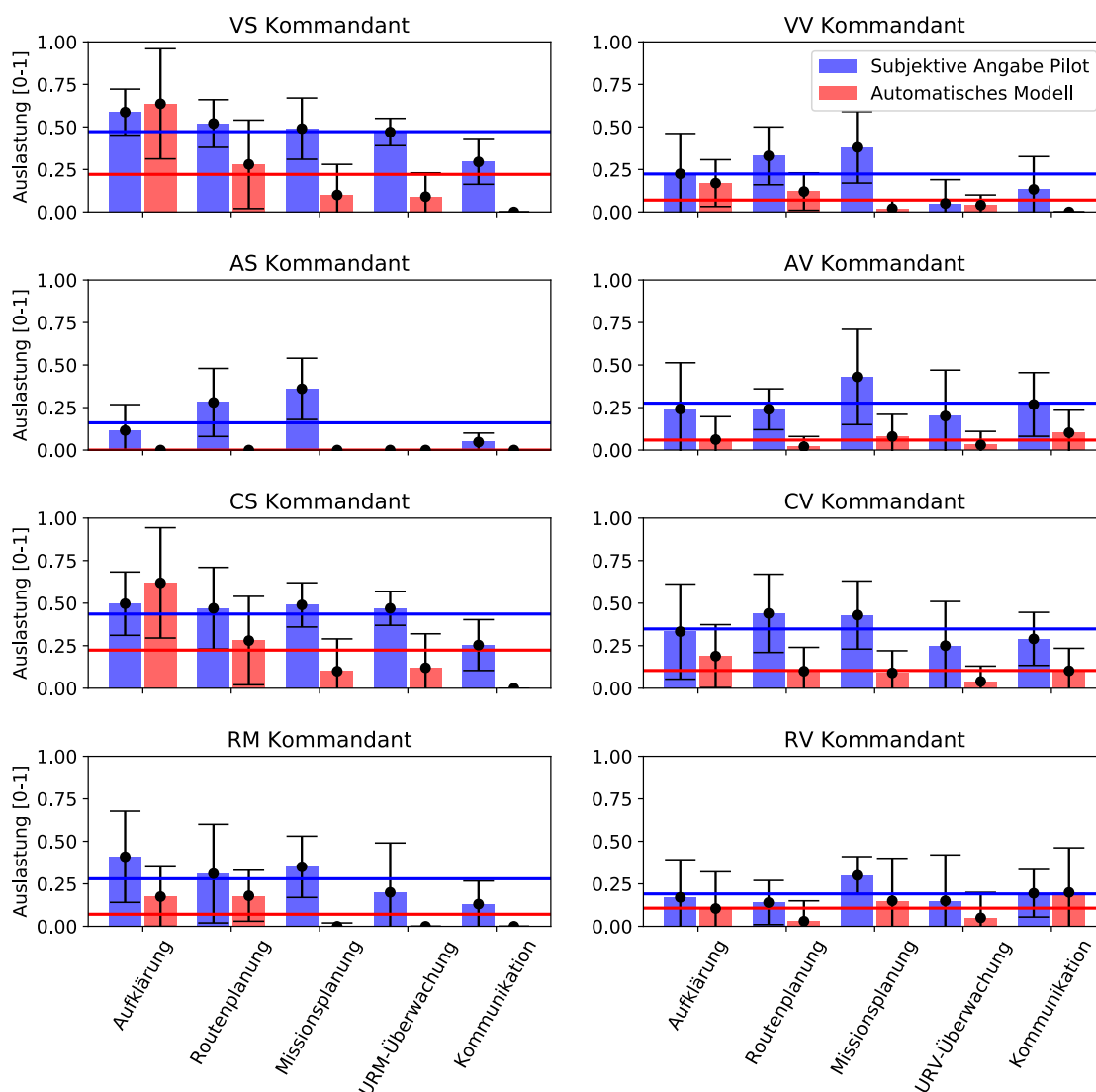


Abbildung 6.40: Ergebnisse der Ressourcenabschätzung für verschiedene Use-Cases. Hier für die Kommandanten.

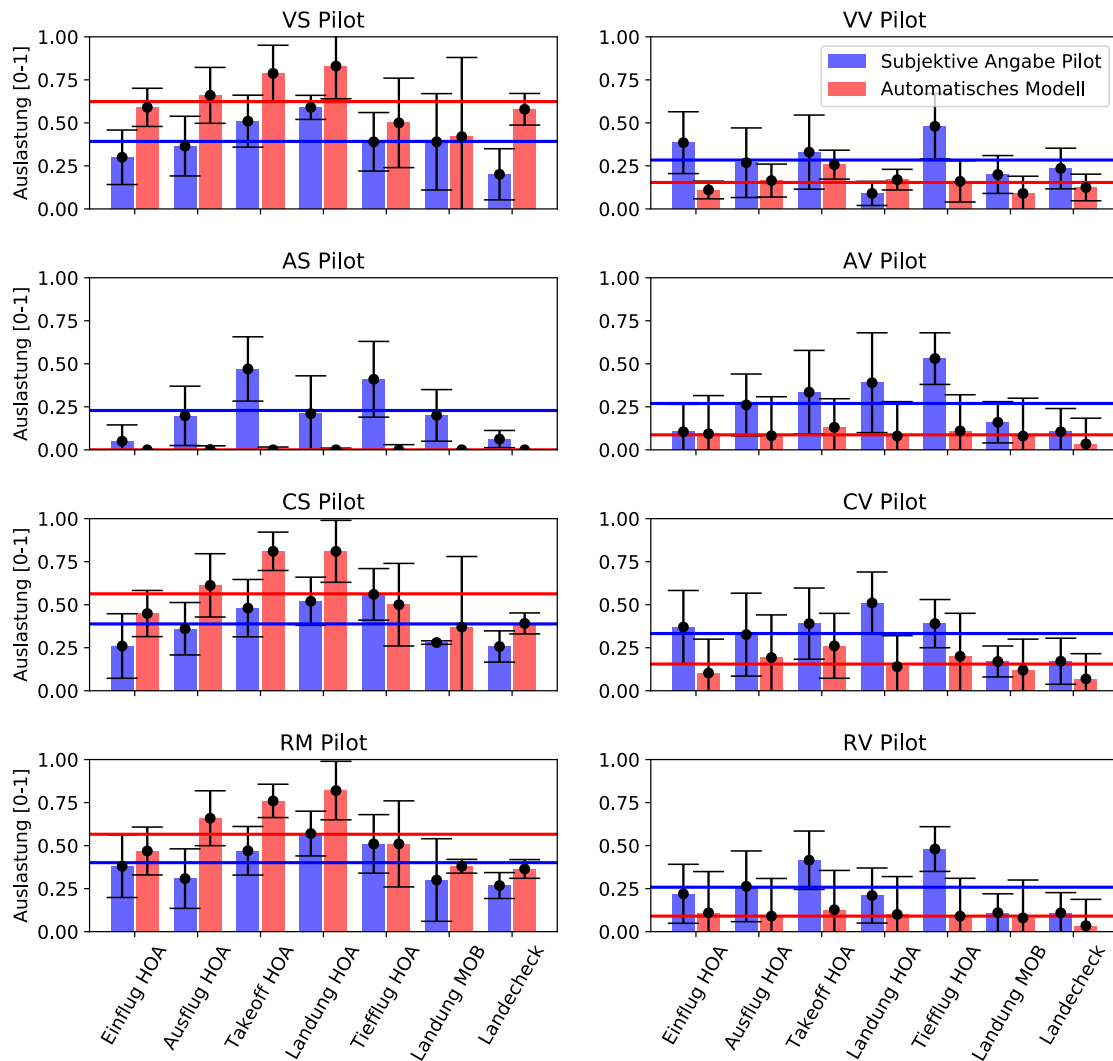


Abbildung 6.41: Ergebnisse der Ressourcenabschätzung für verschiedene Use-Cases. Hier für die fliegenden Piloten.

Diskussion und Fazit

Das Ergebnis der Ressourcenabschätzung zeigt, dass diese sich ebenfalls dazu eignet, hohe von niedriger Ressourcenauslastung zu unterscheiden und somit Überforderungszustände zu erkennen. Auch lassen sich die Fallbeispiele hinsichtlich des Ressourcenbedarfs differenzieren und charakterisieren. Dies ermöglicht eine ressourcenadaptive Assistenz.

Die aufgabenmodellbasierte Bestimmung der Ressourcenauslastung ist damit prinzipiell geeignet, um ein adaptives Assistenzsystem zu bauen. Anhand der noch großen Messabweichungen und Messunsicherheiten wird allerdings deutlich, dass sich Methode und Modell noch wesentlich verbessern lassen.

6.3.7 Ergebnisse der Tätigkeitserkennung

Die folgenden Abschnitte befassen sich mit den Eigenschaften und der Systemleistung der automatischen Tätigkeitserkennung, welche das Fundament für die Ressourcen- und Workload-Abschätzung bildet.

Probandenbezogene Darstellung: Komplexität von Aufgabensituationen

Zunächst wird die Komplexität der einzelnen Aufgabensituation betrachtet. Unter dem Begriff Komplexität wird dabei verstanden, aus wie vielen parallelen Aufgaben sich eine Aufgabensituation zusammensetzt.

In Abbildung 6.42 sind die relativen Verteilungen paralleler Aufgaben für den Kommandanten- und den Pilotenarbeitsplatz gezeigt. Grundlage hierfür sind die segmentierten Aufgabensituationen aller Use-Cases.

Im Resultat ist der Unterschied zwischen den Rollen des Kommandanten und des Piloten deutlich erkennbar: Wohingegen der Kommandant in der Expertenbefragung zu den ausgewählten Use-Cases hauptsächlich Single-Tasking-Situationen bearbeitet (knapp 60 %), zeigt sich beim fliegenden Piloten eine deutliche Verschiebung hin zu Multitasking-Situationen mit zwei oder mehr parallelen Aufgaben (80 %). Dies liegt hauptsächlich an der manuellen Flugführungsaufgabe des Piloten, welche andauernd parallel zu anderen Tätigkeiten abläuft.

Mit $\rho = 0,88$ bzw. $\rho = 0,85$ besteht ein sehr hoher Zusammenhang zwischen dem automatischen Modell und der subjektiven Befragung (Kuckartz u. a., 2013, S. 213), das heißt, die Aufgabenkomplexität wird von der automatischen Tätigkeitserkennung gut nachgebildet.

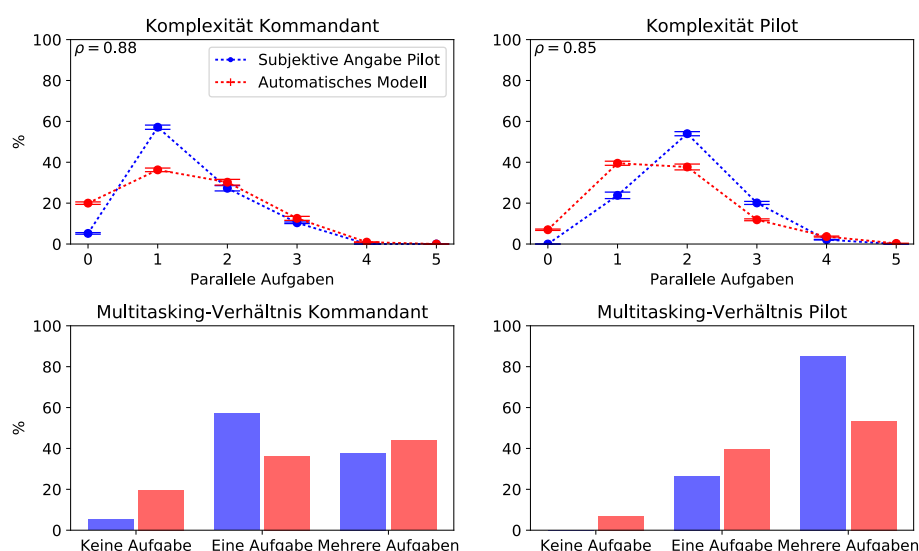


Abbildung 6.42: Komplexität der Aufgabensituationen.

Probandenbezogene Darstellung: Dynamik von Aufgabensituationen

Unter der Aufgabendynamik werden die zeitlichen Eigenschaften und die zeitliche Entwicklung der Pilotentätigkeit verstanden.

Zunächst wird hierzu die mittlere Dauer einzelner Aufgaben untersucht (Abbildung 6.43).

In den ausgewählten Fallbeispielen schätzten die Kommandanten die mittlere Aufgabendauer länger ein als die Piloten. Grund hierfür sind vermutlich die Überwachungsaufgaben in der Kommandantentätigkeit. Hierbei muss jedoch angemerkt werden, dass die Use-Cases nur sehr kurze und ausgewählte Missionsabschnitte beinhalten und damit die eigentliche Dauer der sehr langen manuellen Flugführungsaufgaben der Piloten nicht entsprechend gewichtet wird.

Auffallend ist, dass die maschinelle Tätigkeitserkennung die mittlere Dauer der einzelnen Aufgaben im Kontrast zu den Experten insgesamt sehr kurz einschätzt. Auch weist die Auf-

gabendauer keine oder nur eine sehr geringe Korrelation zwischen Modell- und Experten-daten auf (Kommandant $\rho = -0,01$, Pilot $\rho = 0,22$). Zeitliche Aspekte werden vom Modell daher bisher nur unzureichend abgebildet.

Die Dynamik der Aufgabensituationen betrachtet neben der Dauer einzelner Aufgaben auch die Häufigkeit von Situationswechseln bezogen auf eine bestimmte Zeitspanne. Als Vergleichsmaß wird hierfür der *TSS-Wert* (*Task Set Switches*) in Anlehnung an (Neerincx, 2003) mit der Einheit Situationswechsel pro Minute berechnet (vgl. 2.3.3).

Der TSS-Wert des Piloten ist mit durchschnittlich 20 Situationswechseln pro Minute leicht höher als der TSS-Wert des Kommandanten (15 pro Minute). Die TSS-Werte der maschinellen Tätigkeitserkennung sind deutlich höher als die subjektiv durch die Experten angegebenen.

Die Korrelation im TSS-Wert zeigt mit $\rho = -0,28$ für die Kommandanten einen geringen und mit $\rho = 0,52$ für die Piloten einen hohen Zusammenhang. Auch bei der Erkennung von Wechseln der Aufgabensituation besteht noch Verbesserungspotential.

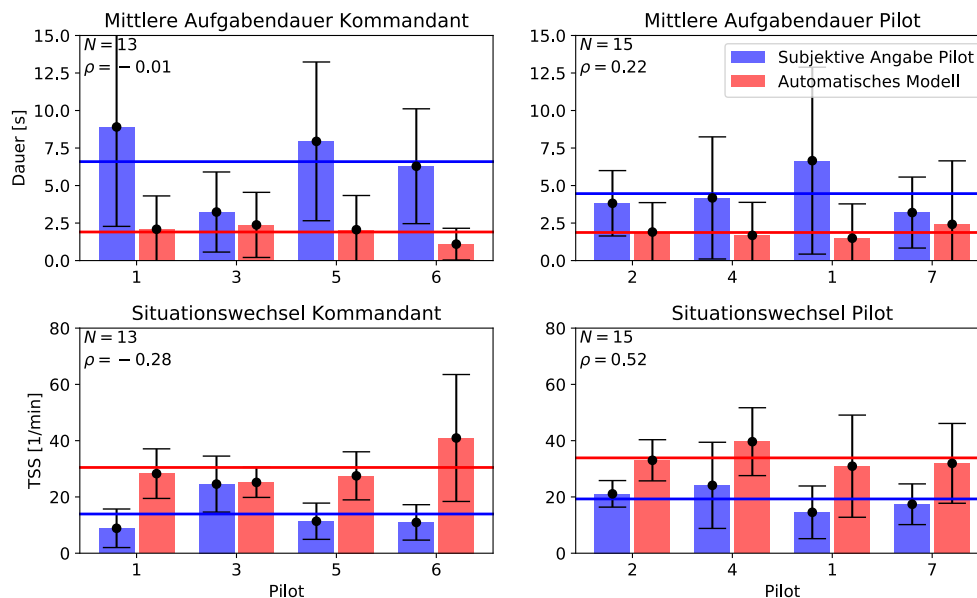


Abbildung 6.43: Dynamik der Aufgabensituationen.

Granularitätsproblem

Die kurzen mittleren Aufgabendauern, hohen TSS-Werte sowie fehlende Korrelation weisen auf ein systematisches Problem in der Implementierung der maschinellen Tätigkeitserkennung hin. Ursache hierfür sind die feine Granularität des Aufgabenmodells und die feine Zeitauflösung der Methode zur Tätigkeitserkennung sowie kurze Unterbrechungen in der Pilotenbeobachtung (vgl. Detailbetrachtung des Granularitätsproblems in 6.3.8).

Use-Case-bezogene Darstellung: Komplexität von Aufgabensituationen

Neben dem Vergleich zwischen verschiedenen Probanden wird auch ein Vergleich bezogen auf unterschiedliche Fallbeispiele gegeben.

In der Analyse wird zunächst auf die Komplexität der Aufgabensituationen eingegangen. Zur Visualisierung dient Abbildung 6.44.

Wie bei der probandenbezogenen Darstellung zeigt auch die Use-Case-bezogene Darstellung, dass das Tätigkeitsspektrum der Piloten eher von Multitasking-Situationen geprägt ist als das der Kommandanten. Der Grund ist auch hier die durchgängige manuelle Flugfüh-

rungsaufgabe. Wegen der geringen Statistik und großen Streuungen (Fehlerbalken) sind jedoch kaum Unterschiede zwischen den einzelnen Use-Cases in der subjektiven Expertenbefragung feststellbar.

Bei den Kommandanten lässt sich eine leichte Verschiebung hin zu Multitasking-Situationen bei der UAV-Überwachung beobachten. Das Komplexitätsspektrum der Piloten zeigt einen Unterschied beim Takeoff gegenüber dem Landecheck oder Ausflug aus der HOA. Während die Checklisten seriell abgearbeitet werden, sind für den Takeoff parallel zur Durchführung des Hubschraubers auch das Trimmen der Fluglage und häufige Kommunikation mit der Flugsicherung erforderlich.

Die maschinelle Tätigkeitserkennung zeigt im Mittel deutlichere Unterschiede zwischen den Use-Cases. Bei der reinen Kommunikation sind beim Kommandanten häufiger auch Phasen zu erkennen, in denen die Tätigkeit keine Aufgabe beinhaltet. Dieser erhöhte Wert ist möglicherweise auch auf Modellierungsfehler zurückzuführen, denn das System ist momentan nicht in der Lage zu erkennen, wenn ein Pilot einer externen Funkprechstelle zuhört. Hier äußert sich die Berücksichtigung von Unwissen der Dempster-Shafer-Theorie, denn es fehlen Evidenzen im Aufgabenmodell. Beim maschinellen Komplexitätsspektrum fällt der Unterschied zwischen Takeoff und Ausflug HOA oder Landecheck noch deutlicher aus.

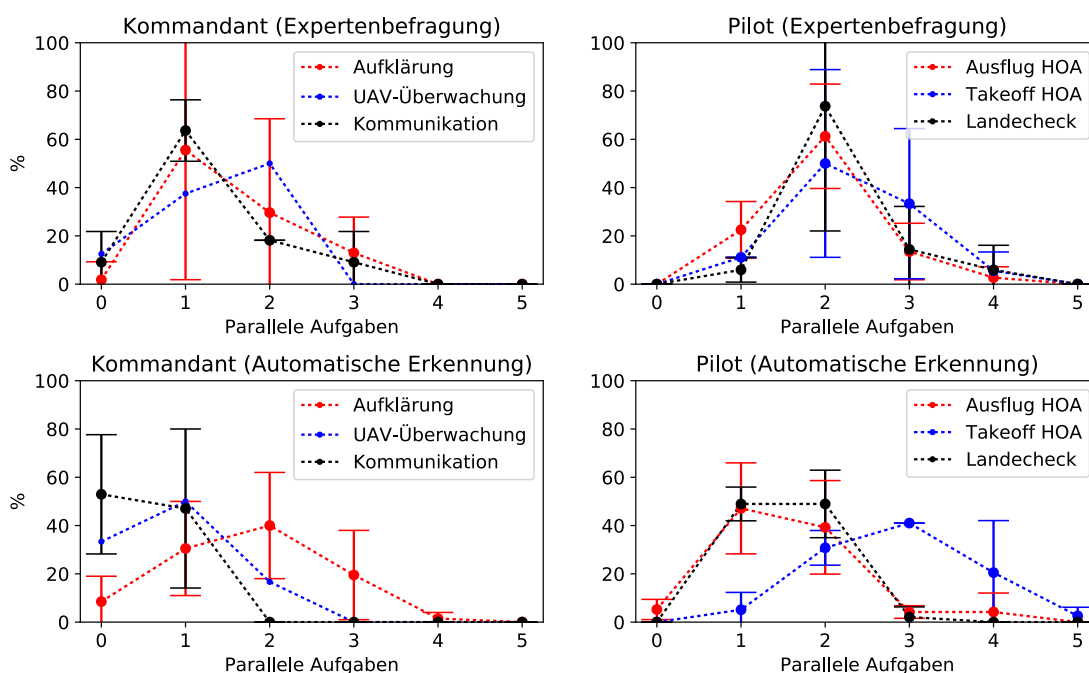


Abbildung 6.44: Komplexität der Aufgabensituationen für verschiedene Use-Cases.

Use-Case-bezogene Darstellung: Dynamik von Aufgabensituationen

Die Dynamik von Aufgabensituationen in der Use-Case-bezogenen Darstellung ist in Abbildung 6.45 illustriert. Aufgrund der sehr geringen Statistik (Teilweise nur eine Stichprobe, daher keine Fehlerbalken) und großen Streuungen kann jedoch nur eine tendenzielle Aussage gemacht werden.

Für die Kommandanten dauern, der Expertenbefragung nach, Kommunikation und Aufklärungsaufgaben eher länger als Planungsaufgaben oder die UAV-Überwachung. Damit verbunden sind die entsprechenden TSS-Werte, welche ein invertiertes Verhalten zeigen.

Bei den Piloten stechen Landung und Tiefflug mit langen Aufgabendauern heraus.

Situationen, die hauptsächlich die Bearbeitung von Checklisten beinhalten (Landecheck,

Ein- oder Ausflug HOA), sind dagegen eher von kurzer Dauer mit entsprechend höheren TSS-Werten.

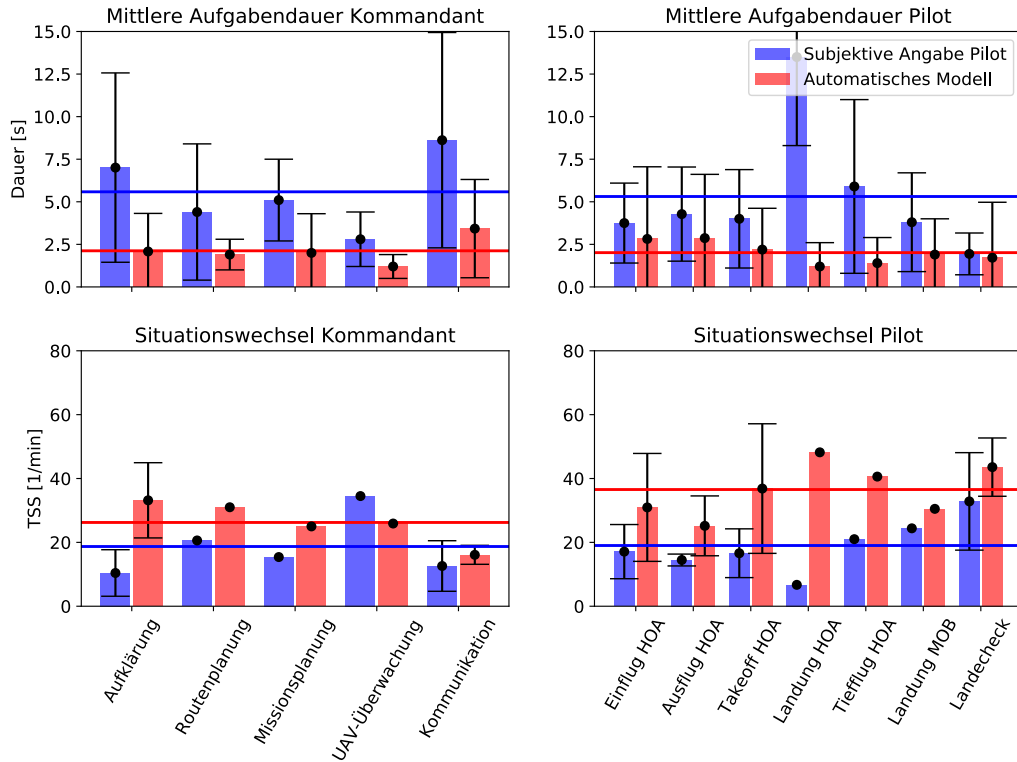


Abbildung 6.45: Aufgabendynamik für verschiedene Use-Cases.

Situationsbezogene Darstellung

Die feinste Betrachtung findet auf der Situationsebene statt. Hierbei werden einzelne Aufgabensituationen verglichen.

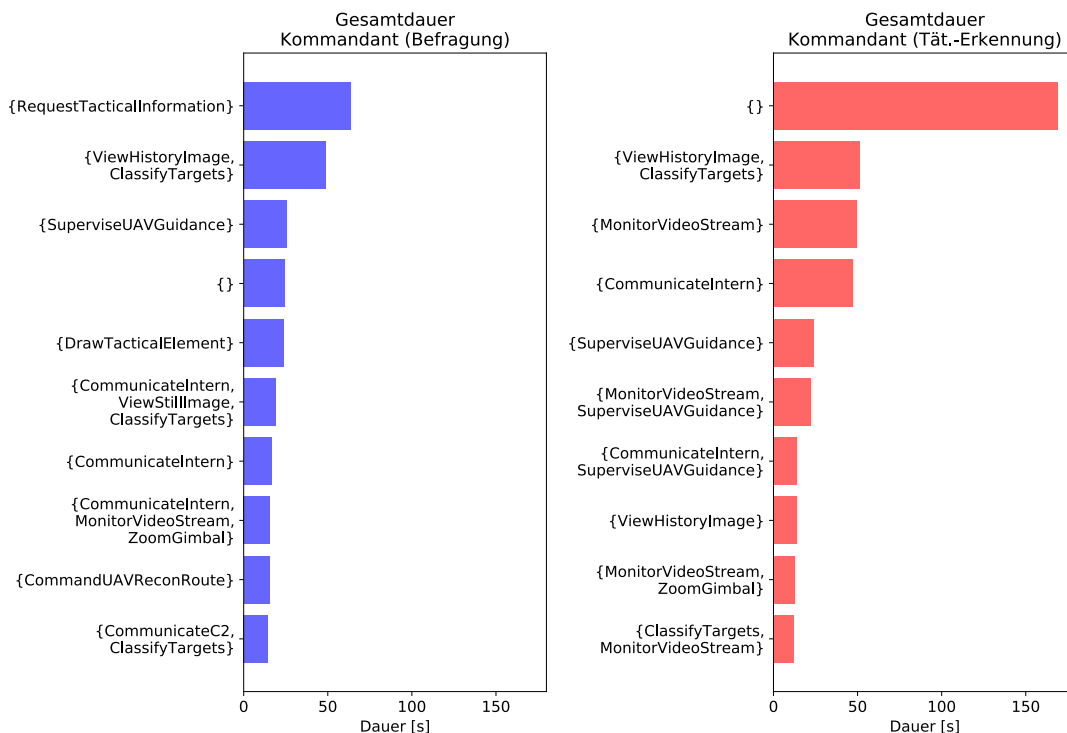


Abbildung 6.46: Gesamtdauer der einzelnen Aufgabensituationen für die Kommandanten.

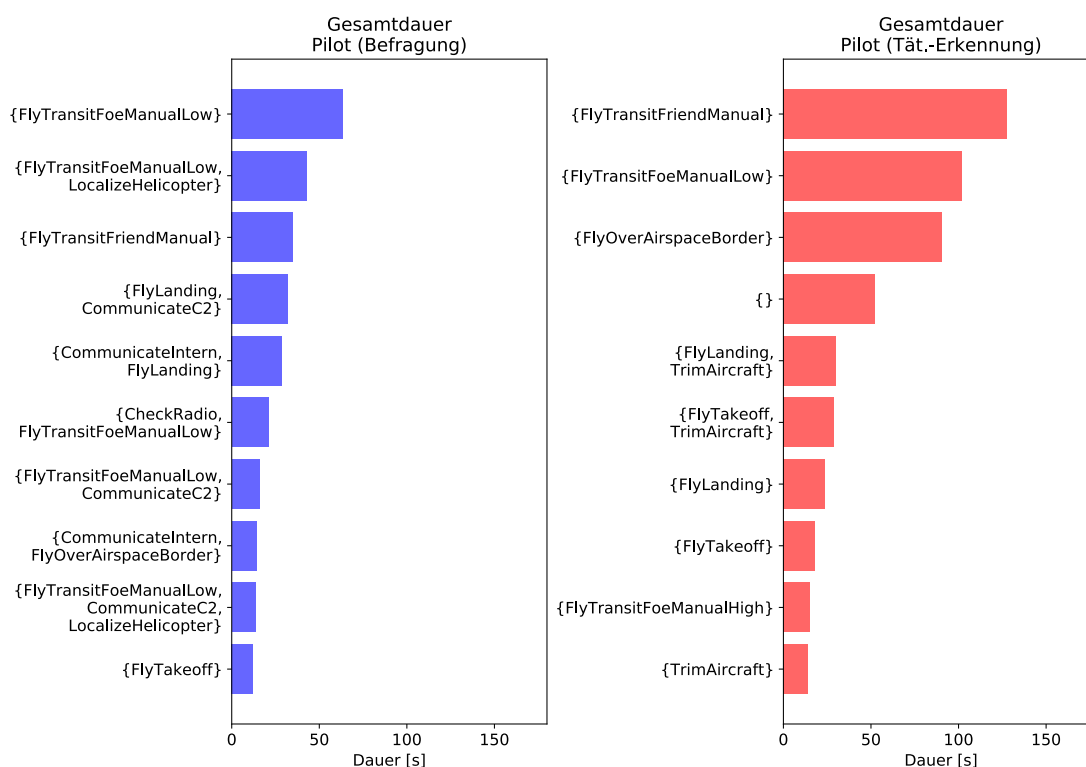


Abbildung 6.47: Gesamtdauer der einzelnen Aufgabensituationen für die Piloten.

Um abzuschätzen, wie intensiv sich die Piloten mit einzelnen Aufgabensituationen beschäftigen, wird die Gesamtdauer einzelner Aufgabensituationen betrachtet. Diese erhält man, wenn man die Einzeldauern jeder Aufgabensituation, die dieselben Aufgaben beinhaltet, addiert.

Abbildung 6.46 und Abbildung 6.47 zeigt die 10 Aufgabensituationen mit der längsten Gesamtdauer. Auch hierbei ist der Unterschied in der Rollenverteilung zwischen den Kommandanten und den fliegenden Piloten deutlich erkennbar.

Systemleistung

Zur Beurteilung der Systemleistung wird die Übereinstimmung zwischen der automatischen Tätigkeitserkennung und den Ergebnissen der Expertenbefragung betrachtet.

Wie in 4.1 beschrieben, stellt die Tätigkeitserkennung ein Klassifikationsproblem für Aufgaben dar. Deshalb wird in diesem Abschnitt die Klassifikationsleistung als Leistungsmaß herangezogen.

Die Leistung der Tätigkeitserkennung ist umso besser, je weniger Fehler gemacht werden. Ein Fehler tritt dann auf, wenn die Einschätzung der Probanden ein anderes Ergebnis als die automatische Tätigkeitserkennung liefert. Das heißt, Aufgaben, die nur von einer Komponente erkannt wurden, werden als Fehler gewertet.

Der Gesamtfehler bei der Klassifikation von Aufgaben setzt sich aus dem Erkennungsfehler (nicht erkannte Aufgaben) und dem Ausschlussfehler (falsch positiv erkannte Aufgaben) zusammen. Eine falsch positive Erkennung bedeutet hierbei, dass eine Aufgabe von der Automation erkannt wurde, obwohl der Proband diese nicht bei der Videoanalyse angegeben hatte.

Abbildung 6.48 gibt die Anzahl der Fehler gemittelt über alle Aufgabensituationen und Fallbeispiele wieder. Zur besseren Vergleichbarkeit sind die Fehler relativ zur Anzahl der Aufgabensituationen im jeweiligen Fallbeispiel angegeben. Die genaueren Zahlenwerte sind in Anhang 10.9 abgedruckt.

Auffälligkeiten

Dem Ergebnis ist zu entnehmen, dass der Gesamtfehler der Tätigkeitserkennung etwa zwei Aufgaben pro Aufgabensituation für beide Pilotenrollen beträgt.

Bei der Betrachtung der Erkennungsfehler stellt man fest, dass die Methode in der Tätigkeit des Kommandanten in etwa jeder zweiten Aufgabensituation eine Aufgabe nicht erkannte. Bei der Pilotentätigkeit ist der Wert mit etwa einer nicht erkannten Aufgabe pro Situation etwa doppelt so hoch.

Bei der Betrachtung der falsch positiv erkannten Aufgaben ist der Mittelwert von 1,5 Aufgaben pro Aufgabensituation für den Kommandanten deutlich höher als für den Piloten (ca. 1 Aufgabe pro Aufgabensituation).

Insgesamt macht die automatische Tätigkeitserkennung etwa gleich viele Fehler bei der Erkennung wie beim Ausschluss von Aufgaben und die Erkennung funktioniert für beide Piloten in etwa gleich gut.

Erkennungsleistung einzelner Aufgaben

Dividiert man die Anzahl der erkannten Aufgaben durch die Anzahl aller Aufgaben in der Aufgabensituation, so erhält man ein relatives Fehlermaß, welches in Abbildung 6.49 dargestellt ist. Hierbei sieht man, dass insgesamt 50 - 60 Prozent aller von den Probanden selbst angegebenen Aufgaben auch maschinell erkannt wurden.

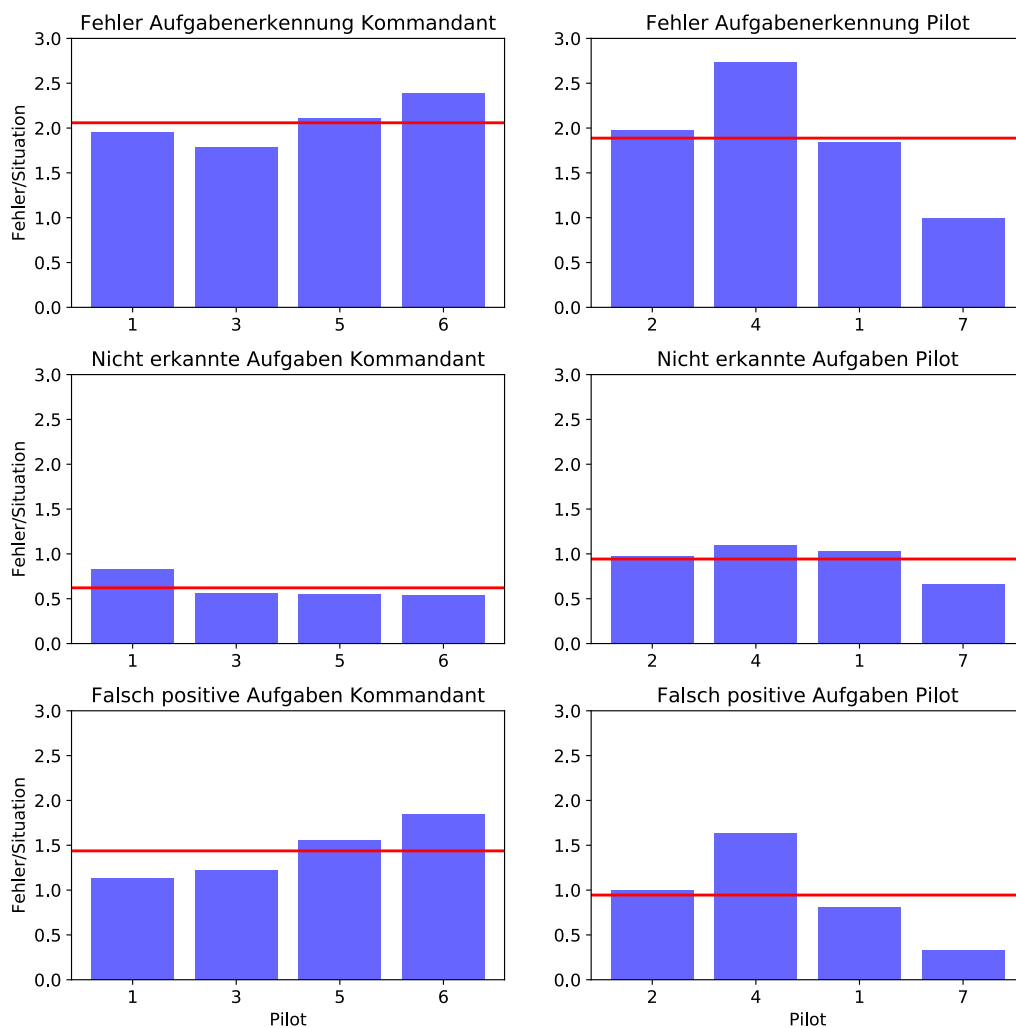


Abbildung 6.48: Fehler bei der Aufgabenerkennung.

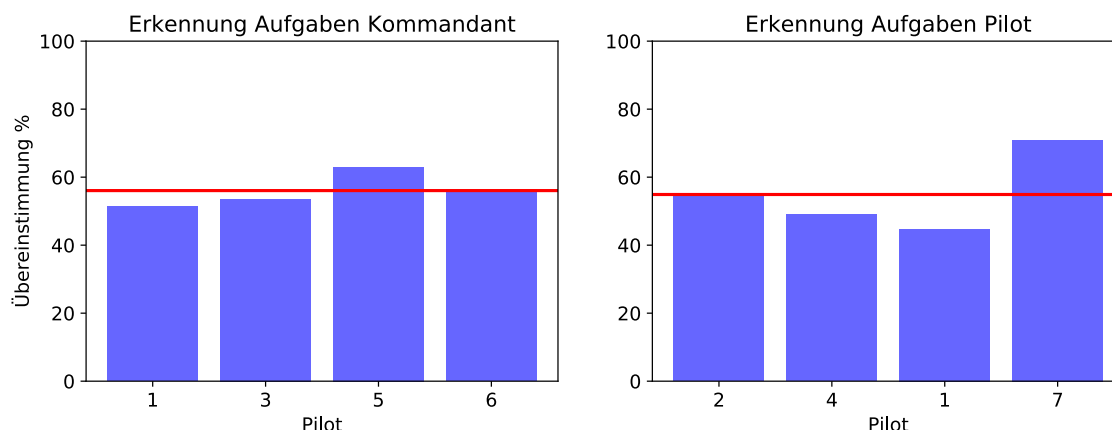


Abbildung 6.49: Übereinstimmung bei der Erkennung von Aufgaben.

Diskussion und Fazit

Die Ergebnisse zur Systemleistung der Tätigkeitserkennung sehen auf den ersten Blick relativ schlecht aus, da die Anzahl der Fehler verhältnismäßig hoch ist. Dieser Sachverhalt muss jedoch etwas relativiert werden, da er teilweise auf das Bewertungsverfahren zurückzuführen ist. Dies zeigt auch die subjektive Einschätzung der Probanden über die Leistung der maschinellen Tätigkeitserkennung während einer Platzrunde mit Sprachausgabe, welche deutlich über diesen Werten liegt (vgl. Abschnitt 6.4).

Ein grundsätzliches Problem der Bewertungsmetrik ist, dass der Beurteilung der Systemleistung die Annahme zu Grunde liegt, dass die Probanden in der Videoanalyse alle Aufgaben richtig klassifizieren und dabei selbst keine Fehler machen. Diese Annahme ist in der Realität jedoch nur bedingt zutreffend, denn die menschliche Selbsteinschätzung ist ebenfalls fehlerbehaftet. Die Qualität der subjektiven Einschätzungen der Probanden und deren Eignung als Referenzmaß bei der Klassifikation der Tätigkeit in Aufgaben müsste auch an dieser Stelle im Detail untersucht werden.

Ein spezielles Problem des hier verwendeten Modells entsteht, falls die Probanden Checklisten nicht sequenziell abarbeiten. So zeigte ein Pilot (Proband 1) eine Strategie beim Abarbeiten der Checkliste, indem er erst alle Checks durchführte und dann anschließend alle Checklistenpunkte auf einmal abhakte. Da sowohl Evidenzen beim eigentlichen Check als auch beim Abhaken der Liste modelliert sind, kann dies dazu führen, dass Aufgaben doppelt erkannt werden oder die Evidenzstärke nicht ausreicht, falls das Abhaken nicht zeitnah nach dem eigentlichen Check stattfindet. Der Grund hierfür ist, dass das Modell keine zeitlichen Abhängigkeiten wie Aufgabensequenzen berücksichtigt.

Die Leistungsmetrik hat weiterhin das Problem, dass bisher kein Maß für die Ähnlichkeit von Aufgaben und Aufgabensituationen existiert, sodass auch sehr ähnlich erkannte Aufgaben derzeit als falsch gewertet werden. Diese Diskrepanz entsteht, da das Wissen über die Systemgenauigkeit zwar in die Erkennung, jedoch bisher nicht in die Auswertung mit einfließt. Verfehlt beispielsweise die Höhe der zur Erkennung berechneten Glaubenswerte nur knapp den Schwellwert, so werden diese ebenfalls als absolut nicht erkannt gewertet. Analog werden fast richtige Aufgabensituationen, in denen etwa nur eine Aufgabe kurzzeitig falsch klassifiziert wurde, als falsch gewertet.

Die genaue Arbeitsweise und das Systemverhalten der Tätigkeitserkennung lassen sich anhand der roten und blauen Glaubenskurven in der zeitabhängigen Darstellung nachvollziehen (siehe z.B. Abbildung 6.27, Abbildung 6.30 oder Abbildung 6.33).

Eine weitere Schwierigkeit liegt in der zeitlichen Synchronisation zwischen den Daten der Videoanalyse und den automatisch erfassten Daten der Tätigkeitserkennung. Dabei können Aufgaben fälschlicherweise der vorhergehenden oder nachfolgenden Aufgabensituation zugeordnet werden. Dies erhöht ebenfalls die Anzahl der Klassifikationsfehler.

Nicht zuletzt schlägt sich auch das Granularitätsproblem (vgl. 6.3.8) in der Leistung der Tätigkeitserkennung nieder. Da sich die Erkennung auf der sehr kurzen Zeitskala von etwa einer halben Sekunde abspielt, ist diese zwar gemäß den Anforderungen echtzeitfähig, jedoch können kurzzeitig viele kleine Fehler auftreten und so das Gesamtergebnis beeinflussen.

Insgesamt liefert die hier gegebenen Leistungsabschätzung eher eine untere Grenze für die Systemleistung. Aufgrund der Ergebnisse aus den fallbeispielbasierten Untersuchungen und den persönlichen Erfahrungen mit dem System lässt sich zusammenfassend schließen, dass das Modell prinzipiell zur Klassifikation von Pilotenaufgaben und damit der Tätigkeitserkennung geeignet ist. Die Anforderung an die Zeitauflösung, die bis an die Verarbeitungsgeschwindigkeit kognitiver Denkprozesse heranreicht, trägt jedoch auch zu vielen Fehlern bei. Aus diesem Grund wird in Abschnitt 6.3.8 dieses Problem näher untersucht.

6.3.8 Granularitätsproblem und Zeitskala der Systemdynamik

Problem

Bei genauer Analyse der Fallbeispiele wird klar, dass die Tätigkeitserkennung, aufgrund der Feingliedrigkeit der Modellierung und hoher Systemdynamik der Messtechnik zur Pilotenbeobachtung, Schwierigkeiten bei der Erfassung der genauen Dauer einzelner Aufgaben zeigt (6.3.7). Kurze Unterbrechungen der Beobachtungskette, bei der Glaubenswerte kurzzeitig unter den Schwellwert abfallen, können beispielsweise dazu führen, dass eine eigentlich lang andauernde Aufgabe zerhackt wird. Als Konsequenz werden zu viele Situationswechsel detektiert. Nun stellt sich die Frage, ob und wie diese wieder richtig zusammengesetzt werden können.

Granularität und Zeitskala

Zur Analyse des Problems werden zunächst die Begriffe Granularität und Zeitskala voneinander abgegrenzt.

Granularität ist eine Eigenschaft des hierarchischen Aufgabenmodells und meint, wie fein Aufgaben in Teilaufgaben aufgelöst werden. Ein grobgranulares Aufgabenmodell enthält wenige große, abstraktere Aufgaben, wie beispielsweise Missionsaufgaben. Auf der grobgranularen Skala wird eine Mission, anschaulich gesehen, aus großer Entfernung betrachtet. Ein feingranulares Aufgabenmodell enthält dagegen viele kleine Pilotenaufgaben. Anschaulich gesehen betrachtet man einzelne Missionsausschnitte aus einer kleinen Entfernung. Das in dieser Arbeit verwendete Aufgabenmodell ist sehr feingranular, denn es bricht Hubschraubermissionen bis auf die Ebene einzelner Knopfdrücke herunter.

Die Zeitskala ist dagegen eine dynamische Eigenschaft des Systems. Sie beschreibt die Dauer einzelner Aufgaben und die Frequenz, auf der sich Aufgabensituationswechsel abspielen. Sie kann durch eine charakteristische Zeitkonstante τ oder Grenzfrequenz f_c quantifiziert werden.

Zeitskala und Tätigkeitserkennung

Aufgaben, die kürzer sind als diese Zeitkonstante, oder Situationswechsel, die schneller als die Grenzfrequenz ablaufen, können nicht mehr vom System erfasst und aufgelöst werden. Arbeitet das System zur Tätigkeitserkennung auf einer feinen Zeitskala mit einer kurzen Zeitkonstante, so ist prinzipiell eine schnellere Aufgabenerkennung möglich, jedoch sind

dabei in der Regel auch die Messunsicherheiten größer. Auf einer großen Zeitskala mit großer Zeitkonstante werden zwar die Messunsicherheiten kleiner, doch kommt es zu einer zeitlichen Verzögerung im Detektionssystem.

Die hier implementierte Pilotentätigkeitserkennung arbeitet, gemäß den Anforderungen 4.3.1, auf einer Zeitskala im Bereich der Verarbeitungsgeschwindigkeit menschlicher Kognition von einigen hundert Millisekunden. Auch für die Aufzeichnung und Analyse der Experimente wurde die feinste Zeitskala gewählt.

Zusammenhang zwischen Granularität und Zeitskala

Granularität des Modells und Zeitskala der Systemdynamik sind eng miteinander verknüpft und müssen zueinander passen. Meist sind feingranulare Aufgaben nur von kurzer Dauer und können deshalb nur auf einer feinen Zeitskala detektiert werden, deren Betrachtungsebene jedoch zu den obigen Problemen führt.

Lösungsansatz: Wahl der Systemauflösung durch zeitliche Filterung

Durch eine zeitliche Glättung (z.B. durch PT1-Tiefpass-Filterung der Signale der Tätigkeitserkennung) kann man die Zeitskala und somit Granularität des Detektionsergebnisses wie mit einem Schieberegler einstellen. Für die PT1-Filterung ist τ die Zeit, bis ein Signal nach einem Sprung auf das $1/e$ -fache des ursprünglichen Wertes abgefallen ist. Die Grenzfrequenz ist dabei $f_c = \frac{1}{2\pi\tau}$.

Abbildung 6.50 zeigt einen Screenshot der automatischen *TaskKladde*-Analyse für eine Platzrunde gemessen auf der feinsten Zeitskala von $\tau = 0,5$ Sekunden, was einer Grenzfrequenz von $f_c = 318$ mHz entspricht.

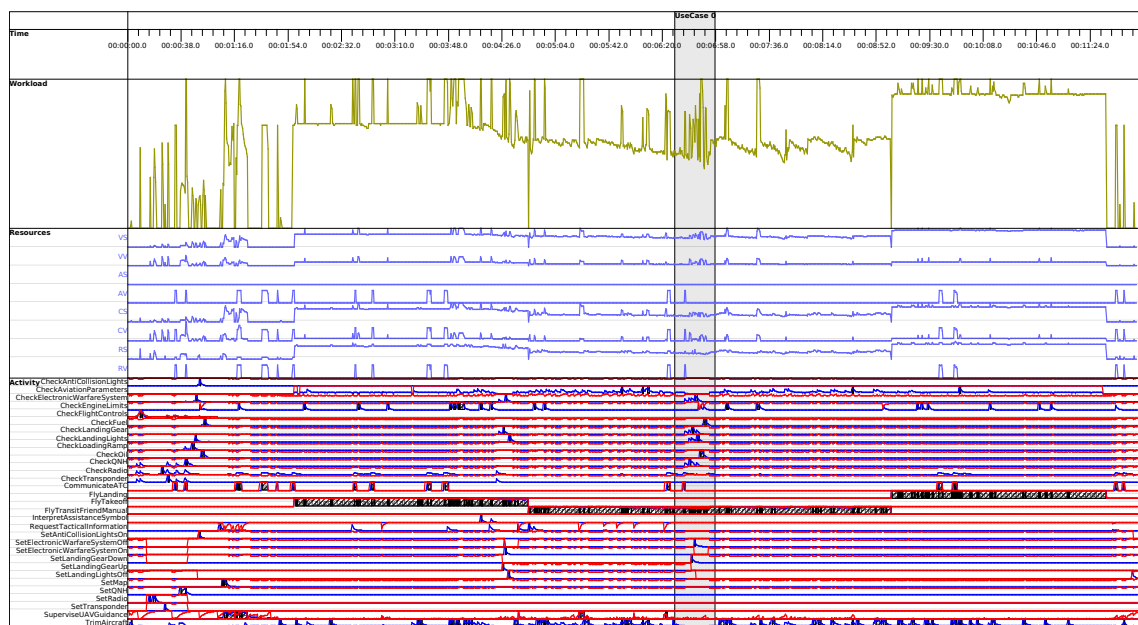


Abbildung 6.50: Feingranulare Datenerfassung auf der Zeitskala kognitiver Prozesse ($\tau = 0,5$ s, $f_c = 318$ mHz).

Ersichtlich sind zackige Kurven für Workload (gelb) und Ressourcen (blau) sowie darunter eine lange Liste erkannter Aufgaben von kurzer Dauer. Wie in den Abschnitten davor mehrfach bemerkt, zeigt das Modellverhalten auf dieser feingranularen Skala große Schwankungen und Abweichungen zu der Einschätzung der Probanden.

Abbildung 6.51 zeigt dieselben Messdaten, jedoch gefiltert auf einer Zeitskala von $\tau = 10$ s (Grenzfrequenz $f_c = 16$ mHz).

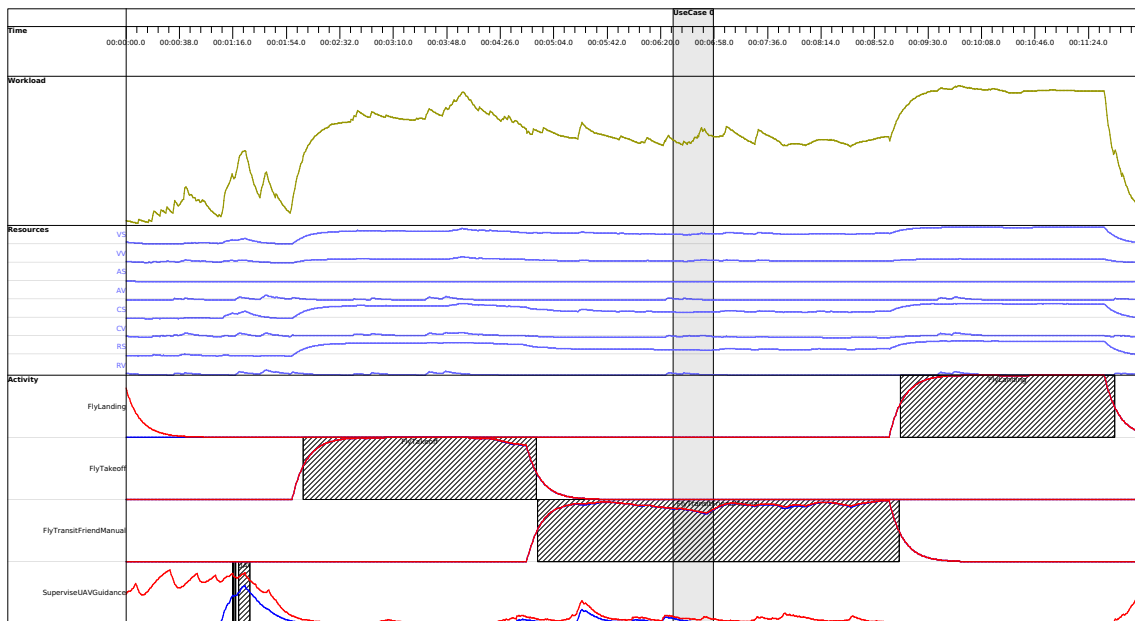


Abbildung 6.51: Grobgranular gefilterte Daten auf einer Zeitskala mehrerer Sekunden ($\tau = 10\text{ s}$, $f_c = 16\text{ mHz}$).

Die Kurven für Workload (gelb) und Ressourcen (blau) sind jetzt deutlich glatter. Das exponentielle Anstiegs- und Abklingverhalten der PT1-Filterung ist deutlich zu erkennen.

Von den vielen Aufgaben der ursprünglichen Liste sind nur noch wenige lange Aufgaben übriggeblieben. Diese bestehen im Wesentlichen aus Start (*FlyTakeoff*), Transitflug (*FlyTransitFriendManual*) und Landung (*FlyLanding*).

Solange der Hubschrauber noch am Boden steht, ist die abgeschätzte Workload relativ gering. Der Pilot macht die Vorflugkontrolle und beobachtet die auf der taktischen Karte dargestellten UAVs. Mit dem Beginn des Takeoffs steigen Workload und Ressourcenbedarf sprunghaft an und sinken während des Transitflugs leicht ab. Zur Landung steigt die Workload erneut an.

Auswirkungen der zeitlichen Filterung auf die Erkennung von Aufgaben

Die Auswirkung der zeitlichen Filterung auf die Erkennung von Aufgaben ist in Abbildung 6.52 und Abbildung 6.53 besser zu erkennen. Hier werden Aufgabensituationen aus einem Use-Case ungefiltert und gefiltert ($\tau = 3\text{ s}$) dargestellt. Die diagonal gestreiften Boxen visualisieren die erkannten Aufgaben der automatischen Tätigkeitserkennung. Die ungefiltert immer wieder kurz unterbrochene, aber insgesamt lang andauernde Flugführungsaufgabe *FlyTransitFriendManual* ist nach der Filterung der Signaldaten zusammengewachsen, wohingegen alle kurzen Aufgaben, wie beispielsweise *CheckFuel* oder *SetLandingGearDown*, nach der Filterung wegfallen.

Insgesamt nehmen die Anzahl der Aufgaben mit größerer Filterzeitkonstante ab und die mittlere Aufgabendauer zu.

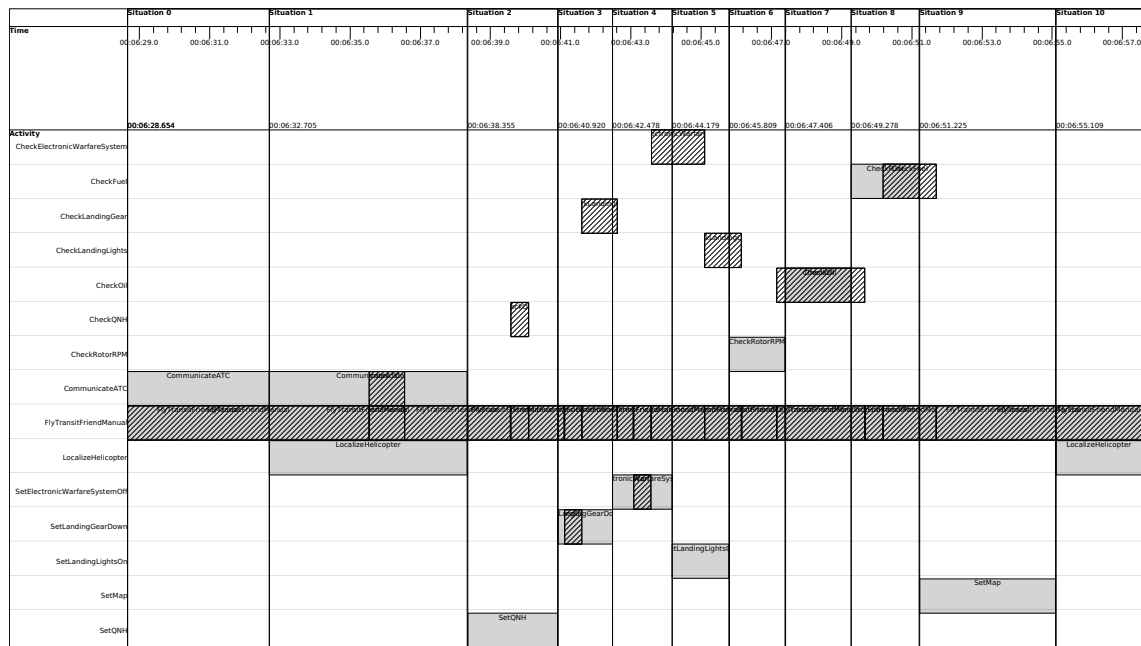


Abbildung 6.52: Aufgabensituationen ungefiltert (viele kleine und kurze Aufgaben erkannt).

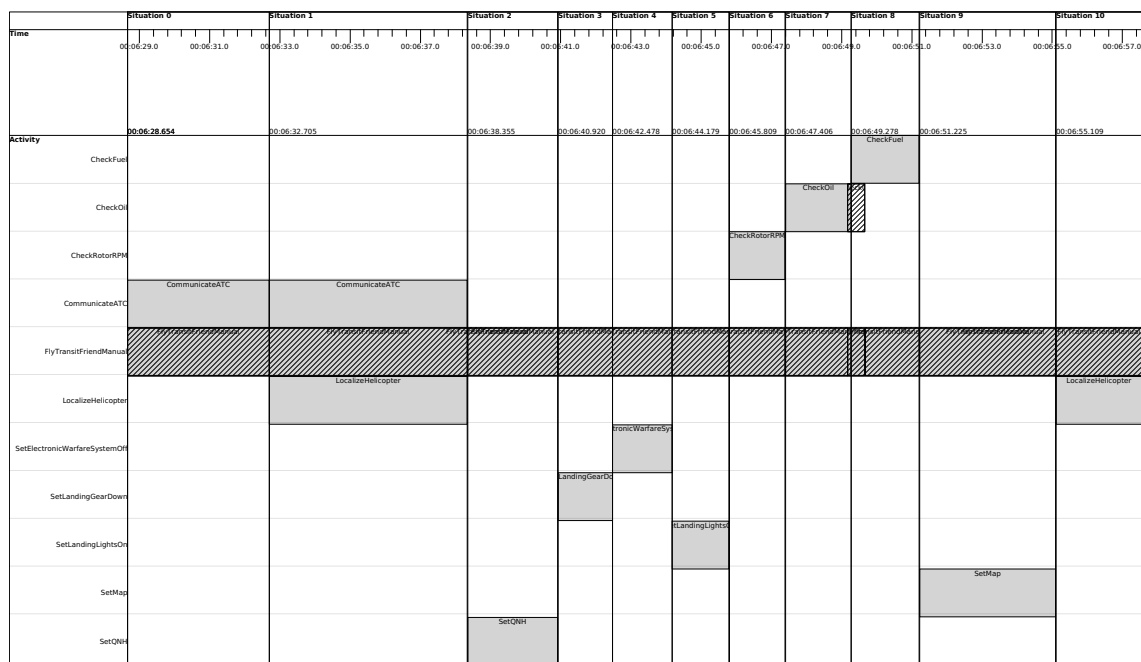


Abbildung 6.53: Aufgabensituationen gefiltert (Zeitkonstante $\tau = 3$ s), kurze Aufgaben werden nicht mehr erkannt.

Fazit

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die PT1-Filterung einen vielversprechenden Ansatz darstellt, um das Granularitätsproblem zu lösen, denn das Modellverhalten ist insgesamt plausibel und konvergiert für große Zeitskalen gegen die Erwartung. Durch eine zeitliche Filterung lässt sich somit die Granularität der Tätigkeitserkennung und Aufgabenanalyse einstellen.

Es wäre denkbar, eine einstellbare Granularität in zukünftigen adaptiven Assistenzsystemen auch online auszunutzen, um nicht nur situationsangepasste sondern auch dynamisch adaptive Assistenz zu bieten.

6.4 Subjektive Evaluierung der evidenzbasierten Tätigkeitserkennung anhand einer Platzrunde

Komplementär zur detaillierten Videoauswertung wird die Qualität der maschinellen Pilotentätigkeitserkennung subjektiv mit Hilfe von Fragebögen beurteilt (vgl. 6.1.2).

6.4.1 Versuchsbeschreibung

Die Aufgabenstellung ist es, die in 6.1.4 beschriebene fiktive Platzrunde am internationalen Flughafen Kabul zu fliegen (vgl. Abbildung 6.5 und Anhang 10.4).

Während der Durchführung des Experiments wird die maschinell geschätzte Tätigkeit der Piloten in Form der gleichzeitig bearbeiteten Aufgaben über eine computergenerierte Sprachausgabe (Sprachsynthese) ausgegeben (siehe 5.6.3). Um eine dauerhafte Wiedergabe derselben Aufgabensituationen zu vermeiden, findet die Ausgabe nur bei einem Wechsel der Aufgabensituation statt. Der jeweilige Proband muss diese Sprachausgabe hören, verstehen und im Anschluss an das Experiment subjektiv anhand eines Fragebogens beurteilen.

Da dies eine intrusive Beeinflussung kognitiver Fähigkeiten darstellt, wird im Fragebogen zunächst die Akzeptanz der Platzrunde und die Beeinflussung durch die Sprachausgabe abgefragt. Anschließend folgen Fragen zur Leistung der maschinellen Tätigkeitserkennung. Der vollständige Fragebogen befindet sich in Anhang 10.10.



Abbildung 6.54: Platzrunde mit synthetisierter Sprachausgabe. Hier im Gegenanflug.

6.4.2 Ergebnisse

Akzeptanz des Szenarios

Unter der Akzeptanz des Szenarios wird verstanden, inwieweit sich eine Platzrunde als repräsentativer Teilausschnitt für das Aufgabenspektrum eines Hubschrauberpiloten eignet. Dabei lautete die genaue Frage: „Wie schätzen Sie das ausgewählte Szenario in Bezug auf Heeresfliegermissionen ein?“

Tabelle 6.2 zeigt die Ergebnisse der Akzeptanzbefragung. Die 7 Antwortmöglichkeiten des Fragebogens sind auf numerisch ganzzahlige Werte von -3 bis +3 abgebildet. Die Tabelle zeigt neben den einzelnen Ergebnissen auch den jeweiligen Mittelwert mit der dazugehörigen Standardabweichung. Diese statistischen Kennzahlen sind aufgrund der geringen Probandenzahl jedoch nur eingeschränkt repräsentativ (vgl. 6.1.5).

Abbildung 6.55 zeigt die dazugehörige Verteilung der absoluten Häufigkeiten. Auf der X-Achse ist die Bewertungsskala aus dem Fragebogen aufgetragen. Die Y-Achse zeigt die Anzahl der Bewertungen. Der rote vertikale Strich gibt den Mittelwert der Verteilung an.

Ergebnis

Das Szenario wurde von den Probanden durchaus als realistisch eingeschätzt und jeweils nur die zwei höchsten Bewertungen angekreuzt.

Ebenso empfanden die Probanden das Szenario als repräsentativ. 5 der 6 Probanden gaben an, dass eine Platzrunde häufig während ihrer Tätigkeit vorkomme, zumindest bei der Ausbildung und beim Training an der Heeresfliegerwaffenschule. Nur einer der Probanden bewertete die Häufigkeit als neutral.

Ein anderer Proband konnte mit der Fragestellung nichts anfangen und äußerte sich hierzu nicht, wodurch nur 6 der 7 Probanden in der Auswertung berücksichtigt werden konnten.

Aus den Ergebnissen lässt sich folgern, dass sich eine Platzrunde zur Untersuchung des Aufgabenfeldes eines Hubschrauberpiloten generell gut eignet.

Proband	Realismus	Repräsentativität	Häufigkeit
1	+3	+3	+3
2	+2	+2	+2
3	+2	+2	+2
4	+2	+1	+0
5	+2	+2	+2
6	-	-	-
7	+3	+3	+3
Mittelwert	+2,33	+2,17	+2,00
Standardabweichung	0,52	0,75	1,10
Wertebereich	-3 unrealistisch +3 realistisch	-3 nicht repräsentativ +3 repräsentativ	-3 nie +3 häufig

Tabelle 6.2: Ergebnisse der Befragung zur Akzeptanz des Szenarios der Platzrunde.

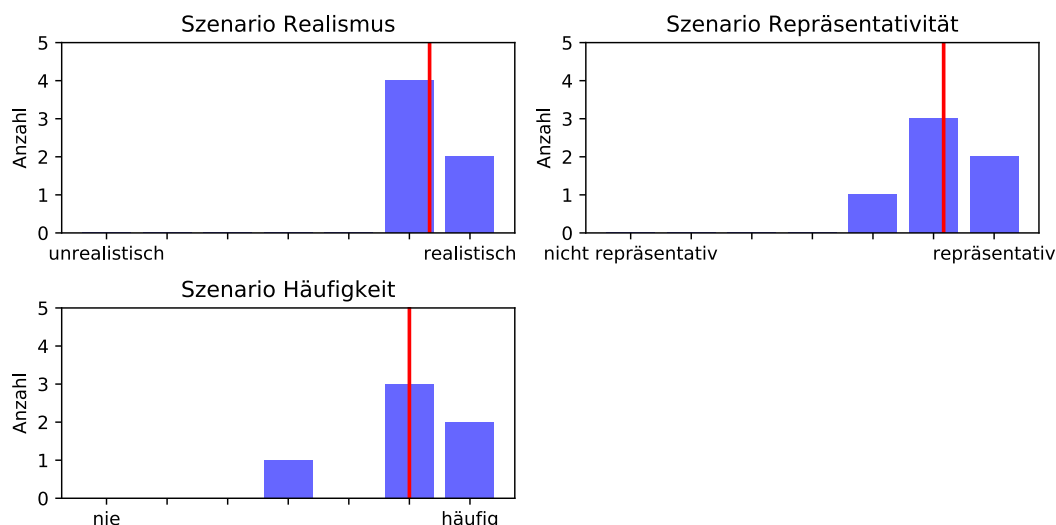


Abbildung 6.55: Häufigkeitsverteilung für die Akzeptanz des Szenarios der Platzrunde.

Akzeptanz der computergenerierten Sprachausgabe

Tabelle 6.3 und Abbildung 6.56 zeigen die Ergebnisse zur Akzeptanz der computergenerierten Sprachausgabe („Wie empfanden Sie die Reaktion der Sprachausgabe?“).

Die Sprachausgabe wurde zwar von den meisten Probanden als eher verständlich, jedoch auch als sehr störend und unangenehm empfunden. Auch wurde die Reaktion der Sprachausgabe bei schnellen Aufgabenwechseln als zu spät kritisiert.

Die Akzeptanzbefragung zeigt aber auch, dass die Ausführung der Aufgabenstellung noch ohne größere Einschränkungen möglich war. Nach Aussage eines Probanden würde das manuelle Drücken eines Knopfes zur Quittierung der Computermeldung als weitaus störender empfunden werden als die Beantwortung der Fragen im Anschluss an die Durchführung

des Experiments.

Als Ergebnis lässt sich feststellen, dass die computergenerierte Sprachausgabe zur Evaluierung der Tätigkeitserkennung zwar prinzipiell geeignet ist, jedoch aufgrund der Beeinträchtigung der Piloten möglichst dezent erfolgen sollte.

Proband	Verständlichkeit	Reaktion	Störempfinden	Angenehmheit
1	+3	0	-1	-1
2	+3	+1	+2	-1
3	+2	0	+2	-2
4	-1	0	+3	-1
5	+1	+1	+2	0
6	+2	0	+3	-3
7	-1	+3	+2	0
Mittelwert	+1,29	+0,71	+1,86	-1,14
Standardabweichung	1,7	1,11	1,35	1,07
Wertebereich	-3 unverständlich +3 verständlich	-3 zu früh +3 zu spät	-3 nicht störend +3 störend	-3 unangenehm +3 angenehm

Tabelle 6.3: Ergebnisse der Befragung zur Akzeptanz der Sprachausgabe.

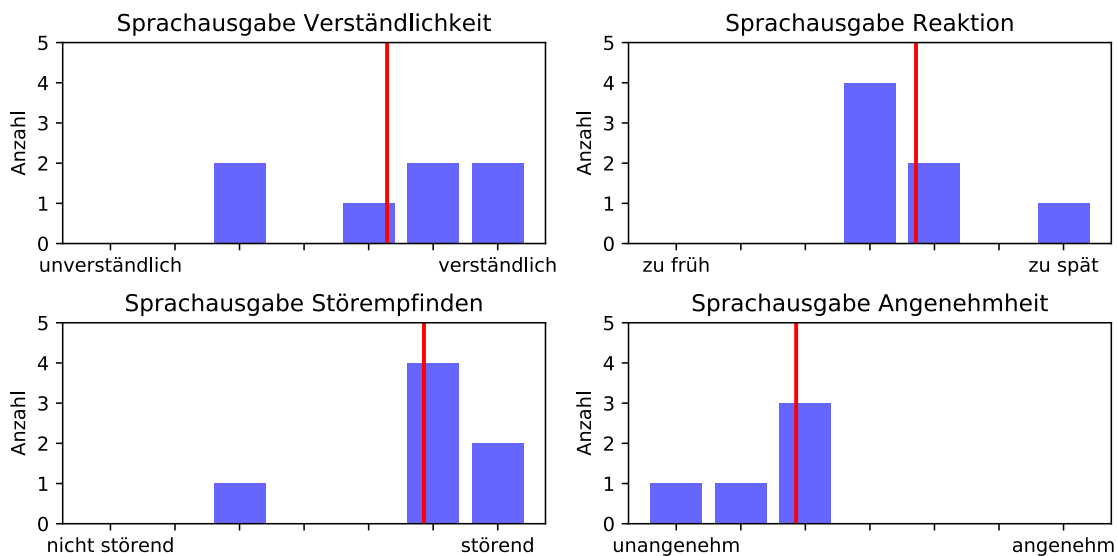


Abbildung 6.56: Häufigkeitsverteilung für die Akzeptanz der Sprachausgabe.

Vollständigkeit des Aufgabenmodells

Tabelle 6.4 zeigt die Ergebnisse für die Bewertung der Systemleistung der Tätigkeitserkennung und Abbildung 6.57 die dazugehörigen Verteilungen der absoluten Häufigkeiten.

Die erste Frage adressiert die Vollständigkeit des Aufgabenmodells („Wie beurteilen Sie die Vollständigkeit des Aufgabenmodells? Der Computer hat Ihrer Meinung nach alle die von Ihnen bearbeiteten Aufgaben genannt und keine vergessen.“). Gemäß der Aufgabenstellung mussten die Probanden auf einer Skala von 0 bis 100 subjektiv wiedergeben, ob die vom System genannten Aufgaben ihren persönlich durchgeführten Aufgaben entsprachen. Die mittlere Bewertung für die subjektiv empfundene Vollständigkeit des Aufgabenmodells der Platzrunde beträgt 80 Prozent. Die schlechteste Bewertung liegt bei 50 Prozent, wobei dieser Proband insgesamt Schwierigkeiten hatte, die Aufgabenstellung zu verstehen. Das beste Resultat wurde mit 100 Prozent erzielt.

Proband	Vollständigkeit Modell	Richtigkeit	Aufgabenwechsel	Gesamtleistung
1	70	90	0	0
2	90	100	+2	+2
3	80	80	0	+1,5
4	90	90	+2	+2
5	80	70	0	+2
6	100	100	-2	+3
7	50	80	-1	-2
Mittelwert	80,0	87,1	+0,1	+1,2
Standardabweichung	16,3	11,1	1,5	1,7
Wertebereich	0 - 100%	0 - 100%	-3 zu niedrig +3 zu hoch	-3 sehr schlecht +3 sehr gut

Tabelle 6.4: Ergebnisse der Befragung zur Leistung der Tätigkeitserkennung.

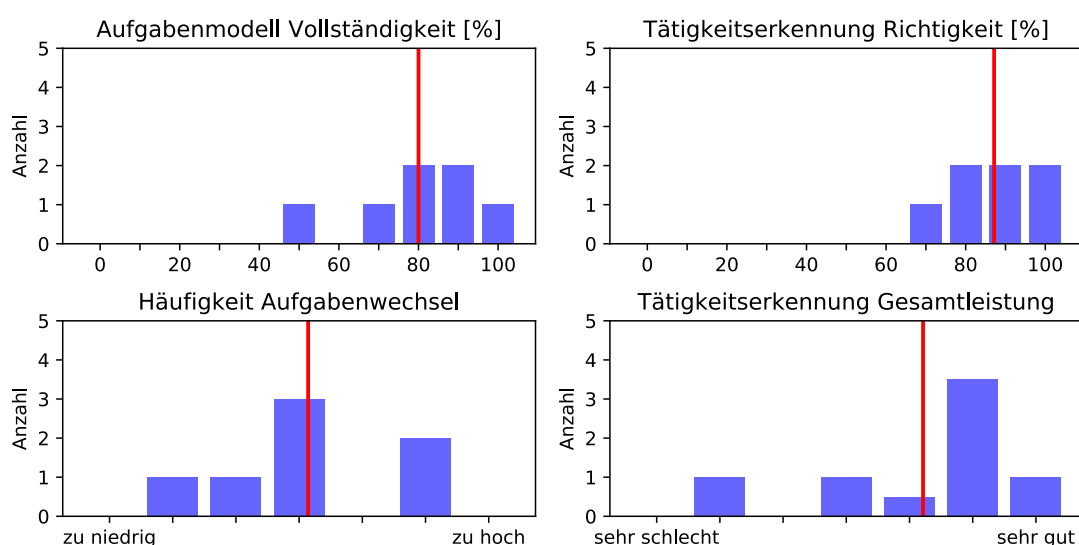


Abbildung 6.57: Häufigkeitsverteilung für die Leistung der Tätigkeitserkennung.

Richtigkeit der maschinellen Tätigkeitserkennung

Analog zur Vollständigkeit des Modells zeigen Tabelle 6.4 und Abbildung 6.57 die subjektiven Ergebnisse bezüglich der Richtigkeit der Tätigkeitserkennung auf einer Prozentskala („Wie beurteilen Sie die Richtigkeit der Tätigkeitserkennung? Die automatische Tätigkeitserkennung hat, Ihrer Meinung nach, alle Aufgaben richtig erkannt“).

Die subjektiv empfundene Richtigkeit wurde im Mittel mit 87 Prozent bewertet, was deutlich über den mit der *TaskKladde* ermittelten Ergebnissen der Fallbeispiele aus Gesamtmissionen liegt. Mögliche Gründe für diese Diskrepanz werden in Abschnitt 7.1.4 diskutiert.

Zeitskala und Granularität: Häufigkeit der Aufgabenwechsel

Um die Dynamik der Erkennung abschätzen zu können und die Wahl der Zeitskala des Modells zu beurteilen, wird die Häufigkeit der Aufgabenwechsel betrachtet („Wie beurteilen Sie die Häufigkeit der Aufgabenwechsel?“).

Diese fallen im Mittel weder besonders niedrig, noch besonders hoch aus, jedoch weist das subjektive Empfinden eine große Streuung auf. Zwei Probanden empfanden die Frequenz der Aufgabenwechsel als zu niedrig und einer als zu hoch.

Wie in 6.3.8 diskutiert, korrelieren häufige Aufgabenwechsel mit einem sehr feingliedrigen Aufgabenmodell. Die Granularität des Aufgabenmodells wurde von den Probanden daher unterschiedlich gesehen.

Gesamteinschätzung

Abschließend wird die subjektive Einschätzung der Gesamtleistung der Tätigkeitserkennung betrachtet („Wie beurteilen Sie die Leistung der Tätigkeitserkennung insgesamt?“). Auf einer Skala von -3 bis +3, wobei +3 dem Prädikat "sehr gut" und -3 "sehr schlecht" entspricht, wurde die Gesamtleistung mit 1,2 bewertet. Dies entspricht einer mittleren bis guten subjektiv empfundenen Gesamtleistung. Auch in dieser Bewertung fällt die Streuung sehr groß aus. Wohingegen 6 von 7 Probanden die Tätigkeitserkennung im mittleren bis sehr guten Bereich bewerteten, attestierte ein Teilnehmer der Erkennung ein schlechtes Gesamtergebnis. Die schlechte Bewertung von Proband 7 wurde dadurch begründet, dass die Tätigkeitserkennung insgesamt als ungenau empfunden wurde.

Gut und schlecht erkannte Aufgaben

Als besonders gut erkannte Aufgaben wurden von vier Probanden mechanische Eingaben wie die Steuereingaben (z.B. Trimmung) genannt, was zu erwarten war. Auch alle Tätigkeiten im Zusammenhang mit dem Abarbeiten der Checklisten wurde von drei Probanden als besonders gut erkannt angeführt. Ein Proband betonte eine gute Erkennung der Kommunikation mit der Flugverkehrskontrolle.

Als fehlende Aufgaben wurden wesentliche Aufgaben der Flugführung wie Steig-, Sink- oder Kurvenflug von zwei Probanden bemängelt. Dem Aufgabenmodell, welches von der Granularität her für ganze Missionen ausgelegt wurde, fehlt an dieser Stelle die feine Untergliederung der fliegerischen Aufgaben einer Platzrunde. Das Aufgabenmodell könnte jedoch um diese Aufgaben erweitert werden.

Als weiterer Kritikpunkt wurde genannt, dass visuelle Checks oft zu ungenau erkannt wurden. Insbesondere wurde eine mangelnde Differenzierung zwischen Treibstoff-, Rotor- und Triebwerksüberwachungsaufgaben bemängelt. Auch dieses Ergebnis ist plausibel und lässt sich auf das Fehlermodell der Blickbewegungsmessung zurückführen. Da die Blickbewegungsmessung für jeden Probanden unterschiedlich gut funktioniert, können bei einem großen Messfehler kleine Instrumente nicht mehr richtig erkannt werden.

Ein Proband kritisierte, dass die Ortung des eigenen Hubschraubers (Aufgabe *Localize Helicopter*) zu oft und zu ungenau fälschlicherweise von der Tätigkeitserkennung genannt wurde. Um dies zu verbessern, müssen die Evidenzen schärfer ausdifferenziert werden. Auch hierfür kann eine schärfere Blickbewegungsmessung zu einer Verbesserung beitragen.

Kritik und Verbesserungsvorschläge zur Untersuchungsmethode

Die Untersuchungsmethode der Tätigkeitserkennung mittels Sprachausgabe wurde insgesamt von den Probanden als eine geeignete und realistische Methode zur Ergebniserzielung angesehen.

Obwohl nicht explizit danach gefragt und den Probanden gegenüber mehrfach betont wurde, dass die Sprachausgabe nur eine künstliche Untersuchungsmethode darstelle, waren zwei Probanden jedoch besorgt, eine Sprachausgabe könnte in dieser Form den Weg in ein Assistenzsystem finden.

Offensichtlich trat an dieser Stelle eine Verwechslung mit den Sprachausgaben für Interventionsempfehlungen des Assistenzsystems auf. Diese Verwirrung wurde dadurch verschärft, dass für das Assistenzsystem dieselbe Computerstimme wie für die Ausgabe der Tätigkeitserkennung verwendet wurde.

Da die Sprachausgabe als solche als sehr unangenehm und störend empfunden wurde (Abbildung 6.56), sollte diese keinesfalls im realen Flugdienst eingeschaltet sein.

7 Anwendungsbeispiele

Die automatische Tätigkeitserkennung eröffnet ein weites Anwendungsfeld, wovon zwei Beispiele in diesem Abschnitt beschrieben werden.

Unter der Annahme, dass die Tätigkeitserkennung robust und zuverlässig funktioniert, ermöglicht diese zum einen eine automatische Aufgabenanalyse ganzer Missionen in Echtzeit (7.1), zum anderen aber auch die zu dieser Arbeit motivierende Workload-adaptive Assistenz im Gesamtwirkungskreis (*Closed-Loop*) (7.2).

Über diese Beispiele hinaus sind weitere Anwendungen in der Luftfahrt domäne und die Übertragung in andere Domänen wie etwa dem automobilen Bereich denkbar.

7.1 Automatisierte Aufgabenanalyse ganzer Missionen

7.1.1 Durchführung

Mit Hilfe der automatischen Tätigkeitserkennung, ist es möglich, ganze Missionen hinsichtlich ihres Aufgabenspektrums automatisiert und in Echtzeit online zu untersuchen.

Die Analyse ganzer Missionen erfolgt analog zur Analyse der Fallbeispiele mit Hilfe der *TaskKladde* (6.3.2). Jede Mission wird dabei wie ein einzelnes Fallbeispiel ohne Expertenbefragung behandelt. Hierfür muss eine hinreichend gute Leistung der Tätigkeitserkennung vorausgesetzt werden.

Auf Basis der aufgezeichneten Messdaten können alle 6 geflogenen Missionen (vgl. 6.1.4) zuzüglich einer Platzrunde automatisiert ausgewertet werden.

Dies ergibt für die Analyse insgesamt 24 Missionsdatensätze der Kommandanten und 28 der fliegenden Piloten mit einem Gesamtdatenaufkommen von 15 GB Textdateien. Die auswertbare Dauer beträgt addiert 37,5 h (Kommandant 18,4 h, Pilot 19,1 h). Das macht in etwa 40 Minuten je Versuchsperson und Mission. Die Anzahl automatisch bewerteter Aufgabensituationen beträgt 56646 (Kommandant 32808, Pilot 23838). Die Zahl erkannter Aufgaben beläuft sich auf 68595 (Kommandant 36213, Pilot 32382).

7.1.2 Ergebnisse der Workload-Abschätzung

Mittelt man die automatisch bestimmte Gesamtbeanspruchung über alle Missionen, so erhält man das in Abbildung 7.1 dargestellte Resultat.

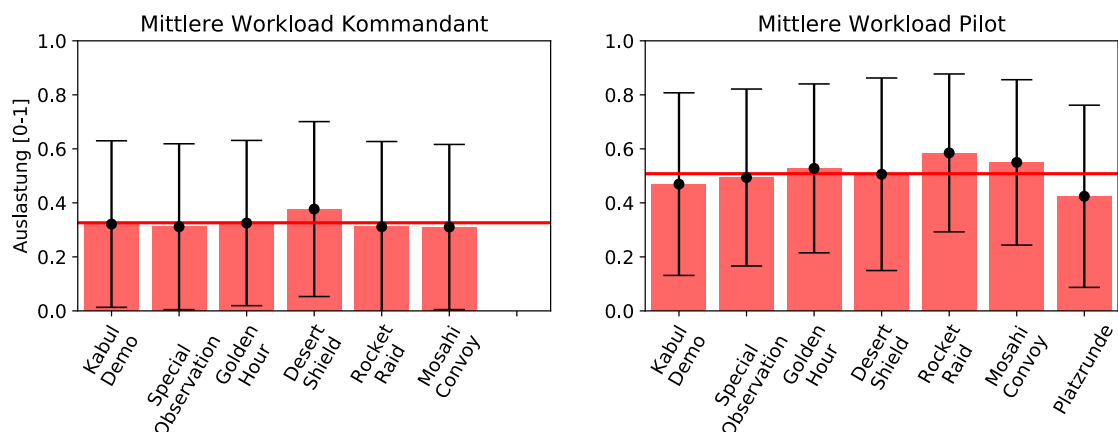


Abbildung 7.1: Ergebnisse der automatischen Workload-Abschätzung.

Insgesamt sind sich die Missionen bezüglich der mittleren Workload mit Werten zwischen 30 und 60% sehr ähnlich.

Die Workload des Piloten ist mit einer mittleren Auslastung von ca. 50% höher als die des Kommandanten (ca. 30%). Der Unterschied in den Rollen lässt sich durch die permanent andauernde manuelle Flugführungsaufgabe des Piloten erklären.

Die Workload kann in einzelnen Phasen jedoch deutlich über den Mittelwert hinausgehen (Vergleiche hierzu die Auswertung in den Fallbeispielen 6.3.5). Die statistische Messungsgenauigkeit der Mittelwerte (Standardabweichung als Fehlerbalken) ist relativ groß, was auf eine starke Fluktuation der Beanspruchung innerhalb der Missionen zurückzuführen ist.

Den Daten nach ist die Mission *Desert Shield* am beanspruchendsten für den Kommandanten. Für den fliegenden Piloten fallen die Missionen *Rocket Raid* und *Mosahi Convoy* als beanspruchend auf, die Platzrunde zeigt einen erkennbar geringeren Mittelwert.

7.1.3 Ergebnisse der Ressourcenabschätzung

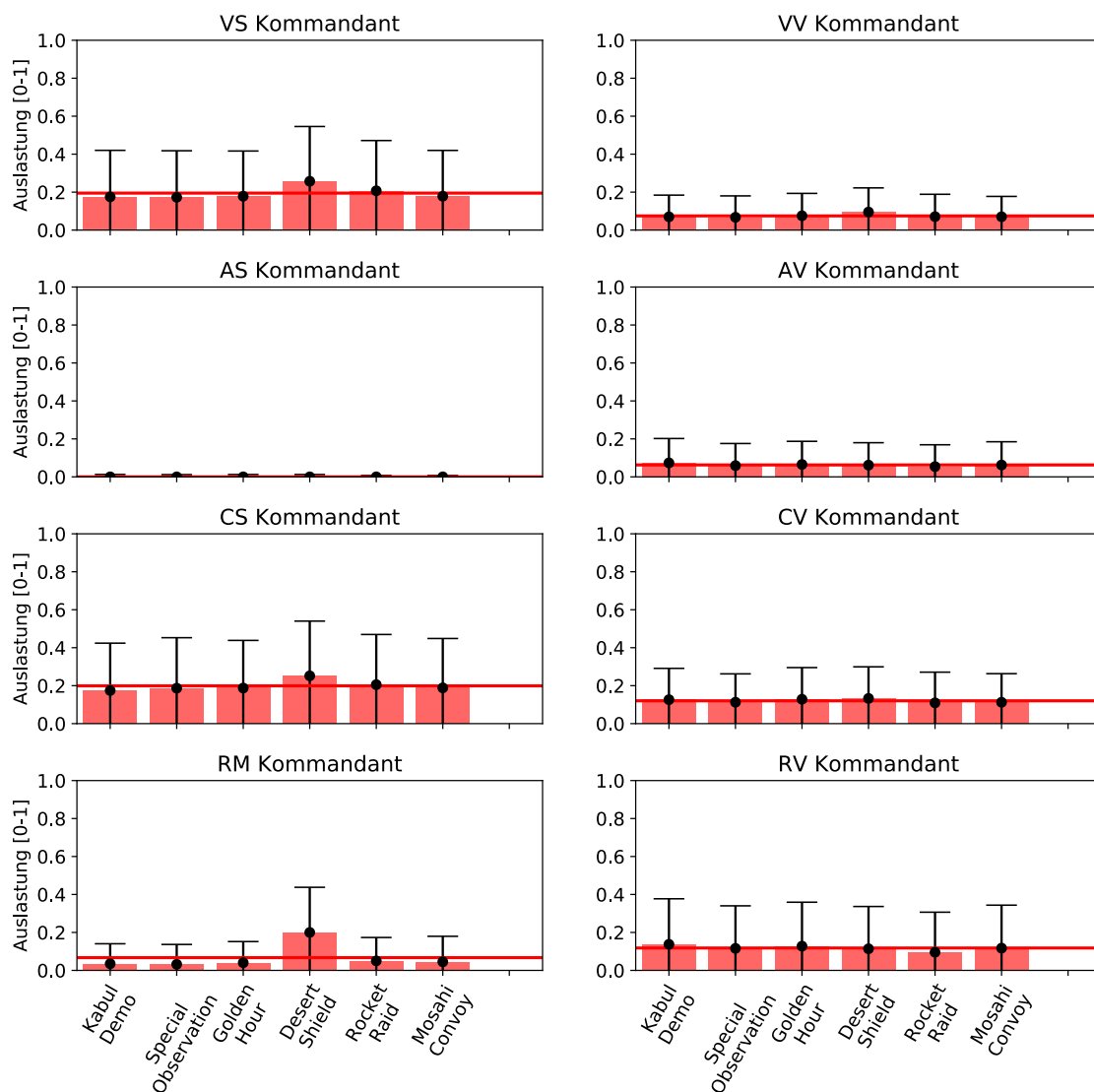


Abbildung 7.2: Ergebnisse der automatischen Ressourcenabschätzung (Kommandant).

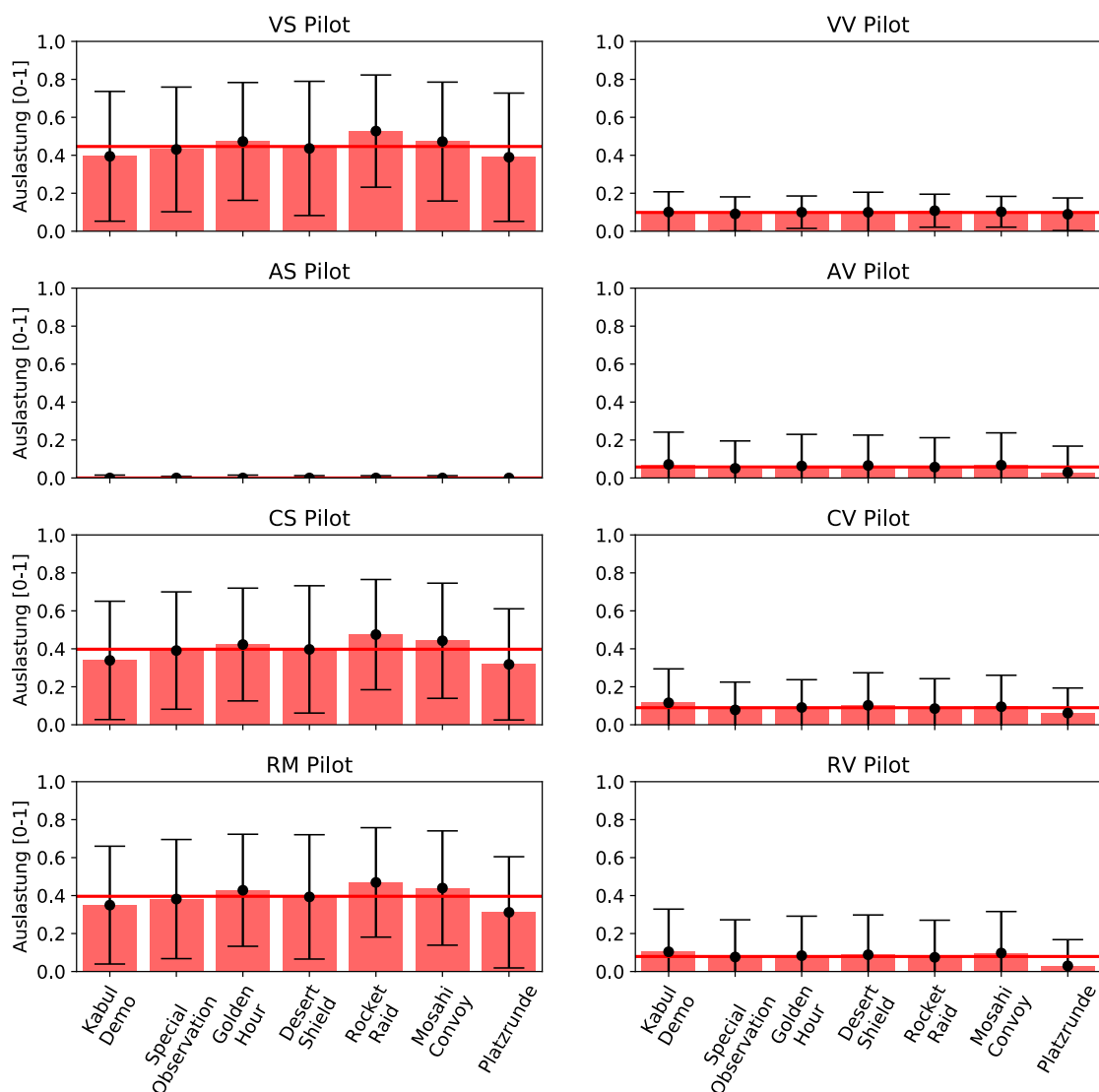


Abbildung 7.3: Ergebnisse der automatischen Ressourcenabschätzung (Pilot).

Die automatische Analyse der Auslastung mentaler Ressourcen auf der Missionsebene ergibt ein ähnliches Bild wie für die Abschätzung der Gesamtbeanspruchung.

Im Mittel weisen alle Missionen eine geringe bis mittlere Auslastung der einzelnen Ressourcen auf, welche in einzelnen Fallbeispielen aufgrund der großen Variabilität der Belastung deutlich höher ausfallen kann (vgl. 6.3.6).

Auffälligkeiten und Vergleich von Rollen

Abbildung 7.2 und Abbildung 7.3 zeigen die Ergebnisse der automatischen Ressourcenabschätzung aller Missionen. Gerade visuell-räumliche (VS) und kognitiv räumliche Ressourcen (CS) sind bei beiden Piloten stärker beansprucht als die anderen. Beim Piloten schlägt sich die manuelle Flugführungsaufgabe in einer erhöhten Auslastung des manuell-räumlichen Ressourcenkanals (RM) nieder. Der auditiv-räumliche Wahrnehmungskanal (AS) wird vom Modell kaum beansprucht, was zum einen daran liegt, dass die visuelle Wahrnehmung gegenüber der auditiven in Hubschraubermissionen generell eine größere Rolle spielt, zum anderen aber auch an der Definition der Parameter der Demand-Vektoren im Ressourcenmodell.

Vergleich der Missionen

Vergleicht man die Missionen miteinander, so sticht bei den Kommandanten lediglich die Mission *Desert Shield* mit einem im Mittel leicht erhöhten Bedarf an mentalen Ressourcen hervor. Für die Piloten sind auch in der Ressourcenauslastung die Missionen *Rocket Raid* und *Mosahi Convoy* höher beanspruchend als die anderen. Die Platzrunde bedarf der wenigsten Ressourcen.

7.1.4 Ergebnisse der Tätigkeitserkennung

Abbildung 7.4 zeigt zum einen die mittlere Anzahl an Aufgaben in den einzelnen Missionen, zum anderen die Anzahl der unterschiedlichen Aufgaben.

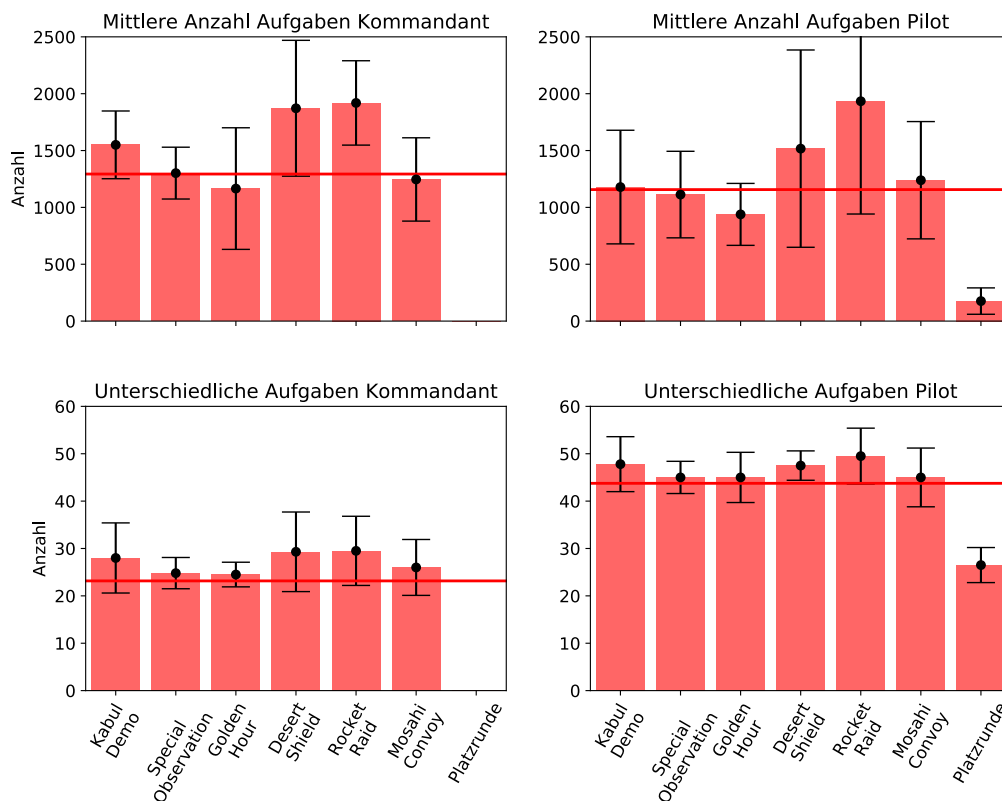


Abbildung 7.4: Aufgabenanalyse allgemein.

Mittlere Anzahl Aufgaben

Die mittlere Anzahl der Aufgaben beträgt durchschnittlich etwa 1200 Stück pro Mission. Dabei enthalten die Missionen *Desert Shield* und *Rocket Raid* die meisten bearbeiteten Aufgaben für die Rolle des Kommandanten (ca. 1800). Für die Rolle des fliegenden Piloten fallen während der Mission *Rocket Raid* durchschnittlich die meisten Aufgaben an (ebenfalls etwa 1800). Die Platzrunde enthält dagegen nur etwas mehr als 100 Aufgaben insgesamt. In allen Missionen sind deutliche Unterschiede zwischen den einzelnen Piloten zu sehen.

Unterschiedliche Aufgaben und Abdeckung des Aufgabenmodells

Für den Kommandanten wurden etwa 20 - 30 der etwa 80 erkennbaren Aufgaben des Aufgabenmodells erkannt. Für den fliegenden Piloten zeigt sich mit 40 - 50 eine deutlich größere Abdeckung des Aufgabenspektrums. Die größte Abdeckung weist die Mission *Rocket Raid* mit knapp 50 unterschiedlicher Aufgaben auf (ca. 60 %). Die Platzrunde enthält etwa 25 unterschiedliche Aufgaben und deckt somit, trotz der geringen Länge, etwa ein Drittel des Aufgabenmodells ab.

Komplexität von Aufgabensituationen

Abbildung 7.5 zeigt das automatisch ermittelte Komplexitätsspektrum der Aufgabensituationen der verschiedenen Missionen. Es sagt aus, wie viele Aufgaben anteilig in den einzelnen Aufgabensituationen parallel bearbeitet werden.

Die oberen beiden Graphen zeigen jeweils das Spektrum für die Kommandanten und für die fliegenden Piloten. Die untere Grafik zeigt das über alle Missionen gemittelte Komplexitätsspektrum für beide Piloten in einem Diagramm.

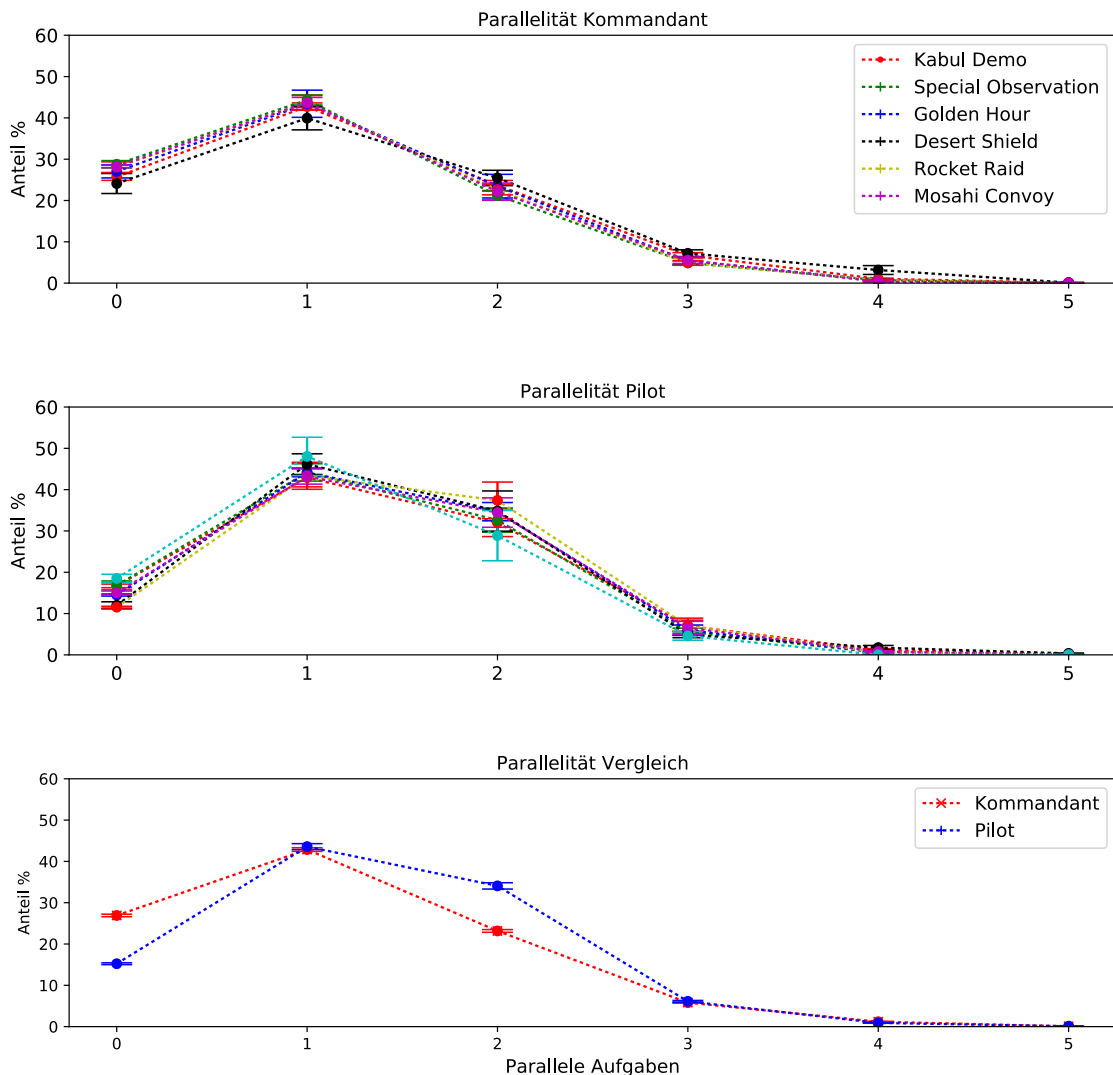


Abbildung 7.5: Komplexitätsspektrum der Aufgabensituationen. Dargestellt ist die Verteilung der Anzahl der durchschnittlich von den Piloten parallel bearbeiteten Aufgaben.

Auffälligkeiten

Aus den Grafiken ist ersichtlich, dass das Spektrum für die jeweilige Rolle annähernd unabhängig von der Mission ist. Dies ist plausibel, da die Missionen ähnlich gestaltet sind und das Aufgabenspektrum von MUM-T Missionen möglichst vollständig abbilden sollen. Die Missionen enthalten daher viele wiederkehrende Aufgaben.

Das Komplexitätsspektrum differenziert jedoch deutlich zwischen der Rolle des Hubschrauberkommandanten und der des fliegenden Piloten. Der Unterschied drückt sich in einem erhöhten Anteil zweier gleichzeitig bearbeiteter Aufgaben der fliegenden Piloten (ca. 30 %) gegenüber den Kommandanten (20 %) aus.

Außerdem zeigen die fliegenden Piloten einen geringeren Anteil an Situationen ohne erkennbare Aufgabe (Kommandanten ca. 25 %, Piloten 15 %).

Auch dieses Modellverhalten ist plausibel, denn die fliegenden Piloten müssen über weite Teile der Mission eine manuelle Flugführungsaufgabe parallel zu anderen anfallenden Aufgaben bewältigen.

Häufigkeit einzelner Aufgabensituationen

Im Folgenden wird die automatische Aufgabenanalyse auf der Situationsebene betrachtet. Abbildung 7.6 zeigt hierzu die 10 häufigsten Aufgabensituationen.

Am häufigsten insgesamt wurde gar keine Aufgabe erkannt. Die Kommandanten beschäftigten sich am häufigsten mit der internen Kommunikation (*CommunicateIntern*), UAV-Überwachung (*SuperviseUAVGuidance*) und dem betrachten von Aufklärungsvideos (*MonitorVideoStream*). Die Piloten dagegen mit manuellen Flugführungsaufgaben (*FlyTransit*, *FlyTakeoff*, *FlyLanding*) sowie interner Kommunikation. Auch die Kombination aus einer Flugführungsaufgabe mit Kommunikation oder dem Trimmen des Luftfahrzeugs (*TrimAircraft*) ist häufig vertreten.

Gesamtdauer aller Aufgabensituationen

Abbildung 7.7 zeigt die 10 Aufgabensituationen mit der längsten Gesamtdauer. Die Gesamtdauer erhält man durch Addition der Einzeldauern aller gleichartigen Situationen. Die Kommandanten beschäftigten sich die meiste Zeit mit einzelnen Aufgaben wie interne Kommunikation sowie der UAV-Überwachung und dem Betrachten von Aufklärungsvideos. Die Piloten dagegen mit manuellen Flugführungsaufgaben, Kommunikation und dem Trimmen des Luftfahrzeugs.

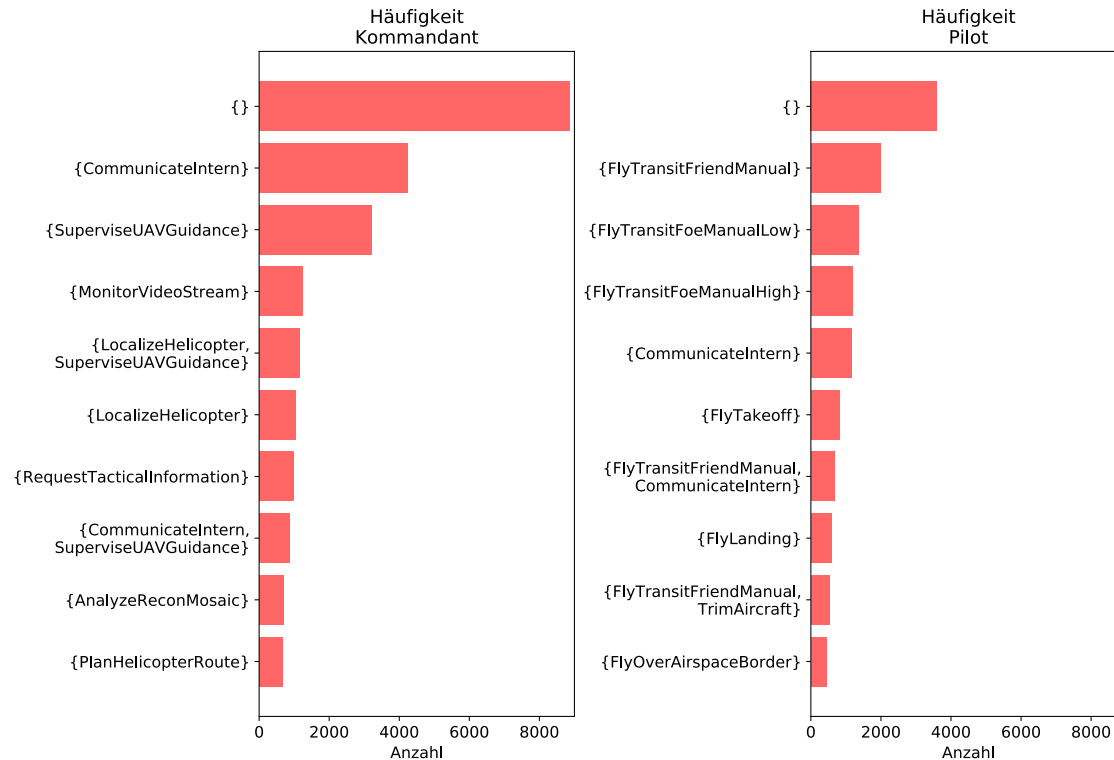


Abbildung 7.6: Häufigkeit bestimmter Aufgabensituationen.

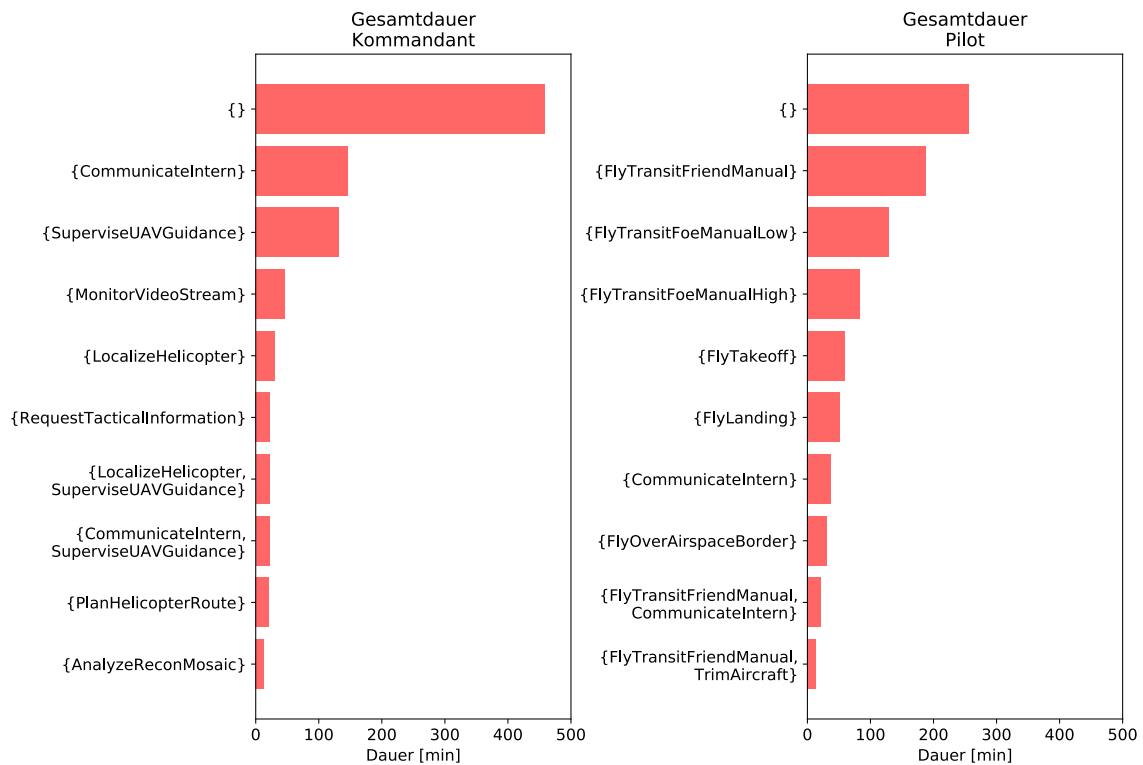


Abbildung 7.7: Gesamtdauer von Aufgabensituationen.

7.2 Adaptive Assistenz im Closed-Loop

Abschließend wird auf die aufgabenzentrierte adaptive Assistenz im geschlossenen Kreis (*Gesamtwirkungskette, Closed-Loop*) exemplarisch eingegangen (vgl. Abbildung 3.3 in Abschnitt 3.2.2).

Closed-Loop

Zur Gesamtwirkungskette des aufgabenzentrierten Assistenzsystems gehören neben der Bestimmung der kontextreichen mentalen Beanspruchung die Identifikation der eigentlichen Interventionsauslöser sowie der eigentliche Assistenzeingriff (siehe Abschnitt 3.4.6). Zu den Auslösern zählen erkannte Workload-Spitzen, mögliche Überforderungssituationen in naher Zukunft sowie vergessene oder falsche Aufgaben. Eingriffsstrategien sind Aufmerksamkeitslenkung, Aufgabenvereinfachung oder Aufgabenübernahme (Brand & Schulte, 2018).

Zielsetzung und Nachweisführung

Der Nachweis der Workload-adaptiven Intervention wird exemplarisch anhand ausgewählter Fallbeispiele geführt, welche in dieser oder ähnlicher Form mehrmals während der Experimente vorkamen.

Hierbei werden das Systemverhalten bei Interventionen des Assistenzsystems qualitativ beschrieben und die Funktionsfähigkeit des aufgabenzentrierten Assistenzsystems demonstriert.

Die Beispiele zeigen, dass eine automatisierte Tätigkeitserkennung mit Workload-Abschätzung ein Assistenzsystem in die Lage versetzen kann, Workload-adaptiv mit dem Menschen zu interagieren. Dabei ist die automatische Tätigkeitserkennung insbesondere für das Erkennen vergessener Aufgaben unabdingbar.

Eine detailliertere Auswertung der adaptiven Interventionen des Assistenzsystems für die oben beschriebenen Experimente ist in (Brand & Schulte, 2018) nachzulesen.

7.2.1 Closed-Loop Assistenz Beispiel 1

Aufgabenvereinfachung während einer Beanspruchungsspitze

In diesem Fallbeispiel befindet sich der rechts sitzende fliegende Pilot in einer stark beanspruchenden Situation. Er muss den durch das Einladen der Truppen schwerer gewordenen Hubschrauber unter Zeitdruck und Gefährdung durch feindliche Truppen schnell starten und aus dem Gefahrenbereich herausfliegen.



Abbildung 7.8: Assistenzsystemeingriff: Automatisches Setzen der Systemkonfiguration für den Transitflug während einer Beanspruchungsspitze.

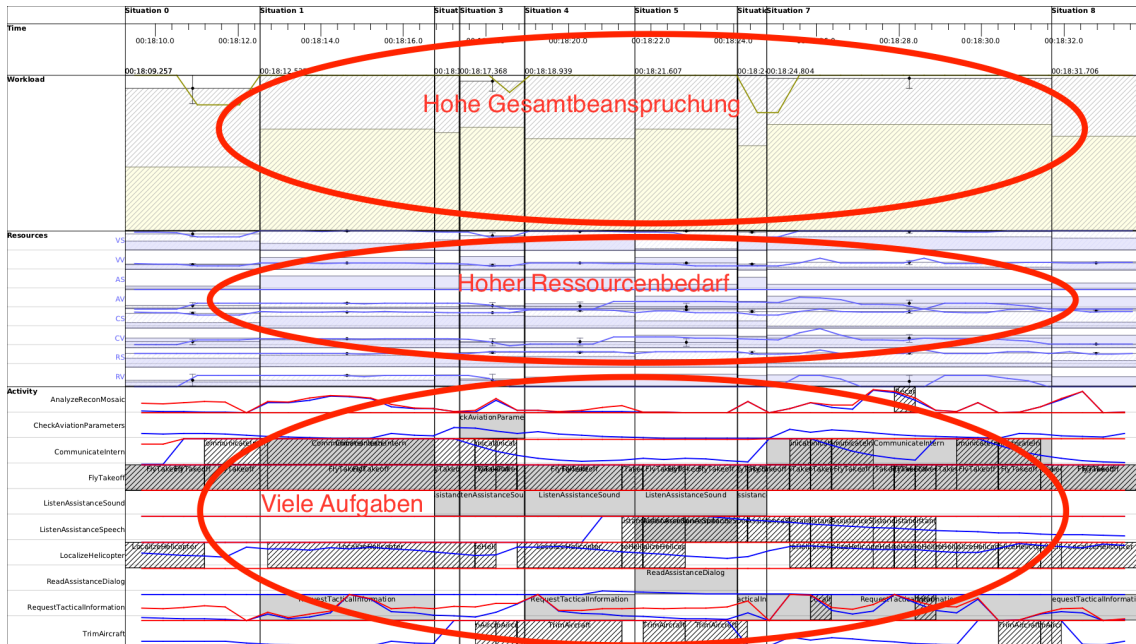


Abbildung 7.9: TaskKladde-Analyse für das Closed-Loop Beispiel 1.

Zu Beginn sind beide Piloten mit der Routenplanung beschäftigt. Der Übergang vom Takeoff in den Transitflug ist durch einen Sprung in der Arbeitsbelastung gekennzeichnet, welche

aufgrund der dazu benötigten mentalen Ressourcen die mentale Beanspruchung des Piloten überproportional erhöht.

Das Assistenzsystem erkennt die Überforderung als Beanspruchungsspitze über die Abschätzung der mentalen Ressourcen und vereinfacht die Aufgabensituation, indem es die Transitkonfiguration des Hubschraubers automatisch setzt. Der Hinweis hierzu ist auf dem mittleren Bildschirm in Abbildung 7.8 zu sehen.

Bemerkenswert ist, dass der Pilot seine Workload in der videobasierten Befragung nur mittelhoch einschätzte, obwohl er im Gespräch aussagte, so beschäftigt gewesen zu sein, dass er den Assistenzgriff gar nicht wahrgenommen hatte. Dies deutet darauf hin, dass eine Selbsteinschätzung der Workload durch die Versuchspersonen problematisch ist.

7.2.2 Closed-Loop Assistenz Beispiel 2

Aufmerksamkeitslenkung nach einer vergessenen Aufgabe

In diesem Beispiel befindet sich der MUM-T Verband auf dem Rückweg. Die Besatzung fliegt den Hubschrauber gerade aus dem Einsatzgebiet (HOA) heraus.

Unmittelbar vor dem Ausflug erkennt das Assistenzsystem, dass der rechts sitzende fliegende Pilot noch nicht mit der Missionsfunkgegenstelle C2, zum Zweck des Verlassens des Luftraums, gesprochen hat. Um die Aufmerksamkeit des Piloten auf die vergessene Aufgabe zu lenken, blinkt die Displayseite zum Einstellen des Funkgeräts in der Farbe für Assistenzsystemhinweise auf (pinkfarbene Schattierung in Abbildung 7.10).

Anhand der Blickbewegungsdaten ist zu sehen, dass der Pilot das Blinken visuell wahrnimmt (hellgrüner Fleck) und sich an die vergessene Aufgabe erinnert. Unmittelbar danach beginnt der Pilot mit dem Absetzen des entsprechenden Funkspruchs.



Abbildung 7.10: Assistenzsystemeingriff: Aufmerksamkeitslenkung nach einer vergessenen Aufgabe.

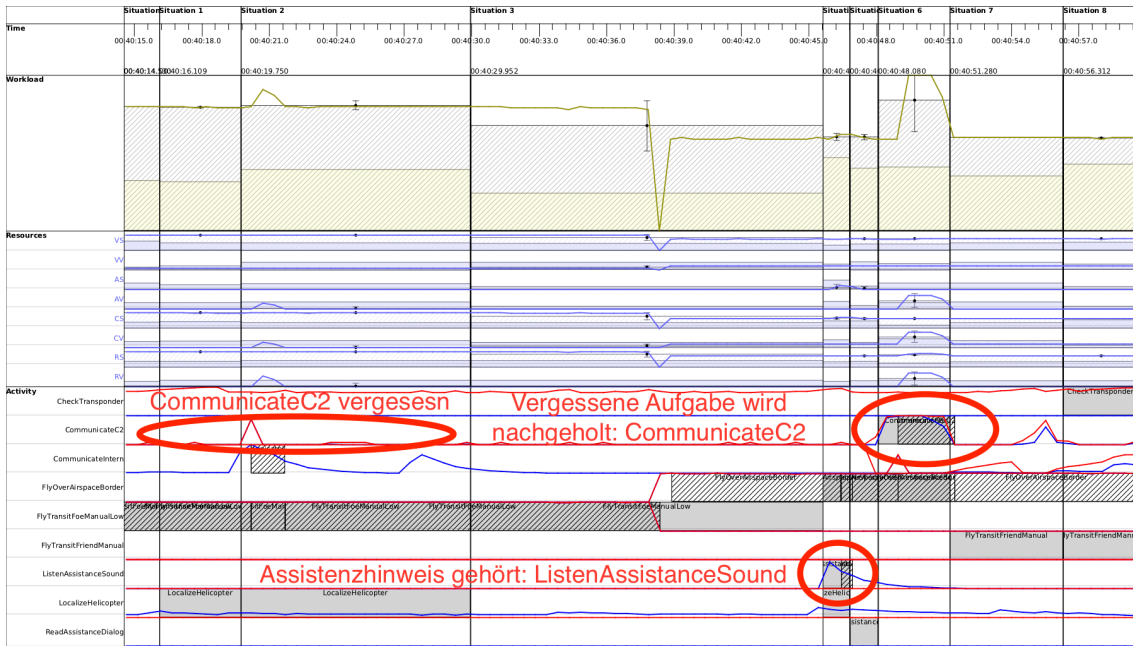


Abbildung 7.11: TaskKladde-Analyse für das Closed-Loop Beispiel 2.

8 Zusammenfassung, Diskussion und Ausblick

Dieses Kapitel fasst die wesentlichen Erkenntnisse dieser Arbeit zusammen. Dabei werden die Stärken und Schwächen des Konzepts und der Methode aufgezeigt sowie ein Ausblick für weitere Forschungstätigkeiten im Bereich aufgabenzentrierter Assistenzsysteme gegeben. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der maschinellen Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung.

8.1 Konzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem

8.1.1 Zusammenfassung und Stärken

Kontextreiche Operationalisierung der Workload

In dieser Arbeit wurde zunächst die mentale Beanspruchung (*Mental Workload, MWL*) gemäß der Forschungsfragestellung 2 (Abschnitt 1.4) kontextreich operationalisiert. Diese umfasst die anfallenden Aufgaben als Plan, die momentane Aufgabentätigkeit, den Bedarf an mentalen Ressourcen sowie beobachtbare Verhaltensmuster.

Gesamtkonzept für ein Workload-adaptives Assistenzsystem

Das in Kapitel 3 dargelegte Gesamtkonzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem stützt sich dabei auf diese Operationalisierung der Beanspruchung unter Einbeziehung psychologischer Theorien und Modelle. Es liefert somit die Grundlage für ein Workload-adaptives Assistenzsystem, dessen Tragfähigkeit im Rahmen von Experimenten nachgewiesen wurde (Kapitel 6 und 7).

Erste Anwendungen des Konzepts

Der aufgabenzentrierte Ansatz konnte bereits erste Anwendungen und die Übertragung in andere Domänen finden.

So untersuchte Winkler die Methode der aufgabenzentrierten Assistenz mit den Schwerpunkten Aufgabenmodell und Ressourcenbestimmung sowohl für die Platzrunde eines Hubschraubers als auch für die eines Flächenflugzeugs (Winkler, 2017b, 2017a).

Die evidenzbasierte Tätigkeitserkennung wurde von Mund in die Domäne militärischer Kampfflugzeuge übertragen (Mund & Schulte, 2018).

Weiterhin wurden die Ideen zum Aufgabenmodell und zur Tätigkeitserkennung von (Behrendt & Osterloh, 2018) zur Anwendung in mechanischen Wartungsprozeduren aufgegriffen.

8.1.2 Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen

Operationalisierung der Workload

Eine offene theoretische Frage des Konzepts ist, ob es neben dem hier vorgestellten kontextreichen Ansatz zur Operationalisierung der Beanspruchung noch anderer, eventuell geeigneterer Möglichkeiten gibt, das Wissen über die Workload von Operateuren für ein adaptives Assistenzsystem nutzbar zu machen.

Auch gilt es noch zu lösen, wie sich dieser Ansatz mit anderen Methoden zur Bestimmung der mentalen Beanspruchung (z.B. physiologischen) in hybriden Modellen kombinieren lässt, um eine bessere Abschätzung der Workload zu erzielen.

Die größten Herausforderungen sind dabei die Entwicklung eines geeigneten Operateur-Aufgabenmodells und die Handhabung der Komplexität.

8.2 Aufgabenmodell

8.2.1 Zusammenfassung und Stärken

Aufgabenmodell mit doppelt hierarchischer Beziehungsstruktur

In dieser Arbeit wurde gezeigt, wie sich ein, für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem notwendiges, umfassendes und hierarchisches Operateur-Aufgabenmodell entwickeln und programmiertechnisch implementieren lässt (3.3 und 5.4).

Dabei wurde insbesondere klar herausgearbeitet, dass es in den Beziehungen zwischen Aufgaben untereinander verschiedene Hierarchieebenen gibt, die in der Literatur in der Regel nicht klar getrennt werden. Je nach Anwendungsfall sind das Wissen über die Dekomposition einer Aufgabe in Teilaufgaben (z.B. für Planung) oder das Wissen über Vererbungsrelationen (z.B. zur Erkennung von Aufgaben) notwendig.

Im Zuge dieser Arbeit wurde auch der Zusammenhang zwischen der Modellgranularität und den charakteristischen Zeitskalen untersucht sowie qualitativ beschrieben (6.3.8).

8.2.2 Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen

Granularität des Aufgabenmodells

Die größte Schwierigkeit bezüglich der Struktur des Aufgabenmodells besteht in der Wahl der richtigen Granularität, also wie fein die einzelnen Aufgaben hierarchisch in Teilaufgaben heruntergebrochen und modelliert werden sollen. Eine zu grobe Granularität bildet einzelne Aufgaben und die damit verbundene Workload für gezielte Assistenzeingriffe zu ungenau ab. Eine feinere Granularität zu verwenden, als mit der die Tätigkeit mit akzeptablem Fehler geschätzt werden kann, ist ebenfalls nicht zielführend und kann selbst zu Problemen wie einer lückenhaften Erkennung führen (vgl. 6.3.8).

Individualisierung

Der größte Schwachpunkt eines gemeinsamen, statischen Aufgabenmodells ist die mangelnde Differenzierung zwischen verschiedenen Nutzern.

In dieser Arbeit wurden für alle Nutzer dieselben Modellparameter verwendet. Die Workload einer bestimmten Aufgabe kann für verschiedene Personen jedoch subjektiv stark unterschiedlich sein. Dies gilt auch für erfahrene Piloten mit ähnlicher Ausbildung, Training und Erfahrung, wie in den hier durchgeführten Experimenten beobachtet wurde. Hierbei zeigten sich teilweise große Unterschiede in der von den Versuchspersonen selbst abgeschätzten Beanspruchung und den Modellvorhersagen.

Zur Verbesserung des Aufgabenmodells wird daher vorgeschlagen, die Modellparameter für jeden Nutzer individuell zu erfassen und abzulegen (z.B. ähnlich wie in (Grootjen u. a., 2007)). Jeder Nutzer könnte sein persönliches Parameterset auf einem mobilen Datenträger speichern und zur Laufzeit in das Assistenzsystem laden, damit sich das Assistenzverhalten gezielt an dessen Bedürfnisse adaptieren kann.

Parametergewinnung

Es ist generell schwierig, subjektive Modellparameter wie beispielsweise Evidenzstärken oder Demand-Vektoren zu gewinnen.

Für diese Arbeit wurden die Parameter des Aufgabenmodells von zwei Entwicklungsingenieuren abgeschätzt. Dies stellt insofern ein Problem dar, als dass Entwicklungsingenieure meist zwar Domänenexperten, nicht aber die eigentlichen Anwender sind.

Zur Verbesserung wird daher vorgeschlagen, zukünftig umfassende Wissenserwerbsexperimente zur Gewinnung von Parametern zusammen mit den Systemnutzern durchzuführen.

Diese Arbeit kann mit Hilfe des speziell für diesen Zweck entwickelten Programms *TaskKladde* deutlich interaktiver gestaltet und beschleunigt werden als bisher (6.3.2).

Ein bestehendes Problem bei der Expertenbefragung ist jedoch, dass selbst den Nutzern als Domänenexperten die Selbsteinschätzung nicht leichtfällt. Deshalb muss für dieses Problem noch eine befriedigende Lösung gefunden werden.

Um den Erstellungsprozess des Aufgabenmodells zu beschleunigen, wären ferner die automatische Erstellung eines Aufgabenmodells und das Erlernen der Parameter denkbar, beispielsweise unter Verwendung von Methoden maschinellen Lernens aus dem Gebiet der künstlichen Intelligenz.

Dynamisches und adaptives Modell

Als Lösungsansatz der dargelegten Probleme gilt es zu untersuchen, inwiefern ein Übergang von einem statischen zu einem dynamischen Aufgabenmodell sinnvoll wäre. Dynamisch bedeutet in diesem Zusammenhang, dass die Modellparameter oder sogar die Modellstruktur zeit- oder situationsabhängig angepasst werden.

Dabei wäre auch die Frage zu klären, welche Umwelteinflüsse die subjektiv empfundene Beanspruchung und mentalen Ressourcen beeinflussen und ob diese ins Modell mit aufgenommen werden sollten.

Erweiterungsmöglichkeiten

Als Erweiterungsmöglichkeiten des Operateur-Aufgabenmodells sind zum einen die Integration von Verhaltensmodellen in Form von Verhaltensmustern zum anderen die Einbindung weiterer Agenten denkbar. Beispielsweise könnten die zur auftragsbasierten Führung in MUM-T Missionen verwendeten UAV-Aufgaben direkt in ein gemeinsames Aufgabenmodell integriert werden.

8.3 Methode zur maschinellen Operateurbeobachtung

8.3.1 Zusammenfassung und Stärken

Maschinelle Generierung von Evidenzen und Fehlerabschätzung

Diese Arbeit stellt insbesondere ein Modell und technisches System zur automatischen Operateurbeobachtung mit verschiedenen Messsensoren unter Berücksichtigung von Messunsicherheiten vor. Die Operateurbeobachtung dient unter anderem dazu, Evidenzen in einer einheitlichen Form für die automatische Tätigkeitserkennung zu gewinnen. Einen nicht zu unterschätzenden Beitrag liefert dabei die semantische Blickbewegungsmessung, welche objektbezogene Evidenzen für nur indirekt beobachtbare kognitive Aufgaben generiert (5.5.8).

8.3.2 Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen

Systemkomplexität

Ein Problem der Operateurbeobachtung ist die Skalierung der Systemkomplexität. Je mehr verschiedenartige Sensoren verwendet werden, desto aufwändiger gestalten sich die Systemintegration und die dafür notwendigen individuellen Kalibrierverfahren.

Synchronisierung von Beobachtungen

Ein weiteres großes Problem der Operateurbeobachtung ist die richtige zeitliche Synchronisierung von Beobachtungen und die Vermeidung von Kausalitätsproblemen bei der Evidenzgenerierung. Aufgrund verschiedener Signallaufzeiten im System kann es ansonsten

passieren, dass spätere Beobachtungen vor früher erzeugten eintreffen und so logische Schlüsse invertiert werden.

Der im Programm *PAD* implementierte Synchronisationsalgorithmus ist bisher nicht vollständig zufriedenstellend umgesetzt, da er unter anderem zu einer zusätzlichen Verzögerung im System im Bereich weniger hundert Millisekunden führt (5.6.2).

Zeitauflösung

Analog zur offenen Frage der Granularität des Aufgabenmodells stellt sich bei der Operateurbeobachtung die Frage nach der benötigten Zeitauflösung, denn diese muss zur Granularität des Aufgabenmodells passen. Eine schnellere Erfassung als nötig führt zu größeren Schwankungen der Messwerte und erfordert mehr Rechenleistung zur Verarbeitung. Eine lineare zeitliche Tiefpassfilterung der Signale verringert zwar die Messunsicherheiten und reduziert Unterbrechungen in der Erkennung, kann jedoch auch dazu führen, dass kurze, aber wichtige Evidenzen wegfallen und so relevante Aufgaben nicht mehr erkannt werden (vgl. 6.3.8).

In diesem Zusammenhang muss betrachtet werden, wie die langfristige Grundlast der Workload und dynamische Lastspitzen komplementär erfasst und für die Intervention verwendet werden können.

Ein möglicher Lösungsansatz für dieses Problem wäre die Verwendung einer Methode, welche parallel auf mehreren Hierarchieebenen des Aufgabenmodells und Zeitskalen der Operateurbeobachtung operiert. Dabei wäre eine individuelle Filterzeitkonstante für jede Aufgabe denkbar, um prinzipiell kurze Aufgaben nicht zu verlieren.

Weitere Evidenzquellen

Zur Verbesserung der maschinellen Tätigkeitserkennung bietet es sich an, weitere Messsensoren zur Operateurbeobachtung als Evidenzquellen zu integrieren um die Unsicherheiten und das Unwissen zu reduzieren.

In den Experimenten mit Hubschrauberpiloten wurde beispielsweise beobachtet, dass diese viel untereinander oder mit einer externen Funkstelle kommunizieren. Eine integrierte Spracherkennung könnten den Inhalt der Gespräche erfassen und so weitere Rückschlüsse auf die Tätigkeit ermöglichen. Neben der Spracherkennung wäre auch ein System zur Gestenerkennung denkbar. Wenn die Vermeidung der Intrusion eine eher untergeordnete Rolle spielt, lassen sich auch physiologische Methoden zur Messung der Herz-Kreislauf- oder Gehirnaktivität in die Beobachtungsmöglichkeiten mit aufnehmen. Die semantische Blickbewegungsmessung bietet ebenfalls Erweiterungsmöglichkeiten. Beispielsweise können die Erfassung von Elementen der Umwelt des Hubschraubers, wie semantische Geoinformationen, zweckdienlich sein.

Andere Fehlermodelle

Anstelle der verwendeten einfachen Modelle mit nur einer skalaren Zuverlässigkeit könnten auch andere Sensorfehlermodelle eingesetzt werden (vgl. 4.4.4). Wenn man zur Tätigkeitserkennung beispielsweise einen wahrscheinlichkeitsbasierten Algorithmus (z.B. Bayes-Netze) anstelle eines Dempster-Shafer-Modells nutzt, sind wahrscheinlichkeitsbasierte Fehlermodelle geeigneter.

Individualisierung

In der Regel benötigen Messsensoren eine individuelle Kalibrierung für verschiedene Nutzer, um Fehlermodelle zu erstellen. Individuelle Sensorfehlermodelle werden in dieser Arbeit bereits verwendet, jedoch könnten deren Parameter zusammen mit personalisierten

Parametern des Aufgabenmodells kombiniert und als gemeinsamer Datensatz gespeichert werden.

Spezielle Probleme der Blickbewegungsmessung

Ein spezielles Problem der Blickbewegungsmessung ist, dass eine Bewegung des Kopfes zu einem nicht zu vernachlässigenden Fehler führt, welcher deutlich größer als die eigentliche Streuung des Blicks ist (5.5.8). Die Kalibrierung dieses Fehlers konnte im Rahmen dieser Arbeit nicht vertiefend untersucht und gelöst werden und bleibt als offene Fragestellung bestehen. Zur Problemlösung könnte die Verwendung eines Modells der Kopfbewegung hilfreich sein.

Eine weitere praktische Komplikation der Blickbewegungsmessung besteht in der schnellen Erkennung von Fixationen. Streift ein Operateur mit seinem Blick schnell über mehrere Bildschirmobjekte, so können bei einem scharf kalibrierten System fälschlicherweise Evidenzen für Aufgaben generieren werden mit denen sich der Operateur in dieser sehr kurzen Zeit mental nicht bewusst beschäftigt. Dieses Problem konnte mit einer gut eingestellten Fixationserkennung zwar minimiert, jedoch bisher nicht völlig eliminiert werden.

Ein weiterer Ansatz die Blickbewegungsmessung zu verbessern wäre eine Autokorrektur und Fehlerreduzierung mit Hilfe semantischer Informationen. Ist im Blickbewegungsmuster beispielsweise eine Linie erkennbar, die parallel zu einer Straße verläuft, wird der eigentliche Blickverlauf wahrscheinlich auf der Straße liegen.

8.4 Methode zur maschinellen Tätigkeitserkennung

8.4.1 Zusammenfassung und Stärken

Diese Arbeit zeigt als Schwerpunkt einen möglichen Lösungsweg auf, die Tätigkeit der Piloten mit Hilfe des Konstrukts der Aufgaben als Aufgabemodell zu operationalisieren und die durchgeführten Aufgaben maschinell zu erkennen (vgl. Forschungsfragestellung 3 in 1.4).

Evidenzbasierte Tätigkeitserkennung

Zur maschinellen Erkennung der Pilotentätigkeit wurde ein evidenzbasierter Ansatz verwendet, welcher das Erkennungsproblem auf die Klassifikation einzelner Aufgaben unter Berücksichtigung von Unsicherheit und Unwissen zurückführt. Als Grundlage dient die Dempster-Shafer-Theorie (Dempster, 1967; Shafer, 1976), welche vereinfacht und an die Problemstellung angepasst wurde.

Mit dem entwickelten Ansatz ist es insbesondere möglich, die Bearbeitung kognitiver Aufgaben, welche ausschließlich mental ablaufen, indirekt zu erfassen. Der implementierte Algorithmus zur Aufbereitung und Kombination von Evidenzen ist echtzeitfähig und arbeitet auf einer Zeitskala einiger hundert Millisekunden, also der Zeitskala kognitiver Denkabläufe (Kapitel 4.4).

8.4.2 Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen

Dempster-Shafer-Theorie und andere Methoden

Die Dempster-Shafer-Theorie musste für die Anwendbarkeit auf die Problemstellung stark vereinfacht werden, sodass diese bis auf die Berücksichtigung von Unwissen und die Kombinationsregel zum diagnostischen Schließen kaum noch Vorteile gegenüber der Wahrscheinlichkeitstheorie aufweist. Ob dies für die Tätigkeitserkennung einen wirklichen Nachteil darstellt, wurde in dieser Arbeit nicht weiter untersucht.

Weiterhin wurde nicht geklärt, welche genaue Rolle das Unwissen bei der Entscheidungs-

findung des Assistenzsystems spielt und ob die Berücksichtigung von Unwissen im Assistenzsystem einen praktischen Vorteil bringt. Die zu klärende Frage wäre, ob sich dadurch die Anzahl der Fehlentscheidungen eines Assistenzsystems und damit die Anzahl kritischer Situationen mit schwerwiegenden Konsequenzen verringert ließen.

Eine Möglichkeit die Forschung im Bereich der maschinellen Tätigkeitserkennung weiterzuführen wäre der Vergleich mit anderen Klassifikationsmethoden wie zum Beispiel Bayes-Netzen, Sicherheitsfaktoren oder neuronalen Netzen.

Modellgenauigkeit

In den Experimenten hat sich gezeigt, dass noch deutliches Verbesserungspotential der Tätigkeitserkennung vorhanden ist. So ist das Modell zwar echtzeitfähig aber auf der feinen Zeitskala noch verhältnismäßig ungenau. Die Erkennung feingranularer Pilotenaufgaben ist schwierig und teilweise lückenhaft (6.3.8).

Nichtsdestotrotz konvergiert das Modell bei einer zeitlichen Tiefpassfilterung der Messdaten gegen die menschliche Erwartung und zeigt auf einer großen Zeitskala plausible Ergebnisse. Dabei treten die grob modellierten und lang andauernden Missionsaufgaben in den Vordergrund.

Numerische Instabilitäten

Der implementierte Kombinationsalgorithmus für Evidenzen zeigt unter extremen Bedingungen (Fusion mehrerer widersprüchlicher Evidenzen) numerische Instabilitäten. Dieses Problem konnte zwar korrigiert, jedoch nicht vollständig und beweisbar eliminiert werden.

Leistung der Tätigkeitserkennung

In einer postexperimentellen Befragung von Versuchspersonen wurde die Vollständigkeit des Aufgabenmodells mit 80% und die Richtigkeit der prototypisch implementierten Tätigkeitserkennung mit 87% bewertet (6.4). In videobasierten Untersuchungen einzelner Fallbeispiele aus Gesamtmissionen fiel die Erkennungsleistung mit etwa 60% dagegen deutlich niedriger aus, was teilweise aber auch am verwendeten Bewertungsmaßstab liegt (siehe Abschnitt 6.3.7).

Insgesamt ist die Systemleistung für die Akzeptanz und das Vertrauen in die Automation bei den Systembedienern und für den Einsatz in sicherheitskritischen Systemen noch nicht ausreichend. Hierfür müsste die Klassifikationsleistung nahezu 100% betragen.

Metrik zur Messung der Ähnlichkeit von Aufgabensituationen

Als offenen Punkt lässt diese Arbeit ein Maß für die Ähnlichkeit von Aufgabensituationen vermissen. Ein solches wäre beispielsweise zur Evaluierung der Leistung der Tätigkeitserkennung nützlich. Mit Hilfe eines Ähnlichkeitsmaßes könnten auch halb richtige Klassifikationsleistungen als solche eingestuft werden.

Außerdem bietet ein Ähnlichkeitsmaß das Potenzial, den Kontext für verschiedene Interventions- und Planungsmöglichkeiten auf Basis von Aufgaben bereitzustellen. Damit könnte besser beurteilt werden, ob das Nutzerverhalten selbst Fehler aufweist oder die Aufgaben nur in einer anderen Art und Weise bearbeitet werden.

Zeitliche Abhängigkeiten

Bisher wurden bei der Tätigkeitsinferenz keine zeitlichen Zusammenhänge wie Evidenzabfolgen berücksichtigt. Stattdessen wurden nur Evidenzen und deren kausale Zusammenhänge zum momentanen Zeitpunkt verarbeitet.

Es wäre zu prüfen, ob sich die Leistung der Tätigkeitserkennung mittels dynamischer Ansätze (z.B. dynamische Bayes-Netze oder Hidden-Markov-Modelle) weiter verbessern ließe.

8.5 Methode zur Ressourcenabschätzung

8.5.1 Zusammenfassung und Stärken

Weiterführung der Arbeit von Maiwald: Demand-Vektoren und Konfliktmatrix

Zur Abschätzung der Auslastung mentaler Ressourcen wurde im Wesentlichen die Arbeit von Maiwald weitergeführt und verbessert (Maiwald, 2013). Dabei wurden die aus der Psychologie entnommenen Modelle Theorie multipler Ressourcen nach Wickens (MRT) (Wickens, 2002), VACP (McCracken & Aldrich, 1984) und W/INDEX (North & Riley, 1989) aufgegriffen und im Rechner nutzbar gemacht.

Wie in (Maiwald, 2013) wurde der Ressourcenbedarf in Form achtdimensionaler Demand-Vektoren dargestellt und mittels der Konfliktmatrix der MRT zu einem Gesamtbeanspruchungsmaß verrechnet.

Normierte Metrik zur Abschätzung der Gesamtbeanspruchung

Um die Anforderung nach einem absoluten Workload-Maß zu erfüllen (2.3.5), der Tatsache gerecht zu werden, dass die menschlichen mentalen Ressourcen begrenzt sind und diesen Sachverhalt mathematisch auf dem Rechner abzubilden, wurde in der vorliegenden Arbeit im Gegensatz zu (Maiwald, 2013) durchgehend mit normierten Größen gearbeitet. Insbesondere wurde eine normierte skalare Metrik zur Abschätzung der Gesamtbeanspruchung vorgeschlagen (Kapitel 4.5).

8.5.2 Schwächen, Verbesserungsvorschläge und offene Fragen

Individuelle Streuungen

In den Ergebnissen zur Workload- und Ressourcenabschätzung zeigen sich große Streuungen und individuelle Unterschiede zwischen den Versuchspersonen.

Diesem Problem könnte man mit personalisierten Ressourcenmodellen als Teil des Aufgabenmodells entgegenreten.

Workload-Metrik

Das Problem der Workload-Abschätzung ist nach wie vor mathematisch nicht zufriedenstellend gelöst. Die Schwierigkeit besteht darin, psychologische, nicht-mathematisch abgeleitete Modelle (z.B. MRT) auf den Rechner zu übertragen. So ist die Konfliktmatrix nach (Maiwald, 2013, S. 157; Wickens, 2002, S. 169) beispielsweise nicht normiert. Ebenso scheint die Verwendung einer Maximumsnorm in der Workload-Metrik in Situationen niedriger Workload problematisch zu sein (Winkler, 2017a, S. 68).

Anzahl der Ressourcenkanäle

Die eigenen Erfahrungen deuten darauf hin, dass acht Kanäle mentaler Ressourcen und Komponenten der Demand-Vektoren für die Praxis zu detailliert und für die Probanden schwierig zu differenzieren sind.

Für zukünftige Assistenzsysteme wird deshalb empfohlen, zunächst mit weniger Kanälen zu arbeiten (z.B. die vier des VACP-Modells (McCracken & Aldrich, 1984)). Hierfür müsste jedoch eine neue Konfliktmatrix ermittelt werden.

Assistenzentscheidungen mit Erwartungswerten der Dempster-Shafer-Theorie

Die Ressourcenabschätzung baut auf Erwartungswerten der maschinellen Tätigkeitserkennung auf. Die in dieser Arbeit verwendete Methode zur Tätigkeitserkennung liefert gemäß

der Dempster-Shafer-Theorie keine eindeutigen Wahrscheinlichkeiten, sondern stattdessen eine untere und eine obere Wahrscheinlichkeitsgrenze. Demzufolge werden auch die Erwartungswerte der Auslastung mentaler Ressourcen nicht auf eine einzige Zahl, sondern auf einen ganzen Bereich abgebildet.

Um Assistenzeingriffe aufgrund von Überforderung auszulösen, muss man sich jedoch auf einen eindeutigen Schwellwert festlegen. In dieser Arbeit wurde hierfür die Mindestzusicherung (untere Bereichsgrenze) verwendet um ein konservatives Verhalten des Assistenzsystems zu erzielen (vgl. 4.5.2). Prinzipiell wäre auch eine andere Wahl in diesem Bereich denkbar. Eine nähere Untersuchung bleibt an dieser Stelle offen.

8.6 Experimentelle Erkenntnisse

Funktionsnachweis

Im Rahmen experimenteller Untersuchungen wurden die gegebenen Antworten auf die Forschungsfragestellung dieser Arbeit aus 1.4 überprüft. Dabei konnte die Tragfähigkeit und Funktionsfähigkeit des Konzepts eines aufgabenzentrierten Assistenzsystems exemplarisch demonstriert werden.

Anwendungsbeispiele

Zum Aufzeigen des Potenzials der Methode wurde als mögliches Anwendungsbeispiel die automatische Tätigkeits- und Workload-Analyse ganzer Missionen durchgeführt.

Ebenso zeigten die Gesamtmissionsexperimente, dass die Methoden dieser Arbeit wesentlich zur Realisierung eines Workload-adaptiven Assistenzsystems für MUM-T Missionen im Closed-Loop beitragen (7.2). So bietet der Prototyp des aufgabenzentrierten Assistenzsystems bereits jetzt an Stellen exzessiver Workload oder vergessenen Aufgaben hilfreiche Unterstützung.

Optimierung der Datenerfassung und Datenauswertung

Mit dem Programm *TaskKladde* wurde ein nützliches Werkzeug zur Datenerfassung und Datenanalyse von Tätigkeits- und Workload-Daten entwickelt und programmiertechnisch umgesetzt (6.3.2). Damit ist die videobasierte interaktive Befragung von Experten weniger ermüdend als herkömmliche Befragungsmethoden (z.B. Fragebögen). Auch ermöglicht das Programm, größere Datenmengen schneller zu verarbeiten. Nebenbei werden Versuchspersonen befähigt, die Datenerhebung selbstständig ohne die explizite Anleitung durch einen Human-Factors-Experten durchzuführen. Die zweidimensionale Segmentierung von Missionen in Aufgabensituation und parallel Aufgaben transferiert das zeitabhängige Problem in ein zeitunabhängiges und erlaubt somit, trotz geringer Probanden- und Missionszahl, eine statistische Auswertung. Eine visuelle Darstellung im Programm ermöglicht die Gegenüberstellung und den direkten Vergleich verschiedener Use-Cases und Missionen. Nicht zuletzt bietet das entwickelte Auswerteprogramm die Option, ganze Missionen automatisch und online zu analysieren. Damit entfällt eine aufwändige manuelle Offlineanalyse im Anschluss an die Missionsdurchführung und es können insbesondere auch kritische Stellen wie Workload-Spitzen schnell und einfach identifiziert werden.

Der Einsatz des Programms *TaskKladde* führte in der Expertenbefragung zu Überraschungseffekten. Nach eigenen Aussagen fiel den Probanden bei der genauen Betrachtung einzelner Missionsausschnitte auf, dass sie oft mehr Aufgaben bearbeiteten, als ihnen zuvor bewusst war.

8.7 Fazit

Zur in dieser Arbeit untersuchten dreiteiligen Forschungsfragestellung konnten einige Erkenntnisse gewonnen werden.

Konzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem und Aufgabenmodell

Das entwickelte Konzept für ein aufgabenzentriertes Assistenzsystem eignet sich in der Praxis sehr gut zur adaptiven Automation und Berücksichtigung wichtiger Grundforderungen für Assistenzsysteme. Insbesondere ist es in der Lage, die Tätigkeit und Workload der Nutzer abzubilden.

Ein doppelt hierarchisches Aufgabenmodell ist geeignet und tragfähig, um die Tätigkeit und Workload der Systembediener auf dem Rechner zu repräsentieren.

Das zentrale Problem ist die Frage nach der notwendigen Modellgranularität: Zur Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung ist ein komplementärer Ansatz erforderlich, welcher sowohl grobe Missionsaufgaben als auch feine Operateuraufgaben gleichzeitig berücksichtigen kann.

Zudem ist eine Individualisierung und Personalisierung der Modellparameter zur Abbildung der Workload notwendig, welche beispielsweise mit Hilfe von Methoden des maschinellen Lernens automatisch gewonnen werden könnten.

Maschinelle Tätigkeitserkennung und Workload-Abschätzung

Die entwickelte maschinelle Tätigkeitserkennung auf Basis der Dempster-Shafer-Theorie funktioniert prinzipiell, wenngleich auch andere und einfachere Methoden wie Bayes-Netze ebenfalls erfolgsversprechend sind.

Dabei müssen die optimale Zeitauflösung und Synchronisierung der automatisch erfassten Beobachtungen besonders kritisch betrachtet werden. Auch hierfür ist ein komplementärer Ansatz erforderlich, der sowohl grobe Missionsaufgaben als auch schnelle Schwankungen der Tätigkeit durch kurze, individuelle Operateuraufgaben richtig erkennt, um sowohl die Workload-Grundlast als auch Workload-Spitzen korrekt abzubilden.

Die Abschätzung der Gesamtbeanspruchung auf Basis der Ressourcentheorie zeigt sowohl in der Theorie als auch in der Implementierung noch deutliche Schwächen und muss zukünftig weiter untersucht und verbessert werden.

Gesamtsystem

Die durchgeführten MUM-T-Gesamtmissionsexperimente zeigen, dass der aufgabenzentrierte Ansatz mit dem Schwerpunkt einer automatischen Tätigkeitserkennung in der Lage ist, ein Assistenzsystem in realitätsnahen Szenarien beanspruchungsadaptiv zu gestalten. Insbesondere liefert die maschinelle Tätigkeits- und Workload-Abschätzung plausible Ergebnisse und konvergiert bei zeitlicher Mittelung gegen die menschliche Erwartung.

Die prototypische Implementierung des Assistenzsystems ist zwar noch weit davon weg, als Anwendung in einem Produktivsystem eingesetzt zu werden, sie zeigt jedoch auch, dass das Potential hierfür vorhanden ist und in welche Richtung weiterer Forschungsbedarf besteht.

Wenn der eingeschlagene Weg der adaptiven Assistenz weiterverfolgt wird, werden sich zukünftige Assistenzsysteme immer mehr ihren menschlichen Partnern anpassen, bis sie schließlich kaum mehr von einem echten Kopiloten oder Beifahrer zu unterscheiden sind.



Pilotenbeobachtung im Hubschraubersimulator. Universität der Bundeswehr München.

9 Literatur

- Allport, A. (1987). Selection for Action: Some Behavioral and Neurophysiological Considerations of Attention and Action. In Herbert Heuer & A. F. Sanders (Hrsg.), *Perspectives on Perception and Action* (Bd. 15, S. 395–419). Hillsdale, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- American Heritage Dictionary. (2019). Automation. Abgerufen 15. Oktober 2019, von <https://ahdictionary.com/word/search.html?q=automation>.
- Anderson, J. R. (1983). *The Architecture of Cognition*. Hillsdale, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Anderson, J. R., Bothell, D., Byrne, M. D., Douglass, S., Lebiere, C., & Qin, Y. (2004). An Integrated Theory of the Mind. *Psychological Review*, *111*(4), 1036–1060.
- Anderson, J. R., & Fincham, J. M. (2014). Extending problem-solving procedures through reflection. *Cognitive Psychology*, *74*, 1–34.
- Anderson, J. R., & Lebiere, C. (1998). *The Atomic Components of Thought*. Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Annett, J., & Duncan, K. D. (1967). Task Analysis and Training Design. *Occupational Psychology*, *41*, 211–221.
- Annett, J., & Stanton, N. A. (2000). Research and developments in task analysis. In J. Annett & N. A. Stanton (Hrsg.), *Task Analysis* (S. 1–8). New York, NY, USA: Taylor & Francis.
- Arens, T., Hettlich, F., Karpfinger, C., Kockelkorn, U., Lichtenegger, K., & Stachel, H. (2012). *Mathematik* (2. Auflage). Heidelberg: Spektrum Akademischer Verlag.
- Arnold, M. (2003). Auftragstaktik: Entwicklung und Bedeutung eines Führungsverständnisses. *ASMZ: Sicherheit Schweiz: Allgemeine schweizerische Militärzeitschrift*, *169*(12), 11–14.
- Averty, P., Collet, C., Dittmar, A., Athènes, S., & Vernet-Maury, E. (2004). Mental workload in air traffic control: an index constructed from field tests. *Aviation, space, and environmental medicine*, *75*(4), 333–341.
- Ayaz, H., Shewokis, P. A., Bunce, S., Izzetoglu, K., Willems, B., & Onaral, B. (2012). Optical brain monitoring for operator training and mental workload assessment. *NeuroImage*, *59*(1), 36–47.
- Baddeley, A. D. (1992). Working Memory. *Science*, *255*(5044), 556–559.
- Baddeley, A. D., & Hitch, G. (1974). Working Memory. In *Psychology of Learning and Motivation* (Bd. 8, S. 47–89). Academic Press.
- Banks, S. B., & Lizza, C. S. (1991). Pilot's Associate: A Cooperative, Knowledge-Based System Application. *IEEE Expert-Intelligent Systems and their Applications*, *6*(3), 18–29.
- Barnett, J. A. (1981). Computational Methods for A Mathematical Theory of Evidence. In *Proceedings of the 7th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-88)* (S. 868–875).
- Barnett, J. A. (1991). Calculating Dempster-Shafer Plausibility. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, *13*(6), 599–602.
- Bauer, M. (1996). A Dempster-Shafer Approach to Modeling Agent Preferences for Plan Recognition. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, *5*, 317–348.
- Beevis, D. (1992). *Analysis Techniques for Man-Machine Systems Design. Technical Report AC/243 (Panel-8) TR/7* (Bd. 1). Brussels, Belgium: NATO Panel 8-RSG.14.

- Behrendt, M., & Osterloh, J.-P. (2018). Real-Time Task Recognition for Mechanical Maintenance Procedures. In *PuK Workshop*. Berlin.
- Berger, H. (1929). Über das Elektrenkephalogramm des Menschen. *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*, 87(1), 527–570.
- Bernoulli, J. (1713). *Ars Conjectandi*. Basel: Impensis Thurnisiorum Fratrum.
- Billings, C. E. (1991). *Human-Centered Aircraft Automation: A Concept and Guidelines. Technical Memorandum 103885*. Moffett Field, CA, USA: NASA Ames Research Center.
- Billings, C. E. (1997a). *Aviation Automation: The Search for a Human-Centered Approach*. Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Billings, C. E. (1997b). Benefits and Costs of Aviation Automation. In *Aviation Automation: The Search for a Human-Centered Approach* (S. 181–218). Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Boag, C., Neal, A., Loft, S., & Halford, G. (2006). An analysis of relational complexity in an air traffic control conflict detection task. *Ergonomics*, 49, 1508–1526.
- Boehm-Davis, D. A., Curry, R. E., Wiener, E. L., & Harrison, L. R. (1983). Human factors of flight-deck automation: Report on a NASA-industry workshop. *Ergonomics*, 26(10), 953–961.
- Boehm, F., & Schulte, A. (2012). Scalable COTS Based Data Processing and Distribution Architecture for UAV Technology Demonstrators. In *European Telemetry and Test Conference*. Munich, Germany.
- Bohemia Interactive Simulations. (2019). Virtual Battlespace VBS 3. Abgerufen 15. Oktober 2019, von <https://bisimulations.com/products/virtual-battlespace>.
- Borst, J., & Anderson, J. R. (2015). Using the ACT-R cognitive architecture in combination with fMRI data. In *An Introduction to Model-Based Cognitive Neuroscience* (S. 339–352). New York, NY, USA: Springer.
- Brand, Y. (2013). *Konzipierung und Implementierung einer Mensch-Maschine-Schnittstelle für einen Transporthubschraubersimulator*. Masterarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Brand, Y., Ebersoldt, M., Barber, D., Chen, J. Y. C., & Schulte, A. (2018). Design and Experimental Validation of Transparent Behavior for a Workload-Adaptive Cognitive Agent. In *International Conference on Intelligent Human Systems Integration* (Bd. 722, S. 173–179). Cham, Switzerland: Springer.
- Brand, Y., & Schulte, A. (2015). Human Agent Interfaces as a Key Element for the Dialog between Human Crews and Cognitive Automation. In *AIAA Infotech@ aerospace* (S. 1–12). Kissimmee, Florida, USA.
- Brand, Y., & Schulte, A. (2016). Adaptive Assistenz für Militärische MUM-T Hubschraubermissionen. In D. Söffker & A. Kluge (Hrsg.), *Kognitive Systeme 2016-1*. Duisburg-Essen: DuEPublico.
- Brand, Y., & Schulte, A. (2017). Model-based Prediction of Workload for Adaptive Associate Systems. In *International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, IEEE SMC 2017* (S. 1722–1727). Banff, AB, Canada.
- Brand, Y., & Schulte, A. (2018). Design and Evaluation of a Workload-Adaptive Associate System for Cockpit Crews. In D. Harris (Hrsg.), *Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics* (S. 3–18). Cham, Switzerland: Springer.
- Broadbent, D. E. (1958). *Perception and Communication*. Elmsford, NY, USA: Pergamon Press.
- Brockhaus. (2009). *Der Brockhaus - Philosophie* (2. Aufl.). Mannheim: F.A. Brockhaus GmbH.

- Brookhuis, K. A., van Driel, C. J. G., Hof, T., van Arem, B., & Hoedemaeker, M. (2008). Driving with a congestion assistant; mental workload and acceptance. *Applied Ergonomics*, *40*(6), 1019–1025.
- Brookings, J. B., Wilson, G. F., & Swain, C. R. (1996). Psychophysiological responses to changes in workload during simulated air traffic control. *Biological Psychology*, *42*(3), 361–377.
- Brüggenwirth, S. (2014). *Entwicklung einer kognitiven Systemarchitektur mit zentraler Ontologie und spezifischen Algorithmen*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Bubb, H., Bengler, K., Grünen, R. E., & Vollrath, M. (2015). *Automobilergonomie*. Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Buchanan, B. G., & Shortliffe, E. H. (1984). *Rule-Based Expert Systems - The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*. Reading, MA, USA: Addison-Wesley.
- Bunce, S. C., Izzetoglu, K., Ayaz, H., Shewokis, P., Izzetoglu, M., Pourrezaei, K., & Onaral, B. (2011). Implementation of fNIRS for Monitoring Levels of Expertise and Mental Workload BT - Foundations of Augmented Cognition. Directing the Future of Adaptive Systems. In D. D. Schmorrow & C. M. Fidopiastis (Hrsg.) (S. 13–22). Berlin Heidelberg: Springer.
- Butchibabu, A., Sparano-Huiban, C., Sonenberg, L., & Shah, J. (2016). Implicit Coordination Strategies for Effective Team Communication. *Human Factors*, *58*(4), 595–610.
- Byrne, E. A., & Parasuraman, R. (1996). Psychophysiology and adaptive automation. *Biological Psychology*, *42*(3), 249–268.
- Cain, B. (2007). *A Review of the Mental Workload Literature*. NATO RTO-TR-HFM-121-Part-II. Toronto, Canada: Defence Research and Development - Human System Integration Section 1133.
- Calhoun, V. D. (2007). Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI) - Advanced Methods and Applications to Driving. In R. Parasuraman & M. Rizzo (Hrsg.), *Neuroergonomics: The brain at work* (S. 51–64). New York, NY, USA: Oxford University Press.
- Calhoun, V. D., Liu, J., & Adali, T. (2009). A review of group ICA for fMRI data and ICA for joint inference of imaging, genetic, and ERP data. *NeuroImage*, *45*(1 Suppl), S163–S172.
- Canonical Ltd. (2016). Ubuntu Linux. Abgerufen 16. Oktober 2019, von <https://www.ubuntu.com>.
- Carlson-Radvansky, L. A. (1999). Memory for relational information across eye movements. *Perception & Psychophysics*, *61*(5), 919–934.
- Carver, C. S., & Scheier, M. F. (1981). *Attention and Self-Regulation: A Control-Theory Approach to Human Behavior*. New York, NY, USA: Springer-Verlag.
- Casali, J. G., & Wierwille, W. W. (1983). A Comparison of Rating Scale, Secondary-Task, Physiological, and Primary-Task Workload Estimation Techniques in a Simulated Flight Task Emphasizing Communications Load. *Human Factors*, *25*(6), 623–641.
- Chan, J. Y. (2016). Manned-Unmanned Teaming — An Analysis Of UAVs And Their Interoperability With Manned Aircraft. *Journal of the Singapore Armed Forces*, *42*(1), 66–76.
- Charles, R. L., & Nixon, J. (2019). Measuring mental workload using physiological measures: A systematic review. *Applied Ergonomics*, *74*, 221–232.
- Clark, A. (2003). *Natural-Born Cyborgs: Minds, Technologies, and the Future of Human Intelligence*. New York, NY, USA: Oxford University Press.

- Colle, H. A., & Reid, G. B. (2005). Estimating a Mental Workload Redline in a Simulated Air-to-Ground Combat Mission. *The International Journal of Aviation Psychology*, 15(4), 303–319.
- Cooley, M. (1987). Human Centred Systems: An Urgent Problem for Systems Designers. *AI & Society*, 1(1), 37–46.
- Cooper, G. E., & Harper, R. P. (1969). *The Use of Pilot Ratings in the Evaluation of Aircraft Handling Qualities. AGARD Report 567*. Neuilly-Sur-Seine, France: NATO Advisory Group for Aerospace Research and Development.
- Cummings, M. L. (2004). Automation Bias in Intelligent Time Critical Decision Support Systems. In *AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conference* (S. 1–6).
- de Boer, R. W., Karemaker, J. M., & Strackee, J. (1985). Relationships between short-term blood-pressure fluctuations and heart-rate variability in resting subjects I: a spectral analysis approach. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 23(4), 352–358.
- Degani, A. (2004). *Taming HAL: Designing Interfaces Beyond 2001*. New York, NY, USA: Palgrave Macmillan.
- Dehais, F., Roy, R., Durantin, G., Thibault, G., & Callan, D. (2017). EEG-engagement index and auditory alarm misperception: an inattentive deafness study in actual flight condition. In *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*. Cham, Switzerland: Springer.
- Delaunay, B. (1934). Sur la sphère vide - A la mémoire de Georges Voronoi. *Bulletin de l'Académie des Sciences de l'URSS, Classe des sciences mathématiques et naturelles*, (6), 793–800.
- Dempster, A. P. (1967). Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, 38(2), 325–339.
- Dempster, A. P. (2008). The Dempster–Shafer calculus for statisticians. *International Journal of Approximate Reasoning*, 48(2), 365–377.
- Dennett, D. C. (1998). *The Intentional Stance* (7.). Cambridge, MA, USA: A Bradford Book, The MIT Press.
- Desmond, P. A., Hancock, P. A., & Monette, J. L. (1998). Fatigue and Automation-Induced Impairments in Simulated Driving Performance. *Transportation Research Record*, 1628(1), 8–14.
- Detel, W. (2015). *Grundkurs Philosophie. Band 3: Philosophie des Geistes und der Sprache* (3. Aufl.). Ditzingen: Reclam.
- Diaper, D., McKearney, S., & Hurne, J. (1998). Integrating task and data flow analyses using the pentanalysis technique. *Ergonomics*, 41(11), 1553–1582.
- Diaper, Dan, & Stanton, N. A. (2004). *Task Analysis - The Handbook of Task Analysis for Human-Computer Interaction*. Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Dickmanns, E., Behringer, R., Brudigam, C., Dickmanns, D., Thomanek, F., & van Holt, V. (1993). An All-Transputer Visual Autobahn-Autopilot/Copilot. In *(4th) International Conference on Computer Vision* (S. 608–615).
- DIN/EN/ISO 10075-1:2000. (2000). Ergonomische Grundlagen bezüglich psychischer Arbeitsbelastung Teil 1: Allgemeines und Begriffe. *Deutsche Fassung*. Berlin: Normenausschuss Ergonomie im Deutschen Institut für Normung e.V.
- DIN/EN/ISO 10075-1:2015. (2015). Ergonomische Grundlagen bezüglich psychischer Arbeitsbelastung Teil 1: Allgemeines und Begriffe (Entwurf 2015-11-13). *Deutsche und Englische Fassung*. Berlin: Normenausschuss Ergonomie im Deutschen Institut für Normung e.V.

- DIN/EN/ISO 10075-1:2017. (2017). Ergonomische Grundlagen bezüglich psychischer Arbeitsbelastung Teil 1: Allgemeines und Begriffe. *Deutsche Fassung*. Berlin: Normenausschuss Ergonomie im Deutschen Institut für Normung e.V.
- Dismukes, R. K. (2010). Remembrance of Things Future: Prospective Memory in Laboratory, Workplace, and Everyday Settings. *Reviews of Human Factors and Ergonomics*, 6(1), 79–122.
- Donath, D. (2012). *Verhaltensanalyse der Beanspruchung des Operateurs in der Multi-UAV-Führung*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Donchin, E., Coles, M., & Kramer, A. F. (1988). *The Event Related Brain Potential as an Index of Information Processing and Cognitive Activity A Program of Basic Research*. Urbana, IL, USA: Department of Psychology. University of Illinois.
- Doyle, A. C. (1902). *The Hound of the Baskervilles*. London, UK: George Newnes Limited.
- Duchowski, A. T. (2017). *Eye Tracking Methodology (Third Edit)*. Cham, Switzerland: Springer International Publishing.
- Eagleman, D. M. (2005). Time and the Brain: How Subjective Time Relates to Neural Time. *Journal of Neuroscience*, 25(45), 10369–10371.
- Ellis, G. A., & Roscoe, A. H. (1982). *The Airline Pilot's View of Flight Deck Workload: A Preliminary Study Using a Questionnaire. Technical Memorandum RAE-TM-FS (B)-465*. Farnborough, UK: Royal Aircraft Establishment.
- Endsley, M. R. (1995). Toward a Theory of Situation Awareness in Dynamic Systems. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 37(1), 32–64.
- Endsley, M. R. (1996). Automation and Situation Awareness. In R. Parasuraman & M. Mouloua (Hrsg.), *Automation and Human Performance: Theory and Applications* (S. 163–181). Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Endsley, M. R., & Kiris, E. O. (1995). The Out-of-the-Loop Performance Problem and Level of Control in Automation. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 37(2), 381–394.
- Ericsson, K. A., & Simon, H. A. (1980). Verbal Reports as Data. *Psychological Review*, 87(3), 215–251.
- Ernst, G. (2017). Hidden Signals-The History and Methods of Heart Rate Variability. *Frontiers in Public Health*, 5(265), 1–12.
- European Research Council. (2018). Frontier Research and Artificial Intelligence Conference. Brussels, Belgium: European Research Council.
- Feigenbaum, E. A. (1981). *Expert systems in the 1980s. State of the Art Report on Machine Intelligence*. Maidenhead, UK: Pergamon-Infotech.
- Feuerstack, S., Lüdtke, A., & Osterloh, J.-P. (2015). A Tool for Easing the Cognitive Analysis of Design Prototypes of Aircraft Cockpit Instruments. In *Proceedings 33rd Annual Conference of the European Association of Cognitive Ergonomics*. Warsaw, Poland.
- Fitts, P. M. (1951). *Human Engineering for an effective air-navigation and traffic-control system*. Washington, DC, USA: National Research Council, Division of Anthropology and Psychology, Committee on Aviation Psychology.
- FLATICON. (2017). FLATICON (Freepik). Abgerufen 20. März 2020, von www.flaticon.com.
- Flemisch, F. O., Meier, S., Neuhöfer, J., Baltzer, M., Altendorf, E., & Özyurt, E. (2013). Kognitive und kooperative Systeme in der Fahrzeugführung: Selektiver Rückblick über die letzten Dekaden und Spekulation über die Zukunft. In D. Söffker & A. Kluge (Hrsg.), *Kognitive Systeme 2013-1*. Duisburg-Essen: DuEPublico.

- Flemisch, F. O., & Onken, R. (2002). Open a Window to the Cognitive Work Process! Pointillist Analysis of Man-Machine Interaction. *Cognition, Technology & Work*, 4(3), 160–170.
- Fridman, L., Reimer, B., Mehler, B., & Freeman, W. T. (2018). Cognitive Load Estimation in the Wild. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (ACM)* (S. 652–661). Montréal, QC, Canada.
- Garben, F. (2007). *Deutsche Heeresflieger - Techniker im Einsatz* (1. Ausgabe). Lemwerder: Stedinger Verlag.
- Gerrig, R. J. (2015). *Psychologie* (20. Aufl.). Halbergmoos: Pearson.
- Gevins, A., & Smith, M. E. (2007). Electroencephalography (EEG) in Neuroergonomics. In R. Parasuraman & M. Rizzo (Hrsg.), *Neuroergonomics - The Brain at Work* (S. 15–31). New York, NY, USA: Oxford University Press.
- Gevins, A., Smith, M. E., Leong, H., McEvoy, L., Whitfield, S., Du, R., & Rush, G. (1998). Monitoring Working Memory Load during Computer-Based Tasks with EEG Pattern Recognition Methods. *Human Factors*, 40(1), 79–91.
- Gopher, D., & Donchin, E. (1986). Workload: An examination of the concept. In *Handbook of perception and human performance, Vol. 2: Cognitive processes and performance*. (S. 1–49). Oxford, UK: John Wiley & Sons.
- Gordon, J., & Shortliffe, E. H. (1984). The Dempster-Shafer Theory of Evidence. In B. Buchanan & E. H. Shortliffe (Hrsg.), *Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project* (Bd. 3, S. 832–838). Reading, MA, USA: Addison-Wesley.
- Gordon, J., & Shortliffe, E. H. (1985). A Method for Managing Evidential Reasoning in a Hierarchical Hypothesis Space. *Artificial Intelligence*, 26(3), 323–357.
- Gottfredson, L. S. (1997). Mainstream science on intelligence: An editorial with 52 signatories, history, and bibliography. *Intelligence*, 24(1), 13–23.
- Gratton, G., & Fabiani, M. (2007). Optical Imaging of Brain Function. In R. Parasuraman & M. Rizzo (Hrsg.), *Neuroergonomics: The Brain at Work* (S. 65–81). New York, NY, USA: Oxford University Press.
- Greenstein, J. S., & Revesman, M. E. (1986). Development and validation of a mathematical model of human decisionmaking for human-computer communication. *IEEE Transactions on Systems, Man, & Cybernetics, SMC-16*(1), 148–154.
- Grier, R., Wickens, C. D., Kaber, D., Strayer, D., Boehm-Davis, D., Trafton, J. G., & St. John, M. (2008). The Red-Line of Workload: Theory, Research, and Design. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 52(18), 1204–1208.
- Grootjen, M., Neerinx, M. A., van Weert, J., & Truong, K. (2007). Measuring Cognitive Task Load on a Naval Ship: Implications of a Real World Environment. *Foundations of Augmented Cognition. Neuroergonomics and Operational Neuroscience*, 4565, 147–156.
- Grootjen, M., Neerinx, M. A., & Weert, J. C. M. Van. (2006). Task Based Interpretation of Operator State Information for Adaptive Support. In *ACI/HFES, San Francisco, 2006*. San Francisco, CA, USA.
- Grote, G., Ryser, C., Wafler, T., Windischer, A., & Weik, S. (2000). KOMPASS: a method for complementary function allocation in automated work systems. *International Journal of Human-Computer Studies*, 52(2), 267–287.
- Gunther, M. J. (2012). *Auftragstaktik: The Basis for Modern Military Command?* Fort Leavenworth, KS, USA: School of Advanced Military Studies United States Army Command and General Staff College.

- Hacker, W. (2010). Psychische Regulation von Arbeitstätigkeiten. In U. Kleinbeck & K.-H. Schmidt (Hrsg.), *Enzyklopädie der Psychologie - Band Arbeitspsychologie* (S. 7–37). Göttingen: Hogrefe, Verlag für Psychologie.
- Haenni, R. (2005). Shedding new light on Zadeh's criticism of Dempster's rule of combination. In *7th International Conference on Information Fusion* (Bd. 2). IEEE.
- Hancock, P. A. (1989). The effect of performance failure and task demand on the perception of mental workload. *Applied Ergonomics*, 20(3), 197–205.
- Hancock, P. A., & Caird, J. K. (1993). Experimental Evaluation of a Model of Mental Workload. *Human Factors*, 35(3), 413–429.
- Hancock, P. A., & Chignell, M. (1988). Mental Workload Dynamics in Adaptive Interface Design. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 18(4), 647–658.
- Hancock, P. A., & Chignell, M. H. (1987). Adaptive Control in Human-Machine Systems. In P. A. Hancock (Hrsg.), *Advances in Psychology - Human Factors Psychology* (Bd. 47, S. 305–345). Elsevier.
- Hancock, P. A., Chignell, M. H., & Loewenthal, A. (1985). An Adaptive Human-Machine System. In *Proceedings of the IEEE Conference on Man, Systems, and Cybernetics* (Bd. 15, S. 627–630).
- Hancock, P. A., Wulf, G., Thom, D., & Fassnacht, P. (1990). Driver workload during differing driving maneuvers. *Accident Analysis & Prevention*, 22(3), 281–290.
- Hanson, R., Stutz, J., & Cheeseman, P. (1991). *Bayesian Classification Theory. Technical Report FIA-90-12-7-01. NASA Ames Research Center. Artificial Intelligence Research Branch. Moffett Field, CA, USA.*
- Hart, S. G., & Staveland, L. E. (1988). Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research. *Advances in Psychology*, 52, 139–183.
- Hayashi, Y. (1988). A Study on Mental Workload of Software Engineers - Work Analysis on the Design Process. *The Journal of Science of Labour*, 64, 257–267.
- helis.com. (2017). L3 Awarded Contract for US Army AH-64E MUMT-X. Abgerufen 11. April 2020, von <https://www.helis.com/database/news/ah-64e-mumt-x>.
- Hilburn, B., Molloy, R., Wong, D., & Parasuraman, R. (1993). *Operator Versus Computer Control of Adaptive Automation. NAWCADWAR Report 93031-60: The Adaptive Function allocation for Intelligent Cockpits (AFAIC) program: Interim research and guidelines for the application of adaptive automation.* Warminster, PA, USA: Naval Air Warfare Center - Aircraft Division.
- Hollnagel, E. (2003). The Role of Automation in Joint Cognitive Systems. *IFAC Automated Systems Based on Human Skill and Knowledge*, 36(22), 9–11.
- Honecker, F., Brand, Y., & Schulte, A. (2016). A Task-centered Approach for Workload-adaptive Pilot Associate Systems. In *The 32nd Conference of the European Association for Aviation Psychology (EAAP)*. Cascais, Portugal.
- Honecker, F., & Schulte, A. (2015a). Evidenzbasierte Pilotentätigkeitserkennung unter Berücksichtigung unterschiedlich zuverlässiger Beobachtungen. In *57. Fachausschusssitzung Anthropotechnik der DGLR: Kooperation und kooperative Systeme in der Fahrzeug- und Prozessführung* (S. 115–130). Marinekommando Rostock: Deutsche Gesellschaft für Luft- und Raumfahrt - Lilienthal-Oberth e.V.
- Honecker, F., & Schulte, A. (2015b). Konzept für eine automatische evidenzbasierte Online-Pilotenbeobachtung in bemannt-unbemannten Hubschraubermissionen. In D. Söffker & A. Kluge (Hrsg.), *Kognitive Systeme 2015-2*. Duisburg-Essen: DuEPublico.
- Honecker, F., & Schulte, A. (2017a). Automated Online Determination of Pilot Activity Under

- Uncertainty by Using Evidential Reasoning. In D. Harris (Hrsg.), *Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics: Cognition and Design* (S. 231–250). Cham, Switzerland: Springer International Publishing.
- Honecker, F., & Schulte, A. (2017b). Kognitive und Workload-adaptive Unterstützung von Hubschrauberpiloten in Multi-UAV Missionen. In D. Söffker & A. Kluge (Hrsg.), *Kognitive Systeme 2017-1*. Duisburg-Essen: DuEPublico.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359–366.
- IBM Corporation. (2019). IBM ILOG CPLEX Optimization Studio. Abgerufen 1. November 2019, von <https://www.ibm.com/analytics/cplex-optimizer>.
- Idaszak, J. R., & Hulin, C. L. (1989). *Active Participation in Highly Automated Systems: Turning the Wrong Stuff Into the Right Stuff. Technical Report ARL-89-7/ONR-89-1*. Savoy, IL, USA: Institute of Aviation. University of Illinois at Urbana-Champaign.
- IEC 61672-1. (2013). International Standard IEC 61672-1 Edition 2.0 - Electroacoustics - Sound Level Meters. *International Electrotechnical Commission*.
- Inagaki, T. (2003). Adaptive Automation: Sharing and Trading of Control. In E. Hollnagel (Hrsg.), *Handbook of Cognitive Task Design* (S. 147–169). Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Iriarte, M. (2016). MUM-T operations on the U.S. Army's UAS roadmap. Abgerufen 1. November 2019, von <http://mil-embedded.com/articles/mum-t-armys-uas-roadmap>.
- Jacob, B., Guennebaud, G., & et. al. (2017). Eigen: C++ template library for linear algebra. Abgerufen 1. November 2019, von <https://eigen.tuxfamily.org>
- James, W. (1890). *The Principles of Psychology (Volume I)*. *Psychology* (Bd. 1). New York, NY, USA: Cosimo Classics.
- Järvenpää, E., & Teikair, V. (1987). Mental Workload in Simple and Complicated Computer Aided Design. In *HCI (1)*.
- Jarvis, J., Putze, F., Heger, D., & Schultz, T. (2011). Multimodal Person Independent Recognition of Workload Related Biosignal Patterns. In *Proceedings of the 13th ACM International Conference on Multimodal Interfaces* (S. 205–208). New York, NY, USA.
- Johannsen, G. (1993). *Mensch-Maschine-Systeme*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag.
- Jorna, P. G. A. M. (1992). Spectral analysis of heart rate and psychological state: A review of its validity as a workload index. *Biological Psychology*, 34(2), 237–257.
- Joyce, C. A., Gorodnitsky, I. F., & Kutas, M. (2004). Automatic removal of eye movement and blink artifacts from EEG data using blind component separation. *Psychophysiology*, 41(2), 313–325.
- Kaber, D. B., & Endsley, M. R. (1997). Out-of-the-Loop Performance Problems and the Use of Intermediate Levels of Automation for Improved Control System Functioning and Safety. *Process Safety Progress*, 16(3).
- Kahneman, D. (1973). *Attention and Effort*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall.
- Kalsbeek, J. W. H. (1965). Mesure Objective de la Surcharge Mentale - Nouvelles Applications de la Méthode des Doubles Tâches. *Le Travail Humain*, 28(1/2), 121–132.
- Kantowitz, B. H. (1987). *Defining and Measuring Pilot Mental Workload. Report N88-23383*. Seattle, WA, USA: NASA. Langley Research Center, Battelle Memorial Inst. Human Affairs Research Centers.
- Klimesch, W. (1999). EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory

- performance: a review and analysis. *Brain Research Reviews*, 29(2), 169–195.
- Koch, S. C., & Zumbach, J. (2002). The Use of Video Analysis Software in Behavior Observation Research: Interaction Patterns in Task-oriented Small Groups. *FQS FORUM: Qualitative Sozialforschung*, 3(No. 2, Art. 18).
- Kolmogoroff, A. (1933). *Grundbegriffe der Wahrscheinlichkeitsrechnung*. Berlin: Julius Springer.
- Kool, W., McGuire, J. T., Rosen, Z. B., & Botvinick, M. M. (2010). Decision Making and the Avoidance of Cognitive Demand. *Journal of Experimental Psychology General*, 139(4), 665–682.
- Kories, R., & Schmidt-Walter, H. (2008). *Taschenbuch der Elektrotechnik - Grundlagen und Elektronik* (8. Aufl.). Frankfurt am Main: Harri Deutsch.
- Krogsæter, M., & Thomas, C. G. (1994). Adaptivity: System-Initiated Individualization. In R. Oppermann (Hrsg.), *Adaptive User Support: Ergonomic Design of Manually and Automatically Adaptable Software* (S. 67–96). Hillsdale, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Kuckartz, U., Rädiker, S., Ebert, T., & Schehl, J. (2013). *Statistik - Eine verständliche Einführung*. Wiesbaden: Springer VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Laird, J. E. (2012). *The Soar Cognitive Architecture*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Laird, J. E., Newell, A., & Rosenbloom, P. S. (1987). SOAR: An Architecture for General Intelligence. *Artificial Intelligence*, 33(1), 1–64.
- Lambert, J. H. (1764). *Neues Organon oder Gedanken über die Erforschung und Bezeichnung des Wahren und dessen Unterscheidung vom Irrthum und Schein*. Leipzig: bey Johann Wandler.
- Laminar Research. (2012). X-Plan 10. Abgerufen 1. November 2019, von <https://www.x-plane.com>.
- Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in Automation: Designing for Appropriate Reliance. *Human Factors*, 46(1), 50–80.
- Lewis, D. D., & Ringuette, M. (1994). A Comparison of Two Learning Algorithms for Text Categorization. In *Third Annual Symposium on Document Analysis and Information Retrieval* (Bd. 33, S. 81–93). Las Vegas, NV, USA.
- Liversedge, S. P., & Findlay, J. M. (2000). Saccadic eye movements and cognition. *Trends in Cognitive Sciences*, 4(1), 6–14.
- Loft, S., Sanderson, P., Neal, A., & Mooij, M. (2007). Modeling and Predicting Mental Workload in En Route Air Traffic Control: Critical Review and Broader Implications. *Human Factors*, 49(3), 376–399.
- Longo, L. (2015). Designing Medical Interactive Systems Via Assessment of Human Mental Workload. In *2015 IEEE 28th International Symposium on Computer-Based Medical Systems* (S. 364–365).
- Lowrance, J. D., Garvey, T. D., & Strat, T. M. (1986). A Framework for Evidential-Reasoning Systems. In *AAAI-86: Proceedings of the 5th National Conference on Artificial Intelligence* (S. 896–903).
- Luck, S. J. (2012). Event-Related Potentials. In *APA handbook of research methods in psychology, Vol 1: Foundations, planning, measures, and psychometrics*. (S. 523–546). Washington, DC, USA: American Psychological Association.
- Lundy, M., Taylor, M., Frazee, S. K., Meinders, J., Milstead, C., Engelhardt, D. C., ... Walsh, T. C. (2014). Manned-Unmanned Teaming. *Aviation Digest, United States Army, July - September 2014*, 2(3), 1–31.

- Lunze, J. (2016). Probabilistische Logik und Bayesnetze. In *Künstliche Intelligenz für Ingenieure: Methoden zur Lösung ingenieurtechnischer Probleme mit Hilfe von Regeln, Logischen Formeln und Bayesnetzen* (3. Aufl., S. 385–448). Berlin Boston: De Gruyter Oldenbourg.
- Maiwald, F. (2013). *Maschinelle Beanspruchungsprädiktion zur ressourcengerechten Adaption eines Pilotenassistenzsystems*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Maiwald, F., & Schulte, A. (2011). Mental Resource Demands Prediction as a Key Element for Future Assistant Systems in Military Helicopters. In D. Harris (Hrsg.), *Proceedings of the 9th International Conference on Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics EPCE, Held as Part of HCI International 2011* (Bd. 6781, S. 582–591). Orlando, FL, USA: Springer.
- Maiwald, F., & Schulte, A. (2014). Enhancing Military Helicopter Pilot Assistant Systems Through Resource Adaptive Dialogue Management. In M. A. Vidulich, P. S. Tsang, & J. M. Flach (Hrsg.), *Advances in Aviation Psychology. Ashgate Studies in Human Factors and Flight Operations* (S. 177–196). Farnham, England: Ashgate Publishing.
- Maiwald, F., & Schulte, A. (2015). Pilotenzustandserfassung zur Unterstützung des Ausbildungsbetriebes am Anwendungsbeispiel ziviler Hubschrauberrettungsmissionen. In D. Söffker & A. Kluge (Hrsg.), *Kognitive Systeme 2015-2*. Duisburg-Essen: DuEPublico.
- Marshall, S. P. (2007). Identifying Cognitive State from Eye Metrics. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 78(5), B165–B175.
- Matern, B. (1984). Psychologische Arbeitsanalyse. In *Spezielle Arbeits- und Ingenieurspsychologie in Einzeldarstellungen Band 3*. Berlin Heidelberg New York Tokyo: Springer-Verlag.
- McCarthy, J. (1998). What Is Artificial Intelligence? *Computer Science Department Stanford University*.
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence.
- McCracken, J. H., & Aldrich, T. B. (1984). *Analyses of Selected LHX Mission Functions: Implications for Operator Workload and System Automation Goals* (Bd. ASI-479-02). Fort Rucker, AL, USA: U.S. Army Research Institute.
- McDermott, D., Ghallab, M., Howe, A., Knoblock, C., Ram, A., Veloso, M., ... Wilkins, D. (1998). *PDDL - The Planning Domain Definition Language. Tech Report CVC TR-98-003/DCS TR-1165* (Bd. 54). New Haven, CT: Tech Report CVC TR-98-003/DCS TR-1165. Yale Center for Computational Vision and Control.
- Mehler, J. (2014). *Integration und Evaluierung eines Blickbewegungsmesssystems für Pilot und Kommandant in einen Hubschraubersimulator*. Bachelorarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Mehta, R. K., & Parasuraman, R. (2013). Effects of Mental Fatigue on the Development of Physical Fatigue: A Neuroergonomic Approach. *Human Factors*, 56(4), 645–656.
- Meyer, D. E., & Kieras, D. E. (1997). A Computational Theory of Executive Cognitive Processes and Human Multiple-Task Performance: Part I. Basic Mechanisms. *Psychological Review*, 104(1), 3–65.
- Militello, L. G., & Hutton, R. J. B. (1998). Applied cognitive task analysis (ACTA): a practitioner's toolkit for understanding cognitive task demands. *Ergonomics*, 41(11), 1618–1641.
- Miller, C. A. (2002). *Definitions and Dimensions of Etiquette. AAI Technical Report FS-02-02*.

- American Association for Artificial Intelligence.
- Miller, C. A. (2004). Human-Computer Etiquette: Managing Expectations with Intentional Agents. *Communications of the ACM*, 47(4), 31–34.
- Miller, C. A., Guerlain, S., & Hannen, M. (1999). The Rotorcraft Pilot's Associate Cockpit Information Manager: Acceptable Behavior from a New Crew Member? In *American Helicopter Society 55th Annual Forum*. Montreal, Quebec, Canada.
- Miller, C. A., & Hannen, M. D. (1999). User Acceptance of an Intelligent User Interface: A Rotorcraft Pilot's Associate Example. In *IUI 99 Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent User Interfaces* (S. 109–116). Redondo Beach, CA, USA.
- Miller, R. B. (1953). A Method for Man-Machine Task Analysis. *WADC Technical Report 53-137*.
- Minsky, M. (1961). Steps Toward Artificial Intelligence. *Proceedings of the IRE*, 49(1), 8–30.
- Minsky, M. (1974). A Framework for Representing Knowledge. *Artificial Intelligence Memo No. 306*. A.I. Laboratory, Massachusetts Institute of Technology.
- Moors, A., & De Houwer, J. (2006). Automaticity: A Theoretical and Conceptual Analysis. *Psychological Bulletin*, 132(2), 297–326.
- Moray, N., & Rotenberg, I. (1989). Fault management in process control: Eye movements and action. *Ergonomics*, 32(11), 1319–1342.
- Morrison, J., Gluckman, J., & Deaton, J. (1991). *Adaptive Function Allocation for Intelligent Cockpits. Final Report 91-08671 Project No. RS34H20*. Warminster, PA, USA: Naval Air Development Center NADC. Air Vehicle and Crew Systems.
- Morrow, D., North, R., & Wickens, C. D. (2005). Reducing and Mitigating Human Error in Medicine. In *Reviews of Human Factors and Ergonomics* (Bd. 1, S. 254–296). Los Angeles, CA, USA: SAGE Publications.
- Moustafa, K., Luz, S., & Longo, L. (2017). Assessment of Mental Workload: A Comparison of Machine Learning Methods and Subjective Assessment Techniques. In *Communications in Computer and Information Science* (S. 30–50).
- Mozer, M. C. (2004). Lessons from an Adaptive Home. In D. J. Cook & S. K. Das (Hrsg.), *Smart Environments: Technologies, Protocols and Applications* (S. 271–294). Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons.
- Mulder, L. J. M. (1992). Measurement and analysis methods of heart rate and respiration for use in applied environments. *Biological Psychology*, 34(2), 205–236.
- Mund, D., Heilemann, F., Reich, F., Donath, D., & Schulte, A. (2017). Experimental Analysis of Behavioral Workload Indicators to Facilitate Adaptive Automation for Fighter-UCAV Interoperability. *Advances in Human Factors in Robots and Unmanned Systems: Proceedings of the AHFE 2016 International Conference on Human Factors in Robots and Unmanned Systems, July 27-31, 2016, Walt Disney World®, Florida, USA*, 239–250.
- Mund, D., & Schulte, A. (2018). Model- and Observation- based Workload Assessment and Activity Determination in Manned-Unmanned Teaming Missions. In *33rd EAAP Conference (European Association for Aviation Psychology)*. Dubrovnik, Croatia.
- Myers, D. G. (2014). *Psychologie* (3. Auflage). Berlin Heidelberg: Springer.
- Nass, C., Moon, Y., & Carney, P. (1999). Are People Polite to Computers? Responses to Computer-Based Interviewing Systems. *Journal of Applied Social Psychology*, 29(5), 1093–1109.
- National Research Council. (1982). *Automation in Combat Aircraft*. Washington, DC, USA: Committee on Automation in Combat Aircraft, Air Force Studies Board, The National Academies Press.

- NATO Standardization Agency. (2012). *STANAG 4586 (Edition 3): Standard Interface of UAV Control System (UCS) for NATO UAV Interoperability*. NSA/1235(2012)45. Brussels, Belgium: NATO Standardization Agency.
- Neerinx, M. A. (2003). Cognitive Task Load Analysis: Allocating Tasks and Designing Support. In E. Hollnagel (Hrsg.), *Handbook of Cognitive Task Design* (Bd. 2003, S. 283–305). Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Neugebauer, R., Wrobel, S., Bauckhage, C., & Keuper, J. (2018). Trends in Artificial Intelligence. (J. Eitner, K. Berkler, H. Köhler, R. Möhlmann, & A.-M. Tumescheit, Hrsg.). München: Fraunhofer-Gesellschaft e.V.
- Neumann, O. (1987). Beyond Capacity: A Functional View of Attention. In H Heuer & A. F. Sanders (Hrsg.), *Perspectives on Perception and Action* (S. 361–394). Hillsdale, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Newell, A. (1994). *Unified Theories of Cognition* (3. Aufl.). Cambridge, MA, USA: Harvard University Press.
- Nord, H., Chambe-Eng, E., & The Qt Company. (1994). Qt. Abgerufen 11. November 2019, von <https://www.qt.io>.
- Norman, D. A., & Bobrow, D. G. (1975). On Data-limited and Resource-limited Processes. *Cognitive Psychology*, 7(1), 44–64.
- North, R. A., & Riley, V. A. (1989). W/INDEX: A Predictive Model of Operator Workload. In G. McMillan, D. Beevis, E. Salas, M. Strub, R. Sutton, & L. Van Breda (Hrsg.), *Applications of Human Performance Models to System Design SE - 6* (S. 81–89). New York, NY, USA: Springer.
- O'Donnell, R., & Eggemeier, T. (1986). Workload Assessment Methodology. In K. Boff, L. Kaufman, & J. Thomas (Hrsg.), *Handbook of Perception and Human Performance (Volume II: Cognitive Processes and Performance)* (S. 42-1-42–49). New York, NY, USA: Wiley.
- Onken, R. (1994a). DAISY, an Adaptive, Knowledge-based Driver Monitoring and Warning System. In *Proceedings of VNIS'94 - 1994 Vehicle Navigation and Information Systems Conference* (S. 3–10).
- Onken, R. (1994b). Funktionsverteilung Pilot-Maschine: Umsetzung von Grundforderungen im Cockpitassistenzsystem CASSY. *DGLR-Tagung des Fachausschusses Anthropotechnik, DGLR-Bericht 94-01*.
- Onken, R., & Prévôt, T. (1994). CASSY - Cockpit Assistant System for IFR Operation. In *Proceedings of the 19th ICAS Congress, Vol.3* (S. 2598–2608). Anaheim, CA, USA.
- Onken, R., & Schulte, A. (2010). *System-Ergonomic Design of Cognitive Automation: Dual-Mode Cognitive Design of Vehicle Guidance and Control Work Systems*. *System-Ergonomic Design of Cognitive Automation*. Berlin Heidelberg: Springer.
- Onnasch, L., Wickens, C., Li, H., & Manzey, D. (2014). Human Performance Consequences of Stages and Levels of Automation An Integrated Meta-Analysis. *Human Factors*, 56(3), 476–488.
- Open Source Community. (1999). Boost C++ Libraries. Abgerufen 11. November 2019, von <https://www.boost.org>.
- Parasuraman, R., Bahri, T., Deaton, J. E., Morrison, J. G., & Barnes, M. (1992). *Theory And Design of Adaptive Automation in Aviation Systems*. NAWCADWAR-92033-60. Warminster, PA, USA: Naval Air Warfare Center, Aircraft Division.
- Parasuraman, R., Molloy, R., & Singh, I. L. (1993). Performance Consequences of Automation-Induced „Complacency“. *The International Journal of Aviation Psychology*,

- 3(1), 1–23.
- Parasuraman, R., & Riley, V. (1997). Humans and Automation: Use, Misuse, Disuse, Abuse. *Human Factors*, 39(2), 230–253.
- Parasuraman, R., & Rizzo, M. (2007). *Neuroergonomics - The Brain at Work*. New York, NY, USA: Oxford University Press.
- Parasuraman, R., Sheridan, T. B., & Wickens, C. D. (2000). A Model for Types and Levels of Human Interaction with Automation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 30(3), 286–297.
- Parks, D. L., & Boucek, G. P. (1989). Workload Prediction, Diagnosis, and Continuing Challenges. In G. R. McMillan, D. Beevis, E. Salas, M. H. Strub, R. Sutton, & L. Van Breda (Hrsg.), *Applications of Human Performance Models to System Design* (S. 47–63). Boston, MA, USA: Springer.
- Pearl, J. (1988). *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers.
- Perrey, S., Thedon, T., & Rupp, T. (2010). NIRS in ergonomics: Its application in industry for promotion of health and human performance at work. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 40(2), 185–189.
- Peterson, W. L. (1984). The Rage to Automate: An interview with Captain Mel Hoagland. *Air Line Pilot*, 15–17.
- Pitt, D. (2020). Mental Representation. In E. N. Zalta (Hrsg.), *The Stanford Encyclopedia of Philosophy* (Spring2020 Aufl.). Metaphysics Research Lab, Stanford University.
- Posner, M. I. (1980). Orienting of Attention. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 32(1), 3–25.
- Posner, M. I., Snyder, C. R., & Davidson, B. J. (1980). Attention and the detection of signals. *Journal of Experimental Psychology: General*, 109(2), 160–174.
- Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., & Flannery, B. P. (2007). *Numerical Recipes - The Art of Scientific Computing* (Third Ed.). New York, NY, USA: Cambridge University Press.
- Prévôt, T., Gerlach, M., Ruckdeschel, W., Wittig, T., & Onken, R. (1995). Evaluation of Intelligent On-Board Pilot Assistance In-Flight Field Trials. In *6th IFAC Symposium on Man-Machine Systems*. Cambridge, MA, USA.
- Prinzel III, L. J., DeVries, H., Freeman, F. G., & Mikulka, P. (2001). *Examination of Automation-Induced Complacency and Individual Difference Variates*. NASA TM-2001-211413. Hampton, VA, USA: National Aeronautics and Space Administration, Langley Research Center.
- Purohit, H., & Pandey, R. (2019). Intent Mining for the Good, Bad, and Ugly Use of Social Web: Concepts, Methods, and Challenges. In N. Agarwal, N. Dokoohaki, & S. Tokdemir (Hrsg.), *Emerging Research Challenges and Opportunities in Computational Social Network Analysis and Mining* (S. 3–18). Cham, Switzerland: Springer International Publishing.
- Putze, F., Holt, D., Schultz, T., & Funke, J. (2014). Model-based identification of EEG markers for learning opportunities in an associative learning task with delayed feedback. In C. Weber, W. Duch, T. Honkela, P. Koprinkova-Hristova, S. Magg, G. Palm, & A. E. P. Villa (Hrsg.), *Artificial Neural Networks and Machine Learning - ICANN 2014* (S. 387–394). Cham, Switzerland: Springer.
- Putze, F., Pröpper, R., & Schultz, T. (2015). Dummy Model based Workload Modeling. In *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*.

Hongkong, China.

- Putzer, H. J. (2004). *Ein uniformer Architekturansatz für Kognitive Systeme und seine Umsetzung in ein operatives Framework*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Pyschkin, D. (2014). *Entwurf und prototypenhafte Implementierung eines exemplarischen Szenarios einer militärischen Hubschraubermission*. Bachelorarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Rasmussen, J. (1983). Skills, rules, and knowledge; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC-13*(3), 257–266.
- Rauschert, A. (2013). *Kognitives Assistenzsystem zur Führung unbemannter Luftfahrzeuge in bemannt-unbemannten Flugmissionen*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Rauschert, A., & Schulte, A. (2012). *Cognitive and cooperative assistant system for aerial manned-unmanned teaming missions. Technical Report: Supervisory Control of Multiple Uninhabited Systems - Methodologies and Enabling Human-Robot Interface Technologies*. Neuilly-Sur-Seine, France: NATO RTO Task Group HFM-170.
- Reid, G. B., & Nygren, T. E. (1988). The Subjective Workload Assessment Technique: A Scaling Procedure for Measuring Mental Workload. *Human mental workload, 52*, 185–218.
- Reid, G. B., Potter, S. S., & Bressler, J. R. (1989). *Subjective Workload Assessment Technique (SWAT): A User's Guide. Distribution*. Wright-Patterson Air Force Base, Ohio, USA.
- Reinerman-Jones, L., Mercado, J., D'Agostino, A., Hughes, N., Sollins, B., & Leis, R. (2015). Workload Associated with Nuclear Power Plant Main Control Room Tasks. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, 59*(1), 110–114.
- Reinhart, G., Bengler, K., Dollinger, C., Intra, C., Lock, C., Popova-Dlogosch, S., ... Vernim, S. (2017). Der Mensch in der Produktion von Morgen. In *Handbuch Industrie 4.0* (S. 51–88). Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG.
- Rivecourt, M. De, Kuperus, M., Post, W. J., & Mulder, L. J. M. (2008). Cardiovascular and eye activity measures as indices for momentary changes in mental effort during simulated flight. *Ergonomics, 51*(9), 1295–1319.
- Rohmert, W., & Rutenfranz, J. (1975). *Arbeitswissenschaftliche Beurteilung der Belastung und Beanspruchung an unterschiedlichen Arbeitsplätzen. Forschungsbericht*. Bonn: Bundesministerium für Arbeit und Sozialordnung.
- Roscoe, A. H., & Ellis, G. A. (1990). *A Subjective Rating Scale for Assessing Pilot Workload in Flight: A Decade of Practical Use. Technical Report 90019*. Farnborough, UK: Royal Aerospace Establishment.
- Rouse, W. B. (1976). Adaptive allocation of decision making responsibility between supervisor and computer. In T. B. Sheridan & G. Johanssen (Hrsg.), *Monitoring behavior and supervisory control* (S. 295–306). New York, NY, USA: Plenum Press.
- Rouse, W. B. (1977). Human-Computer Interaction in Multitask Situations. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-7*, 384–392.
- Rouse, W. B. (1988). Adaptive Aiding for Human/Computer Control. *Human Factors, 30*(4), 431–443.
- Rouse, W. B., Geddes, N. D., & Curry, R. E. (1987). An architecture for intelligent interfaces: Outline of an approach to supporting operators of complex systems. *Human-computer interaction, 3*(2), 87–122.

- Rouse, W. B., & Morris, N. M. (1986). Understanding and Enhancing User Acceptance of Computer Technology. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-16*(6), 965–973.
- Rouse, W. B., & Rouse, S. H. (1983). *A Framework for Research on Adaptive Decision Aids. AFAMRL-TR-83-082*. Wright-Patterson Air Force Base, Ohio, USA: Air Force Aerospace Medical Research Laboratory.
- Ruckdeschel, W. (1997). *Modellierung regelbasierten Pilotenverhaltens mit Petrinetzen* (Fortschrittberichte VDI). VDI-Verlag, Aachen.
- Rudnick, G., & Schulte, A. (2016). Scalable Autonomy Concept for Reconnaissance UAVs on the Basis of an HTN Agent Architecture. In *2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2016* (S. 40–46). Arlington, VA, USA.
- Ruf, C., & Stütz, P. (2016). Model-driven Sensor Operation Assistance for a Transport Helicopter Crew in Manned-Unmanned Teaming Missions: Selecting the Automation Level by Machine Decision-making. In *7th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics and the Affiliated Conferences, AHFE 2016*. Orlando, FL, USA.
- Ruf, C., & Stütz, P. (2019). Establishing a Variable Automation Paradigm for UAV-Based Reconnaissance in Manned-Unmanned Teaming Missions. In J. Chen (Hrsg.), *Advances in Human Factors in Robots and Unmanned Systems* (S. 24–35). Cham, Switzerland: Springer International Publishing.
- Ruf, C., von der Mülbe, S., & Stütz, P. (2017). Assistenz beim Einsatz von Aufklärungssensorik für die Crew eines TransportheLIKopters in MUM-T-Missionen: Gestaltung eines Automationssystems zur gezielten Reduktion der Mental Workload. In *6. Interdisziplinärer Workshop Kognitive Systeme: Mensch, Teams, Systeme und Automaten*. Neubiberg.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2012). *Künstliche Intelligenz: Ein moderner Ansatz* (3.). München: Pearson Studium.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence: A Modern Approach - Global Edition* (3. Aufl.). Harlow, UK: Pearson Education.
- Sahami, M., Dumais, S., Heckerman, D., & Horvitz, E. (1998). A Bayesian Approach to Filtering Junk E-Mail. In *Learning for Text Categorization: Papers from the AAAI Workshop* (Bd. 62, S. 98–105). Madison, WI, USA.
- Salvucci, D. D., & Goldberg, J. H. (2000). Identifying Fixations and Saccades in Eye-Tracking Protocols. In *Proceedings of the Eye Tracking Research and Applications Symposium* (S. 71–78). New York, NY, USA: ACM Press.
- Salvucci, D. D., & Taatgen, N. A. (2008). Threaded Cognition: An Integrated Theory of Concurrent Multitasking. *Psychological Review, 115*(1), 101–130.
- Salvucci, D. D., & Taatgen, N. A. (2011). *The Multitasking Mind. Oxford Series on Cognitive Models and Architectures*. New York, NY, USA: Oxford University Press.
- Sandkühler, H. J., Borchers, D., Regenbogen, A., Schürmann, V., & Stekeler-Weithofer, P. (2010). *Enzyklopädie Philosophie*. Hamburg: Hans Jörg Sankühler. Felix Meiner Verlag.
- Sanei, S., & Chambers, J. A. (2007). *EEG signal processing*. Chichester, UK: John Wiley & Sons.
- Sarter, N. B., & Woods, D. D. (1995). How in the World Did We Ever Get into That Mode? Mode Error and Awareness in Supervisory Control. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 37*(1), 5–19.
- Sarter, N. B., Woods, D. D., & Billings, C. E. (1997). Automation Surprises. In Salvendy (Hrsg.), *Handbook of Human Factors & Ergonomics* (Bd. 2, S. 1926–1943). New York, NY, USA: Wiley.

- Scerbo, M. W. (2007). Adaptive Automation. In R. Parasuraman & M. Rizzo (Hrsg.), *Neuroergonomics. The Brain at Work* (S. 239–252). New York, NY, USA: Oxford University Press.
- Schmitt, F., Roth, G., & Schulte, A. (2017). Design and Evaluation of a Mixed-Initiative Planner for Multi-vehicle Missions. In D. Harris (Hrsg.), *Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics: Cognition and Design* (S. 375–392). Cham, Switzerland: Springer International Publishing.
- Schmitt, F., & Schulte, A. (2015). Mixed-Initiative Mission Planning Using Planning Strategy Models in Military Manned-Unmanned Teaming Missions. In *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2015* (S. 1391–1396). Kowloon Tong, Hong Kong.
- Schmitt, F., & Schulte, A. (2016). Mixed-Initiative Missionsplanung für Multi-UAV Szenarien. In D. Söffker & A. Kluge (Hrsg.), *Kognitive Systeme 2016-1*. Duisburg-Essen: DuEPublico.
- Schmitt, F., & Schulte, A. (2018a). A Scalable Mixed-Initiative Planner for Multi-Vehicle Missions. In *International Conference on Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics at HCI-International*. Las Vegas, NV, USA.
- Schmitt, F., & Schulte, A. (2018b). An Adaptive Mixed-Initiative Approach for Future Manned-Unmanned Teaming Helicopter Missions. In *33rd EAAP Conference (European Association for Aviation Psychology)*. Dubrovnik, Croatia.
- Schmitt, M., Rudnick, G., Stütz, P., & Schulte, A. (2015). A Tool Set for UAS Flight-Testing on Mission Level. *NATO SCI-269 Symposium on Flight Testing of Unmanned Aerial Systems (UAS)*.
- Schulte, A. (2013a). Kognitive und kooperative Automation zur Führung unbemannter Luftfahrzeuge. In D. Söffker & A. Kluge (Hrsg.), *Kognitive Systeme 2013-1*. Duisburg-Essen: DuEPublico.
- Schulte, A. (2013b). Kognitive Wegbereiter menschlichen Verhaltens. In *Vorlesung Flugführung und Automation (Kapitel 5)*. Universität der Bundeswehr München.
- Schulte, A., & Donath, D. (2011). Measuring Self-adaptive UAV Operators' Load-Shedding Strategies under High Workload. In D. Harris (Hrsg.), *Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics (EPCE), Lecture Notes in Computer Science* (Bd. LNAI-6781, S. 342–351). Berlin Heidelberg: Springer.
- Schulte, A., Donath, D., & Honecker, F. (2015). Human-System Interaction Analysis for Military Pilot Activity and Mental Workload Determination. In *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2015* (S. 1375–1380). Kowloon Tong, Hong Kong, China.
- Schulte, A., Donath, D., & Lange, D. S. (2016). Design Patterns for Human-Cognitive Agent Teaming. In D. Harris (Hrsg.), *Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics (EPCE)* (S. 231–243). Cham, Switzerland: Springer International Publishing.
- Schulte, A., & Stütz, P. (1998). Evaluation of the Cockpit Assistant Military Aircraft CAMA in Simulator Trials. In *NATO RTO System Concepts and Integration Panel Symposium, Sensor Data Fusion and Integration of the Human Element* (Bd. 13, S. 17). Ottawa, Canada.
- Selye, H. (1950). Stress and the General Adaptation Syndrome. *British Medical Journal*, 1(4667), 1383–1392.
- Shafer, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton and London: Princeton University Press.
- Shaw, T. H., Satterfield, K., Ramirez, R., & Finomore, V. (2013). Using cerebral hemovelocity

- to measure workload during a spatialised auditory vigilance task in novice and experienced observers. *Ergonomics*, 56(8), 1251–1263.
- Shepherd, A. (1998). HTA as a framework for task analysis. *Ergonomics*, 41(11), 1537–1552.
- Sheridan, T. B. (1976). Toward a General Model of Supervisory Control. In T. B. Sheridan & G. Johannsen (Hrsg.), *Monitoring Behavior and Supervisory Control, NATO Conference Series* (Bd. 1, S. 271–281). Boston, MA, USA: Springer.
- Sheridan, T. B. (1992). *Telerobotics, Automation and Human Supervisory Control*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Sheridan, T. B. (2006). Supervisory Control. In G. Salvendy (Hrsg.), *Handbook of Human Factors and Ergonomics* (3. Aufl., S. 1025–1052). Wiley Online Books: John Wiley & Sons.
- Sheridan, T. B., & Hennessy, R. T. (1984). *Research and Modeling of Supervisory Control Behavior. Report of a Workshop. Committee on Human Factors, Commission on Behavioral and Social Sciences and Education, National Research Council*. Washington, DC, USA: National Academic Press.
- Sheridan, T. B., & Verplank, W. L. (1978). *Human and Computer Control of Undersea Teleoperators. Technical Report*. Cambridge, MA, USA: Massachusetts Institute of Technology, Man-Machine Systems Laboratory.
- Shortliffe, E. H. (1976). *Computer-based Medical Consultations: MYCIN*. New York, NY, USA: American Elsevier Publishing.
- Shortliffe, E. H., & Buchanan, B. (1975). A Model of Inexact Reasoning in Medicine. *Mathematical Biosciences*, 23, 351–379.
- Shortliffe, E. H., & Buchanan, B. G. (1984). A Model of Inexact Reasoning in Medicine. In *Rule-based expert systems* (S. 233–262). Reading, MA, USA: Addison-Wesley.
- Simon, H. A. (1956). Rational Choice and the Structure of the Environment. *Psychological Review*, 63(2), 129–138.
- Smart Eye AB. (2016). Smart Eye Pro Product Sheet. Gothenburg, Sweden.
- Smart Eye AB. (2017). Smart Eye Pro Manual, Revision 7.0. Gothenburg, Sweden.
- Smets, P. (1993). Belief Functions: The Disjunctive Rule of Combination and the Generalized Bayesian Theorem. *International Journal of Approximate Reasoning*, 9(1), 1–35.
- Sorkin, R. D. (1988). FORUM: Why are people turning off our alarms? *The Journal of the Acoustical Society of America*, 84(3), 1107–1108.
- SoSci Survey GmbH. (2017). SoSci Survey. Abgerufen von <https://www.socisurvey.de>.
- Sperandio, J.-C. (1971). Variation of Operator's Strategies and Regulating Effects on Workload. *Ergonomics*, 14(5), 571–577.
- Sperandio, J.-C. (1978). The Regulation of Working Methods as a Function of Work-load among Air Traffic Controllers. *Ergonomics*, 21(3), 195–202.
- Spread Concepts LLC. (1993). Spread Toolkit. Abgerufen 18. November 2019, von <http://www.spread.org>.
- Srivastava, R. P. (2005). Alternative Form of Dempster' s Rule for Binary Variables. *International Journal of Intelligent Systems*, 20(8), 789–797.
- Staal, M. A. (2004). *Stress, Cognition, and Human Performance: A Literature Review and Conceptual Framework. Technical Report NASA/TM-2004-212824; IH-054*. Moffett Field, CA, USA: NASA Ames Research Center.
- Stachowiak, H. (1973). *Allgemeine Modelltheorie*. Wien, Österreich: Springer-Verlag.

- Stanton, N. A. (2006). Hierarchical task analysis: Developments, applications, and extensions. *Applied Ergonomics*, 37, 55–79.
- Stanton, N. A., Salmon, P. M., Rafferty, L. A., Walker, G. H., Baber, C., & Jenkins, D. P. (2013). *Human Factors Methods: A Practical Guide for Engineering and Design* (2.). Farnham, UK: Ashgate Publishing.
- Strenzke, R., & Schulte, A. (2011). The MMP: A Mixed-Initiative Mission Planning System for the Multi-Aircraft Domain. In *Proceeding of the International Conference on Automated Planning and Scheduling*. Freiburg.
- Strenzke, R., Uhrmann, J., Benzler, A., Maiwald, F., Rauschert, A., & Schulte, A. (2011). Managing Cockpit Crew Excess Task Load in Military Manned-Unmanned Teaming Missions by Dual-Mode Cognitive Automation Approaches. In *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference (GNC)*. Portland, Oregon, USA.
- Strohal, M., & Onken, R. (1997). The Crew Assistant Military Aircraft (CAMA). In *HCI International, Advances in Human Factors/Ergonomics* (Bd. 21, S. 7–10). San Francisco, CA, USA: Elsevier.
- Stroustrup, B. (2013). *The C++ Programming Language* (4. Aufl.). Upper Saddle River, NJ, USA: Pearson Education.
- Stroustrup, B. (2019). The C++ Programming Language. Abgerufen 19. November 2019, von <http://www.stroustrup.com/C++.html>.
- Stütz, P., & Schulte, A. (2000). Evaluation of the Cockpit Assistant Military Aircraft CAMA in Flight Trials. In D. Harris (Hrsg.), *3rd International Conference on Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics (EPCE)* (S. 15–22). Edinburgh, UK: Ashgate Publishing.
- Szalma, J. L. (2009). Individual differences in performance, workload, and stress in sustained attention: Optimism and pessimism. *Personality and Individual Differences*, 47(5), 444–451.
- Taatgen, N. A., van Vugt, M. K., Borst, J. P., & Mehlhorn, K. (2016). Cognitive Modeling at ICCM: State of the Art and Future Directions. *Topics in Cognitive Science*, 8(1), 259–263.
- Taylor, F. W. (1911). *The Principles of Scientific Management*. New York, NY, USA: Harper.
- Techniker Krankenkasse. (2017). Was sind Stressoren? TK-Broschüre „Stress - Belastungen besser bewältigen“, 9–12.
- Theißing, N. (2017). *Eingriffsstrategie für Assistenzsysteme zur Korrektur von Operateur - Fehlverhalten*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Theißing, N., Liegel, A., & Schulte, A. (2015). Verhindern von Pilotenfehlern durch ein zustandsadaptives Assistenzsystem. In *57. Fachausschusssitzung Anthropotechnik der DGLR: Kooperation und kooperative Systeme in der Fahrzeug- und Prozessführung* (S. 97–114). Marinekommando Rostock: Deutsche Gesellschaft für Luft- und Raumfahrt - Lilienthal-Oberth e.V.
- Thiel, D. (2017). *Konzept und Implementierung einer CASIMUS Demo-Mission zur Fähigkeitsdemonstration*. Studienarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Torvalds, L., & Open Source Community. (1991). Linux. Abgerufen 19. November 2019, von <https://www.linux.org>.
- Trafton, J. G., & Monk, C. A. (2007). Task Interruptions. *Reviews of Human Factors and Ergonomics*, 3(1), 111–126.
- Trim, J., North, B., Coste, D., & Sheils, J. (2001). *Gemeinsamer europäischer Referenzrahmen für Sprachen*. (Europarat, Hrsg.) (Bd. 1). Berlin München: Langenscheidt.
- Tripp, L. D., & Warm, J. S. (2007). Transcranial Doppler Sonography. In R. Parasuraman & M.

- Rizzo (Hrsg.), *Neuroergonomics: The Brain at Work* (S. 82–94). New York, NY, USA: Oxford University Press.
- Tsang, P., & Vidulich, M. A. (2006). Mental Workload and Situation Awareness. In *Handbook of Human Factors and Ergonomics* (4. Aufl., S. 243–268). Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science, New Series*, 185(4157), 1124–1131.
- U.S. Department of Defense. (2014). *Unmanned Systems Integrated Roadmap FY2013-2038*. Washington, DC, USA.
- Uhrmann, J. (2013). *Auftragsbasierte Multi-UAV-Führung aus dem Helikoptercockpit durch kognitive Automation*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Uhrmann, J., & Schulte, A. (2011). Task-based Guidance of Multiple UAV Using Cognitive Automation. In *COGNITIVE 2011: The Third International Conference on Advanced Cognitive Technologies and Applications* (S. 47–52). Rome, Italy.
- Uhrmann, J., Strenzke, R., & Schulte, A. (2010). Task-based Guidance of Multiple Detached Unmanned Sensor Platforms in Military Helicopter Operations. In *COGIS (Cognitive Systems with Interactive Sensors)*. Crawley, UK.
- Veltman, J. A., & Jansen, C. (2004). The Adaptive Operator. In D. A. Vincenzi, M. Mouloua, & P. A. Hancock (Hrsg.), *Human Performance, Situation Awareness and Automation - Current Research and Trends: Proceedings of the Second Human Performance, Situation Awareness and Automation Conference (HPSAA II)* (Bd. 2, S. 7–10). Daytona Beach, FL, USA.
- Veltman, J. A., & Jansen, C. (2006). *The Role of Operator State Assessment in Adaptive Automation*. TNO Report TNO-DV3 2005 A245. Soesterberg, Netherlands: TNO Defence Security and Safety.
- von Moltke, H. K. B. (1892). *Moltkes Militärische Werke*. Berlin: Ernst Siegfried Mittler und Sohn, Königliche Hofbuchhandlung.
- Walsdorf, A., & Onken, R. (1998). Intelligent Crew Assistant for Military Transport Aircraft. In *NATO System Concepts and Integration Panel Symposium, Sensor Data Fusion and Integration of the Human Element RTO-MP-12 AC/323(SCI)TP/4* (Bd. 1, S. 1–7). Ottawa, Canada.
- Walsdorf, A., Putzer, H., & Onken, R. (1999). The Cognitive Process and its Application within Cockpit Assistant Systems. In *Proceedings of the International Conference on Intelligent Transportation Systems (1999 IEEE/IEE/JSAI)* (S. 874–879).
- Warm, J. S., Dember, W. N., & Hancock, P. A. (1996). Vigilance and Workload in Automated System. In R. Parasuraman & M. Mouloua (Hrsg.), *Automation and Human Performance: Theory and Applications* (S. 183–200). Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates.
- Warm, J. S., Matthews, G., & Finomore, V. (2008). Vigilance, Workload, and Stress. In P. A. Hancock & J. L. Szalma (Hrsg.), *Performance Under Stress* (S. 115–141). Aldershot, UK: Ashgate Publishing.
- Weinmann, A. (2017). *Erstellung eines Schulungskonzepts zum Training von Versuchspersonen für bemannt-unbemannte Hubschraubermmissionen*. Bachelorarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Weinmann, A., Brand, Y., Honecker, F., Meyer, C., Rudnick, G., Ruf, C., & Schmitt, F. (2016). *Flight and User Manual IFS Helicopter Mission Simulator*. Munich: Institute of Flight Systems. Aerospace Engineering Department. Bundeswehr University Munich.

- Welford, A. T. (1967). Single-Channel Operation in the Brain. *Acta Psychologica*, 27, 5–22.
- Welford, A. T. (1978). Mental Work-load as a Function of Demand, Capacity, Strategy and Skill. *Ergonomics*, 21(3), 151–167.
- Wentura, D., & Frings, C. (2012). *Kognitive Psychologie*. Wiesbaden: Springer VS.
- Wenzel, E. (2016). *Implementierung von Trainingsmissionen für den CASIMUS Hubschraubersimulator*. Studienarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Whittle, R. (2015). MUM-T is the Word for AH-64E: Helos Fly, Use Drones. Abgerufen 20. November 2019, von <http://breakingdefense.com/2015/01/mum-t-is-the-word-for-ah-64e-helos-fly-use-drones>.
- Wickens, C. D. (1980). The Structure of Attentional Resources. In *Attention and Performance VIII* (S. 239–257). Hillsdale, NJ, USA: Lawrence Erlbaum.
- Wickens, C. D. (1984). *The Multiple Resources Model of Human Performance: Implications for Display Design. Report AGARD-CP-371, DTIC No.: AD-A152-468*. Urbana, IL, USA: Department of Psychology, University of Illinois, Urbana-Champaign.
- Wickens, C. D. (2002). Multiple Resources and Performance Prediction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 3(2), 159–177.
- Wickens, C. D. (2008). Multiple Resources and Mental Workload. *Human Factors*, 50(3), 449–455.
- Wickens, C. D. (2017). Mental Workload: Assessment, Prediction and Consequences. In *First International Symposium H-WORKLOAD 2017*. Dublin, Ireland.
- Wickens, C. D., & Alexander, A. (2009). Attentional Tunneling and Task Management in Synthetic Vision Displays. *International Journal of Aviation Psychology*, 19, 182–199.
- Wickens, C. D., Helleberg, J., Goh, J., Xu, X., & Horrey, W. J. (2001). *Pilot Task Management: Testing an Attentional Expected Value Model of Visual Scanning. Technical Report ARL-01-14/NASA-01-7*. Moffett Field, CA, USA: NASA Ames Research Center & Aviation Research Lab.
- Wickens, C. D., & Kramer, A. F. (1985). Engineering Psychology. *Annual Review of Psychology*, 36, 307–348.
- Wickens, C. D., Santamaria, A., & Sebok, A. (2013). A Computational Model of Task Overload Management and Task Switching. In *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society 57th Annual Meeting (HFES)* (Bd. 57, S. 763–767). San Diego, California, USA: SAGE Publications.
- Wickens, C. D., & Tsang, P. (2015). Workload. In D. Boehm-Davis, F. Durso, & J. Lee (Hrsg.), *Handbook of Human-Systems Integration* (S. 277–292). Washington, DC, USA: American Psychological Association.
- Wiegold, T. (2017). Neuer Anlauf für die Marinedrohne: Ausschreibung für eine Überbrückungslösung (Nachtrag). Abgerufen 20. November 2019, von <http://augengeradeaus.net/2017/07/neuer-anlauf-fuer-die-marinedrohne>.
- Wiener, E. L. (1981). Complacency: Is the term useful for air safety? In *Proceedings of the 26th Corporate Aviation Safety Seminar* (Bd. 117). Denver, CO, USA: Flight Safety Foundation.
- Wiener, E. L. (1989). *Human Factors of Advanced Technology („Glass Cockpit“) Transport Aircraft. NASA Contractor Report No 177528*. Moffett Field, CA, USA.
- Wiener, E. L., & Curry, R. E. (1980). Flight-deck automation: promises and problems. *Ergonomics*, 23(10), 995–1011.
- Wiener, N. (1948). *Cybernetics: or Control and Communication in the Animal and the Machine*

- (2. Aufl.). Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Wierwille, W. W., & Casali, J. G. (1983). A Validated Rating Scale for Global Mental Workload Measurement Applications. In *Proceedings of the Human Factors Society 27th Annual Meeting* (S. 129–133). Los Angeles, CA, USA: SAGE Publications.
- Wierwille, W. W., & Connor, S. A. (1983). Evaluation of 20 Workload Measures Using a Psychomotor Task in a Moving-Base Aircraft Simulator. *Human Factors*, 25(1), 1–16.
- Wierwille, W. W., & Eggemeier, F. T. (1993). Recommendations for Mental Workload Measurement in a Test and Evaluation Environment. *Human Factors*, 35(2), 263–281.
- Wierwille, W. W., Rahimi, M., & Casali, J. G. (1985). Evaluation of 16 Measures of Mental Workload using a Simulated Flight Task Emphasizing Mediatonal Activity. *Human Factors*, 27(5), 489–502.
- Wilson, G. F., & Fisher, F. (1995). Cognitive task classification based upon topographic EEG data. *Biological Psychology*, 40(1), 239–250.
- Wilson, J. R., & Norris, B. J. (2006). Human factors in support of a successful railway: a review. *Cognition, Technology & Work*, 8(1), 4–14.
- Wilson, J. R., & Rajan, J. A. (1995). Human-machine interfaces for systems control. In J. R. Wilson & N. E. Corlett (Hrsg.), *Evaluation of Human Work* (2. Aufl., S. 357–405). London, UK: Taylor & Francis.
- Wilson, N. (1991). A Monte-Carlo Algorithm for Dempster-Shafer Belief. In *Proceedings of the Seventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence* (S. 414–417). San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers.
- Winkler, B. (2016). *Design und Evaluierung von militärischen MUM-T-Missionen mittels Expertenwissen als Grundlage für zukünftige Messkampagnen*. Bachelorarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Winkler, B. (2017a). *Comparison of Physiological and Task- model-based Methods for Mental Workload Determination of Pilots During a Traffic Pattern*. Masterarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Winkler, B. (2017b). *Erstellen eines Aufgabenmodells zur kontextreichen Beschreibung der mentalen Beanspruchung eines Piloten*. Projektarbeit. Universität der Bundeswehr München.
- Wittig, T. (1994). *Maschinelle Erkennung von Pilotenabsichten und Pilotenfehlern über heuristische Klassifikation*. Dissertation. Universität der Bundeswehr München.
- Wong, K. K. W., Wan, W. Y., & Kaye, S. B. (2002). Blinking and operating: cognition versus vision. *The British Journal of Ophthalmology*, 86(4), 479.
- Woodman, G. F. (2010). A Brief Introduction to the Use of Event-Related Potentials (ERPs) in Studies of Perception and Attention. *Attention, Perception & Psychophysics*, 72(8), 2031–2046.
- Woods, D. D., Patterson, E. S., Roth, E. M., & Christoffersen, K. (1999). Can We Ever Escape from Data Overload? A Cognitive Systems Diagnosis. In *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society 43rd Annual Meeting* (Bd. 43, S. 174–178). Houston, Texas, USA: SAGE Publications.
- Wurm, P., & Peichl, L. (2015). Wie viele Nervenzellen hat das Gehirn? Abgerufen 20. November 2019, von <https://www.helmholtz.de/gesundheits/wie-viele-nervenzellen-hat-das-gehirn>.
- Yager, R. R., Liu, L., Dempster, A. P., & Shafer, G. (2008). Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions. In *Studies in Fuzziness and Soft Computing* (Bd. 219). Berlin Heidelberg New York: Springer.

- Yaghlane, B. Ben, & Mellouli, K. (2008). Inference in directed evidential networks based on the transferable belief model. *International Journal of Approximate Reasoning*, 48(2), 399–418.
- Yates, K. A. (2007). *Towards a Taxonomy of Cognitive Task Analysis Methods: A Search for Cognition and Task Analysis Interactions*. Dissertation. University of Southern California.
- Yerkes, R. M., & Dodson, J. D. (1908). The Relation of Strength of Stimulus to Rapidity of Habit Formation. *Journal of Comparative Neurological Psychology*, 18, 459–482.
- Young, M. S., Brookhuis, K. A., Wickens, C. D., & Hancock, P. A. (2015). State of science: mental workload in ergonomics. *Ergonomics*, 58(1), 1–17.
- Young, M. S., & Stanton, N. A. (2002). Malleable Attentional Resources Theory: A New Explanation for the Effects of Mental Underload on Performance. *Human Factors*, 44(3), 365–375.
- Young, M. S., & Stanton, N. A. (2004). Taking the load off: investigations of how adaptive cruise control affects mental workload. *Ergonomics*, 47(9), 1014–1035.
- Young, M. S., & Stanton, N. A. (2005). Mental Workload. In N. A. Stanton, A. Hedge, K. Brookhuis, E. Salas, & H. Hendrick (Hrsg.), *Handbook of Human Factors and Ergonomics Methods* (S. 39-1-39-9). Boca Raton, FL, USA: CRC Press.
- Young, M. S., & Stanton, N. A. (2007). What's skill got to do with it? Vehicle Automation and driver mental workload. *Ergonomics*, 50(8), 1324–1339.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353.
- Zadeh, L. A. (1986). A Simple View of the Dempster-Shafer Theory of Evidence and its Implication for the Rule of Combination. *AI Magazine*, 7(2), 85–90.
- Zander, T. O., & Kothe, C. (2011). Towards passive brain-computer interfaces: applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general. *Journal of Neural Engineering*, 8(2), 25005.
- Zeitlin, L. R. (1993). Subsidiary Task Measures of Driver Mental Workload: A Long-Term Field Study. *Transportation Research Record*, 1403, 23–27.

10 Anhang

10.1 Aufgabenmodell

Beziehungen

Typ	Mutter	Kind	Optional	Exklusiv
Inheritance	EvaluateSensorData	AnalyzeReconMosaic	0	0
Inheritance	GuideHC	Aviate	0	0
Inheritance	CheckLights	CheckAntiCollisionLights	0	0
Inheritance	ManageAutopilot	CheckAutopilot	0	0
Inheritance	Aviate	CheckAviationParameters	0	0
Inheritance	ManageElectronicWarfareSystem	CheckElectronicWarfareSystem	0	0
Inheritance	ManageEngine	CheckEngine	0	0
Inheritance	CheckEngine	CheckEngineLimits	0	0
Inheritance	ManageFlightControls	CheckFlightControls	0	0
Inheritance	CheckEngine	CheckFuel	0	0
Inheritance	ManageGimbal	CheckGimbal	0	0
Inheritance	ManageIFF	CheckIFF	0	0
Inheritance	ManageLandingGear	CheckLandingGear	0	0
Inheritance	CheckLights	CheckLandingLights	0	0
Inheritance	ManageLights	CheckLights	0	0
Inheritance	ManageLoadingRamp	CheckLoadingRamp	0	0
Inheritance	ManageMap	CheckMap	0	0
Inheritance	CheckEngine	CheckOil	0	0
Inheritance	ManagePFD	CheckPFD	0	0
Inheritance	ManageParkingBrake	CheckParkingBrake	0	0
Inheritance	ManageAltimeter	CheckQNH	0	0
Inheritance	ManageRadio	CheckRadio	0	0
Inheritance	CheckEngine	CheckRotorRPM	0	0
Inheritance	ManageTransponder	CheckTransponder	0	0
Inheritance	ManageMission	ChooseMissionGoal	0	0
Inheritance	GuideSensor	ClassifyTargets	0	0
Inheritance	CommandUAVs	CommandUAVDetectLandingPoints	0	0
Inheritance	CommandUAVs	CommandUAVEscortHelicopter	0	0
Inheritance	CommandUAVs	CommandUAVReconArea	0	0
Inheritance	CommandUAVs	CommandUAVReconPOI	0	0
Inheritance	CommandUAVs	CommandUAVReconRoute	0	0
Inheritance	CommandUAVs	CommandUAVReturnToCAP	0	0
Inheritance	CommandUAVs	CommandUAVScoutRoute	0	0
Inheritance	CommandUAVs	CommandUAVTransit	0	0
Inheritance	GuideUAV	CommandUAVs	0	0
Inheritance	GuideHC	Communicate	0	0
Inheritance	CommunicateExtern	CommunicateATC	0	0
Inheritance	Communicate	CommunicateAssistantSystem	0	0
Inheritance	CommunicateExtern	CommunicateC2	0	0
Inheritance	Communicate	CommunicateExtern	0	0
Inheritance	CommunicateExtern	CommunicateGroundTroops	0	0
Inheritance	Communicate	CommunicateIntern	0	0
Inheritance	CommunicateExtern	CommunicateOther	0	0
Inheritance	Mission	CrossAirspaceBorder	0	0
Subtask	CrossAirspaceBorder	FlyOverAirspaceBorder	0	0
Inheritance	ManageTacticalSituation	DrawTacticalElement	0	0
Inheritance	CrossAirspaceBorder	EnterHOA	0	0
Subtask	EnterHOA	SetSystemConfigurationEnterHOA	0	0
Subtask	EnterHOA	PerformEnterHOACheck	0	0
Subtask	EnterHOA	CommunicateC2	0	0
Inheritance	GuideSensor	EvaluateSensorData	0	0
Inheritance	Aviate	Fly	0	0
Inheritance	FlyManual	FlyLanding	0	0
Inheritance	Fly	FlyManual	0	0
Inheritance	FlyManual	FlyOverAirspaceBorder	0	0
Inheritance	FlyManual	FlyTakeoff	0	0
Inheritance	Fly	FlyTransitAutopilot	0	0
Inheritance	PilotTransitFriend	FlyTransitAutopilot	0	0
Inheritance	FlyTransitManual	FlyTransitFoeManual	0	0
Inheritance	FlyTransitFoeManual	FlyTransitFoeManualHigh	0	0
Inheritance	FlyTransitFoeManual	FlyTransitFoeManualLow	0	0
Inheritance	FlyTransitManual	FlyTransitFriendManual	0	0
Inheritance	PilotTransitFriend	FlyTransitFriendManual	0	0
Inheritance	FlyManual	FlyTransitManual	0	0
Inheritance	MUM-T	GuideHC	0	0
Inheritance	MUM-T	GuideSensor	0	0
Inheritance	GuideSensorRecon	GuideSensorMapOrganized	0	0
Subtask	GuideSensorMapOrganized	AnalyzeReconMosaic	0	0
Subtask	GuideSensorMapOrganized	IdentifyTargetsStillImage	0	0
Inheritance	GuideSensorRecon	GuideSensorSearchVideoAssisted	0	0
Subtask	GuideSensorSearchVideoAssisted	SetSensorFieldOfView	0	0
Subtask	GuideSensorSearchVideoAssisted	IdentifyTargetsVideo	1	0
Inheritance	GuideSensorRecon	GuideSensorTacticalOrganized	0	0
Subtask	GuideSensorTacticalOrganized	IdentifyTargetsHistoryImage	0	0
Inheritance	MUM-T	GuideUAV	0	0

Inheritance	GuideUAVReconArea	GuideUAVReconAreaSingle	0	0
Subtask	GuideUAVReconAreaSingle	CommandUAVReconArea	0	0
Subtask	GuideUAVReconAreaSingle	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVReconAreaSingle	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVReconAreaSingle	OrganizeUAV	1	0
Subtask	GuideUAVReconAreaSingle	PlanUAVTasks	1	0
Inheritance	GuideUAVReconArea	GuideUAVReconAreaTeam	0	0
Subtask	GuideUAVReconAreaTeam	CommandUAVReconArea	0	0
Subtask	GuideUAVReconAreaTeam	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVReconAreaTeam	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVReconAreaTeam	OrganizeUAVTeam	1	0
Subtask	GuideUAVReconAreaTeam	PlanUAVTasks	1	0
Inheritance	GuideUAVReconPOI	GuideUAVReconPOISingle	0	0
Subtask	GuideUAVReconPOISingle	CommandUAVReconPOI	0	0
Subtask	GuideUAVReconPOISingle	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVReconPOISingle	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVReconPOISingle	OrganizeUAV	1	0
Subtask	GuideUAVReconPOISingle	PlanUAVTasks	1	0
Inheritance	GuideUAVReconPOI	GuideUAVReconPOITeam	0	0
Subtask	GuideUAVReconPOITeam	CommandUAVReconPOI	0	0
Subtask	GuideUAVReconPOITeam	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVReconPOITeam	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVReconPOITeam	OrganizeUAVTeam	1	0
Subtask	GuideUAVReconPOITeam	PlanUAVTasks	1	0
Inheritance	GuideUAVReconRoute	GuideUAVReconRoute	0	0
Inheritance	GuideUAVReconRoute	GuideUAVReconRouteSingle	0	0
Subtask	GuideUAVReconRouteSingle	CommandUAVReconRoute	0	0
Subtask	GuideUAVReconRouteSingle	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVReconRouteSingle	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVReconRouteSingle	OrganizeUAV	1	0
Subtask	GuideUAVReconRouteSingle	PlanUAVTasks	1	0
Inheritance	GuideUAVReconRoute	GuideUAVReconRouteTeam	0	0
Subtask	GuideUAVReconRouteTeam	CommandUAVReconRoute	0	0
Subtask	GuideUAVReconRouteTeam	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVReconRouteTeam	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVReconRouteTeam	OrganizeUAVTeam	1	0
Subtask	GuideUAVReconRouteTeam	PlanUAVTasks	1	0
Inheritance	GuideUAVRoute	GuideUAVScoutRoute	0	0
Inheritance	GuideUAVScoutRoute	GuideUAVScoutRouteSingle	0	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteSingle	CommandUAVScoutRoute	0	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteSingle	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteSingle	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteSingle	OrganizeUAV	1	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteSingle	PlanUAVTasks	1	0
Inheritance	GuideUAVScoutRoute	GuideUAVScoutRouteTeam	0	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteTeam	CommandUAVScoutRoute	0	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteTeam	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteTeam	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteTeam	OrganizeUAVTeam	1	0
Subtask	GuideUAVScoutRouteTeam	PlanUAVTasks	1	0
Inheritance	GuideUAVSearchLandingPoints	GuideUAVSearchLandingPointsSingle	0	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsSingle	OrganizeUAV	1	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsSingle	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsSingle	PlanUAVTasks	1	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsSingle	CommandUAVDetectLandingPoints	0	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsSingle	StartUAVTaskExecution	1	0
Inheritance	GuideUAVSearchLandingPoints	GuideUAVSearchLandingPointsTeam	0	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsTeam	SuperviseUAVGuidance	0	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsTeam	PlanUAVTasks	1	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsTeam	CommandUAVDetectLandingPoints	0	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsTeam	StartUAVTaskExecution	1	0
Subtask	GuideUAVSearchLandingPointsTeam	OrganizeUAVTeam	1	0
Subtask	IdentifyTargetsHistoryImage	ClassifyTargets	0	0
Subtask	IdentifyTargetsHistoryImage	ViewHistoryImage	0	0
Subtask	IdentifyTargetsStillImage	ClassifyTargets	0	0
Subtask	IdentifyTargetsStillImage	ViewStillImage	0	0
Subtask	IdentifyTargetsStillImage	RequestTargetCandidatesInformation	0	0
Subtask	IdentifyTargetsVideo	ClassifyTargets	0	0
Subtask	IdentifyTargetsVideo	MonitorVideoStream	0	0
Subtask	InteractAssistantSystem	InterpretAssistanceSymbol	1	0
Subtask	InteractAssistantSystem	RespondAssistanceDialog	1	0
Subtask	InteractAssistantSystem	ListenAssistanceSpeech	1	0
Subtask	InteractAssistantSystem	ListenAssistanceSound	1	0
Subtask	InteractAssistantSystem	ReadAssistanceDialog	1	0
Inheritance	CommunicateAssistantSystem	InterpretAssistanceSymbol	0	0
Inheritance	Mission	Land	0	0
Subtask	Land	FlyLanding	0	0
Subtask	Land	SetParkingBrakeOn	0	0
Inheritance	Land	LandAirport	0	0
Subtask	LandAirport	CommunicateATC	0	0
Subtask	LandAirport	PerformBeforeLandingAirportCheck	0	0
Subtask	LandAirport	SetSystemConfigurationLandingAirport	0	0
Inheritance	Land	LandField	0	0
Subtask	LandField	PerformBeforeLandingFieldCheck	0	0
Subtask	LandField	SetSystemConfigurationLandingField	0	0
Inheritance	CrossAirspaceBorder	LeaveHOA	0	0
Subtask	LeaveHOA	CommunicateC2	0	0
Subtask	LeaveHOA	SetSystemConfigurationLeaveHOA	0	0

Subtask	LeaveHOA	PerformLeaveHOACheck	0	0
Inheritance	CommunicateAssistantSystem	ListenAssistanceSound	0	0
Inheritance	CommunicateAssistantSystem	ListenAssistanceSpeech	0	0
Inheritance	Mission	LoadCargo	0	0
Subtask	LoadCargo	SetLoadingRampOpen	0	0
Subtask	LoadCargo	SetLoadingRampClosed	0	0
Inheritance	Navigate	LocalizeHelicopter	0	0
Inheritance	SetGimbal	LockGimbal	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageAltimeter	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageAutopilot	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageElectronicWarfareSystem	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageEngine	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageFlightControls	0	0
Inheritance	GuideSensor	ManageGimbal	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageIFF	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageLandingGear	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageLights	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageLoadingRamp	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageMap	0	0
Inheritance	MUM-T	ManageMission	0	0
Inheritance	ManageMission	ManageMissionPlan	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManagePFD	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageParkingBrake	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageRadio	0	0
Inheritance	GuideHC	ManageSystems	0	0
Inheritance	ManageMission	ManageTacticalSituation	0	0
Inheritance	ManageSystems	ManageTransponder	0	0
Inheritance	Mission	Monitor	0	0
Inheritance	Monitor	MonitorArea	0	0
Subtask	MonitorArea	GuideUAVReconArea	0	0
Subtask	MonitorArea	GuideSensorRecon	0	0
Inheritance	Monitor	MonitorPOI	0	0
Subtask	MonitorPOI	GuideUAVReconPOI	0	0
Subtask	MonitorPOI	GuideSensorRecon	0	0
Inheritance	Monitor	MonitorRoute	0	0
Subtask	MonitorRoute	GuideUAVReconRoute	0	0
Subtask	MonitorRoute	GuideSensorRecon	0	0
Inheritance	EvaluateSensorData	MonitorVideoStream	0	0
Inheritance	GuideHC	Navigate	0	0
Subtask	OperateGimbal	LockGimbal	1	0
Subtask	OperateGimbal	ZoomGimbal	1	0
Subtask	OperateGimbal	SetGimbalFPV	1	0
Inheritance	GuideSensor	OperateSensor	0	0
Inheritance	OrganizeUAVs	OrganizeUAV	0	0
Inheritance	OrganizeUAVs	OrganizeUAVTeam	0	0
Inheritance	GuideUAV	OrganizeUAVs	0	0
Inheritance	PerformAfterTakeoffCheck	PerformAfterTakeoffCheckAssisted	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffCheckAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	PerformAfterTakeoffCheck	PerformAfterTakeoffCheckManual	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffCheckManual	CheckElectronicWarfareSystem	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffCheckManual	CheckLandingLights	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffCheckManual	CheckLandingGear	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffProceduresAirport	CommunicateATC	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffProceduresAirport	SetSystemConfigurationTransit	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffProceduresAirport	PerformAfterTakeoffCheck	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffProceduresField	SetSystemConfigurationTransit	0	0
Subtask	PerformAfterTakeoffProceduresField	PerformAfterTakeoffCheck	0	0
Inheritance	PerformBeforeLandingAirportCheck	PerformBeforeLandingAirportCheckAssisted	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingAirportCheckAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	PerformBeforeLandingAirportCheck	PerformBeforeLandingAirportCheckManual	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingAirportCheckManual	CheckElectronicWarfareSystem	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingAirportCheckManual	CheckLandingLights	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingAirportCheckManual	CheckFuel	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingAirportCheckManual	CheckQNH	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingAirportCheckManual	CheckRotorRPM	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingAirportCheckManual	CheckOil	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingAirportCheckManual	CheckLandingGear	0	0
Inheritance	PerformBeforeLandingFieldCheck	PerformBeforeLandingFieldCheckAssisted	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingFieldCheckAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	PerformBeforeLandingFieldCheck	PerformBeforeLandingFieldCheckManual	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingFieldCheckManual	CheckFuel	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingFieldCheckManual	CheckOil	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingFieldCheckManual	CheckLandingGear	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingFieldCheckManual	CheckElectronicWarfareSystem	0	0
Subtask	PerformBeforeLandingFieldCheckManual	CheckRotorRPM	0	0
Inheritance	PerformBeforeTakeoffAirportCheck	PerformBeforeTakeoffAirportCheckAssisted	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckAssisted	CheckFlightControls	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	PerformBeforeTakeoffAirportCheck	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckElectronicWarfareSystem	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckRadio	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckLandingLights	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckAntiCollisionLights	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckFuel	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckFlightControls	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckQNH	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckRotorRPM	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckLoadingRamp	0	0

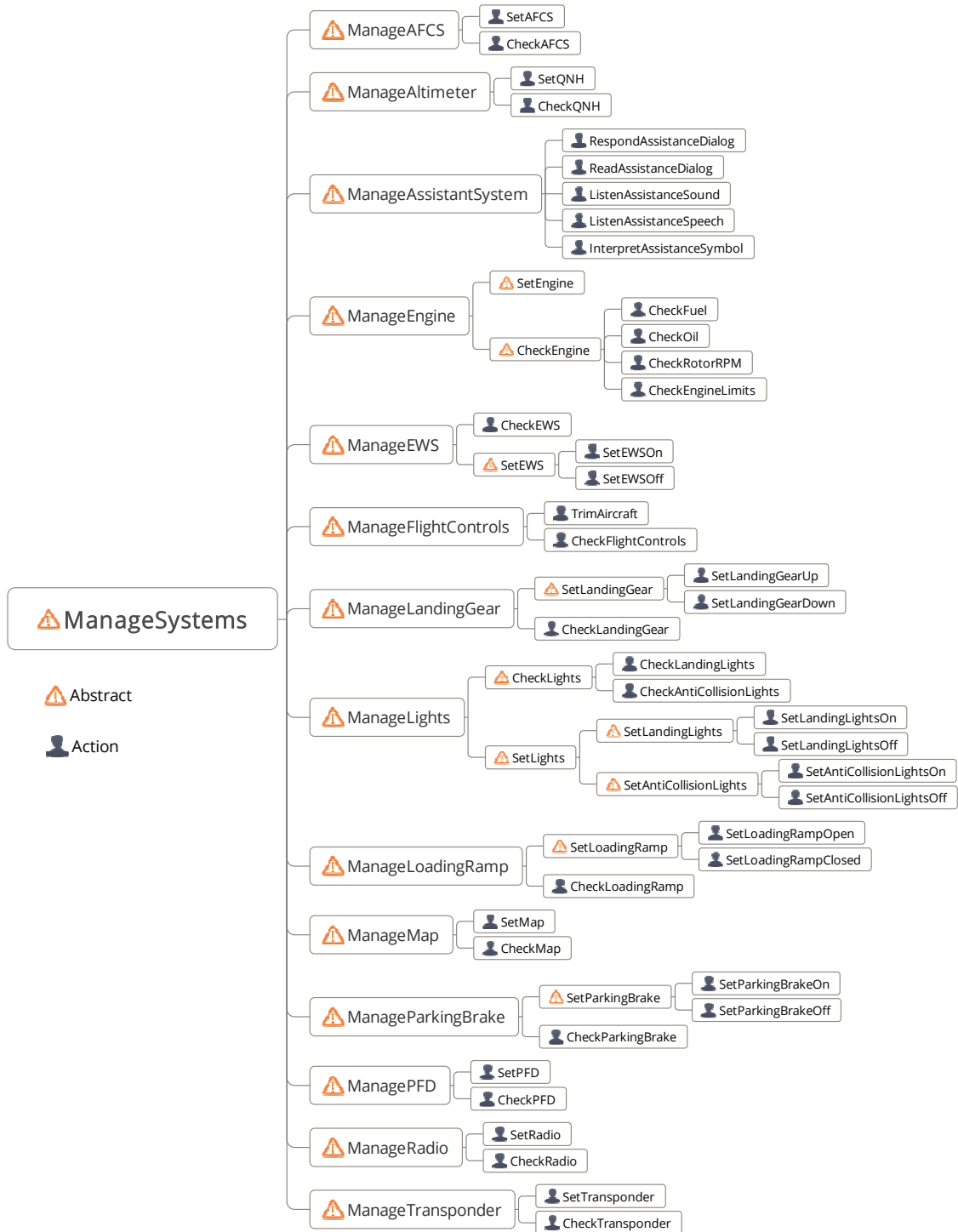
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckParkingBrake	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckOil	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	CheckTransponder	0	0
Inheritance	PerformBeforeTakeoffFieldCheck	PerformBeforeTakeoffFieldCheckAssisted	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffFieldCheckAssisted	CheckFlightControls	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffFieldCheckAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	PerformBeforeTakeoffFieldCheck	PerformBeforeTakeoffFieldCheckManual	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffFieldCheckManual	CheckElectronicWarfareSystem	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffFieldCheckManual	CheckFuel	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffFieldCheckManual	CheckRotorRPM	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffFieldCheckManual	CheckLoadingRamp	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffFieldCheckManual	CheckParkingBrake	0	0
Subtask	PerformBeforeTakeoffFieldCheckManual	CheckOil	0	0
Inheritance	PerformEnterHOACheck	PerformEnterHOACheckAssisted	0	0
Subtask	PerformEnterHOACheckAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	PerformEnterHOACheck	PerformEnterHOACheckManual	0	0
Subtask	PerformEnterHOACheckManual	CheckAntiCollisionLights	0	0
Subtask	PerformEnterHOACheckManual	CheckTransponder	0	0
Subtask	PerformEnterHOACheckManual	CheckFuel	0	0
Subtask	PerformEnterHOACheckManual	CheckRadio	0	0
Subtask	PerformEnterHOACheckManual	CheckIFF	0	0
Inheritance	PerformLeaveHOACheck	PerformLeaveHOACheckAssisted	0	0
Subtask	PerformLeaveHOACheckAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	PerformLeaveHOACheck	PerformLeaveHOACheckManual	0	0
Subtask	PerformLeaveHOACheckManual	CheckAntiCollisionLights	0	0
Subtask	PerformLeaveHOACheckManual	CheckTransponder	0	0
Subtask	PerformLeaveHOACheckManual	CheckRadio	0	0
Subtask	PerformLeaveHOACheckManual	CheckIFF	0	0
Subtask	PerformPreflightProceduresAirport	SetSystemConfigurationTakeoffAirport	0	0
Subtask	PerformPreflightProceduresAirport	CommunicateATC	0	0
Subtask	PerformPreflightProceduresAirport	PerformBeforeTakeoffAirportCheck	0	0
Subtask	PerformPreflightProceduresField	SetSystemConfigurationTakeoffField	0	0
Subtask	PerformPreflightProceduresField	PerformBeforeTakeoffFieldCheck	0	0
Subtask	PilotTransitFoe	FlyTransitFoeManualLow	1	1
Subtask	PilotTransitFoe	FlyTransitFoeManualHigh	1	1
Inheritance	Navigate	PlanHelicopterRoute	0	0
Inheritance	Mission	PlanMission	0	0
Subtask	PlanMission	PilotPlanMission	0	0
Inheritance	PilotPlanMission	PlanMissionAutomatic	0	0
Inheritance	ManageMissionPlan	PlanMissionAutomatic	0	0
Inheritance	PilotPlanMission	PlanMissionManual	0	0
Inheritance	ManageMissionPlan	PlanMissionManual	0	0
Subtask	PlanMissionManual	DrawTacticalElement	1	0
Subtask	PlanMissionManual	PlanUAVTasks	0	0
Subtask	PlanMissionManual	PlanHelicopterRoute	0	0
Inheritance	PilotPlanMission	PlanMissionMixedInitiative	0	0
Inheritance	ManageMissionPlan	PlanMissionMixedInitiative	0	0
Subtask	PlanMissionMixedInitiative	HandleHelicopterRouteProposal	0	0
Subtask	PlanMissionMixedInitiative	HandleUAVTaskProposal	0	0
Subtask	PlanMissionMixedInitiative	HandleHelicopterAlternativeProposal	0	0
Inheritance	GuideUAV	PlanUAVTasks	0	0
Inheritance	CommunicateAssistantSystem	ReadAssistanceDialog	0	0
Inheritance	Mission	Recon	0	0
Inheritance	Recon	ReconArea	0	0
Subtask	ReconArea	GuideUAVReconArea	0	0
Subtask	ReconArea	GuideSensorRecon	0	0
Inheritance	Recon	ReconPOI	0	0
Subtask	ReconPOI	GuideUAVReconPOI	0	0
Subtask	ReconPOI	GuideSensorRecon	0	0
Inheritance	Recon	ReconRoute	0	0
Subtask	ReconRoute	GuideUAVRoute	0	0
Subtask	ReconRoute	GuideSensorRecon	0	0
Inheritance	Mission	ReportMissionStatus	0	0
Subtask	ReportMissionStatus	PilotReportMissionStatus	0	0
Inheritance	PilotReportMissionStatus	ReportMissionStatusAssisted	0	0
Subtask	ReportMissionStatusAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	PilotReportMissionStatus	ReportMissionStatusAutomatic	0	0
Inheritance	PilotReportMissionStatus	ReportMissionStatusManual	0	0
Subtask	ReportMissionStatusManual	CommunicateC2	0	0
Subtask	ReportMissionStatusManual	CommunicateGroundTroops	0	0
Inheritance	ManageTacticalSituation	RequestTacticalInformation	0	0
Inheritance	EvaluateSensorData	RequestTargetCandidatesInformation	0	0
Inheritance	CommunicateAssistantSystem	RespondAssistanceDialog	0	0
Inheritance	Mission	SearchLandingPoints	0	0
Subtask	SearchLandingPoints	GuideUAVSearchLandingPoints	0	0
Inheritance	SetLights	SetAntiCollisionLights	0	0
Inheritance	SetAntiCollisionLights	SetAntiCollisionLightsOff	0	0
Inheritance	SetAntiCollisionLights	SetAntiCollisionLightsOn	0	0
Inheritance	ManageAutopilot	SetAutopilot	0	0
Inheritance	ManageElectronicWarfareSystem	SetElectronicWarfareSystem	0	0
Inheritance	SetElectronicWarfareSystem	SetElectronicWarfareSystemOff	0	0
Inheritance	SetElectronicWarfareSystem	SetElectronicWarfareSystemOn	0	0
Inheritance	ManageEngine	SetEngine	0	0
Inheritance	ManageGimbal	SetGimbal	0	0
Inheritance	SetGimbal	SetGimbalFPV	0	0
Inheritance	ManageIFF	SetIFF	0	0
Inheritance	SetIFF	SetIFFOff	0	0
Inheritance	SetIFF	SetIFFOn	0	0

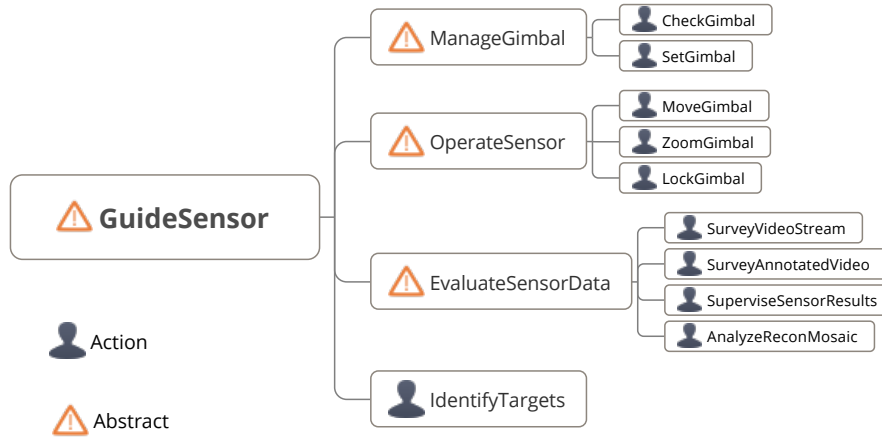
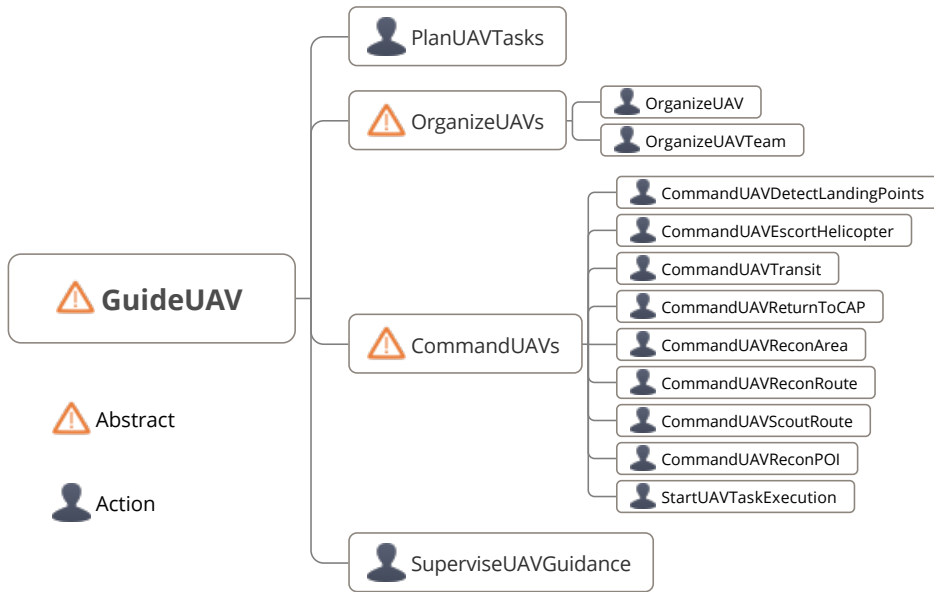
Inheritance	ManageLandingGear	SetLandingGear	0	0
Inheritance	SetLandingGear	SetLandingGearDown	0	0
Inheritance	SetLandingGear	SetLandingGearUp	0	0
Inheritance	SetLights	SetLandingLights	0	0
Inheritance	SetLandingLights	SetLandingLightsOff	0	0
Inheritance	SetLandingLights	SetLandingLightsOn	0	0
Inheritance	ManageLights	SetLights	0	0
Inheritance	ManageLoadingRamp	SetLoadingRamp	0	0
Inheritance	SetLoadingRamp	SetLoadingRampClosed	0	0
Inheritance	SetLoadingRamp	SetLoadingRampOpen	0	0
Inheritance	ManageMap	SetMap	0	0
Inheritance	ManagePFD	SetPFD	0	0
Inheritance	ManageParkingBrake	SetParkingBrake	0	0
Inheritance	SetParkingBrake	SetParkingBrakeOff	0	0
Inheritance	SetParkingBrake	SetParkingBrakeOn	0	0
Inheritance	ManageAltimeter	SetQNH	0	0
Inheritance	ManageRadio	SetRadio	0	0
Subtask	SetSensorFieldOfView	OperateGimbal	0	0
Subtask	SetSensorFieldOfView	MonitorVideoStream	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationEnterHOA	SetSystemConfigurationEnterHOAAssisted	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationEnterHOAAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationEnterHOA	SetSystemConfigurationEnterHOAAutomatic	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationEnterHOA	SetSystemConfigurationEnterHOAManual	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationEnterHOAManual	SetAntiCollisionLightsOff	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationEnterHOAManual	SetRadio	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationEnterHOAManual	SetTransponder	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationEnterHOAManual	SetFFOn	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLandingAirport	SetSystemConfigurationLandingAirportAssisted	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingAirportAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLandingAirport	SetSystemConfigurationLandingAirportAutomatic	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLandingAirport	SetSystemConfigurationLandingAirportManual	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingAirportManual	SetRadio	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingAirportManual	SetElectronicWarfareSystemOff	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingAirportManual	SetLandingLightsOn	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingAirportManual	SetQNH	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingAirportManual	SetLandingGearDown	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLandingField	SetSystemConfigurationLandingFieldAssisted	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingFieldAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLandingField	SetSystemConfigurationLandingFieldAutomatic	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLandingField	SetSystemConfigurationLandingFieldManual	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingFieldManual	SetElectronicWarfareSystemOff	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLandingFieldManual	SetLandingGearDown	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLeaveHOA	SetSystemConfigurationLeaveHOAAssisted	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLeaveHOAAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLeaveHOA	SetSystemConfigurationLeaveHOAAutomatic	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationLeaveHOA	SetSystemConfigurationLeaveHOAManual	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLeaveHOAManual	SetTransponder	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLeaveHOAManual	SetRadio	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationLeaveHOAManual	SetAntiCollisionLightsOn	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationLeaveHOAManual	SetFFOff	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTakeoffAirport	SetSystemConfigurationTakeoffAirportAssisted	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTakeoffAirport	SetSystemConfigurationTakeoffAirportAutomatic	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTakeoffAirport	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	SetElectronicWarfareSystemOff	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	SetLoadingRampClosed	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	SetLandingLightsOn	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	SetQNH	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	SetRadio	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	SetParkingBrakeOff	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	SetTransponder	1	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	SetAntiCollisionLightsOn	1	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTakeoffField	SetSystemConfigurationTakeoffFieldAssisted	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffFieldAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTakeoffField	SetSystemConfigurationTakeoffFieldAutomatic	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTakeoffField	SetSystemConfigurationTakeoffFieldManual	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffFieldManual	SetElectronicWarfareSystemOff	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffFieldManual	SetLoadingRampClosed	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTakeoffFieldManual	SetParkingBrakeOff	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTransit	SetSystemConfigurationTransitAssisted	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTransitAssisted	InteractAssistantSystem	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTransit	SetSystemConfigurationTransitAutomatic	0	0
Inheritance	SetSystemConfigurationTransit	SetSystemConfigurationTransitManual	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTransitManual	SetElectronicWarfareSystemOn	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTransitManual	SetLandingLightsOff	0	0
Subtask	SetSystemConfigurationTransitManual	SetLandingGearUp	0	0
Inheritance	ManageTransponder	SetTransponder	0	0
Inheritance	CommandUAVs	StartUAVTaskExecution	0	0
Inheritance	GuideUAV	SuperviseUAVGuidance	0	0
Inheritance	Mission	TakeOff	0	0
Subtask	TakeOff	FlyTakeoff	0	0
Inheritance	TakeOff	TakeOffAirport	0	0
Subtask	TakeOffAirport	PerformPreflightProceduresAirport	0	0
Subtask	TakeOffAirport	PerformAfterTakeoffProceduresAirport	0	0
Inheritance	TakeOff	TakeOffField	0	0
Subtask	TakeOffField	PerformPreflightProceduresField	0	0
Subtask	TakeOffField	PerformAfterTakeoffProceduresField	0	0
Inheritance	OperateSensor	TakePhoto	0	0

Inheritance	Mission	Transit	0	0
Inheritance	Transit	TransitFoe	0	0
Subtask	TransitFoe	PilotTransitFoe	0	0
Inheritance	Transit	TransitFriend	0	0
Subtask	TransitFriend	PilotTransitFriend	0	0
Inheritance	ManageFlightControls	TrimAircraft	0	0
Inheritance	Mission	UnloadCargo	0	0
Subtask	UnloadCargo	SetLoadingRampOpen	0	0
Subtask	UnloadCargo	SetLoadingRampClosed	0	0
Inheritance	EvaluateSensorData	ViewStillImage	0	0
Inheritance	OperateSensor	ZoomGimbal	0	0

Vererbungsstruktur







Evidenzen

Aufgabe	Observable	T1/2 [s]	Evidenzmodell [pt pf 0 qt qf 0 r rf 1]
AnalyzeReconMosaic	MFDFootprintAreaViewed	1.00	0.95 0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.05 0.00 1.00
AnalyzeReconMosaic	MFDHelicopterViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
AnalyzeReconMosaic	MFDJeepViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
AnalyzeReconMosaic	MFDPersonViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
AnalyzeReconMosaic	MFDReconHypothesisViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
AnalyzeReconMosaic	MFDRouteViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
AnalyzeReconMosaic	OutsideViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 0.20 0.00 0.00 0.80 1.00 1.00
AnalyzeReconMosaic	StickMoved	1.00	0.00 0.00 0.00 0.50 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDAntiCollisionLightVisualizationViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDAntiCollisionLightsToggleButtonViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportAntiCollisionLightsPressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportAntiCollisionLightsTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportAntiCollisionLightsViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistEnterHOAAntiCollisionLightsPressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistEnterHOAAntiCollisionLightsTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistEnterHOAAntiCollisionLightsViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistLeaveHOAAntiCollisionLightsPressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistLeaveHOAAntiCollisionLightsTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDChecklistLeaveHOAAntiCollisionLightsViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	MFDSystemStatusLabelViewed	1.00	0.10 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.90 1.00 1.00
CheckAntiCollisionLights	OutsideViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 0.20 0.00 0.00 0.80 1.00 1.00
CheckAutopilot	MFDMSFollowRouteButtonViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAutopilot	OutsideViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 0.20 0.00 0.00 0.80 1.00 1.00
CheckAviationParameters	FlightPhaseON_GROUND	0.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAviationParameters	FlightStateON_GROUND	0.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckAviationParameters	MFDPFDAirspeedIndicationViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAviationParameters	MFDPFDAltitudeIndicationViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAviationParameters	MFDPFDAttitudeIndicationViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAviationParameters	MFDPFDDHorizontalSituationIndicatorViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAviationParameters	MFDPFDDVerticalSpeedIndicationViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAviationParameters	MFDPFDDWindIndicationViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckAviationParameters	OutsideViewed	1.00	0.20 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.80 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistAfterTakeoffEWSPressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistAfterTakeoffEWSViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistAfterTakeoffEWSViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeLandingAirportEWSPressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeLandingAirportEWSViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeLandingAirportEWSViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeLandingFieldEWSPressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeLandingFieldEWSViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeLandingFieldEWSViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportEWSPressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportEWSViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportEWSViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeTakeoffFieldEWSPressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeTakeoffFieldEWSViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDChecklistBeforeTakeoffFieldEWSViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDEWSToggleButtonViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDEWSToggleButtonViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDEWSToggleButtonViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	MFDSystemStatusLabelViewed	1.00	0.10 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.90 1.00 1.00
CheckElectronicWarfareSystem	OutsideViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 0.20 0.00 0.00 0.80 1.00 1.00
CheckEngineLimits	MFDFirstLimitIndicatorViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00
CheckEngineLimits	MFDRotorRPMWidgetViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckEngineLimits	OutsideViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 0.20 0.00 0.00 0.80 1.00 1.00
CheckFlightControls	ChecklistOpen	0.00	0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 1.00 0.00 1.00
CheckFlightControls	FlightPhaseAPPROACH	0.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFlightControls	FlightPhaseDEPARTURE	0.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFlightControls	FlightPhaseENROUTE	0.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFlightControls	FlightPhaseLANDING	0.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFlightControls	FlightPhaseON_GROUND	0.00	0.00 0.00 0.00 0.00 0.80 0.00 1.00 0.20 1.00
CheckFlightControls	FlightPhaseTAKEOFF	0.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFlightControls	FlightStateLOWLEVEL	0.00	0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFlightControls	FlightStateON_GROUND	0.00	0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 0.00 1.00 0.00 1.00
CheckFlightControls	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportCyclicandPedalsPressed	1.00	0.49 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.51 1.00 1.00
CheckFlightControls	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportCyclicandPedalsTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFlightControls	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportCyclicandPedalsViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckFlightControls	OutsideViewed	1.00	0.00 0.00 0.00 0.20 0.00 0.00 0.80 1.00 1.00
CheckFlightControls	PedalMoved	1.00	0.99 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.01 1.00 1.00
CheckFlightControls	StickMoved	1.00	0.99 0.00 0.00 0.00 0.80 0.00 0.01 0.20 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeLandingAirportFuelQuantityandBalancePressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeLandingAirportFuelQuantityandBalanceTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeLandingAirportFuelQuantityandBalanceViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeLandingFieldFuelQuantityandBalancePressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeLandingFieldFuelQuantityandBalanceTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeLandingFieldFuelQuantityandBalanceViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportFuelQuantityandBalancePressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportFuelQuantityandBalanceTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeTakeoffAirportFuelQuantityandBalanceViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeTakeoffFieldFuelQuantityandBalancePressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeTakeoffFieldFuelQuantityandBalanceTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistBeforeTakeoffFieldFuelQuantityandBalanceViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistEnterHOAFuelQuantityandBalancePressed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistEnterHOAFuelQuantityandBalanceTouched	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistEnterHOAFuelQuantityandBalanceViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckFuel	MFDChecklistEnterHOAFuelQuantityandBalanceViewed	1.00	0.50 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.50 1.00 1.00
CheckFuel	MFDFuelWidgetViewed	1.00	1.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 0.00 1.00 1.00

CommandUAVReconRoute	MFDContextMenuGeneralUAVGimbalScanTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVReconRoute	MFDContextMenuGeneralUAVGimbalScanViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVReconRoute	MFDContextMenuGeneralUAVMonitorRoutePressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVReconRoute	MFDContextMenuGeneralUAVMonitorRouteTouched	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommandUAVReconRoute	MFDContextMenuGeneralUAVMonitorRouteViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVReconRoute	MFDContextMenuGeneralUAVReconRoutePressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVReconRoute	MFDContextMenuGeneralUAVReconRouteTouched	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommandUAVReconRoute	MFDContextMenuGeneralUAVReconRouteViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVReconRoute	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVReturnToCAP	StickMoved	3.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVReturnToCAP	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVReturnToCAP	StickMoved	3.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVScoutRoute	MFDContextMenuGeneralUAVScoutAreaTouched	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommandUAVScoutRoute	MFDContextMenuGeneralUAVScoutAreaViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVScoutRoute	MFDContextMenuGeneralUAVScoutPOITouched	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommandUAVScoutRoute	MFDContextMenuGeneralUAVScoutPOIViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVScoutRoute	MFDContextMenuGeneralUAVScoutRouteTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVScoutRoute	MFDContextMenuGeneralUAVScoutRouteViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVScoutRoute	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVScoutRoute	StickMoved	3.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVTransit	MFDContextMenuGeneralUAVTransitTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVTransit	MFDContextMenuGeneralUAVTransitViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVTransit	MFDContextMenuRouteFollowTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommandUAVTransit	MFDContextMenuRouteFollowViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVTransit	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
CommandUAVTransit	StickMoved	3.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommunicateATC	RadioFrequencyATC	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00
CommunicateATC	SpeechDetectorTriggered	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommunicateATC	StickButtonRadioPressed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00
CommunicateC2	RadioFrequencyC2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00
CommunicateC2	SpeechDetectorTriggered	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommunicateC2	StickButtonRadioPressed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00
CommunicateGroundTroops	RadioFrequencyGROUND_TROOPS	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00
CommunicateGroundTroops	SpeechDetectorTriggered	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommunicateGroundTroops	StickButtonRadioPressed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00
CommunicateIntern	SpeechDetectorTriggered	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommunicateIntern	StickButtonRadioPressed	4.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
CommunicateOther	RadioFrequencyOTHER	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00
CommunicateOther	SpeechDetectorTriggered	1.00	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.00	1.00
CommunicateOther	StickButtonRadioPressed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00
DrawTacticalElement	MFDContextMenuDrawAreaTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
DrawTacticalElement	MFDContextMenuGeneralClearTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
DrawTacticalElement	MFDContextMenuRouteEditRouteTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
DrawTacticalElement	MFDContextMenuRouteRedrawTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
DrawTacticalElement	MFDMapDialogBoxButtonOkTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyLanding	AutopilotEnabled	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyLanding	CollectiveMoved	10.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	FlightPhaseAPPROACH	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
FlyLanding	FlightPhaseDEPARTURE	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyLanding	FlightPhaseENROUTE	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyLanding	FlightPhaseLOWLEVEL	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyLanding	FlightPhaseON_GROUND	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyLanding	FlightPhaseTAKEOFF	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyLanding	FlightStateCLIMB	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	FlightStateON_GROUND	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	HCVeryCloseToCorridor	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	LandingGearUP	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	MFDPFDAirspeedIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	MFDPFDAItitudeIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	MFDPFDAItitudeIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	MFDPFDDHorizontalSituationIndicatorViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	MFDPFDDVerticalSpeedIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	MFDPFDDWindIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	OutsideViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	PedalMoved	10.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	1.00	1.00	1.00
FlyLanding	StickMoved	10.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.05	0.80	1.00
FlyOverAirspaceBorder	AutopilotEnabled	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	CollectiveMoved	10.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	FlightPhaseON_GROUND	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	FlightPhaseTAKEOFF	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	FlightStateON_GROUND	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	HClinsideHOB	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	HCVeryCloseToCorridor	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	MFDPFDAirspeedIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	MFDPFDAItitudeIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	MFDPFDAItitudeIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	MFDPFDDHorizontalSituationIndicatorViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	MFDPFDDVerticalSpeedIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	MFDPFDDWindIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	OutsideViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	PedalMoved	10.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	1.00	1.00	1.00
FlyOverAirspaceBorder	StickMoved	10.00	0.95	0.00	0.00	0.20	0.00	0.05	0.80	1.00	1.00
FlyTakeoff	AutopilotEnabled	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyTakeoff	CollectiveMoved	10.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	1.00	1.00	1.00
FlyTakeoff	FlightPhaseAPPROACH	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyTakeoff	FlightPhaseENROUTE	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyTakeoff	FlightPhaseLANDING	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
FlyTakeoff	FlightPhaseLOWLEVEL	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00

LocalizeHelicopter	MFDAircraftFieldButtonHCPressed	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDAircraftFieldButtonHCViewed	1.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDCompulsoryReportingPointViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDCorridorViewed	1.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MDFFixedWingAircraftViewed	3.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDHOAViewed	1.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDHOBViewed	1.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDHelicopterViewed	3.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDInfrastructurePressed	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDInfrastructureViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDMapNorthArrowViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDMapScaleViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDPageMAPViewed	1.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDRoutePressed	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDRouteViewed	3.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDTacticalMapViewMapCenterGestureTouched	1.00	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.70	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDTacticalMapViewMapRotationGestureTouched	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	MFDTacticalMapViewMapScaleGestureTouched	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
LocalizeHelicopter	OutsideViewed	1.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.90	1.00	1.00
LockGimbal	MFDContextMenuGeneralUAVGimbalLockPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LockGimbal	MFDContextMenuGeneralUAVGimbalLockTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LockGimbal	MFDContextMenuGeneralUAVGimbalLockViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
LockGimbal	MFDSensorGeolockButtonPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LockGimbal	MFDSensorGeolockButtonTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LockGimbal	MFDSensorGeolockButtonViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
LockGimbal	MFDSensorGeolockGestureTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
LockGimbal	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
LockGimbal	StickMoved	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDGimbalParameterContainerViewed	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDSensorHistoryImageBoxViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDSensorHistoryImageViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDSensorMetaDataHUDViewed	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDSensorView1Viewed	5.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDSensorView2Viewed	5.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDShowSensorView1ButtonPressed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDShowSensorView1ButtonTouched	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDShowSensorView1ButtonViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDShowSensorView2ButtonPressed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDShowSensorView2ButtonTouched	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
MonitorVideoStream	MFDShowSensorView2ButtonViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
MonitorVideoStream	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
MonitorVideoStream	StickMoved	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV1Pressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV1Touched	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV1Viewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV2Pressed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV2Touched	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV2Viewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV3Pressed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV3Touched	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	MFDAircraftFieldButtonUAV3Viewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAV	StickMoved	3.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
OrganizeUAVTeam	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
OrganizeUAVTeam	StickMoved	3.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDAircraftFieldButtonHCPressed	5.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDAircraftFieldButtonHCTouched	5.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDAircraftFieldButtonHCViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDCompulsoryReportingPointPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDCompulsoryReportingPointTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDCompulsoryReportingPointViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralClearPressed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralClearTouched	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralHCDirectToPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralHCDirectToTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralHCDirectToViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralHCFlyToPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralHCFlyToTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralHCFlyToViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralHCLandPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuGeneralHCTakeOffPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuRouteEditRoutePressed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuRouteEditRouteTouched	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuRouteFollowTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuRouteRedrawPressed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuRouteRedrawTouched	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuRouteSelectPressed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDContextMenuRouteSelectTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDCorridorPressed	3.00	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.70	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDCorridorTouched	3.00	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.70	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDCorridorViewed	1.00	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.70	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MDFFixedWingAircraftViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDHelicopterPressed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDHelicopterTouched	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDHelicopterViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDInfrastructureViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDMapFloatingMenuButtonClearPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
PlanHelicopterRoute	MFDMapFloatingMenuButtonClearTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00

SuperviseUAVGuidance	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
SuperviseUAVGuidance	StickMoved	3.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
TakePhoto	MFDSensorPictureButtonPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
TakePhoto	MFDSensorPictureButtonTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
TakePhoto	MFDSensorPictureButtonViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
TakePhoto	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
TakePhoto	StickMoved	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
TrimAircraft	MFDPFDAirspeedIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
TrimAircraft	MFDPFDAltitudeIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
TrimAircraft	MFDPFDAttitudeIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
TrimAircraft	MFDPFDDHorizontalSituationIndicatorViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
TrimAircraft	MFDPFDDVerticalSpeedIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
TrimAircraft	MFDPFDDWindIndicationViewed	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
TrimAircraft	OutsideViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
TrimAircraft	StickButtonFTRPressed	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
TrimAircraft	StickButtonTrimPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDSensorHistoryImageBoxViewed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDSensorHistoryImageButtonNextPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDSensorHistoryImageButtonNextTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDSensorHistoryImageButtonNextViewed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDSensorHistoryImageButtonPreviousPressed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDSensorHistoryImageButtonPreviousTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDSensorHistoryImageButtonPreviousViewed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDSensorHistoryImageViewed	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDShowSensorView1ButtonPressed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDShowSensorView1ButtonTouched	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDShowSensorView1ButtonViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDShowSensorView2ButtonPressed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDShowSensorView2ButtonTouched	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ViewHistoryImage	MFDShowSensorView2ButtonViewed	1.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ViewHistoryImage	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ViewHistoryImage	StickMoved	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
ViewStillImage	MFDSensorStillImageViewed	3.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ViewStillImage	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ViewStillImage	StickMoved	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00
ZoomGimbal	MFDSensorZoomGestureTouched	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
ZoomGimbal	OutsideViewed	1.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.80	1.00	1.00
ZoomGimbal	StickMoved	1.00	0.00	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00	1.00

Mentale Ressourcen

Aufgabe	VS	VV	AS	AV	CS	CV	RM	RV
AnalyzeReconMosaic	0.4	0.0	0.0	0.0	0.3	0.0	0.0	0.0
CheckAntiCollisionLights	0.3	0.2	0.0	0.0	0.2	0.1	0.0	0.0
CheckAutopilot	0.0	0.4	0.0	0.0	0.0	0.5	0.0	0.0
CheckAviationParameters	0.2	0.3	0.0	0.0	0.3	0.3	0.0	0.0
CheckElectronicWarfareSystem	0.3	0.2	0.0	0.0	0.2	0.1	0.0	0.0
CheckEngineLimits	0.4	0.3	0.0	0.0	0.3	0.3	0.0	0.0
CheckFlightControls	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	0.0	0.6	0.0
CheckFuel	0.4	0.3	0.0	0.0	0.2	0.3	0.0	0.0
CheckGimbal	0.1	0.4	0.0	0.0	0.0	0.6	0.0	0.0
CheckIFF	0.2	0.6	0.0	0.0	0.2	0.7	0.0	0.0
CheckLandingGear	0.3	0.1	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0	0.0
CheckLandingLights	0.3	0.1	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0	0.0
CheckLoadingRamp	0.3	0.1	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0	0.0
CheckMap	0.5	0.3	0.0	0.0	0.4	0.3	0.0	0.0
CheckOil	0.4	0.3	0.0	0.0	0.2	0.3	0.0	0.0
CheckPFD	0.1	0.5	0.0	0.0	0.1	0.5	0.0	0.0
CheckParkingBrake	0.3	0.1	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0	0.0
CheckQNH	0.2	0.4	0.0	0.0	0.2	0.6	0.0	0.0
CheckRadio	0.2	0.6	0.0	0.0	0.2	0.7	0.0	0.0
CheckRotorRPM	0.4	0.3	0.0	0.0	0.2	0.3	0.0	0.0
CheckTransponder	0.2	0.6	0.0	0.0	0.2	0.7	0.0	0.0
ChooseMissionGoal	0.1	0.4	0.0	0.0	0.1	0.7	0.3	0.0
ClassifyTargets	0.5	0.2	0.0	0.0	0.5	0.2	0.2	0.0
CommandUAVDetectLandingPoints	0.5	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.5	0.0
CommandUAVEscortHelicopter	0.5	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.5	0.0
CommandUAVReconArea	0.5	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.5	0.0
CommandUAVReconPOI	0.5	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.5	0.0
CommandUAVReconRoute	0.5	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.5	0.0
CommandUAVReturnToCAP	0.5	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.5	0.0
CommandUAVScoutRoute	0.5	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.5	0.0
CommandUAVTransit	0.5	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.5	0.0
CommunicateATC	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	0.6	0.1	0.7
CommunicateC2	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	0.6	0.1	0.7
CommunicateGroundTroops	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	0.6	0.1	0.7
CommunicateIntern	0.0	0.0	0.0	0.3	0.0	0.3	0.0	0.6
CommunicateOther	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	0.6	0.1	0.7
CrossAirspaceBorder	0.6	0.2	0.0	0.0	0.5	0.2	0.6	0.0
DrawTacticalElement	0.6	0.3	0.0	0.0	0.7	0.4	0.8	0.0
EnterHOA	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1
FlyLanding	0.9	0.2	0.0	0.0	0.8	0.1	0.8	0.0
FlyOverAirspaceBorder	0.6	0.2	0.0	0.0	0.5	0.2	0.6	0.0
FlyTakeoff	0.7	0.2	0.0	0.0	0.7	0.1	0.8	0.0
FlyTransitAutopilot	0.4	0.4	0.0	0.0	0.4	0.0	0.2	0.0
FlyTransitFoeManualHigh	0.5	0.1	0.0	0.0	0.5	0.0	0.5	0.0
FlyTransitFoeManualLow	0.8	0.1	0.0	0.0	0.8	0.0	0.8	0.0
FlyTransitFriendManual	0.6	0.1	0.0	0.0	0.4	0.0	0.4	0.0
GuideSensorMapOrganized	0.4	0.0	0.0	0.0	0.3	0.0	0.0	0.0
GuideSensorSearchVideoAssisted	0.7	0.0	0.0	0.0	0.6	0.0	0.0	0.0
GuideSensorTacticalOrganized	0.4	0.1	0.0	0.0	0.4	0.0	0.2	0.0
GuideUAVReconAreaSingle	0.4	0.3	0.0	0.0	0.5	0.3	0.4	0.0
GuideUAVReconAreaTeam	0.5	0.3	0.0	0.0	0.5	0.2	0.4	0.0
GuideUAVReconPOISingle	0.4	0.3	0.0	0.0	0.5	0.3	0.4	0.0
GuideUAVReconPOITeam	0.5	0.3	0.0	0.0	0.5	0.2	0.4	0.0
GuideUAVReconRouteSingle	0.4	0.3	0.0	0.0	0.5	0.3	0.4	0.0
GuideUAVReconRouteTeam	0.5	0.3	0.0	0.0	0.5	0.2	0.4	0.0
GuideUAVScoutRouteSingle	0.4	0.3	0.0	0.0	0.5	0.3	0.4	0.0
GuideUAVScoutRouteTeam	0.5	0.3	0.0	0.0	0.5	0.2	0.4	0.0
GuideUAVSearchLandingPointsSingle	0.4	0.3	0.0	0.0	0.5	0.3	0.4	0.0
GuideUAVSearchLandingPointsTeam	0.5	0.3	0.0	0.0	0.5	0.2	0.4	0.0
HandleHelicopterAlternativeProposal	0.2	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.1	0.0
HandleHelicopterRouteProposal	0.2	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.1	0.0
HandleUAVTaskProposal	0.2	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.1	0.0
IdentifyTargetsHistoryImage	0.4	0.1	0.0	0.0	0.4	0.0	0.2	0.0
IdentifyTargetsStillImage	0.5	0.2	0.0	0.0	0.5	0.3	0.2	0.0
IdentifyTargetsVideo	0.7	0.0	0.0	0.0	0.6	0.0	0.0	0.0
InteractAssistantSystem	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
InterpretAssistanceSymbol	0.3	0.0	0.0	0.0	0.3	0.0	0.0	0.0
Land	0.9	0.2	0.0	0.0	0.8	0.1	0.8	0.0
LandAirport	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1
LeaveHOA	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.1
ListenAssistanceSound	0.0	0.0	0.3	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0
ListenAssistanceSpeech	0.0	0.0	0.0	0.4	0.0	0.4	0.0	0.0
LoadCargo	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
LocalizeHelicopter	0.4	0.2	0.0	0.0	0.4	0.1	0.0	0.0
LockGimbal	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0
MonitorVideoStream	0.7	0.0	0.0	0.0	0.6	0.0	0.0	0.0
OperateGimbal	0.2	0.1	0.0	0.0	0.2	0.1	0.3	0.0
OrganizeUAV	0.4	0.2	0.0	0.0	0.3	0.1	0.4	0.0
OrganizeUAVTeam	0.6	0.2	0.0	0.0	0.5	0.1	0.6	0.0
PerformAfterTakeoffCheckAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
PerformAfterTakeoffCheckManual	0.3	0.1	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0	0.0
PerformAfterTakeoffProceduresAirport	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1
PerformBeforeLandingAirportCheckAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
PerformBeforeLandingAirportCheckManual	0.3	0.2	0.0	0.0	0.2	0.3	0.0	0.0
PerformBeforeLandingFieldCheckAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0

PerformBeforeLandingFieldCheckManual	0.4	0.2	0.0	0.0	0.2	0.2	0.0	0.0
PerformBeforeTakeoffAirportCheckAssisted	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	0.1	0.4	0.0
PerformBeforeTakeoffAirportCheckManual	0.2	0.3	0.0	0.0	0.2	0.3	0.1	0.0
PerformBeforeTakeoffFieldCheckAssisted	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	0.1	0.4	0.0
PerformBeforeTakeoffFieldCheckManual	0.4	0.2	0.0	0.0	0.2	0.2	0.0	0.0
PerformEnterHOACheckAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
PerformEnterHOACheckManual	0.3	0.5	0.0	0.0	0.2	0.5	0.0	0.0
PerformLeaveHOACheckAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
PerformLeaveHOACheckManual	0.2	0.5	0.0	0.0	0.2	0.6	0.0	0.0
PerformPreflightProceduresAirport	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1
PilotTransitFoe	0.6	0.1	0.0	0.0	0.6	0.0	0.6	0.0
PlanHelicopterRoute	0.4	0.4	0.0	0.0	0.4	0.4	0.6	0.0
PlanMissionAutomatic	0.0	0.2	0.0	0.0	0.0	0.2	0.2	0.0
PlanMissionManual	0.4	0.4	0.0	0.0	0.5	0.4	0.6	0.0
PlanMissionMixedInitiative	0.2	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.1	0.0
PlanUAVTasks	0.4	0.4	0.0	0.0	0.4	0.4	0.6	0.0
ReadAssistanceDialog	0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.3	0.0	0.0
ReportMissionStatusAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
ReportMissionStatusManual	0.0	0.0	0.0	0.7	0.0	0.6	0.1	0.7
RequestTacticalInformation	0.4	0.4	0.0	0.0	0.3	0.5	0.3	0.0
RequestTargetCandidatesInformation	0.4	0.5	0.0	0.0	0.3	0.6	0.3	0.0
RespondAssistanceDialog	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.1	0.3	0.0
SetAntiCollisionLightsOff	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetAntiCollisionLightsOn	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetAutopilot	0.1	0.4	0.0	0.0	0.1	0.6	0.5	0.0
SetElectronicWarfareSystemOff	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetElectronicWarfareSystemOn	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetGimbal	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetGimbalFPV	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetIFFOff	0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.3	0.3	0.0
SetIFFOn	0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.3	0.3	0.0
SetLandingGearDown	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetLandingGearUp	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetLandingLightsOff	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetLandingLightsOn	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetLoadingRampClosed	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetLoadingRampOpen	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetMap	0.2	0.3	0.0	0.0	0.2	0.3	0.3	0.0
SetPFD	0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.3	0.3	0.0
SetParkingBrakeOff	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetParkingBrakeOn	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetQNH	0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.3	0.3	0.0
SetRadio	0.1	0.4	0.0	0.0	0.1	0.6	0.5	0.0
SetSensorFieldOfView	0.6	0.0	0.0	0.0	0.5	0.0	0.1	0.0
SetSystemConfigurationEnterHOAAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
SetSystemConfigurationEnterHOAManual	0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.4	0.4	0.0
SetSystemConfigurationLandingAirportAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
SetSystemConfigurationLandingAirportManual	0.1	0.2	0.0	0.0	0.1	0.3	0.4	0.0
SetSystemConfigurationLandingFieldAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
SetSystemConfigurationLandingFieldManual	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetSystemConfigurationLeaveHOAAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
SetSystemConfigurationLeaveHOAManual	0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.4	0.4	0.0
SetSystemConfigurationTakeoffAirportAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
SetSystemConfigurationTakeoffAirportManual	0.1	0.2	0.0	0.0	0.1	0.3	0.3	0.0
SetSystemConfigurationTakeoffFieldAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
SetSystemConfigurationTakeoffFieldManual	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetSystemConfigurationTransitAssisted	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0
SetSystemConfigurationTransitManual	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
SetTransponder	0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.3	0.3	0.0
StartUAVTaskExecution	0.1	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.2	0.0
SuperviseUAVGuidance	0.5	0.2	0.0	0.0	0.7	0.1	0.0	0.0
TakeOff	0.7	0.2	0.0	0.0	0.7	0.1	0.8	0.0
TakeOffAirport	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1
TakePhoto	0.3	0.1	0.0	0.0	0.3	0.1	0.4	0.0
TransitFoe	0.6	0.1	0.0	0.0	0.6	0.0	0.6	0.0
TrimAircraft	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	0.0	0.8	0.0
UnloadCargo	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.3	0.0
ViewHistoryImage	0.4	0.1	0.0	0.0	0.4	0.0	0.2	0.0
ViewStillImage	0.6	0.0	0.0	0.0	0.6	0.0	0.0	0.0
ZoomGimbal	0.3	0.1	0.0	0.0	0.3	0.1	0.4	0.0

Legende zu den Ressourcenkanälen

VS	Visuell räumliche Informationsaufnahme (Visual Spatial)
VV	Visuell verbale Informationsaufnahme (Visual Verbal)
AS	Auditiv räumliche Informationsaufnahme (Auditory Spatial)
AV	Auditiv verbale Informationsaufnahme (Auditory Verbal)
CS	Kognitiv räumliche Informationsverarbeitung (Cognitive Spatial)
CV	Kognitiv verbale Informationsverarbeitung (Cognitive Verbal)
RM	Manuelle Reaktion (Reaction Manual)
RV	Verbale Reaktion (Reaction Verbal)

10.2 Kontextvariablen

Variablen zur Erzeugung des dynamischen Aufgabenkontextes und mögliche Werte.

MFDRPageLeft	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDRPageRight	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDLPageLeft	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDLPageRight	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDOPageLeft	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDOPageRight	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDCDURPageLeft	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDCDURPageRight	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDCDULPageLeft	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
MFDCDULPageRight	{UNKNOWN, AFCS, CHECK, COM, CPDS, MAP, MIDS, NAV, PFD, SYS, SIM, TEST, NON}
FlightState	{UNKNOWN, CLIMB, DESCENT, HOVER, LEVEL, LOWLEVEL, ON_GROUND}
FlightPhase	{UNKNOWN, ON_GROUND, TAKEOFF, DEPARTURE, ENROUTE, APPROACH, LANDING, LOWLEVEL}
RadioFrequency	{UNKNOWN, ATC, C2, GROUND_TROOPS, OTHER}
NavigationFrequency	{UNKNOWN, VOR, ILS, NDB, TACAN, OTHER}
LandingGear	{UNKNOWN, UP, DOWN, MOVING_UP, MOVING_DOWN}
LandingGearChangedUp	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
LandingGearChangedDown	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
LandingLightsEnabled	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
LandingLightsChangedOn	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
LandingLightsChangedOff	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
AntiCollisionLightsEnabled	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
AntiCollisionLightsChangedOn	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
AntiCollisionLightsChangedOff	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
Cargo	{UNKNOWN, ON_BOARD, OFF_BOARD, LOADING, UNLOADING}
ElectronicWarfareSystem	{UNKNOWN, ENABLED, DISABLED, POWERING_UP, POWERING_DOWN}
ElectronicWarfareSystemChangedOn	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
ElectronicWarfareSystemChangedOff	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
LoadingRamp	{UNKNOWN, CLOSED, OPEN, OPENING, CLOSING}
LoadingRampChangedUp	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
LoadingRampChangedDown	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
ChecklistOpen	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
MFDPageAFCSOpen	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
MFDPageCOMOpen	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
MFDPageNAVOpen	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
MFDPagePFDOpen	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
MFDPageSYSOpen	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
MFDPageMAPOpen	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
MFDPageCPDSOpen	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
StickRButtonFTRPressed	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
StickLButtonFTRPressed	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
ParkingBrakeSet	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
ParkingBrakeChangedOn	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
ParkingBrakeChangedOff	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
AutopilotEnabled	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
HCCloseToCorridor	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
HCInsideHOA	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
HCInsideHOB	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
HCEnterHOA	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
HCLeaveHOA	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
HCEnterHOB	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
HCLeaveHOB	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
HCThreatened	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
UAVSensorFootprintInsideReconArea	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}
UAVSensorFootprintCloseToRoute	{UNKNOWN, TRUE, FALSE}

10.3 Kombinationsalgorithmus für Evidenzen

```

vector<_float128> BinaryDST::combineEvidences(
    std::vector<_float128> Q1, std::vector<_float128> Q2) {
    // combine belief triplets Q1 and Q2 to resulting triplet Q

    // prepare input and output vectors
    vector<_float128> Q(3);
    _float128 p1 = Q1[0];
    _float128 q1 = Q1[1];
    _float128 p2 = Q2[0];
    _float128 q2 = Q2[1];

    // error correction to avoid singularities
    _float128 eps = 1e-8;
    if (p1+q1 > 1.0) {
        _float128 n = p1+q1;
        p1 /= n;
        q1 /= n;
    }
    if (p2+q2 > 1.0) {
        _float128 n = p2+q2;
        p2 /= n;
        q2 /= n;
    }
    if (p1 == 1.0) p1 -= eps;
    if (p2 == 1.0) p2 -= eps;
    if (q1 == 1.0) q1 -= eps;
    if (q2 == 1.0) q2 -= eps;
    if (p1+q1 == 1.0) {
        p1 -= eps;
        q1 -= eps;
    }
    if (p2+q2 == 1.0) {
        p2 -= eps;
        q2 -= eps;
    }

    // calculate normalization factor K
    _float128 K = p1*q2 + p1*(1.0-p2-q2) + q1*p2 + q1*(1.0-p2-q2) + (1.0-p1-q1)*p2 + (1.0-p1-q1)*q2;

    // check K (must be smaller or equal 1)
    if (K >= 1.0) {
        Q[0] = 0.0;
        Q[1] = 0.0;
        Q[2] = 1.0;
        return Q;
    }

    // check for highly conflicting evidences (K close to 1)
    if (K >= 0.99) {
        // print warning
    }

    // apply rule of combination
    _float128 r1 = 1.0-p1-q1;
    _float128 r2 = 1.0-p2-q2;
    _float128 Lp = p1*p2 + p1*r2 + r1*p2;
    _float128 Lq = q1*q2 + q1*r2 + r1*q2;
    _float128 Lr = r1*r2;
    _float128 C = 1.0/(1.0-K);
    Q[0] = C*Lp;
    Q[1] = C*Lq;
    Q[2] = C*Lr;

    // renormalization
    _float128 n = Q[0] + Q[1] + Q[2];

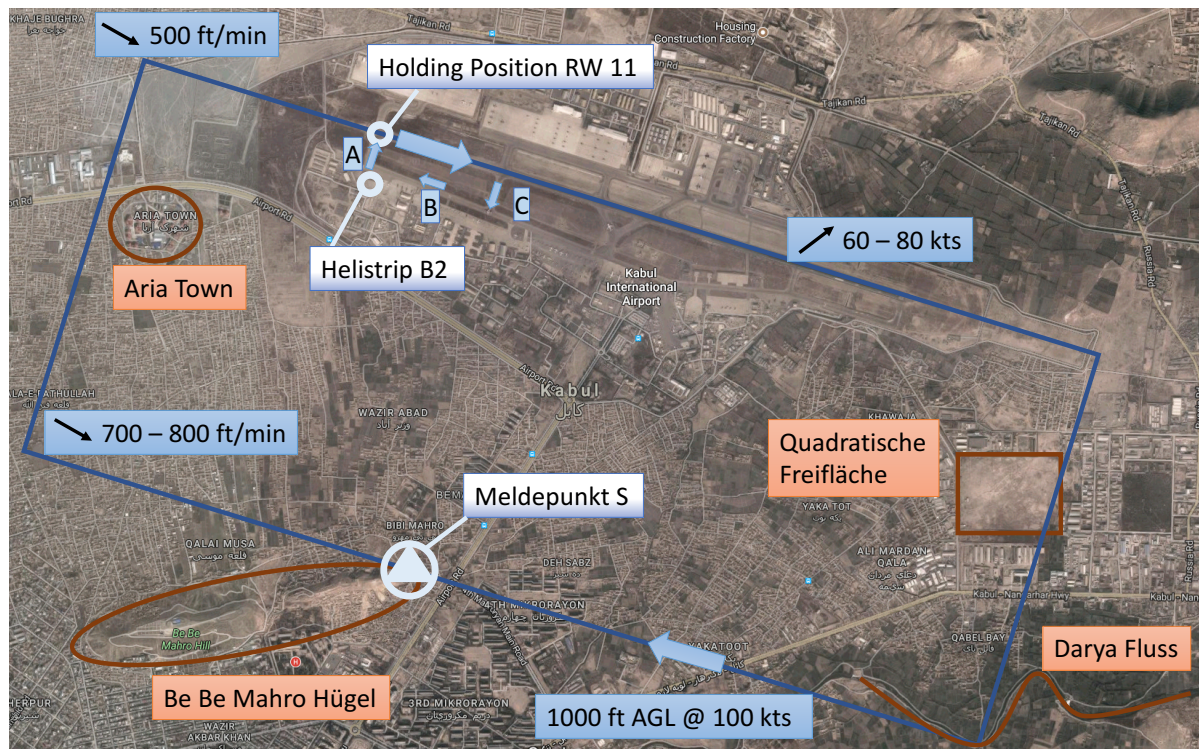
    // check for normalization errors
    if (n <= 0.0) {
        Q[0] = 0.0;
        Q[1] = 0.0;
        Q[2] = 1.0;
        return Q;
    }
    Q[0] /= n;
    Q[1] /= n;
    Q[2] = 1.0 - (Q[0] + Q[1]);

    // cosmetics
    _float128 eps2 = 1e-7;
    if (Q[0] < eps2) Q[0] = 0;
    if (Q[0] > 1.0-eps2) Q[0] = 1;
    if (Q[1] < eps2) Q[1] = 0;
    if (Q[1] > 1.0-eps2) Q[1] = 1;
    Q[2] = 1.0 - (Q[1]+Q[2]);

    return Q;
}

```

10.4 Aufgabenstellung zur Platzrunde



Genereller Hinweis:

Alle Geschwindigkeits- und Höhenangaben sind als ungefähre Richtwerte aufzufassen

- **Ausgangslage**
 - Kennung: **HELICOPTER BOOMER**
 - Position: Kabul International, **Helistrip B2**
 - Triebwerk läuft
- **Flugvorbereitung und Taxi**
 - Vorabflugkontrolle durchführen: **Checkliste** „Before Takeoff Airport“
 - **Air Taxi Information** für „Southern Traffic Pattern“ bei **KABUL TOWER** einholen
 - Air-Taxi über **TWY A** zu **Holding Position RW 11**
 - **Startfreigabe** bei **KABUL TOWER** einholen
- **Start und Querabflug**
 - Nach dem Abheben Steigflug mit ca. **60 – 80 kts**
 - Im Steigflug **Checkliste** „After Takeoff“ durchführen
 - Rechtskurve in Querabflug, Verlauf östlich der quadratischen Freifläche
 - Steigen und Beschleunigen auf Platzrundenhöhe **1000 ft AGL @ 100 kts**
- **Gegenanflug**
 - Eindrehen in Gegenanflug über Darya-Fluss
 - Verlauf Gegenanflug nördlich des Be-Be-Mahro-Hügels
 - **Checkliste** „Before Landing Airport“ durchführen
 - Am **Meldepunkt S** bei **KABUL TOWER** zur Landung melden
- **Queranflug**
 - Verlauf westlich von Aria Town
 - Sinken mit **700 - 800 ft/min**, im Endanflug unter 500 ft AGL **max. 500 ft/min**
- **Landung und Taxi**
 - Air-Taxi über **TWY C** und **B** zu **Helistrip B2**
 - Nach dem Abstellen Parkbremse setzen

10.5 Erläuterungen zur Fehlerabschätzung

Die Fehlerabschätzung einer Größe x geschieht durchgängig unter Zuhilfenahme von Mittelwerten $\langle x \rangle$ und Standardabweichungen Δx einer Stichprobe an Messwerten x_k der Größe N :

$$\begin{aligned}\langle x \rangle &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k \\ \Delta x &= \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_k - \langle x \rangle)^2}\end{aligned}\quad (96)$$

Diese Gesamtstichprobe ist in insgesamt G Teilgruppen g unterteilt (z.B. Mittelwerte für einzelne Messwerte jedes Piloten). Hieraus folgt:

$$\begin{aligned}\langle x \rangle &= \frac{1}{N} \sum_{g=1}^G \sum_{j=1}^{N_g} x_{gj} \\ \Delta x &= \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{g=1}^G \sum_{j=1}^{N_g} (x_{gj} - \langle x \rangle)^2}\end{aligned}\quad (97)$$

Aufgrund der teilautomatisierten Vorabauswertung sind die Einzelwerte x_{gj} nicht mehr direkt zugänglich, sondern lediglich die gemittelten Werte der einzelnen Gruppe $\langle x \rangle_g$, Δx_g und N_g . Der Zusammenhang zu den Einzelgrößen ist durch folgende Formel gegeben:

$$\begin{aligned}\langle x \rangle_g &= \frac{1}{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} x_{gj} \\ \Delta x_g &= \sqrt{\frac{1}{N_g-1} \sum_{j=1}^{N_g} (x_{gj} - \langle x \rangle_g)^2}\end{aligned}\quad (98)$$

Für die Abschätzung des Gesamtfehlers über alle Gruppen müssen deshalb Ausdrücke gefunden werden, welche die Gesamtgrößen durch die Größen der einzelnen Gruppen ausdrückt. Diese Formeln können durch Umformen und ineinander Einsetzen der obigen Definitionen hergeleitet werden und lauten:

$$\begin{aligned}\langle x \rangle &= \frac{1}{N} \sum_{g=1}^G N_g \langle x \rangle_g \\ \Delta x &= \sqrt{\frac{1}{N-1} \left[\sum_{g=1}^G \{ (N_g - 1) \Delta x_g^2 + N_g \langle x \rangle_g^2 \} - N \langle x \rangle^2 \right]} \\ N &= \sum_{g=1}^G N_g\end{aligned}\quad (99)$$

Als Maß für den (linearen) Zusammenhang zweier Größen x und y wird die Korrelation nach Pearson) verwendet:

$$\rho = \frac{1}{(N-1)\Delta x \Delta y} \sum_{k=1}^N (x_k - \langle x \rangle)(y_k - \langle y \rangle)\quad (100)$$

Auch hierfür lässt sich ein Ausdruck finden, welcher nur die gemittelten Größen der einzelnen Gruppen enthält. Dieser beinhaltet jedoch einen Term der Form $\langle xy \rangle_g$, welche in den automatisierten Berechnungsdaten jedoch nicht vorliegen. Die Korrelation wird deshalb über die Mittelwerte der einzelnen Gruppen näherungsweise geschätzt ($x_k \rightarrow \langle x \rangle_g$):

$$\begin{aligned}\rho &\approx \frac{1}{(G-1)\Delta x \Delta y} \sum_{g=1}^G (\langle x \rangle_g - \langle x \rangle)(\langle y \rangle_g - \langle y \rangle) \\ \langle x \rangle &\approx \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G \langle x \rangle_g \\ \Delta x &\approx \sqrt{\frac{1}{G-1} \sum_{g=1}^G (\langle x \rangle_g - \langle x \rangle)^2}\end{aligned}\quad (101)$$

10.6 Kalibrierdaten

Kalibrierung Touchscreen linker Pilot

Messung			Systematische Abweichung			Statistische Abweichung			Modell
Nr	Datum	Pilot	mean dx [mm]	mean dy [mm]	mean dr [mm]	stdev x [mm]	stdev y [mm]	stdev r [mm]	delta dr0 [mm]
1	2017-11-28	1	1.855	2.010	3.586	1.980	1.799	1.293	3.807
2	2017-11-29	1	2.319	1.723	3.917	2.139	2.295	1.652	4.245
3	2017-11-30	1	2.739	1.160	4.195	3.026	2.332	2.380	4.811
4	2017-12-01	1	2.590	2.015	3.878	2.298	1.511	1.790	4.264
Mittelwert Pilot			2.376	1.727	3.894	2.361	1.984	1.779	4.282
Fehler (Standardabw.)			0.388	0.402	0.249	0.462	0.398	0.453	0.411
5	2017-12-12	3	1.789	1.723	3.979	2.903	2.354	2.026	4.456
6	2017-12-13	3	2.142	2.319	4.136	2.235	2.557	2.061	4.612
7	2017-12-14	3	2.038	2.280	4.368	2.380	2.846	1.960	4.779
8	2017-12-15	3	1.916	2.700	3.807	1.516	1.891	1.506	4.089
Mittelwert Pilot			1.971	2.256	4.073	2.258	2.412	1.888	4.484
Fehler (Standardabw.)			0.153	0.403	0.238	0.572	0.402	0.258	0.295
9	2018-01-16	5	1.270	1.739	3.865	2.618	2.746	1.971	4.329
10	2018-01-17	5	1.409	2.065	5.075	3.446	3.988	2.804	5.784
11	2018-01-18	5	2.236	2.474	5.142	3.510	2.872	2.223	5.593
12	2018-01-19	5	1.488	2.660	5.029	3.323	3.416	2.525	5.615
Mittelwert Pilot			1.601	2.234	4.778	3.224	3.255	2.380	5.330
Fehler (Standardabw.)			0.433	0.413	0.610	0.412	0.569	0.362	0.673
13	2018-01-27	6	1.850	2.728	4.724	3.396	2.274	2.240	5.219
14	2018-01-28	6	1.369	2.347	5.143	4.022	3.415	2.895	5.888
15	2018-01-29	6	1.496	1.800	5.698	4.045	4.526	3.049	6.449
16	2018-01-30	6	1.916	2.258	5.936	4.308	4.820	3.846	7.052
Mittelwert Pilot			1.658	2.283	5.375	3.943	3.759	3.008	6.152
Fehler (Standardabw.)			0.266	0.381	0.546	0.387	1.160	0.660	0.783
Mittelwert gesamt			1.901	2.125	4.530	2.947	2.853	2.264	5.062
Fehler (Standardabw.)			0.433	0.430	0.727	0.821	0.955	0.647	0.923

Bildschirmauflösung DPI

92

Ausreißer bei Messungen 10 und 12 entfernt

Samples N

50

Fehler angegeben als einfache Standardabweichung der Einzelmessungen

Kalibrierung Touchscreen rechter Pilot

Messung			Systematische Abweichung			Statistische Abweichung			Modell
Nr	Datum	Pilot	mean dx [mm]	mean dy [mm]	mean dr [mm]	stdev x [mm]	stdev y [mm]	stdev r [mm]	delta dr0 [mm]
1	2017-11-29	2	0.359	1.088	2.791	1.964	2.070	1.238	3.049
2	2017-11-30	2	0.740	1.093	3.582	2.700	2.740	1.866	4.030
3	2017-12-01	2	0.425	0.624	2.977	2.079	2.434	1.337	3.258
Mittelwert Pilot			0.508	0.935	3.117	2.248	2.415	1.481	3.445
Fehler (Standardabw.)			0.204	0.269	0.413	0.396	0.335	0.338	0.517
4	2017-12-12	4	-0.271	2.606	3.577	1.768	2.393	1.674	3.942
5	2017-12-13	4	2.474	2.385	4.351	2.886	3.235	3.394	5.498
6	2017-12-14	4	-0.801	2.678	4.450	2.536	3.492	2.529	5.105
7	2017-12-15	4	0.690	1.938	5.000	3.374	4.033	2.541	5.597
Mittelwert Pilot			0.523	2.402	4.345	2.641	3.288	2.535	5.036
Fehler (Standardabw.)			1.439	0.333	0.586	0.676	0.683	0.703	0.759
8	2018-01-17	1	-0.607	1.325	3.339	2.669	2.340	1.841	3.804
9	2018-01-18	1	0.359	2.038	0.640	2.276	2.639	2.169	4.022
10	2018-01-19	1	-0.088	1.717	3.267	2.587	2.026	1.711	3.679
Mittelwert Pilot			-0.112	1.693	2.415	2.511	2.335	1.907	3.835
Fehler (Standardabw.)			0.484	0.357	1.538	0.208	0.306	0.236	0.173
11	2018-01-27	7	2.253	3.236	6.026	4.141	3.832	3.262	6.837
12	2018-01-28	7	2.349	3.369	7.127	5.185	4.530	3.575	7.957
13	2018-01-29	7	2.534	3.169	7.331	4.898	5.361	3.835	8.256
14	2018-01-30	7	1.469	2.452	5.314	3.345	4.085	2.721	5.957
Mittelwert Pilot			2.151	3.057	6.449	4.392	4.452	3.348	7.252
Fehler (Standardabw.)			0.470	0.412	0.949	0.825	0.671	0.479	1.057
Mittelwert gesamt			0.768	2.022	4.081	2.948	3.123	2.318	4.892
Fehler (Standardabw.)			1.169	0.869	1.800	1.056	1.021	0.852	1.692

Bildschirmauflösung DPI

92

Ausreißer bei Messung 12 entfernt

Samples N

50

Fehler angegeben als einfache Standardabweichung der Einzelmessungen

Kalibrierung Blickbewegungsmessung Kommandant linkes MFD (MFDL)

Messung			Kalibrierpunkt 1 (Pixel 400, 250) [mm]						Kalibrierpunkt 2 (Pixel 1520, 250) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	1	7.084	6.935	5.318	5.048	-0.105	-0.125	6.195	6.093	4.066	4.231	0.082	-0.024
2	2017-11-29	1	3.559	3.526	4.106	4.063	-0.639	-0.634	3.929	3.337	2.328	1.298	0.132	0.174
3	2017-11-30	1	5.583	5.747	3.527	3.329	-0.415	-0.454	4.191	3.510	3.867	3.408	-0.021	0.101
4	2017-12-01	1	4.905	5.035	5.574	5.657	-0.497	-0.466	4.415	4.362	4.118	3.829	-0.290	-0.149
Mittelwert Pilot			5.283	5.311	4.631	4.524	-0.414	-0.420	4.683	4.326	3.595	3.191	-0.024	0.026
Fehler (Standardabw.)			1.466	1.425	0.976	1.033	0.226	0.213	1.028	1.261	0.851	1.306	0.188	0.142
5 2017-12-12			1.734	1.721	1.739	1.691	0.147	0.169	3.247	3.331	1.459	1.325	-0.201	-0.175
6 2017-12-14			2.717	2.716	2.076	2.069	0.068	0.035	2.755	2.761	4.175	4.331	-0.377	-0.551
Mittelwert Pilot			2.226	2.219	1.907	1.880	0.108	0.102	3.001	3.046	2.817	2.828	-0.289	-0.363
Fehler (Standardabw.)			0.695	0.704	0.238	0.268	0.056	0.095	0.348	0.403	1.921	2.125	0.125	0.266
7 2018-01-16			3.698	3.650	5.998	6.125	0.411	0.469	3.349	3.303	2.725	2.506	-0.261	-0.218
8 2018-01-17			3.533	3.471	3.241	3.186	-0.018	0.027	4.620	4.691	2.824	2.662	-0.500	-0.377
9 2018-01-18			2.251	2.133	2.028	1.734	-0.390	-0.392	2.466	2.427	2.417	2.314	-0.518	-0.575
10 2018-01-19			5.350	5.242	4.417	4.300	0.031	0.063	2.848	2.589	2.833	2.645	0.195	0.169
Mittelwert Pilot			3.708	3.624	3.921	3.836	0.008	0.042	3.321	3.253	2.700	2.532	-0.271	-0.250
Fehler (Standardabw.)			1.272	1.273	1.693	1.853	0.328	0.352	0.938	1.032	0.195	0.161	0.332	0.315
11 2018-01-27			7.835	8.151	3.192	6.434	-0.353	-0.364	3.159	2.944	3.826	3.695	-0.217	-0.028
12 2018-01-28			10.875	11.274	4.952	4.693	0.785	0.787	5.225	1.922	4.461	-1.029	0.436	0.269
13 2018-01-29			12.240	13.104	6.665	6.866	-0.218	-0.258	3.653	3.862	4.194	4.325	-0.369	-0.515
2018-01-30			-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			10.317	10.843	4.936	5.997	0.071	0.055	4.012	2.909	4.160	2.330	-0.050	-0.091
Fehler (Standardabw.)			2.255	2.504	1.737	1.150	0.622	0.636	1.079	0.970	0.319	2.926	0.428	0.395
Mittelwert gesamt			5.490	5.593	4.064	4.246	-0.092	-0.088	3.850	3.472	3.330	2.734	-0.147	-0.146
Fehler (Standardabw.)			3.241	3.480	1.594	1.770	0.394	0.405	1.067	1.096	0.942	1.537	0.290	0.290
Winkelauflösung [°]			0.484		0.358				0.339		0.294			

Messung			Kalibrierpunkt 3 (Pixel 400, 830) [mm]						Kalibrierpunkt 4 (Pixel 1520, 830) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	1	9.320	9.420	10.203	10.196	-0.149	-0.222	5.341	4.811	10.073	10.276	-0.415	-0.769
2	2017-11-29	1	9.354	9.093	10.475	10.008	-0.576	-0.610	16.623	17.692	22.037	23.742	0.156	0.199
3	2017-11-30	1	8.136	7.284	11.299	12.092	0.129	0.339	18.904	22.443	16.769	19.704	-0.044	0.245
4	2017-12-01	1	8.760	8.630	7.568	7.409	-0.581	-0.469	6.593	6.882	10.194	11.140	0.495	1.147
Mittelwert Pilot			8.893	8.607	9.886	9.926	-0.294	-0.241	11.865	12.957	14.768	16.216	0.048	0.205
Fehler (Standardabw.)			0.573	0.940	1.614	1.924	0.347	0.418	6.893	8.479	5.768	6.579	0.380	0.783
5 2017-12-12			2.855	2.929	4.754	4.874	-0.461	-0.477	2.151	2.028	4.485	4.509	0.252	0.478
6 2017-12-14			3.785	3.855	2.387	2.353	0.282	0.181	2.116	1.927	2.647	2.463	0.013	-0.405
2017-12-15			-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			3.320	3.392	3.570	3.614	-0.090	-0.148	2.134	1.977	3.566	3.486	0.132	0.037
Fehler (Standardabw.)			0.658	0.655	1.674	1.783	0.526	0.465	0.024	0.071	1.300	1.447	0.168	0.624
7 2018-01-16			4.652	4.643	4.900	4.930	0.026	0.108	4.095	4.117	3.552	3.463	-0.187	0.071
8 2018-01-17			3.811	3.789	4.628	4.501	0.267	0.416	3.675	3.574	6.306	6.488	0.085	0.662
9 2018-01-18			5.017	5.152	9.422	9.596	-0.514	-0.626	5.278	5.446	13.312	14.481	0.456	0.490
10 2018-01-19			7.542	7.572	6.942	6.995	-0.689	-0.755	6.701	6.893	6.611	6.954	0.568	0.650
Mittelwert Pilot			5.256	5.289	6.473	6.506	-0.227	-0.214	4.937	5.008	7.445	7.847	0.231	0.468
Fehler (Standardabw.)			1.606	1.623	2.221	2.331	0.448	0.567	1.358	1.483	4.146	4.686	0.347	0.276
11 2018-01-27			8.124	8.976	13.953	21.689	-0.480	-0.527	4.368	4.666	5.818	6.217	0.379	1.109
12 2018-01-28			6.748	5.477	13.755	13.061	0.342	0.197	20.569	20.337	32.110	31.551	0.675	0.328
13 2018-01-29			12.460	14.031	6.725	6.720	-0.295	-0.464	5.763	5.147	7.077	6.690	-0.193	-0.721
2018-01-30			-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			9.111	9.495	11.478	13.823	-0.144	-0.265	10.233	10.050	15.002	14.819	0.287	0.239
Fehler (Standardabw.)			2.981	4.300	4.117	7.513	0.431	0.401	8.978	8.912	14.830	14.492	0.441	0.918
Mittelwert gesamt			6.967	6.989	8.232	8.802	-0.208	-0.224	7.860	8.151	10.845	11.360	0.172	0.268
Fehler (Standardabw.)			2.797	3.092	3.625	4.993	0.375	0.413	6.391	7.072	8.458	8.763	0.333	0.607
Winkelauflösung [°]			0.614		0.726				0.693		0.956			

Messung			Fehlermodell (Pixel)											
Nr	Datum	Pilot	P0	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
1	2017-11-28	1	2.02E+01	2.53E-03	2.39E-02	-2.10E-05	1.18E+01	-3.89E-03	3.01E-02	5.00E-06	-2.20E-01	3.41E-04	2.34E-04	-1.00E-06
2	2017-11-29	1	9.22E+00	-1.29E-02	1.52E-02	4.90E-05	1.82E+01	-3.19E-02	3.23E-04	9.20E-05	-9.34E-01	7.22E-04	4.20E-05	0.00E+00
3	2017-11-30	1	3.10E+01	-3.15E-02	-2.92E-02	9.70E-05	2.47E+00	-1.02E-02	3.79E-02	4.20E-05	-1.09E+00	7.46E-04	1.77E-03	-1.00E-06
4	2017-12-01	1	1.29E+01	-6.75E-04	2.49E-02	-6.00E-06	2.32E+01	-1.37E-02	-1.46E-03	3.10E-05	-3.78E-01	-2.17E-04	-8.06E-04	2.00E-06
Mittelwert Pilot			1.83E+01	-1.06E-02	8.68E-03	2.98E-05	1.39E+01	-1.49E-02	1.67E-02	4.25E-05	-6.57E-01	3.98E-04	3.10E-04	0.00E+00
Fehler (Standardabw.)			9.61E+00	1.54E-02	2.56E-02	5.40E-05	8.95E+00	1.20E-02	2.02E-02	3.65E-05	4.23E-01	4.50E-04	1.07E-03	1.41E-06
5	2017-12-12	3	8.65E-01	8.71E-03	1.31E-02	-1.40E-05	1.63E+00	-1.18E-03	1.99E-02	0.00E+00	7.70E-01	-8.07E-04	-1.91E-03	2.00E-06
	2017-12-13	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	2017-12-14	3	6.90E+00	2.89E-03	1.15E-02	-1.10E-05	2.92E+00	1.03E-02	6.58E-03	-1.20E-05	1.81E-01	-5.23E-04	2.52E-04	0.00E+00
	2017-12-15	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			3.88E+00	5.80E-03	1.23E-02	-1.25E-05	2.27E+00	4.57E-03	1.32E-02	-6.00E-06	4.76E-01	-6.65E-04	-8.31E-04	1.00E-06
Fehler (Standardabw.)			4.27E+00	4.11E-03	1.15E-03	2.12E-06	9.18E+01	8.13E-03	9.41E-03	8.49E-06	4.17E-01	2.01E-04	1.53E-03	1.41E-06
7	2018-01-16	5	1.20E+01	-8.71E-04	6.60E-03	-1.00E-06	2.99E+01	-1.47E-02	-1.23E-02	1.20E-05	9.70E-01	-8.63E-04	-1.02E-03	1.00E-06
8	2018-01-17	5	9.70E+00	5.94E-03	5.19E-03	-8.00E-06	1.16E+01	-5.19E-03	2.61E-03	1.40E-05	1.04E-01	-6.11E-04	2.71E-04	1.00E-06
9	2018-01-18	5	2.63E+00	9.50E-04	1.89E-02	0.00E+00	-4.35E+00	-4.12E-03	3.95E-02	2.40E-05	-2.58E-02	-6.63E-04	-1.20E-03	2.00E-06
10	2018-01-19	5	1.99E+01	-1.13E-02	1.02E-02	1.10E-05	1.44E+01	-7.60E-03	1.32E-02	9.00E-06	5.77E-01	-4.05E-04	-2.21E-03	2.00E-06
Mittelwert Pilot			1.11E+01	-1.33E-03	1.02E-02	5.00E-07	1.29E+01	-7.91E-03	1.08E-02	1.48E-05	4.06E-01	-6.36E-04	-1.04E-03	1.50E-06
Fehler (Standardabw.)			7.11E+00	7.26E-03	6.14E-03	7.85E-06	1.40E+01	4.76E-03	2.18E-02	6.50E-06	4.56E-01	1.88E-04	1.02E-03	5.77E-07
11	2018-01-27	6	3.55E+01	-1.81E-02	3.15E-03	5.00E-06	-4.07E+00	8.89E-03	1.24E-01	-7.10E-05	-2.14E-01	-2.00E-04	-1.08E-03	2.00E-06
12	2018-01-28	6	7.55E+01	-6.40E-02	-9.02E-02	1.35E-04	2.48E+01	-5.23E-02	-1.74E-03	1.35E-04	1.33E+00	-7.13E-04	-1.42E-03	1.00E-06
13	2018-01-29	6	5.82E+01	-3.04E-02	4.99E-03	2.00E-06	2.98E+01	-1.17E-02	-6.51E-03	1.40E-05	-7.78E-02	-2.29E-04	-3.55E-04	0.00E+00
	2018-01-30	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			5.64E+01	-3.75E-02	-2.74E-02	4.73E-05	1.68E+01	-1.84E-02	3.85E-02	2.60E-05	3.45E-01	-3.81E-04	-9.51E-04	1.00E-06
Fehler (Standardabw.)			2.01E+01	2.38E-02	5.44E-02	7.59E-05	1.83E+01	3.11E-02	7.38E-02	1.04E-04	8.53E-01	2.88E-04	5.43E-04	1.00E-06
Mittelwert gesamt			2.27E+01	-1.14E-02	1.39E-03	1.83E-05	1.25E+01	-1.06E-02	1.94E-02	2.27E-05	7.58E-02	-2.63E-04	-5.73E-04	8.46E-07
Fehler (Standardabw.)			2.23E+01	2.05E-02	3.06E-02	4.72E-05	1.22E+01	1.65E-02	3.55E-02	4.93E-05	7.02E-01	5.47E-04	1.08E-03	1.14E-06

Modellbeschreibung	
std dev x =	$(P0 + P1*u + P2*v + P3*u*v) * \text{pixelToMM}$
std dev y =	$(P4 + P5*u + P6*v + P7*u*v) * \text{pixelToMM}$
pearson =	$P8 + P9*u + P10*v + P11*u*v$

Rot: Auffälligkeiten und fehlerhafte Messungen bzw. Modelle
 ". " ungültige Messung oder ungültiges Modell

Bildschirmauflösung [px] 1920 x 1200
 Bildschirmauflösung DPI 92
 Entfernung zu Bildschirm [m] 0.650
 1 Pixel in mm 0.276
 Mittlere Winkelauflösung [°] 0.558 gemessen bei einfacher Standardabweichung
 Kopfbewegungskorrekturfaktor 3.000
 Samples pro Target Punkt N 150
 Systematische Fehler wurden wegkalibriert
 Frequenz 60 Hz, Mittelung über 4 Samples (Effektiv 15 Hz)

Modelle durch minimalen und maximalen Wert beschränkt
 Fehler angegeben als einfache Standardabweichung der Einzelmessungen

Mittlere Winkelauflösung über alle Messungen und Bildschirme 0.723 ° gemessen bei einfacher Standardabweichung und effektiver Abtastrate 15 Hz

Kalibrierung Blickbewegungsmessung fliegender Pilot rechtes MFD (MFDR)

Messung			Kalibrierpunkt 1 (Pixel 400, 250) [mm]						Kalibrierpunkt 2 (Pixel 1520, 250) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	2017-11-29	2	3.434	3.423	1.813	1.778	0.442	0.420	5.002	5.079	2.640	2.718	-0.629	-0.898
3	2017-11-30	2	2.452	2.400	2.220	2.150	0.037	-0.022	2.908	3.039	3.340	3.520	0.482	0.437
3	2017-12-01	2	7.572	8.018	6.625	7.150	-0.698	-0.789	3.027	2.673	3.787	3.606	0.536	0.594
Mittelwert Pilot			4.486	4.614	3.553	3.693	-0.073	-0.130	3.646	3.597	3.256	3.281	0.130	0.044
Fehler (Standardabw.)			2.717	2.992	2.668	3.000	0.578	0.612	1.176	1.296	0.578	0.489	0.657	0.820
4	2017-12-12	4	2.524	2.292	4.646	4.561	0.170	0.239	3.302	3.473	4.088	4.094	0.372	0.518
5	2017-12-13	4	3.655	3.731	2.886	2.206	0.387	0.496	4.071	4.090	3.571	3.579	0.163	0.322
6	2017-12-14	4	3.539	3.451	4.692	4.672	0.498	0.646	4.586	4.639	4.129	4.166	0.444	0.624
6	2017-12-15	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			3.239	3.158	4.075	3.813	0.352	0.461	3.986	4.067	3.929	3.947	0.326	0.488
Fehler (Standardabw.)			0.622	0.763	1.030	1.393	0.167	0.206	0.646	0.584	0.311	0.320	0.146	0.153
7	2018-01-16	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
8	2018-01-17	1	4.593	3.831	3.891	3.324	0.382	0.486	2.149	2.245	3.964	4.048	0.035	0.112
8	2018-01-18	1	4.000	2.911	2.574	1.393	0.465	0.591	3.026	3.191	3.531	3.695	-0.048	0.018
9	2018-01-19	1	3.948	2.967	4.406	4.159	-0.242	-0.321	3.369	3.950	4.249	4.418	0.073	0.050
Mittelwert Pilot			4.181	3.237	3.624	2.958	0.202	0.252	2.848	3.129	3.914	4.053	0.020	0.060
Fehler (Standardabw.)			0.358	0.516	0.945	1.419	0.386	0.499	0.630	0.855	0.362	0.361	0.062	0.048
10	2018-01-27	7	53.375	-	76.651	-	0.387	-	47.197	-	70.336	-	0.202	-
11	2018-01-28	7	10.708	11.026	4.520	4.688	-0.166	-0.193	3.151	2.502	2.484	1.697	-0.127	-0.138
12	2018-01-29	7	23.343	4.316	59.861	147.648	0.486	1.988	24.674	15.620	33.559	41.677	-0.175	-0.498
13	2018-01-30	7	41.822	-	50.946	-	0.616	-	11.539	-	86.785	-	-0.088	-
Mittelwert Pilot			32.312	7.671	47.994	76.168	0.331	0.897	21.640	9.061	48.291	21.687	-0.047	-0.318
Fehler (Standardabw.)			18.985	4.745	30.880	101.088	0.344	1.542	19.203	9.275	37.785	28.270	0.170	0.254
Mittelwert gesamt			12.690	4.397	17.364	16.703	0.213	0.322	9.077	4.591	17.420	7.020	0.095	0.104
Fehler (Standardabw.)			16.644	2.690	26.300	43.463	0.380	0.711	12.989	3.764	28.565	11.520	0.324	0.477
Winkelaufösung [°]			1.119	-	1.531	-	-	-	0.800	-	1.536	-	-	-

Messung			Kalibrierpunkt 3 (Pixel 400, 830) [mm]						Kalibrierpunkt 4 (Pixel 1520, 830) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	2017-11-29	2	2.729	2.665	2.575	2.627	0.208	0.045	3.449	3.066	2.867	3.029	0.415	0.026
3	2017-11-30	2	3.452	3.517	3.155	3.237	0.566	0.521	4.249	4.514	4.287	4.607	0.599	0.330
3	2017-12-01	2	5.442	5.358	3.317	3.356	-0.486	-0.527	3.248	3.062	4.240	4.474	-0.210	-0.443
Mittelwert Pilot			3.874	3.847	3.016	3.073	0.096	0.013	3.648	3.548	3.798	4.037	0.268	-0.029
Fehler (Standardabw.)			1.405	1.376	0.390	0.391	0.534	0.524	0.529	0.837	0.807	0.875	0.424	0.389
4	2017-12-12	4	4.033	3.907	6.163	6.432	-0.338	-0.280	11.087	12.441	3.731	3.634	0.161	0.648
5	2017-12-13	4	2.860	2.466	7.865	8.169	-0.023	0.051	8.925	9.820	8.791	9.542	0.574	1.176
6	2017-12-14	4	3.612	3.492	5.199	5.238	-0.401	-0.338	6.190	6.474	5.127	5.271	0.319	0.939
6	2017-12-15	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			3.502	3.288	6.409	6.613	-0.254	-0.189	8.734	9.578	5.883	6.149	0.351	0.921
Fehler (Standardabw.)			0.595	0.742	1.350	1.474	0.202	0.210	2.454	2.991	2.614	3.051	0.209	0.264
7	2018-01-16	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
8	2018-01-17	1	13.843	14.026	9.993	10.117	-0.405	-0.346	6.296	6.162	6.585	6.536	0.236	0.579
8	2018-01-18	1	12.781	13.543	10.946	11.923	-0.020	-0.026	7.852	8.442	5.073	5.078	0.346	0.700
9	2018-01-19	1	15.767	16.303	7.203	7.264	0.028	-0.060	9.218	9.395	6.256	6.268	0.501	0.310
Mittelwert Pilot			14.130	14.624	9.381	9.768	-0.132	-0.144	7.789	8.000	5.971	5.961	0.361	0.530
Fehler (Standardabw.)			1.514	1.474	1.945	2.349	0.238	0.176	1.462	1.661	0.796	0.776	0.133	0.200
10	2018-01-27	7	23.737	-	16.070	-	-0.150	-	82.739	-	49.896	-	0.305	-
11	2018-01-28	7	15.155	15.553	4.700	4.500	0.052	0.035	7.120	6.850	7.791	8.323	-0.364	-0.560
12	2018-01-29	7	32.891	34.110	18.931	19.278	-0.150	-0.003	46.267	52.050	21.877	18.045	0.947	1.409
13	2018-01-30	7	56.776	-	18.273	-	0.023	-	57.763	-	15.801	-	-0.255	-
Mittelwert Pilot			32.140	24.832	14.493	11.889	-0.056	0.016	48.472	29.450	23.841	13.184	0.159	0.425
Fehler (Standardabw.)			17.950	13.122	6.642	10.450	0.109	0.026	31.493	31.962	18.303	6.874	0.602	1.393
Mittelwert gesamt			14.852	10.449	8.799	7.467	-0.084	-0.084	19.569	11.116	10.948	6.801	0.275	0.465
Fehler (Standardabw.)			15.602	9.654	5.716	4.899	0.288	0.282	25.597	13.881	12.880	4.200	0.372	0.619
Winkelaufösung [°]			1.309	-	0.776	-	-	-	1.725	-	0.965	-	-	-

Messung		Fehlermodell (Pixel)												
Nr	Datum	Pilot	P0	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
1	2017-11-28	2												
2	2017-11-29	2	1.07E+01	7.11E-03	-1.93E-03	-7.00E-06	3.60E+00	3.79E-03	6.50E-03	-3.00E-06	1.25E+00	-1.68E-03	-1.45E-03	2.00E-06
3	2017-11-30	2	6.32E+00	1.57E-03	6.17E-03	2.00E-06	4.32E+00	4.43E-03	6.79E-03	0.00E+00	-5.20E-01	6.60E-04	1.34E-03	-1.00E-06
3	2017-12-01	2	4.18E+01	-2.15E-02	-2.34E-02	1.70E-05	3.90E+01	-1.80E-02	-3.41E-02	2.60E-05	-1.60E+00	1.74E-03	1.25E-03	-2.00E-06
Mittelwert Pilot			1.96E+01	-4.29E-03	-6.39E-03	4.00E-06	1.56E+01	-3.25E-03	-6.94E-03	7.67E-06	-2.88E-01	2.39E-04	3.81E-04	-3.33E-07
Fehler (Standardabw.)			1.93E+01	1.52E-02	1.53E-02	1.21E-05	2.02E+01	1.27E-02	2.35E-02	1.59E-05	1.44E+00	1.74E-03	1.58E-03	2.08E-06
4	2017-12-12	4	8.36E+00	-6.43E-03	-6.32E-03	4.10E-05	1.29E+01	1.74E-03	1.69E-02	-1.30E-05	4.64E-01	-1.00E-06	-1.30E-03	1.00E-06
5	2017-12-13	4	1.89E+01	-8.59E-03	-2.35E-02	3.90E-05	-3.09E+00	4.44E-03	3.72E-02	0.00E+00	9.50E-01	-6.56E-04	-1.57E-03	2.00E-06
6	2017-12-14	4	1.19E+01	1.34E-03	-3.75E-03	1.00E-05	1.70E+01	-2.39E-03	2.34E-03	3.00E-06	1.28E+00	-5.20E-04	-2.50E-03	2.00E-06
6	2017-12-15	4												
Mittelwert Pilot			1.31E+01	-4.56E-03	-1.12E-02	3.00E-05	8.93E+00	1.27E-03	1.88E-02	-3.33E-06	8.97E-01	-3.92E-04	-1.79E-03	1.67E-06
Fehler (Standardabw.)			5.38E+00	5.22E-03	1.07E-02	1.73E-05	1.06E+01	3.44E-03	1.75E-02	8.50E-06	4.10E-01	3.46E-04	6.29E-04	5.77E-07
7	2018-01-16	1												
7	2018-01-17	1	-3.49E+00	3.62E-03	7.77E-02	-3.50E-05	-1.90E+00	8.34E-03	5.20E-02	-2.40E-05	1.18E+00	-8.34E-04	-2.23E-03	2.00E-06
8	2018-01-18	1	-9.42E+00	8.41E-03	7.84E-02	-3.00E-05	-1.95E+01	2.02E-02	8.62E-02	-5.10E-05	1.26E+00	-1.01E-03	-1.86E-03	2.00E-06
9	2018-01-19	1	-1.57E+01	1.42E-02	1.01E-01	-4.40E-05	9.18E+00	2.59E-03	2.22E-02	-7.00E-06	-5.65E-01	3.31E-04	4.49E-04	0.00E+00
Mittelwert Pilot			-9.55E+00	8.74E-03	8.56E-02	-3.63E-05	-4.07E+00	1.04E-02	5.35E-02	-2.73E-05	6.25E-01	-5.05E-04	-1.22E-03	1.33E-06
Fehler (Standardabw.)			6.13E+00	5.29E-03	1.32E-02	7.09E-06	1.44E+01	8.98E-03	3.20E-02	2.22E-05	1.03E+00	7.29E-04	1.45E-03	1.15E-06
10	2018-01-27	7	8.48E+02	-6.35E-01	-1.65E+00	1.59E-03	1.03E+03	-5.26E-01	-1.87E+00	1.28E-03	2.57E+00	-1.86E-03	-5.35E-03	4.00E-06
11	2018-01-28	7	4.38E+01	-2.73E-02	2.87E-02	-1.00E-06	2.49E+01	-1.92E-02	-1.64E-02	3.80E-05	-4.11E-01	2.99E-04	7.93E-04	-1.00E-06
12	2018-01-29	7	-4.18E+01	2.73E-02	1.71E-01	3.70E-05	9.31E+02	-4.89E-01	-1.04E+00	5.84E-04	4.33E+00	-3.72E-03	-5.83E-03	6.00E-06
13	2018-01-30	7	1.30E+02	-9.09E-01	1.95E-01	1.07E-03	2.71E+02	1.33E+00	-4.26E-01	-1.56E-03	1.40E+00	-9.50E-05	-1.93E-03	0.00E+00
Mittelwert Pilot			2.45E+02	-3.86E-01	-3.13E-01	6.74E-04	5.63E+02	7.43E-02	-8.37E-01	8.75E-05	1.97E+00	-1.34E-03	-3.08E-03	2.25E-06
Fehler (Standardabw.)			4.08E+02	4.60E-01	8.92E-01	7.87E-04	4.91E+02	8.69E-01	8.05E-01	1.21E-03	1.99E+00	1.84E-03	3.11E-03	3.30E-06
Mittelwert gesamt			8.07E+01	-1.19E-01	-8.05E-02	2.07E-04	1.78E+02	2.48E-02	-2.42E-01	2.16E-05	8.91E-01	-5.65E-04	-1.55E-03	1.31E-06
Fehler (Standardabw.)			2.34E+02	2.96E-01	4.76E-01	5.11E-04	3.63E+02	4.36E-01	5.77E-01	6.06E-04	1.52E+00	1.35E-03	2.24E-03	2.18E-06

Modellbeschreibung	
std dev x =	$(P0 + P1*u + P2*v + P3*u*v) * \text{pixelToMM}$
std dev y =	$(P4 + P5*u + P6*v + P7*u*v) * \text{pixelToMM}$
pearson =	$P8 + P9*u + P10*v + P11*u*v$

Rot: Auffälligkeiten und fehlerhafte Messungen bzw. Modelle

"-" ungültige Messung oder ungültiges Modell

Bildschirmauflösung [px] 1920 x 1200
 Bildschirmauflösung DPI 92
 Entfernung zu Bildschirm [m] 0.650
 1 Pixel in mm 0.276
 Mittlere Winkelauflösung [°] 1.220 gemessen bei einfacher Standardabweichung
 Kopfbewegungskorrekturfaktor 3.000
 Samples pro Target Punkt N 150
 Systematische Fehler wurden wegkalibriert
 Frequenz 60 Hz, Mittelung über 4 Samples (Effektiv 15 Hz)

Modelle durch minimalen und maximalen Wert beschränkt

Fehler angegeben als einfache Standardabweichung der Einzelmessungen

Mittlere Winkelauflösung über alle Messungen und Bildschirme 0.723 ° gemessen bei einfacher Standardabweichung und effektiver Abtastrate 15 Hz

Kalibrierung Blickbewegungsmessung Kommandant Systemanzeige (MFDO)

Messung			Kalibrierpunkt 1 (Pixel 200, 200) [mm]						Kalibrierpunkt 2 (Pixel 824, 200) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	1	9.421	9.528	7.358	7.372	-0.163	-0.024	7.878	8.050	6.190	6.387	-0.015	0.084
2	2017-11-29	1	4.435	5.115	3.494	4.867	0.271	0.298	5.829	5.967	3.601	3.815	0.568	0.529
3	2017-11-30	1	7.237	7.816	5.783	6.376	0.547	0.528	15.247	15.041	8.352	8.229	0.776	0.851
4	2017-12-01	1	5.297	5.947	3.705	4.945	0.302	0.277	8.581	9.375	3.293	3.445	0.088	0.040
Mittelwert Pilot			6.598	7.102	5.085	5.890	0.239	0.270	9.384	9.608	5.359	5.469	0.354	0.376
Fehler (Standardabw.)			2.217	1.973	1.834	1.207	0.295	0.226	4.079	3.884	2.381	2.258	0.379	0.386
5	2017-12-12	3	4.723	4.858	3.808	3.655	0.722	0.759	6.051	6.182	2.441	2.413	0.341	0.432
	2017-12-13	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	2017-12-14	3	4.398	4.331	2.485	2.331	0.328	0.287	6.165	6.166	3.019	2.853	-0.527	-0.630
	2017-12-15	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			4.561	4.594	3.146	2.993	0.525	0.523	6.108	6.174	2.730	2.633	-0.093	-0.099
Fehler (Standardabw.)			0.230	0.372	0.936	0.936	0.279	0.334	0.080	0.011	0.408	0.311	0.614	0.750
7	2018-01-16	5	4.181	4.277	3.468	3.538	0.375	0.404	5.475	5.368	2.947	2.983	0.333	0.418
8	2018-01-17	5	3.976	4.183	3.124	3.397	-0.103	-0.125	5.418	5.419	2.648	2.771	0.165	0.136
9	2018-01-18	5	4.768	5.040	2.976	2.930	0.287	0.305	5.716	5.876	2.000	2.020	0.020	0.055
10	2018-01-19	5	4.879	5.176	3.203	3.437	-0.004	0.034	8.081	8.382	3.231	3.461	-0.533	-0.479
Mittelwert Pilot			4.451	4.669	3.193	3.326	0.139	0.155	6.173	6.261	2.707	2.809	-0.004	0.032
Fehler (Standardabw.)			0.440	0.512	0.206	0.270	0.228	0.243	1.279	1.432	0.528	0.600	0.375	0.375
11	2018-01-27	6	6.868	-	5.080	-	0.025	-	-	-	-	-	-	-
12	2018-01-28	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
13	2018-01-29	6	17.651	5.592	24.426	22.600	0.586	0.449	59.004	70.055	27.608	31.099	0.092	0.036
	2018-01-30	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			12.259	5.592	14.753	22.600	0.306	0.449	59.004	70.055	27.608	31.099	0.092	0.036
Fehler (Standardabw.)			7.625	-	13.679	-	0.396	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert gesamt			6.486	5.624	5.742	5.950	0.264	0.290	12.131	13.262	5.939	6.316	0.119	0.134
Fehler (Standardabw.)			3.864	1.646	6.044	5.725	0.279	0.255	15.801	19.044	7.425	8.425	0.400	0.427
Winkelauflösung [°]			0.437	-	0.387	-	-	-	0.818	-	0.400	-	-	-

Messung			Kalibrierpunkt 3 (Pixel 200, 568) [mm]						Kalibrierpunkt 4 (Pixel 824, 568) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	1	10.908	11.077	8.030	8.206	0.573	0.613	12.765	12.627	10.593	10.363	0.363	0.491
2	2017-11-29	1	8.868	10.537	13.520	17.396	0.472	0.490	5.654	5.725	5.562	6.362	0.464	0.262
3	2017-11-30	1	11.674	11.874	11.471	12.469	0.052	0.056	13.699	13.659	10.430	10.509	-0.268	-0.081
4	2017-12-01	1	8.356	8.826	11.280	12.578	0.281	0.248	11.835	12.646	6.307	6.367	0.320	0.241
Mittelwert Pilot			9.951	10.579	11.075	12.662	0.345	0.352	10.988	11.164	8.223	8.400	0.220	0.228
Fehler (Standardabw.)			1.592	1.291	2.269	3.755	0.230	0.249	3.637	3.658	2.661	2.351	0.331	0.235
5	2017-12-12	3	3.557	3.493	5.184	5.214	0.272	0.269	4.400	4.312	2.765	2.851	0.022	0.171
	2017-12-13	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	2017-12-14	3	5.603	5.681	4.276	4.418	0.420	0.406	5.132	5.161	4.851	4.884	0.753	0.637
	2017-12-15	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			4.580	4.587	4.730	4.816	0.346	0.338	4.766	4.736	3.808	3.867	0.387	0.404
Fehler (Standardabw.)			1.447	1.547	0.642	0.563	0.105	0.097	0.517	0.600	1.475	1.438	0.517	0.330
7	2018-01-16	5	4.328	4.914	6.139	6.909	0.654	0.769	13.825	16.437	6.442	7.418	0.332	0.553
8	2018-01-17	5	5.394	5.742	5.640	6.171	-0.343	-0.391	6.672	6.753	5.584	5.938	-0.054	-0.130
9	2018-01-18	5	6.065	6.581	3.628	3.740	0.675	0.657	7.711	8.146	3.393	3.671	-0.183	-0.052
10	2018-01-19	5	6.290	6.712	5.136	5.570	0.423	0.517	8.786	8.964	5.920	6.603	0.189	0.463
Mittelwert Pilot			5.519	5.987	5.136	5.597	0.352	0.388	9.249	10.075	5.335	5.907	0.071	0.209
Fehler (Standardabw.)			0.881	0.834	1.085	1.354	0.477	0.530	3.171	4.338	1.342	1.609	0.233	0.350
11	2018-01-27	6	13.555	-	8.877	-	0.199	-	7.320	-	2.622	-	0.082	-
12	2018-01-28	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
13	2018-01-29	6	19.817	17.441	11.863	14.187	0.522	0.552	16.763	22.063	8.176	10.685	-0.272	-0.327
	2018-01-30	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			16.686	17.441	10.370	14.187	0.361	0.552	12.042	22.063	5.399	10.685	-0.095	-0.327
Fehler (Standardabw.)			4.428	-	2.111	-	0.229	-	6.677	-	3.928	-	0.250	-
Mittelwert gesamt			8.701	8.443	7.920	8.805	0.350	0.381	9.547	10.590	6.054	6.877	0.146	0.203
Fehler (Standardabw.)			4.670	4.032	3.398	4.578	0.287	0.328	4.062	5.473	2.630	2.685	0.316	0.317
Winkelauflösung [°]			0.587	-	0.534	-	-	-	0.644	-	0.408	-	-	-

Messung			Fehlermodell (Pixel)											
Nr	Datum	Pilot	P0	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
1	2017-11-28	1	3.97E+01	-2.05E-02	6.44E-03	5.40E-05	3.19E+01	-1.77E-02	-1.91E-03	5.60E-05	-4.44E-01	3.73E-04	1.93E-03	-1.00E-06
2	2017-11-29	1	3.72E+00	2.58E-02	8.05E-02	-1.01E-04	-1.37E+01	2.87E-02	1.75E-01	-1.78E-04	3.99E-02	7.70E-04	9.22E-04	-2.00E-06
3	2017-11-30	1	9.61E+00	6.68E-02	6.45E-02	-9.70E-05	7.39E+00	2.58E-02	8.14E-02	-6.80E-05	6.01E-01	9.18E-04	-8.84E-04	-2.00E-06
4	2017-12-01	1	1.37E+01	2.11E-02	3.06E-02	7.00E-06	1.87E+00	6.96E-03	1.02E-01	-8.40E-05	4.08E-01	-5.80E-04	-2.77E-04	1.00E-06
Mittelwert Pilot			1.67E+01	2.33E-02	4.55E-02	-3.43E-05	6.86E+00	1.09E-02	8.91E-02	-6.85E-05	1.51E-01	3.70E-04	4.23E-04	-1.00E-06
Fehler (Standardabw.)			1.59E+01	3.57E-02	3.34E-02	7.72E-05	1.89E+01	2.14E-02	7.28E-02	9.61E-05	4.60E-01	6.74E-04	1.25E-03	1.41E-06
5	2017-12-12	3	2.08E+01	1.05E-02	-1.34E-02	-9.00E-06	1.23E+01	-4.15E-03	2.14E-02	-2.00E-05	1.17E+00	-7.25E-04	-1.53E-03	1.00E-06
	2017-12-13	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	2017-12-14	3	1.06E+01	2.04E-02	2.34E-02	-4.20E-05	4.17E+00	3.63E-03	2.34E-02	-1.00E-06	7.16E-01	-2.47E-03	-6.77E-04	5.00E-06
	2017-12-15	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			1.57E+01	1.55E-02	5.02E-03	-2.55E-05	8.25E+00	-2.63E-04	2.24E-02	-1.05E-05	9.43E-01	-1.60E-03	-1.10E-03	3.00E-06
Fehler (Standardabw.)			7.20E+00	7.04E-03	2.60E-02	2.33E-05	5.76E+00	5.50E-03	1.47E-03	1.34E-05	3.21E-01	1.23E-03	6.04E-04	2.83E-06
7	2018-01-16	5	2.21E+01	-3.00E-02	-3.01E-02	1.86E-04	8.48E+00	-7.45E-03	3.37E-02	1.90E-05	1.61E-01	2.23E-04	1.19E-03	-1.00E-06
8	2018-01-17	5	1.19E+01	8.91E-03	1.81E-02	-4.00E-06	8.84E+00	-5.51E-03	2.95E-02	7.00E-06	-6.40E-02	4.18E-04	-7.23E-04	0.00E+00
9	2018-01-18	5	1.66E+01	2.88E-03	1.45E-02	1.30E-05	1.20E+01	-8.97E-03	6.01E-03	1.50E-05	1.14E-01	-1.00E-06	1.36E-03	-2.00E-06
10	2018-01-19	5	1.29E+01	2.44E-02	2.05E-02	-1.70E-05	1.00E+01	-3.45E-03	2.01E-02	1.80E-05	1.63E-02	-1.22E-03	9.13E-04	2.00E-06
Mittelwert Pilot			1.59E+01	1.55E-03	5.77E-03	4.45E-05	9.83E+00	-6.34E-03	2.23E-02	1.48E-05	5.67E-02	-1.46E-04	6.85E-04	-2.50E-07
Fehler (Standardabw.)			4.63E+00	2.29E-02	2.40E-02	9.51E-05	1.58E+00	2.40E-03	1.23E-02	5.44E-06	1.00E-01	7.38E-04	9.56E-04	1.71E-06
11	2018-01-27	6	9.61E+00	-2.28E-02	1.03E-01	-3.00E-05	9.74E+00	-8.89E-03	6.39E-02	-5.00E-05	-2.68E-01	7.83E-04	9.56E-04	-2.00E-06
12	2018-01-28	6	0.00E+00	1.60E-05	1.65E-04	3.75E-03	0.00E+00	4.40E-05	4.61E-04	1.05E-02	0.00E+00	-1.00E-06	-6.00E-06	-1.38E-04
13	2018-01-29	6	-1.31E+02	6.36E-01	3.45E-01	-1.07E-03	9.15E+01	9.86E-02	-5.08E-02	-2.14E-04	9.25E-01	-8.40E-04	-1.60E-04	-1.00E-06
	2018-01-30	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			-4.04E+01	2.05E-01	1.50E-01	8.85E-04	3.38E+01	2.99E-02	4.51E-03	3.40E-03	2.19E-01	-1.93E-05	2.63E-04	-4.70E-05
Fehler (Standardabw.)			7.84E+01	3.74E-01	1.77E-01	2.54E-03	5.03E+01	5.96E-02	5.74E-02	6.13E-03	6.26E-01	8.12E-04	6.05E-04	7.88E-05
Mittelwert gesamt			3.12E+00	5.72E-02	5.11E-02	2.04E-04	1.42E+01	8.28E-03	3.88E-02	7.68E-04	2.60E-01	-1.81E-04	2.32E-04	-1.08E-05
Fehler (Standardabw.)			4.14E+01	1.76E-01	9.58E-02	1.11E-03	2.53E+01	3.02E-02	5.64E-02	2.92E-03	4.75E-01	9.64E-04	1.04E-03	3.83E-05

Modellbeschreibung	
std dev x =	$(P0 + P1*u + P2*v + P3*u*v) * \text{pixelToMM}$
std dev y =	$(P4 + P5*u + P6*v + P7*u*v) * \text{pixelToMM}$
pearson =	$P8 + P9*u + P10*v + P11*u*v$

Rot: Auffälligkeiten und fehlerhafte Messungen bzw. Modelle

„-“ ungültige Messung oder ungültiges Modell

Bildschirmauflösung [px] 1024 x 768
 Bildschirmauflösung DPI 104
 Entfernung zu Bildschirm [m] 0.850
 1 Pixel in mm 0.244
 Mittlere Winkelauflösung [°] 0.527 gemessen bei einfacher Standardabweichung
 Kopfbewegungskorrekturfaktor 3.000
 Samples pro Target Punkt N 150
 Systematische Fehler wurden wegkalibriert
 Frequenz 60 Hz, Mittelung über 4 Samples (Effektiv 15 Hz)

Modelle durch minimalen und maximalen Wert beschränkt

Fehler angegeben als einfache Standardabweichung der Einzelmessungen

Mittlere Winkelauflösung über alle Messungen und Bildschirme 0.723 ° gemessen bei einfacher Standardabweichung und effektiver Abtastrate 15 Hz

Kalibrierung Blickbewegungsmessung fliegender Pilot Systemanzeige (MFDO)

Messung			Kalibrierpunkt 1 (Pixel 200, 200) [mm]					Kalibrierpunkt 2 (Pixel 824, 200) [mm]						
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	2017-11-29	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	2017-11-30	2	9.164	8.337	4.406	3.553	0.038	0.102	4.950	5.074	3.584	3.561	0.542	0.498
3	2017-12-01	2	11.639	12.860	2.901	1.822	-0.413	-0.359	4.425	5.327	2.910	2.001	-0.555	-0.706
Mittelwert Pilot			10.402	10.599	3.654	2.688	-0.188	-0.129	4.687	5.200	3.247	2.781	-0.007	-0.104
Fehler (Standardabw.)			1.750	3.198	1.064	1.224	0.319	0.326	0.371	0.179	0.477	1.103	0.776	0.851
4	2017-12-12	4	12.178	13.386	4.752	5.202	-0.270	-0.215	7.179	7.255	4.382	4.208	-0.276	-0.293
5	2017-12-13	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	2017-12-14	4	10.555	10.992	2.506	1.867	-0.299	-0.266	6.084	5.700	3.275	2.971	-0.062	-0.113
6	2017-12-15	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			11.367	12.189	3.629	3.534	-0.285	-0.241	6.631	6.478	3.828	3.590	-0.169	-0.203
Fehler (Standardabw.)			1.147	1.693	1.588	2.359	0.021	0.036	0.774	1.099	0.783	0.874	0.151	0.127
7	2018-01-16	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
8	2018-01-17	1	11.003	12.614	4.252	3.881	-0.627	-0.738	4.774	5.094	3.531	2.905	0.167	0.232
8	2018-01-18	1	14.006	14.314	8.944	12.078	-0.406	-0.722	6.428	6.401	5.749	5.886	-0.141	-0.178
9	2018-01-19	1	8.261	7.192	5.908	4.540	0.043	0.048	5.261	5.116	4.703	3.938	-0.129	-0.068
Mittelwert Pilot			11.090	11.373	6.368	6.833	-0.330	-0.471	5.488	5.537	4.661	4.243	-0.034	-0.005
Fehler (Standardabw.)			2.874	3.719	2.380	4.554	0.341	0.449	0.850	0.748	1.110	1.514	0.175	0.213
10	2018-01-27	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
11	2018-01-28	7	51.921	64.167	20.888	26.348	0.228	0.379	18.827	12.738	9.495	7.945	0.232	0.446
12	2018-01-29	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
13	2018-01-30	7	21.299	-	13.816	-	0.309	-	53.032	-	59.019	-	-0.969	-
Mittelwert Pilot			36.610	64.167	17.352	26.348	0.269	0.379	35.929	12.738	34.257	7.945	-0.369	0.446
Fehler (Standardabw.)			21.654	-	5.001	-	0.057	-	24.187	-	35.019	-	0.849	-
Mittelwert gesamt			16.670	17.983	7.597	7.411	-0.155	-0.221	12.329	6.588	10.739	4.177	-0.132	-0.023
Fehler (Standardabw.)			13.753	18.826	6.097	8.305	0.321	0.392	15.903	2.602	18.216	1.904	0.445	0.402
Winkelauflösung [°]			1.124	-	0.512	-	-	-	0.831	-	0.724	-	-	-

Messung			Kalibrierpunkt 3 (Pixel 200, 568) [mm]					Kalibrierpunkt 4 (Pixel 824, 568) [mm]						
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	2017-11-29	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	2017-11-30	2	8.923	9.436	7.158	9.405	0.093	0.086	4.788	4.321	3.510	3.020	-0.145	-0.207
3	2017-12-01	2	5.682	7.056	6.148	5.541	-0.751	-0.597	4.626	4.738	7.758	7.570	0.156	-0.025
Mittelwert Pilot			7.302	8.246	6.653	7.473	-0.329	-0.255	4.707	4.530	5.634	5.295	0.006	-0.116
Fehler (Standardabw.)			2.291	1.683	0.714	2.732	0.597	0.483	0.115	0.295	3.004	3.218	0.213	0.128
4	2017-12-12	4	8.768	9.222	3.307	3.430	-0.445	-0.426	8.452	8.531	6.160	6.081	-0.051	-0.044
5	2017-12-13	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	2017-12-14	4	11.025	11.024	4.761	4.309	-0.617	-0.626	10.364	10.107	4.499	4.460	-0.275	-0.473
6	2017-12-15	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			9.896	10.123	4.034	3.869	-0.531	-0.526	9.408	9.319	5.330	5.271	-0.163	-0.259
Fehler (Standardabw.)			1.596	1.274	1.028	0.621	0.122	0.141	1.352	1.115	1.175	1.146	0.158	0.303
7	2018-01-16	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
8	2018-01-17	1	9.544	10.112	5.333	5.074	-0.657	-0.645	5.029	5.341	6.459	6.396	-0.189	-0.134
8	2018-01-18	1	13.311	13.640	4.505	6.098	0.010	-0.180	9.167	9.148	7.104	6.916	-0.405	-0.555
9	2018-01-19	1	10.930	10.294	8.502	7.968	0.097	0.073	7.017	7.097	7.885	7.703	-0.295	-0.273
Mittelwert Pilot			11.262	11.349	6.114	6.380	-0.183	-0.251	7.071	7.195	7.149	7.005	-0.296	-0.320
Fehler (Standardabw.)			1.906	1.986	2.110	1.468	0.412	0.364	2.070	1.905	0.714	0.658	0.108	0.214
10	2018-01-27	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
11	2018-01-28	7	17.678	21.778	5.267	6.965	-0.310	-0.216	19.034	18.300	7.083	7.239	-0.707	-0.609
12	2018-01-29	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
13	2018-01-30	7	38.255	-	16.107	-	-0.253	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			27.966	21.778	10.687	6.965	-0.282	-0.216	19.034	18.300	7.083	7.239	-0.707	-0.609
Fehler (Standardabw.)			14.550	-	7.665	-	0.040	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert gesamt			13.790	11.570	6.788	6.099	-0.315	-0.316	8.559	8.448	6.307	6.173	-0.239	-0.290
Fehler (Standardabw.)			9.762	4.519	3.811	1.959	0.328	0.302	4.749	4.513	1.557	1.644	0.255	0.229
Winkelauflösung [°]			0.930	-	0.458	-	-	-	0.577	-	0.425	-	-	-

Messung		Fehlermodell (Pixel)												
Nr	Datum	Pilot	P0	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
1	2017-11-28	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	2017-11-29	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
3	2017-11-30	2	3.47E+01	-1.48E-02	1.88E-02	-3.30E-05	-3.05E+00	2.29E-02	8.79E-02	-1.14E-04	-1.37E-01	1.24E-03	5.57E-04	-3.00E-06
3	2017-12-01	2	7.92E+01	-6.80E-02	-8.32E-02	9.30E-05	2.73E-01	-5.43E-03	3.48E-02	3.30E-05	4.14E-02	-1.36E-03	-1.45E-03	4.00E-06
Mittelwert Pilot			5.69E+01	-4.14E-02	-3.22E-02	3.00E-05	-1.39E+00	8.71E-03	6.13E-02	-4.05E-05	-4.76E-02	-6.05E-05	-4.45E-04	5.00E-07
Fehler (Standardabw.)			3.15E+01	3.76E-02	7.21E-02	8.91E-05	2.35E+00	2.00E-02	3.76E-02	1.04E-04	1.26E-01	1.83E-03	1.42E-03	4.95E-06
4	2017-12-12	4	7.60E+01	-5.96E-02	-6.57E-02	9.70E-05	2.91E+01	-1.95E-02	-3.27E-02	6.50E-05	4.08E-03	-5.24E-04	-9.73E-04	2.00E-06
5	2017-12-13	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	2017-12-14	4	5.50E+01	-5.03E-02	-1.52E-02	7.80E-05	7.81E-02	1.06E-02	3.06E-02	-1.70E-05	-1.19E-01	2.45E-04	-9.78E-04	0.00E+00
6	2017-12-15	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			6.55E+01	-5.50E-02	-4.05E-02	8.75E-05	1.46E+01	-4.44E-03	-1.07E-03	2.40E-05	-5.77E-02	-1.40E-04	-9.76E-04	1.00E-06
Fehler (Standardabw.)			1.49E+01	6.59E-03	3.57E-02	1.34E-05	2.06E+01	2.13E-02	4.48E-02	5.80E-05	8.73E-02	5.44E-04	3.54E-06	1.41E-06
7	2018-01-16	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
7	2018-01-17	1	6.90E+01	-5.91E-02	-3.76E-02	4.90E-05	1.62E+01	-1.46E-02	5.07E-03	4.10E-05	-1.18E+00	1.96E-03	6.53E-04	-2.00E-06
8	2018-01-18	1	7.29E+01	-6.41E-02	-1.97E-02	6.10E-05	7.59E+01	-6.56E-02	-9.15E-02	1.25E-04	-1.35E+00	1.67E-03	2.27E-03	-4.00E-06
9	2018-01-19	1	2.45E+01	-9.62E-03	3.85E-02	-2.00E-05	1.20E+01	-5.15E-03	3.69E-02	6.00E-06	3.16E-02	1.40E-05	2.68E-04	-1.00E-06
Mittelwert Pilot			5.55E+01	-4.43E-02	-6.27E-03	3.00E-05	3.47E+01	-2.85E-02	-1.65E-02	5.73E-05	-8.33E-01	1.21E-03	1.06E-03	-2.33E-06
Fehler (Standardabw.)			2.69E+01	3.01E-02	3.98E-02	4.37E-05	3.57E+01	3.25E-02	6.69E-02	6.12E-05	7.54E-01	1.05E-03	1.06E-03	1.53E-06
10	2018-01-27	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
11	2018-01-28	7	4.59E+02	-5.08E-01	-6.43E-01	8.55E-04	1.88E+02	-1.87E-01	-2.82E-01	3.33E-04	6.02E-01	5.06E-04	-1.22E-03	-2.00E-06
12	2018-01-29	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
13	2018-01-30	7	-1.01E+03	1.90E+00	2.12E+00	-3.39E-03	-1.25E+03	2.32E+00	2.27E+00	-3.76E-03	1.03E+01	-1.72E-02	-1.89E-02	3.00E-05
Mittelwert Pilot			-2.76E+02	6.94E-01	7.37E-01	-1.27E-03	-5.31E+02	1.07E+00	9.93E-01	-1.71E-03	5.46E+00	-8.37E-03	-1.01E-02	1.40E-05
Fehler (Standardabw.)			1.04E+03	1.70E+00	1.95E+00	3.00E-03	1.02E+03	1.77E+00	1.80E+00	2.89E-03	6.87E+00	1.26E-02	1.25E-02	2.26E-05
Mittelwert gesamt			-1.56E+01	1.18E-01	1.45E-01	-2.46E-04	-1.04E+02	2.29E-01	2.29E-01	-3.65E-04	9.12E-01	-1.50E-03	-2.20E-03	2.67E-06
Fehler (Standardabw.)			3.96E+02	6.85E-01	7.68E-01	1.21E-03	4.35E+02	7.88E-01	7.72E-01	1.28E-03	3.58E+00	6.00E-03	6.39E-03	1.05E-05

Modellbeschreibung	
std dev x =	$(P0 + P1*u + P2*v + P3*u*v) * \text{pixelToMM}$
std dev y =	$(P4 + P5*u + P6*v + P7*u*v) * \text{pixelToMM}$
pearson =	$P8 + P9*u + P10*v + P11*u*v$

Rot: Auffälligkeiten und fehlerhafte Messungen bzw. Modelle

"-" ungültige Messung oder ungültiges Modell

Bildschirmauflösung [px] 1024 x 768
 Bildschirmauflösung DPI 104
 Entfernung zu Bildschirm [m] 0.850
 1 Pixel in mm 0.244
 Mittlere Winkelauflösung [°] 0.697 gemessen bei einfacher Standardabweichung
 Kopfbewegungskorrekturfaktor 3.000
 Samples pro Target Punkt N 150
 Systematische Fehler wurden wegkalibriert
 Frequenz 60 Hz, Mittelung über 4 Samples (Effektiv 15 Hz)

Modelle durch minimalen und maximalen Wert beschränkt

Fehler angegeben als einfache Standardabweichung der Einzelmessungen

Mittlere Winkelauflösung über alle Messungen und Bildschirme 0.723 ° gemessen bei einfacher Standardabweichung und effektiver Abtastrate 15 Hz

Kalibrierung Blickbewegungsmessung Kommandant AussensichtM

Messung			Kalibrierpunkt 1 (Pixel 300, 400) [mm]							Kalibrierpunkt 2 (Pixel 1100, 400) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	
1	2017-11-28	1	28.654	30.414	141.860	81.771	-0.379	-0.429	28.177	28.361	19.004	22.870	-0.153	-0.343	
2	2017-11-29	1	74.337	85.891	238.539	141.914	-0.721	-0.918	28.627	29.233	70.369	74.151	-0.391	-0.385	
3	2017-11-30	1	72.071	77.591	196.359	101.451	-0.339	-0.383	32.406	37.280	40.538	51.653	-0.400	-0.371	
4	2017-12-01	1	17.218	16.536	16.842	21.540	-0.467	-0.430	32.467	31.803	37.327	36.920	-0.309	-0.156	
Mittelwert Pilot			48.070	52.608	148.400	86.669	-0.476	-0.540	30.419	31.669	41.809	46.398	-0.313	-0.314	
Fehler (Standardabw.)			29.410	34.281	96.221	50.121	0.171	0.253	2.337	4.016	21.272	21.918	0.115	0.106	
5	2017-12-12	3	7.408	7.757	8.803	4.675	0.042	-0.025	8.374	8.563	14.513	15.483	-0.037	-0.124	
6	2017-12-13	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
6	2017-12-14	3	7.711	7.467	6.806	6.521	-0.663	-0.591	11.600	11.335	13.963	14.404	0.039	-0.002	
6	2017-12-15	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
Mittelwert Pilot			7.560	7.612	7.805	5.598	-0.311	-0.308	9.987	9.949	14.238	14.943	0.001	-0.063	
Fehler (Standardabw.)			0.214	0.205	1.412	1.305	0.499	0.400	2.281	1.961	0.389	0.763	0.054	0.086	
7	2018-01-16	5	30.184	33.384	24.332	14.466	0.542	0.596	22.494	21.852	18.517	19.342	-0.043	-0.171	
8	2018-01-17	5	21.744	21.833	17.213	11.464	0.190	0.240	15.513	16.250	21.434	21.237	-0.182	-0.211	
9	2018-01-18	5	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
10	2018-01-19	5	18.683	19.131	16.908	21.581	-0.295	-0.403	23.159	22.617	35.217	33.813	0.130	0.263	
Mittelwert Pilot			23.537	24.783	19.484	15.837	0.146	0.144	20.389	20.240	25.056	24.797	-0.032	-0.040	
Fehler (Standardabw.)			5.957	7.570	4.201	5.196	0.420	0.507	4.236	3.476	8.920	7.865	0.156	0.263	
11	2018-01-27	6	11.571	11.112	11.531	-3.970	-0.669	-0.673	22.278	24.194	17.284	20.423	-0.480	-0.308	
12	2018-01-28	6	14.004	-	8.975	-	-0.303	-	-	-	-	-	-	-	
13	2018-01-29	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
6	2018-01-30	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
Mittelwert Pilot			12.787	11.112	10.253	-3.970	-0.486	-0.673	22.278	24.194	17.284	20.423	-0.480	-0.308	
Fehler (Standardabw.)			1.720	-	1.807	-	0.259	-	-	-	-	-	-	-	
Mittelwert gesamt			27.599	31.112	62.561	40.141	-0.278	-0.302	22.509	23.149	28.816	31.029	-0.183	-0.181	
Fehler (Standardabw.)			23.741	28.114	86.212	49.839	0.393	0.451	8.399	9.078	17.615	19.023	0.206	0.198	
Winkelaufösung [°]			0.753	-	1.707	-	-	-	0.614	-	0.786	-	-	-	

Messung			Kalibrierpunkt 3 (Pixel 300, 600) [mm]							Kalibrierpunkt 4 (Pixel 1100, 600) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	
1	2017-11-28	1	16.462	18.438	14.189	37.261	-0.381	-0.462	28.871	29.339	17.301	16.168	-0.111	-0.376	
2	2017-11-29	1	16.924	22.352	12.482	34.344	0.228	0.171	23.662	22.589	39.949	35.097	-0.707	-0.736	
3	2017-11-30	1	11.320	16.192	22.896	40.640	0.355	0.376	43.321	43.444	43.692	43.839	-0.723	-0.572	
4	2017-12-01	1	15.408	14.872	8.536	8.278	-0.125	-0.074	28.815	27.852	22.692	21.016	0.081	0.359	
Mittelwert Pilot			15.029	17.963	14.526	30.131	0.019	0.003	31.167	30.806	30.908	29.030	-0.365	-0.331	
Fehler (Standardabw.)			2.552	3.275	6.062	14.794	0.335	0.360	8.463	8.909	12.882	12.725	0.412	0.483	
5	2017-12-12	3	11.148	11.644	9.476	9.082	-0.203	-0.312	9.777	10.163	20.398	21.788	0.212	0.069	
6	2017-12-13	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
6	2017-12-14	3	7.567	7.219	10.878	10.923	0.253	0.385	12.656	12.357	17.816	18.971	-0.270	-0.306	
6	2017-12-15	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
Mittelwert Pilot			9.357	9.431	10.177	10.002	0.025	0.036	11.217	11.260	19.107	20.380	-0.029	-0.118	
Fehler (Standardabw.)			2.532	3.129	0.992	1.302	0.322	0.493	2.036	1.551	1.826	1.992	0.341	0.265	
7	2018-01-16	5	12.545	12.991	10.741	10.599	0.204	0.200	15.609	14.668	21.662	21.336	-0.407	-0.567	
8	2018-01-17	5	21.730	21.776	9.627	9.429	-0.223	-0.172	19.556	20.257	23.116	22.339	-0.416	-0.463	
9	2018-01-18	5	15.775	-	13.403	-	0.521	-	22.966	-	24.322	-	0.018	-	
10	2018-01-19	5	15.225	15.510	7.272	7.688	0.386	0.383	17.513	16.456	20.904	18.187	0.035	0.249	
Mittelwert Pilot			16.319	16.759	10.261	9.239	0.222	0.137	18.911	17.127	22.501	20.620	-0.192	-0.260	
Fehler (Standardabw.)			3.874	4.523	2.546	1.465	0.324	0.282	3.147	2.854	1.522	2.166	0.253	0.444	
11	2018-01-27	6	13.872	13.846	5.697	4.773	-0.487	-0.483	29.249	35.056	27.887	36.266	0.057	0.522	
12	2018-01-28	6	6.046	-	5.542	-	-0.078	-	-	-	-	-	-	-	
13	2018-01-29	6	6.945	-	6.270	-	0.312	-	-	-	-	-	-	-	
6	2018-01-30	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
Mittelwert Pilot			8.954	13.846	5.836	4.773	-0.084	-0.483	29.249	35.056	27.887	36.266	0.057	0.522	
Fehler (Standardabw.)			4.282	-	0.384	-	0.399	-	-	-	-	-	-	-	
Mittelwert gesamt			13.151	15.484	10.539	17.302	0.059	0.001	22.909	23.218	25.431	25.501	-0.203	-0.182	
Fehler (Standardabw.)			4.505	4.574	4.668	14.061	0.323	0.347	9.482	10.670	8.651	9.361	0.324	0.445	
Winkelaufösung [°]			0.359	-	0.288	-	-	-	0.625	-	0.694	-	-	-	

Messung			Fehlermodell (Pixel)											
Nr	Datum	Pilot	P0	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
1	2017-11-28	1	4.09E+01	-2.20E-02	-5.30E-02	5.10E-05	3.43E+02	-2.91E-01	-5.25E-01	4.58E-04	-3.95E-01	1.07E-04	-1.65E-04	0.00E+00
2	2017-11-29	1	1.74E+02	-1.34E-01	-2.67E-01	2.24E-04	6.43E+02	-4.97E-01	-1.04E+00	8.30E-04	-4.37E+00	4.27E-03	8.14E-03	-9.00E-06
3	2017-11-30	1	1.68E+02	-1.38E-01	-2.73E-01	2.66E-04	4.63E+02	-3.83E-01	-7.31E-01	6.42E-04	-2.62E+00	2.42E-03	5.59E-03	-6.00E-06
4	2017-12-01	1	7.83E+00	1.56E-02	-2.54E-03	-9.00E-06	1.11E+01	2.92E-02	-1.49E-02	-3.20E-05	-1.12E+00	-5.80E-05	1.48E-03	1.00E-06
Mittelwert Pilot			9.77E+01	-6.97E-02	-1.49E-01	1.33E-04	3.65E+02	-2.86E-01	-5.77E-01	4.75E-04	-2.13E+00	1.68E-03	3.76E-03	-3.50E-06
Fehler (Standardabw.)			8.58E+01	7.83E-02	1.42E-01	1.33E-04	2.66E+02	2.26E-01	4.29E-01	3.70E-04	1.76E+00	2.06E-03	3.79E-03	4.80E-06
5	2017-12-12	3	-1.28E+00	4.23E-03	1.49E-02	-9.00E-06	5.98E+00	-3.80E-03	-5.44E-03	2.30E-05	9.45E-01	-1.32E-03	-2.33E-03	3.00E-06
	2017-12-13	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	2017-12-14	3	4.70E+00	1.05E-03	-2.28E-03	5.00E-06	-2.33E+00	5.14E-03	1.22E-02	2.00E-06	-3.72E+00	3.94E-03	7.28E-03	-8.00E-06
	2017-12-15	3	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			1.71E+00	2.64E-03	6.33E-03	-2.00E-06	1.83E+00	6.71E-04	3.37E-03	1.25E-05	-1.39E+00	1.31E-03	2.47E-03	-2.50E-06
Fehler (Standardabw.)			4.23E+00	2.25E-03	1.22E-02	9.90E-06	5.88E+00	6.32E-03	1.25E-02	1.48E-05	3.30E+00	3.72E-03	6.80E-03	7.78E-06
7	2018-01-16	5	5.57E+01	-2.99E-02	-7.98E-02	5.20E-05	4.72E+01	-3.41E-02	-7.18E-02	7.10E-05	1.68E+00	-9.59E-04	-1.98E-03	0.00E+00
8	2018-01-17	5	1.71E+01	-1.08E-02	-4.98E-03	1.60E-05	2.59E+01	-1.26E-02	-3.83E-02	3.80E-05	1.35E+00	-9.64E-04	-2.36E-03	1.00E-06
9	2018-01-18	5	0.00E+00	4.01E-02	1.48E-02	-6.10E-05	0.00E+00	1.54E-01	1.86E-02	-2.63E-04	0.00E+00	-2.39E-03	1.02E-03	3.00E-06
10	2018-01-19	5	1.46E+01	6.75E-03	-8.40E-03	-1.00E-05	1.80E+01	2.09E-02	-2.61E-02	-2.10E-05	-2.83E+00	2.83E-03	5.43E-03	-5.00E-06
Mittelwert Pilot			2.18E+01	1.53E-03	-1.96E-02	-7.50E-07	2.28E+01	3.20E-02	-2.94E-02	-4.38E-05	5.06E-02	-3.71E-04	5.28E-04	-2.50E-07
Fehler (Standardabw.)			2.38E+01	2.97E-02	4.14E-02	4.75E-05	1.96E+01	8.44E-02	3.74E-02	1.51E-04	2.05E+00	2.24E-03	3.60E-03	3.40E-06
11	2018-01-27	6	4.31E+00	-2.50E-03	-9.89E-04	3.20E-05	2.24E+01	-2.68E-02	-4.47E-02	8.60E-05	-7.10E-01	-1.14E-03	-2.50E-04	4.00E-06
12	2018-01-28	6	0.00E+00	6.77E-02	1.08E-02	-1.21E-04	0.00E+00	3.55E-02	5.69E-03	-5.60E-05	0.00E+00	-2.72E-03	-4.36E-04	5.00E-06
13	2018-01-29	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	2018-01-30	6	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			2.15E+00	3.26E-02	4.92E-03	-4.45E-05	1.12E+01	4.36E-03	-1.95E-02	1.50E-05	-3.55E-01	-1.93E-03	-3.43E-04	4.50E-06
Fehler (Standardabw.)			3.04E+00	4.96E-02	8.36E-03	1.08E-04	1.58E+01	4.41E-02	3.56E-02	1.00E-04	5.02E-01	1.12E-03	1.32E-04	7.07E-07
Mittelwert gesamt			4.05E+01	-1.68E-02	-5.43E-02	3.63E-05	1.32E+02	-8.37E-02	-2.05E-01	1.48E-04	-9.84E-01	3.33E-04	1.78E-03	-9.17E-07
Fehler (Standardabw.)			6.34E+01	6.16E-02	1.05E-01	1.09E-04	2.22E+02	1.96E-01	3.55E-01	3.21E-04	1.99E+00	2.42E-03	3.82E-03	4.83E-06

Modellbeschreibung	
std dev x =	$(P0 + P1*u + P2*v + P3*u*v) * \text{pixelToMM}$
std dev y =	$(P4 + P5*u + P6*v + P7*u*v) * \text{pixelToMM}$
pearson =	$P8 + P9*u + P10*v + P11*u*v$

Rot: Auffälligkeiten und fehlerhafte Messungen bzw. Modelle

„-“ ungültige Messung oder ungültiges Modell

Bildschirmauflösung [px] 1400 x 1050
 Bildschirmauflösung DPI 16
 Entfernung zu Bildschirm [m] 2.100
 1 Pixel in mm 1.587
 Mittlere Winkelauflösung [°] 0.728 gemessen bei einfacher Standardabweichung
 Kopfbewegungskorrekturfaktor 3.000
 Samples pro Target Punkt N 150
 Systematische Fehler wurden wegkalibriert
 Frequenz 60 Hz, Mittelung über 4 Samples (Effektiv 15 Hz)

Modelle durch minimalen und maximalen Wert beschränkt

Fehler angegeben als einfache Standardabweichung der Einzelmessungen

Mittlere Winkelauflösung über alle Messungen und Bildschirme 0.723 ° gemessen bei einfacher Standardabweichung und effektiver Abtastrate 15 Hz

Kalibrierung Blickbewegungsmessung fliegender Pilot AussensichtM

Messung			Kalibrierpunkt 1 (Pixel 300, 400) [mm]						Kalibrierpunkt 2 (Pixel 1100, 400) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	2	-	-	-	-	-	-	10.384	-	12.468	-	-0.135	-
2	2017-11-29	2	-	-	-	-	-	-	16.608	17.604	28.377	24.879	-0.295	-0.489
3	2017-12-01	2	20.302	23.075	22.746	42.084	-0.126	-0.438	22.966	24.131	38.472	39.808	-0.443	-0.504
Mittelwert Pilot			16.409	17.262	19.074	33.922	-0.293	-0.505	16.652	20.867	26.439	32.343	-0.291	-0.497
Fehler (Standardabw.)			5.505	8.221	5.193	11.543	0.237	0.094	6.291	4.615	13.110	10.557	0.154	0.010
4	2017-12-12	4	21.588	26.017	23.978	26.344	0.359	0.452	12.160	12.265	17.040	17.806	-0.031	-0.193
5	2017-12-13	4	37.071	44.829	23.063	32.349	-0.489	-0.881	12.777	11.520	19.157	20.970	0.635	0.767
6	2017-12-14	4	19.869	20.391	20.034	22.020	0.168	0.167	18.004	18.619	14.734	14.499	0.372	-0.396
7	2017-12-15	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			26.176	30.412	22.358	26.904	0.013	-0.087	14.314	14.135	16.977	17.758	0.326	0.059
Fehler (Standardabw.)			9.475	12.798	2.065	5.188	0.445	0.702	3.211	3.901	2.212	3.236	0.335	0.621
7	2018-01-16	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
8	2018-01-17	1	47.954	34.739	52.981	70.016	0.182	0.515	74.221	67.200	37.617	39.185	-0.688	-0.353
9	2018-01-18	1	59.424	78.801	64.749	79.173	0.454	0.735	51.390	51.628	70.967	69.168	-0.524	-0.378
10	2018-01-19	1	-	-	-	-	-	-	59.645	-	152.385	-	-0.190	-
Mittelwert Pilot			53.689	56.770	58.865	74.594	0.318	0.625	61.752	59.414	86.990	54.176	-0.467	-0.366
Fehler (Standardabw.)			8.110	31.156	8.322	6.475	0.192	0.155	11.560	11.012	59.038	21.201	0.254	0.018
10	2018-01-27	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
11	2018-01-28	7	42.771	46.243	45.730	52.893	0.486	0.628	48.659	52.299	11.162	19.072	0.387	0.546
12	2018-01-29	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
13	2018-01-30	7	37.146	-	42.087	-	0.248	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			39.958	46.243	43.908	52.893	0.367	0.628	48.659	52.299	11.162	19.072	0.387	0.546
Fehler (Standardabw.)			3.978	-	2.576	-	0.168	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert gesamt			33.182	35.693	34.530	43.830	0.091	0.076	32.681	31.908	40.238	30.673	-0.091	-0.125
Fehler (Standardabw.)			15.549	21.142	17.299	21.580	0.369	0.619	23.430	21.691	43.361	18.233	0.434	0.495
Winkelaufösung [°]			0.905	-	0.942	-	-	-	0.892	-	1.098	-	-	-

Messung			Kalibrierpunkt 3 (Pixel 300, 600) [mm]						Kalibrierpunkt 4 (Pixel 1100, 600) [mm]					
Nr	Datum	Pilot	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p	stdev x	model x	stdev y	model y	pearson	model p
1	2017-11-28	2	-	-	-	-	-	-	14.583	-	12.698	-	-0.182	-
2	2017-11-29	2	19.876	-	17.617	-	-0.379	-	26.562	46.405	9.590	-24.722	-0.197	-0.950
3	2017-12-01	2	13.393	2.053	20.455	15.640	0.665	1.834	9.525	-11.761	8.936	-49.963	0.053	-0.184
Mittelwert Pilot			16.734	13.421	17.434	13.647	0.067	1.107	16.890	17.322	10.408	-37.342	-0.109	-0.567
Fehler (Standardabw.)			3.246	16.078	3.116	2.818	0.538	1.028	8.750	41.129	2.010	17.848	0.140	0.541
4	2017-12-12	4	12.318	1.386	13.398	-0.261	0.100	-0.374	15.186	28.771	7.856	-5.921	-0.127	-0.795
5	2017-12-13	4	26.127	11.801	27.003	30.476	0.049	0.690	17.586	30.155	10.867	-16.926	-0.026	-1.819
6	2017-12-14	4	18.979	17.587	24.915	28.101	0.649	1.259	15.284	8.990	15.782	9.704	0.705	2.878
7	2017-12-15	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			19.142	10.258	21.772	19.438	0.266	0.525	16.018	22.639	11.502	-4.381	0.184	0.088
Fehler (Standardabw.)			6.906	8.210	7.327	17.102	0.332	0.829	1.358	11.840	4.001	13.381	0.454	2.470
7	2018-01-16	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
8	2018-01-17	1	56.855	74.430	40.810	19.228	0.007	-0.128	15.308	-119.43	15.443	-32.852	-0.506	0.100
9	2018-01-18	1	19.938	-23.489	17.145	-34.837	0.239	-0.020	18.639	0.396	13.695	-28.389	-0.470	-0.616
10	2018-01-19	1	35.186	-	17.913	-	0.316	-	21.411	-	17.325	-	0.171	-
Mittelwert Pilot			37.327	25.470	25.289	-7.805	0.187	-0.074	18.453	-59.514	15.488	-30.620	-0.268	-0.258
Fehler (Standardabw.)			18.551	69.239	13.447	38.230	0.161	0.076	3.055	84.727	1.816	3.156	0.381	0.507
10	2018-01-27	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
11	2018-01-28	7	30.693	19.695	31.976	19.134	0.201	-0.023	37.347	19.762	9.269	-12.481	0.175	-0.138
12	2018-01-29	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
13	2018-01-30	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert Pilot			30.693	19.695	31.976	19.134	0.201	-0.023	37.347	19.762	9.269	-12.481	0.175	-0.138
Fehler (Standardabw.)			-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Mittelwert gesamt			25.030	16.031	22.546	11.142	0.176	0.452	19.143	0.412	12.146	-20.194	-0.040	-0.191
Fehler (Standardabw.)			13.337	28.012	8.693	20.892	0.318	0.764	7.837	51.771	3.313	18.134	0.351	1.377
Winkelaufösung [°]			0.683	-	0.615	-	-	-	0.522	-	0.331	-	-	-

Messung			Fehlermodell (Pixel)											
Nr	Datum	Pilot	P0	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11
1	2017-11-28	2												
2	2017-11-29	2	0.00E+00	1.78E-03	2.34E-02	-1.00E-05	0.00E+00	6.88E-03	2.09E-02	-1.80E-05	0.00E+00	-5.80E-05	-7.82E-04	1.00E-06
3	2017-11-30	2	1.11E+00	-1.95E-03	1.16E-02	1.70E-05	-1.92E+00	3.52E-02	2.10E-02	-6.70E-05	-1.96E+00	1.30E-03	3.39E-03	-3.00E-06
3	2017-12-01	2	2.35E+01	8.83E-03	-2.30E-02	-2.00E-05	-4.80E+00	6.19E-02	3.54E-02	-1.19E-04	-3.17E+00	1.52E-03	6.90E-03	-4.00E-06
Mittelwert Pilot			8.20E+00	2.89E-03	4.00E-03	-4.33E-06	-2.24E+00	3.46E-02	2.58E-02	-6.80E-05	-1.71E+00	9.21E-04	3.17E-03	-2.00E-06
Fehler (Standardabw.)			1.32E+01	5.48E-03	2.41E-02	1.91E-05	2.41E+00	2.75E-02	8.36E-03	5.05E-05	1.60E+00	8.54E-04	3.85E-03	2.65E-06
4	2017-12-12	4	4.28E+01	-3.52E-02	-5.80E-02	6.10E-05	3.83E+01	-1.31E-02	-4.48E-02	1.20E-05	1.55E+00	-1.21E-03	-2.13E-03	1.00E-06
5	2017-12-13	4	6.66E+01	-6.02E-02	-7.63E-02	8.50E-05	-4.55E-01	2.31E-02	3.65E-02	-6.00E-05	-4.37E+00	6.06E-03	7.17E-03	-1.00E-05
6	2017-12-14	4	1.35E+01	1.81E-03	-5.84E-04	-8.00E-06	5.59E+00	2.10E-03	1.96E-02	-1.50E-05	9.76E-02	-2.70E-03	7.02E-04	5.00E-06
6	2017-12-15	4												
Mittelwert Pilot			4.10E+01	-3.12E-02	-4.49E-02	4.60E-05	1.45E+01	4.03E-03	3.75E-03	-2.10E-05	-9.08E-01	7.17E-04	1.91E-03	-1.33E-06
Fehler (Standardabw.)			2.66E+01	3.12E-02	3.95E-02	4.83E-05	2.09E+01	1.82E-02	4.29E-02	3.64E-05	3.08E+00	4.69E-03	4.77E-03	7.77E-06
7	2018-01-16	1												
7	2018-01-17	1	-5.67E+01	1.51E-01	1.77E-01	-3.13E-04	7.22E+01	-1.52E-02	-5.82E-02	-1.70E-05	1.82E+00	-2.29E-03	-2.44E-03	3.00E-06
8	2018-01-18	1	1.27E+02	-5.38E-02	-1.77E-01	8.10E-05	1.34E+02	-2.87E-02	-1.89E-01	3.90E-05	2.05E+00	-2.19E-03	-2.23E-03	2.00E-06
9	2018-01-19	1	0.00E+00	8.31E-02	4.34E-02	-1.56E-04	0.00E+00	2.55E-01	1.60E-02	-4.18E-04	0.00E+00	-8.64E-04	6.63E-04	1.00E-06
Mittelwert Pilot			2.34E+01	6.00E-02	1.45E-02	-1.29E-04	6.86E+01	7.05E-02	-7.72E-02	-1.32E-04	1.29E+00	-1.78E-03	-1.34E-03	2.00E-06
Fehler (Standardabw.)			9.41E+01	1.04E-01	1.79E-01	1.98E-04	6.70E+01	1.60E-01	1.04E-01	2.49E-04	1.12E+00	7.95E-04	1.74E-03	1.00E-06
10	2018-01-27	7	0.00E+00	3.04E+00	1.69E+00	-8.26E-03	0.00E+00	2.72E+00	1.37E+00	-7.32E-03	0.00E+00	-3.72E-04	1.07E-03	-1.00E-06
11	2018-01-28	7	4.19E+01	9.17E-03	-3.56E-02	-1.10E-05	7.05E+01	-4.27E-02	-6.19E-02	3.00E-05	1.26E+00	-1.03E-04	-1.49E-03	0.00E+00
12	2018-01-29	7	0.00E+00	2.60E-02	7.30E-01	-1.34E-03	0.00E+00	1.56E-03	4.39E-02	-1.20E-05	0.00E+00	-8.00E-05	-2.27E-03	3.00E-06
13	2018-01-30	7	0.00E+00	1.31E-01	4.07E-02	-2.25E-04	0.00E+00	1.77E-01	2.44E-02	-2.20E-04	0.00E+00	5.90E-03	6.59E-04	-1.10E-05
Mittelwert Pilot			1.05E+01	8.02E-01	6.05E-01	-2.46E-03	1.76E+01	7.14E-01	3.45E-01	-1.88E-03	3.14E-01	1.34E-03	-5.06E-04	-2.25E-06
Fehler (Standardabw.)			2.10E+01	1.49E+00	7.99E-01	3.91E-03	3.53E+01	1.34E+00	6.88E-01	3.63E-03	6.28E-01	3.05E-03	1.62E-03	6.08E-06
Mittelwert gesamt			2.00E+01	2.54E-01	1.80E-01	-7.77E-04	2.41E+01	2.45E-01	9.52E-02	-6.30E-04	-2.11E-01	3.78E-04	7.09E-04	-1.00E-06
Fehler (Standardabw.)			4.37E+01	8.40E-01	5.03E-01	2.28E-03	4.29E+01	7.48E-01	3.90E-01	2.02E-03	1.91E+00	2.79E-03	3.29E-03	4.86E-06

Modellbeschreibung	
stdev x =	$(P0 + P1*u + P2*v + P3*u*v) * \text{pixelToMM}$
stdev y =	$(P4 + P5*u + P6*v + P7*u*v) * \text{pixelToMM}$
pearson =	$P8 + P9*u + P10*v + P11*u*v$

Rot: Auffälligkeiten und fehlerhafte Messungen bzw. Modelle

"-" ungültige Messung oder ungültiges Modell

Bildschirmauflösung [px] 1400 x 1050
 Bildschirmauflösung DPI 16
 Entfernung zu Bildschirm [m] 2.100
 1 Pixel in mm 1.587
 Mittlere Winkelauflösung [°] 0.749 gemessen bei einfacher Standardabweichung
 Kopfbewegungskorrekturfaktor 3.000
 Samples pro Target Punkt N 150
 Systematische Fehler wurden wegkalibriert
 Frequenz 60 Hz, Mittelung über 4 Samples (Effektiv 15 Hz)

Modelle durch minimalen und maximalen Wert beschränkt

Fehler angegeben als einfache Standardabweichung der Einzelmessungen

Mittlere Winkelauflösung über alle Messungen und Bildschirme 0.723 ° gemessen bei einfacher Standardabweichung und effektiver Abtastrate 15 Hz

Kalibrierung Sprecherkennung Kommandant (linker Pilot)

Messung			Messwerte				
Nr	Datum	Pilot	Signal RMS	Rauschen RMS	Schwelle	S/N [dB]	Schwelle [dB]
1	2017-11-28	1	1.954E-03	1.586E-07	9.773E-04	81.812	75.794
2	2017-11-29	1	4.456E-04	1.909E-07	2.229E-04	67.363	61.346
3	2017-11-30	1	5.106E-04	2.624E-07	2.554E-04	65.782	59.765
4	2017-12-01	1	3.298E-04	2.698E-07	1.651E-04	61.744	55.734
Proband gemittelt			8.100E-04	2.204E-07	4.052E-04	71.304	65.288
Standardabweichung			7.663E-04	5.445E-08	3.832E-04		
5	2017-12-12	3	1.745E-04	3.905E-07	8.747E-05	53.003	47.005
6	2017-12-13	3	1.739E-04	1.036E-06	8.747E-05	44.499	38.530
7	2017-12-14	3	1.213E-03	6.844E-07	6.970E-04	64.971	60.158
8	2017-12-15	3	4.401E-04	6.300E-07	2.204E-04	56.884	50.877
Proband gemittelt			5.004E-04	6.852E-07	2.731E-04	57.269	52.009
Standardabweichung			4.913E-04	2.664E-07	2.895E-04		
9	2018-01-16	5	1.170E-04	4.065E-07	5.870E-05	49.183	43.192
10	2018-01-17	5	5.473E-05	5.608E-07	2.765E-05	39.788	33.858
11	2018-01-18	5	7.104E-05	4.613E-07	3.575E-05	43.750	37.786
12	2018-01-19	5	6.839E-05	5.591E-07	3.447E-05	41.750	35.799
Proband gemittelt			7.779E-05	4.969E-07	3.914E-05	43.893	37.927
Standardabweichung			2.710E-05	7.614E-08	1.351E-05		
13	2018-01-27	6	2.860E-05	5.050E-07	1.455E-05	35.061	29.191
14	2018-01-28	6	3.753E-05	5.473E-07	1.904E-05	36.723	30.829
15	2018-01-29	6	7.686E-05	4.007E-07	3.863E-05	45.658	39.682
16	2018-01-30	6	4.217E-05	4.171E-07	2.129E-05	40.095	34.159
Proband gemittelt			4.629E-05	4.675E-07	2.338E-05	39.914	33.980
Standardabweichung			2.114E-05	7.018E-08	1.055E-05		
Detektor Gesamt			3.586E-04	4.675E-07	1.852E-04	57.696	51.956
Gesamtfehler			5.222E-04	2.147E-07	2.717E-04		

Mittelungszeit 500 ms

Pufferlänge 7-8 s

Sample Rate 48 kHz

Kalibrierung Sprecherkenner fliegender Pilot (rechter Pilot)

Messung			Messwerte				
Nr	Datum	Pilot	Signal RMS	Rauschen RMS	Schwelle	S/N [dB]	Schwelle [dB]
1	2017-11-29	2	8.898E-05	8.144E-08	4.453E-05	60.769	54.756
2	2017-11-30	2	6.282E-05	6.300E-08	3.144E-05	59.975	53.963
3	2017-12-01	2	3.900E-05	8.031E-08	1.954E-05	53.726	47.723
Proband gemittelt			6.360E-05	7.492E-08	3.184E-05	58.578	52.567
Standardabweichung			2.500E-05	1.034E-08	1.250E-05		
4	2017-12-12	4	3.955E-05	6.616E-08	1.981E-05	55.531	49.526
5	2017-12-13	4	1.055E-05	1.685E-07	5.357E-06	35.933	30.046
6	2017-12-14	4	1.483E-05	1.004E-07	7.464E-06	43.388	37.425
7	2017-12-15	4	1.317E-05	1.023E-07	6.639E-06	42.194	36.245
Proband gemittelt			1.953E-05	1.093E-07	9.818E-06	45.036	39.064
Standardabweichung			1.347E-05	4.279E-08	6.718E-06		
8	2018-01-17	1	1.093E-04	1.321E-07	5.474E-05	58.354	52.348
9	2018-01-18	1	5.518E-05	1.010E-07	2.764E-05	54.749	48.744
10	2018-01-19	1	2.638E-05	9.916E-08	1.324E-05	48.499	42.511
Proband gemittelt			6.362E-05	1.108E-07	3.187E-05	55.185	49.181
Standardabweichung			4.210E-05	1.851E-08	2.107E-05		
11	2018-01-27	7	9.449E-05	1.110E-07	4.730E-05	58.601	52.591
12	2018-01-28	7	2.759E-05	1.146E-07	1.385E-05	47.631	41.645
13	2018-01-29	7	5.817E-05	1.071E-07	2.914E-05	54.698	48.694
14	2018-01-30	7	2.699E-05	1.230E-07	1.356E-05	46.826	40.847
Proband gemittelt			5.181E-05	1.139E-07	2.596E-05	53.156	47.155
Standardabweichung			3.196E-05	6.781E-09	1.598E-05		
Detektor Gesamt			4.964E-05	1.022E-07	2.487E-05	53.725	47.723
Gesamtfehler			3.182E-05	2.733E-08	1.591E-05		

Mittelungszeit 500 ms

Pufferlänge 7-8 s

Sample Rate 48 kHz

10.7 Ergebnisse der Workload-Abschätzung für die Fallbeispiele

Ergebnisse Workload-Abschätzung Kommandant

Use-Case				Mission		N		WL Avg			
Nr	Datum	Pilot	Situation	Nr	Name	M	A	M	F	A	F
1	2017-11-30	1	Routenplanung	3	Golden Hour	8	46	0.52	0.08	0.34	0.31
2	2017-11-30	1	FF-Klassifikation	3	Golden Hour	5	69	0.70	0.15	0.72	0.28
3	2017-11-30	1	Kommunikation	4	Desert Shield	6	102	0.29	0.18	0.19	0.26
4	2017-12-01	1	Aufklärung	5	Rocket Raid	1	31	0.59	0.00	0.88	0.19
5	2017-12-01	1	FF-Klassifikation	6	Mosahi Convoy	3	83	0.49	0.09	0.85	0.26
Mittelwert Pilot						4.6	66.2	0.50	0.19	0.55	0.39
Summe						23	331				
6	2017-12-14	3	Video-Aufklärung	12	Rocket Raid	6	49	0.37	0.05	0.82	0.26
7	2017-12-15	3	FF-Klassifikation	13	Mosahi Convoy	9	43	0.46	0.08	0.91	0.18
8	2017-12-15	3	UAV-Überwachung	13	Mosahi Convoy	8	28	0.51	0.03	0.13	0.22
Mittelwert Pilot						7.7	40.0	0.50	0.19	0.55	0.39
Summe						23	120				
9	2018-01-18	5	FF-Klassifikation	18	Desert Shield	9	102	0.68	0.11	0.84	0.24
10	2018-01-18	5	UAV-Flugführung	19	Rocket Raid	4	89	0.66	0.16	0.24	0.28
11	2018-01-19	5	Kommunikation	20	Mosahi Convoy	5	33	0.27	0.11	0.23	0.27
Mittelwert Pilot						6.0	74.7	0.50	0.19	0.55	0.39
Summe						18	224				
12	2018-01-29	6	Missionsumplanung	24	Golden Hour	8	62	0.47	0.19	0.26	0.27
13	2018-01-29	6	Kachel-Aufklärung	26	Rocket Raid	5	92	0.62	0.10	0.53	0.36
Mittelwert Pilot						6.5	77.0	0.50	0.19	0.55	0.39
Summe						13	154				
Mittelwert Gesamt						5.9	63.8	0.50	0.17	0.54	0.39
Summe						77	829				
Korrelation (Pearson)										0.31	

N = Anzahl Datenpunkte

M = Manuelle Eingabe durch Proband

A = Automation automatisch erfasst durch Automation

F = Fehler (einfache Standardabweichung, bei Automatischer Erfassung RMS-Wert)

Korrelation berechnet aus Werten der einzelnen Situationen

Workload aus Expertenbefragung Kommandant

Die folgende Tabelle zeigt die Ergebnisse aus der Expertenbefragung. Hierin ist die geschätzte Workload gemittelt über die gleichen Aufgabensituationen angegeben.

Set	Aufgaben	Situationen	Dauer [s]			Workload	
	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	WL	F
Set 23 {CheckAviationParameters, LocalizeHelicopter, RequestTacticalInformation}	3	1	3.4	0.0	3.4	32%	0%
Set 15 {CommunicateC2, ClassifyTargets, SetMap}	3	1	6.5	0.0	6.5	85%	0%
Set 13 {CommunicateC2, MonitorVideoStream, ZoomGimbal}	3	1	4.8	0.0	4.8	58%	0%
Set 25 {CommunicateIntern, MonitorVideoStream, ZoomGimbal}	3	1	15.8	0.0	15.8	59%	0%
Set 58 {CommunicateIntern, SetMap, SuperviseUAVGuidance}	3	1	3.5	0.0	3.5	40%	0%
Set 34 {CommunicateIntern, ViewHistoryImage, ClassifyTargets}	3	1	1.8	0.0	1.8	61%	0%
Set 27 {CommunicateIntern, ViewStillImage, ClassifyTargets}	3	1	19.0	0.0	19.0	57%	0%
Set 4 {ListenAssistanceSound, ViewStillImage, ClassifyTargets}	3	1	5.0	0.0	5.0	52%	0%
Set 14 {CommunicateC2, ClassifyTargets}	2	1	14.5	0.0	14.5	83%	0%
Set 16 {CommunicateC2, SetMap}	2	1	1.9	0.0	1.9	72%	0%
Set 24 {CommunicateIntern, CheckAviationParameters}	2	1	11.8	0.0	11.8	49%	0%
Set 59 {CommunicateIntern, ChooseMissionGoal}	2	1	6.2	0.0	6.2	66%	0%
Set 43 {CommunicateIntern, LocalizeHelicopter}	2	3	2.3	1.9	7.0	48%	8%
Set 26 {CommunicateIntern, MonitorVideoStream}	2	1	10.3	0.0	10.3	51%	0%
Set 1 {CommunicateIntern, PlanHelicopterRoute}	2	2	3.3	2.1	6.6	70%	26%
Set 45 {CommunicateIntern, RequestTargetCandidatesInformation}	2	1	5.6	0.0	5.6	69%	0%
Set 29 {CommunicateIntern, SuperviseUAVGuidance}	2	2	0.8	0.2	1.6	52%	1%
Set 57 {SetMap, SuperviseUAVGuidance}	2	1	1.3	0.0	1.3	33%	0%
Set 11 {ViewHistoryImage, ClassifyTargets}	2	6	8.2	3.6	49.0	59%	17%
Set 5 {ViewStillImage, ClassifyTargets}	2	1	7.3	0.0	7.3	51%	0%
Set 60 {ChooseMissionGoal}	1	1	7.9	0.0	7.9	63%	0%
Set 53 {CommandUAVReconRoute}	1	2	7.7	3.7	15.3	67%	1%
Set 22 {CommunicateIntern}	1	3	5.5	2.8	16.5	33%	18%
Set 52 {DrawTacticalElement}	1	1	23.8	0.0	23.8	85%	0%
Set 2 {ListenAssistanceSound}	1	1	1.8	0.0	1.8	67%	0%
Set 61 {ListenAssistanceSpeech}	1	1	3.2	0.0	3.2	73%	0%
Set 44 {LocalizeHelicopter}	1	3	1.8	0.5	5.5	27%	21%
Set 12 {LockGimbal}	1	2	5.4	2.3	10.8	49%	2%
Set 18 {MonitorVideoStream}	1	3	4.6	2.0	13.9	37%	6%
Set 0 {PlanHelicopterRoute}	1	4	3.6	5.1	14.3	55%	8%
Set 40 {ReadAssistanceDialog}	1	1	1.8	0.0	1.8	54%	0%
Set 6 {RequestTacticalInformation}	1	12	5.3	5.6	63.8	43%	19%
Set 3 {RespondAssistanceDialog}	1	2	1.7	2.0	3.3	51%	0%
Set 37 {SuperviseUAVGuidance}	1	7	3.6	2.6	25.5	38%	12%
Set 9 {ViewHistoryImage}	1	1	1.0	0.0	1.0	49%	0%
Set 7 {}	0	4	6.1	5.0	24.3	52%	11%

F Fehler, Standardabweichung

Ergebnisse Workload-Abschätzung fliegender Pilot

Use-Case				Mission		N		WL Avg			
Nr	Datum	Pilot	Situation	Nr	Name	M	A	M	F	A	F
1	2017-11-29	2	Ausflug HOA	1	Kabul Demo UniBw	16	135	0.49	0.21	0.71	0.22
2	2017-11-30	2	Einflug HOA	4	Desert Shield	7	36	0.53	0.09	0.63	0.23
3	2017-12-01	2	Landung MOB	6	Mosahi Convoy	8	39	0.36	0.18	0.50	0.43
4	2017-12-01	2	Landecheck	7	Platzrunde	11	57	0.34	0.11	0.59	0.15
Mittelwert Pilot						10.5	66.8	0.43	0.18	0.64	0.26
Summe						42	267				
5	2017-12-13	4	Takeoff HOA	8	Kabul Demo UniBw	9	49	0.61	0.08	0.98	0.07
6	2017-12-13	4	Ausflug HOA	9	Special Observation	11	82	0.45	0.06	0.75	0.18
7	2017-12-13	4	Takeoff HOA	10	Golden Hour	9	96	0.57	0.05	0.89	0.14
8	2017-12-14	4	Tiefflug HOA	11	Desert Shield	28	158	0.63	0.02	0.60	0.31
9	2017-12-15	4	Landecheck	14	Platzrunde	15	35	0.30	0.05	0.62	0.13
Mittelwert Pilot						14.4	84.0	0.52	0.14	0.74	0.26
Summe						72	420				
10	2018-01-17	1	Ausflug HOA	15	Kabul Demo UniBw	9	90	0.37	0.07	0.71	0.14
11	2018-01-19	1	Landung HOA	20	Mosahi Convoy	9	161	0.57	0.10	0.91	0.16
12	2018-01-18	1	Landecheck	21	Platzrunde	13	62	0.46	0.01	0.05	0.11
Mittelwert Pilot						10.3	104.3	0.47	0.10	0.68	0.36
Summe						31	313				
13	2018-01-29	7	Einflug HOA	25	Desert Shield	7	75	0.23	0.10	0.63	0.08
14	2018-01-30	7	Ausflug HOA	27	Mosahi Convoy	8	61	0.33	0.12	0.61	0.14
15	2018-01-30	7	Landecheck	28	Platzrunde	9	31	0.24	0.01	0.67	0.12
Mittelwert Pilot						8.0	55.7	0.27	0.09	0.63	0.11
Summe						24	167				
Mittelwert Gesamt						11.3	77.8	0.45	0.16	0.69	0.28
Summe						169	1167				
Korrelation (Pearson)										0.30	

N = Anzahl Datenpunkte

M = Manuelle Eingabe durch Proband

A = Automation automatisch erfasst durch Automation

F = Fehler (einfache Standardabweichung, bei Automatischer Erfassung RMS-Wert)

Korrelation berechnet aus Werten der einzelnen Situationen

Workload aus Expertenbefragung fliegender Pilot

Die folgende Tabelle zeigt die Ergebnisse aus der Expertenbefragung. Hierin ist die geschätzte Workload gemittelt über die gleichen Aufgabensituationen angegeben.

Set Nummer und definierende Aufgaben	Aufgaben		Situationen		Dauer [s]			Workload	
	Zahl	Zahl	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	WL	F
Set 160 {CheckRotorRPM, CheckFuel, CheckOil, FlyTransitFriendManual}	4	4	1	1	2.5	0.0	2.5	24%	0%
Set 6 {ReadAssistanceDialog, ListenAssistanceSpeech, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	4	4	1	1	3.3	0.0	3.3	83%	0%
Set 60 {ReadAssistanceDialog, ListenAssistanceSpeech, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	4	4	1	1	2.5	0.0	2.5	65%	0%
Set 156 {SetLandingGearDown, CheckLandingGear, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	4	4	1	1	2.1	0.0	2.1	23%	0%
Set 146 {CheckAntiCollisionLights, SetAntiCollisionLightsOff, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	1	5.4	0.0	5.4	32%	0%
Set 26 {CheckAntiCollisionLights, SetAntiCollisionLightsOn, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1	1.8	0.0	1.8	50%	0%
Set 158 {CheckElectronicWarfareSystem, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	1	2.0	0.0	2.0	25%	0%
Set 88 {CheckEngineLimits, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	3	3	1	1	6.2	0.0	6.2	64%	0%
Set 155 {CheckQNH, FlyTransitFriendManual, CommunicateATC}	3	3	1	1	0.8	0.0	0.8	24%	0%
Set 9 {CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	2	2	1.4	0.0	2.8	58%	9%
Set 100 {CommunicateIntern, CheckAntiCollisionLights, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1	2.5	0.0	2.5	67%	0%
Set 99 {CommunicateIntern, CheckIFF, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1	2.6	0.0	2.6	65%	0%
Set 23 {CommunicateIntern, CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	2	2	2.2	2.4	4.3	60%	2%
Set 98 {CommunicateIntern, CheckTransponder, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1	1.9	0.0	1.9	65%	0%
Set 31 {CommunicateIntern, FlyLanding, LocalizeHelicopter}	3	3	1	1	5.0	0.0	5.0	64%	0%
Set 56 {CommunicateIntern, RequestTacticalInformation, FlyTakeoff}	3	3	2	2	5.6	1.9	11.1	67%	2%
Set 76 {CommunicateIntern, RequestTacticalInformation, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1	4.3	0.0	4.3	41%	0%
Set 30 {FlyLanding, CheckAviationParameters, LocalizeHelicopter}	3	3	1	1	0.5	0.0	0.5	51%	0%
Set 79 {FlyOverAirspaceBorder, CommunicateC2, LocalizeHelicopter}	3	3	1	1	5.6	0.0	5.6	49%	0%
Set 122 {FlyOverAirspaceBorder, ListenAssistanceSound, LocalizeHelicopter}	3	3	1	1	1.2	0.0	1.2	47%	0%
Set 96 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2, LocalizeHelicopter}	3	3	3	3	4.6	1.7	13.6	63%	2%
Set 95 {FlyTransitFoeManualLow, SetRadio, CommunicateC2}	3	3	1	1	0.9	0.0	0.9	63%	0%
Set 58 {ListenAssistanceSound, CheckAviationParameters, FlyTakeoff}	3	3	1	1	1.6	0.0	1.6	67%	0%
Set 97 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	1	1	1.5	0.0	1.5	62%	0%
Set 125 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	3	3	1	1	0.5	0.0	0.5	61%	0%
Set 18 {ListenAssistanceSpeech, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	1	1	2.2	0.0	2.2	66%	0%
Set 40 {LocalizeHelicopter, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	1	5.7	0.0	5.7	57%	0%
Set 10 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	1	1	8.1	0.0	8.1	64%	0%
Set 5 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	3	3	1	1	6.6	0.0	6.6	68%	0%
Set 59 {RequestTacticalInformation, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	3	3	2	2	1.7	1.4	3.4	57%	3%
Set 157 {SetElectronicWarfareSystemOff, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	1	1.0	0.0	1.0	24%	0%
Set 25 {SetIFFOff, CheckIFF, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1	2.7	0.0	2.7	49%	0%
Set 145 {SetIFFOn, CheckIFF, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	1	2.1	0.0	2.1	24%	0%
Set 159 {SetLandingLightsOn, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	1	0.9	0.0	0.9	22%	0%
Set 24 {SetTransponder, CheckTransponder, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1	3.1	0.0	3.1	63%	0%
Set 92 {SetTransponder, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	1	1	0.6	0.0	0.6	65%	0%

Set	Aufgaben	Situationen	Dauer [s]			Workload	
	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	WL	F
Set 2 {CheckAviationParameters, FlyTransitFoeManualLow}	2	3	3.2	3.4	9.5	27%	8%
Set 121 {CheckAviationParameters, FlyTransitFriendManual}	2	1	1.0	0.0	1.0	45%	0%
Set 53 {CheckElectronicWarfareSystem, FlyTransitFriendManual}	2	2	0.7	0.1	1.5	37%	11%
Set 87 {CheckEngineLimits, FlyTakeoff}	2	1	11.5	0.0	11.5	67%	0%
Set 93 {CheckEngineLimits, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	1.3	0.0	1.3	67%	0%
Set 133 {CheckEngineLimits, FlyTransitFriendManual}	2	1	0.4	0.0	0.4	47%	0%
Set 47 {CheckFuel, FlyTransitFriendManual}	2	4	2.3	2.2	9.1	29%	14%
Set 52 {CheckLandingGear, FlyTransitFriendManual}	2	2	1.7	1.0	3.4	38%	14%
Set 54 {CheckLandingLights, FlyTransitFriendManual}	2	4	0.9	0.2	3.7	30%	11%
Set 46 {CheckOil, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.1	0.8	3.2	33%	12%
Set 51 {CheckQNH, FlyTransitFriendManual}	2	3	3.9	4.5	11.6	35%	8%
Set 8 {CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow}	2	6	3.5	2.8	20.9	55%	8%
Set 45 {CheckRotorRPM, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.7	0.8	5.0	34%	10%
Set 124 {CheckTransponder, FlyTransitFriendManual}	2	2	2.6	1.1	5.2	29%	20%
Set 39 {CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	2	2	3.4	1.0	6.7	37%	19%
Set 143 {CommunicateC2, FlyTransitFriendManual}	2	1	6.2	0.0	6.2	40%	0%
Set 127 {CommunicateIntern, FlyLanding}	2	2	14.3	2.7	28.7	62%	3%
Set 14 {CommunicateIntern, FlyOverAirspaceBorder}	2	2	7.1	1.0	14.2	41%	13%
Set 63 {CommunicateIntern, FlyTakeoff}	2	2	5.9	2.5	11.8	56%	1%
Set 1 {CommunicateIntern, FlyTransitFoeManualLow}	2	3	3.0	1.1	9.0	50%	13%
Set 126 {FlyLanding, CommunicateC2}	2	3	10.7	4.7	32.1	63%	2%
Set 29 {FlyLanding, LocalizeHelicopter}	2	1	1.8	0.0	1.8	52%	0%
Set 150 {FlyOverAirspaceBorder, CheckRadio}	2	1	1.9	0.0	1.9	24%	0%
Set 20 {FlyOverAirspaceBorder, CommunicateC2}	2	1	3.2	0.0	3.2	41%	0%
Set 110 {FlyOverAirspaceBorder, ListenAssistanceSound}	2	1	2.6	0.0	2.6	32%	0%
Set 123 {FlyOverAirspaceBorder, ReadAssistanceDialog}	2	1	1.2	0.0	1.2	40%	0%
Set 152 {FlyOverAirspaceBorder, SetIFFOff}	2	1	2.7	0.0	2.7	23%	0%
Set 94 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateATC}	2	3	2.9	1.3	8.6	63%	2%
Set 7 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	2	5	3.2	2.6	15.8	61%	11%
Set 3 {FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	2	8	5.4	3.6	43.1	47%	14%
Set 57 {ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	2	2	0.7	0.1	1.3	59%	7%
Set 77 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow}	2	2	1.2	0.3	2.4	55%	10%
Set 71 {ListenAssistanceSpeech, FlyTakeoff}	2	1	3.8	0.0	3.8	54%	0%
Set 62 {LocalizeHelicopter, FlyTakeoff}	2	2	2.7	0.9	5.3	56%	5%
Set 49 {LocalizeHelicopter, FlyTransitFriendManual}	2	2	1.6	1.1	3.3	29%	0%
Set 4 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	3.9	0.0	3.9	20%	0%
Set 78 {ReadAssistanceDialog, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	2.0	0.0	2.0	49%	0%
Set 61 {RequestTacticalInformation, FlyTakeoff}	2	1	2.2	0.0	2.2	61%	0%
Set 16 {RequestTacticalInformation, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	5.2	0.0	5.2	35%	0%
Set 36 {SetAntiCollisionLightsOn, CommunicateATC}	2	1	1.5	0.0	1.5	25%	0%
Set 43 {SetElectronicWarfareSystemOff, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.3	0.6	3.8	36%	10%
Set 42 {SetLandingGearDown, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.7	0.3	5.0	37%	9%
Set 44 {SetLandingLightsOn, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.2	0.4	3.7	35%	9%
Set 48 {SetMap, FlyTransitFriendManual}	2	1	3.9	0.0	3.9	40%	0%
Set 35 {SetParkingBrakeOn, CommunicateATC}	2	1	1.4	0.0	1.4	33%	0%
Set 41 {SetQNH, FlyTransitFriendManual}	2	1	2.6	0.0	2.6	32%	0%
Set 151 {SetTransponder, FlyOverAirspaceBorder}	2	2	2.6	1.7	5.2	38%	19%
Set 144 {SetTransponder, FlyTransitFriendManual}	2	1	3.1	0.0	3.1	24%	0%
Set 33 {CheckRotorRPM}	1	1	0.7	0.0	0.7	17%	0%
Set 34 {CommunicateATC}	1	1	5.1	0.0	5.1	17%	0%
Set 128 {CommunicateC2}	1	1	1.9	0.0	1.9	32%	0%
Set 32 {FlyLanding}	1	1	3.7	0.0	3.7	32%	0%
Set 12 {FlyOverAirspaceBorder}	1	2	3.2	0.8	6.4	39%	18%
Set 55 {FlyTakeoff}	1	2	6.0	3.9	12.1	47%	9%
Set 0 {FlyTransitFoeManualLow}	1	11	5.8	4.2	63.5	50%	17%
Set 50 {FlyTransitFriendManual}	1	6	5.8	4.5	35.0	33%	13%

10.8 Ergebnisse der Ressourcenabschätzung für die Fallbeispiele

Ergebnisse Ressourcenabschätzung Kommandant

Use-Case				Mission		N		VS Avg				VV Avg				AS Avg				AV Avg			
Nr	Datum	Pilot	Situation	Nr	Name	M	A	M	F	A	F	M	F	A	F	M	F	A	F	M	F	A	F
1	2017-11-30	1	Routenplanung	3	Golden Hour	8	46	0.52	0.14	0.28	0.26	0.33	0.17	0.12	0.11	0.28	0.20	0.00	0.00	0.24	0.12	0.02	0.06
2	2017-11-30	1	FF-Klassifikation	3	Golden Hour	5	69	0.69	0.09	0.68	0.25	0.37	0.38	0.07	0.07	0.08	0.14	0.00	0.00	0.62	0.38	0.00	0.00
3	2017-11-30	1	Kommunikation	4	Desert Shield	6	102	0.34	0.14	0.00	0.00	0.21	0.24	0.00	0.00	0.02	0.04	0.00	0.00	0.30	0.24	0.10	0.13
4	2017-12-01	1	Aufklärung	5	Rocket Raid	1	31	0.87	0.00	0.86	0.18	0.04	0.00	0.06	0.05	0.01	0.00	0.00	0.00	0.64	0.00	0.04	0.10
5	2017-12-01	1	FF-Klassifikation	6	Mosahi Convoy	3	83	0.56	0.13	0.72	0.29	0.22	0.19	0.19	0.10	0.31	0.10	0.00	0.00	0.39	0.17	0.06	0.19
Mittelwert Pilot						4.6	66.2	0.53	0.19	0.44	0.40	0.28	0.24	0.08	0.10	0.16	0.18	0.00	0.00	0.37	0.27	0.05	0.13
Summe						23	331																
6	2017-12-14	3	Video-Aufklärung	12	Rocket Raid	6	49	0.47	0.05	0.76	0.26	0.09	0.05	0.11	0.07	0.02	0.04	0.00	0.00	0.10	0.16	0.00	0.00
7	2017-12-15	3	FF-Klassifikation	13	Mosahi Convoy	9	43	0.51	0.05	0.76	0.18	0.18	0.19	0.27	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8	2017-12-15	3	UAV-Überwachung	13	Mosahi Convoy	8	28	0.47	0.08	0.09	0.14	0.05	0.14	0.04	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.27	0.03	0.08
Mittelwert Pilot						7.7	40.0	0.48	0.06	0.60	0.35	0.11	0.15	0.15	0.12	0.01	0.02	0.00	0.00	0.10	0.19	0.01	0.04
Summe						23	120																
9	2018-01-18	5	FF-Klassifikation	18	Desert Shield	9	102	0.70	0.07	0.67	0.32	0.22	0.29	0.24	0.14	0.12	0.06	0.00	0.00	0.19	0.07	0.07	0.12
10	2018-01-18	5	UAV-Flugführung	19	Rocket Raid	4	89	0.64	0.11	0.18	0.20	0.05	0.07	0.11	0.15	0.13	0.02	0.00	0.00	0.14	0.01	0.01	0.04
11	2018-01-19	5	Kommunikation	20	Mosahi Convoy	5	33	0.24	0.11	0.00	0.00	0.04	0.04	0.00	0.00	0.08	0.05	0.00	0.00	0.23	0.11	0.11	0.14
Mittelwert Pilot						6.0	74.7	0.56	0.22	0.37	0.37	0.13	0.22	0.16	0.16	0.11	0.05	0.00	0.00	0.19	0.08	0.05	0.11
Summe						18	224																
12	2018-01-29	6	Missionsumplanung	24	Golden Hour	8	62	0.49	0.18	0.10	0.18	0.38	0.21	0.02	0.05	0.36	0.18	0.00	0.00	0.43	0.28	0.08	0.13
13	2018-01-29	6	Kachel-Aufklärung	26	Rocket Raid	5	92	0.52	0.18	0.29	0.28	0.37	0.14	0.17	0.18	0.37	0.15	0.00	0.00	0.39	0.23	0.17	0.15
Mittelwert Pilot						6.5	77.0	0.50	0.17	0.21	0.26	0.37	0.18	0.11	0.16	0.36	0.16	0.00	0.00	0.42	0.25	0.13	0.15
Summe						13	154																
Mittelwert Gesamt						5.9	63.8	0.52	0.17	0.40	0.38	0.21	0.22	0.12	0.14	0.14	0.17	0.00	0.00	0.26	0.25	0.06	0.13
Summe						77	829																
Korrelation (Pearson)										0.67				0.17			Err						0.21

Use-Case				Mission		N		CS Avg				CV Avg				RM Avg				RV Avg			
Nr	Datum	Pilot	Situation	Nr	Name	M	A	M	F	A	F	M	F	A	F	M	F	A	F	M	F	A	F
1	2017-11-30	1	Routenplanung	3	Golden Hour	8	46	0.47	0.24	0.28	0.26	0.44	0.23	0.10	0.14	0.31	0.29	0.18	0.15	0.14	0.13	0.03	0.12
2	2017-11-30	1	FF-Klassifikation	3	Golden Hour	5	69	0.50	0.26	0.61	0.25	0.54	0.33	0.06	0.07	0.57	0.15	0.09	0.11	0.30	0.26	0.00	0.00
3	2017-11-30	1	Kommunikation	4	Desert Shield	6	102	0.29	0.19	0.00	0.00	0.34	0.18	0.10	0.13	0.14	0.19	0.00	0.00	0.24	0.18	0.19	0.26
4	2017-12-01	1	Aufklärung	5	Rocket Raid	1	31	0.78	0.00	0.76	0.18	0.67	0.00	0.11	0.11	0.63	0.00	0.25	0.18	0.46	0.00	0.09	0.20
5	2017-12-01	1	FF-Klassifikation	6	Mosahi Convoy	3	83	0.52	0.10	0.74	0.28	0.42	0.09	0.17	0.11	0.36	0.23	0.17	0.18	0.24	0.22	0.11	0.21
Mittelwert Pilot						4.6	66.2	0.45	0.23	0.42	0.38	0.44	0.23	0.11	0.12	0.34	0.27	0.11	0.15	0.23	0.19	0.10	0.21
Summe						23	331																
6	2017-12-14	3	Video-Aufklärung	12	Rocket Raid	6	49	0.36	0.05	0.75	0.27	0.15	0.16	0.06	0.04	0.05	0.11	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
7	2017-12-15	3	FF-Klassifikation	13	Mosahi Convoy	9	43	0.47	0.08	0.82	0.17	0.17	0.17	0.17	0.08	0.31	0.27	0.25	0.11	0.00	0.01	0.00	0.00
8	2017-12-15	3	UAV-Überwachung	13	Mosahi Convoy	8	28	0.47	0.10	0.12	0.20	0.25	0.26	0.04	0.09	0.20	0.29	0.00	0.00	0.15	0.27	0.05	0.15
Mittelwert Pilot						7.7	40.0	0.44	0.09	0.63	0.36	0.19	0.20	0.09	0.09	0.20	0.26	0.09	0.14	0.05	0.17	0.01	0.07
Summe						23	120																
9	2018-01-18	5	FF-Klassifikation	18	Desert Shield	9	102	0.49	0.26	0.67	0.32	0.26	0.30	0.23	0.15	0.60	0.22	0.28	0.16	0.15	0.19	0.13	0.24
10	2018-01-18	5	UAV-Flugführung	19	Rocket Raid	4	89	0.65	0.16	0.20	0.24	0.01	0.01	0.12	0.18	0.57	0.11	0.06	0.12	0.01	0.02	0.02	0.09
11	2018-01-19	5	Kommunikation	20	Mosahi Convoy	5	33	0.21	0.08	0.00	0.00	0.23	0.11	0.11	0.14	0.12	0.03	0.00	0.00	0.14	0.04	0.23	0.27
Mittelwert Pilot						6.0	74.7	0.45	0.25	0.38	0.38	0.19	0.23	0.17	0.17	0.46	0.27	0.15	0.18	0.12	0.15	0.10	0.21
Summe						18	224																
12	2018-01-29	6	Missionsumplanung	24	Golden Hour	8	62	0.49	0.13	0.10	0.19	0.43	0.20	0.09	0.13	0.35	0.18	0.00	0.02	0.30	0.11	0.15	0.25
13	2018-01-29	6	Kachel-Aufklärung	26	Rocket Raid	5	92	0.65	0.13	0.25	0.24	0.65	0.07	0.36	0.27	0.50	0.07	0.16	0.19	0.49	0.07	0.26	0.28
Mittelwert Pilot						6.5	77.0	0.55	0.15	0.19	0.23	0.52	0.19	0.25	0.26	0.41	0.17	0.10	0.16	0.37	0.14	0.21	0.27
Summe						13	154																
Mittelwert Gesamt						5.9	63.8	0.47	0.19	0.40	0.38	0.32	0.26	0.15	0.18	0.34	0.26	0.12	0.16	0.17	0.20	0.11	0.22
Summe						77	829																
Korrelation (Pearson)										0.36				0.29			0.63						0.55

N = Anzahl Datenpunkte
M = Manuelle Eingabe durch Proband
A = Automation automatisch erfasst durch Automation
F = Fehler (einfache Standardabweichung, bei Automatischer Erfassung RMS-Wert)
Korrelation berechnet aus Werten der einzelnen Situationen

Ressourcenbedarf aus Expertenbefragung Kommandant

Die folgende Tabelle zeigt die Ergebnisse aus der Expertenbefragung. Hierin ist der geschätzte Ressourcenbedarf gemittelt über die gleichen Aufgabensituationen angegeben.

Set	Aufgaben	Situationen	Dauer [s]			Ressourcen							
	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	VS	F	VV	F	AS	F	AV	F
Set 23 {CheckAviationParameters, LocalizeHelicopter, RequestTacticalInformation}	3	1	3.4	0.0	3.4	33%	0%	11%	0%	1%	0%	49%	0%
Set 15 {CommunicateC2, ClassifyTargets, SetMap}	3	1	6.5	0.0	6.5	67%	0%	35%	0%	8%	0%	89%	0%
Set 13 {CommunicateC2, MonitorVideoStream, ZoomGimbal}	3	1	4.8	0.0	4.8	64%	0%	2%	0%	33%	0%	50%	0%
Set 25 {CommunicateIntern, MonitorVideoStream, ZoomGimbal}	3	1	15.8	0.0	15.8	87%	0%	4%	0%	1%	0%	64%	0%
Set 58 {CommunicateIntern, SetMap, SuperviseUAVGuidance}	3	1	3.5	0.0	3.5	44%	0%	36%	0%	42%	0%	59%	0%
Set 34 {CommunicateIntern, ViewHistoryImage, ClassifyTargets}	3	1	1.8	0.0	1.8	67%	0%	8%	0%	21%	0%	29%	0%
Set 27 {CommunicateIntern, ViewStillImage, ClassifyTargets}	3	1	19.0	0.0	19.0	59%	0%	3%	0%	39%	0%	49%	0%
Set 4 {ListenAssistanceSound, ViewStillImage, ClassifyTargets}	3	1	5.0	0.0	5.0	52%	0%	52%	0%	31%	0%	31%	0%
Set 14 {CommunicateC2, ClassifyTargets}	2	1	14.5	0.0	14.5	84%	0%	84%	0%	0%	0%	84%	0%
Set 16 {CommunicateC2, SetMap}	2	1	1.9	0.0	1.9	61%	0%	61%	0%	0%	0%	85%	0%
Set 24 {CommunicateIntern, CheckAviationParameters}	2	1	11.8	0.0	11.8	23%	0%	62%	0%	10%	0%	32%	0%
Set 59 {CommunicateIntern, ChooseMissionGoal}	2	1	6.2	0.0	6.2	55%	0%	67%	0%	31%	0%	68%	0%
Set 43 {CommunicateIntern, LocalizeHelicopter}	2	3	2.3	1.9	7.0	45%	7%	3%	5%	5%	9%	29%	26%
Set 26 {CommunicateIntern, MonitorVideoStream}	2	1	10.3	0.0	10.3	67%	0%	22%	0%	34%	0%	49%	0%
Set 1 {CommunicateIntern, PlanHelicopterRoute}	2	2	3.3	2.1	6.6	54%	32%	49%	40%	19%	18%	23%	12%
Set 45 {CommunicateIntern, RequestTargetCandidatesInformation}	2	1	5.6	0.0	5.6	60%	0%	66%	0%	15%	0%	15%	0%
Set 29 {CommunicateIntern, SuperviseUAVGuidance}	2	2	0.8	0.2	1.6	40%	17%	0%	1%	0%	0%	27%	38%
Set 57 {SetMap, SuperviseUAVGuidance}	2	1	1.3	0.0	1.3	50%	0%	40%	0%	16%	0%	13%	0%
Set 11 {ViewHistoryImage, ClassifyTargets}	2	6	8.2	3.6	49.0	65%	12%	14%	14%	6%	6%	14%	13%
Set 5 {ViewStillImage, ClassifyTargets}	2	1	7.3	0.0	7.3	50%	0%	50%	0%	14%	0%	14%	0%
Set 60 {ChooseMissionGoal}	1	1	7.9	0.0	7.9	73%	0%	69%	0%	68%	0%	68%	0%
Set 53 {CommandUAVReconRoute}	1	2	7.7	3.7	15.3	64%	1%	23%	27%	32%	25%	32%	25%
Set 22 {CommunicateIntern}	1	3	5.5	2.8	16.5	33%	19%	13%	18%	1%	1%	45%	13%
Set 52 {DrawTacticalElement}	1	1	23.8	0.0	23.8	75%	0%	15%	0%	15%	0%	15%	0%
Set 2 {ListenAssistanceSound}	1	1	1.8	0.0	1.8	63%	0%	29%	0%	67%	0%	28%	0%
Set 61 {ListenAssistanceSpeech}	1	1	3.2	0.0	3.2	29%	0%	28%	0%	44%	0%	67%	0%
Set 44 {LocalizeHelicopter}	1	3	1.8	0.5	5.5	28%	17%	2%	3%	6%	6%	10%	9%
Set 12 {LockGimbal}	1	2	5.4	2.3	10.8	58%	13%	0%	0%	6%	9%	7%	10%
Set 18 {MonitorVideoStream}	1	3	4.6	2.0	13.9	48%	5%	7%	5%	0%	0%	0%	0%
Set 0 {PlanHelicopterRoute}	1	4	3.6	5.1	14.3	58%	16%	32%	8%	32%	13%	29%	15%
Set 40 {ReadAssistanceDialog}	1	1	1.8	0.0	1.8	56%	0%	56%	0%	0%	0%	0%	0%
Set 6 {RequestTacticalInformation}	1	12	5.3	5.6	63.8	53%	18%	12%	15%	8%	9%	11%	12%
Set 3 {RespondAssistanceDialog}	1	2	1.7	2.0	3.3	46%	4%	25%	35%	17%	25%	17%	25%
Set 37 {SuperviseUAVGuidance}	1	7	3.6	2.6	25.5	45%	6%	10%	11%	7%	12%	7%	9%
Set 9 {ViewHistoryImage}	1	1	1.0	0.0	1.0	54%	0%	22%	0%	0%	0%	0%	0%
Set 7 {}	0	4	6.1	5.0	24.3	39%	18%	26%	19%	18%	25%	37%	35%

Set	Aufgaben		Situationen			Ressourcen							
	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	CS	F	CV	F	RM	F	RV	F
Set 23 {CheckAviationParameters, LocalizeHelicopter, RequestTacticalInformation}	3	1	3.4	0.0	3.4	47%	0%	47%	0%	0%	0%	32%	0%
Set 15 {CommunicateC2, ClassifyTargets, SetMap}	3	1	6.5	0.0	6.5	19%	0%	80%	0%	68%	0%	49%	0%
Set 13 {CommunicateC2, MonitorVideoStream, ZoomGimbal}	3	1	4.8	0.0	4.8	51%	0%	51%	0%	45%	0%	37%	0%
Set 25 {CommunicateIntern, MonitorVideoStream, ZoomGimbal}	3	1	15.8	0.0	15.8	67%	0%	67%	0%	63%	0%	46%	0%
Set 58 {CommunicateIntern, SetMap, SuperviseUAVGuidance}	3	1	3.5	0.0	3.5	51%	0%	43%	0%	53%	0%	42%	0%
Set 34 {CommunicateIntern, ViewHistoryImage, ClassifyTargets}	3	1	1.8	0.0	1.8	22%	0%	42%	0%	32%	0%	53%	0%
Set 27 {CommunicateIntern, ViewStillImage, ClassifyTargets}	3	1	19.0	0.0	19.0	62%	0%	34%	0%	48%	0%	13%	0%
Set 4 {ListenAssistanceSound, ViewStillImage, ClassifyTargets}	3	1	5.0	0.0	5.0	65%	0%	65%	0%	71%	0%	0%	0%
Set 14 {CommunicateC2, ClassifyTargets}	2	1	14.5	0.0	14.5	41%	0%	84%	0%	68%	0%	0%	0%
Set 16 {CommunicateC2, SetMap}	2	1	1.9	0.0	1.9	91%	0%	57%	0%	67%	0%	57%	0%
Set 24 {CommunicateIntern, CheckAviationParameters}	2	1	11.8	0.0	11.8	30%	0%	48%	0%	3%	0%	32%	0%
Set 59 {CommunicateIntern, ChooseMissionGoal}	2	1	6.2	0.0	6.2	40%	0%	64%	0%	32%	0%	20%	0%
Set 43 {CommunicateIntern, LocalizeHelicopter}	2	3	2.3	1.9	7.0	45%	16%	28%	25%	4%	5%	6%	9%
Set 26 {CommunicateIntern, MonitorVideoStream}	2	1	10.3	0.0	10.3	51%	0%	51%	0%	50%	0%	50%	0%
Set 1 {CommunicateIntern, PlanHelicopterRoute}	2	2	3.3	2.1	6.6	9%	10%	60%	35%	9%	13%	31%	2%
Set 45 {CommunicateIntern, RequestTargetCandidatesInformation}	2	1	5.6	0.0	5.6	67%	0%	59%	0%	84%	0%	31%	0%
Set 29 {CommunicateIntern, SuperviseUAVGuidance}	2	2	0.8	0.2	1.6	35%	17%	49%	3%	32%	46%	32%	46%
Set 57 {SetMap, SuperviseUAVGuidance}	2	1	1.3	0.0	1.3	33%	0%	26%	0%	48%	0%	39%	0%
Set 11 {ViewHistoryImage, ClassifyTargets}	2	6	8.2	3.6	49.0	53%	19%	14%	11%	63%	10%	3%	6%
Set 5 {ViewStillImage, ClassifyTargets}	2	1	7.3	0.0	7.3	49%	0%	50%	0%	68%	0%	0%	0%
Set 60 {ChooseMissionGoal}	1	1	7.9	0.0	7.9	66%	0%	66%	0%	10%	0%	15%	0%
Set 53 {CommandUAVReconRoute}	1	2	7.7	3.7	15.3	65%	6%	35%	49%	58%	2%	31%	39%
Set 22 {CommunicateIntern}	1	3	5.5	2.8	16.5	23%	27%	39%	12%	24%	18%	27%	22%
Set 52 {DrawTacticalElement}	1	1	23.8	0.0	23.8	85%	0%	0%	0%	71%	0%	0%	0%
Set 2 {ListenAssistanceSound}	1	1	1.8	0.0	1.8	82%	0%	82%	0%	14%	0%	14%	0%
Set 61 {ListenAssistanceSpeech}	1	1	3.2	0.0	3.2	43%	0%	69%	0%	39%	0%	51%	0%
Set 44 {LocalizeHelicopter}	1	3	1.8	0.5	5.5	26%	20%	10%	9%	7%	7%	7%	7%
Set 12 {LockGimbal}	1	2	5.4	2.3	10.8	48%	3%	1%	2%	40%	5%	3%	4%
Set 18 {MonitorVideoStream}	1	3	4.6	2.0	13.9	34%	2%	5%	5%	0%	0%	0%	0%
Set 0 {PlanHelicopterRoute}	1	4	3.6	5.1	14.3	56%	24%	34%	22%	37%	18%	33%	16%
Set 40 {ReadAssistanceDialog}	1	1	1.8	0.0	1.8	51%	0%	55%	0%	30%	0%	0%	0%
Set 6 {RequestTacticalInformation}	1	12	5.3	5.6	63.8	49%	19%	25%	24%	27%	31%	9%	16%
Set 3 {RespondAssistanceDialog}	1	2	1.7	2.0	3.3	40%	12%	16%	22%	51%	1%	11%	16%
Set 37 {SuperviseUAVGuidance}	1	7	3.6	2.6	25.5	46%	6%	11%	10%	24%	23%	10%	15%
Set 9 {ViewHistoryImage}	1	1	1.0	0.0	1.0	54%	0%	11%	0%	21%	0%	0%	0%
Set 7 {}	0	4	6.1	5.0	24.3	46%	7%	40%	29%	32%	22%	22%	22%

F Fehler, Standardabweichung

Ressourcenbedarf aus Expertenbefragung fliegender Pilot

Die folgende Tabelle zeigt die Ergebnisse aus der Expertenbefragung. Hierin ist der geschätzte Ressourcenbedarf gemittelt über die gleichen Aufgabensituationen angegeben.

Set	Aufgaben		Situationen			Ressourcen							
	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	VS	F	VV	F	AS	F	AV	F
Set 160 {CheckRotorRPM, CheckFuel, CheckOil, FlyTransitFriendManual}	4	1	2.5	0.0	2.5	30%	0%	25%	0%	0%	0%	0%	0%
Set 6 {ReadAssistanceDialog, ListenAssistanceSpeech, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	4	1	3.3	0.0	3.3	23%	0%	64%	0%	7%	0%	50%	0%
Set 60 {ReadAssistanceDialog, ListenAssistanceSpeech, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	4	1	2.5	0.0	2.5	10%	0%	63%	0%	27%	0%	66%	0%
Set 156 {SetLandingGearDown, CheckLandingGear, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	4	1	2.1	0.0	2.1	24%	0%	24%	0%	10%	0%	30%	0%
Set 146 {CheckAntiCollisionLights, SetAntiCollisionLightsOff, FlyTransitFriendManual}	3	1	5.4	0.0	5.4	32%	0%	28%	0%	0%	0%	0%	0%
Set 26 {CheckAntiCollisionLights, SetAntiCollisionLightsOn, FlyTransitFoeManualLow}	3	1	1.8	0.0	1.8	25%	0%	58%	0%	0%	0%	3%	0%
Set 158 {CheckElectronicWarfareSystem, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	1	2.0	0.0	2.0	25%	0%	25%	0%	15%	0%	15%	0%
Set 88 {CheckEngineLimits, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	3	1	6.2	0.0	6.2	64%	0%	3%	0%	65%	0%	3%	0%
Set 155 {CheckQNH, FlyTransitFriendManual, CommunicateATC}	3	1	0.8	0.0	0.8	17%	0%	23%	0%	13%	0%	31%	0%
Set 9 {CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	2	1.4	0.0	2.8	32%	6%	36%	37%	46%	24%	32%	30%
Set 100 {CommunicateIntern, CheckAntiCollisionLights, FlyTransitFoeManualLow}	3	1	2.5	0.0	2.5	24%	0%	64%	0%	10%	0%	63%	0%
Set 99 {CommunicateIntern, CheckIFF, FlyTransitFoeManualLow}	3	1	2.6	0.0	2.6	53%	0%	24%	0%	9%	0%	61%	0%
Set 23 {CommunicateIntern, CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow}	3	2	2.2	2.4	4.3	31%	24%	35%	37%	34%	43%	53%	7%
Set 98 {CommunicateIntern, CheckTransponder, FlyTransitFoeManualLow}	3	1	1.9	0.0	1.9	25%	0%	58%	0%	18%	0%	65%	0%
Set 31 {CommunicateIntern, FlyLanding, LocalizeHelicopter}	3	1	5.0	0.0	5.0	67%	0%	24%	0%	25%	0%	16%	0%
Set 56 {CommunicateIntern, RequestTacticalInformation, FlyTakeoff}	3	2	5.6	1.9	11.1	54%	22%	39%	34%	49%	30%	37%	42%
Set 76 {CommunicateIntern, RequestTacticalInformation, FlyTransitFoeManualLow}	3	1	4.3	0.0	4.3	44%	0%	3%	0%	36%	0%	36%	0%
Set 30 {FlyLanding, CheckAviationParameters, LocalizeHelicopter}	3	1	0.5	0.0	0.5	65%	0%	20%	0%	15%	0%	0%	0%
Set 79 {FlyOverAirspaceBorder, CommunicateC2, LocalizeHelicopter}	3	1	5.6	0.0	5.6	47%	0%	17%	0%	53%	0%	54%	0%
Set 122 {FlyOverAirspaceBorder, ListenAssistanceSound, LocalizeHelicopter}	3	1	1.2	0.0	1.2	29%	0%	29%	0%	48%	0%	38%	0%
Set 96 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2, LocalizeHelicopter}	3	3	4.6	1.7	13.6	60%	4%	32%	16%	30%	30%	55%	9%
Set 95 {FlyTransitFoeManualLow, SetRadio, CommunicateC2}	3	1	0.9	0.0	0.9	21%	0%	64%	0%	45%	0%	59%	0%
Set 58 {ListenAssistanceSound, CheckAviationParameters, FlyTakeoff}	3	1	1.6	0.0	1.6	40%	0%	71%	0%	64%	0%	15%	0%
Set 97 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	1	1.5	0.0	1.5	25%	0%	64%	0%	61%	0%	25%	0%
Set 125 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	3	1	0.5	0.0	0.5	55%	0%	9%	0%	69%	0%	4%	0%
Set 18 {ListenAssistanceSpeech, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	1	2.2	0.0	2.2	53%	0%	22%	0%	65%	0%	15%	0%
Set 40 {LocalizeHelicopter, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	1	5.7	0.0	5.7	50%	0%	0%	0%	9%	0%	7%	0%
Set 10 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	1	8.1	0.0	8.1	65%	0%	2%	0%	0%	0%	67%	0%
Set 5 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	3	1	6.6	0.0	6.6	42%	0%	0%	0%	1%	0%	23%	0%
Set 59 {RequestTacticalInformation, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	3	2	1.7	1.4	3.4	62%	4%	33%	11%	64%	0%	32%	9%
Set 157 {SetElectronicWarfareSystemOff, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	1	1.0	0.0	1.0	23%	0%	23%	0%	14%	0%	22%	0%
Set 25 {SetIFFOff, CheckIFF, FlyTransitFoeManualLow}	3	1	2.7	0.0	2.7	29%	0%	63%	0%	2%	0%	12%	0%
Set 145 {SetIFFOn, CheckIFF, FlyTransitFriendManual}	3	1	2.1	0.0	2.1	33%	0%	25%	0%	0%	0%	0%	0%
Set 159 {SetLandingLightsOn, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	1	0.9	0.0	0.9	25%	0%	24%	0%	23%	0%	23%	0%
Set 24 {SetTransponder, CheckTransponder, FlyTransitFoeManualLow}	3	1	3.1	0.0	3.1	21%	0%	51%	0%	12%	0%	18%	0%
Set 92 {SetTransponder, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	1	0.6	0.0	0.6	27%	0%	64%	0%	61%	0%	31%	0%

Set	Aufgaben	Situationen	Dauer [s]			Ressourcen							
	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	VS	F	VV	F	AS	F	AV	F
Set 2 {CheckAviationParameters, FlyTransitFoeManualLow}	2	3	3.2	3.4	9.5	31%	33%	37%	7%	11%	19%	11%	19%
Set 121 {CheckAviationParameters, FlyTransitFriendManual}	2	1	1.0	0.0	1.0	16%	0%	37%	0%	6%	0%	6%	0%
Set 53 {CheckElectronicWarfareSystem, FlyTransitFriendManual}	2	2	0.7	0.1	1.5	10%	14%	35%	8%	3%	5%	3%	5%
Set 87 {CheckEngineLimits, FlyTakeoff}	2	1	11.5	0.0	11.5	62%	0%	0%	0%	48%	0%	30%	0%
Set 93 {CheckEngineLimits, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	1.3	0.0	1.3	21%	0%	64%	0%	61%	0%	46%	0%
Set 133 {CheckEngineLimits, FlyTransitFriendManual}	2	1	0.4	0.0	0.4	45%	0%	27%	0%	0%	0%	0%	0%
Set 47 {CheckFuel, FlyTransitFriendManual}	2	4	2.3	2.2	9.1	23%	20%	18%	12%	2%	4%	2%	4%
Set 52 {CheckLandingGear, FlyTransitFriendManual}	2	2	1.7	1.0	3.4	27%	3%	41%	3%	5%	8%	5%	8%
Set 54 {CheckLandingLights, FlyTransitFriendManual}	2	4	0.9	0.2	3.7	12%	13%	32%	9%	2%	2%	2%	2%
Set 46 {CheckOil, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.1	0.8	3.2	26%	23%	20%	13%	3%	5%	3%	5%
Set 51 {CheckQNH, FlyTransitFriendManual}	2	3	3.9	4.5	11.6	26%	15%	28%	7%	7%	6%	7%	6%
Set 8 {CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow}	2	6	3.5	2.8	20.9	25%	23%	52%	17%	24%	24%	31%	29%
Set 45 {CheckRotorRPM, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.7	0.8	5.0	26%	22%	18%	13%	3%	3%	2%	4%
Set 124 {CheckTransponder, FlyTransitFriendManual}	2	2	2.6	1.1	5.2	33%	14%	24%	7%	7%	10%	7%	10%
Set 39 {CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	2	2	3.4	1.0	6.7	39%	20%	14%	11%	4%	5%	49%	25%
Set 143 {CommunicateC2, FlyTransitFriendManual}	2	1	6.2	0.0	6.2	42%	0%	42%	0%	33%	0%	32%	0%
Set 127 {CommunicateIntern, FlyLanding}	2	2	14.3	2.7	28.7	66%	3%	5%	3%	23%	18%	58%	11%
Set 14 {CommunicateIntern, FlyOverAirspaceBorder}	2	2	7.1	1.0	14.2	45%	6%	11%	10%	8%	7%	19%	18%
Set 63 {CommunicateIntern, FlyTakeoff}	2	2	5.9	2.5	11.8	57%	1%	23%	6%	29%	11%	57%	10%
Set 1 {CommunicateIntern, FlyTransitFoeManualLow}	2	3	3.0	1.1	9.0	59%	14%	18%	30%	4%	6%	27%	28%
Set 126 {FlyLanding, CommunicateC2}	2	3	10.7	4.7	32.1	62%	7%	17%	6%	13%	8%	61%	5%
Set 29 {FlyLanding, LocalizeHelicopter}	2	1	1.8	0.0	1.8	73%	0%	3%	0%	12%	0%	16%	0%
Set 150 {FlyOverAirspaceBorder, CheckRadio}	2	1	1.9	0.0	1.9	32%	0%	19%	0%	0%	0%	0%	0%
Set 20 {FlyOverAirspaceBorder, CommunicateC2}	2	1	3.2	0.0	3.2	34%	0%	34%	0%	32%	0%	32%	0%
Set 110 {FlyOverAirspaceBorder, ListenAssistanceSound}	2	1	2.6	0.0	2.6	40%	0%	25%	0%	30%	0%	24%	0%
Set 123 {FlyOverAirspaceBorder, ReadAssistanceDialog}	2	1	1.2	0.0	1.2	34%	0%	43%	0%	18%	0%	18%	0%
Set 152 {FlyOverAirspaceBorder, SetFFOff}	2	1	2.7	0.0	2.7	27%	0%	21%	0%	13%	0%	25%	0%
Set 94 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateATC}	2	3	2.9	1.3	8.6	35%	15%	50%	20%	23%	4%	62%	1%
Set 7 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	2	5	3.2	2.6	15.8	31%	22%	44%	15%	17%	14%	43%	28%
Set 3 {FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	2	8	5.4	3.6	43.1	48%	16%	24%	25%	22%	26%	27%	24%
Set 57 {ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	2	2	0.7	0.1	1.3	43%	19%	46%	15%	63%	9%	14%	6%
Set 77 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow}	2	2	1.2	0.3	2.4	27%	13%	51%	15%	57%	7%	24%	9%
Set 71 {ListenAssistanceSpeech, FlyTakeoff}	2	1	3.8	0.0	3.8	54%	0%	19%	0%	23%	0%	66%	0%
Set 62 {LocalizeHelicopter, FlyTakeoff}	2	2	2.7	0.9	5.3	46%	9%	34%	28%	57%	5%	32%	26%
Set 49 {LocalizeHelicopter, FlyTransitFriendManual}	2	2	1.6	1.1	3.3	37%	6%	8%	11%	4%	6%	4%	6%
Set 4 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	3.9	0.0	3.9	44%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%
Set 78 {ReadAssistanceDialog, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	2.0	0.0	2.0	17%	0%	46%	0%	49%	0%	49%	0%
Set 61 {RequestTacticalInformation, FlyTakeoff}	2	1	2.2	0.0	2.2	64%	0%	43%	0%	32%	0%	63%	0%
Set 16 {RequestTacticalInformation, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	5.2	0.0	5.2	36%	0%	18%	0%	34%	0%	23%	0%
Set 36 {SetAntiCollisionLightsOn, CommunicateATC}	2	1	1.5	0.0	1.5	9%	0%	33%	0%	6%	0%	19%	0%
Set 43 {SetElectronicWarfareSystemOff, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.3	0.6	3.8	26%	17%	28%	6%	6%	5%	3%	5%
Set 42 {SetLandingGearDown, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.7	0.3	5.0	25%	19%	28%	7%	3%	3%	2%	4%
Set 44 {SetLandingLightsOn, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.2	0.4	3.7	20%	19%	33%	8%	4%	3%	2%	2%
Set 48 {SetMap, FlyTransitFriendManual}	2	1	3.9	0.0	3.9	42%	0%	8%	0%	5%	0%	16%	0%
Set 35 {SetParkingBrakeOn, CommunicateATC}	2	1	1.4	0.0	1.4	10%	0%	32%	0%	0%	0%	32%	0%
Set 41 {SetQNH, FlyTransitFriendManual}	2	1	2.6	0.0	2.6	0%	0%	50%	0%	3%	0%	18%	0%
Set 151 {SetTransponder, FlyOverAirspaceBorder}	2	2	2.6	1.7	5.2	45%	20%	28%	10%	12%	17%	12%	17%
Set 144 {SetTransponder, FlyTransitFriendManual}	2	1	3.1	0.0	3.1	42%	0%	36%	0%	0%	0%	0%	0%
Set 33 {CheckRotorRPM}	1	1	0.7	0.0	0.7	29%	0%	10%	0%	45%	0%	0%	0%
Set 34 {CommunicateATC}	1	1	5.1	0.0	5.1	7%	0%	7%	0%	23%	0%	31%	0%
Set 128 {CommunicateC2}	1	1	1.9	0.0	1.9	51%	0%	0%	0%	34%	0%	50%	0%
Set 32 {FlyLanding}	1	1	3.7	0.0	3.7	49%	0%	27%	0%	32%	0%	11%	0%
Set 12 {FlyOverAirspaceBorder}	1	2	3.2	0.8	6.4	37%	15%	21%	1%	10%	5%	38%	19%
Set 55 {FlyTakeoff}	1	2	6.0	3.9	12.1	48%	1%	21%	12%	34%	24%	10%	8%
Set 0 {FlyTransitFoeManualLow}	1	11	5.8	4.2	63.5	37%	19%	37%	26%	35%	20%	37%	22%
Set 50 {FlyTransitFriendManual}	1	6	5.8	4.5	35.0	28%	16%	30%	11%	9%	13%	13%	17%

Set	Aufgaben		Situationen			Dauer [s]			Ressourcen							
	Zahl	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	CS	F	CV	F	RM	F	RV	F		
Set 160 {CheckRotorRPM, CheckFuel, CheckOil, FlyTransitFriendManual}	4	4	1	2.5	0.0	2.5	14%	0%	10%	0%	24%	0%	17%	0%		
Set 6 {ReadAssistanceDialog, ListenAssistanceSpeech, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	4	4	1	3.3	0.0	3.3	15%	0%	79%	0%	19%	0%	50%	0%		
Set 60 {ReadAssistanceDialog, ListenAssistanceSpeech, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	4	4	1	2.5	0.0	2.5	39%	0%	65%	0%	42%	0%	66%	0%		
Set 156 {SetLandingGearDown, CheckLandingGear, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	4	4	1	2.1	0.0	2.1	21%	0%	24%	0%	32%	0%	15%	0%		
Set 146 {CheckAntiCollisionLights, SetAntiCollisionLightsOff, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	5.4	0.0	5.4	24%	0%	20%	0%	24%	0%	19%	0%		
Set 26 {CheckAntiCollisionLights, SetAntiCollisionLightsOn, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1.8	0.0	1.8	13%	0%	54%	0%	55%	0%	4%	0%		
Set 158 {CheckElectronicWarfareSystem, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	2.0	0.0	2.0	23%	0%	23%	0%	15%	0%	23%	0%		
Set 88 {CheckEngineLimits, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	3	3	1	6.2	0.0	6.2	65%	0%	5%	0%	63%	0%	19%	0%		
Set 155 {CheckQNH, FlyTransitFriendManual, CommunicateATC}	3	3	1	0.8	0.0	0.8	23%	0%	23%	0%	24%	0%	7%	0%		
Set 9 {CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	2	1.4	0.0	2.8	45%	24%	52%	21%	43%	29%	45%	15%		
Set 100 {CommunicateIntern, CheckAntiCollisionLights, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	2.5	0.0	2.5	61%	0%	48%	0%	62%	0%	27%	0%		
Set 99 {CommunicateIntern, CheckIFF, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	2.6	0.0	2.6	61%	0%	43%	0%	53%	0%	62%	0%		
Set 23 {CommunicateIntern, CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	2	2.2	2.4	4.3	33%	43%	60%	32%	56%	8%	46%	15%		
Set 98 {CommunicateIntern, CheckTransponder, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	1.9	0.0	1.9	14%	0%	64%	0%	8%	0%	60%	0%		
Set 31 {CommunicateIntern, FlyLanding, LocalizeHelicopter}	3	3	1	5.0	0.0	5.0	40%	0%	13%	0%	67%	0%	13%	0%		
Set 56 {CommunicateIntern, RequestTacticalInformation, FlyTakeoff}	3	3	2	5.6	1.9	11.1	37%	36%	53%	16%	41%	28%	48%	19%		
Set 76 {CommunicateIntern, RequestTacticalInformation, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	4.3	0.0	4.3	28%	0%	60%	0%	14%	0%	40%	0%		
Set 30 {FlyLanding, CheckAviationParameters, LocalizeHelicopter}	3	3	1	0.5	0.0	0.5	44%	0%	13%	0%	50%	0%	0%	0%		
Set 79 {FlyOverAirspaceBorder, CommunicateC2, LocalizeHelicopter}	3	3	1	5.6	0.0	5.6	21%	0%	55%	0%	13%	0%	52%	0%		
Set 122 {FlyOverAirspaceBorder, ListenAssistanceSound, LocalizeHelicopter}	3	3	1	1.2	0.0	1.2	39%	0%	39%	0%	28%	0%	28%	0%		
Set 96 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2, LocalizeHelicopter}	3	3	3	4.6	1.7	13.6	44%	27%	45%	19%	45%	25%	50%	9%		
Set 95 {FlyTransitFoeManualLow, SetRadio, CommunicateC2}	3	3	1	0.9	0.0	0.9	25%	0%	64%	0%	13%	0%	62%	0%		
Set 58 {ListenAssistanceSound, CheckAviationParameters, FlyTakeoff}	3	3	1	1.6	0.0	1.6	66%	0%	32%	0%	56%	0%	39%	0%		
Set 97 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	1	1.5	0.0	1.5	63%	0%	33%	0%	62%	0%	51%	0%		
Set 125 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	3	3	1	0.5	0.0	0.5	67%	0%	67%	0%	53%	0%	21%	0%		
Set 18 {ListenAssistanceSpeech, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	1	2.2	0.0	2.2	64%	0%	19%	0%	63%	0%	57%	0%		
Set 40 {LocalizeHelicopter, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	5.7	0.0	5.7	36%	0%	51%	0%	11%	0%	45%	0%		
Set 10 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	1	8.1	0.0	8.1	67%	0%	67%	0%	79%	0%	53%	0%		
Set 5 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	3	3	1	6.6	0.0	6.6	56%	0%	10%	0%	34%	0%	0%	0%		
Set 59 {RequestTacticalInformation, ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	3	3	2	1.7	1.4	3.4	50%	19%	45%	20%	48%	13%	54%	5%		
Set 157 {SetElectronicWarfareSystemOff, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	1.0	0.0	1.0	17%	0%	24%	0%	23%	0%	13%	0%		
Set 25 {SetIFFOff, CheckIFF, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	2.7	0.0	2.7	16%	0%	59%	0%	54%	0%	10%	0%		
Set 145 {SetIFFOn, CheckIFF, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	2.1	0.0	2.1	24%	0%	20%	0%	23%	0%	20%	0%		
Set 159 {SetLandingLightsOn, CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	3	3	1	0.9	0.0	0.9	21%	0%	25%	0%	16%	0%	24%	0%		
Set 24 {SetTransponder, CheckTransponder, FlyTransitFoeManualLow}	3	3	1	3.1	0.0	3.1	36%	0%	53%	0%	68%	0%	61%	0%		
Set 92 {SetTransponder, FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	3	3	1	0.6	0.0	0.6	63%	0%	33%	0%	61%	0%	19%	0%		

Set	Aufgaben		Situationen			Dauer [s]			Ressourcen							
	Zahl	Zahl	Avg	F	Total	CS	F	CV	F	RM	F	RV	F			
Set 2 {CheckAviationParameters, FlyTransitFoeManualLow}	2	3	3.2	3.4	9.5	32%	2%	8%	8%	13%	15%	8%	14%			
Set 121 {CheckAviationParameters, FlyTransitFriendManual}	2	1	1.0	0.0	1.0	43%	0%	8%	0%	31%	0%	27%	0%			
Set 53 {CheckElectronicWarfareSystem, FlyTransitFriendManual}	2	2	0.7	0.1	1.5	32%	3%	17%	23%	39%	10%	12%	16%			
Set 87 {CheckEngineLimits, FlyTakeoff}	2	1	11.5	0.0	11.5	62%	0%	22%	0%	61%	0%	33%	0%			
Set 93 {CheckEngineLimits, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	1.3	0.0	1.3	63%	0%	24%	0%	60%	0%	42%	0%			
Set 133 {CheckEngineLimits, FlyTransitFriendManual}	2	1	0.4	0.0	0.4	32%	0%	19%	0%	43%	0%	27%	0%			
Set 47 {CheckFuel, FlyTransitFriendManual}	2	4	2.3	2.2	9.1	26%	8%	10%	7%	28%	13%	10%	13%			
Set 52 {CheckLandingGear, FlyTransitFriendManual}	2	2	1.7	1.0	3.4	23%	11%	26%	9%	36%	6%	10%	14%			
Set 54 {CheckLandingLights, FlyTransitFriendManual}	2	4	0.9	0.2	3.7	27%	8%	7%	8%	29%	12%	14%	13%			
Set 46 {CheckOil, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.1	0.8	3.2	29%	5%	6%	8%	34%	10%	7%	13%			
Set 51 {CheckQNH, FlyTransitFriendManual}	2	3	3.9	4.5	11.6	32%	2%	24%	8%	39%	15%	12%	13%			
Set 8 {CheckRadio, FlyTransitFoeManualLow}	2	6	3.5	2.8	20.9	39%	18%	51%	23%	48%	15%	28%	23%			
Set 45 {CheckRotorRPM, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.7	0.8	5.0	31%	2%	9%	6%	31%	14%	8%	13%			
Set 124 {CheckTransponder, FlyTransitFriendManual}	2	2	2.6	1.1	5.2	30%	21%	13%	1%	24%	12%	23%	14%			
Set 39 {CommunicateATC, FlyTransitFriendManual}	2	2	3.4	1.0	6.7	27%	9%	27%	9%	29%	21%	3%	4%			
Set 143 {CommunicateC2, FlyTransitFriendManual}	2	1	6.2	0.0	6.2	15%	0%	15%	0%	24%	0%	24%	0%			
Set 127 {CommunicateIntern, FlyLanding}	2	2	14.3	2.7	28.7	62%	3%	56%	12%	67%	0%	26%	37%			
Set 14 {CommunicateIntern, FlyOverAirspaceBorder}	2	2	7.1	1.0	14.2	37%	8%	12%	0%	43%	2%	17%	3%			
Set 63 {CommunicateIntern, FlyTakeoff}	2	2	5.9	2.5	11.8	39%	21%	48%	15%	36%	25%	56%	10%			
Set 1 {CommunicateIntern, FlyTransitFoeManualLow}	2	3	3.0	1.1	9.0	66%	23%	54%	19%	56%	21%	29%	31%			
Set 126 {FlyLanding, CommunicateC2}	2	3	10.7	4.7	32.1	42%	21%	62%	3%	64%	3%	12%	13%			
Set 29 {FlyLanding, LocalizeHelicopter}	2	1	1.8	0.0	1.8	51%	0%	2%	0%	58%	0%	0%	0%			
Set 150 {FlyOverAirspaceBorder, CheckRadio}	2	1	1.9	0.0	1.9	25%	0%	11%	0%	33%	0%	13%	0%			
Set 20 {FlyOverAirspaceBorder, CommunicateC2}	2	1	3.2	0.0	3.2	16%	0%	45%	0%	23%	0%	33%	0%			
Set 110 {FlyOverAirspaceBorder, ListenAssistanceSound}	2	1	2.6	0.0	2.6	39%	0%	28%	0%	33%	0%	13%	0%			
Set 123 {FlyOverAirspaceBorder, ReadAssistanceDialog}	2	1	1.2	0.0	1.2	39%	0%	30%	0%	32%	0%	32%	0%			
Set 152 {FlyOverAirspaceBorder, SetFFOff}	2	1	2.7	0.0	2.7	27%	0%	16%	0%	24%	0%	12%	0%			
Set 94 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateATC}	2	3	2.9	1.3	8.6	62%	1%	32%	5%	46%	16%	51%	17%			
Set 7 {FlyTransitFoeManualLow, CommunicateC2}	2	5	3.2	2.6	15.8	43%	26%	43%	19%	40%	18%	53%	7%			
Set 3 {FlyTransitFoeManualLow, LocalizeHelicopter}	2	8	5.4	3.6	43.1	44%	14%	24%	12%	42%	17%	25%	16%			
Set 57 {ListenAssistanceSound, FlyTakeoff}	2	2	0.7	0.1	1.3	60%	10%	27%	20%	56%	7%	37%	33%			
Set 77 {ListenAssistanceSound, FlyTransitFoeManualLow}	2	2	1.2	0.3	2.4	58%	8%	29%	3%	47%	15%	31%	15%			
Set 71 {ListenAssistanceSpeech, FlyTakeoff}	2	1	3.8	0.0	3.8	59%	0%	42%	0%	54%	0%	33%	0%			
Set 62 {LocalizeHelicopter, FlyTakeoff}	2	2	2.7	0.9	5.3	44%	12%	35%	31%	42%	18%	37%	22%			
Set 49 {LocalizeHelicopter, FlyTransitFriendManual}	2	2	1.6	1.1	3.3	36%	9%	11%	16%	30%	0%	15%	21%			
Set 4 {PlanHelicopterRoute, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	3.9	0.0	3.9	58%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%			
Set 78 {ReadAssistanceDialog, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	2.0	0.0	2.0	45%	0%	13%	0%	42%	0%	30%	0%			
Set 61 {RequestTacticalInformation, FlyTakeoff}	2	1	2.2	0.0	2.2	32%	0%	64%	0%	36%	0%	52%	0%			
Set 16 {RequestTacticalInformation, FlyTransitFoeManualLow}	2	1	5.2	0.0	5.2	36%	0%	25%	0%	35%	0%	35%	0%			
Set 36 {SetAntiCollisionLightsOn, CommunicateATC}	2	1	1.5	0.0	1.5	6%	0%	26%	0%	13%	0%	20%	0%			
Set 43 {SetElectronicWarfareSystemOff, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.3	0.6	3.8	24%	14%	23%	8%	39%	13%	0%	0%			
Set 42 {SetLandingGearDown, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.7	0.3	5.0	23%	14%	21%	7%	39%	16%	6%	10%			
Set 44 {SetLandingLightsOn, FlyTransitFriendManual}	2	3	1.2	0.4	3.7	24%	14%	22%	18%	32%	13%	12%	11%			
Set 48 {SetMap, FlyTransitFriendManual}	2	1	3.9	0.0	3.9	40%	0%	25%	0%	40%	0%	29%	0%			
Set 35 {SetParkingBrakeOn, CommunicateATC}	2	1	1.4	0.0	1.4	8%	0%	28%	0%	25%	0%	7%	0%			
Set 41 {SetQNH, FlyTransitFriendManual}	2	1	2.6	0.0	2.6	16%	0%	43%	0%	31%	0%	11%	0%			
Set 151 {SetTransponder, FlyOverAirspaceBorder}	2	2	2.6	1.7	5.2	45%	28%	16%	4%	41%	25%	7%	6%			
Set 144 {SetTransponder, FlyTransitFriendManual}	2	1	3.1	0.0	3.1	24%	0%	21%	0%	32%	0%	24%	0%			
Set 33 {CheckRotorRPM}	1	1	0.7	0.0	0.7	34%	0%	11%	0%	6%	0%	6%	0%			
Set 34 {CommunicateATC}	1	1	5.1	0.0	5.1	7%	0%	23%	0%	10%	0%	32%	0%			
Set 128 {CommunicateC2}	1	1	1.9	0.0	1.9	48%	0%	48%	0%	28%	0%	30%	0%			
Set 32 {FlyLanding}	1	1	3.7	0.0	3.7	33%	0%	23%	0%	15%	0%	13%	0%			
Set 12 {FlyOverAirspaceBorder}	1	2	3.2	0.8	6.4	39%	15%	30%	12%	31%	10%	26%	17%			
Set 55 {FlyTakeoff}	1	2	6.0	3.9	12.1	40%	15%	28%	31%	49%	2%	24%	1%			
Set 0 {FlyTransitFoeManualLow}	1	11	5.8	4.2	63.5	41%	19%	35%	24%	39%	18%	40%	25%			
Set 50 {FlyTransitFriendManual}	1	6	5.8	4.5	35.0	29%	7%	20%	14%	33%	17%	16%	12%			

F Fehler, Standardabweichung

10.9 Ergebnisse der Tätigkeitserkennung für die Fallbeispiele

Ergebnisse Komplexität Aufgabensituationen Kommandant

Use-Case Nr Datum Pilot Situation	Mission Nr Name	Situationen		Parallel 0		Parallel 1		Parallel 2		Parallel 3		Parallel 4		Parallel 5		Single-Tasking		Multi-Tasking							
		M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A						
1 2017-11-30 1 Routenplanung	3 Golden Hour	8	12	0	4	5	5	2	4	1	0	0	0	0	0	0	0	5	62.5%	5	41.7%	3	37.5%	4	33.3%
2 2017-11-30 1 FF-Klassifikation	3 Golden Hour	5	19	0	3	1	9	2	7	2	0	0	0	0	0	0	0	1	20.0%	9	47.4%	4	80.0%	7	36.8%
3 2017-11-30 1 Kommunikation	4 Desert Shield	6	12	1	6	3	6	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	3	50.0%	6	50.0%	2	33.3%	0	0.0%
4 2017-12-01 1 Aufklärung	5 Rocket Raid	1	7	0	0	0	3	0	3	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0.0%	3	42.9%	1	100.0%	4	57.1%
5 2017-12-01 1 FF-Klassifikation	6 Mosahi Convoy	3	26	1	1	0	6	1	12	1	7	0	0	0	0	0	0	0	0.0%	6	23.1%	2	66.7%	19	73.1%
Mittelwert Pilot		4.6	15.2	0.4	2.8	1.8	5.8	1.2	5.2	1.2	1.6	0.0	0.0	0.0	0.0	1.8	5.8	2.4	6.8						
Standardabweichung		2.7	7.4	0.5	2.4	2.2	2.2	0.8	4.5	0.4	3.0	0.0	0.0	0.0	0.0	2.2	2.2	1.1	7.3						
Summe		23	76	2	14	9	29	6	26	6	8	0	0	0	0	9	39.1%	29	38.2%	12	52.2%	34	44.7%		
6 2017-12-14 3 Video-Aufklärung	12 Rocket Raid	6	8	0	1	6	3	0	3	0	1	0	0	0	0	0	0	6	100.0%	3	37.5%	0	0.0%	4	50.0%
7 2017-12-15 3 FF-Klassifikation	13 Mosahi Convoy	9	11	0	0	7	2	2	6	0	3	0	0	0	0	0	0	7	77.8%	2	18.2%	2	22.2%	9	81.8%
8 2017-12-15 3 UAV-Überwachung	13 Mosahi Convoy	8	6	1	2	3	3	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	37.5%	3	50.0%	4	50.0%	1	16.7%
Mittelwert Pilot		7.7	8.3	0.3	1.0	5.3	2.7	2.0	3.3	0.0	1.3	0.0	0.0	0.0	0.0	5.3	2.7	2.0	4.7						
Standardabweichung		1.5	2.5	0.6	1.0	2.1	0.6	2.0	2.5	0.0	1.5	0.0	0.0	0.0	0.0	2.1	0.6	2.0	4.0						
Summe		23	25	1	3	16	8	6	10	0	4	0	0	0	0	16	69.6%	8	32.0%	6	26.1%	14	56.0%		
9 2018-01-18 5 FF-Klassifikation	18 Desert Shield	9	25	0	1	2	7	6	11	1	5	0	1	0	0	0	0	2	22.2%	7	28.0%	7	77.8%	17	68.0%
10 2018-01-18 5 UAV-Flugführung	19 Rocket Raid	4	26	0	10	4	13	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	4	100.0%	13	50.0%	0	0.0%	3	11.5%
11 2018-01-19 5 Kommunikation	20 Mosahi Convoy	5	5	0	3	4	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	80.0%	2	40.0%	1	20.0%	0	0.0%
Mittelwert Pilot		6.0	18.7	0.0	4.7	3.3	7.3	2.3	4.7	0.3	1.7	0.0	0.3	0.0	0.0	3.3	7.3	2.7	6.7						
Standardabweichung		2.6	11.8	0.0	4.7	1.2	5.5	3.2	5.7	0.6	2.9	0.0	0.6	0.0	0.0	1.2	5.5	3.8	9.1						
Summe		18	56	0	14	10	22	7	14	1	5	0	1	0	0	10	55.6%	22	39.3%	8	44.4%	20	35.7%		
12 2018-01-29 6 Missionsumplanung	24 Golden Hour	8	13	1	6	4	6	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0	4	50.0%	6	46.2%	3	37.5%	1	7.7%
13 2018-01-29 6 Kachel-Aufklärung	26 Rocket Raid	5	44	0	6	5	13	0	14	0	10	0	0	0	0	0	0	5	100.0%	13	29.5%	0	0.0%	25	56.8%
Mittelwert Pilot		6.5	28.5	0.5	6.0	4.5	9.5	1.0	7.5	0.5	5.0	0.0	0.5	0.0	0.0	4.5	9.5	1.5	13.0						
Standardabweichung		2.1	21.9	0.7	0.0	0.7	4.9	1.4	9.2	0.7	7.1	0.0	0.7	0.0	0.0	0.7	4.9	2.1	17.0						
Summe		13	57	1	12	9	19	2	15	1	10	0	1	0	0	9	69.2%	19	33.3%	3	23.1%	26	45.6%		
Mittelwert Gesamt		5.9	16.5	0.3	3.3	3.4	6.0	1.6	5.0	0.6	2.1	0.0	0.2	0.0	0.0	3.4	6.0	2.2	7.2						
Standardabweichung		2.4	11.2	0.5	3.0	2.2	3.7	1.8	4.7	0.7	3.3	0.0	0.4	0.0	0.0	2.2	3.7	2.0	8.1						
Summe		77	214	4	43	44	78	21	65	8	27	0	2	0	0	44	57.1%	78	36.4%	29	37.7%	94	43.9%		
Anteil				5%	20%	57%	36%	27%	30%	10%	13%	0%	1%	0%	0%										
Korrelation (Pearson)				-0.14	0.10		-0.08	0.13	0.13	-0.14		Err	Err			-0.08			0.08						

M = Manuelle Eingabe durch Proband
 A = Automation automatisch erfasst durch Automation
 Standardabweichung für Parallelität kaum aussagekräftig, da jeweilige Stichprobe zu klein
 Korrelation berechnet aus Werten der einzelnen Situationen

Ergebnisse Komplexität Aufgabensituationen fliegender Pilot

Use-Case Nr Datum Pilot Situation	Mission Nr Name	Situationen		Parallel 0		Parallel 1		Parallel 2		Parallel 3		Parallel 4		Parallel 5		Single-Tasking		Multi-Tasking							
		M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A						
1 2017-11-29 2 Ausflug HOA	1 Kabul Demo UniBw	16	29	0	2	2	12	10	11	3	1	1	3	0	0	2	12.5%	12	41.4%	14	87.5%	15	51.7%		
2 2017-11-30 2 Einflug HOA	4 Desert Shield	7	13	0	2	0	5	3	4	4	2	0	0	0	0	0	0.0%	5	38.5%	7	100.0%	6	46.2%		
3 2017-12-01 2 Landung MOB	6 Mosahi Convoy	8	10	0	4	3	5	3	1	2	0	0	0	0	0	3	37.5%	5	50.0%	5	62.5%	1	10.0%		
4 2017-12-01 2 Landeckcheck	7 Platzrunde	11	16	0	0	0	7	10	9	1	0	0	0	0	0	0	0.0%	7	43.8%	11	100.0%	9	56.3%		
Mittelwert Pilot		10.5	17.0	0.0	2.0	1.3	7.3	6.5	6.3	2.5	0.8	0.3	0.8	0.0	0.0	1.3	7.3	9.3	7.8						
Standardabweichung		4.0	8.4	0.0	1.6	1.5	3.3	4.0	4.6	1.3	1.0	0.5	1.5	0.0	0.0	1.5	3.3	4.0	5.9						
Summe		42	68	0	0	5	29	26	25	10	3	1	3	0	0	5	11.9%	29	42.6%	37	88.1%	31	45.6%		
5 2017-12-13 4 Takeoff HOA	8 Kabul Demo UniBw	9	21	0	0	1	0	2	5	5	8	1	7	0	1	1	11.1%	0	0.0%	8	88.9%	21	100.0%		
6 2017-12-13 4 Ausflug HOA	9 Special Observation	11	23	0	0	4	12	5	10	2	1	0	0	0	0	4	36.4%	12	52.2%	7	63.6%	11	47.8%		
7 2017-12-13 4 Takeoff HOA	10 Golden Hour	9	18	0	0	1	2	7	7	1	8	0	1	0	0	1	11.1%	2	11.1%	8	88.9%	16	88.9%		
8 2017-12-14 4 Tiefflug HOA	11 Desert Shield	28	54	0	6	4	19	12	18	12	10	0	1	0	0	4	14.3%	19	35.2%	24	85.7%	29	53.7%		
9 2017-12-15 4 Landeckcheck	14 Platzrunde	15	15	0	0	1	8	14	7	0	0	0	0	0	0	1	6.7%	8	53.3%	14	93.3%	7	46.7%		
Mittelwert Pilot		14.4	26.2	0.0	1.2	2.2	8.2	8.0	9.4	4.0	5.4	0.2	1.8	0.0	0.2	2.2	8.2	12.2	16.8						
Standardabweichung		8.0	15.8	0.0	2.7	1.6	7.7	4.9	5.1	4.8	4.6	0.4	2.9	0.0	0.4	1.6	7.7	7.2	8.6						
Summe		72	131	0	0	11	41	40	47	20	27	1	9	0	1	11	15.3%	41	31.3%	61	84.7%	84	64.1%		
10 2018-01-17 1 Ausflug HOA	15 Kabul Demo UniBw	9	9	0	1	3	5	5	3	1	0	0	0	0	0	3	33.3%	5	55.6%	6	66.7%	3	33.3%		
11 2018-01-19 1 Landung HOA	20 Mosahi Convoy	9	65	0	1	1	25	7	32	1	7	0	0	0	0	1	11.1%	25	38.5%	8	88.9%	39	60.0%		
12 2018-01-18 1 Landeckcheck	21 Platzrunde	13	17	0	6	22	13	11	0	0	0	0	0	0	0	22	169.2%	11	64.7%	11	84.6%	0	0.0%		
Mittelwert Pilot		10.3	30.3	0.0	2.7	8.7	13.7	7.7	11.7	0.7	2.3	0.0	0.0	0.0	0.0	8.7	13.7	8.3	14.0						
Standardabweichung		2.3	30.3	0.0	2.9	11.6	10.3	3.1	17.7	0.6	4.0	0.0	0.0	0.0	0.0	11.6	10.3	2.5	21.7						
Summe		31	91	0	0	26	41	23	35	2	7	0	0	0	0	26	83.9%	41	45.1%	25	80.6%	42	46.2%		
13 2018-01-29 7 Einflug HOA	25 Desert Shield	7	12	0	0	1	6	4	6	2	0	0	0	0	0	1	14.3%	6	50.0%	6	85.7%	6	50.0%		
14 2018-01-30 7 Ausflug HOA	27 Mosahi Convoy	8	15	0	1	1	7	7	6	0	1	0	0	0	0	1	12.5%	7	46.7%	7	87.5%	7	46.7%		
15 2018-01-30 7 Landeckcheck	28 Platzrunde	9	12	0	0	1	6	2	5	4	1	2	0	0	0	1	11.1%	6	50.0%	8	88.9%	6	50.0%		
Mittel																									

Ergebnisse Dynamik Aufgabensituationen Kommandant

Use-Case				Mission		Situationen		Dauer Avg [s]		Dauer Min [s]		Dauer Max [s]		TSS [1/min]		Tasks/Sit Avg		Tasks/Sit Max	
Nr	Datum	Pilot	Situation	Nr	Name	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A
1	2017-11-30	1	Routenplanung	3	Golden Hour	8	12	2.9	2.8	0.6	1.0	7.3	11.6	20.6	31.0	1.5	1.1	3	2
2	2017-11-30	1	FF-Klassifikation	3	Golden Hour	5	19	6.9	2.6	1.9	0.5	14.5	15.2	8.6	32.8	2.2	1.2	3	2
3	2017-11-30	1	Kommunikation	4	Desert Shield	6	12	8.6	5.6	3.4	1.0	12.7	21.2	7.0	14.0	1.3	0.5	3	1
4	2017-12-01	1	Aufklärung	5	Rocket Raid	1	7	15.8	4.5	15.8	0.5	15.8	15.2	3.8	26.6	3.0	1.7	3	3
5	2017-12-01	1	FF-Klassifikation	6	Mosahi Convoy	3	26	14.1	1.7	10.3	0.5	19.0	8.1	4.3	37.0	1.7	2.0	3	3
Mittelwert Pilot						4.6	15.2	9.7	3.4	6.4	0.7	13.9	14.3	8.9	28.3	1.9	1.3	3.0	2.2
Standardabweichung						2.7	7.4	5.3	1.6	6.5	0.3	4.3	4.9	6.9	8.8	0.7	0.6	0.0	0.8
Summe						23	76												
6	2017-12-14	3	Video-Aufklärung	12	Rocket Raid	6	8	4.1	3.3	0.6	0.5	8.9	6.6	14.6	19.5	1.0	1.5	1	3
7	2017-12-15	3	FF-Klassifikation	13	Mosahi Convoy	9	11	2.4	2.1	0.2	0.5	9.2	8.1	24.6	30.1	1.2	2.1	2	3
8	2017-12-15	3	UAV-Überwachung	13	Mosahi Convoy	8	6	1.7	3.4	0.3	0.5	4.0	8.6	34.5	25.9	1.4	0.8	2	2
Mittelwert Pilot						7.7	8.3	2.7	2.9	0.4	0.5	7.4	7.8	24.6	25.2	1.2	1.5	1.7	2.7
Standardabweichung						1.5	2.5	1.2	0.7	0.2	0.0	2.9	1.0	10.0	5.3	0.2	0.7	0.6	0.6
Summe						23	25												
9	2018-01-18	5	FF-Klassifikation	18	Desert Shield	9	25	5.7	2.3	1.0	0.5	13.5	11.1	10.5	29.3	1.9	1.9	3	4
10	2018-01-18	5	UAV-Flugführung	19	Rocket Raid	4	26	11.1	1.9	3.8	0.5	23.8	6.6	5.4	35.0	1.0	0.7	1	2
11	2018-01-19	5	Kommunikation	20	Mosahi Convoy	5	5	3.3	4.5	1.4	3.0	7.0	8.0	18.2	18.2	1.2	0.4	2	1
Mittelwert Pilot						6.0	18.7	6.7	2.9	2.1	1.3	14.8	8.6	11.4	27.5	1.4	1.0	2.0	2.3
Standardabweichung						2.6	11.8	4.0	1.4	1.5	1.4	8.5	2.3	6.4	8.5	0.5	0.8	1.0	1.5
Summe						18	56												
12	2018-01-29	6	Missionsumplanung	24	Golden Hour	8	13	3.9	2.5	0.9	0.5	7.9	7.6	15.4	25.0	1.4	0.6	3	2
13	2018-01-29	6	Kachel-Aufklärung	26	Rocket Raid	5	44	8.9	1.2	3.1	0.5	16.5	6.6	6.5	56.9	1.0	1.7	1	4
Mittelwert Pilot						6.5	28.5	6.4	1.9	2.0	0.5	12.2	7.1	11.4	41.0	1.2	1.2	2.0	3.0
Standardabweichung						2.1	21.9	3.5	0.9	1.6	0.0	6.1	0.7	6.3	22.6	0.3	0.8	1.4	1.4
Summe						13	57												
Mittelwert Gesamt						5.9	16.5	6.9	3.0	3.3	0.8	12.3	10.3	13.4	29.3	1.5	1.2	2.3	2.5
Standardabweichung						2.4	11.2	4.6	1.3	4.6	0.7	5.6	4.4	9.2	10.6	0.6	0.6	0.9	1.0
Summe						77	214												
Korrelation (Pearson)						-0.14		-0.01		-0.16		0.04		-0.28		0.30		-0.19	

Ergebnisse Dynamik Aufgabensituationen fliegender Pilot

Use-Case				Mission		Situationen		Dauer Avg [s]		Dauer Min [s]		Dauer Max [s]		TSS [1/min]		Tasks/Sit Avg		Tasks/Sit Max	
Nr	Datum	Pilot	Situation	Nr	Name	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A	M	A
1	2017-11-29	2	Ausflug HOA	1	Kabul Demo UniBw	16	29	4.3	2.5	1.4	0.5	8.5	9.1	14.1	25.5	2.2	1.7	4	4
2	2017-11-30	2	Einflug HOA	4	Desert Shield	7	13	2.6	1.7	1.8	0.5	3.9	6.6	23.1	42.9	2.6	1.5	3	3
3	2017-12-01	2	Landung MOB	6	Mosahi Convoy	8	10	2.5	2.0	0.5	0.5	5.1	6.7	24.4	30.5	1.9	0.7	3	2
4	2017-12-01	2	Landecheck	7	Platzrunde	11	16	2.6	2.0	1.6	0.5	5.7	9.1	22.8	33.2	2.1	1.6	3	2
Mittelwert Pilot						10.5	17.0	3.0	2.1	1.3	0.5	5.8	7.9	21.1	33.0	2.2	1.4	3.3	2.8
Standardabweichung						4.0	8.4	0.9	0.3	0.6	0.0	1.9	1.4	4.7	7.3	0.3	0.5	0.5	1.0
Summe						42	68												
5	2017-12-13	4	Takeoff HOA	8	Kabul Demo UniBw	9	21	2.7	1.4	0.6	0.5	6.9	5.0	22.0	51.2	2.7	3.2	4	5
6	2017-12-13	4	Ausflug HOA	9	Special Observation	11	23	3.7	2.7	1.0	0.5	10.1	20.1	16.0	33.5	1.8	1.5	3	3
7	2017-12-13	4	Takeoff HOA	10	Golden Hour	9	18	5.3	3.1	0.7	0.5	11.5	11.7	11.2	22.5	2.0	2.4	3	4
8	2017-12-14	4	Tiefflug HOA	11	Desert Shield	28	54	2.9	1.5	0.4	0.5	8.1	6.6	21.0	40.6	2.3	1.6	3	4
9	2017-12-15	4	Landecheck	14	Platzrunde	15	15	1.2	1.8	0.6	0.5	2.4	11.1	50.4	50.4	1.9	1.5	2	2
Mittelwert Pilot						14.4	26.2	3.2	2.1	0.7	0.5	7.8	10.9	24.1	39.6	2.1	2.0	3.0	3.6
Standardabweichung						8.0	15.8	1.5	0.8	0.2	0.0	3.5	5.9	15.3	12.1	0.4	0.8	0.7	1.1
Summe						72	131												
10	2018-01-17	1	Ausflug HOA	15	Kabul Demo UniBw	9	9	5.0	5.9	1.2	0.5	15.7	16.7	12.0	12.0	1.8	1.2	3	2
11	2018-01-19	1	Landung HOA	20	Mosahi Convoy	9	65	9.0	1.3	0.5	0.5	16.2	12.1	6.7	48.2	2.0	1.7	3	3
12	2018-01-18	1	Landecheck	21	Platzrunde	13	17	2.4	2.3	0.3	0.5	9.0	10.7	24.9	32.6	1.8	0.6	2	1
Mittelwert Pilot						10.3	30.3	5.5	3.2	0.7	0.5	13.6	13.2	14.5	30.9	1.9	1.2	2.7	2.0
Standardabweichung						2.3	30.3	3.3	2.4	0.5	0.0	4.0	3.1	9.4	18.2	0.1	0.6	0.6	1.0
Summe						31	91												
13	2018-01-29	7	Einflug HOA	25	Desert Shield	7	12	5.4	4.5	1.8	0.5	13.8	18.7	11.1	19.0	2.1	1.5	3	2
14	2018-01-30	7	Ausflug HOA	27	Mosahi Convoy	8	15	3.8	2.1	1.4	0.5	7.8	9.1	15.8	29.7	1.9	1.5	2	3
15	2018-01-30	7	Landecheck	28	Platzrunde	9	12	1.7	2.9	0.8	0.5	2.7	23.2	25.3	47.1	2.8	1.6	4	3
Mittelwert Pilot						8.0	13.0	3.6	3.2	1.3	0.5	8.1	17.0	17.4	31.9	2.3	1.5	3.0	2.7
Standardabweichung						1.0	1.7	1.9	1.2	0.5	0.0	5.6	7.2	7.2	14.2	0.5	0.1	1.0	0.6
Summe						24	39												
Mittelwert Gesamt						11.3	21.9	3.7	2.5	1.0	0.5	8.5	11.8	20.1	34.6	2.1	1.6	3.0	2.9
Standardabweichung						5.4	16.2	1.9	1.2	0.5	0.0	4.4	5.5	10.3	12.0	0.3	0.6	0.7	1.1
Summe						169	329												
Korrelation (Pearson)						0.53		0.22		Err		0.26		0.52		0.53		0.62	

M = Manuelle Eingabe durch Proband

A = Automation automatisch erfasst durch Automation

Standardabweichung für Parallelität kaum aussagekräftig, da jeweilige Stichprobe zu klein

Korrelation berechnet aus Werten der einzelnen Situationen

Ergebnisse Aufgabenanalyse Kommandant

Use-Case				Mission		Aufgaben		Unterschiedliche		Dauer Avg [s]				Dauer Min [s]		Dauer Max [s]	
Nr	Datum	Pilot	Situation	Nr	Name	M	A	M	A	M	F	A	F	M	A	M	A
1	2017-11-30	1	Routenplanung	3	Golden Hour	12	13	7	5	4.4	4.0	1.9	0.9	0.6	1.0	12.3	4.1
2	2017-11-30	1	FF-Klassifikation	3	Golden Hour	11	23	6	5	6.7	4.2	2.1	1.3	1.9	0.5	14.5	4.5
3	2017-11-30	1	Kommunikation	4	Desert Shield	8	6	4	1	11.3	7.6	3.4	3.3	3.4	1.0	22.6	10.1
4	2017-12-01	1	Aufklärung	5	Rocket Raid	3	12	3	3	15.8	0.0	3.7	4.0	15.8	0.5	15.8	15.2
5	2017-12-01	1	FF-Klassifikation	6	Mosahi Convoy	5	51	4	7	16.6	5.7	1.6	1.9	10.3	0.5	20.8	8.1
Mittelwert Pilot						7.8	21.0	4.8	4.2	8.9	6.6	2.1	2.2	6.4	0.7	17.2	8.4
Summe						39	105										
6	2017-12-14	3	Video-Aufklärung	12	Rocket Raid	6	12	3	3	4.1	3.2	3.4	2.4	0.6		8.9	6.6
7	2017-12-15	3	FF-Klassifikation	13	Mosahi Convoy	11	23	6	4	3.2	3.3	2.1	2.1	0.2	0.5	9.2	8.1
8	2017-12-15	3	UAV-Überwachung	13	Mosahi Convoy	11	5	3	2	2.8	1.6	1.2	0.7	0.3	0.5	4.0	8.6
Mittelwert Pilot						9.3	13.3	4.0	3.0	3.2	2.7	2.4	2.2	0.4	0.5	7.4	7.8
Summe						28	40										
9	2018-01-18	5	FF-Klassifikation	18	Desert Shield	17	48	6	8	7.7	5.0	2.3	2.5	1.0	0.5	15.3	11.1
10	2018-01-18	5	UAV-Flugführung	19	Rocket Raid	4	19	4	6	12.8	7.6	1.3	1.5	6.6	0.5	23.8	5.6
11	2018-01-19	5	Kommunikation	20	Mosahi Convoy	6	2	3	1	5.4	2.0	3.5	0.7	2.8	3.0	7.0	4.0
Mittelwert Pilot						9.0	23.0	4.3	5.0	7.9	5.3	2.1	2.3	3.5	1.3	15.4	6.9
Summe						27	69										
12	2018-01-29	6	Missionsplanung	24	Golden Hour	11	8	5	4	5.1	2.4	2.0	2.3	0.9	0.5	7.9	7.0
13	2018-01-29	6	Kachel-Aufklärung	26	Rocket Raid	5	75	4	9	8.9	5.3	1.0	0.8	3.1	0.5	16.5	4.5
Mittelwert Pilot						8.0	41.5	4.5	6.5	6.3	3.8	1.1	1.1	2.0	0.5	12.2	5.8
Summe						16	83										
Mittelwert Gesamt						8.5	22.8	4.5	4.5	6.8	5.6	1.8	2.0	3.7	0.8	13.7	7.5
Summe						110	297										
Korrelation (Pearson)							-0.02		0.41		0.08				-0.10		0.17

Ergebnisse Aufgabenanalyse fliegender Pilot

Use-Case				Mission		Aufgaben		Unterschiedliche		Dauer Avg [s]				Dauer Min [s]		Dauer Max [s]		
Nr	Datum	Pilot	Situation	Nr	Name	M	A	M	A	M	F	A	F	M	A	M	A	
1	2017-11-29	2	Ausflug HOA	1	Kabul Demo UniBw	35	49	9	9	4.9	2.3	2.2	2.0	1.4	0.5	8.5	9.1	
2	2017-11-30	2	Einflug HOA	4	Desert Shield	18	19	10	6	2.9	0.8	1.4	1.6	1.8	0.5	4.5	6.6	
3	2017-12-01	2	Landung MOB	6	Mosahi Convoy	15	7	8	4	3.8	2.9	1.9	2.1	0.5	0.5	7.3	6.6	
4	2017-12-01	2	Landecheck	7	Platzrunde	23	25	11	10	2.9	1.4	1.7	2.1	1.6	0.5	5.7	9.1	
Mittelwert Pilot						22.8	25.0	9.5	7.3	3.8	2.2	1.9	2.0	1.3	0.5	6.5	7.9	
Summe						91	100											
5	2017-12-13	4	Takeoff HOA	8	Kabul Demo UniBw	24	67	7	7	2.8	1.9	1.2	1.3	0.6	0.5	6.9	5.0	
6	2017-12-13	4	Ausflug HOA	9	Special Observation	20	35	10	10	3.7	2.5	2.2	3.5	1.0	0.5	10.1	20.1	
7	2017-12-13	4	Takeoff HOA	10	Golden Hour	18	44	6	6	5.2	3.3	2.7	2.7	0.7	0.5	11.5	11.7	
8	2017-12-14	4	Tiefflug HOA	11	Desert Shield	64	89	6	1	5.9	5.1	1.4	1.5	0.4	0.5	16.8	6.6	
9	2017-12-15	4	Landecheck	14	Platzrunde	29	22	13	8	1.2	0.5	1.4	2.4	0.6	0.5	2.4	11.1	
Mittelwert Pilot						31.0	51.4	8.4	6.5	4.2	4.1	1.7	2.2	0.7	0.5	9.5	10.9	
Summe						155	257											
10	2018-01-17	1	Ausflug HOA	15	Kabul Demo UniBw	16	11	8	5	4.3	4.2	5.2	5.5	1.2	0.5	15.7	16.7	
11	2018-01-19	1	Landung HOA	20	Mosahi Convoy	18	110	6	7	13.5	5.2	1.2	1.4	0.5	0.5	16.2	12.1	
12	2018-01-18	1	Landecheck	21	Platzrunde	24	11	12	10	3.1	3.3	0.7	0.3	0.3	0.5	13.9	1.5	
Mittelwert Pilot						19.3	44.0	8.7	7.3	6.7	6.2	1.5	2.3	0.7	0.5	15.3	10.1	
Summe						58	132											
13	2018-01-29	7	Einflug HOA	25	Desert Shield	15	18	9	7	4.6	3.1	3.5	4.9	1.8	0.5	13.8	18.7	
14	2018-01-30	7	Ausflug HOA	27	Mosahi Convoy	15	22	6	7	3.8	2.2	1.8	2.1	1.4	0.5	7.8	9.1	
15	2018-01-30	7	Landecheck	28	Platzrunde	25	19	12	7	2.0	1.1	2.1	5.3	0.8	0.5	4.1	23.2	
Mittelwert Pilot						18.3	19.7	9.0	7.0	3.2	2.4	2.4	4.2	1.3	0.5	8.6	17.0	
Summe						55	59											
Mittelwert Gesamt						23.9	36.5	8.9	7.0	4.3	4.1	1.8	2.5					
Summe						359	548											
Korrelation (Pearson)							0.48		0.57		-0.03			Err			0.00	

M = Manuelle Eingabe durch Proband

A = Automation automatisch erfasst durch Automation

F = Fehler (einfache Standardabweichung)

Korrelation berechnet aus Werten der einzelnen Situationen

Erkennungsleistung Aufgaben Kommandant

Use-Case			Mission	Situationen	Erkennung Aufgaben		Ausschluss Aufgaben	
Nr	Datum	Pilot Situation	Nr Name	Anzahl	Richtig	Nicht erkannt	Richtig	Falsch positiv
1	2017-11-30	1 Routenplanung	3 Golden Hour	8	6	6	646	6
2	2017-11-30	1 FF-Klassifikation	3 Golden Hour	5	5	6	398	6
3	2017-11-30	1 Kommunikation	4 Desert Shield	6	2	6	486	4
4	2017-12-01	1 Aufklärung	5 Rocket Raid	1	3	0	80	0
5	2017-12-01	1 FF-Klassifikation	6 Mosahi Convoy	3	4	1	234	10
Pilot gesamt				23	20	19	1844	26
6	2017-12-14	3 Video-Aufklärung	12 Rocket Raid	6	4	2	482	10
7	2017-12-15	3 FF-Klassifikation	13 Mosahi Convoy	9	7	4	719	17
8	2017-12-15	3 UAV-Überwachung	13 Mosahi Convoy	8	4	7	652	1
Pilot gesamt				23	15	13	1853	28
9	2018-01-18	5 FF-Klassifikation	18 Desert Shield	9	14	3	712	18
10	2018-01-18	5 UAV-Flugführung	19 Rocket Raid	4	1	3	320	8
11	2018-01-19	5 Kommunikation	20 Mosahi Convoy	5	2	4	407	2
Pilot gesamt				18	17	10	1439	28
12	2018-01-29	6 Missionsumplanung	24 Golden Hour	8	4	7	647	6
13	2018-01-29	6 Kachel-Aufklärung	26 Rocket Raid	5	5	0	392	18
Pilot gesamt				13	9	7	1039	24
Gesamt				77	61	49	6175	106

Erkennungsleistung Aufgaben fliegender Pilot

Use-Case			Mission	Situationen	Erkennung Aufgaben		Ausschluss Aufgaben	
Nr	Datum	Pilot Situation	Nr Name	Anzahl	Richtig	Nicht erkannt	Richtig	Falsch positiv
1	2017-11-29	2 Ausflug HOA	1 Kabul Demo UniBw	16	18	17	1269	24
2	2017-11-30	2 Einflug HOA	4 Desert Shield	7	9	9	558	5
3	2017-12-01	2 Landung MOB	6 Mosahi Convoy	8	7	8	646	3
4	2017-12-01	2 Landecheck	7 Platzrunde	11	16	7	880	10
Pilot gesamt				42	50	41	3353	42
5	2017-12-13	4 Takeoff HOA	8 Kabul Demo UniBw	9	13	11	702	21
6	2017-12-13	4 Ausflug HOA	9 Special Observation	11	14	6	879	14
7	2017-12-13	4 Takeoff HOA	10 Golden Hour	9	14	4	713	16
8	2017-12-14	4 Tiefflug HOA	11 Desert Shield	28	13	51	2196	64
9	2017-12-15	4 Landecheck	14 Platzrunde	15	22	7	1296	3
Pilot gesamt				72	76	79	5786	118
10	2018-01-17	1 Ausflug HOA	15 Kabul Demo UniBw	9	9	7	725	6
11	2018-01-19	1 Landung HOA	20 Mosahi Convoy	9	13	5	718	11
12	2018-01-18	1 Landecheck	21 Platzrunde	13	4	20	1047	8
Pilot gesamt				31	26	32	2490	25
13	2018-01-29	7 Einflug HOA	25 Desert Shield	7	11	4	564	2
14	2018-01-30	7 Ausflug HOA	27 Mosahi Convoy	8	12	3	645	4
15	2018-01-30	7 Landecheck	28 Platzrunde	9	16	9	720	2
Pilot gesamt				24	39	16	1929	8
Gesamt				169	191	168	13558	193

7. Welche Aufgaben hat das System besonders gut erkannt?

8. Welche Aufgaben hat das System besonders schlecht erkannt?

9. Generelle Kritik und Verbesserungsvorschläge an dieser Untersuchungsmethode mit Sprachausgabe

Der Fragebogen wurde mit SoSci Survey erstellt (SoSci Survey GmbH, 2017).