Verkehrsphasenabhängige Bewertung von empirischen und simulierten Verkehrssituationen

Jonas Paczia

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften der Universität der Bundeswehr München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

angenommenen Dissertation.

Gutachter/Gutachterin:

1. Prof. Dr.-Ing. Silja Hoffmann
2. Prof. Dr. Peter Wagner

Die Dissertation wurde am 18.06.2025 bei der Universität der Bundeswehr München eingereicht und durch die Fakultät für Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften am 22.09.2025 angenommen. Die mündliche Prüfung fand am 09.10.2025 statt.

Danksagung

Zunächst danke ich Prof. Dr.-Ing. Silja Hoffmann für das Ermöglichen dieser Arbeit. In regelmäßigen fachlichen Diskussionen unterstützte sie mich ausführlich bei der Richtung und bei der Erstellung meiner Arbeit mit wichtigen Impulsen. Herrn Prof. Dr. Peter Wagner danke ich für die Übernahme des Koreferats sowie die hilfreichen und konstruktiven Diskussionen.

Weiter möchte ich mich herzlich bei Herrn Dr. Hubert Rehborn und Herrn Prof. Dr. Boris Kerner für den anregenden Austausch und die kritische Auseinandersetzung mit den Ergebnissen dieser Arbeit bedanken. Sie haben mich fachlich und menschlich begleitet. Ohne ihre Unterstützung wäre diese Promotionsarbeit nicht zustande gekommen.
Herrn Dr. Sergey Klenov danke ich für das Simulieren von Verkehrssituationen.
Mein Dank gilt auch der Mercedes-Benz AG für die Möglichkeit meine Arbeit durchzuführen und die zur Verfügung gestellten Tools und Daten. Den Projektpartnern des Forschungsprojektes LUKAS danke ich für die gute Zusammenarbeit. Darüber hinaus danke ich Dr. Weimin Huang und Dr. Bruce Bernhardt von HERE für die Bereitstellung von Flottendaten.
Für die Unterstützung in den vergangenen Jahren gilt mein Dank insbesondere meiner Familie und meinen Freunden.

Kurzfassung

In der vorliegenden Arbeit werden Verkehrszusammenbrüche im Schnellstraßennetz anhand von empirischen und simulierten Flottendaten untersucht. Die Flottendaten bestehen aus GNSS-Positionen von anonymisierten Einzelfahrzeugen, die als Grundlage für die Rekonstruktion von Fahrzeuggeschwindigkeiten dienen. Die theoretische Grundlage dieser Arbeit bildet die Kernersche Drei-Phasen-Verkehrstheorie, welche auf Schnellstraßen zwischen den Verkehrsphasen „freier Verkehr“, „synchronisierter Verkehr“ und „sich bewegende breite Staus“ unterscheidet.

Hierzu wird der Pendelverkehr von Chicago (USA) auf wiederkehrende Verkehrsstörungen untersucht und die Erkennung sowie Klassifizierung von Streckenabschnitten hinsichtlich der Zuverlässigkeit von Verkehrszusammenbrüchen betrachtet. Das Ausmaß der erfassten Verkehrstaus verdeutlicht den Mehrwert einer frühzeitigen und zuverlässigen Klassifikation, um z. B. Planungen von Logistikunternehmen zu verbessern.

Mit den Flottendaten vernetzter Fahrzeuge wird eine komplexe Verkehrssituation auf der I-95 SB in Florida (USA) aus dem Jahr 2021 analysiert. Es werden die verschiedenen Arten von Verkehrszusammenbrüchen und die mikroskopische Struktur eines sich breiten bewegenden Staus genauer beleuchtet. Sowohl die Verkehrszusammenbrüche als auch die mikroskopische Struktur werden mit bekannten Beispielen aus der Literatur verglichen. In der Analyse werden stationäre Radar-Daten untersucht und Unterschiede zwischen den beiden Methoden zur Erfassung von Verkehrsdaten herausgearbeitet. Der Vorteil der mikroskopischen Flottendaten ist besonders beim Detailvergleich mit den Radar-Daten ersichtlich, da die Aggregation bei den Radar-Daten tendenziell zu einer Überschätzung der Geschwindigkeiten führt.

Die technische Machbarkeit der Erkennung von erhöhten Reisezeiten, die durch Verkehrszusammenbrüche entstehen, wird mit einer mikroskopischen Verkehrssimulation nach dem Kerner-Klenov-Modell dargestellt. Die Anzahl notwendiger Fahrzeuge zur Erkennung von Reisezeiterhöhungen, die mithilfe der Simulation ermittelt wurde, wird durch empirische Beispiele verifiziert. Sowohl in der Simulation als auch in der Empirie konnte vor den Reisezeiterhöhungen ein Verkehrszusammenbruch erkannt werden. Da-

bei schwankt der zeitliche Abstand von dem Verkehrszusammenbruch bis zur Erhöhung der Reisezeit. Kleine zufällige Verkehrsstörungen treten teilweise deutlich vor relevanten Reisezeiterhöhungen auf.

Ein zentrales Ergebnis der empirischen Untersuchungen ist die probabilistische Natur der notwendigen Anzahl von Meldefahrzeugen zur Erkennung der Reisezeitverzögerungen, die in Abhängigkeit von der Verteilung der vernetzten Fahrzeuge schwankt. Es wird nachgewiesen, dass zur Erkennung einer zweiminütigen Reisezeiterhöhung mit einer Latenzzeit von bis zu 2 min eine Ausstattungsrate von 21 bis 60 Meldefahrzeuge/h ausreicht, um diese Erhöhung mit einer Wahrscheinlichkeit von 90 % in einer Verkehrszentrale zu erkennen.

Als Möglichkeit zur vergleichenden Bewertung von Einzelfahrten in verschiedenen gestauten Verkehrsphasen wird ein Verfahren zur energetischen Analyse von Trajektorien vorgestellt. Dabei werden Verbrauchsmatrizen für Fahrzeuge mit Verbrennungs- und Elektromotoren gemessen, die den Energieverbrauch als Funktion von Beschleunigung und Geschwindigkeit des Fahrzeugs darstellen. Als Resultat ist für jede Fahrt eines beliebigen Fahrzeugs die Angabe eines Energieverbrauchs möglich - sowohl in der Empirie wie auch in der Simulation. Mit diesem Ansatz wird die Steigerung des Kraftstoffverbrauchs nach dem Verkehrszusammenbruch in einer Flottensimulation um durchschnittlich 21 % bestimmt.

Abstract

In this thesis, traffic breakdowns on highways are investigated based on empirical and simulated floating car data. Floating car data are essentially time series of anonymised single vehicles that are randomly distributed in traffic flow. Based on the floating car data, vehicle trajectories can be reconstructed including their velocity profile. The theoretical foundation is given by Boris Kerner's three-phase traffic theory which differentiates between the traffic phases „free flow“, „synchronized flow“ and „wide moving jams“.

The commute traffic of Chicago is investigated for recurring traffic disturbances. The detection and classification of road sections regarding the reliability of traffic breakdowns is studied. The extent of the captured traffic jams hightlights the benefit of an early and reliable jam detection.

A complex traffic situation on the I-95 SB in Florida (USA) from 2021 is analysed based on fleet data from connected vehicles. The different kinds of traffic breakdowns and the microscopic structure of a wide moving jam are investigated in detail: both the traffic breakdowns and the microscopic structure are compared with known examples from the literature. Stationary radar data is investigated, and differences between the two traffic measurement technologies are highlighted. This underlines the advantage of floating car data since the aggregation of the stationary radar data results in an overestimation of velocities.

The technical feasibility of the detection of increased travel times caused by traffic breakdowns is demonstrated with a microscopic Kerner-Klenov traffic simulation. The number of necessary vehicles to recognise increased travel times, that has been determined via the traffic simulation, is verified by the analysis of empirical examples. A traffic breakdown could be detected before the travel time was increased signifcantly in all scenarios. The temporal difference between the traffic breakdown and the travel time increase differs; small random disturbances occur in some cases long before the travel time has increased significantly.

Furthermore, the empirical investigations show the probabilistic nature of the amount

of vehicle required to detect increased travel times. The required amount fluctuates in dependency of the spatiotemporal distribution of the connected vehicles. It is shown that between 21 and 60 connected vehicles per hour are sufficient for the detection of travel time increases of two minutes, with a latency of up to two minutes and a probability of 90 % on a central server.

One method is presented as a possibility to compare trajectories from an energetic perspective: energy consumption matrices are measured for vehicles with combustion and electric engines, and with this approach, the energy consumption is modeled based on the velocity and acceleration of a vehicle. This allows the computation of the energy consumption for both simulated and empirical trajectories from arbitrary vehicles. The approach is used to calculate the average increase of 21 % in fuel consumption after a traffic breakdown in a microscopic simulation.

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung **2**

1.1 Motivation 2

1.2 Ziel der Arbeit 4

1.3 Aufbau der Arbeit 6

2 Begriffe und Grundlagen aus der Verkehrstheorie **7**

2.1 Verkehrsvariablen und -begriffe 7

2.2 Räumlich-zeitliche Darstellung von mikroskopischen Verkehrsdaten . . 10

2.3 Grundlagen aus der Drei-Phasen-Verkehrstheorie 11

2.3.1 Verkehrsphasen 11

2.3.2 Verkehrsphasen- und Verkehrszustandsübergänge 14

2.3.3 Verkehrszusammenbrüche 16

2.3.4 Stochastische mikroskopische Kerner-Klenov Verkehrssimulation 20

3 Stand der Technik **25**

3.1 Datenquellen für Verkehrsmessungen 25

3.1.1 Detektordaten 26

3.1.2 Floating-Car-Daten 27

3.2 Erkennung von Verkehrszuständen und Verkehrsstörungen 29

3.3 Bewertung von Mobilität und Zuverlässigkeit im Straßennetz 31

3.4 Energieverbrauch von Fahrzeugen im Verkehr 33

3.4.1 Verbrauchskennfelder 33

3.4.2 Messverfahren für Verbrauchsangaben 34

3.4.3 Verbrauchsmodelle 36

4 Räumlich-zeitlich wiederkehrende Staumuster auf Schnellstraßen 39

4.1 Makroskopische Analyse 40

4.2 Mikroskopische Analyse 46

4.3 Zwischenfazit 49

5 Verkehrszustandsanalyse 50

5.1 Erkennung von Verkehrszustandsübergängen und Verkehrsphasen . . . 52

5.1.1 Bestimmung der Schwellwerte zur Erkennung von Verkehrszustandsübergängen 54

5.2 Spontane und induzierte Verkehrszusammenbrüche 58

5.3 Mikroskopische Struktur des sich bewegenden breiten Staus 61

5.4 Radar-Daten 64

5.5 Zwischenfazit 68

6 Zentralenseitige Verkehrssituationserkennung 69

6.1 Kriterien 70

6.2 Bestimmung von Erkennungswahrscheinlichkeiten 72

6.3 Mikroskopische Simulation 75

6.4 Empirische Daten 81

6.4.1 A81 (Böblingen / Sindelfingen) 81

6.4.2 A5 (Bruchsal) 85

6.5 Zufallsverteilte Meldefahrzeuge in der mikroskopischen Simulation . . . 89

6.6 Zwischenfazit 91

7 Energetische Situationsbewertung 97

7.1 Erhebung und Analyse einer urbanen empirischen mikroskopischen Verbrauchsmatrix 98

7.2 Energetische Bewertung von simulierten Trajektorien 106

7.3 Zwischenfazit 111

8 Zusammenfassung und Ausblick **113**

8.1 Ergebnisse der Arbeit 113

8.2 Zukünftige Arbeiten 116

8.3 Veröffentlichungen 118

A Anhang **121**

A.1 Weitere empirische Beispiele zur Erkennung erhöhter Reisezeiten 121

A.1.1 A81 Kreuzung „Mundelsheim“ (Deutschland) 121

A.1.2 A81 Kreuzung „Weinsberg“ (Deutschland) 123

A.1.3 A8 Kreuz Stuttgart (Deutschland) 124

A.1.4 SR-91 Florida turnpike (USA) 126

A.1.5 I-95 (USA) 127

Abbildungsverzeichnis **129**

Tabellenverzeichnis **138**

Literatur **139**

1 Einleitung

1.1 Motivation

Die Schätzungen des ADAC in den Staubilanzen für Autobahnen in Tabelle 1.1 zeigen die Zunahme von Verkehrsstaus in Deutschland. Im Jahr 2022 ist die Anzahl der Staumeldungen 4,7-mal höher als 2002. Die Gesamtlänge ist im gleichen Zeitraum um das 2,3-fache auf 733 000 km gestiegen. 2022 warteten die Menschen auf 123 deutschen Autobahnen insgesamt 330 000 h. Noch ausgedehnter war der Umfang des gestauten Verkehrs vor der Corona-Pandemie: 2019 wurden 708 500 Staus mit einer Gesamtlänge von 1 423 000 km und einer Gesamtdauer von 521 000 h registriert.

Jahr	Anzahl Staumeldungen	Gesamtlänge	Gesamtdauer
2002	100 785	321 000 km	-
2019	708 500	1 423 000 km	521 000 h
2022	474 000	733 000 km	330 000 h

Tabelle 1.1: Kennzahlen aus der Staubilanz für Autobahnen des ADAC [1–3].

Verkehrsstaus haben verschiedene Auswirkungen. Dazu zählt unter anderem der bereits beschriebene immense Zeitverlust. Zusätzlich sind körperliche und psychische Belastungen zu beobachten, wie beispielsweise erhöhter Blutdruck, Muskelverspannungen, Angst und Panik [33, 84]. Der volkswirtschaftliche Verlust durch Verkehrsstaus in Deutschland wurde von INRIX für das Jahr 2013 auf 25 Milliarden Euro geschätzt. In 2030 soll sich der Verlust auf bereits 33 Milliarden Euro belaufen [38]. Ein Faktor, der sich ökonomisch auswirkt, ist der erhöhte Kraftstoffverbrauch in Verkehrsstaus. Die empirischen Untersuchungen von [49] zeigen eine Erhöhung des Kraftstoffverbrauchs in

Verkehrsstaus relativ zum freien Verkehr um den Faktor 1,4 bis 2,3 für Autobahnen und um 2 bis 2,9 für innerstädtischen Verkehr. Der erhöhte Kraftstoffverbrauch hat jedoch nicht nur volkswirtschaftliche, sondern auch ökologische Auswirkungen, wie beispielsweise eine Beschleunigung des Klimawandels und eine Verschlechterung der Luftqualität.

Mit modernen Navigationssystemen können die negativen Auswirkungen von Verkehrsstaus durch frühzeitiges Umfahren teilweise vermieden werden. Dazu sind aktuelle und zuverlässige Informationen über den Verkehr, insbesondere über gestauten Verkehr, unbedingt erforderlich. Sie bilden einen entscheidenden Bestandteil der Routenplanung. Als Datenbasis werden vermehrt jene Daten verwendet, die im Fahrzeug gemessen und über das Mobilfunknetz an einen zentralen Server übertragen werden. Solche Daten werden als *Floating-Car-Daten* bezeichnet und beinhalten typischerweise GNSS-Positionen sowie zugehörige Zeitstempel. Fahrzeuge, die diese Daten an einen Server übertragen, werden als *Meldefahrzeuge* bezeichnet. Mit der wachsenden Menge an verfügbaren Daten verbessern sich auch die Möglichkeiten zur Erfassung, Beobachtung und Analyse von Verkehr. Dies führt zu einer zentralen Schlüsselfrage:

Wie viele Meldefahrzeuge sind notwendig, um Verkehrsstaus und erhöhte Reisezeiten zuverlässig und schnell zu erkennen?

Um diese Frage beantworten zu können, ist zunächst eine Zustandsanalyse des Verkehrs notwendig. Insbesondere die Unterscheidung von freiem und gestautem Verkehr ist hier von Interesse, um eine zuverlässige Erkennung zu ermöglichen.

Für ein besseres Verständnis der erhobenen Verkehrsdaten eignet sich der Vergleich mit weiteren Datenquellen. Dies verdeutlicht die Eigenschaften der jeweiligen Erhebungsverfahren, inklusive eventueller Vor- und Nachteile. Im Kontext von Verkehrszustandsanalysen liegt zur besseren Vergleichbarkeit der erfassten Verkehrsmuster ein verkehrstheoretischer Ansatz nahe.

Neben der Reisezeit ist der Energieverbrauch eine weitere Möglichkeit, verkehrliche Situationen, Fahrmanöver und Trajektorien zu analysieren. Ein erster Schritt zur energetischen Optimierung des Verkehrs ist ein besseres Verständnis, wie sich unter-

schiedliche Verkehrssituationen auf den Energieverbrauch auswirken.
Dazu wird ein aus der Literatur bekanntes Verbrauchsmodell [49] in der vorliegenden Arbeit genauer analysiert und zur energetischen Bewertung von Trajektorien verwendet. Solch ein Ansatz kann in der Zukunft bei der Gestaltung des Verkehrs berücksichtigt werden. Insbesondere automatisierte Fahrzeuge bieten die Möglichkeit, verschiedene Faktoren systematisch zu optimieren.

1.2 Ziel der Arbeit

Das zentrale Ziel dieser Arbeit ist die Bestimmung der notwendigen Anzahl von vernetzten Fahrzeugen, welche eine präzise Erkennung von Reisezeiterhöhungen in einer Serverzentrale ermöglicht. Als Grundlage dienen empirische und simulierte Daten von vernetzten Fahrzeugen, deren Auswertung in folgende Arbeitsschritte unterteilt ist:

1. Einleitend werden empirische Verkehrsdaten analysiert, welche den Umfang von Verkehrstaus belegen. Dabei liegt der Fokus auf dem Pendelverkehr, inklusive der Erkennung und Klassifizierung räumlich-zeitlich wiederkehrender Staumuster.

2. Anhand einer Situationsanalyse zu einem amerikanischen Beispiel werden die Erkennung von freiem und gestautem Verkehr sowie die Unterschiede zwischen Daten vernetzter Fahrzeuge und stationärer Detektoren bei der Erkennung von Reisezeitverlusten erläutert.

3. Die erforderliche Anzahl von Fahrzeugen zur schnellen Erkennung erhöhter Reisezeiten durch Verkehrszusammenbrüche wird bestimmt.

4. Eine energetische Auswertung empirischer und simulativer Einzelfahrten erfolgt basierend auf einem Verbrauchsmodell. Weiter wird der Kraftstoffmehrverbrauch aufgrund eines simulierten Verkehrszusammenbruchs quantifiziert.

Die Klassifizierung von freiem und gestautem Verkehr ist die Grundlage für die Detektion erhöhter Reisezeiten, die von Verkehrszusammenbrüchen verursacht werden. Daher wurden verschiedene empirische Verkehrszusammenbrüche detailliert analysiert, um einige zentrale Aussagen der *Drei-Phasen-Verkehrstheorie*, wie etwa Eigenschaften von Verkehrszusammenbrüchen (vgl. [41, 42, 44, 45]) zu belegen. Ein Defizit bisheriger Arbeiten ist dabei der datengetriebene Nachweis über die erreichbare Genauigkeit und Erkennungsgüte bei der Erkennung erhöhter Reisezeiten mit Meldefahrzeugen, insbesondere eine statistische Analyse der erforderlichen Anzahl von Meldefahrzeugen. Als verkehrstheoretische Grundlage dient die Kernersche Drei-Phasen-Verkehrstheorie, die Verkehrszusammenbrüche als einen Verkehrsphasenübergang von *freiem Verkehr* zu *synchronisiertem Verkehr* definiert. Diese Theorie unterscheidet zwischen zwei Phasen des gestauten Verkehrs: *synchronisierter Verkehr* und *sich bewegende breite Staus*.
Mehrere Stunden empirischer Fahrdaten von PKWs wurden statistisch ausgewertet und zur Modellierung des Kraftstoffverbrauchs genutzt. Mit dem erstellten Verbrauchsmodell wird die energetische Betrachtung als weitere Möglichkeit zur Bewertung von Fahrzeugtrajektorien aufgezeigt. Diese Betrachtung vergleicht den Verbrennungsmotor und den Elektromotor als Antriebstechnik mit dem Ziel, Verkehrsphasenübergänge und -zustände auch energetisch bewerten zu können.

1.3 Aufbau der Arbeit

In Kapitel 2 werden die Auszüge der Drei-Phasen-Verkehrstheorie erläutert, welche die Entstehung und Ausbreitung von gestautem Verkehr beschreiben. Es werden die verschiedenen Verkehrsphasen, Verkehrszusammenbrüche, Verkehrsphasenübergänge und Verkehrszustandsübergänge begrifflich eingeführt und anhand von qualitativen sowie empirischen Beispielen veranschaulicht.
Kapitel 3 beschreibt den aktuellen Stand der Technik. Dieser beinhaltet Methoden zur Erfassung von Verkehrsdaten. Der Fokus liegt auf Floating-Car-Daten, die dieser Arbeit als Datengrundlage dienen. Darüber hinaus enthält das Kapitel einen Überblick über verschiedene Verbrauchsmessungen und -modelle, die zur Bestimmung von Verbrauchsangaben angewendet werden können.
Die Kapitel 4, 5, 6 und 7 bilden den Kern dieser Arbeit. Kapitel 4 beinhaltet eine einleitende Auswertung von Verkehrsdaten zum Umfang von räumlich-zeitlich wiederkehrenden Verkehrstaus im Pendelverkehr auf Schnellstraßen. Dabei wird der Zeitpunkt der Verkehrstaus im Detail betrachtet und verkehrstheoretische Ähnlichkeiten dargestellt. In Kapitel 5 werden unterschiedliche Arten von Verkehrszusammenbrüchen anhand empirischer Daten diskutiert. Es wird ein Verfahren beschrieben, mit dem systematisch die Bedingungen zur Bestimmung von Verkehrszustandsübergängen bestimmt werden können. Anforderungen zur Erkennung erhöhter Reisezeiten werden in Kapitel 6 untersucht. Als Grundlage dienen empirische und simulierte Flottendaten mehrerer Verkehrssituationen. In Kapitel 7 wird ein Ansatz zur energetischen Bewertung von Trajektorien anhand von Geschwindigkeits- und Beschleunigungswerten vorgestellt.
Kapitel 8 fasst die zentralen Ergebnisse dieser Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf mögliche zukünftige Arbeiten und Forschungsthemen.

2 Begriffe und Grundlagen aus der Verkehrstheorie

Boris Kerner begann in den 90-er Jahren mit der Entwicklung der Drei-Phasen-Verkehrstheorie [41, 42, 44, 45] basierend auf Untersuchungen von empirischen Messdaten von verschiedenen Autobahnen. Die gemessenen und bekannten empirischen Verkehrsphänomene, die bei der Entstehung sowie der räumlich-zeitlichen Ausbreitung von gestautem Verkehr auftreten, können mit der Drei-Phasen-Verkehrstheorie erklärt werden. Diese Theorie ist die Grundlage der Erkennungsalgorithmen dieser Arbeit und dient der Interpretation der verwendeten Verkehrsdaten.
Der folgende Abschnitt geht auf allgemeine Begriffe der Verkehrstechnik und die Bestandteile der Drei-Phasen-Verkehrstheorie ein, die für das Verständnis der vorliegenden Arbeit notwendig sind.

2.1 Verkehrsvariablen und -begriffe

Verkehrliche Situationen eines räumlich-zeitlichen Gebiets werden mit verschiedenen Verkehrsvariablen beschrieben. Im Folgenden werden jene, die in dieser Arbeit Verwendung finden, begrifflich eingeführt.

Durchschnittliche Geschwindigkeit

Die *durchschnittliche Geschwindigkeit* ist der Durchschnitt der Geschwindigkeiten aller

N Fahrzeuge in einem Zeitintervall Δt an einem Ort x:

$$\overline{v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} v_i. \tag{2.1}$$

und wird beispielsweise in Kilometer pro Stunde angegeben.

Verkehrsfluss

Mit dem *Verkehrsfluss* (engl.: traffic flow) q wird die Anzahl von Fahrzeugen N angegeben, die den Querschnitt an einem Ort x innerhalb eines Zeitintervalls Δt passieren:

$$q = \frac{N}{\Delta t}. \tag{2.2}$$

Übliche Einheiten zur Angabe des Verkehrflusses sind Fahrzeuge pro Stunde oder Fahrzeuge pro Minute. Als *Kapazität* wird der maximale Verkehrsfluss eines Straßenabschnitts bezeichnet, bei dem *freier Verkehr* (Abschnitt 2.3.1) unter Verwendung aller verfügbaren Fahrstreifen vorliegt. Da bei gleichem Verkehrsfluss auf demselben Streckenabschnitt an einem Tag freier Verkehr vorliegen kann und an einem anderen Tag dagegen nicht, handelt es sich bei der Kapazität um eine stochastische und zeitabhängige Größe.

Verkehrsdichte

Die *Verkehrsdichte* (engl.: traffic density) gibt die Anzahl von Fahrzeugen pro Distanzeinheit D an:

$$k = \frac{N}{D}. \tag{2.3}$$

Eine beispielhafte Einheit ist Fahrzeuge pro Kilometer.

Der Detailgrad der Verkehrsvariablen kann mit mikroskopisch und makroskopisch beschrieben werden, die jeweilige Bedeutung ist im Folgenden aufgeführt:

Mikroskopische Verkehrsdaten

Mikroskopische Verkehrsdaten unterscheiden zwischen den verschiedenen Einzelfahrzeugen und werden weder zeitlich noch räumlich gemittelt oder aggregiert. Dies erlaubt

die genaue räumlich-zeitliche Analyse verschiedener Fahrverläufe. Beispiele für mikroskopische Verkehrsdaten sind die Beschleunigung und Geschwindigkeit von einzelnen Fahrzeugen, Zeitlücken zwischen aufeinander folgenden Fahrzeugen sowie der Fahrzeugtyp.
Die Erhebung von mikroskopischen Verkehrsdaten ist mit verschiedenen Methoden möglich, wie beispielsweise Floating-Car-Daten (siehe Abschnitt 3.1.2) und stationären Detektoren (siehe Abschnitt 3.1.1) [42, 86, 88].

Makroskopische Verkehrsdaten

Makroskopische Verkehrsdaten sind aggregierte mikroskopische Verkehrsdaten. Um die notwendige Bandbreite zur Übertragung und Speicherung der Daten zu reduzieren, findet bei stationären Detektoren die räumliche und / oder zeitliche Aggregation der Daten oft bereits am Ort der Erfassung durch Mittelwertbildung über feste Zeitintervalle Δt statt. Es gehen dabei die mikroskopischen Informationen verloren. Das Mittelungsintervall liegt in der Regel zwischen 20 s und 5 min, am häufigsten ist eine Minute. Gängige makroskopische Verkehrsdaten sind der Verkehrsfluss, die Verkehrsdichte und die mittlere Verkehrsgeschwindigkeit.
Häufig werden makroskopische Verkehrsdaten mit stationären Detektoren erhoben (siehe Abschnitt 3.1.1) [42, 86, 88].

Engstelle

In der Literatur wird eine *Engstelle* (engl.: bottleneck) als eine lokale Reduktion der Straßenkapazität definiert. Engstellen können permanente Eigenschaften der Infrastruktur (z. B. Ein- und Ausfahrten, Fahrstreifenreduzierungen oder Fahrbahnsteigungen) und temporär (z. B. Straßenbauarbeiten, schlechte Witterungsbedingungen oder Verkehrsunfälle) sein (z. B. [85]). An Engstellen ist ein Verkehrszusammenbruch möglich, der zu gestautem Verkehr führt.
Der Ort des Übergangs von freiem Verkehr zu synchronisiertem Verkehr wird in der Drei-Phasen-Verkehrstheorie *effektiver Ort der Engstelle* genannt [41, 42, 44, 45]. Neben stationären Engstellen existieren außerdem sich bewegende Engstellen (engl.: moving bottleneck). Dabei kann es sich um Fahrzeuge handeln, die langsamer als andere

Fahrzeuge im freien Verkehr fahren und einen Verkehrszusammenbruch auslösen [29, 41, 62]. In dieser Arbeit werden sich bewegenden Engstellen nicht näher thematisiert.

2.2 Räumlich-zeitliche Darstellung von mikroskopischen Verkehrsdaten

Eine räumlich-zeitliche Darstellung von mikroskopischen Verkehrsdaten sind Weg-Zeit-Diagramme, qualitativ dargestellt in Abbildung 2.1.

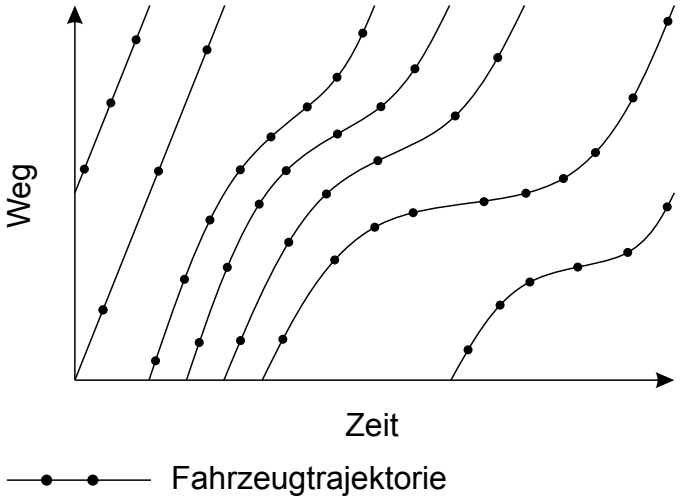


Abbildung 2.1: Qualitatives Weg-Zeit-Diagramm zur Darstellung von mikroskopischen Floating-Car-Daten. Die GNSS-Positionen sind als Punkte dargestellt. GNSS-Positionen, die mit einer Linie verbunden sind, stammen vom selben Meldefahrzeug.

Je horizontaler eine Trajektorie verläuft, desto langsamer fährt das Fahrzeug.
Eine Möglichkeit zur Erfassung mikroskopischer Verkehrsdaten sind Floating-Car-Daten, welche in Abschnitt 3.1.2 näher beschrieben werden. Die unterschiedlichen zeitlichen Auflösungen der Trajektorien sind an den Abständen zwischen den Positionen des globalen Navigationssatellitensystems (GNSS, engl.: Global Navigation Satellite System; dargestellt als Punkte) in der Zeit-Dimension zu erkennen. Hohe zeitliche Auflösungen ermöglichen dabei genauere Analysen von Verkehrsphänomen.

2.3 Grundlagen aus der Drei-Phasen-Verkehrstheorie

2.3.1 Verkehrsphasen

Die Entstehung von gestautem Verkehr hat verschiedenste Ursachen. Eine Möglichkeit sind Einfahrten, qualitativ dargestellt in Abbildung 2.2: Die Fahrzeuge auf der Hauptfahrbahn müssen ihre Geschwindigkeit reduzieren oder den Fahrstreifen wechseln, damit die Fahrzeuge von der Einfahrt auf die Hauptfahrbahn wechseln können. Dies kann zu gestautem Verkehr führen.

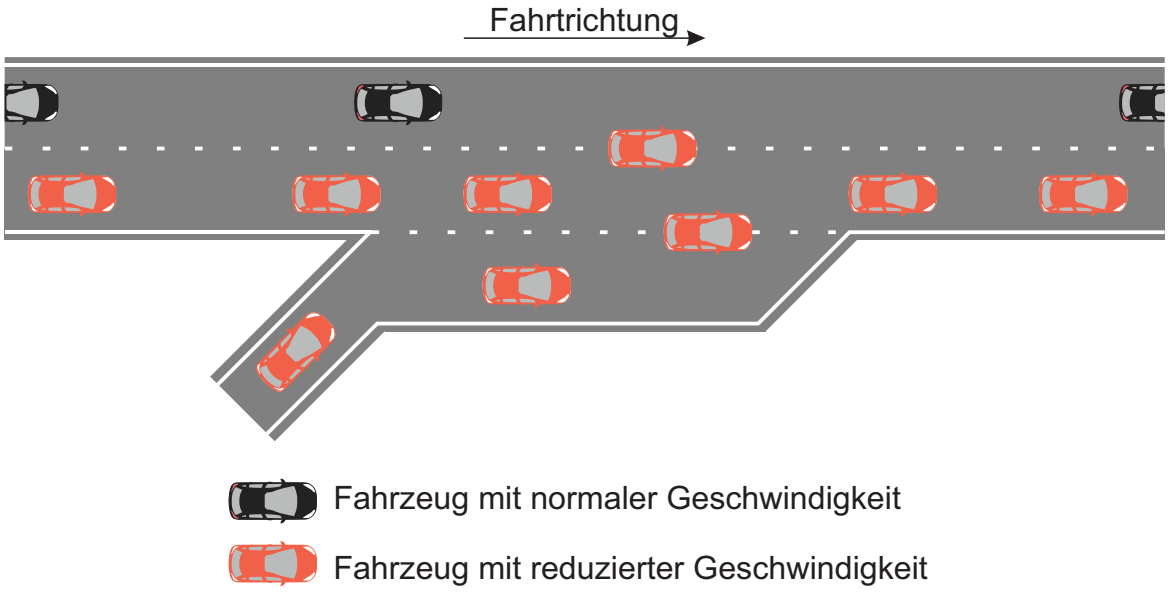


Abbildung 2.2: Qualitative Darstellung der Entstehung eines Verkehrsstaus. Fahrzeuge, die von der Autobahneinfahrt auf die Hauptfahrbahn wechseln, verursachen den gestauten Verkehr.

Bei empirischen Verkehrsuntersuchungen wurden drei Verkehrsphasen mit physikalisch qualitativ verschiedenen Eigenschaften identifiziert. Diese Eigenschaften sind charakteristisch für die Verkehrsphasen, welche in der Drei-Phasen-Verkehrstheorie [41, 42, 44, 45] eingeführt wurden. Ein exemplarisches empirisches Beispiel mit den Verkehrsphasen ist in Abbildung 2.3 abgebildet.

Freier Verkehr (F)

Freier Verkehr (engl.: free flow, Definition aus [45]) liegt in der Regel vor, wenn die Fahrzeugdichte gering genug ist. Der Verkehrsfluss nimmt im freien Verkehr mit der Fahrzeugdichte zu, die durchschnittliche Geschwindigkeit nimmt dagegen ab. Erreicht die Fahrzeugdichte das im freien Verkehr mögliche Maximum, ist auch der Verkehrsfluss maximal, während die durchschnittliche Geschwindigkeit das Minimum im freien Verkehr erreicht.

Sich bewegender breiter Stau (J)

Ein *sich bewegender breiter Stau* (engl.: wide moving jam, Definition aus [45]) ist die gestaute Verkehrsphase, die sich durch Autobahnengstellen und andere Verkehrszustände fortbewegt. Dabei wird die durchschnittliche Geschwindigkeit des Staus beibehalten. Ein sich breiter bewegender Stau kann an keiner Engstelle fixiert sein.

Synchronisierter Verkehr (S)

Synchronisierter Verkehr (engl.: synchronized flow, Definition aus [45]) ist die gestaute Verkehrsphase, der sämtlicher gestauter Verkehr, der zu keinem sich breiten bewegenden Stau gehört, zugeordnet wird. Die stromabwärtige Front der synchronisierten Verkehrsphase kann an einer Autobahnengstelle fixiert sein.

In Abbildung 2.3 ist ein empirisches Beispiel zur Veranschaulichung der drei Verkehrsphasen dargestellt. Die Propagation des sich bewegenden breiten Staus durch die Engstellen B2 und B3 ist im Weg-Zeit-Diagramm deutlich sichtbar, der synchronisierte Verkehr ist dagegen an den Engstellen lokalisiert. Die gleichförmige Steigung der stromabwärtigen Front des sich bewegenden breiten Staus lässt die charakteristische, durchschnittliche Geschwindigkeit (z. B. $-15\,\mathrm{km/h}$ [41, 42, 44, 45, 75]) der Front erkennen.

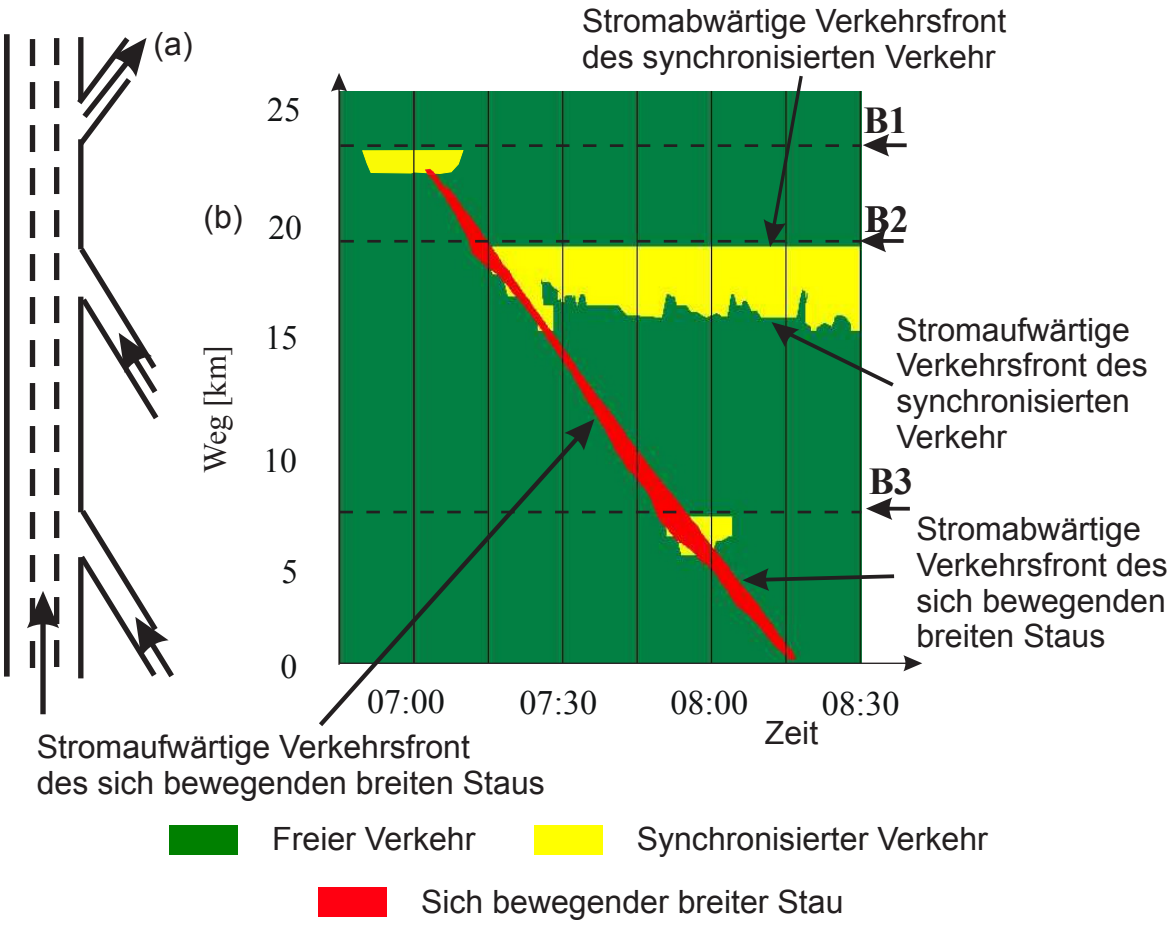


Abbildung 2.3: Exemplarisches Beispiel der drei Verkehrsphasen. Wie im linken Teil der Abbildung dargestellt, handelt es sich bei der Engstelle B1 um eine Autobahnausfahrt, B2 und B3 sind Autobahneinfahrten auf der dreistreifigen Autobahn A5-Süd in Deutschland. Angepasst aus [45].

2.3.2 Verkehrsphasen- und Verkehrszustandsübergänge

Verkehrszustandsübergänge

Verkehrszustandsübergänge (engl.: phase transition points, Definition aus [45]) bezeichnen den Übergang zwischen Verkehrsphasen entlang einer Fahrzeugtrajektorie aus der Perspektive des Fahrers. Dabei ist es wichtig, zwischen Verkehrszustandsübergängen und den Positionen der tatsächlichen Verkehrsphasenübergängen zu unterscheiden. Verkehrszustandsübergänge trennen die vom Fahrer wahrgenommenen Verkehrsphasen F, S und J.

Verkehrszustandsübergänge werden mit folgender Schreibweise notiert:

$Startphase_{Endphase}$ (z. B. F_S für einen Verkehrszustandsübergang von freiem zu synchronisiertem Verkehr).

Eine qualitative Darstellung zur Illustration ist in Abbildung 2.4 als weiße Punkte zu sehen.

Verkehrsphasenübergang

Ein *Verkehrsphasenübergang* ist die räumlich-zeitliche Position des Übergangs von einer Verkehrsphase zu einer anderen und wird in Kurzform als *Phasenübergang* bezeichnet. Die Bestimmung der Verkehrsphasenübergänge erfolgt mit einer gewissen Unschärfe anhand der qualitativen Merkmale der verschiedenen Verkehrsphasen.

Verkehrsphasenübergänge von freiem Verkehr zu sich bewegenden breiten Staus sind dabei ausgeschlossen. Hervorzuheben ist, dass bei der Bestimmung der Verkehrsphasenübergänge die gesamte räumlich-zeitliche Verkehrssituation statt nur einzelner Trajektorien betrachtet wird.

Für Verkehrsphasenübergänge wird die folgende Notationsform verwendet:

Startphase $\rightarrow$ *Endphase Phasenübergang* (z. B. $F \rightarrow S$ *Phasenübergang* für einen Verkehrsphasenübergang von freiem zu synchronisiertem Verkehr).

Qualitativ sind Verkehrsphasenübergänge in Abbildung 2.4 in Form schwarzer Punkte dargestellt.

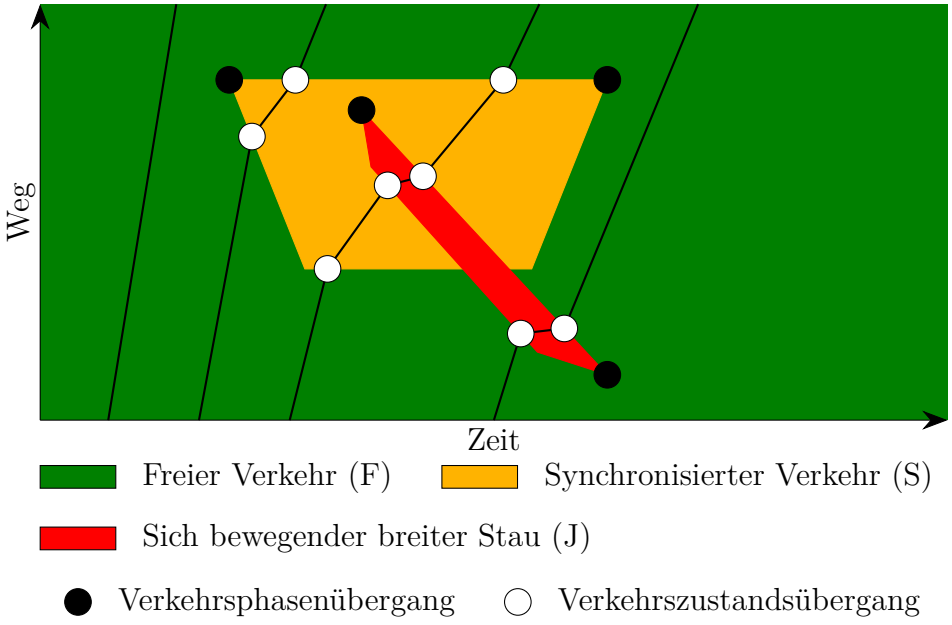


Abbildung 2.4: Qualitative Darstellung von Verkehrsphasen- und Verkehrszustandsübergängen. Angepasst aus [47].

Für Meldefahrzeuge ist die Wahrscheinlichkeit, genau den Verkehrsphasenübergang zu erfassen, extrem unwahrscheinlich. Nur bei einer vollständigen Ausstattung (100 %) an Meldefahrzeugen auf einer Strecke wäre der Verkehrsphasenübergang exakt ermittelbar. In Abbildung 2.5 werden die einzelnen Verkehrszustandsübergänge aus Abbildung 2.4 unterschieden. Ein wesentlicher Unterschied zwischen Verkehrsphasenübergängen und Verkehrszustandsübergängen ist, dass es Verkehrszustandsübergänge von freiem Verkehr zu breiten sich bewegenden Staus gibt. Ein Verkehrsphasenübergang von freiem Verkehr zu einem breiten sich bewegenden Stau ist hingegen nicht möglich. Es existieren nur Verkehrsphasenübergänge von synchronisiertem Verkehr zu breiten sich bewegenden Staus.

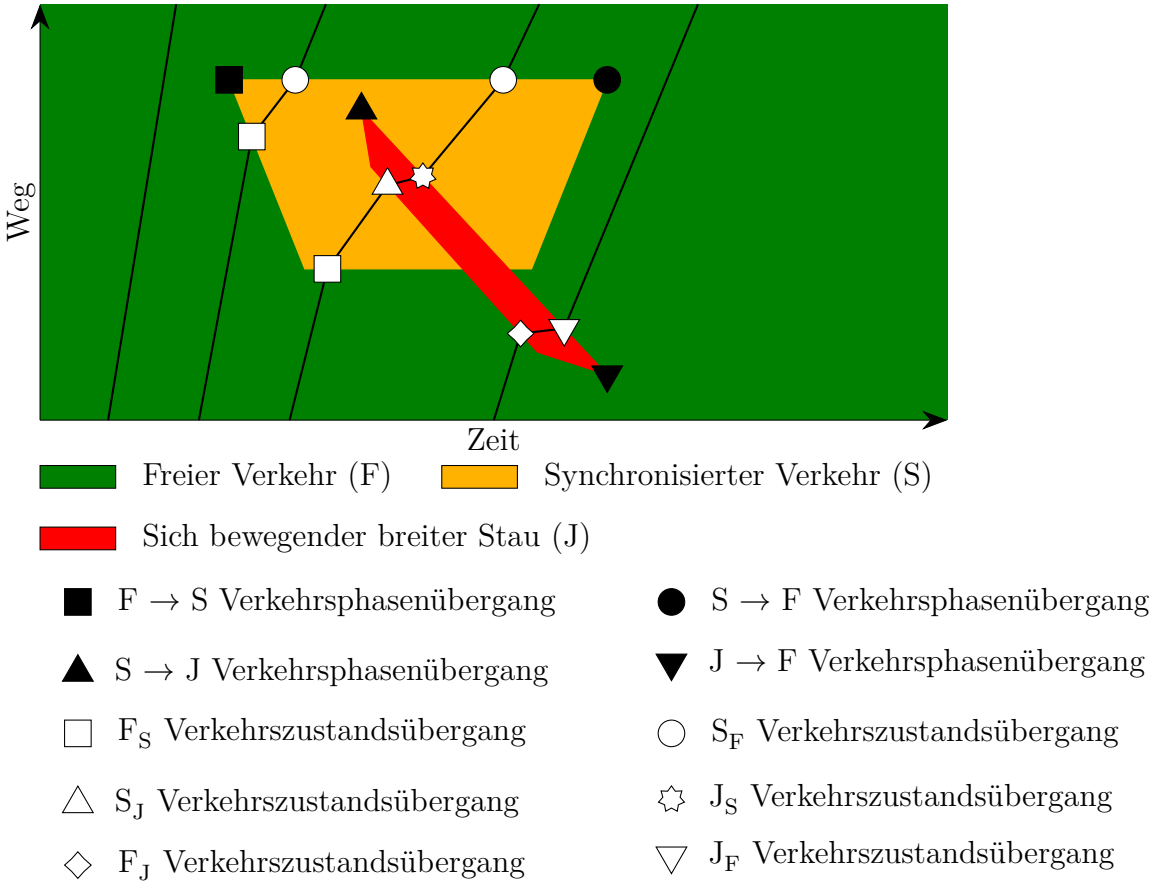


Abbildung 2.5: Detaillierte Darstellung der verschiedenen Verkehrsphasenübergänge und Verkehrszustandsübergänge. Angepasst aus [47].

2.3.3 Verkehrszusammenbrüche

Verkehrsstörung

Eine *Verkehrsstörung* bezeichnet eine Änderung von Verkehrsvariablen innerhalb eines räumlich-zeitlichen Bereichs eines Straßenabschnittes, welche eine negative Beeinträchtigung des Verkehrsflusses nach sich zieht. Beispiele für Verkehrsstörungen sind aggressive Überholmanöver und dadurch erforderliches abruptes Bremsen der anderen Verkehrsteilnehmer sowie Wettereinflüsse sein, die die Sichtverhältnisse einschränken.
Als *kritische Verkehrsstörungen* werden Störungen bezeichnet, die ausreichend groß sind, um zu einem Verkehrszusammenbruch zu führen. Mit zunehmender Größe der

Störung steigt die Wahrscheinlichkeit eines Verkehrszusammenbruchs. Störungen, welche die kritische Größe nicht erreichen, führen zu keinem Phasenübergang, da die Beeinflussung vernachlässigbar gering ist [41, 42, 44, 45].

Metastabilität von freiem Verkehr

Als *Metastabilität* wird in der Drei-Phasen-Verkehrstheorie die Eigenschaft von freiem Verkehr bezeichnet, nach der erst ausreichend große Störungen (auch *kritische Störung* genannt, siehe Abschnitt 2.3.3) ein Nukleus für einen Verkehrszusammenbruch sind und diesen somit verursachen. Zu kleine Störungen können im Gegensatz zu kritischen Störungen zu keinem Verkehrszusammenbruch führen, wodurch freier Verkehr bestehen bleibt.

Außerdem muss die Verkehrsflussrate zwischen der minimalen (C_{min}) und maximalen Kapazität (C_{max}) liegen, damit sich der freie Verkehr in einem metastabilen Zustand befindet, wie Abbildung 2.6 qualitativ illustriert. Liegt der Verkehrsfluss in diesem Bereich, kann sowohl freier als auch synchronisierter Verkehr an der Engstelle vorliegen. Ist der Verkehrsfluss geringer als die minimale Kapazität C_{min}, liegt stabiler freier Verkehr vor.

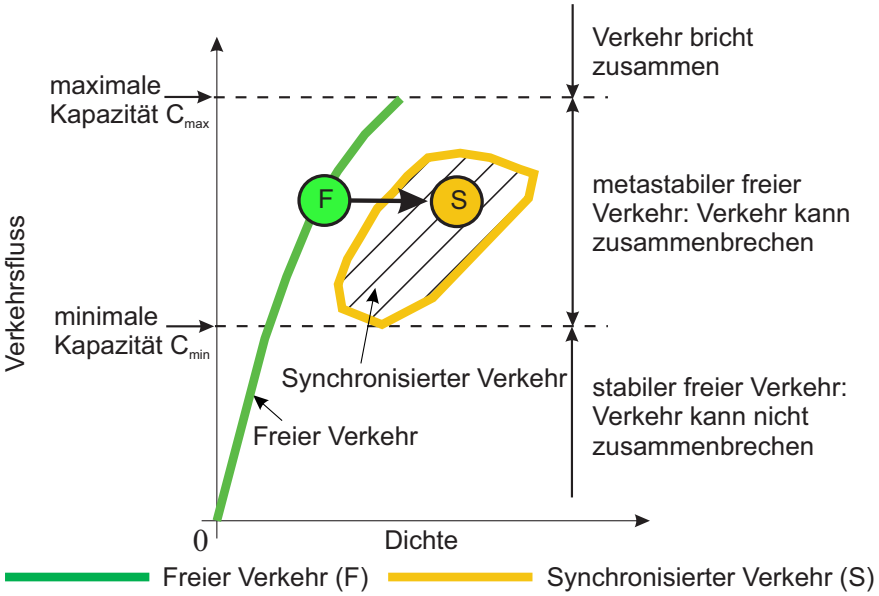


Abbildung 2.6: Qualitative Darstellung des Zusammenhangs von Verkehrsfluss und der Metastabilität des freien Verkehrs. Angepasst aus [45].

Bei einem Verkehrsfluss, der höher als die maximale Kapazität C_{max} ist, bricht der Verkehr dagegen garantiert zusammen.
Die minimale und maximale Kapazität sind probabilistisch und hängen von vielen verschiedenen Faktoren ab, z. B. der Anzahl von Fahrstreifen, Wetter- und Sichtbedingungen sowie der Fahrbahnsteigung.

Voraussetzungen von Verkehrszusammenbrüchen

Es gibt zwei Voraussetzungen für einen Verkehrszusammenbruch (engl.: Nucleation nature of traffic breakdowns) [41, 42, 44, 45]:

1. Der freie Verkehr muss in einem metastabilen Zustand sein. Wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben, wird freier Verkehr als metastabil bezeichnet, sofern sich der Verkehrsfluss zwischen der minimalen und maximalen Kapazität befindet.

2. Eine hinreichend große Verkehrsstörung (Nukleus) tritt an der Engstelle auf.

Falls eine der beiden Voraussetzungen nicht vorliegt, kann der Verkehr nicht zusammenbrechen.

Unterteilung von Verkehrszusammenbrüchen

Als *Verkehrszusammenbruch* wird der Übergang von freiem zu synchronisiertem Verkehr bezeichnet, also ein F $\rightarrow$ S Phasenübergang. Ein solcher ist aufgrund der *Metastabilität* von freiem Verkehr bei ausreichend hohen Verkehrsflüssen an Engstellen möglich. Befindet sich der freie Verkehr nicht im metastabilen, sondern im stabilen Zustand, kann der Verkehr nicht zusammenbrechen (siehe Abbildung 2.6). Verkehrszusammenbrüche werden in spontane und induzierte Verkehrszusammenbrüche unterteilt.

Spontane Verkehrszusammenbrüche

Als *spontaner Verkehrszusammenbruch* (engl.: empirical spontaneous traffic breakdown) wird ein F $\rightarrow$ S Phasenübergang an einer Engstelle bezeichnet, bei dem zeitlich vor dem Verkehrszusammenbruch stromaufwärts und -abwärts freier Verkehr herrscht. In Abbildung 2.7 wird links oben qualitativ ein spontaner Verkehrszusammenbruch verdeutlicht. Beispielhafte Gründe für einen spontanen Verkehrszusammenbruch sind Unfälle, Baustellen und schlechte Sichtbedingungen.

Induzierte Verkehrszusammenbrüche

Ein *induzierter Verkehrszusammenbruch* (engl.: empirical induced traffic breakdown) ist ein Verkehrszusammenbruch, der durch die Propagation eines sich bewegenden räumlich-zeitlich gestauten Verkehrsmusters zur Engstelle induziert wird. Dieses Verkehrsmuster entsteht zu einem früheren Zeitpunkt an einer anderen Position, welche sich stromabwärts ausgehend von der betrachteten Engstelle befindet.
Eine qualitative Darstellung eines induzierten Verkehrszusammenbruchs ist in Abbildung 2.7 zu sehen.

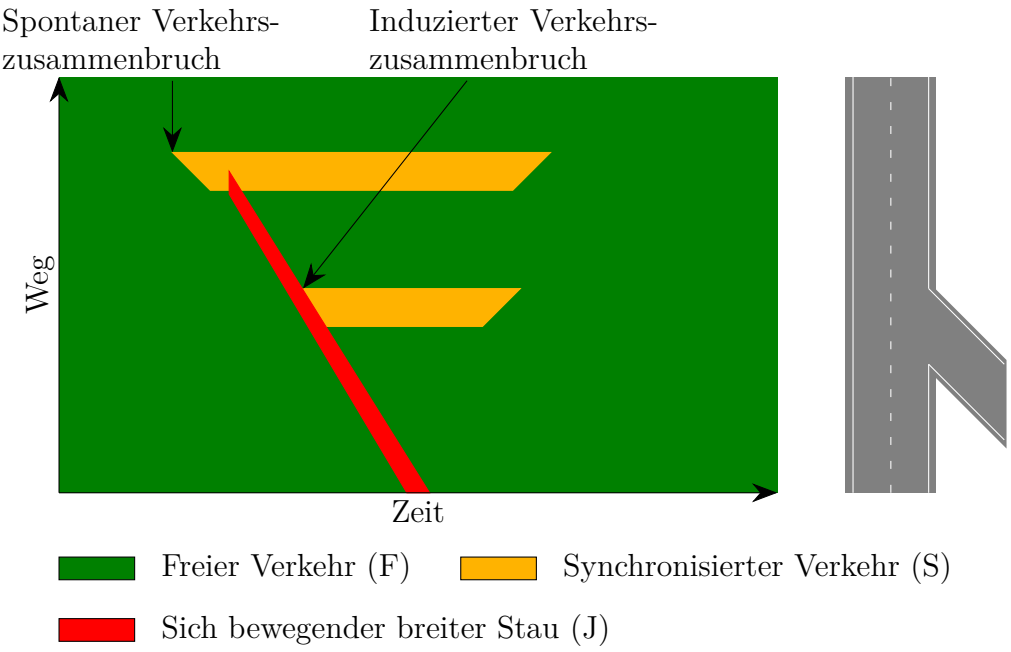


Abbildung 2.7: Qualitative Darstellung von einem spontanen und einem induzierten Verkehrszusammenbruch.

2.3.4 Stochastische mikroskopische Kerner-Klenov Verkehrssimulation

Die in dieser Arbeit verwendete Verkehrssimulation ist eine stochastische mikroskopische Kerner-Klenov Verkehrssimulation [41–43, 45], die räumlich und zeitlich diskretisiert ist. Alle simulierten Fahrzeuge haben identische Bewegungsregeln, außerdem ist die Länge aller Fahrzeuge d. Neue Fahrzeuge werden zu Beginn der simulierten Strecke mit der Zielgeschwindigkeit v_{free} für den freien Verkehr initialisiert, vorausgesetzt der Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug ist nicht kleiner als der Sicherheitsabstand. Die Geschwindigkeit der Fahrzeuge auf einem Fahrstreifen wird folgendermaßen angepasst:

$$v_{n+1} = max(0, min(v_{free}, \tilde{v}_{n+1} + \xi_n, v_n + a\tau, v_{s,n})) \tag{2.4}$$

wobei n dem Index der diskretisierten Zeit $t_n = \tau n$, v_n der Geschwindigkeit zum Zeitpunkt n, a die maximale Beschleunigung und $\tilde{v}_n$ die Fahrzeuggeschwindigkeit ohne Geschwindigkeitsfluktuationen ξ_n:

$$\tilde{v}_{n+1} = min(v_{free}, v_{s,n}, v_{c,n}) \tag{2.5}$$

$$v_{c,n} = \begin{cases} v_n + \delta_n & \text{falls } g_n \leq G_n \\ v_n + a_n\tau & \text{falls } g_n > G_n \end{cases} \tag{2.6}$$

$$\delta_n = max(-b_n\tau, min(a_n\tau, v_{l,n}v_n)) \tag{2.7}$$

$$g_n = x_{l,n} - x_n - d \tag{2.8}$$

Das tiefgestellte l markiert Variablen, die sich auf das vorausfahrende Fahrzeug beziehen, g_n den Abstand zwischen dem betrachteten Fahrzeug und dem vorausfahrenden Fahrzeug und G_n ist der Synchronisierungsabstand. Sinkt der Abstand g_n zwischen zwei Fahrzeugen unter den Sicherheitsabstand (in Abbildung 2.8 mit „g_{sicher}“ markiert), bremst das hintere Fahrzeug ab. Ist die Distanz zu dem vorderen Fahrzeug dagegen größer als der sogenannte Synchronisierungsabstand G_n (engl.: synchroniza-

tion space gap, in Abbildung 2.8 mit „g_{sicher}“ markiert), beschleunigt das hintere Fahrzeug. Falls die Distanz zu dem vorausfahrenden Fahrzeug zwischen dem Sicherheitsabstand g_{sicher} und dem Synchronisierungsabstand G liegt, passt das hintere Fahrzeug seine Geschwindigkeit an die des vorausfahrenden Fahrzeugs an (in Abbildung 2.8 mit „Geschwindigkeitsanpassung“ markiert). Sowohl der Sicherheitsabstand als auch der Synchronisierungsabstand sind dabei von der Geschwindigkeit abhängig, wie in Abbildung 2.8 dargestellt.

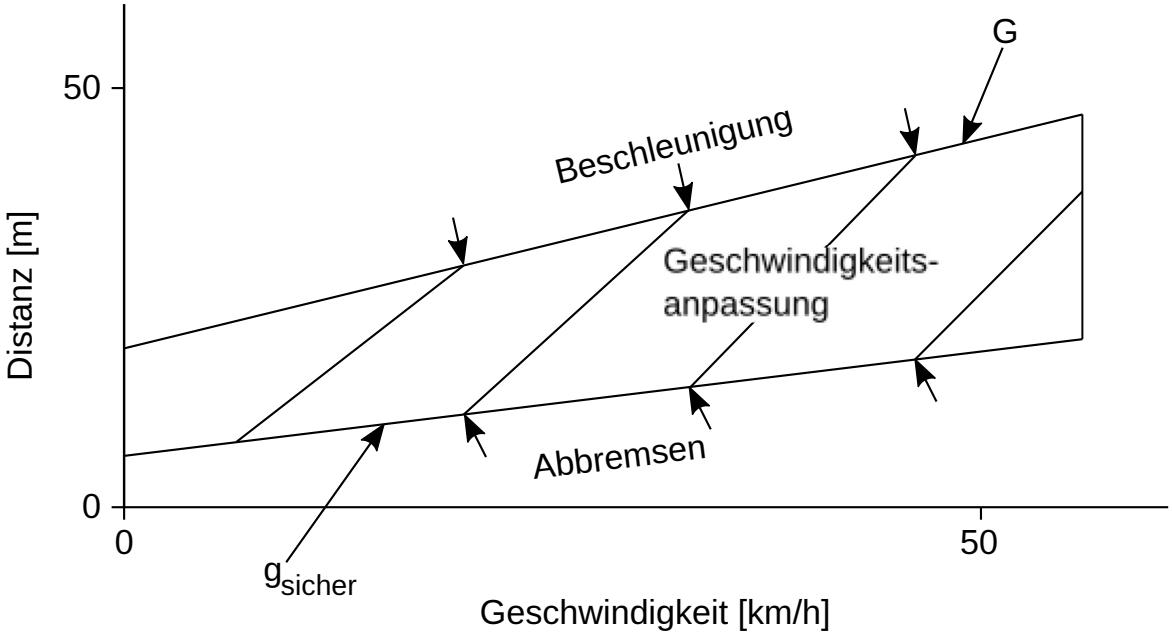


Abbildung 2.8: Qualitative Darstellung der simulierten Geschwindigkeitsanpassung gemäß der Drei-Phasen-Verkehrstheorie. Fahrzeuge beschleunigen, falls der Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug größer als der Synchronisierungsabstand G ist. Ist der Abstand kleiner als der Sicherheitsabstand g_{sicher}, bremst das hintere Fahrzeug ab. Ist der Abstand zwischen g_{sicher} und G, passt das hintere Fahrzeug seine Geschwindigkeit an die des vorausfahrenden Fahrzeugs an. Angepasst aus [41].

Die sichere Geschwindigkeit $v_{s,n}$ wird mit der Formel

$$v_{s,n} = min\left(v_n^{(safe)}, g_n/\tau + v_l^{(a)}\right) \tag{2.9}$$

berechnet, mit der geschätzten Geschwindigkeit $v_l^{(a)}$ des vorausfahrenden Fahrzeugs

zum nächsten Zeitpunkt

$$v_l^{(a)} = max\left(0, min(v_{l,n}^{(safe)}, v_{l,n}, g_{l,n}/\tau) - a\tau\right) \tag{2.10}$$

und der abgerundeten sicheren Geschwindigkeit $v_n^{(safe)}(g_n, v_{l,n})$ aus dem Modell von Krauß et al. [52], die auf einer vereinfachten Version des bekannten Gipps Modell [31] basiert:

$$v^{(safe)}(g_n, v_{l,n}) = b\tau(\alpha_{safe} + \beta_{safe}) \tag{2.11}$$

mit der konstanten Bremsung b,

$$\alpha_{safe} = \left\lfloor \sqrt{2\frac{X_d(v_{l,n}) + g_n}{b\tau^2} + \frac{1}{4}} - \frac{1}{2} \right\rfloor \tag{2.12}$$

$$\beta_{safe} = \frac{X_d(v_{l,n}) + g_n}{(\alpha_{safe} + 1)b\tau^2} - \frac{\alpha_{safe}}{2} \tag{2.13}$$

und der Bremsdistanz $X_d(v_n)$

$$X_d(v_n) = b\tau^2 \left(\alpha\beta + \frac{\alpha(\alpha - 1)}{2}\right) \tag{2.14}$$

mit dem ganzzahligen Anteil $\alpha = \lfloor u/b\tau \rfloor$ und dem dezimalen Anteil β von $u/b\tau$. Hier entspricht $\lfloor x \rfloor$ dem ganzzahligen Anteil von x. Die sichere Geschwindigkeit aus dem Modell von Krauß et al. führt zu einer kollisionsfreien Bewegung der Fahrzeuge, vorausgesetzt für den Abstand zwischen zwei Fahrzeugen gilt

$$g_n \geq v_n\tau. \tag{2.15}$$

Fahrzeuge wechseln den Fahrstreifen mit einer Wahrscheinlichkeit von 20 %, vorausgesetzt die folgenden Anreizregeln für Fahrstreifenwechsel und zusätzliche Sicherheitsbedingungen erfüllt sind.

Die Anreizregeln entsprechen dabei den Regeln aus [60]:

- Fahrstreifenwechsel von rechts nach links: Fahrzeuge wechseln den Fahrstreifen, falls das vorausfahrende Fahrzeug in der eigenen Spur langsamer fährt als das vorausfahrende Fahrzeug auf dem linken Fahrstreifen. Zusätzlich muss die Geschwindigkeit des betrachteten Fahrzeugs gleich oder größer als die des vorausfahrenden Fahrzeugs sein:

$$v_n^+ \geq v_{l,n} + \delta_1 \quad \text{und} \quad v_n \geq v_{l,n} \tag{2.16}$$

- Fahrstreifenwechsel von links nach rechts: Fahrzeuge wechseln den Fahrstreifen, falls das vorausfahrende Fahrzeug in der eigenen Spur langsamer fährt als das vorausfahrende Fahrzeug auf dem rechten Fahrstreifen oder die Geschwindigkeit des vorausfahrenden Fahrzeugs auf dem rechten Fahrstreifen größer ist als die des betrachteten Fahrzeugs:

$$v_n^+ > v_{l,n} + \delta_1 \quad \text{oder} \quad v_n^+ > v_n + \delta_1 \tag{2.17}$$

wobei δ_1 eine Konstante der Simulation ist, die in Tabelle A2 [41, S. 567] nachgelesen werden kann.
Sofern zusätzlich folgende Bedingungen an die Abstände zu dem vorausfahrenden und nachfolgenden Fahrzeug auf dem neuen Fahrstreifen erfüllt sind, findet ein Fahrstreifenwechsel statt:

$$g_n^+ > min(v_n\tau, G_n^+) \tag{2.18}$$

$$g_n^- > min(v_n^-\tau, G_n^-) \tag{2.19}$$

mit

$$g_n^+ = x_n^+ - x_n - d, \quad g_n^- = x_n - x_n^- - d \tag{2.20}$$

$$G_n^+ = G(v_n, v_n^+), \quad G_n^- = G(v_n^+, v_n) \tag{2.21}$$

Die hochgestellten + und − bei Variablen, Parameter und Funktionen kennzeichnen dabei das vorausfahrende und nachfolgende Fahrzeug auf dem neuen Fahrstreifen. Für den Fall, dass der Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug auf dem neuen Fahrstreifen größer als 150 m ist, wird für v_n^+ und $v_{l,n}$ in Gleichung 2.16 und Gleichung 2.17 ∞ verwendet.

Die einzelnen Parameter der Simulation können in Abschnitt A in [41] (Tabellen A1 [41, S. 561], A2 [41, S. 567] und A9 [41, S. 607]) nachgelesen werden.

3 Stand der Technik

Dieses Kapitel erörtert mögliche Datenquellen zur Messung von Verkehr im Allgemeinen und vernetzte Fahrzeuge im Detail.
Es folgt eine Darstellung verschiedener Konzepte zur Erkennung von Verkehrsstörungen. Weiter werden verschiedene Ansätze zur Bestimmung des Energieverbrauchs von Kraftfahrzeugen erläutert.

3.1 Datenquellen für Verkehrsmessungen

Eine Kategorisierung von Technologien zum Erheben von Verkehrsdaten wird in [6] vorgestellt. Basierend auf ihrer Funktionalität erfolgt die Unterteilung der Sensoren in folgende Kategorien:

- Punktsensoren (engl.: point sensors) sind üblicherweise hinsichtlich der räumlichen Abdeckung limitiert und kommen beispielsweise beim Messen von Verkehrsvolumen und Geschwindigkeit zum Einsatz. Die verbreitetste Technologie dieser Kategorie sind Induktionsschleifen.

- Punkt-zu-Punkt Sensoren (engl.: point-to-point sensors) erkennen Fahrzeuge an mehreren Standorten im Netzwerk und ermöglichen damit das Wiedererkennen und Tracken von Fahrzeugen. Dadurch werden beispielsweise Punkt-zu-Punkt Reisezeiten und Routenwahl(-abschnitte) ersichtlich. Unter anderem werden hierzu Bluetooth und Nummernschilderkennung mithilfe von Überwachungskameras verwendet.

- Flächendeckende Sensoren (engl.: area-wide sensors) sind Technologien, welche das flächendeckende Verfolgen von Fahrzeugen ermöglichen. Bekannte Beispiele sind Floating-Car-Daten (FCD) und Cellular Floating-Car-Daten (CFCD). Dieser Kategorie werden außerdem luftgestützte Verfahren zugeordnet, bei denen z. B. Drohnen über einem Verkehrsnetz fliegen und es beobachten.

In [16] ist eine ausführliche Literaturzusammenfassung (2000 - 2020) zu finden, die die Möglichkeiten zur Schätzung und Prädiktion von gestautem Verkehr basierend auf mehreren Datenquellen untersucht.

3.1.1 Detektordaten

Zur Erfassung von Verkehrsdaten kommen bereits seit Jahrzehnten stationäre Detektoren zum Einsatz. In der vorliegenden Arbeit werden durch Induktionsschleifen und Radardetektoren erfasste Daten verwendet, die beide zur Kategorie der Punktsensoren gehören.

Induktionsschleifen sind die am häufigsten eingesetzte Art von Punktsensoren. Es handelt sich um unter der Fahrbahn verlegte Drahtschleifen. Fährt ein Fahrzeug über eine solche Schleife, wird es mit elektromagnetischer Induktion erkannt. Mit Detektoren ist es möglich, Fahrzeuge fahrstreifengenau zu erfassen. Damit ist die Bestimmung von Fahrzeuggeschwindigkeiten, Fahrzeuglängen, Fahrzeugtypen und Zeitlücken zwischen aufeinanderfolgenden Fahrzeuge möglich. Die aufgezählten Verkehrsdaten sind fahrzeuggenau und gehören damit zur Kategorie der mikroskopischen Verkehrsdaten (siehe Abschnitt 2.1).

Zur Reduktion der zu übertragenden und zu speichernden Datenmenge findet bei Detektoren bereits oft vor Ort eine Aggregation und Mittelung der gemessenen Daten statt. Dabei gehen die mikroskopischen Informationen verloren. An die Verkehrszentrale werden eine oder mehrere der folgenden Größen übermittelt: Verkehrsfluss, Belegungsgrad, durchschnittliche Geschwindigkeit und die Varianz der Geschwindigkeit [86]. Als Vorteile von Induktionsschleifen zählt die Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt) die automatische Anpassung an Temperatur- und Feuchtigkeitsänderungen, sowie

die geringe Anfälligkeit gegenüber äußeren Einflüssen (z. B. Witterung, Vandalismus) auf [88]. Weitere Vorteile sind die individuelle Anpassbarkeit (je nach Messsituation und Anwendungsfall) sowie die Erkennung von stehendem und ruhendem Verkehr. Allerdings erfordert die Installation aufwendige bauliche Maßnahmen, inklusive der Beschädigung der Fahrbahn. Dadurch sind Sperrungen während der Installation und Wartung notwendig, wodurch der Verkehr gestört wird.
Im Gegensatz zu Induktionsschleifen sind Radardetektoren nicht invasiv und erfordern keine Installation unter der Fahrbahn. Stattdessen werden die Geräte normalerweise an der Seite oder über der Fahrbahn angebracht. Im Straßenverkehr eingesetzte Radardetektoren erkennen Fahrzeuge durch die von ihnen ausgestrahlten Mikrowellen. Vorbeifahrende Fahrzeuge reflektieren diese ausgesendeten Wellen, welche der Detektor erfasst. Durch die relative Bewegung von Detektor und Fahrzeugen kommt es zu Frequenzänderungen der elektromagnetischen Wellen, wobei die Änderungen proportional zur Fahrzeuggeschwindigkeit sind. Dieses Phänomen wird als Doppler-Effekt bezeichnet. Als wesentliche Vorteile von Radardetektoren nennt die BASt neben dem hohen Reife- und Erprobungsgrad den großen Erfassungsbereich, die Möglichkeit zur Richtungserkennung und die Genauigkeit bei der Geschwindigkeitsmessung. Die Installations- und Wartungskosten werden als gering eingestuft. Die Erfassung von stehenden Fahrzeugen ist allerdings nur mit zusätzlicher Detektionslogik möglich, mit der preisgünstigen Doppler-Technik ist dies nicht der Fall. Weitere kritische Punkte sind Probleme bei falscher Ausrichtung, dichtem Verkehr, schlechter Witterung, Radarschatten und Störungen durch Reflexionen. Außerdem kann es zu Fehldetektionen bei der Anwesenheit von Fußgängern kommen [88].
Eine flächendeckende Datenerfassung wie bei Floating-Car-Daten ist mit Detektordaten nur mit einer hohen Dichte von Detektoren möglich und dementsprechend aufwendig.

3.1.2 Floating-Car-Daten

Verkehr wird zunehmend mithilfe von Floating-Car-Daten (engl.: Floating Car Data, FCD), auch Daten von vernetzten Fahrzeugen genannt, gemessen und untersucht. Die

Fahrzeuge sind mit einem zentralen Server verbunden und übertragen im Fahrzeug gemessene Daten über das Mobilfunknetz, insbesondere GNSS-Positionen und zugehörige Zeitstempel. Die Erfassung der GNSS-Positionen erfolgt in regelmäßigen Zeitabständen, etwa alle 5 s. Zusätzlich ist die regelbasierte Erfassung weiterer GNSS-Positionen bei bestimmten Ereignissen wie starken Beschleunigungs- oder Bremsmanövern möglich. Um jegliche Rückschlüsse auf Fahrzeug und Fahrer auszuschließen, erfolgt eine Zuordnung der Daten zu einer eineindeutigen, anonymisierten ID, die bei jedem Motorstart neu zugewiesen wird.
Die gesamten mikroskopischen Daten der einzelnen Fahrzeuge einer Flotte erlauben eine räumlich-zeitliche Auflösung des Verkehrs. Dies ermöglicht die Modellierung von Verkehrszuständen und -lagen sowie die Generierung von Verkehrsmeldungen auf deren Grundlage. Die Verkehrsinformationen werden wieder an die vernetzten Fahrzeuge übertragen und bei der Bestimmung von Routen verwendet. Damit ist es möglich, gestaute Verkehrsbereiche zu umfahren und die Reisezeit zu reduzieren.

Penetrationsraten

Die Penetrationsrate bezeichnet den prozentualen Anteil der vernetzten Fahrzeuge von allen Fahrzeugen, die sich zu einem bestimmten Zeitpunkt an einer bestimmten Position von einer Strecke befinden.
In der Literatur gibt es verschiedene Angaben zu notwendigen Penetrationsraten: Eine Penetrationsrate von 1 bis 3 % reicht in den Simulationen von [36, 46, 103] für die räumlich-zeitliche Rekonstruktion von Verkehr und in den empirischen Untersuchungen [7, 26, 34] zur Schätzung von Reisezeiten und -geschwindigkeiten aus. In [13] wird die minimale Penetrationsrate in Abhängigkeit von der Umgebung analysiert. Für Autobahnen werden 2,4 % und für urbane Straßen 10 % genannt. Zur Schätzung von Verkehrsgrößen wie Verkehrsvolumen und -dichte wird eine Penetrationsrate von 4 bis 5 % benötigt [61]. In [23] wird ein Ansatz zur Schätzung des Verkehrsflusses basierend auf Floating-Car-Daten, Detektordaten aus der Umgebung und statischen Kartendaten beschrieben, der mit realen Daten getestet wurde. [59] verwenden den NGSIM Datensatz, um die Genauigkeit von geschätzten Reisezeiten auf Streckenab-

schnitten in einer urbanen Umgebung anhand von Floating-Car-Daten nachzustellen und benötigen 10 %. Datensätze wie der NGSIM sind für Untersuchungen wie jene der vorliegenden Arbeit allerdings nicht geeignet, da der Streckenabschnitt räumlich (ca. 600 m) und zeitlich (20 bis 30 min) zu klein ist [51, 83] und insbesondere gestauter Verkehr an Autobahneinfahrten betrachtet wird. Weniger als 1 % Penetrationsrate wird in [18] zur Schätzung von Reisezeiten auf Streckenabschnitten benötigt.
Der Vorteil von Floating-Car-Daten im Vergleich zu stationären Detektordaten ist die große flächendeckende Datenmenge, mit der sich Erkenntnisse zu allen Straßen gewinnen lassen, auf denen vernetzte Fahrzeuge fahren. Außerdem ist die Datenerhebung aufgrund der nicht notwendigen Installation und Wartung von stationären Anlagen vergleichsweise günstig. Darüber hinaus kann mit Floating-Car-Daten das Fahrverhalten einzelner Fahrzeuge im Detail betrachtet werden, was eine präzise Erfassung und Auswertung von Verkehrssituationen ermöglicht. Ein Nachteil von Floating-Car-Daten ist die schwankende Penetrationsrate, welche die Qualität der Verkehrsinformationen beeinflusst. Im Vergleich dazu sammeln die stationären Detektoren die Daten unabhängig vom Fahrzeughersteller und erfassen damit den gesamten Verkehrsfluss, der bei verkehrstheoretischen Betrachtungen eine wichtige Rolle spielt. Auch die zeitliche Auflösung ist bei den Daten eines stationären Detektors einheitlich, was die Verarbeitung erleichtert. Ein Vergleich von Floating-Car-Daten mit stationären Detektordaten von Induktionsschleifen ist in [48] zu finden.

3.2 Erkennung von Verkehrszuständen und Verkehrsstörungen

Ein umfangreicher Überblick über Verfahren zur Bestimmung von Verkehrszuständen kann in [76] gefunden werden. Darin erfolgt die Unterteilung der Verfahren anhand der folgenden vier Kriterien:

- Zeitpunkt: Algorithmen können Verkehrszustände für verschiedene Zeitpunkte bestimmen. Liegt der Zeitpunkt in der Vergangenheit, spricht man von der „Rekon-

struktion“ von Verkehrszuständen oder von einer „offline“-Schätzung. Verfahren, deren Zeitpunkt in der Gegenwart liegt, heißen „Echtzeit“- (engl.: real-time) oder „online“-Verkehrszustandsschätzungen. Die Bezeichnung Verkehrszustands-Prädiktion oder -Vorhersage fasst Algorithmen zusammen, die Vorhersagen über zukünftige Zeitpunkte ermöglichen. Prinzipiell können bei allen Algorithmen die gleichen Arten von Daten verwendet werden. Allerdings sind für die Rekonstruktion alle Daten verfügbar. Echtzeit- und Prädiktionsverfahren können dagegen nur Daten verwenden, die bis zum jeweils aktuellen Zeitpunkt erfasst wurden.

- Straßenart: Deutliche Unterschiede bei den Verkehrsdynamiken von Autobahnen und urbanen Straßen führen zu abweichenden Vorgehen. Deshalb variieren auch oft die verwendeten Verkehrsmodelle.

- Daten: Die Eigenschaften der erfassten Verkehrsdaten sind je nach verwendeter Technologie unterschiedlich (siehe Abschnitt 3.1). Die meisten Verfahren verwenden Daten von Induktionsschleifen oder Floating-Car-Daten.

- Modell: Analytische Modelle beschreiben die räumlich-zeitliche Verkehrsdynamiken mithilfe von Differentialgleichungen. Typischerweise werden Verkehrsfluss, -dichte und -geschwindigkeit verwendet, die räumlich-zeitlich diskretisiert sind. Im Gegensatz dazu verzichten datenbasierte Modelle auf Differentialgleichungen. Vielmehr werden verschiedene Algorithmen auf historische und aktuelle Daten angewendet. Die eingesetzten Verfahren reichen von einfachen statistischen Gleichungen über allgemeine Methoden des maschinellen Lernens bis hin zu speziellen Algorithmen zur Schätzung von Verkehrszuständen.

Aufgrund der steigenden Anzahl von vernetzten Fahrzeugen verwenden moderne Ansätze zunehmend Floating-Car-Daten. Einer der ersten Erfolge bei der Erfassung von Verkehrszuständen mit Floating-Car-Daten wurde 2002 erzielt [78], wobei lediglich Daten von Taxis zur Verfügung standen. Verfahren zur Verkehrslagenschätzung und -prognose mit Floating-Car-Daten einer großen Fahrzeugflotte werden beispielsweise in [76] entwickelt, jedoch unter Fokussierung der Geschwindigkeiten und Reisezeiten.

Sowohl Daten auf Autobahnen als auch im urbanen Bereich werden betrachtet. Für einen umfangreichen Literaturüberblick zu Ansätzen zur Schätzung und Prädiktion von weiteren Kenngrößen (insbesondere der Verkehrsfluss) wird auf [104, 105] verwiesen.
Ein approximatives Verfahren der Drei-Phasen-Verkehrstheorie zur Detektion von Verkehrszustandsübergängen und Verkehrsphasen wird in [47] vorgestellt. Die Bestimmung der räumlich-zeitlichen Position eines Verkehrszustandsübergangs entlang einer Trajektorie basiert auf der Fahrzeuggeschwindigkeit. Für jeden möglichen Verkehrszustandsübergang werden zwei Werte festgelegt, anhand derer die Detektion erfolgt: ein Geschwindigkeitsschwellwert und eine zugehörige Mindestdauer. Über- bzw. unterschreitet die Fahrzeuggeschwindigkeit den Geschwindigkeitsschwellwert für die jeweilige Mindestdauer, so wird der Verkehrszustandsübergang erkannt.
Die vorliegende Arbeit nutzt dieses Verfahren zur Bestimmung der Verkehrszustandsübergänge und Verkehrsphasen. Gemäß den vorgestellten Kriterien sind die Auswertungen dieser Arbeit folgendermaßen einzuordnen: Es werden überwiegend Floating-Car-Daten retrospektiv anhand der Drei-Phasen-Verkehrstheorie mit einem datenbasierten Ansatz analysiert.
Die bisher vorgestellten Arbeiten zur Erkennung von Verkehrszuständen nutzen Daten aus einer Vielzahl von Fahrzeugen und werten diese auf einem zentralen Server aus. Alternativ existieren Ansätze, welche Verkehrsstörungen lokal in einem vernetzten Fahrzeug erkennen und gegebenenfalls eine entsprechende Meldung an einen zentralen Server senden. Dies ermöglicht eine starke Reduktion der zu übertragenden Datenmenge und der damit verbundenen Kosten. Ein Beispiel für solch eine Erkennung von Verkehrsstörungen ist in [9] zu finden.

3.3 Bewertung von Mobilität und Zuverlässigkeit im Straßennetz

Neben der Erkennung von Verkehrszuständen und -störungen ist die Bewertung von Mobilität und Zuverlässigkeit von Straßennetzen und Streckenabschnitten wichtig

für die Planung und Verbesserung. Das amerikanische Verkehrsministerium schätzt, dass je nach Gegend (Stadtbereich, Vorstädte und ländliche Gegend) 40 bis 80 % der Verkehrstaus auf Engpässe der physikalischen Kapazität zurückzuführen sind [80]. Bei wiederkehrenden Verkehrstaus führt vor allem die hohe Anzahl an Fahrzeugen während der Stoßzeiten zur Überschreitung der Kapazität. Bei nicht-wiederkehrenden Verkehrstaus sind dagegen temporäre Einflüsse wie Unfälle und Wetter die Ursache [27, 30, 39].
Gängige Metriken zur Quantifizierung der Verkehrssituation sind der Stauumfang (sowohl zeitlich und räumlich, als auch die Anzahl der involvierten Personen beziehungsweise Fahrzeuge) und der Schweregrad des Staus (Geschwindigkeit, Reisezeit, Verzögerung) [12]. Die Zuverlässigkeit der Reisezeit ist in den USA ein vorgeschriebenes Performanzmaß für wichtige Schnellstraßen [56]. Das amerikanische Verkehrsministerium verwendet in den jährlichen Berichten zur Entwicklung von Verkehrstaus von 2009 bis 2023 die folgenden Metriken zur Erfassung der Zuverlässigkeit [89–102]:

- Gestaute Stunden (engl.: congested hours): durchschnittliche Anzahl der Stunden pro Tag, während derer die Autobahnen gestaut sind.

- Reisezeitindex (engl.: Travel Time Index (TTI)): Verhältnis der Reisezeit während der Stoßzeiten zur Reisezeit bei freiem Verkehr.

- Zeitplanungsindex (engl.: Planning Time Index (PTI)): Verhältnis des 95-ten Perzentils der Reisezeit zur Reisezeit bei freiem Verkehr.

Die Metriken in der Literatur dienen zur Erfassung der Gesamtsituation. In der vorliegenden Arbeit wird nach einer Analyse der wiederkehrenden Verkehrstaus auf Autobahnen im Ballungsraum Chicago (USA) eine mikroskopische Betrachtung der Startzeiten wiederkehrender Verkehrstaus vorgenommen.

3.4 Energieverbrauch von Fahrzeugen im Verkehr

Rund 27 % des gesamten Endenergieverbrauchs in Deutschland resultierten 2021 aus dem Verkehrssektor [24]. Für die USA ist ein vergleichbarer Anteil von 26 % des gesamten Energieverbrauchs aus dem Jahr 2020 bekannt [17]. Ein beispielhafter Ansatz zur Reduktion des Energieverbrauchs von Fahrzeugen mit Navigationssystemen sind sogenannte Eco-Routen. Google Maps nutzt seit Oktober 2021 [32] beispielsweise RouteE [35], um für jeden Streckenabschnitt einen durchschnittlichen Verbrauchswert zu schätzen und damit den Verbrauch für die gesamte Route zu minimieren. Ein wichtiger Schritt zur Optimierung ist die Erfassung und Prädiktion des Energieverbrauchs. Zur Bestimmung des Verbrauchs von Fahrzeugen gibt es verschiedene Verfahren, die im Folgenden beschrieben werden.

3.4.1 Verbrauchskennfelder

Zur Erstellung des Verbrauchskennfeldes wird der Motor auf einem Motorprüfstand vermessen. Der Verbrauch wird dabei in Abhängigkeit von zwei unabhängigen Variablen abgebildet, die erste Variable ist üblicherweise die Motordrehzahl f. Bei der zweiten unabhängigen Variable handelt es sich um die Motorleistung P, das Motormoment M, den effektiven Mitteldruck $\overline{p}$ oder die Gaspedalstellung, welche mit dem Druck auf das Gaspedal steigt.

Der Verbrauch kann als *spezifischer Verbrauch* C_{spez} mit der Einheit g/kWh bezüglich der Masse (beziehungsweise l/kWh bezüglich des Volumens), oder als Effizienz (Kehrwert des spezifischen Verbrauchs) angegeben. Die exemplarischen Verbrauchskennfelder in Abbildung 3.1 stellen den volumenbezogenen spezifische Verbrauch dar, welcher mit der kalorischen Energiedichte ω_{cal} des Kraftstoffs als

$$C_{spez} = \frac{1}{\gamma \omega_{cal}} \tag{3.1}$$

definiert und mit den Höhenschichtlinien visualisiert ist [86]. Aufgrund der muschelartigen Verläufe werden die Verbrauchskennfelder auch als Muschelkurven bezeichnet, in

deren Mitte der effizienteste Betriebspunkt liegt.

Ein Kritikpunkt von Verbrauchskennfeldern sind weitere Faktoren, die den tatsächlichen Verbrauch des Motors im eingebauten Zustand beeinflussen, wie beispielsweise Fahrzeugmasse, Luft- und Rollwiderstand. Darüber hinaus hat der Fahrer durch seine Gewohnheiten (wie das Fahrverhalten) einen Einfluss auf den Verbrauch [53].

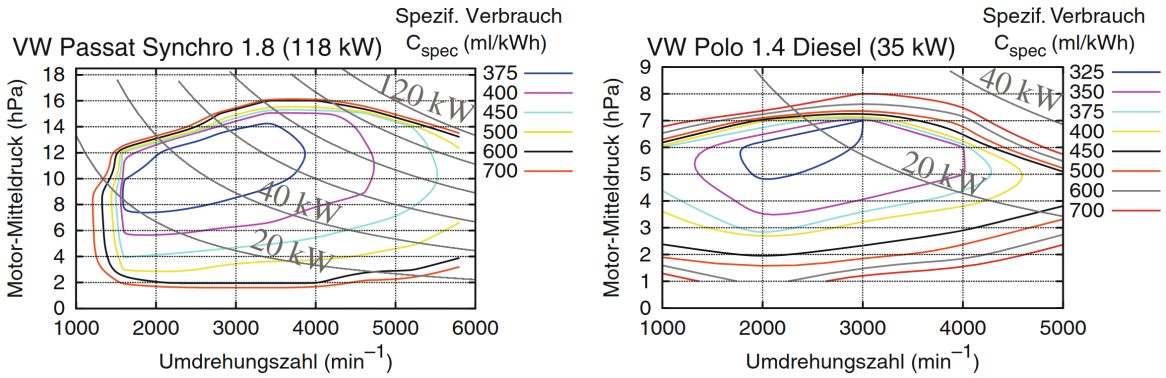


Abbildung 3.1: Kennfelder verschiedener PKW-Typen in Abhängigkeit von der Drehzahl und dem Mitteldruck, der mit dem Druck auf das Gaspedal steigt [86].

3.4.2 Messverfahren für Verbrauchsangaben

Es existieren diverse Messverfahren zur Erhebung von Verbrauchsangaben für Fahrzeughersteller. Zur Bestimmung der gesetzlich vorgeschriebenen Verbrauchsangaben werden standardisierte Fahrzyklen verwendet, wobei mit den Zulassungsvorschriften Europas, der USA und Japans alle großen Weltmärkte berücksichtigt sind, da viele Länder ohne eigene Abgasgesetze diese übernommen haben.

Das grundlegende Verfahren der verschiedenen Fahrzyklen ist dabei gleich: In einem Beutel werden sämtliche Abgase aufgefangen und im Nachgang analysiert. Ist ein Fahrzyklus in mehrere Abschnitte unterteilt (wie beim *Neuen Europäischen Fahrzyklus* in „innerorts“ und „außerorts“, siehe Abschnitt 3.4.2) werden die Emissionen in getrennten Beuteln aufgefangen und ausgewertet. Eine Ausstattung der Fahrzeuge mit Verbrauchs-Messtechnik ist nicht nötig, da die Berechnung des Kraftstoffverbrauchs auf den Emissionen basiert. Dies reduziert den Aufwand und erübrigt den Eingriff in die Kraftstoffversorgung des Motors, wodurch potenzielle Fehlfunktionen in der

Gemischbildung verhindert [77].

Neuer Europäischer Fahrzyklus

Der *Neue Europäische Fahrzyklus* (NEFZ, englisch: New European Driving Cycle, NEDC) war von der EU „zur Zulassung, zum Verkauf und zur Inbetriebnahme von Neufahrzeugen [...] [zwingend vorgeschrieben] (vgl. Richtlinie 93/116/EG, Art. 2)“ [20]. Der Fahrzyklus wird auf einem Rollenprüfstand simuliert und dauert insgesamt 1200 s. Von diesen stellen 800 s städtischen Verkehr und 400 s außerstädtischen Verkehr dar und sind über das Geschwindigkeitsprofil (dargestellt in Abbildung 3.2) definiert. Neben dem Geschwindigkeitsprofil sind Bedingungen wie beispielsweise Umgebungstemperatur, Ausschalten aller Stromverbraucher und die Gangwahl festgelegt. Das Ergebnis des NEFZ besteht aus drei Werten: der jeweils durchschnittliche Verbrauch inner- und außerorts sowie eine kombinierte Angabe. Der NEFZ wurde für die Abweichungen vom realen Kraftstoffverbrauchs im Bereich von 9,9 bis 61,4 % [20] kritisiert.
Wie zuvor bereits erwähnt, gibt es weitere Fahrzyklen, die relevantesten kommen aus den USA und Japan.

Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Cylce

Die UNO beauftragten 2007 die Entwicklung des *Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Cycle* (WLTC) [87], welcher 2017 wirksam wurde und den NEFZ damit ablöste. Das Ziel des WLTC ist es, die Abgasemissionen und den Kraftstoffverbrauch unter realitätsnahen Bedingungen zur erfassen. Der Fahrzyklus wurde anhand realer Fahrdaten aus fünf verschiedenen Regionen (EU & Schweiz, USA, Indien, Korea und Japan) sowie verschiedenen Straßenarten (städtische, ländliche und Autobahnen) und auf Grundlage weiterer Faktoren entwickelt. Das Geschwindigkeitsprofil der Fahrzeugklasse 3, welche das höchste Verhältnis von Leistung zu Masse hat und damit dem Großteil europäischer Fahrzeuge entspricht, ist in Abbildung 3.2 zu sehen. Der WLTC ist aus den vier Geschwindigkeitsphasen niedrig, mittel, hoch und extra-hoch zusammengesetzt und dauert 1800 s. Im Vergleich zum NEFZ ist das Geschwindigkeitsprofil des WLTC dynamischer. Zudem hat der Kaltstart durch die höhere Fahrtdistanz einen geringeren Einfluss auf die CO_2-Emissionen [57].

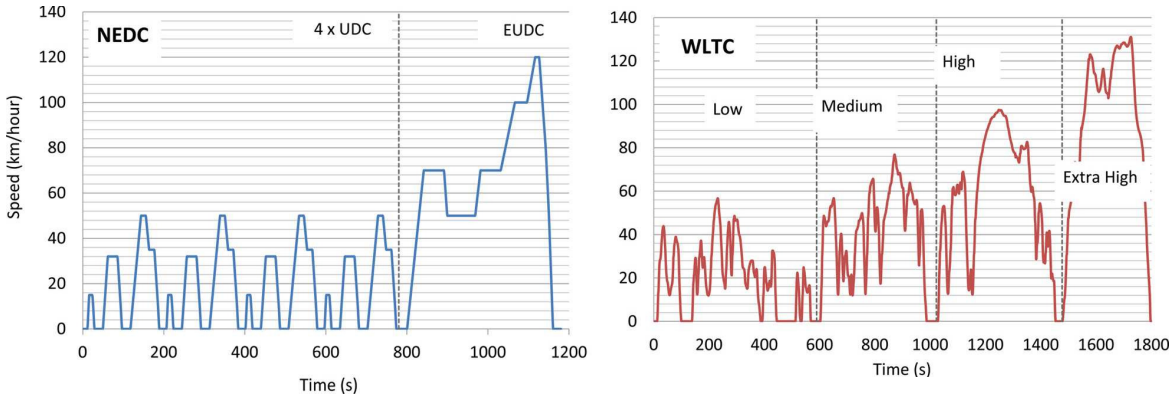


Abbildung 3.2: Geschwindigkeitsprofile der Fahrzyklen NEFZ (links) und WLTC (Fahrzeugklasse 3) (rechts). Angepasst aus [57].

3.4.3 Verbrauchsmodelle

Verbrauchskennfelder und die Messverfahren für Verbrauchsangaben erfassen den Verbrauch bei klar definierten Randbedingungen. Verbrauchsmodelle ermöglichen dagegen die Abbildung des Verbrauchs in Abhängigkeit von verschiedenen Eingangsgrößen. Dies ist insbesondere hilfreich in solchen Situationen, in denen gemessene Verbrauchswerte nicht zur Verfügung stehen.

Eine Übersicht über verschiedene Klassen von Verbrauchsmodellen wird in [5] vorgestellt. *Level I Modelle* sind Verbrauchsmodelle, die eine verzögerungsfreie Verbrauchsfunktion beinhalten. Bei den Eingabedaten handelt es sich um kontinuierliche Fahrzeug-Bewegungsdaten (z. B. Geschwindigkeits- und Beschleunigungswerte), detaillierte Fahrzeugdesignangaben und Fahrercharakteristiken sind hingegen nicht vorgesehen. Verschiedene unabhängige Faktoren von urbanen Fahrmustern und deren Einfluss auf den Kraftstoffverbrauch und auf Abgasemissionen werden in [25] mit einer Faktorenanalyse ausgewertet. Anhand der 62 betrachteten Parameter wurden neun als besonders einflussreich eingestufte Faktoren bestimmt. Vier der Faktoren beschreiben die Beschleunigung, drei das Verhalten bei der Gangwahl und zwei die Geschwindigkeit. Als Parameter für Verbrauchsmodelle sind dabei vor allem Geschwindigkeit und Beschleunigung geeignet [4]. Von Vorteil ist, dass diese Werte sowohl direkt im Fahrzeug messbar sind, als auch mithilfe von Verkehrssimulationen erzeugt werden können. Statische Informationen aus

digitalen Karten dienen teilweise als zusätzliche Informationen [35, 40, 58].
In der vorliegenden Arbeit werden empirische Verbrauchsmatrizen verwendet, die zur Kategorie der *phänomenologischen (tabellenbasierten) Verbrauchsmodelle* gehören [86]. Jedem empirisch gemessenen Geschwindigkeits-Beschleunigungs-Paar wird ein Verbrauchswert zugewiesen. Die Geschwindigkeits- und Beschleunigungswerte werden in diskrete Abschnitte unterteilt, die sich nicht überlappen. Je feiner die Unterteilung der Werte, desto höher ist die Auflösung der Matrix. Dies ermöglicht eine genauere Abbildung des Verbrauchs. Allerdings steigt durch eine hohe Auflösung auch der Aufwand zur Messung der Verbrauchsmatrix immens, da für jedes Geschwindigkeits-Beschleunigungs-Paar mindestens ein Verbrauchswert gemessen werden muss.
In Abbildung 3.3 ist eine gesättigte Verbrauchsmatrix von einem Verbrennungsmotor dargestellt. Die Matrixelemente in der abgebildeten Verbrauchsmatrix sind entsprechend des gemessenen Verbrauchs eingefärbt: hohe Verbrauchswerte sind rot und niedrige Verbrauchswerte sind blau dargestellt. Matrixelemente ohne gemessenen Verbrauchswert sind weiß. Um den Energieverbrauch zu berechnen, werden die Verbrauchswerte für alle Geschwindigkeits-Beschleunigungs-Paare einer Trajektorie ermittelt und summiert. Exemplarische Anwendungen der Verbrauchsmatrix können in [14, 72, 74] gefunden werden. Im Vergleich zu anderen Verbrauchsmodellen bildet die Verbrauchsmatrix den Verbrauch einfacher ab, da zur Verbrauchsbestimmung Geschwindigkeits-Beschleunigungs-Paare ausreichen und keine weiteren Informationen wie der aktuelle Gang benötigt werden.
Eine detaillierte Untersuchung von Verbrauchsmatrizen ist in [49] zu finden. Für eine genauere Berechnung des Energieverbrauchs wäre es möglich, separate Verbrauchsmatrizen für jede Fahrzeugkategorie zu erstellen.

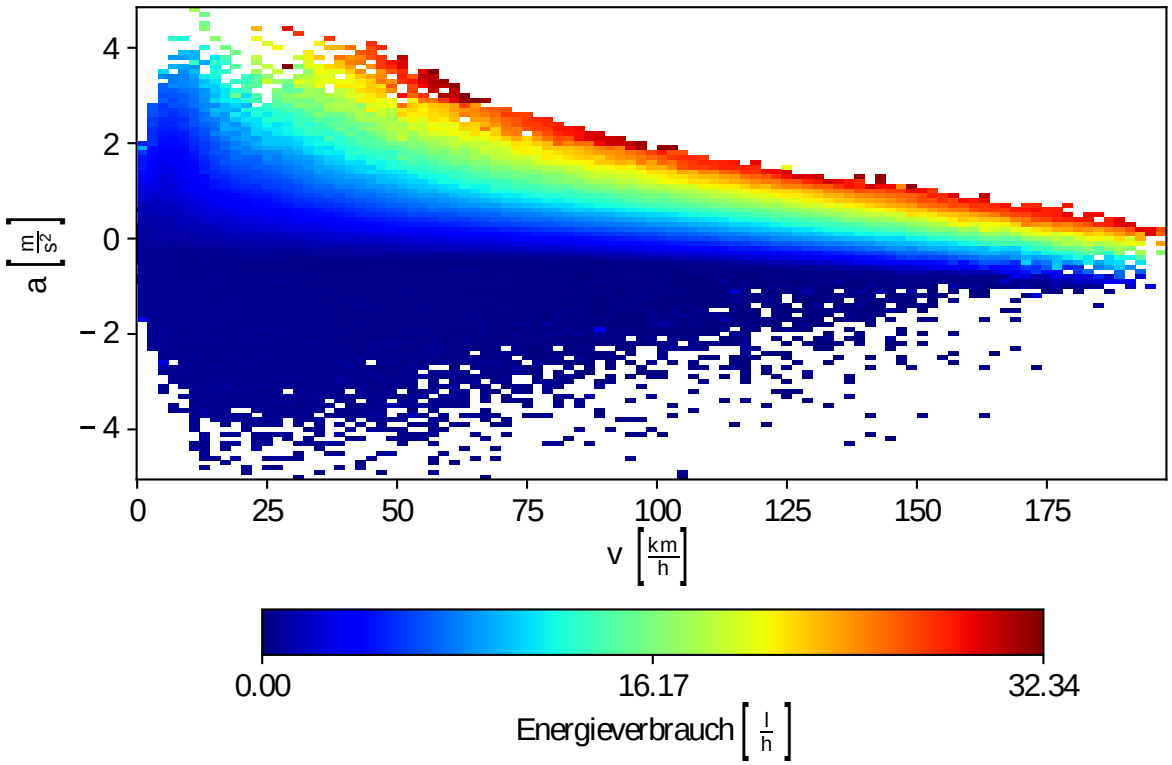


Abbildung 3.3: Gesättigte Verbrauchsmatrix von einem Verbrennungsmotor aus [49].

4 Räumlich-zeitlich wiederkehrende Staumuster auf Schnellstraßen

In diesem Kapitel werden räumlich-zeitlich *wiederkehrende* Staumuster in einem Ballungsraum (Chicago) an Werktagen analysiert [37]. Räumlich-zeitliche Staumuster werden als *wiederkehrend* eingestuft, wenn diese regelmäßig zu ähnlichen Zeiten an ähnlichen Orten im Straßennetz auftreten. Im Gegensatz dazu stehen *spontane* Verkehrstaus, die durch Ereignisse wie z. B. Unfälle auftreten. Letztere werden in der Analyse nicht berücksichtigt.

Die Kenntnis von kritischen Engstellen und Zeitfenstern kann einen wichtigen Unterschied bei der Routenplanung ausmachen. Wiederkehrende Staus treten in der Regel vor- oder nachmittags in den Spitzenzeiten auf und können mehrere Stunden überdauern. Vor allem für Unternehmen wie Lieferdienste wäre beispielsweise eine zuverlässige Ankunftszeit relevant.

Dieses Kapitel beleuchtet auf dieser Grundlage zunächst Regelmäßigkeiten von Verkehrstaus in Chicago (USA) und Umgebung und anschließend die Startzeit wiederkehrender Verkehrstaus im Detail.

4.1 Makroskopische Analyse

Sämtliche analysierte Verkehrsdaten stammen aus dem Jahr 2019 und wurden aus einem Archiv der Firma HERE extrahiert. Bei den Daten der makroskopischen Analyse handelt es sich um Traffic Messaging Channel (TMC) Geschwindigkeitsdaten. Die originale zeitliche Auflösung der Geschwindigkeitsdaten beträgt 1 min und wurde bei der hier vorgestellten Analyse für eine netzweite Betrachtung zu 15 min Intervallen aggregiert. Die betrachteten Autobahnen sind in Abbildung 4.1 blau hervorgehoben.

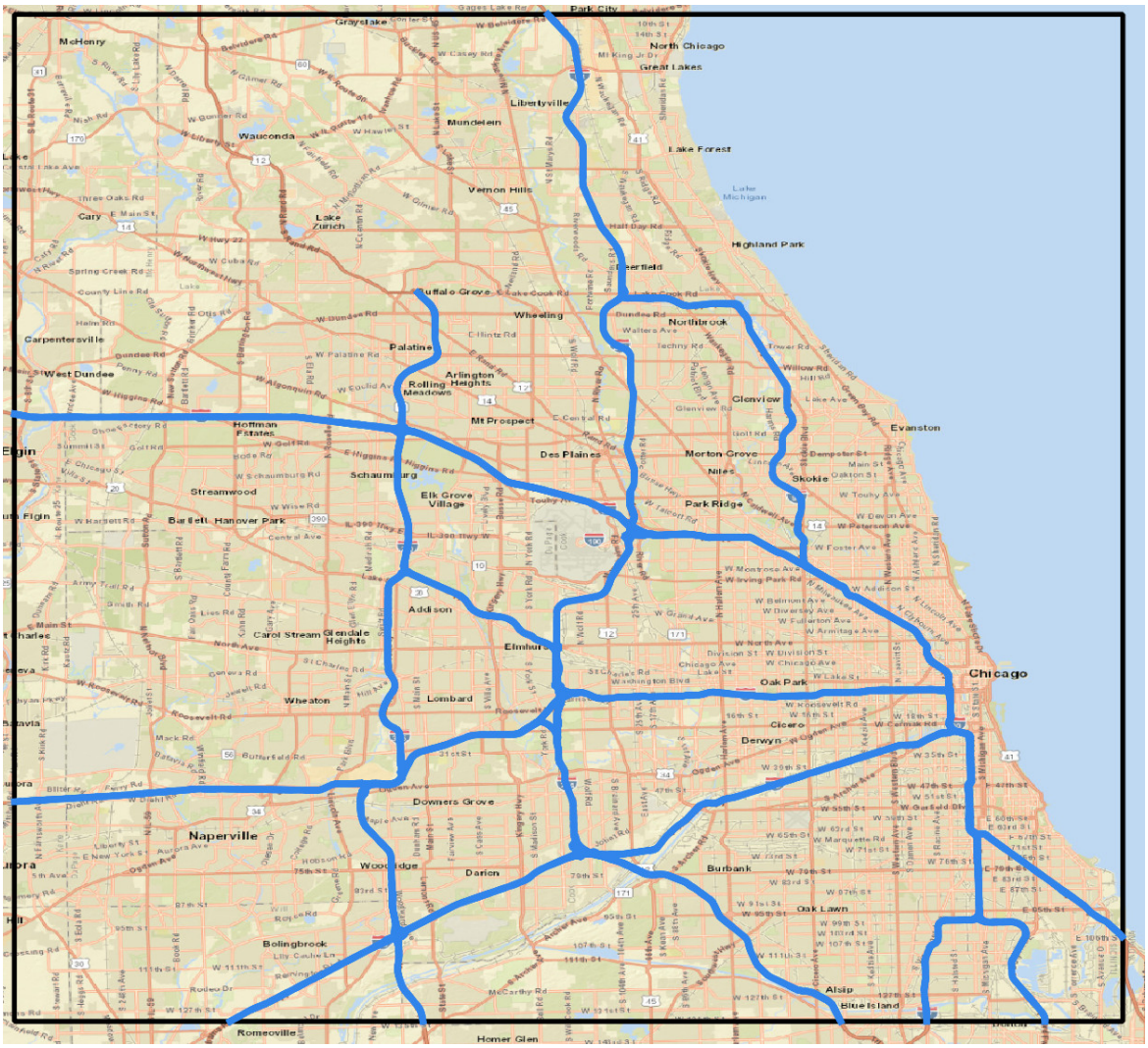


Abbildung 4.1: Untersuchtes Gebiet im Großraum Chicago. Die analysierten Autobahnen sind in blau hervorgehoben. Abbildung aus [37].

Die Geschwindigkeiten im freien Verkehr sind von HERE anhand historischer Daten für jeden Streckenabschnitt bestimmt worden und entsprechen in der Regel den gesetzlichen Geschwindigkeitsvorgaben.
Die Detektion von Verkehrsstaus basiert auf dem Verhältnis der gemeldeten Geschwindigkeiten zu den Geschwindigkeiten im freien Verkehr. Unterschreitet das Verhältnis einen Schwellwert von 72 %, wird ein Stau erkannt, für schwere Staus liegt der Schwellwert bei 33 %. Der Schwellwert von 72 % ist konsistent mit dem Highway Capacity Manual für typische Autobahnabschnitte [11]. Für schwere Staus gibt es dagegen kein allgemein akzeptierten Schwellwert, jedoch ist die Annahme plausibel, dass bei 33 % der Geschwindigkeit im freien Verkehr ein schwerer Stau vorliegt.
Bei den betrachteten Tagen handelt es sich ausschließlich um Werktage (251 Tage in 2019), da Regelmäßigkeiten bei Verkehrstaus vor allem durch den täglichen Pendelverkehr entstehen. Dieser führt auch zu den Stoßzeiten vor- und nachmittags.
Als Startzeit eines Stauereignisses wird der Zeitpunkt betrachtet, zu dem die gemeldete Geschwindigkeit des Streckenabschnitts unter den vordefinierten Schwellwert fällt. Bei dem Ende handelt es sich analog um den Zeitpunkt, zu dem die Geschwindigkeit wieder über dem Schwellwert liegt. Ist der zeitliche Abstand zwischen zwei aufeinanderfolgenden Stauereignissen kürzer als 15 min, werden die beiden Ereignisse zusammengefasst. Die Dauer eines Stauereignisses ist die Differenz zwischen den Zeitpunkten von der ersten und letzten Geschwindigkeitsmessung, welche den Schwellwert unterschreiten. Für schwere Staus wird zusätzlich eine Mindestdauer von 1 h festgelegt, in der der Schwellwert von 33 % mindestens einmal unterschritten wurde.
Von den 730 betrachteten Streckenabschnitten, liegt für 701 mindestens ein schweres Stauereignis in 2019 vor. Die Spitzenstunden der analysierten Daten von 2019 zeigen, dass das morgendliche Zeitfenster zwischen 05 Uhr und 11 Uhr und das nachmittägliche Zeitfenster zwischen 11 Uhr und 18 Uhr liegt. Die Zeitfenster beziehen sich auf den Zeitpunkt, zu dem ein Stauereignis beginnt. Das Ende des Staus muss nicht zwangsläufig in diesen Zeitfenstern liegen. Auffällig ist, dass das nachmittägliche Zeitfenster deutlich vor den typischen Stoßzeiten beginnt.

Die Metrik

$$\text{Stau-Auswirkung} = \text{Verzögerung} \times \text{Anzahl Fahrzeuge}$$

würde sowohl den zeitlichen und räumlichen Umfang als auch den Schweregrad des Staus erfassen. Allerdings liegen keine Daten zur Anzahl der Fahrzeuge vor. Aus diesem Grund wird die Ereignisdauer anstelle der Anzahl der Fahrzeuge verwendet und die Stau-Auswirkung als

$$\text{Verzögerung (in Minuten)} \times \text{Ereignisdauer (in Stunden)}$$

definiert.

Abbildung 4.2 stellt die Stau-Auswirkung in Abhängigkeit von Monat und Wochentag dar.

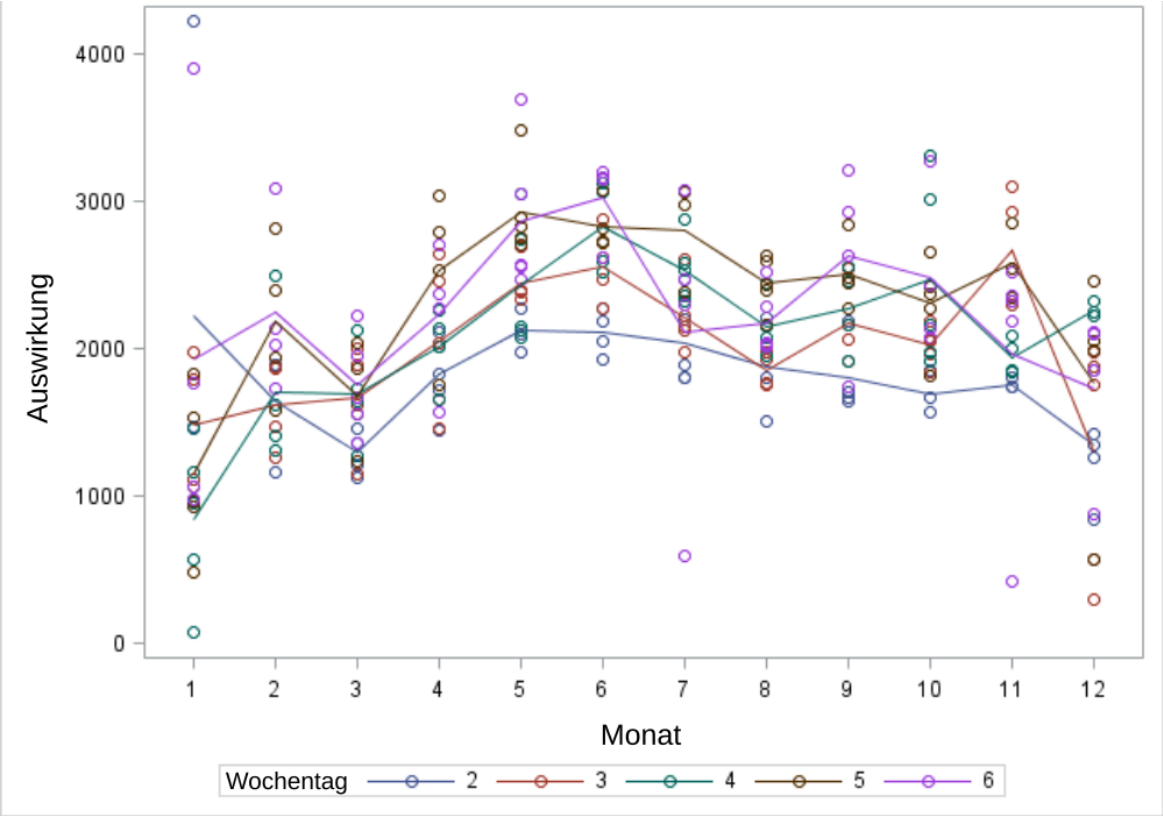


Abbildung 4.2: Auswirkung der täglichen Verkehrstaus in Abhängigkeit von Wochentag (Montag bis Freitag: Wochentag 2 bis 6) und Monat. Angepasst aus [37].

In dieser Darstellung sind einige Ausreißer klar erkennbar (mit einer geringeren Stau-Auswirkung als 500 oder einer höheren Stau-Auswirkung als 3500), wobei die offiziellen zehn Feiertage und normale Wochenenden nicht ausreichend sind, um diese herauszufiltern. Solche Ausreißer mit einer niedrigen Stau-Auswirkung (in den Monaten Januar, Juli, November und Dezember) sind auf die erhöhte Anzahl von Werktagen zurückzuführen, an denen Urlaub (Neujahr, 4. Juli, Thanksgiving und Weihnachten) genommen wird. Damit ein schweres Stauereignis als wiederkehrendes Stauereignis eingestuft wird, müssen drei Anforderungen erfüllt sein:

1. Das schwere Ereignis muss entweder im morgendlichen oder nachmittäglichen Zeitfenster beginnen.

2. Je Zeitfenster darf nur ein schweres Stauereignis pro Ort und Tag auftreten.

3. Das schwere Ereignis muss sich mindestens 100-mal an Werktagen in einem Jahr wiederholen (Feiertage ausgeschlossen). Für das Jahr 2019 bedeutet das, dass an mindestens 40 % der 251 Werktagen ein schweres Stauereignis auftreten muss.

90 % der schweren Stauereignisse aus den vorliegenden Daten erfüllen die ersten beiden Anforderungen, 67 % alle drei. Die wiederkehrenden Staus verursachen 76 % der Stau-Auswirkungen von allen schweren Staus.
250 der 701 Strecken mit mindestens einem schweren Stauereignis weisen wiederkehrende Staus auf. Dabei treten solche bei 67 der Strecken sowohl vor- als auch nachmittags auf, bei 82 ausschließlich vormittags und bei den verbleibenden 101 nur nachmittags. Wie in Tabelle 4.1 dargestellt, sind nur 30 % der Stau-Ereignisse als „schwer“ zu werten, verursachen jedoch 77 % der gesamten Stau-Auswirkung. Die Tabelle zeigt auch, dass 96 % der Verkehrstaus entweder im morgendlichen oder nachmittäglichen Zeitfenster beginnen.

	Anzahl Ereignisse	Stau-Auswirkung
Alle Ereignisse	273 064	525 423
Ereignis startet vormittags	98 105	226 077
Ereignis startet nachmittags	129 377	275 662
Ereignis startet außerhalb der definierten Zeitfenster	45 582	23 683
Schwere Ereignisse	82 524	402 526
Ereignis startet vormittags	35 592	180 558
Ereignis startet nachmittags	43 238	210 989
Ereignis startet außerhalb der definierten Zeitfenster	3694	10 979
wiederkehrende Ereignisse	56 033	306 115
Ereignis startet vormittags	26 403	144 855
Ereignis startet nachmittags	29 630	161 260

Tabelle 4.1: Stau-Auswirkungen im Raum Chicago in 2019. Angepasst aus [37].

Bei der Planung von Routen ist der Start- und Endzeitpunkt von Staus von Interesse. Mit zuverlässigen Zeitpunkten von Anfang und Ende eines Staus könnten Routen besser geplant werden. Beginnt ein Stauereignis innerhalb von ± 15 min ausgehend vom Median der Startzeit, wird es in der vorliegenden Arbeit als zuverlässig eingestuft. Tabelle 4.2 zeigt, dass 74 % der wiederkehrenden Stauereignisse vormittags innerhalb von ± 15 min vom Medianwert der Startzeit beginnen und damit als zuverlässig klassifiziert werden. Nachmittags sind hingegen auffälligerweise nur 45 % als zuverlässig einzustufen.

	vormittags	nachmittags	insgesamt
nicht zuverlässige Startzeit	6781	16 381	23 162
zuverlässige Startzeit	19 622	13 249	32 871
Insgesamt	26 403	29 630	56 033

Tabelle 4.2: Anzahl wiederkehrender und zuverlässiger Stauereignisse in 2019. Angepasst aus [37].

Die durchgeführten Analysen belegen den hohen Anteil räumlich-zeitlich wiederkehrender Verkehrsstaus im Raum Chicago. Der Ansatz ist eine vielversprechende Methode, um die Zuverlässigkeit von Streckenabschnitten einzuschätzen. Eine potenzielle Anwendung könnte der Ansatz in der Suche nach Standorten für Logistikzentren finden. Basierend auf der Analyse können Gebiete mit zuverlässigen Straßen ausgewählt werden. Zum einen würde die bessere Planbarkeit von Lieferzeiten somit zum wirtschaftlichen Erfolg des Unternehmens beitragen, zum anderen würde sie die zusätzliche Belastung anderer Teile des Straßennetzes reduzieren.

Neben dieser makroskopischen Analyse von Verkehrsdaten lokaler Messstellen bietet eine vernetzte Flotte von Fahrzeugen die Möglichkeit, räumlich-zeitliche Regelmäßigkeiten von Verkehrsereignissen mikroskopisch auf Straßenabschnitten im Detail zu bestimmen. Die Ermittlung von Verkehrszusammenbrüchen mit Flottendaten kann auch dazu beitragen, typische Zeiten und Engstellen zu identifizieren und damit die Zuverlässigkeit von Strecken quantifizierbar zu machen.

4.2 Mikroskopische Analyse

Mit der im vorherigen Abschnitt beschriebenen Analyse konnte ein Segment der I-55 WB (USA, Chicago) identifiziert werden, welches sich zur Untersuchung wiederkehrender Staus anhand Floating-Car-Daten eignet. In Abbildung 4.3 sind Verkehrssituationen verschiedener Tage im Mai 2022 dargestellt. Die Ähnlichkeit der Verkehrsmuster an diesen ist klar erkennbar und stimmt mit der makroskopischen Analyse überein.
Vom 11.05.2022 bis zum 13.05.2022 ist jeweils vor- als auch nachmittags ein Stau bei der Engstelle B1 zu erkennen. An diesen drei Tagen beginnt der morgendliche Stau um ca. 07:00 Uhr, übereinstimmend mit dem Zeitfenster (05 Uhr bis 11 Uhr) der makroskopischen Auswertung, und dauert 2 bis 2,5 h. Weiterhin sind an allen vier dargestellten Tagen auch Staus im nachmittäglichen Zeitfenster der makroskopischen Analyse (11 Uhr bis 18 Uhr) zu erkennen. An drei der vier Tagen beginnt der Stau kurz nach 11 Uhr und endet erst gegen 19 Uhr. Der nachmittägliche Stau am 14.05.2022 beginnt bereits um ca. 10:30 Uhr und endet bereits um 17:15 Uhr.
Bei einem Vergleich der Verkehrstaus in den beiden Zeitfenstern fällt auf, dass im morgendlichen Zeitfenster die Geschwindigkeiten weniger einbrechen als nachmittags. Diese Unterschiede sind auch in der Verkehrsphasendarstellung in Abbildung 4.4 zu erkennen: Bei den morgendlichen Verkehrstaus an Engstelle B1 handelt es sich um synchronisierten Verkehr. Nachmittags sind sowohl synchronisierter Verkehr als auch sich bewegende breite Staus, die spontan im synchronisierten Verkehr entstehen, vorhanden. Eine solche Verkehrssituation wird in der Drei-Phasen-Verkehrstheorie als *Allgemeines Verkehrsmuster* (engl.: General Pattern) bezeichnet. Die approximative Bestimmung der Verkehrsphasen wird in Abschnitt 5.1 im Detail beschrieben.

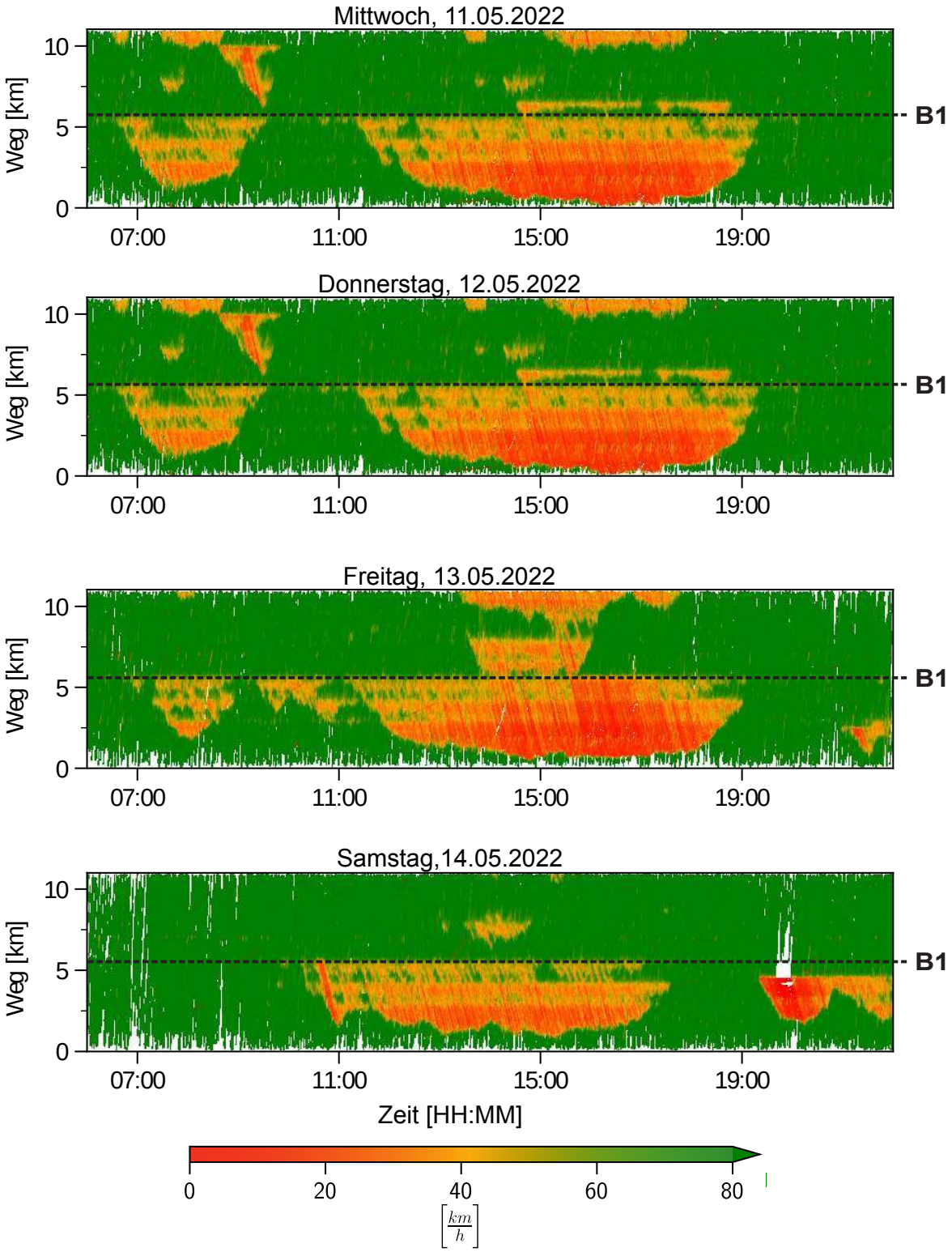


Abbildung 4.3: Geschwindigkeitsdarstellung mehrerer Verkehrssituationen auf der I-55 WB Chicago zwischen dem Stadtzentrum und der Kreuzung mit der IL-171 im Mai 2022. Die mit B1 markierte Engstelle ist die Auffahrt der „South Pulaski Road“. Angepasst aus [37].

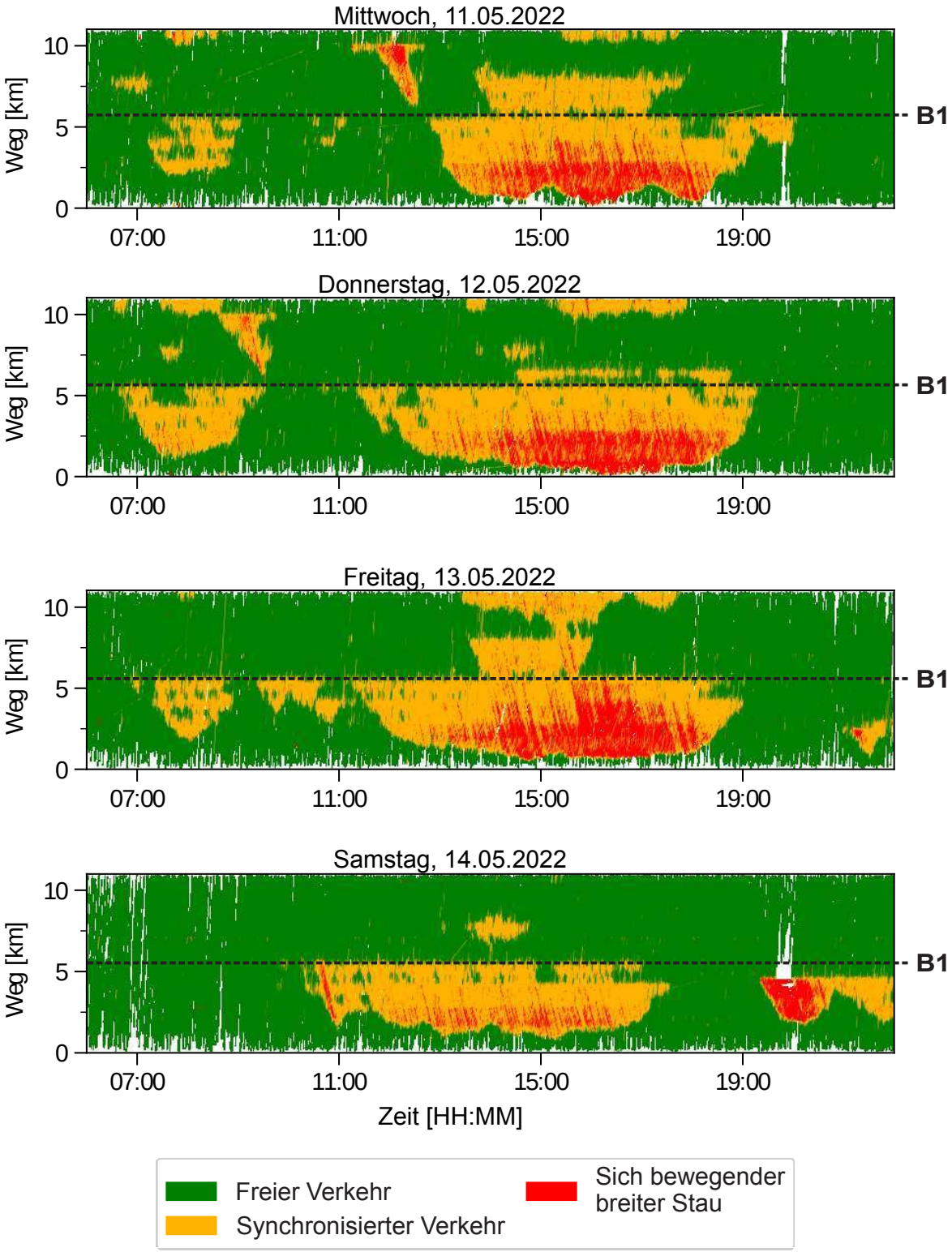


Abbildung 4.4: Verkehrsphasendarstellung der empirischen Beispiele auf der I-55 WB Chicago im Mai 2022.

4.3 Zwischenfazit

Zur netzweiten makroskopischen Auswertung der TMC-Verkehrsdaten erfolgte eine Aggregation in 15 min Intervallen. Die empirisch bestimmten Geschwindigkeiten im freien Verkehr basieren auf historischen Daten und entsprechen in der Regel den gesetzlichen Vorgaben. Bei den aus 2019 betrachteten 251 Tagen handelt es sich um Werktage, da der Fokus auf Regelmäßigkeiten liegt, die durch den täglichen Pendelverkehr entstehen. Aus den Spitzenstunden konnten zwei Zeitfenster identifiziert werden, in denen Stauereignisse häufig beginnen: vormittags zwischen 05:00 Uhr und 11:00 Uhr und nachmittags zwischen 11:00 Uhr und 18:00 Uhr. Dabei ist auffällig, dass das nachmittägliche Zeitfenster deutlich vor den typischen Stoßzeiten beginnt. 67 % der Verkehrsstaus werden als wiederkehrende Staus klassifiziert und verursachen 76 % der Stau-Auswirkungen. Die morgendlichen Verkehrsstaus beginnen zu 74 % innerhalb von ± 15 min von dem Median der Startzeit und werden damit als zuverlässig eingestuft. Bei den nachmittäglichen Staus liegt der Startzeitpunkt nur 45 % in diesem 30 min Zeitfenster. Sie sind damit weniger zuverlässig.

Bei der makroskopischen Analyse konnte ein Segment der I-55 WB Chicago identifiziert werden, welches sich für eine mikroskopische Betrachtung zeitlich-räumlich wiederkehrender Staumuster basierend auf Floating-Car-Daten eignet. Die Ähnlichkeiten der Verkehrsmuster an den ausgewerteten Tagen ist klar erkennbar und der Beginn der Verkehrstaus entspricht den Zeitfenstern der makroskopischen Analyse.

Regelungen mit einem Fokus auf wiederkehrende Staus und jeweilige Engstellen könnten eine wichtige Rolle bei der Reduktion von Staus spielen. Weiter könnten die zuverlässigen Staus bei der Routenplanung genutzt werden, um entsprechende Gebiete zu umfahren oder die Ankunftszeit genauer zu berechnen.

5 Verkehrszustandsanalyse

In diesem Kapitel werden Verkehrsphänomene behandelt, die mithilfe von Floating-Car-Daten (vgl. Abschnitt 3.1) erfasst wurden. Die Unterscheidung der verschiedenen Verkehrszustände dient im weiteren Verlauf der Arbeit als Grundlage für die Situationserkennung und die Bestimmung erhöhter Reisezeiten.
Die nachfolgend analysierte Verkehrssituation wurde auf einem Streckenabschnitt der I-95 SB in Florida (USA) am 15.10.2021 mit Meldefahrzeugen erfasst. Die Daten der Meldefahrzeuge stammen aus der Verkehrsrechnerzentrale des Verkehrinformationsanbieters HERE. Da die zeitliche Auflösung der empfangenen Daten der verschiedenen Meldefahrzeuge nicht einheitlich ist (z. B. aufgrund verschiedener Hersteller, unterschiedlicher Softwareversionen, unterbrochene Mobilfunkverbindungen), werden nur Trajektorien betrachtet, bei denen der zeitliche Abstand von aufeinanderfolgenden GNSS-Positionen im Median unterhalb von 30 s liegt. In Abbildung 5.1 sind ca. 27 000 Trajektorien zu sehen, die diesem Kriterium entsprechen [73].

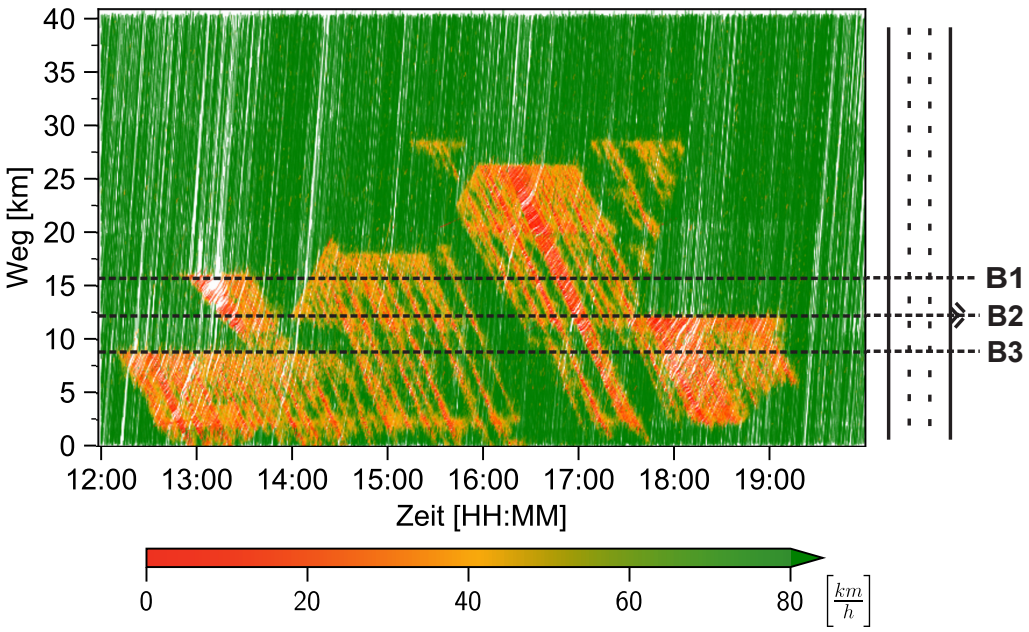


Abbildung 5.1: Geschwindigkeitsdarstellung einer empirischen Verkehrssituation auf der I-95 SB (Florida, USA) am 15.10.2021, die mit Floating-Car-Daten erfasst wurde. Die Engstelle B2 entspricht der Kreuzung der I-95 mit dem „International Golf Parkway“, für B1 und B3 sind keine infrastrukturellen Engstellen feststellbar. Angepasst aus [73].

Die betrachteten Engstellen sind mit B1, B2 und B3 markiert. Die Engstelle B2 befindet sich an Kreuzung der I-95 und dem „International Golf Parkway“. Aus diesem Grund wird angenommen, dass die Phasenübergänge mit der Infrastruktur zusammenhängen. Für die Engstellen B1 und B3 sind keine infrastrukturellen Engstellen feststellbar. Es gibt allerdings eine Vielfalt an alternativen Fällen, die ein Nukleus für Verkehrszusammenbrüche sein können (wie beispielsweise starke Bremsmanöver und langsame oder stehende Fahrzeuge auf einem Fahrstreifen).

5.1 Erkennung von Verkehrszustandsübergängen und Verkehrsphasen

Für die Betrachtung der Verkehrszusammenbrüche ist die Bestimmung der Verkehrsphasen notwendig. Dazu wird der approximative Ansatz zur Erkennung von Verkehrszustandsübergängen basierend auf Floating-Car-Daten aus [47] verwendet. Wie in Abschnitt 2.3.2 definiert, ist ein Verkehrszustandsübergang der Übergang von einer Verkehrsphase zu einer anderen entlang einer Trajektorie. Anhand der Bedingungen aus Tabelle 5.1 an die Fahrzeuggeschwindigkeit erfolgt die Bestimmung der räumlich-zeitlichen Positionen der Verkehrszustandsübergänge einer Trajektorie. Über- beziehungsweise unterschreitet die Geschwindigkeit einen Schwellwert für eine bestimmte minimale Dauer, wird ein Verkehrszustandsübergang erkannt. Zur Veranschaulichung der Bedingungen aus Tabelle 5.1 ist in Abbildung 5.2 ein Ausschnitt einer Fahrzeugtrajektorie mit den erkannten Verkehrszustandsübergängen dargestellt.

Verkehrszustands-übergang	Geschwindigkeits-schwellwert [km/h]	Zeitschwellwert [s]
F_S	65	15
F_J	15	25
S_F	65	10
S_J	15	10
J_F	65	10
J_S	15	20

Tabelle 5.1: Bedingungen zur approximativen Erkennung von Verkehrszustandsübergängen in simulierten und empirischen Floating-Car-Daten (angepasst von [47]).

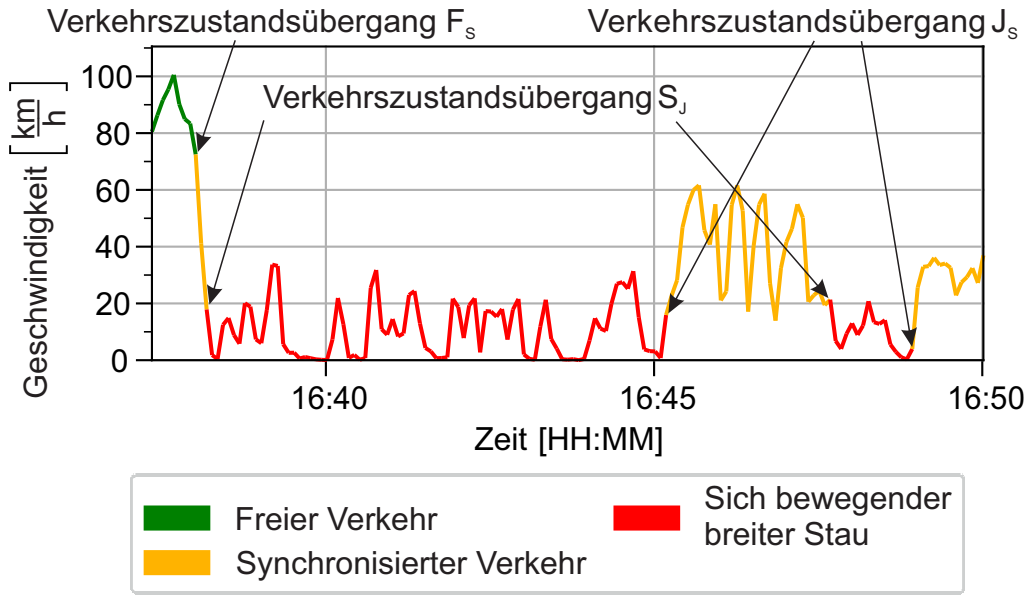


Abbildung 5.2: Geschwindigkeitsprofil der in Abbildung 5.4 mit „5“ gelabelten Trajektorie im eingekreisten räumlich-zeitlichen Verkehrsbereich, eingefärbt nach den Verkehrsphasen.

Die Bestimmung der Bedingungen ist in Abschnitt 5.1.1 beschrieben. So wird beispielsweise ein J_S Verkehrszustandsübergang erkannt, wenn die Geschwindigkeit eines Fahrzeugs in einem breiten sich bewegenden Staus den Schwellwert von 15 km/h für mindestens 20 s überschreitet. Es ist zu beachten, dass die in diesem Kapitel untersuchten Floating-Car-Daten eine durchschnittliche zeitliche Auflösung von 15 s zwischen zwei aufeinanderfolgenden GNSS-Positionen haben. Die Bestimmung von Verkehrszustandsübergängen und damit Verkehrsphasenübergängen erfolgt somit entsprechend einer gewissen räumlich-zeitlichen Unschärfe.

5.1.1 Bestimmung der Schwellwerte zur Erkennung von Verkehrszustandsübergängen

Die Schwellwerte werden händisch in zwei Schritten bestimmt: Anhand der Visualisierung verschiedener Werte, werden zuerst die Geschwindigkeitsschwellwerte bestimmt. Ein Teil der überprüften Geschwindigkeitsschwellwerte für die Verkehrszustandsübergänge S_J und J_S ist in Abbildung 5.3 dargestellt.

Unter Einbezug der qualitativen Eigenschaften der Verkehrsphasen wird für jeden Verkehrszustandsübergang ein geeigneter Geschwindigkeitsschwellwert ermittelt. In Abbildung 5.3 sind bereits bei dem niedrigsten dargestellten Schwellwert (6 km/h) gestaute Bereiche schwach zu erkennen, der größte beginnt bei Kilometer 25 um 16:20 Uhr. Je höher der Schwellwert ist, desto deutlicher sind die gestauten Bereiche sichtbar. Allerdings nimmt die Fixierung an den Engstellen B1 (Kilometer 16), B2 (Kilometer 12,3) und B3 (Kilometer 8) zu. Ein sich bewegender breiter Stau kann gemäß Definition nicht an Engstellen lokalisiert sein, synchronisierter Verkehr dagegen schon (siehe Abschnitt 2.3.1 und 2.3.1). Der Geschwindigkeitsschwellwert für die Verkehrszustandsübergänge S_J und J_S liegt deshalb bei 15 km/h.

Im zweiten Schritt erfolgt die Bestimmung der Zeitschwellwerte, welche der Unterdrückung von unrealistisch häufigen Verkehrszustandsübergängen dienen. Die Schwellwerte werden so gewählt, dass zu kurze Trajektoriensegmente einer Verkehrsphase unterdrückt werden. Diese häufigen, unrealistischen Verkehrszustandsübergänge können durch Oszillationen der Fahrzeuggeschwindigkeiten und damit dem Über- oder Unterschreiten von einem oder mehreren Geschwindigkeitsschwellwerten ausgelöst werden.

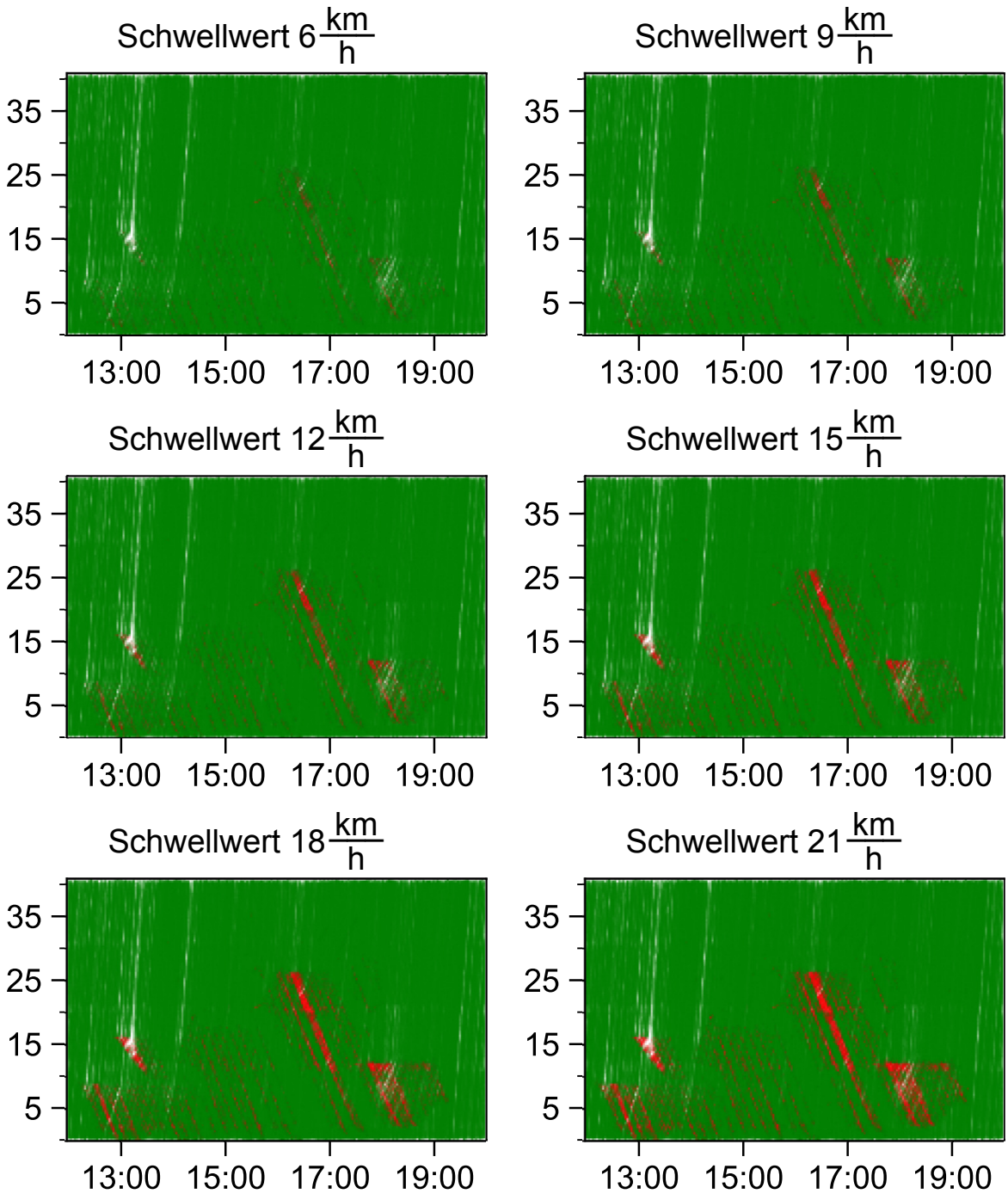


Abbildung 5.3: Beispielhafte Auswahl der überprüften Geschwindigkeitsschwellwerte für die Verkehrszustandsübergänge S_J und J_S für die empirische Verkehrssituation in Abbildung 5.1. Bei der x-Achse handelt es sich jeweils um die Uhrzeit und bei der y-Achse um die Distanz in km. Geschwindigkeiten über dem jeweiligen Schwellwert sind grün visualisiert, Geschwindigkeiten darunter rot.

Der Ansatz zur Erkennung der Verkehrszustandsübergänge beinhaltet nicht die Bestim-

mung der Verkehrsphase, in welcher sich das Fahrzeug initial befindet. Die Methode ermittelt stattdessen lediglich die Verkehrszustandsübergänge. Deshalb wird folgende Erweiterung für die Bestimmung der initialen Verkehrsphase einer Trajektorie vorgenommen:

Sei v_0 der erste Geschwindigkeitswert einer Trajektorie,

$$v(F_S), v(F_J), v(S_F), v(S_J), v(J_F) \text{ und } v(J_S)$$

die Geschwindigkeitsschwellwerte und

$$t(F_S), t(F_J), t(S_F), t(S_J), t(J_F) \text{ und } t(J_S)$$

die Zeitschwellwerte der Verkehrszustandsübergänge. Da die höchsten Geschwindigkeitswerte im freien Verkehr (F) vorliegen und die niedrigsten in einem breiten sich bewegenden Stau, erfolgt eine erste Bestimmung der initialen Verkehrsphasen wie folgt:

$$\text{initiale Verkehrsphase} = \begin{cases} F, & v_0 > \max(v(F_S), v(S_F)) \\ J, & v_0 < \min(v(F_J), v(S_J)) \\ S, & \text{sonst} \end{cases} \tag{5.1}$$

Die Überprüfung der Dauer des Trajektoriensegments vor dem ersten erkannten Verkehrszustandsübergang findet im nächsten Schritt statt. Ist das Segment zu kurz, wird die initiale Verkehrsphase zu der Verkehrsphase geändert, welche nach dem ersten Verkehrszustandsübergang vorliegt. Die Bestimmung der minimalen Dauer für das

Segment mit der initialen Verkehrsphase aus Gleichung 5.1 lautet folgendermaßen:

$$\text{minimale Dauer} = \begin{cases} \max(t(S_F), t(J_F)), & \text{initiale Verkehrsphase} = F \\ \max(t(F_S), t(J_S)), & \text{initiale Verkehrsphase} = S \\ \max(t(F_J), t(S_J)), & \text{initiale Verkehrsphase} = J \end{cases} \tag{5.2}$$

Die bestimmten Schwellwerte sind in Tabelle 5.1 aufgeführt. Abbildung 5.4 stellt die Verkehrsphasen dar, welche mit den Schwellwerten ermittelt wurden.

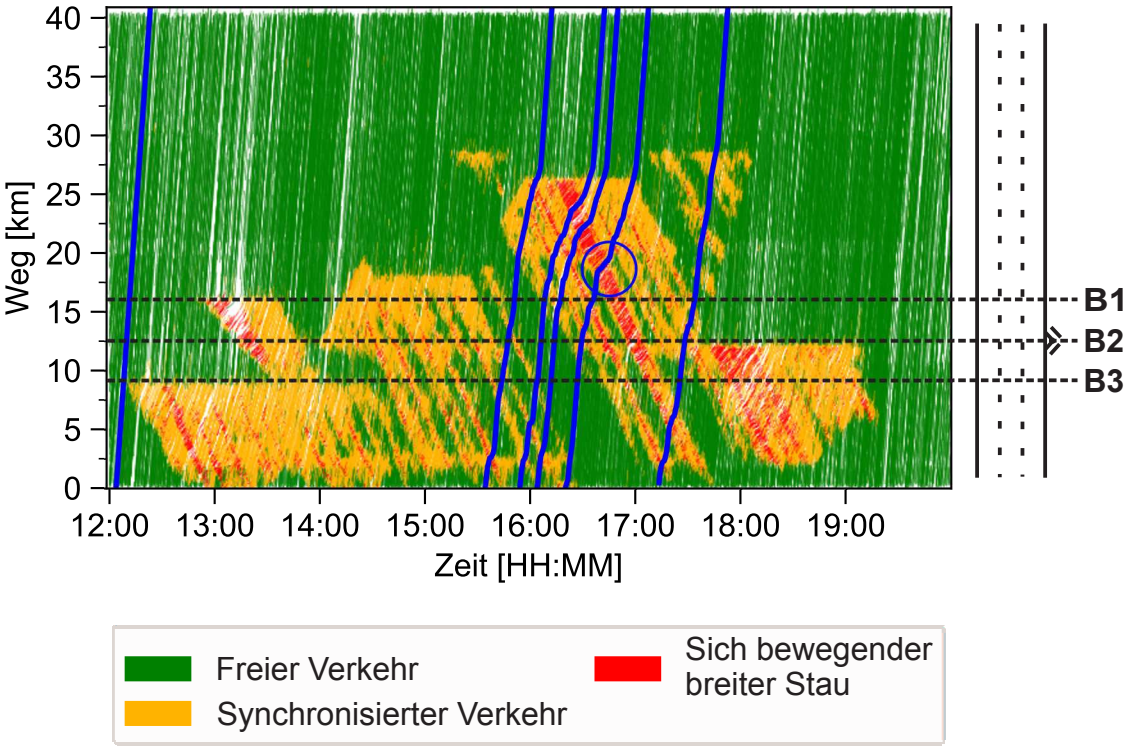


Abbildung 5.4: Verkehrsphasendarstellung des empirischen Beispiels auf der I-95 SB (Florida, USA) am 15.10.2021 basierend auf den gleichen Floating-Car-Daten wie in Abbildung 5.1. Die Reisezeiten der hervorgehobenen Trajektorien werden in Tabelle 5.2 mit den Reisezeiten verglichen, welche mithilfe von Radar-Daten geschätzt sind. Der blau eingekreiste Bereich der mit „5“ beschrifteten Trajektorie ist im Detail in Abbildung 5.2 dargestellt. Angepasst aus [73].

5.2 Spontane und induzierte Verkehrszusammenbrüche

In Abbildung 5.5 sind spontane und induzierte Verkehrszusammenbrüche zu sehen. Einer dieser spontanen F → S Phasenübergänge liegt um 12:10 Uhr an der Engstelle B3 vor, gekennzeichnet mit „spontaner Verkehrszusammenbruch“. Bevor der Verkehr zusammenbricht, herrscht sowohl an der Engstelle B3 als auch stromauf- und abwärts freier Verkehr. Die stromabwärtige Staufront des synchronisierten Verkehrs ist an der räumlichen Position der Engstelle B3 fixiert (hier markiert durch eine gestrichelte Linie). Die Lokalisierung an Engstellen ist eine typische Eigenschaft des synchronisierten Verkehrs.

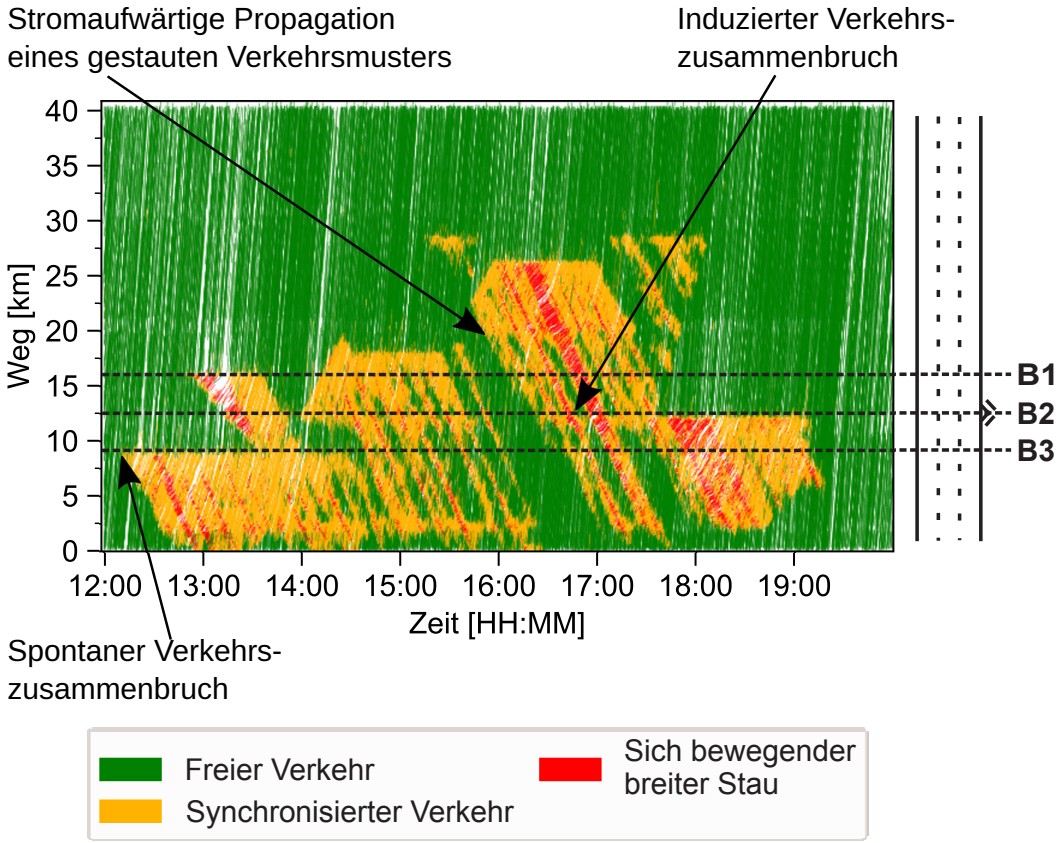


Abbildung 5.5: Empirischer spontaner und induzierter Verkehrszusammenbruch auf der I-95 SB in Florida am 15.10.2021. Angepasst aus [73].

Qualitativ gleiche spontane Verkehrszusammenbrüche sind aus der Literatur bekannt (z. B. [41, 42, 44, 45]). Ein empirisches Beispiel von der A8 (Deutschland) ist in Abbildung 5.6(a) dargestellt. Im amerikanischen Beispiel in Abbildung 5.5 wird an der Engstelle B2 um ca. 16:50 Uhr ein Verkehrszusammenbruch von einem langen komplexen gestauten Verkehrsmuster (gekennzeichnet mit „Stromaufwärtige Propagation eines gestauten Verkehrsmusters“) induziert. Dieses Verkehrsmuster erreicht die Engstelle um ca. 16:20 Uhr. Aufgrund der Datengrundlage ist in diesem Beispiel jedoch der exakte Zeitpunkt des induzierten Verkehrszusammenbruchs nicht genau bestimmbar. Nachdem sich der gestaute Bereich stromabwärts von der Engstelle B2 aufgelöst hat, bleibt der synchronisierte Verkehr bestehen und die stromabwärtige Staufront ist an der Engstelle lokalisiert.

Im Beispiel aus Deutschland in Abbildung 5.6(a) propagiert ein sich bewegender breiter Stau von der Engstelle B1 stromaufwärts zu den Engstellen B2 und B3. Dies ist der einzige quantitative Unterschied zwischen den beiden induzierten Verkehrszusammenbrüchen, qualitativ sind sie gleich. Um ca. 17:20 Uhr induziert dieser sich bewegende breite Stau an Engstelle B3 einen Verkehrszusammenbruch (gekennzeichnet mit „induzierter Verkehrszusammenbruch (induzierter F $\rightarrow$ S Phasenübergang)“).

Wie im amerikanischen Beispiel treffen auch hier die Kriterien für einen induzierten Verkehrszusammenbruch zu: An der Engstelle B3 liegt freier Verkehr vor, bevor der sich bewegende breite Stau diese erreicht. Sobald der sich bewegende breite Stau die Engstelle nicht mehr beeinflusst, bildet sich stromabwärts wieder freier Verkehr. Der synchronisierte Verkehr an der Engstelle bleibt dagegen bestehen.

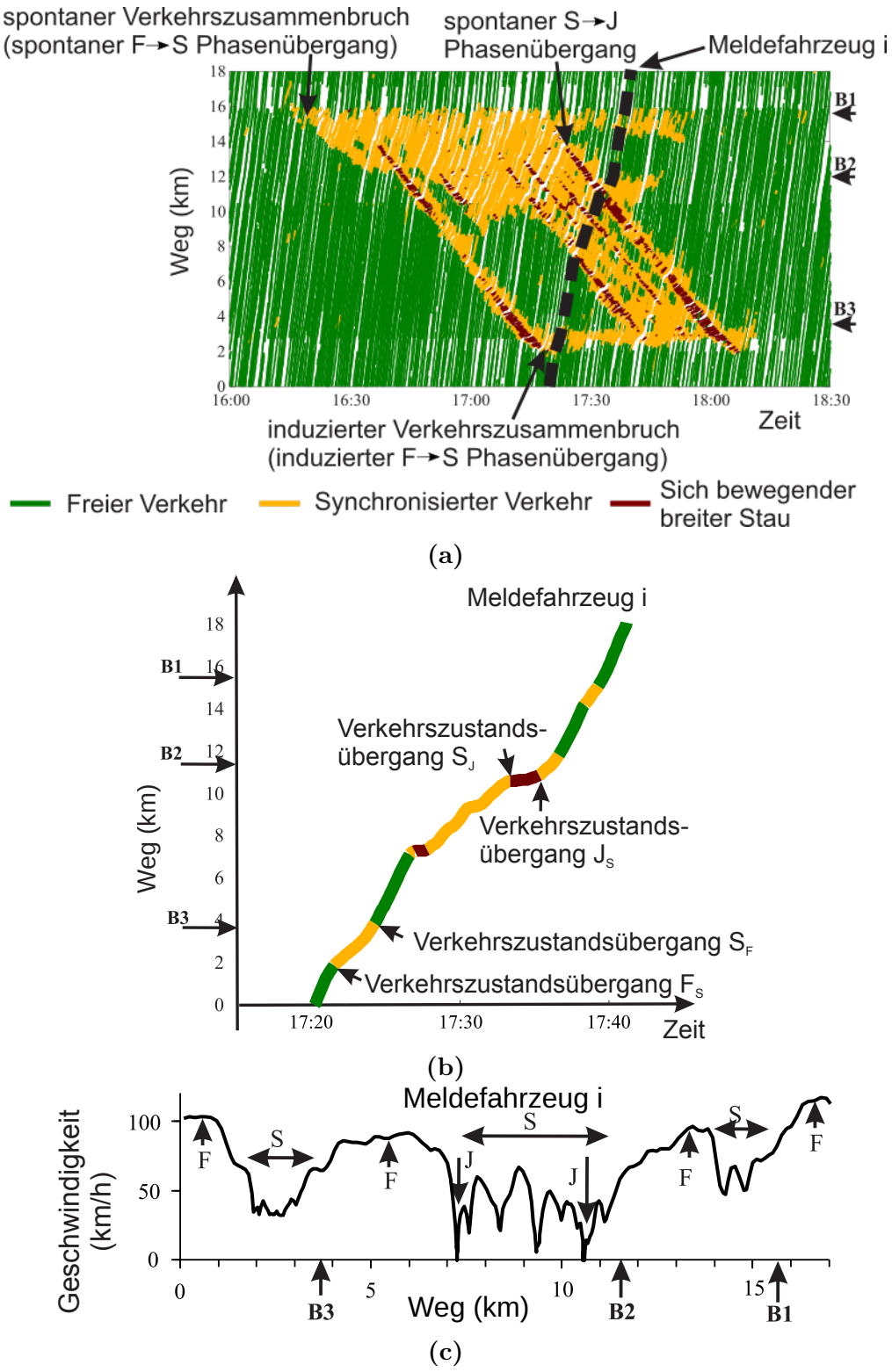


Abbildung 5.6: Trajektorie eines exemplarischen Meldefahrzeugs, welches mehrere Verkehrsphasen passiert. Die dargestellte Verkehrssituation ist vom 04.11.2016 von der A8 (Deutschland). Die gestrichelt hervorgehobene Trajektorie in (a) ist in (b) und (c) im Detail dargestellt. Die Farben in (a) und (b) sind gleich gewählt. Angepasst aus [45].

5.3 Mikroskopische Struktur des sich bewegenden breiten Staus

Die mikroskopische räumlich-zeitliche Struktur eines sich bewegenden breiten Staus kann komplex sein. Der sich bewegende breite Stau propagiert durch die Engstellen und andere Verkehrszustände, wie in Abschnitt 2.3.1 beschrieben. Die durchschnittliche Geschwindigkeit der stromabwärtigen Staufront (in Abbildung 5.7(a) mit „Stau“ gekennzeichnet) wird beibehalten. Die mikroskopische räumlich-zeitliche Struktur des sich bewegenden breiten Staus wird nachfolgend exemplarisch an einer Fahrzeugtrajektorie (Abbildung 5.7(b) und Abbildung 5.7(c)) erklärt. Wie in Abbildung 5.7(b) dargestellt, kommt das Fahrzeug wiederholt zum Stehen.

In der Drei-Phasen-Verkehrstheorie werden Zeitintervalle, in denen sich einige Fahrzeuge im Stau länger als 2 bis 3 s nicht oder vernachlässigbar wenig bewegen, als *Flussunterbrechungsintervalle* bezeichnet (vgl. [41, 42, 44, 45]). Eins der Flussunterbrechungsintervalle in Abbildung 5.7(b) ist im Detail in Abbildung 5.7(c) gezeigt und mit „Flussunterbrechungsintervall“ markiert.

Zwischen Flussunterbrechungsintervallen in dem sich bewegenden breiten Stau existieren *sich bewegende Lücken*. Diese sind in Abbildung 5.7(c) mit „sich bewegende Lücken im Stau“ markiert. Bei solchen sich bewegenden Lücken handelt es sich um Bereiche ohne Fahrzeuge. Erreicht die Lücke ein Fahrzeug im Stau, welches sich im Stillstand befindet, kann dieses kurz beschleunigen, bis es hinter dem Fahrzeug am Lückenende steht und wieder abbremsen muss. Dadurch bewegen sich die Lücken stromaufwärts im Stau.

Qualitativ haben der amerikanische (Abbildung 5.7) und der deutsche (Abbildung 5.8) sich bewegende breite Stau die gleiche mikroskopische Struktur: Es treten Flussunterbrechungsintervalle und sich bewegende Lücken wechselweise auf.

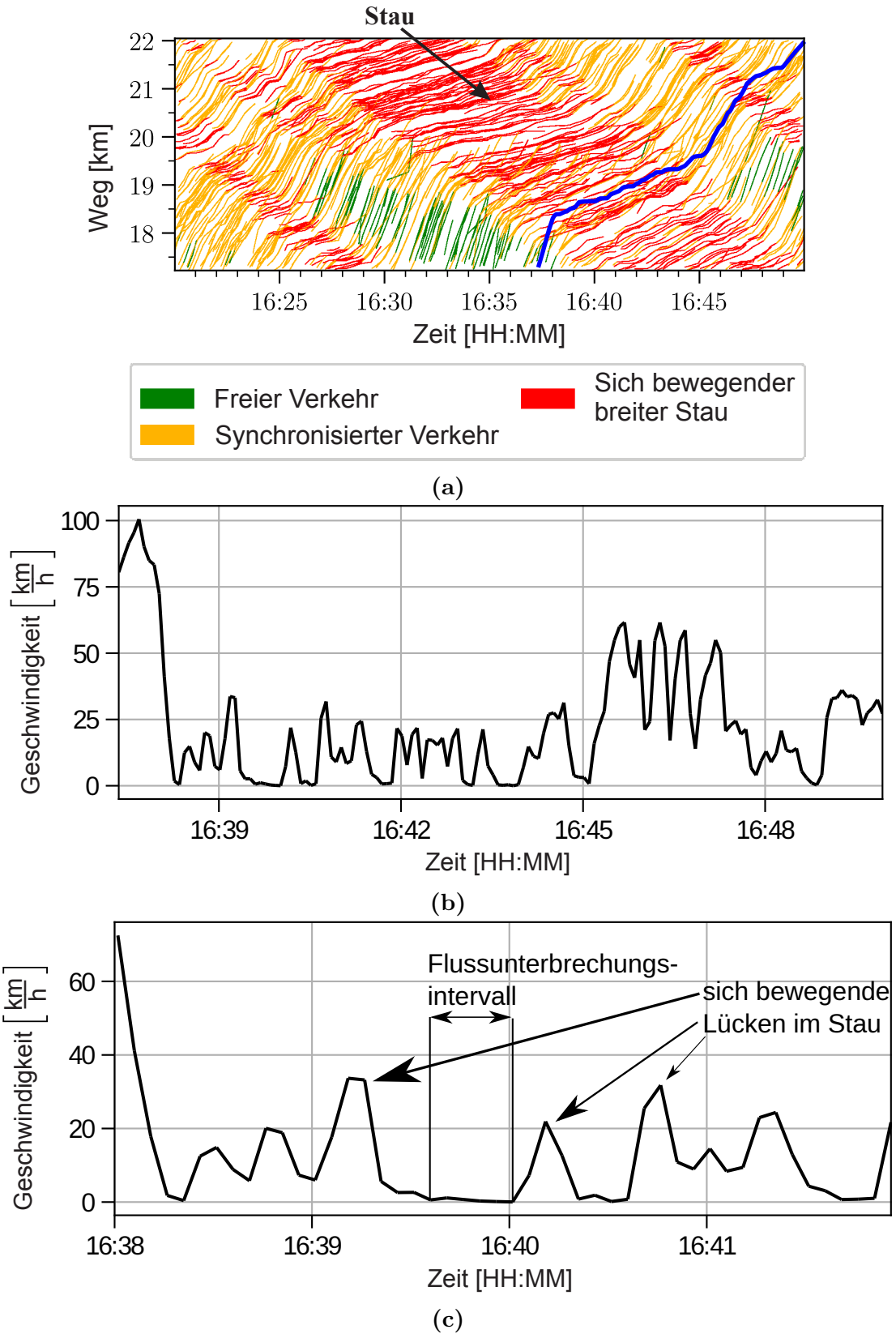


Abbildung 5.7: Mikroskopische Struktur eines sich bewegenden breiten Staus auf der I-95 SB (Florida, USA). Der räumlich-zeitliche Bereich ist in Abbildung 5.4 eingekreist. In (b) und (c) ist der Geschwindigkeitsverlauf der blau hervorgehobenen Trajektorie aus (a) für verschiedene Zeitfenster dargestellt. Angepasst aus [73].

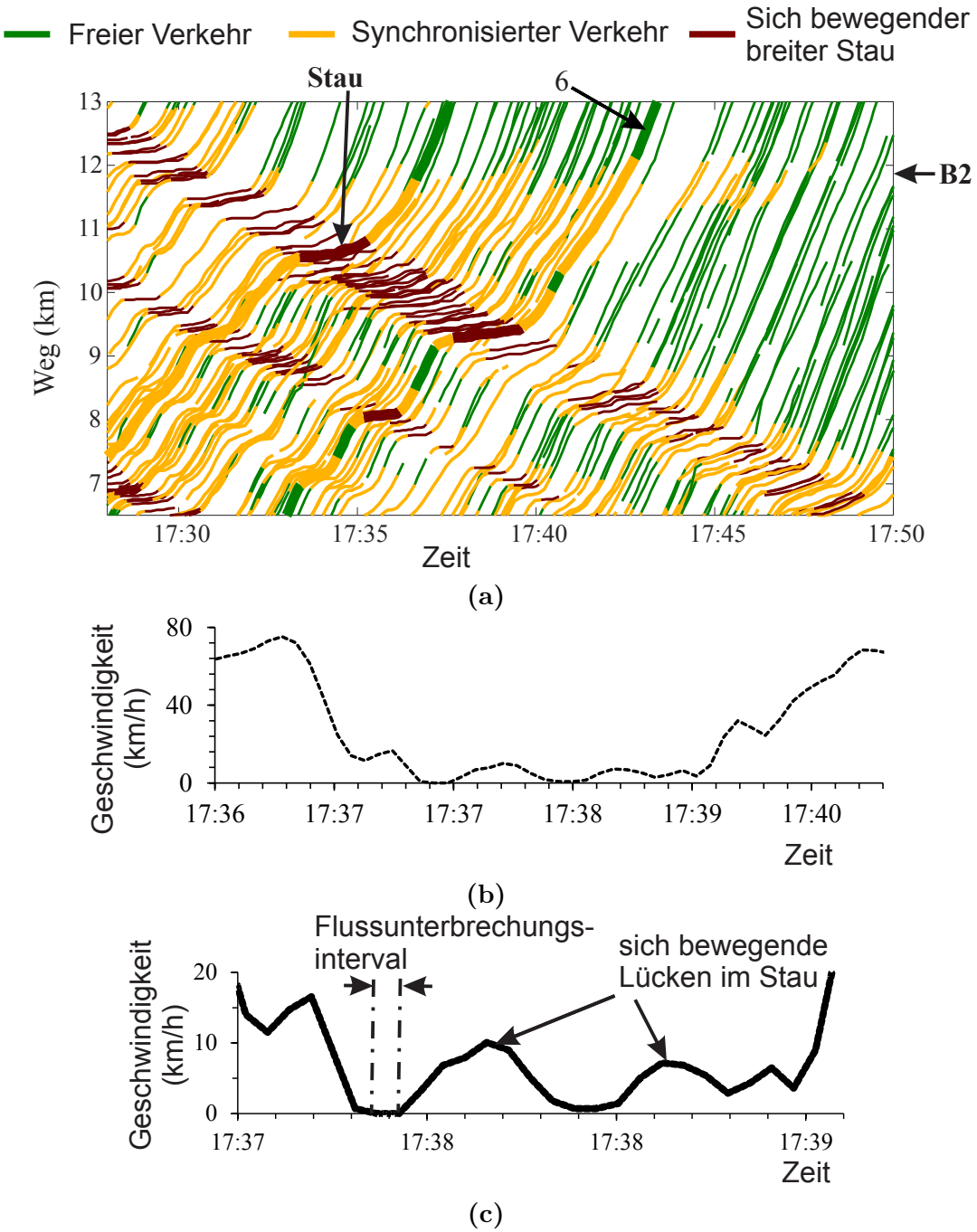


Abbildung 5.8: Mikroskopische Struktur des sich bewegenden breiten Staus in Abbildung 5.6(a) auf der A8 (Deutschland). Eine vergrößerte Darstellung des betrachteten räumlich-zeitlichen Ausschnitts ist in (a) zu sehen, (b) und (c) stellen den Geschwindigkeitsverlauf der in (a) hervorgehobenen und mit „6“ gelabelten Trajektorie dar. Angepasst aus [45].

5.4 Radar-Daten

Die in diesem Abschnitt betrachteten Radar-Daten stammen vom gleichen Verkehrsszenario, welches in den vorherigen Abschnitten anhand von Floating-Car-Daten betrachtet wurde. Die Radar-Daten stammen aus der Plattform „Regional Integrated Transportation Information System“ (RITIS), welche vom „Center for Advanced Transportation Technology Laboratory“ (CATT) der Universität von Maryland betrieben wird. Verschiedene amerikanische Bundesstaaten speichern vorverarbeitete Daten auf dieser Plattform.

Zur Verarbeitung und Darstellung dient die Methode aus [81, 82], welche auf der adaptiven Glättungsmethode (engl.: adaptive smoothing method) von Treiber und Helbing (siehe Referenzen aus [85]) basiert. Eine Geschwindigkeitsdarstellung der Radar-Daten ist in Abbildung 5.9 zu sehen. Die Positionen der Radardetektoren sind auf der y-Achse markiert.

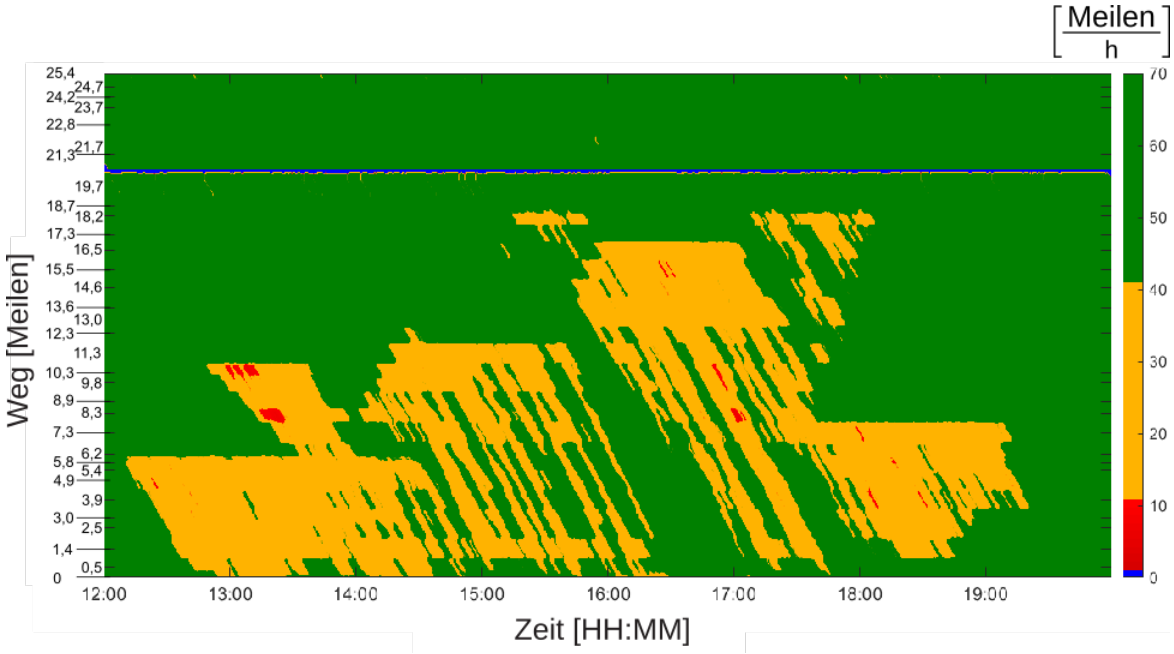


Abbildung 5.9: Mit der adaptiven Glättungsmethode von Treiber und Helbing (siehe Referenzen aus [85]) rekonstruierte Geschwindigkeitskonturen basierend auf den stationären Radar-Daten. Die blaue Linie zwischen den Meilmarkern 19.7 und 21.3 wird durch fehlende Detektordaten verursacht. Angepasst aus [73].

Der durchschnittliche Abstand zwischen zwei Radardetektoren beträgt 0,75 Meilen (1,21 km) und die zeitliche Auflösung der Radardetektoren liegt zwischen 20 s und 1 min. Der Vergleich der Floating-Car- und Radar-Daten erfolgt anhand der Geschwindigkeiten und der Reisezeiten. Bei den Floating-Car-Daten liegen empirische Werte für den gesamten Straßenabschnitt vor.

Die Radar-Daten dagegen sind stationär und nur an den Positionen der Detektoren verfügbar. Anhand einer abschnittweisen linearen Interpolation zwischen zwei Detektoren werden Trajektorien auf Basis der empirischen Radar-Daten rekonstruiert [54, 73]. Die Trajektorien starten alle 5 s am Anfang des Streckenabschnitts und werden auch als *Geister-Trajektorien bezeichnet*. Die rekonstruierten Trajektorien sind in Abbildung 5.10 dargestellt.

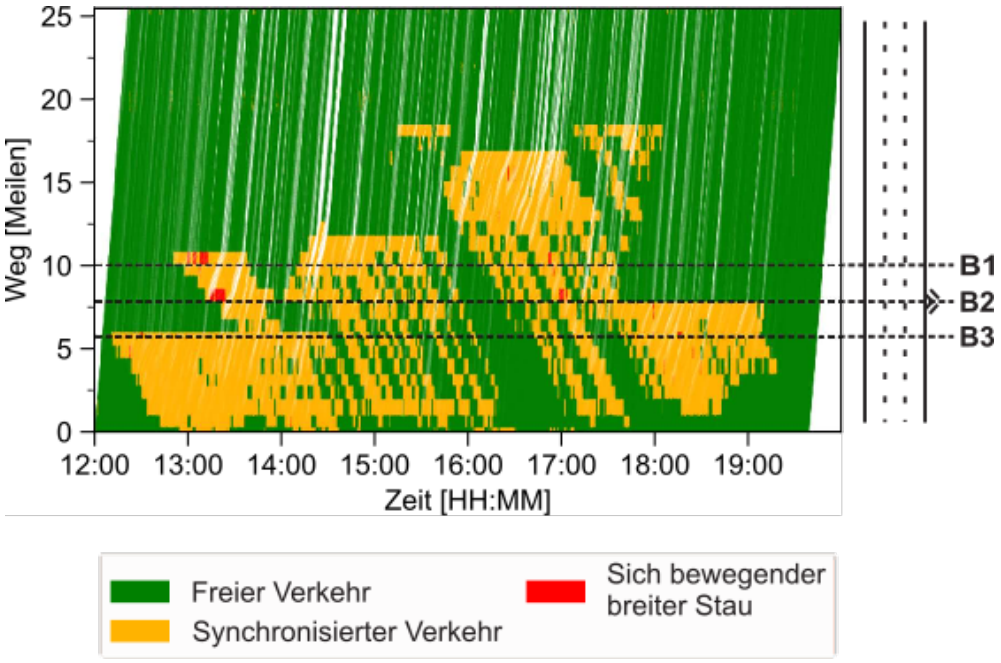


Abbildung 5.10: Geschwindigkeitsdarstellung der rekonstruierten Geister-Trajektorien basierend auf den stationären Radar-Daten in Abbildung 5.9. Angepasst aus [73].

In Tabelle 5.2 werden exemplarisch die Reisezeiten rekonstruierter und empirisch erfasster Trajektorien verglichen. Die geschätzte Reisezeit von Trajektorien, welche die gestauten Bereiche durchqueren (Trajektorien 3-5 in Tabelle 5.2), ist deutlich geringer als die empirisch gemessene. Im freien Verkehr ist dies jedoch umgekehrt und die gemessene Reisezeit liegt unter der geschätzten (Trajektorie 1 in Tabelle 5.2).

Exemplarische Trajektorie (Abbildung 5.4)	Startzeitpunkt [HH:MM:SS] (links: exakter Startzeitpunkt eines empirischen Fahrzeugs, rechts: ähnlicher Startzeitpunkt einer rekonstruierten Trajektorie basierend auf Radar-Daten)	Empirische Reisedauer in Floating-Car-Daten [MM:SS]	Geschätzte Reisedauer basierend auf lokalen Radar-Daten [MM:SS]
1	12:03:49 | 12:03:50	19:25	22:10
2	15:34:26 | 15:34:25	37:48	33:24
3	15:53:59 | 15:54:00	48:11	35:56
4	16:03:45 | 16:03:45	46:05	39:50
5	16:19:51 | 16:19:50	50:00	36:37
6	17:13:17 | 17:13:15	39:12	36:22

Tabelle 5.2: Vergleich der empirisch gemessenen Reisezeiten mit Floating-Car-Daten und den geschätzten Reisezeiten basierend auf den Radar-Daten. Angepasst aus [73].

Die Unterschiede bei den Reisezeiten lassen sich auf Differenzen bei den zugrundeliegenden Daten zurückführen. In Abbildung 5.11 ist der Unterschied beispielhaft anhand der Trajektorie „3“ aus Tabelle 5.2 dargestellt.

Die durchschnittliche Geschwindigkeit der rekonstruierten Trajektorie (68,1 km/h) liegt 17,4 km/h über der des Meldefahrzeugs (50,7 km/h). Wie in Abbildung 5.11 zu sehen, sind die beiden Geschwindigkeitsverläufe ähnlich.

Auffällig ist jedoch, dass die rekonstruierte Trajektorie die niedrigen Geschwindigkeiten des Meldefahrzeugs nicht erreicht. Dies ist, wie in Abbildung 5.11 klar ersichtlich, insbesondere im Bereich des sich breiten bewegenden Staus der Fall (16 bis 27 km). Das Fehlen niedriger Geschwindigkeiten bei der rekonstruierten Trajektorie liegt an der Mittelung der Geschwindigkeiten mehrerer Fahrzeuge durch den Radardetektor. Bei Floating-Car-Daten werden dagegen keine Daten von mehreren Fahrzeugen aggregiert und gemittelt, wodurch eine präzisere Auflösung der Geschwindigkeiten erreicht

wird. Diese Unterschiede bei der Datenerfassung erklären auch die unterschiedlichen Geschwindigkeitsdarstellungen (vgl. Abbildung 5.1 und Abbildung 5.10).

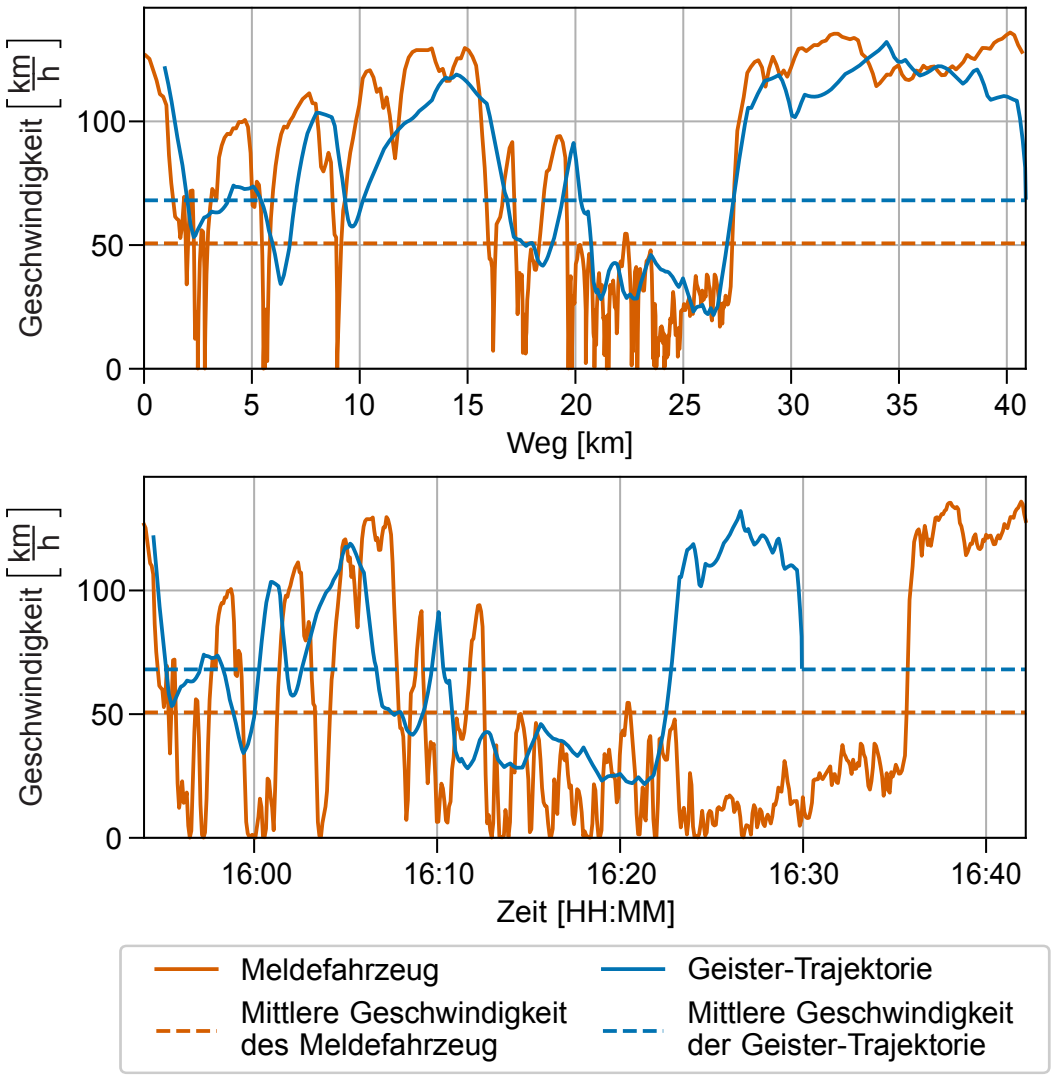


Abbildung 5.11: Geschwindigkeitsunterschiede zwischen den Floating-Car-Daten und den Radar-Daten, exemplarisch dargestellt anhand der mit „3“ markierten Trajektorie in Abbildung 5.4 und Tabelle 5.2. Angepasst aus [73].

5.5 Zwischenfazit

In diesem Kapitel wurde eine Verkehrssituation auf der I-95 SB (Florida, USA) sowohl anhand von Floating-Car-Daten als auch von Radar-Daten untersucht. Verkehrszustandsübergänge und Verkehrsphasen gemäß der Kerner'schen Drei-Phasen-Verkehrstheorie wurden mit einem approximativen Verfahren ermittelt. Die für das Verfahren notwendigen Geschwindigkeits- und Zeitschwellwerte wurden empirisch bestimmt.

Verkehrsphänomene aus dem betrachteten amerikanischen Beispiel wurden mit aus der Literatur bekannten deutschen Beispielen verglichen. Qualitativ sind die gleichen Verkehrszusammenbrüche und mikroskopischen Strukturen der sich bewegenden breiten Staus in den amerikanischen und deutschen empirischen Daten zu erkennen. Dies unterstreicht die Allgemeingültigkeit der Drei-Phasen-Verkehrstheorie.

Bei den zur Verfügung stehenden Radar-Daten handelt es sich um aggregierte Daten mehrerer Fahrzeuge in einem Zeitintervall. Kurzzeitig niedrige Geschwindigkeiten werden durch die Mittelung nicht korrekt erfasst. Der direkte Vergleich streckenbezogener Geschwindigkeiten macht den großen Vorteil von Floating-Car-Daten offensichtlich. Klassische stationäre Messtechnologien (wie die beschriebenen Radardetektoren) sind allerdings in der Lage, den Verkehrsfluss zu erfassen. Ein Ansatz zur Schätzung des Verkehrsflusses basierend auf Floating-Car-Daten und stationären Detektordaten ist in [23, 61] beschrieben. Eine Kombination beider Technologien ist demzufolge zur Erfassung und genaueren Analyse von Verkehrsphänomenen besonders interessant. Eine weitere Möglichkeit wäre der Vergleich von Floating-Car-Daten mit nicht aggregierten Detektordaten. Diese sind fahrzeuggenau und können so zu einer höheren Genauigkeit und besseren Übereinstimmung mit den Floating-Car-Daten führen. Um die Übertragung und Speicherung unnötiger Datenmengen zu vermeiden, aggregieren Detektoren gemessene Daten oft bereits vor Ort (siehe Abschnitt 3.1.1).

6 Zentralenseitige Verkehrssituationserkennung

Ein zentrales Problem in der Verkehrstechnik liegt in der genauen Erkennung von gestautem Verkehr und der daraus resultierende Reisezeiterhöhung. Moderne Ansätze nutzen oft Floating-Car-Daten (siehe Abschnitt 3.1.2), die flächendeckend Informationen liefern.
In diesem Kapitel wird untersucht, welche Erkennungsqualität mit verschiedenen Penetrationsraten (siehe Abschnitt 3.1.2) beziehungsweise der Anzahl von vernetzten Fahrzeugen pro Stunde möglich ist. Die Auswertung der Floating-Car-Daten erfolgt auf einem zentralen Server, der erhöhte Reisezeiten durch einen Vergleich von aktuellen Messungen mit Daten im freien Verkehr erkennt. Durch die Datenverarbeitung auf einem Server ist die Erfassung von Verkehrszuständen und damit die Generierung von Verkehrsmeldungen möglich. Diese dienen als Grundlage für Navigationssysteme und Verkehrsdienste, mit denen gestaute Bereiche umfahren oder zumindest in die Reisezeit mit eingeplant werden können.
Neben empirischen Daten können zum Erkenntnisgewinn auch Verkehrssimulationen genutzt werden. Im Rahmen dieser Arbeit eignen sich mikroskopische Verkehrssimulationen, da diese die Untersuchung der Reisezeiten von einzelnen Fahrzeugen und damit eine genaue Betrachtung der Reisezeitentwicklung erlauben.

6.1 Kriterien

Für einen anschaulichen Vergleich der Reisezeiten von verschiedenen Fahrzeugen im Verlauf der Stauentwicklung wird ein identischer Streckenabschnitt betrachtet. Mit dem Fokus der vorliegenden Arbeit auf erhöhte Reisezeiten werden Streckenabschnitte mit einer Engstelle betrachtet. In Abbildung 6.1 ist eine qualitative Szenario-Skizze einer Autobahn mit zwei Fahrstreifen und einer Einfahrt als Engstelle dargestellt. Neben einer Einfahrt gibt es noch eine Vielzahl von anderen Engstellen (wie Ausfahrten und liegengebliebene Fahrzeuge). Die F → S Phasenübergänge sind an den verschiedenen Arten von Engstellen qualitativ gleich.

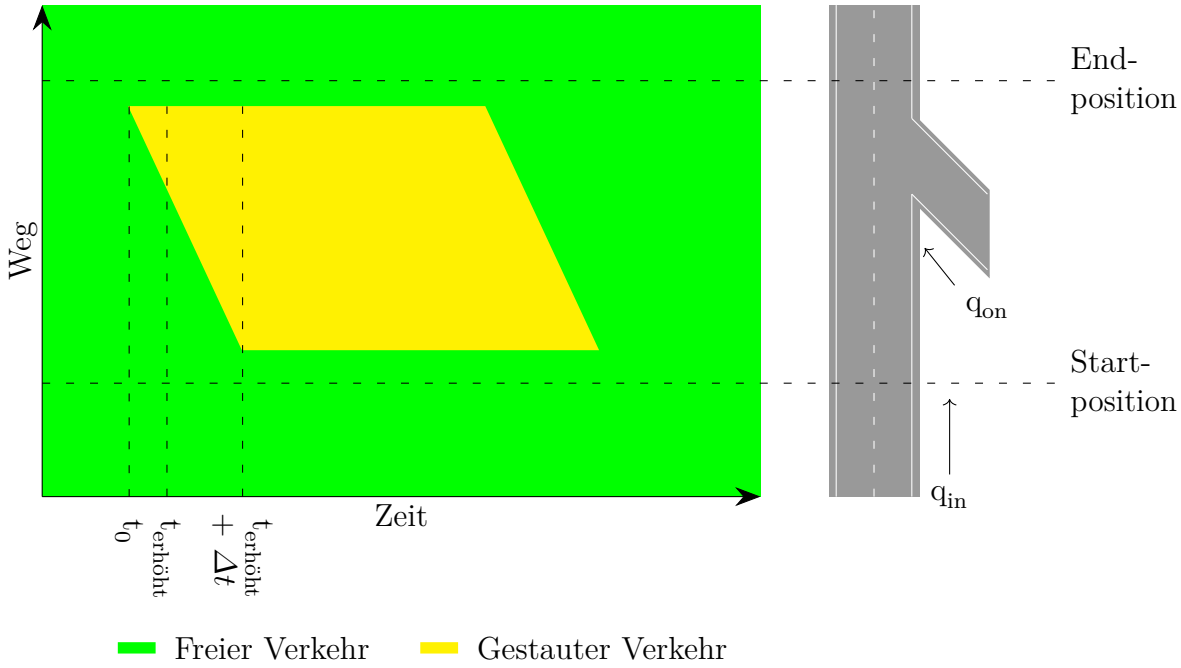


Abbildung 6.1: Qualitative Darstellung eines gestauten Verkehrsbereichs bei einer Einfahrt nach einem Verkehrszusammenbruch. Der Verkehrsfluss auf der Autobahn ist mit q_{in} gelabelt, der Verkehrsfluss von der Einfahrt mit q_{on}. Der analysierte Streckenabschnitt liegt zwischen der Start- und Endposition. Die Reisezeit steigt ab t_0, bei $t_{erhöht}$ wird der bestimmte Schwellwert zum ersten Mal überschritten und entspricht damit dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt. Für eine erfolgreiche, rechtzeitige Erkennung muss mindestens eine Reisezeitmeldung in dem Zeitfenster $[t_{erhöht}, t_{erhöht} + \Delta t]$ vorliegen.

In dieser Arbeit werden ausschließlich jene Reisezeiten von Fahrzeugen betrachtet, die den gesamten Straßenabschnitt zwischen Start- und Enddistanz auf der Autobahn befahren. Der zugehörige Verkehrsfluss ist mit q_{in} gekennzeichnet. Fahrzeuge, die auf die Autobahn einfahren, werden nicht betrachtet, da sie einen anderen Streckenabschnitt befahren.

Das Ende des betrachteten Straßenabschnitts befindet sich kurz nach der stromabwärtigen Staufront, also unmittelbar nach dem Übergang zum (wieder) freien Verkehr [64]. Ein empirisches Beispiel für die Reisezeitentwicklung ist in Abbildung 6.2 zu sehen und wird in Abschnitt 6.4.1 genauer betrachtet. Der Zeitpunkt t_0 in Abbildung 6.1 entspricht dem Zeitpunkt des Verkehrszusammenbruchs („1. F $\rightarrow$ S Phasenübergang“ in Abbildung 6.2). Als Referenzwert für die Reisezeit im freien Verkehr wird der Median der Reisezeiten vor dem Verkehrszusammenbruch verwendet, da die Reisezeit im freien Verkehr aufgrund individueller Fahrstile schwankt (vgl. Abbildung 6.2). In den empirischen Beispielen in Abschnitt 6.4 liegt die maximale Reisezeit im freien Verkehr 60 s über der Median-Reisezeit. Um Reisezeit-Fluktuationen im freien Verkehr nicht fälschlicherweise als eine relevante Reisezeiterhöhung einzustufen, liegt der Schwellwert zur Erkennung erhöhter Reisezeiten bei 2 min.

Ein Beispiel für eine zeitlich kurze und nicht relevante Reisezeiterhöhung ist in Abbildung 6.2 zwischen 15:30 Uhr und 15:45 Uhr zu sehen. Diese zeitlich (und räumlich) begrenzten Verkehrsphänomene vor Verkehrszusammenbrüchen werden in der Drei-Phasen-Vekehrstheorie als $F \rightarrow S \rightarrow F$ *Gebiete* bezeichnet und in [21] näher untersucht. In den empirischen Beispielen beträgt die durchschnittliche Reisezeit 160,7 s. Eine Erhöhung um 2 min entspricht somit einer Reisezeit von 280,7 s beziehungsweise einer Geschwindigkeitsreduktion von durchschnittlich 112 km/h auf 64,1 km/h. Die durchschnittliche Geschwindigkeit im freien Verkehr der betrachteten empirischen Beispiele liegt damit knapp über dem Wert einer Datenanalyse von TomTom, welche eine durchschnittliche Geschwindigkeit von 105 km/h für Mai 2022 auf deutschen Autobahnen angibt [79]. Der Schwellwert für erhöhte Reisezeiten wird in Abbildung 6.1 erstmaligen zu Zeitpunkt $t_{erhöht}$ erreicht. $t_{erhöht}$ entspricht somit dem frühstmöglichen Detektions-

zeitpunkt.

Um die Aktualität zu gewährleisten, werden nur Erkennungen mit einer maximalen Verzögerung von Δt (hier $\Delta t = 2\,\text{min}$) als erfolgreich betrachtet. Dies entspricht einem typischen Anfrage-Intervall von einem Verkehrsservice.

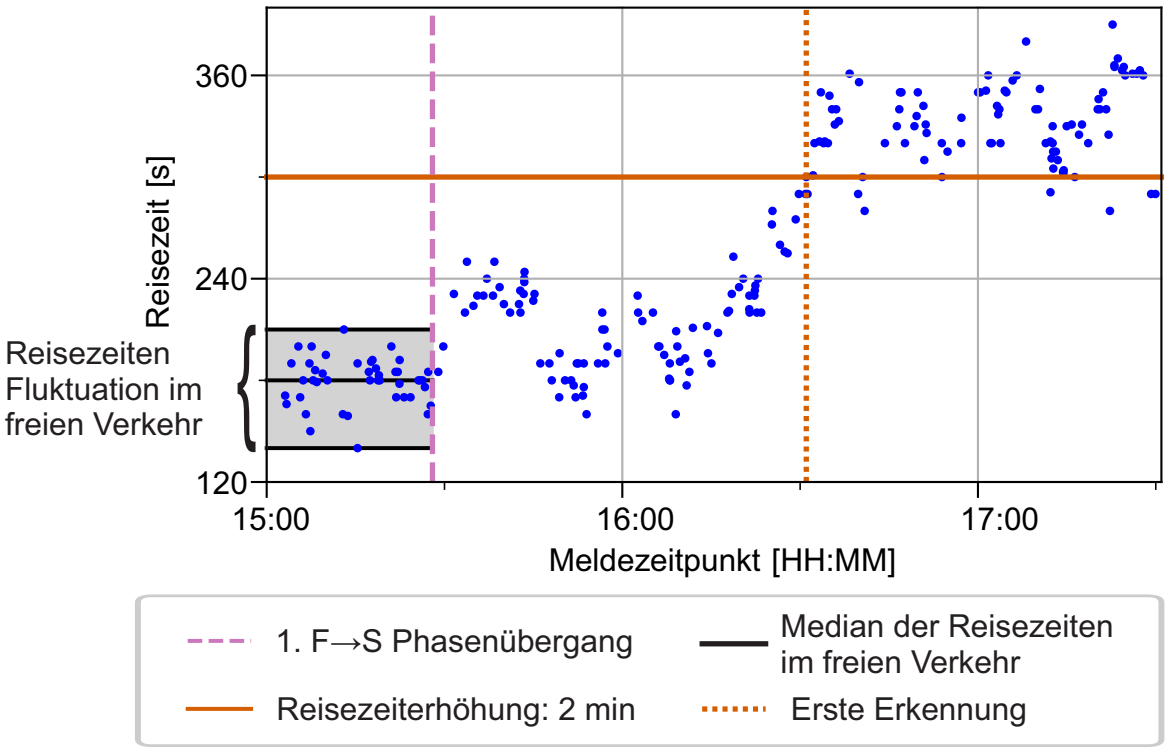


Abbildung 6.2: Exemplarisches, empirisches Beispiel zur Verdeutlichung der Reisezeiten-Fluktuation im freien Verkehr.

6.2 Bestimmung von Erkennungswahrscheinlichkeiten

Zur Bestimmung der Erkennungswahrscheinlichkeiten werden verschiedene Prozentsätze von Meldefahrzeugen betrachtet. Dazu werden die Meldefahrzeuge für jeden betrachteten Anteil zufällig gleichverteilt aus allen verfügbaren Fahrzeugen ausgewählt. Meldet eines dieser innerhalb des Erkennungs-Zeitfensters die erhöhte Reisezeit, wird die Erkennung mit jener zufälligen Menge von Meldefahrzeugen als erfolgreich eingestuft.

Pro betrachteten Prozentsatz wird 10 000-Mal eine zufällige Menge von Meldefahr-

zeugen ausgewählt, wobei die Verkehrssituation bei allen Iterationen konstant bleibt. Die Trajektorien von zwei Gruppen zufällig ausgewählter Meldefahrzeuge für denselben betrachteten Anteil sind in Abbildung 6.3 qualitativ dargestellt. Die Erkennung ist bei der zweiten Gruppe als erfolgreich einzustufen, da die erhöhte Reisezeit von einem der zufällig ausgewählten Meldefahrzeuge innerhalb des Erkennungs-Zeitfensters gemeldet wird („Trajektorie innerhalb des Erkennungs-Zeitfensters“).

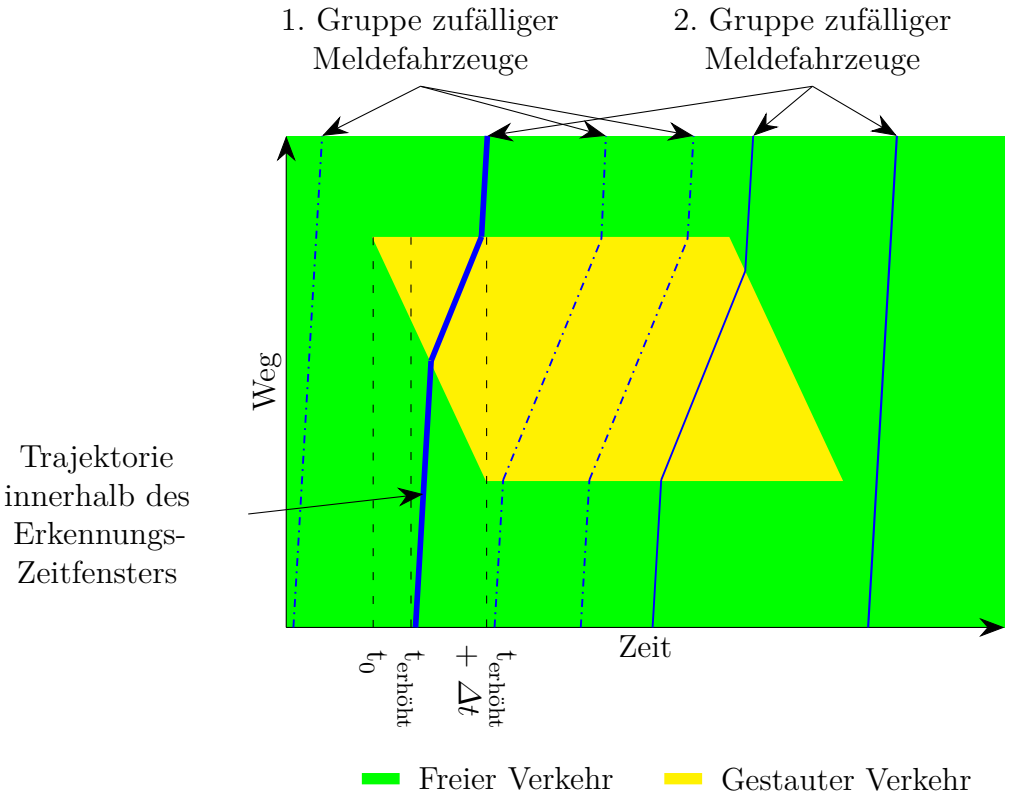


Abbildung 6.3: Qualitative Darstellung von Trajektorien zufällig ausgewählter Meldefahrzeuge zwei verschiedener Iterationen. Nur in der zweiten Gruppe wird die erhöhte Reisezeit von einem der Meldefahrzeuge innerhalb des Erkennungs-Zeitfensters gemeldet.

Anhand der Anzahl erfolgreicher Erkennungen wird die Erkennungswahrscheinlichkeit bestimmt:

$$P = \frac{\text{Anzahl erfolgreicher Erkennungen}}{\text{Anzahl Iterationen}} \tag{6.1}$$

Für die Wahl der Anzahl von Iterationen zur Bestimmung der Erkennungswahrscheinlichkeit wird die simulierte Verkehrssituation in Abschnitt 6.3 mit unterschiedlich vielen Iterationen bestimmt. Die maximal betrachtete Anzahl umfasst 20 000. Wie in Abbildung 6.4 dargestellt, ist die Kurve für die Erkennungswahrscheinlichkeit bei einer geringen Anzahl von Iterationen sprunghaft und wird bei einer steigenden Anzahl zunehmend glatter.

Vergleicht man die Kurven für die Erkennungswahrscheinlichkeiten bei 10 000 und 20 000, lässt sich erkennen, dass die Kurven nicht mehr voneinander abweichen. Da die Laufzeit bei 10 000 Iterationen geringer als bei 20 000 Iterationen ist, erfolgt die Bestimmung der Erkennungswahrscheinlichkeiten mit 10 000 Iterationen.

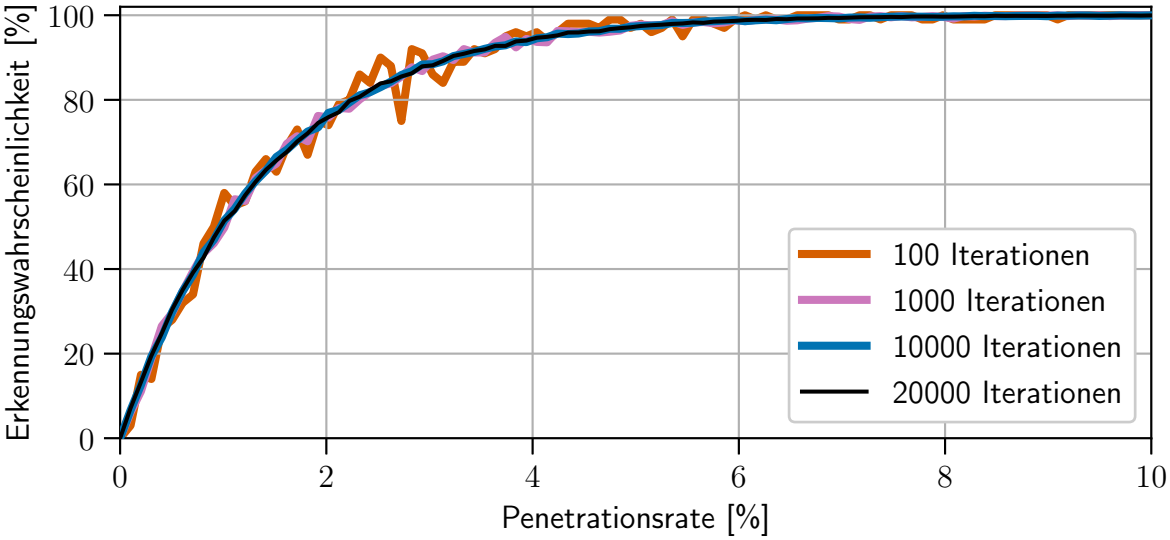


Abbildung 6.4: Bestimmung der Erkennungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von der Penetrationsrate für die simulierte Verkehrssituation (Abschnitt 6.3) mit unterschiedlich vielen Iterationen.

6.3 Mikroskopische Simulation

Die Erkennungsdurchführbarkeit von erhöhten Reisezeiten bei geringen Penetrationsraten wird mithilfe einer stochastischen mikroskopischen Kerner-Klenov Verkehrssimulation untersucht (siehe Abschnitt 2.3.4).

Das simulierte Szenario ist eine Autobahn mit zwei Fahrstreifen, einer Gesamtlänge von 20 km und einer Einfahrt nach 16 km. Der Verkehr setzt sich aus PKWs und LKWs zusammen, der LKW-Anteil beträgt 5 % aller simulierter Fahrzeuge. Der Verkehrsfluss q_{in} auf der Autobahn liegt bei 1500 Fahrzeuge/h je Fahrstreifen. Der Verkehrsfluss der Einfahrt ist am Simulationsanfang bei 400 Fahrzeuge/h und steigt zwischen 50 bis 80 min auf 1200 Fahrzeuge/h an. Ab Minute 80 bis zum Simulationsende bleibt der Verkehrsfluss der Einfahrt konstant 1200 Fahrzeuge/h. Die Zielgeschwindigkeit der PKWs (LKWs) im freien Verkehr ist 135 km/h (85 km/h).

Sowohl die dargestellten Reisezeiten als auch die Ermittlung der Erkennungswahrscheinlichkeiten beziehen sich ausschließlich auf PKWs. LKWs sind demnach nicht Teil der Untersuchung. Die in Abschnitt 6.1 beschriebene Fluktuation von Geschwindigkeiten und Reisezeiten in empirischen Daten ist in Abbildung 6.5 und Abbildung 6.8 (bis Minute 60) zu erkennen. In Abbildung 6.6 ist die simulierte Verkehrssituation nach den Verkehrsphasen eingefärbt.

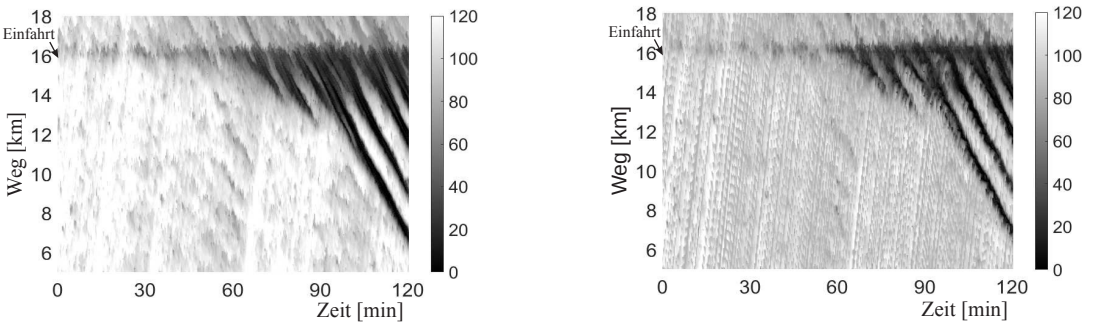


Abbildung 6.5: Geschwindigkeitsdarstellung des simulierten Szenarios, unterteilt nach Fahrstreifen (links: linker Fahrstreifen, rechts: rechter Fahrstreifen). Angepasst aus [64].

Die simulierte Verkehrssituation wird in der Drei-Phasen-Verkehrstheorie als *Allgemeines Verkehrsmuster* (engl.: General Pattern) bezeichnet. Allgemeine Verkehrsmuster setzen sich aus synchronisiertem Verkehr und sich bewegenden breiten Staus, die spontan im synchronisierten Verkehr entstehen, zusammen. Das allgemeine Verkehrsmuster beginnt mit der Entstehung des synchronisierten Verkehrs stromabwärts der Engstelle und enthält drei größere sich bewegende breite Staus. In Abbildung 6.6 erreicht der erste sich bewegende breite Stau Kilometer 12 ca. bei Minute 110, der zweite bei Minute 120. Der dritte sich bewegende breite Stau erreicht Kilometer 12 nicht, da die Simulation früher endet.

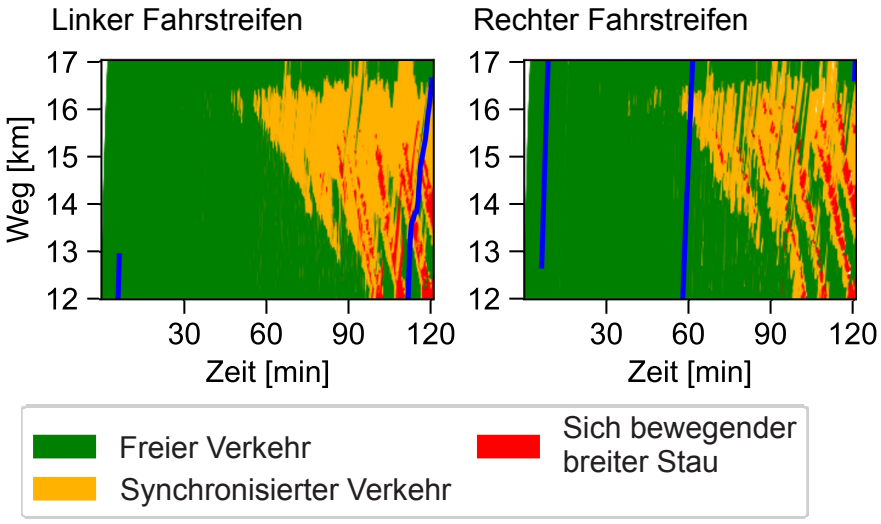


Abbildung 6.6: Verkehrsphasendarstellung des simulierten Szenarios zwischen Kilometer 12 und 17, die Bestimmung der Verkehrsphasen erfolgt mit den Schwellwerten aus Tabelle 5.1. Der Geschwindigkeitsverlauf der blau hervorgehobenen Trajektorien ist in Abbildung 6.7 dargestellt. Angepasst aus [64].

Die Geschwindigkeitsverläufe der in Abbildung 6.6 blau hervorgehobenen Trajektorien sind in Abbildung 6.7 ersichtlich. Bei der obersten Trajektorie liegt noch kein gestauter Verkehr vor und das Fahrzeug kann mit kleineren Geschwindigkeitsschwankungen die komplette Distanz zurücklegen. Dies spiegelt sich auch in der kurzen Reisezeit wider, die mit 2 : 41 min unter den Reisezeiten der anderen hervorgehobenen Fahrzeugen liegt. Bei dem mittleren Geschwindigkeitsverlauf ist bereits der Anfang des gestauten Verkehrs zu erkennen, für 33 s befindet sich das Fahrzeug in einem Bereich mit synchronisiertem Verkehr. Auch die Reisezeit ist um 54 s auf insgesamt 3 : 35 min gestiegen. Die untere Trajektorie durchquert den zweiten und dritten sich bewegenden Stau, wie auch aus Abbildung 6.6 hervorgeht. Die Reisezeit ist mit 8 : 53 min 3,3-mal so hoch wie die der ersten Trajektorie.

Außerdem ist die gleiche mikroskopische Struktur eines sich bewegenden breiten Staus wie der in Abschnitt 5.3 beschriebenen zu erkennen: Flussunterbrechungsintervalle und sich bewegende Lücken wechseln sich ab.

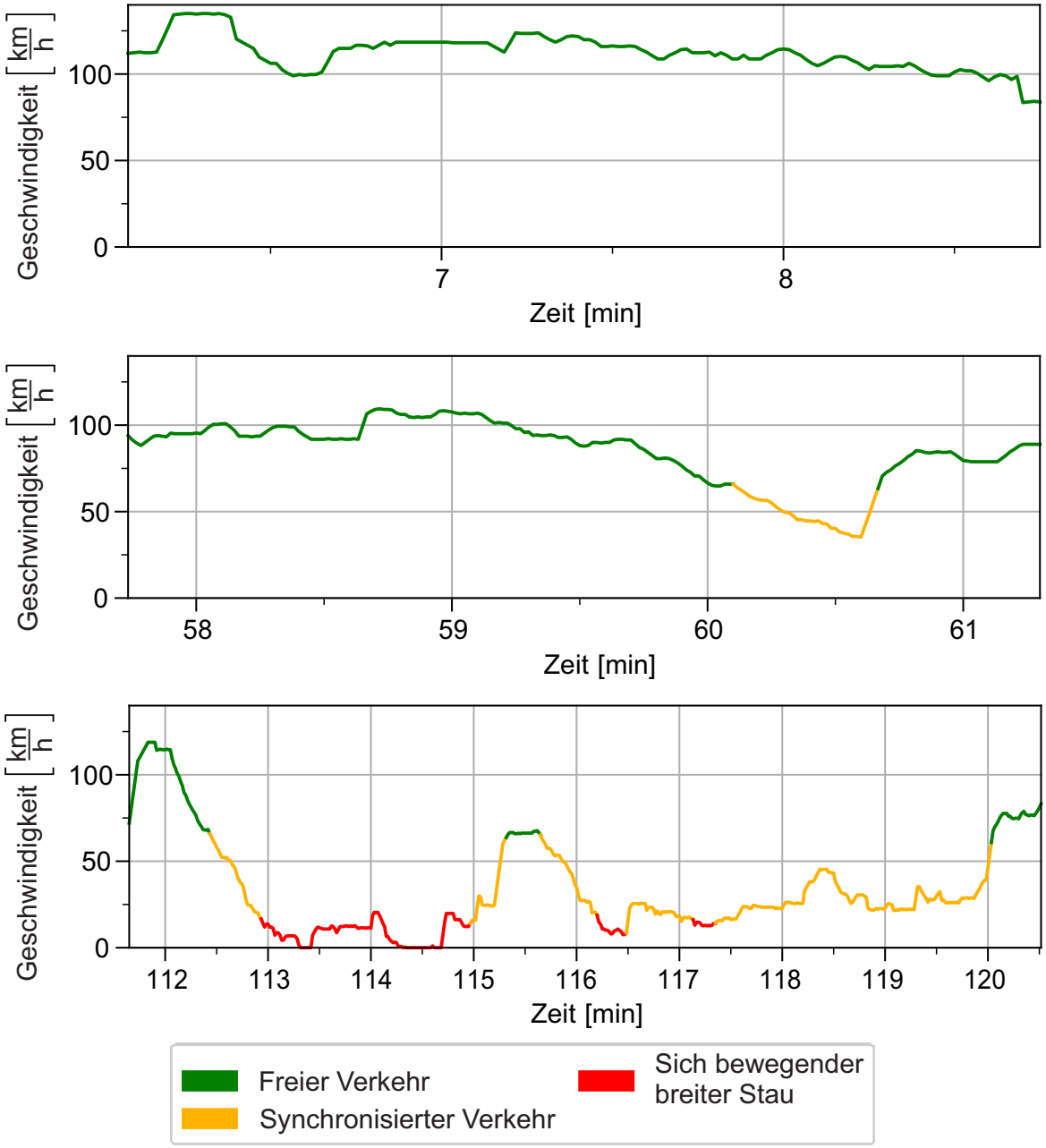


Abbildung 6.7: Beispielhafte Trajektorien aus der Simulation, die zu unterschiedlichen Zeiten den Streckenabschnitt zwischen Kilometer 12 und 17 befahren.

In Abbildung 6.8 ist die Entwicklung der Reisezeiten zwischen Kilometer 12 und Kilometer 17 abgebildet. Der erste F → S Phasenübergang wird nach 27 : 54 min erkannt. Jedoch fluktuieren die Reisezeiten bis Minute 60 und dementsprechend handelt es sich bei den erkannten F → S Phasenübergängen um kleinere Schwankungen im freien Verkehr. Aus diesem Grund dient als Zeitpunkt für den Verkehrszusammenbruch der bei Minute 60 erkannte F → S Phasenübergang. Die Median-Reisezeit vor Minute 60 beträgt 178 s. Die Reisezeit ist 10 : 37 min nach dem F → S Phasenübergang erstmals um 2 min erhöht.

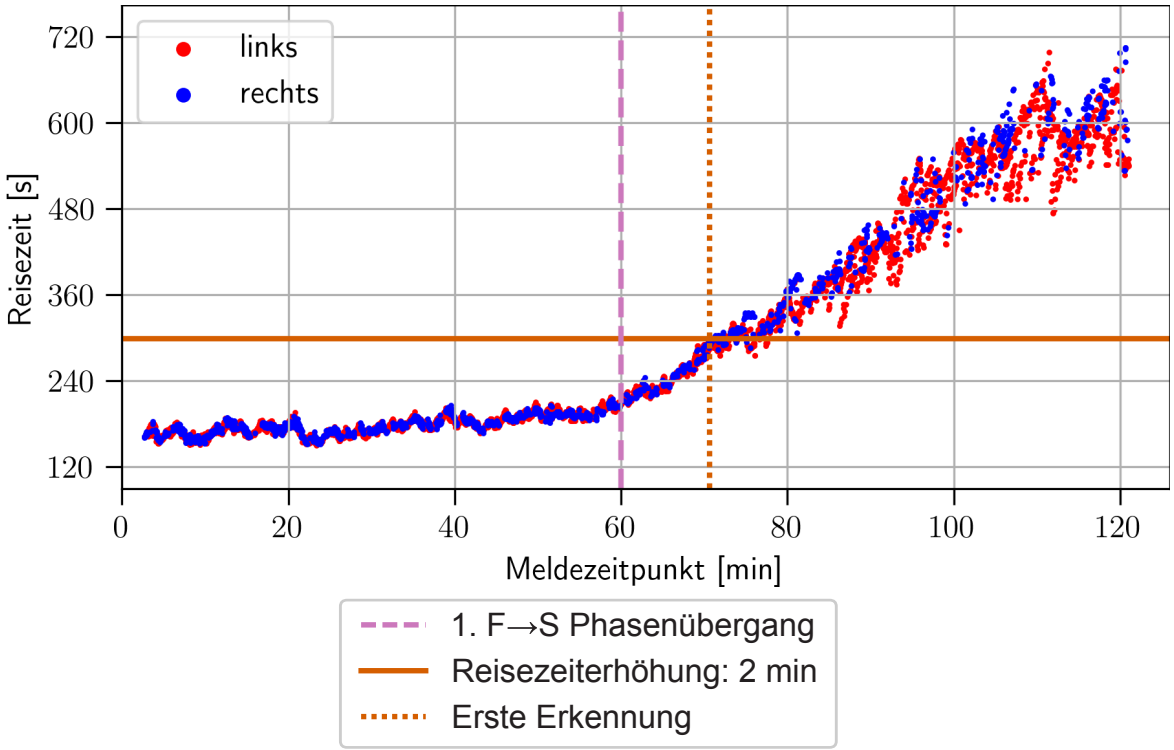


Abbildung 6.8: Reisezeitentwicklung im simulierten Szenario zwischen Kilometer 12 und 17, unterteilt nach Fahrstreifen. Die Reisezeiten im freien Verkehr (vor Minute 60) fluktuieren, wie bei den empirischen Daten (siehe Abbildung 6.2). Angepasst aus [64].

Die Erkennungswahrscheinlichkeit der erhöhten Reisezeiten in Abhängigkeit von der Penetrationsrate wird in Abbildung 6.9 verdeutlicht. Zur Erkennung dieser Reisezeiterhöhung mit einer Wahrscheinlichkeit von 90 % wird eine Penetrationsrate von 3,22 % benötigt. Für eine Wahrscheinlichkeit von 90 % mit einem Zeitfenster von 1 min sind 5,47 % aller Fahrzeuge zur Erkennung notwendig. Eine Übersicht über notwendige

Penetrationsraten bei verschiedenen Zeitfenstern und Erkennungswahrscheinlichkeiten ist in Tabelle 6.1 aufgeführt.

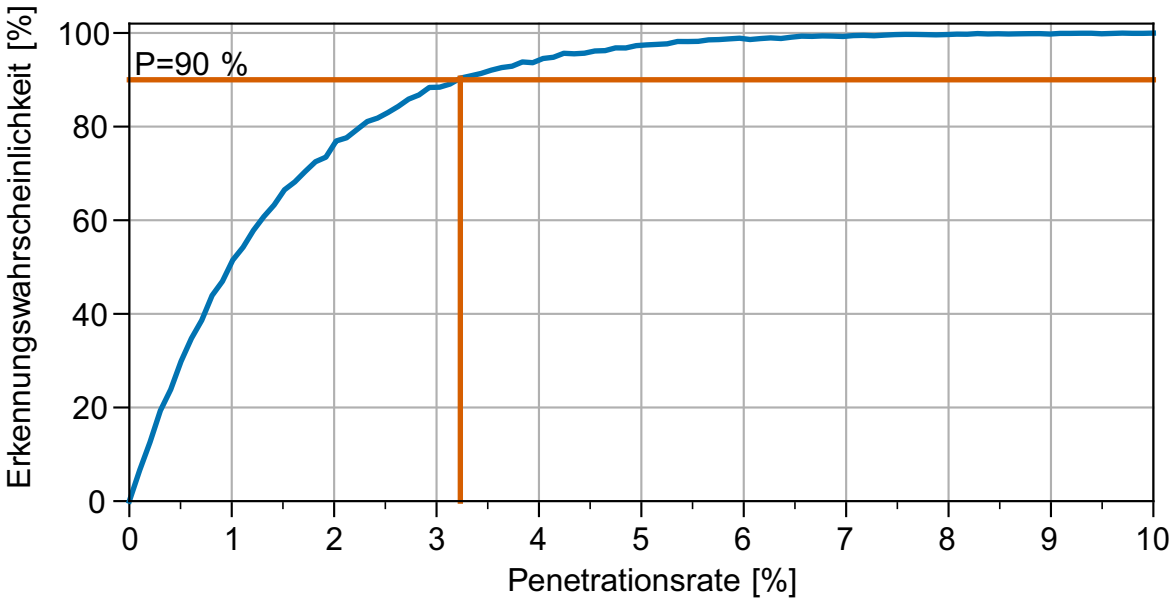


Abbildung 6.9: Erkennungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von der Penetrationsrate und einem Zeitfenster von 2 min ab dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt. Angepasst aus [64].

Erkennungswahrscheinlichkeit	1 min	2 min	4 min	5 min
80 %	3,70 %	2,26 %	1,01 %	0,81 %
90 %	5,47 %	3,22 %	1,45 %	1,15 %
95 %	6,97 %	4,17 %	1,87 %	1,49 %
99 %	10,00 %	6,33 %	2,86 %	2,28 %

Tabelle 6.1: Benötigte Penetrationsraten in Abhängigkeit von der Erkennungswahrscheinlichkeit und des Zeitfensters für die Erkennung.

6.4 Empirische Daten

Zur Überprüfung der Ergebnisse aus den Daten der mikroskopischen Verkehrssimulation werden empirische Daten von vernetzten Fahrzeugen einer Fahrzeugflotte ausgewertet. Wie bei der Simulation haben die betrachteten Streckenabschnitte eine Länge von 5 km.

6.4.1 A81 (Böblingen / Sindelfingen)

In Abbildung 6.10 ist ein empirisches Beispiel von der A81 bei der Kreuzung „Böblingen / Sindelfingen“ mit zwei Fahrstreifen vom 25.10.2016 zu sehen. Bis zum ersten erkannten F → S Phasenübergang um 15:27 Uhr liegt freier Verkehr vor (vgl. [22]).

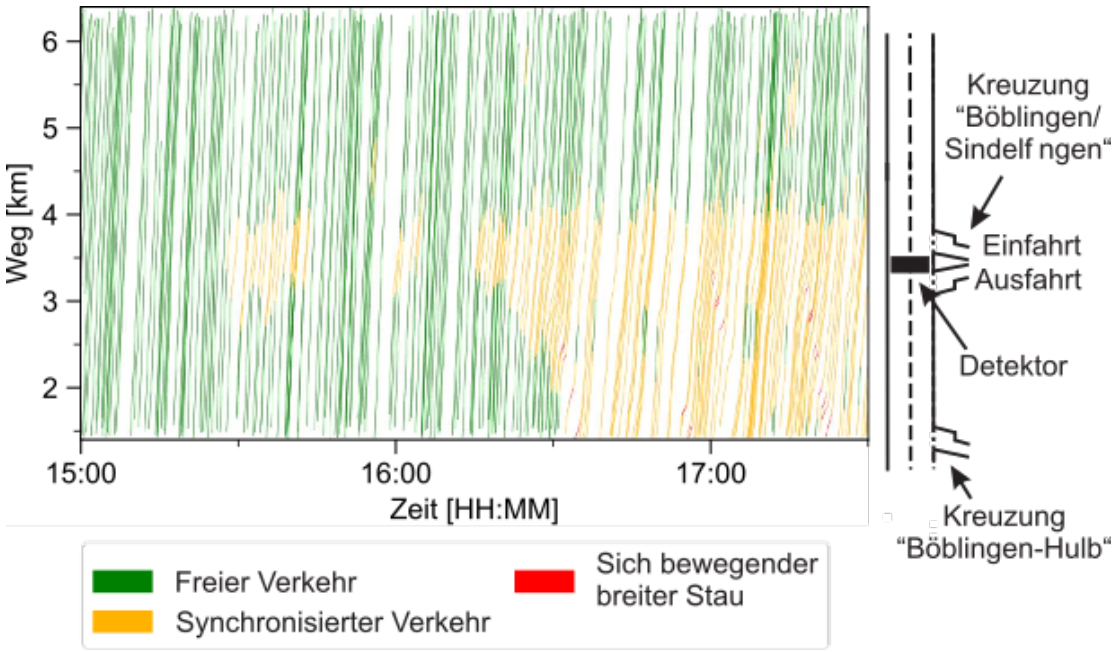


Abbildung 6.10: Trajektorien der empirischen Floating-Car-Daten von der A81 bei der Kreuzung „Böblingen / Sindelfingen“ mit zwei Fahrstreifen am 25.10.2016. Die Trajektorien sind gemäß den bestimmten Verkehrsphasen eingefärbt. Angepasst aus [22].

Die Reisezeit steigt zwischen 15:30 Uhr und 15:45 Uhr kurzfristig aufgrund eines F → S → F Gebietes an, überschreitet jedoch nicht den Schwellwert zur Erkennung erhöhter Reisezeiten (siehe Abbildung 6.11). Für den freien Verkehr wird die Median-Reisezeit von 180 s vor dem F → S → F Gebiet verwendet. Abgesehen von einer weiteren kurzzeitigen Reisezeiterhöhung um ca. 16:00 Uhr durch ein zweites F → S → F Gebiet, liegt bis 16:15 Uhr freier Verkehr an der Engstelle vor. Um 16:31 Uhr ist die Reisezeit erstmalig um 2 min erhöht, 1 h 3 min 23 s nach dem ersten F → S Phasenübergang.

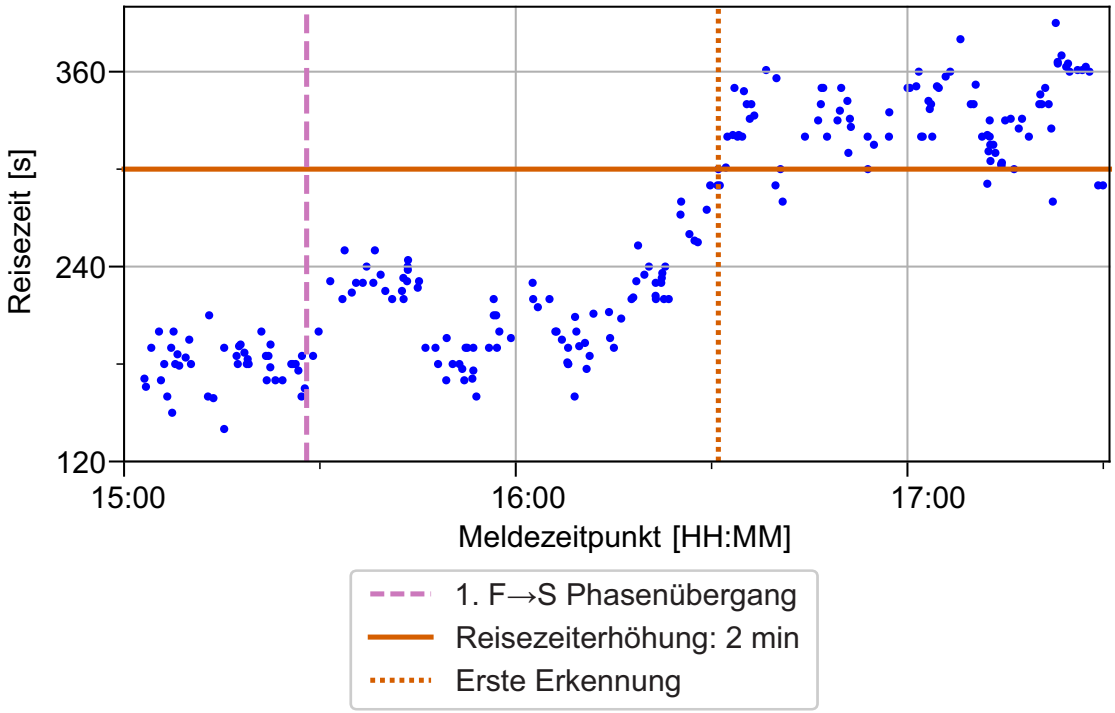


Abbildung 6.11: Entwicklung der Reisezeiten auf der A81 bei der Kreuzung „Böblingen / Sindelfingen“ am 25.10.2016.

Der mit einem stationären Detektor erfasste Verkehrsfluss liegt bei 2400 Fahrzeuge/h. Abbildung 6.12 bildet den über 1 min gemittelten Verkehrsfluss ab. Die durchschnittlichen 95 Meldefahrzeuge/h entsprechen damit einer Penetrationsrate von 4 %. Zum Vergleich der Erkennungswahrscheinlichkeiten von dem simulierten und dem empirischen Szenario werden 0 bis 100 % der verfügbaren empirischen Meldefahrzeuge für die Erkennung verwendet.

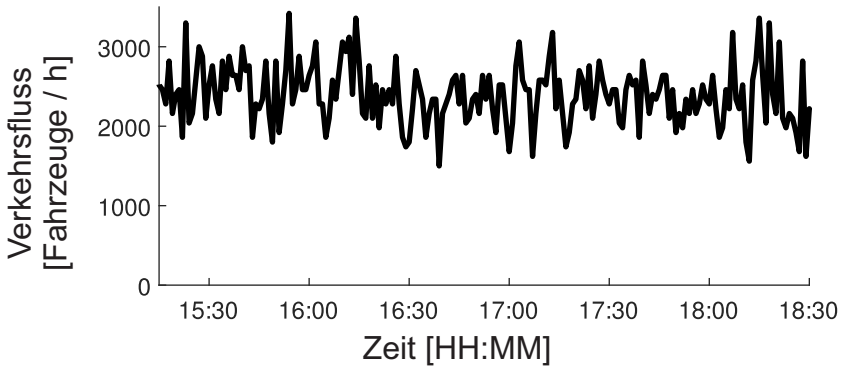
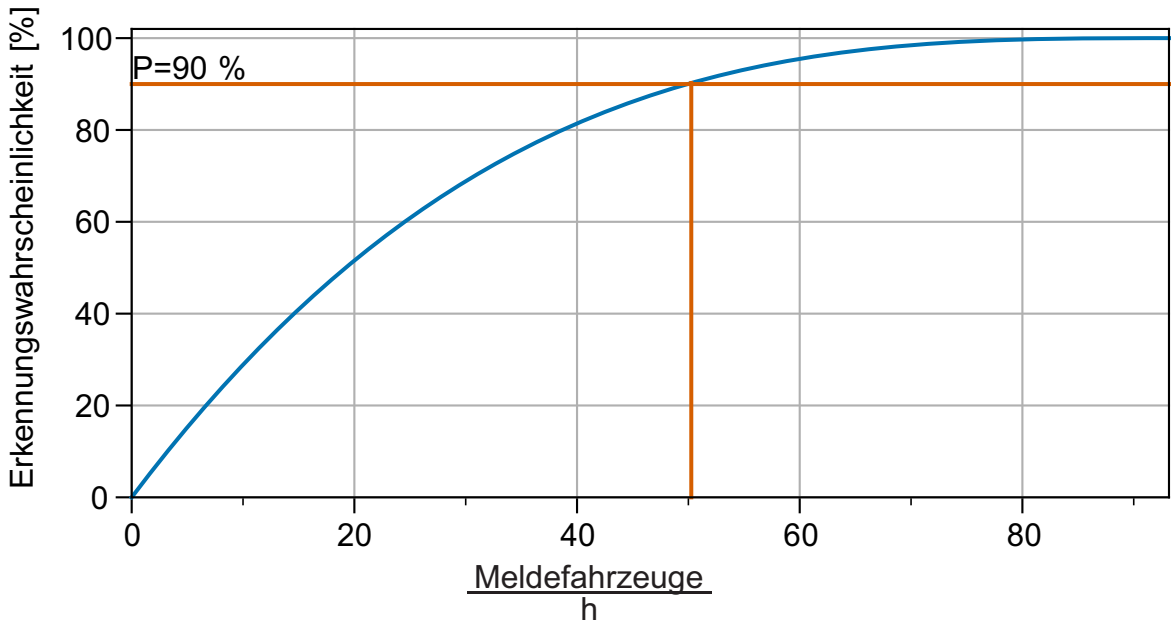
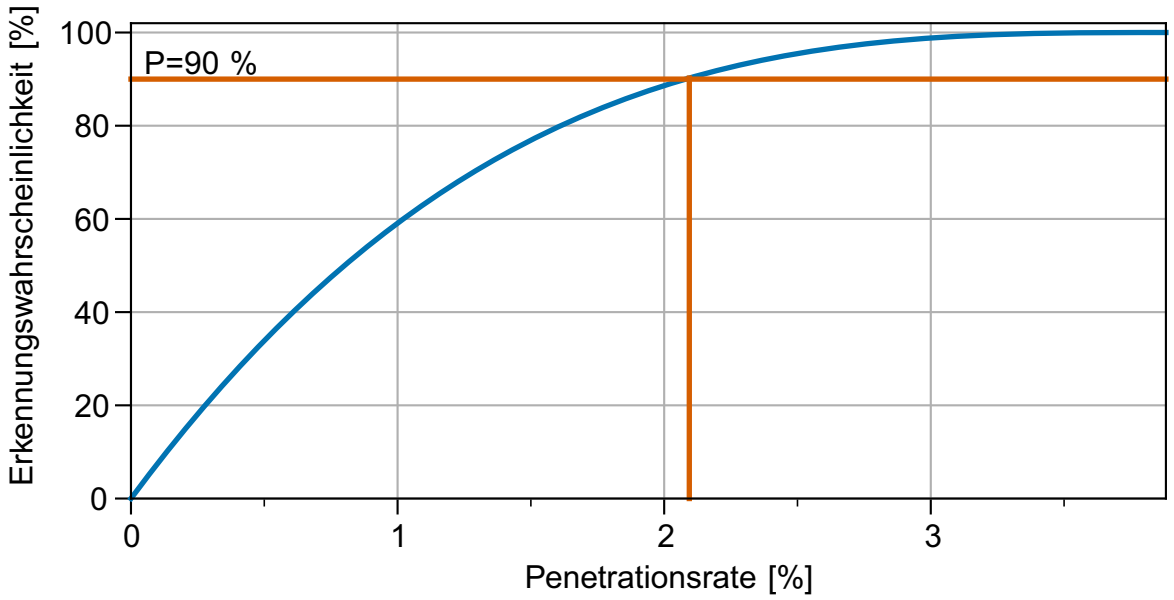


Abbildung 6.12: Über 1 min gemittelter Verkehrsfluss aus Detektordaten.

Die Erkennungswahrscheinlichkeit ist in Abbildung 6.13 zu sehen. Für eine Erkennungswahrscheinlichkeit von 90 % werden durchschnittlich 50 Meldefahrzeuge/h benötigt (siehe Abbildung 6.13(a)). Das entspricht einer aus dem mittleren Verkehrsfluss berechneten Penetrationsrate von 2,1 % (siehe Abbildung 6.13(b)).
Der Unterschied zwischen den bestimmten Wahrscheinlichkeiten des empirischen und des simulierten Beispiels entsteht durch eine unterschiedliche räumlich-zeitliche Verteilung der Fahrzeuge.



(a)



(b)

Abbildung 6.13: Erkennungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von (a) der Anzahl von Meldefahrzeugen pro Stunde und (b) der Penetrationsrate bei einem Erkennungs-Zeitfenster von 2 min ab dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt.

6.4.2 A5 (Bruchsal)

Um die Vergleichbarkeit zu erhöhen, wurde eine Engstelle im Schnellstraßennetz gesucht für die ausreichend Daten zu mehreren gestauten Verkehrssituationen zur gleichen Tageszeit vorliegen. In den zur Verfügung stehenden Floating-Car-Daten war die A5 bei der Kreuzung „Bruchsal“ auffallend, welche in diesem Abschnitt analysiert wird (vgl. [75]). Diese Autobahn hat an der betrachteten Stelle zwei Fahrstreifen und die Kreuzung befindet sich bei Kilometer 19. Alle Daten stammen von verschiedenen Werktagen im Zeitraum vom 02.11.2016 bis zum 16.11.2016. Die Ähnlichkeit der gestauten Verkehrsmuster ist in Abbildung 6.14 deutlich erkennbar. Die betrachteten Beispiele sind besonders gut vergleichbar, da es sich um exakt den gleichen Streckenabschnitt in demselben Zeitraum (06:00 - 08:15 Uhr) an verschiedenen Werktagen handelt. Obwohl keine gemessenen Verkehrsflüsse vorliegen, kann aufgrund des morgendlichen Berufsverkehrs von vergleichbaren Verkehrsflüssen ausgegangen werden [37]. Sechs der acht hier dargestellten Verkehrssituationen erfüllen das Kriterium des zuverlässigen Stauereignisses (das Stauereignis beginnt innerhalb ± 15 min von dem Median der Startzeiten) aus Kapitel 4.

Der erste F $\rightarrow$ S Phasenübergang findet stets zwischen 06:44 Uhr und 07:17 Uhr statt, wie in Abbildung 6.15 dargestellt. Die Median-Reisezeit vor dem ersten F $\rightarrow$ S Phasenübergang liegt zwischen 140 s und 165 s. Zwischen dem ersten F $\rightarrow$ S Phasenübergang und der ersten Meldung einer erhöhten Reisezeit vergehen $8:51$ min bis $26:15$ min.

Wie in Abbildung 6.16 zu erkennen ist, werden 21 bis 57 Meldefahrzeuge/h benötigt, um eine Erkennungswahrscheinlichkeit von 90 % zu erreichen. Die erforderliche Anzahl variiert je nach Verteilung der vernetzten Fahrzeuge. Diese Reihe von Verkehrssituationen lässt die probabilistische Natur von sowohl dem zeitlichen Abstand zwischen einem Verkehrszusammenbruch und der signifikanten Reisezeiterhöhung als auch der notwendigen Anzahl von Meldefahrzeugen pro Stunde zur Erkennung dieser Reisezeiterhöhungen erkennen.

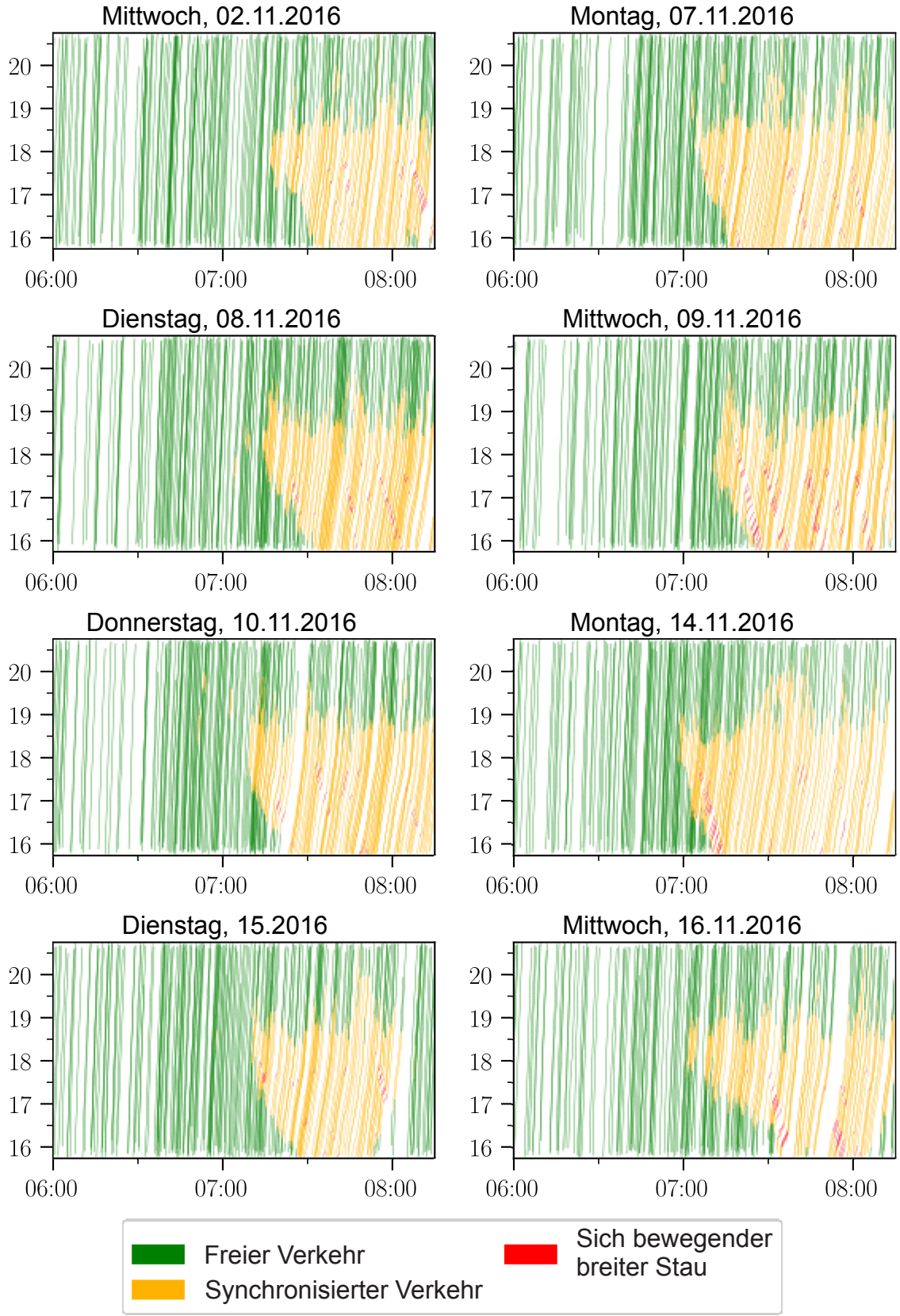


Abbildung 6.14: Verkehrsphasendarstellung von gestauten empirischen Verkehrssituationen auf der A5 bei dem Autobahnkreuz Bruchsal im November 2016. Bei der x-Achse handelt es sich um die Uhrzeit und bei der y-Achse um die Distanz in Kilometern. Angepasst aus [75].

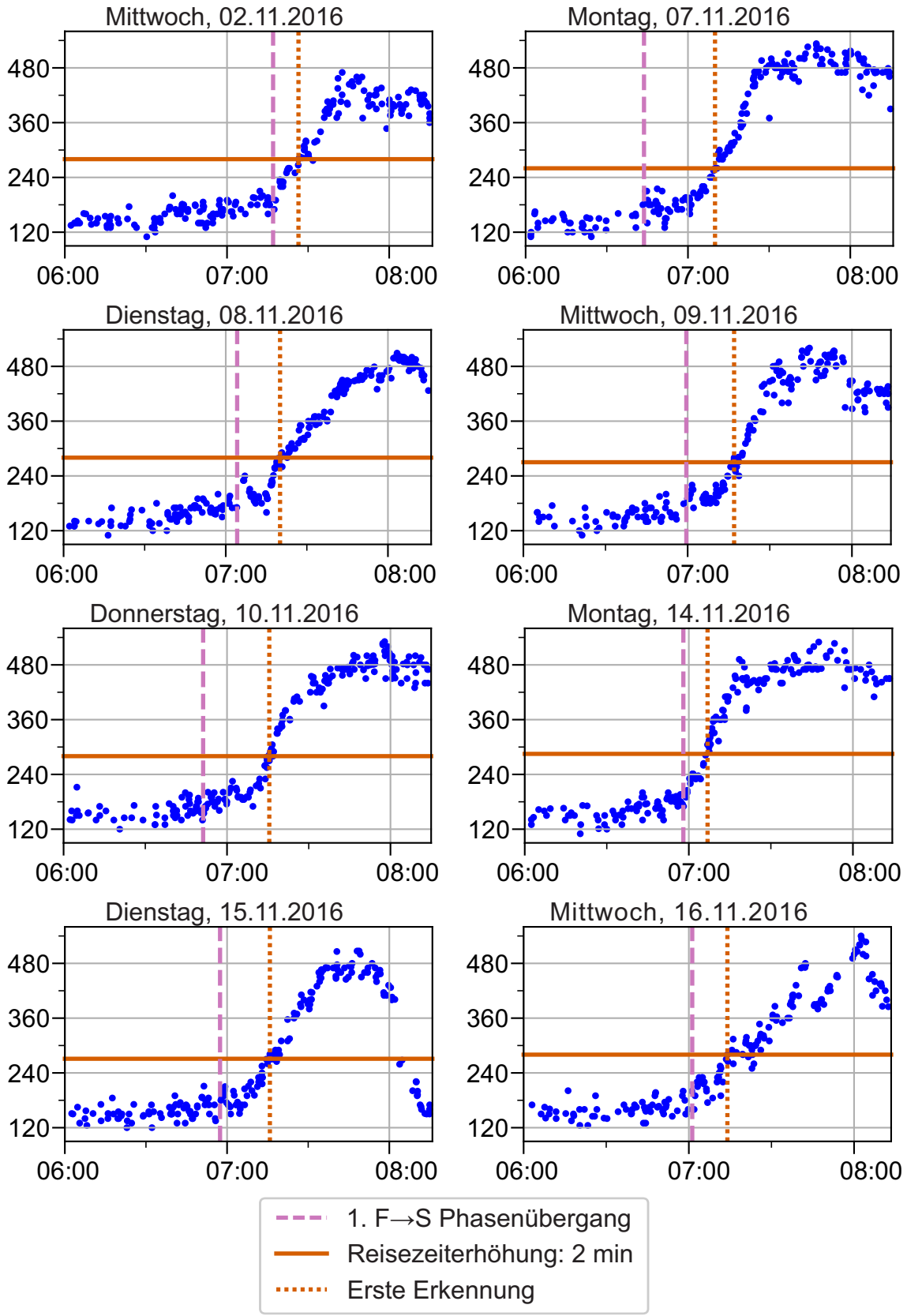


Abbildung 6.15: Entwicklung der Reisezeiten im November 2016. Bei der x-Achse handelt es sich um die Uhrzeit der Reisezeitmeldung und bei der y-Achse um die Fahrtdauer in Sekunden.

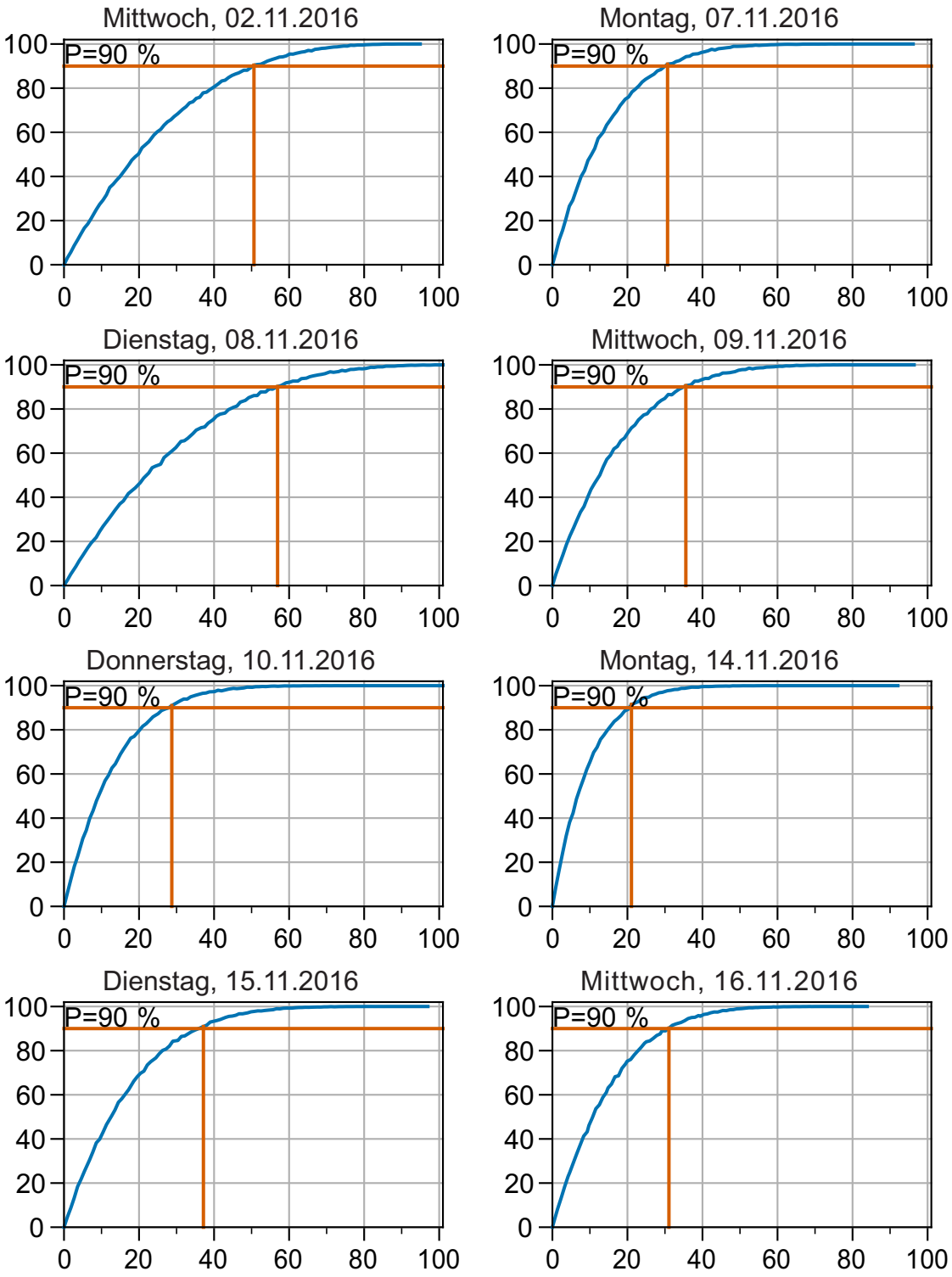


Abbildung 6.16: Erkennungswahrscheinlichkeiten der erhöhten Reisezeit in Abhängigkeit der betrachteten Anzahl von Meldefahrzeugen. Bei der x-Achse handelt es sich um die Meldefahrzeuge pro Stunde und bei der y-Achse um die Erkennungswahrscheinlichkeit in Prozent.

6.5 Zufallsverteilte Meldefahrzeuge in der mikroskopischen Simulation

Zum Vergleich der empirischen Verkehrsszenarien mit der mikroskopischen Verkehrssimulation wird eine Teilmenge aller simulierter Fahrzeuge betrachtet. Die Größe dieser Teilmenge entspricht mit 108 Fahrzeuge/h dem Median der verfügbaren Fahrzeuge pro Stunde aller betrachteten empirischen Verkehrsszenarien. Die betrachteten Fahrzeuge sind uniform gleichverteilt über die Simulationsdauer und zufällig ausgewählt.
In Abbildung 6.17 sind die Trajektorien der betrachteten Fahrzeuge nach Fahrstreifen unterteilt dargestellt. Der Wechsel mehrerer Fahrzeuge zwischen den Fahrstreifen kann an dem Ende der Trajektorienlinien erkannt werden (z. B. auf dem rechten Fahrstreifen bei Minute 90 und Kilometer 16,8). Eine Darstellung der Trajektorien ohne Unterteilung nach Fahrstreifen ist in Abbildung 6.18 zu sehen.

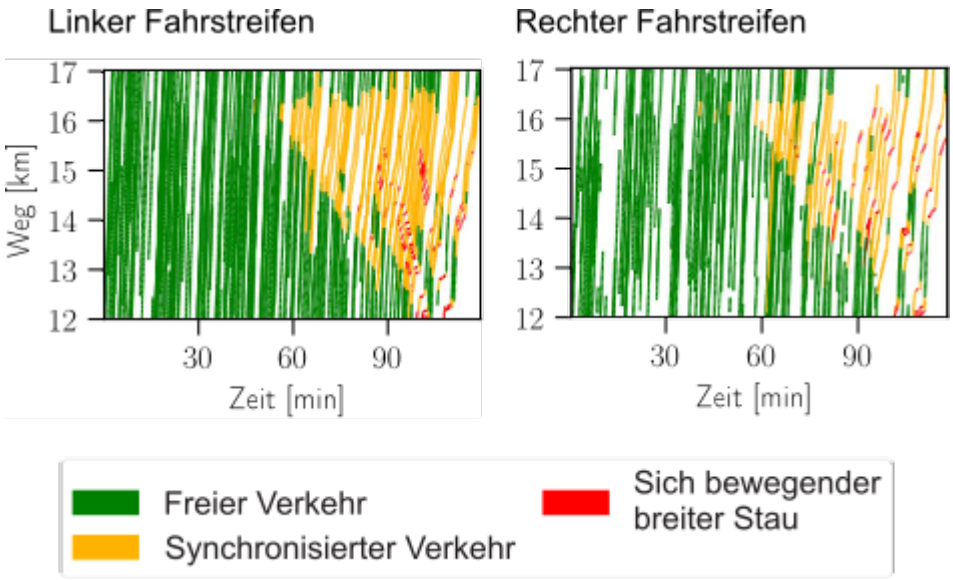


Abbildung 6.17: Verkehrsphasendarstellung einer zufällig ausgewählten und uniform gleichverteilten Teilmenge der simulierten Fahrzeuge, unterteilt nach Fahrstreifen.

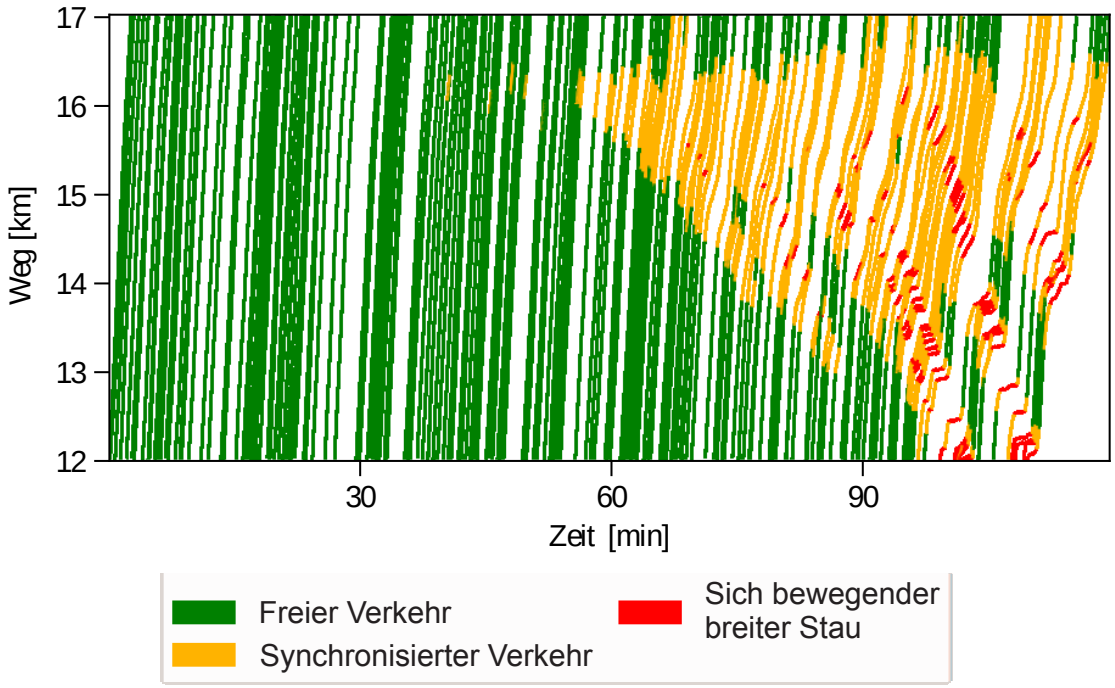


Abbildung 6.18: Verkehrsphasendarstellung der zufällig verteilten Meldefahrzeuge ohne Unterteilung nach Fahrstreifen.

Die Reisezeiten der betrachteten Fahrzeuge sind in Abbildung 6.19 dargestellt. Ein Verlauf wie in Abbildung 6.8 ist erneut erkennbar, allerdings ist die Dichte der Reisezeiten aufgrund der niedrigeren Anzahl von Fahrzeugen entsprechend geringer. Die Median-Reisezeit der betrachteten Fahrzeuge im freien Verkehr vor dem F $\rightarrow$ S Phasenübergang bei Minute 60 beträgt 173 s. Der Schwellwert für erhöhte Reisezeiten wird erstmals 10 : 49 min nach dem F $\rightarrow$ S Phasenübergang überschritten.

Die Wahrscheinlichkeit, die Reisezeiterhöhung innerhalb des 2 min Zeitfensters zu erkennen, ist in Abbildung 6.20 dargestellt. Es werden 40 Meldefahrzeuge/h für eine Erkennungswahrscheinlichkeit von 90 % benötigt, entsprechend einer Penetrationsrate von 1,3 %.

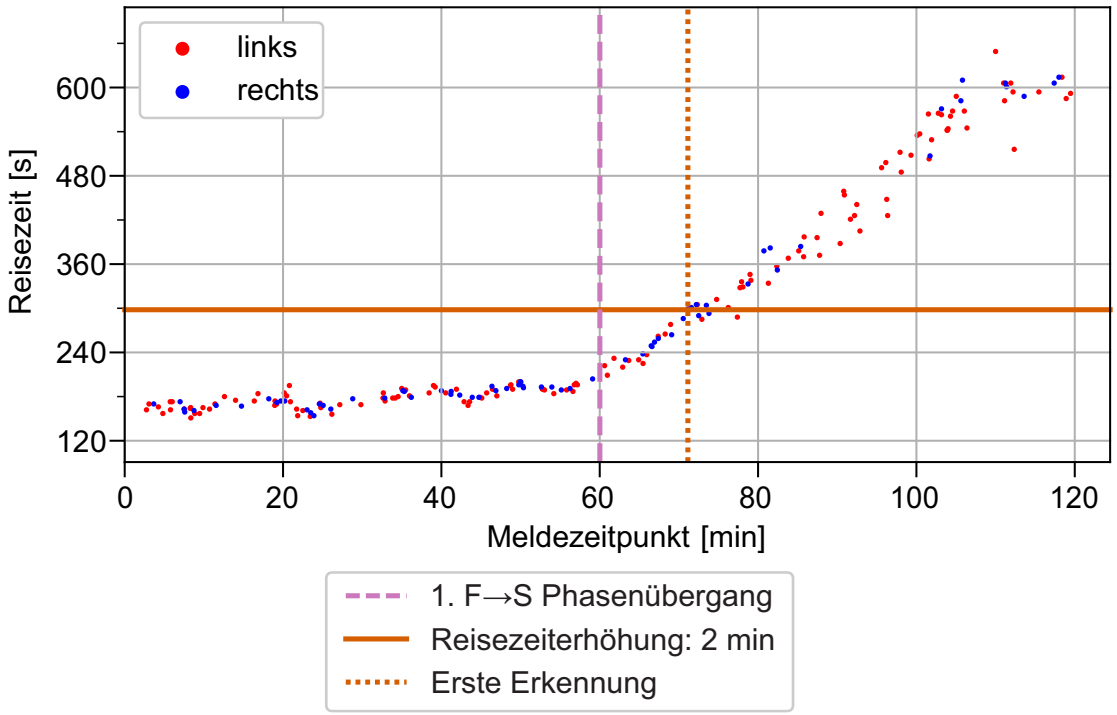
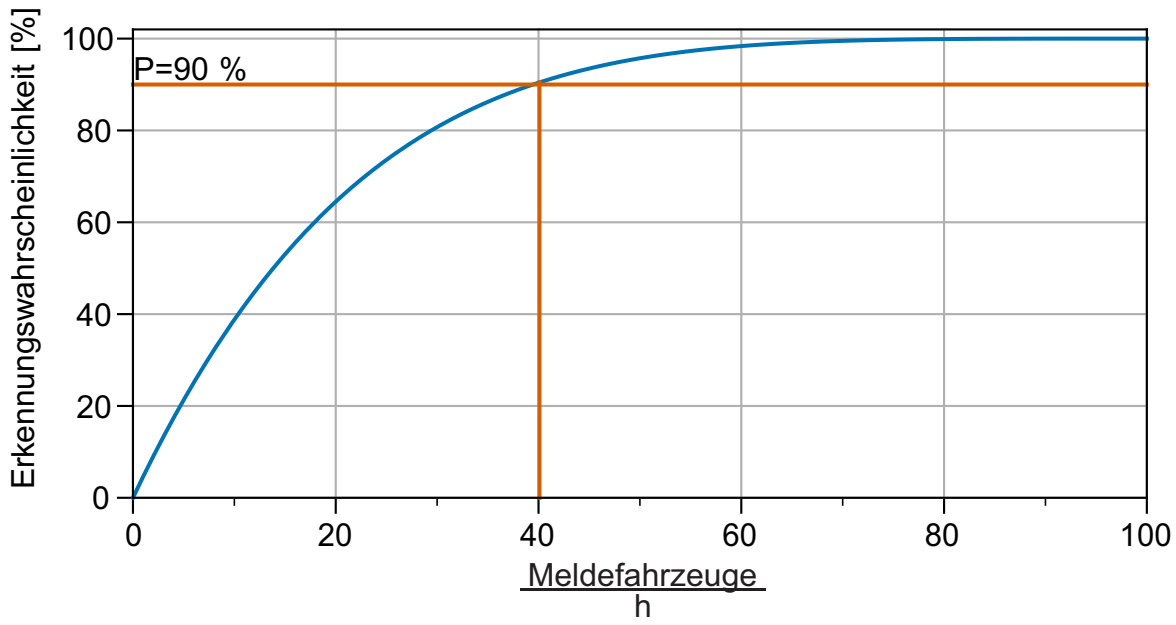


Abbildung 6.19: Reisezeitentwicklung der zufälligen Teilmenge der simulierten Fahrzeuge.

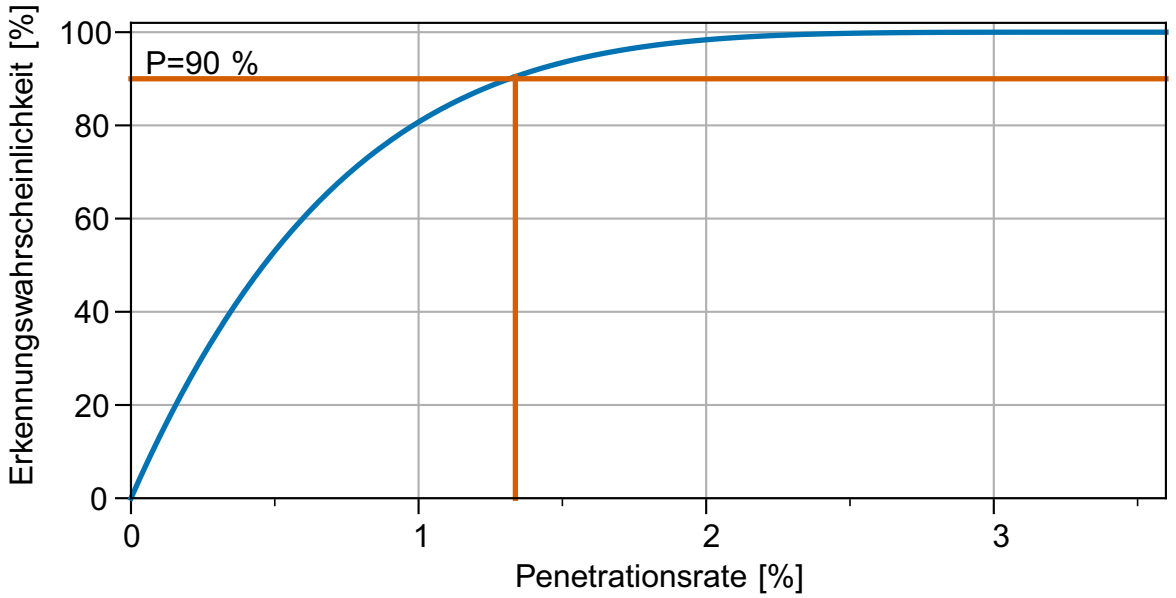
6.6 Zwischenfazit

Mithilfe einer mikroskopischen Verkehrssimulation nach dem Kerner-Klenov-Modell konnte gezeigt werden, dass eine Erkennung erhöhter Reisezeiten von 2 min bei einer geringen Anzahl von Meldefahrzeugen (beziehungsweise Penetrationsraten) auf einem zentralen Server technisch möglich ist.

Nach dem ersten F → S Phasenübergang und der Reisezeiterhöhung vergehen in der mikroskopischen Simulation 10 : 37 min, bis die Reisezeit erstmalig 2 min höher als die Median-Reisezeit im freien Verkehr ist. Der 2 min Schwellwert wurde anhand der empirischen Daten gewählt. Zur Erkennung dieser Reisezeiterhöhung mit einer Wahrscheinlichkeit von 90 % innerhalb von 1 min ab dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt sind in der Simulation 5,47 % der Fahrzeuge notwendig. Bei einer Verlängerung des Zeitfensters auf 2 min sinkt der notwendige Anteil auf 3,22 %.



(a)



(b)

Abbildung 6.20: Erkennungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von (a) der Anzahl von Meldefahrzeugen pro Stunde und (b) der Penetrationsrate bei einem Erkennungs-Zeitfenster von 2 min ab dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt. Die Erkennungswahrscheinlichkeiten sind, wie in Abschnitt 6.2 beschrieben, mit 10 000 Iterationen je Penetrationsrate bestimmt.

In den empirischen Verkehrssituationen vergehen zwischen dem ersten F $\rightarrow$ S Phasenübergang und der Reisezeiterhöhung zwischen 7 : 24 min und 105 : 47 min. Kleine

zufällige Verkehrsstörungen finden allerdings deutlich vor der Reisezeiterhöhung von 2 min statt.

Um die Reisezeiterhöhung innerhalb von 2 min mit einer Wahrscheinlichkeit von 90 % zu erkennen, werden in der Empirie 21 bis 60 Meldefahrzeuge/h benötigt. Je nach Verteilung der vernetzten Fahrzeuge schwankt die notwendige Anzahl zur Erkennung. Eine Übersicht der analysierten Verkehrssituationen ist in Tabelle 6.2 zu sehen. Dort sind zusätzliche empirische Beispiele aufgeführt, die in diesem Kapitel nicht weiter dargestellt sind. Die Abbildungen dieser Verkehrssituationen sind in Abschnitt A.1 zu finden.

Engstelle	Datum	F → S bis erhöhte Reisezeit [mm:ss]	Meldefahrzeuge/h für 90 % Erkennungswahrscheinlichkeit	max. Reisezeiterhöhung [mm:ss]
Simulation	-	10:37	81	08:46
A81 Böblingen / Sindelfingen	25.10.2016	63:04	50	03:30
A5 Bruchsal	02.11.2016	09:23	51	05:10
A5 Bruchsal	07.11.2016	26:15	31	06:33
A5 Bruchsal	08.11.2016	15:52	57	05:49
A5 Bruchsal	09.11.2016	17:27	36	06:10
A5 Bruchsal	10.11.2016	24:17	29	06:11
A5 Bruchsal	14.11.2016	08:51	21	06:05
A5 Bruchsal	15.11.2016	18:26	37	05:56
A5 Bruchsal	16.11.2016	12:46	31	06:20
A8 Kreuz Stuttgart	27.10.2016	22:00	36	08:40
A81 Kreuzung „Mundelsheim“	13.11.2016	78:07	60	06:23
A81 Kreuzung „Weinsberg“	10.11.2016	13:45	48	06:50
SR-91 Florida Turnpike (US)	14.04.2021	105:47	-	11:33

Tabelle 6.2: Übersicht der analysierten Verkehrssituationen.

Wählt man eine zufällige Teilmenge der simulierten Fahrzeuge, deren Anzahl mit den empirischen Beispielen übereinstimmt, so reichen 40 Meldefahrzeuge/h für eine Erkennungswahrscheinlichkeit von 90 % bei einer Latenz von 2 min. Dies entspricht einer Penetrationsrate von 1,3 % und damit der Größenordnung der empirischen Beispiele.
Die Datenauswertung dieser Arbeit ist fokussiert auf die Detektion erhöhter Reisezeiten und die dafür notwendige Anzahl von vernetzten Fahrzeugen mit einer maximalen Latenz von 2 min. Die Beschränkung der Latenz garantiert die Aktualität der Detektion, deren Erfolgt stark von der räumlich-zeitlichen Verteilung der Meldefahrzeuge abhängt. Das Verfahren unterteilt die gemeldeten Reisezeiten binär in erhöht und nicht erhöht. Insbesondere bei Navigationssystemen ist jedoch auch die Differenz zwischen der aktuellen Reisezeit im Vergleich zur Reisezeit im freien Verkehr von Interesse. Wie in der Spalte „max. Reisezeiterhöhung [mm:ss]“ von Tabelle 6.2 zu sehen, schwankt die Reisezeiterhöhung beträchtlich. Die durchschnittliche maximale Reisezeiterhöhung der analysierten Verkehrssituationen beträgt 393,1 s, das Minimum (Maximum) ist 210 s (693 s). Der Unterschied zwischen Minimum (Maximum) und dem Durchschnitt der maximalen Reisezeiterhöhungen beträgt damit 393 s (393 s), was 46,6 % (76,3 %) des Durchschnitts entspricht.
Neben erhöhten Reisezeiten ist ebenso die Rückkehr zu freiem Verkehr und damit niedrigerer Reisezeit eine wertvolle Verkehrsinformation. Analog zu den hier analysierten Reisezeiterhöhungen können in zukünftigen Arbeiten auch (wieder) sinkende Reisezeiten nach einem Verkehrsstau betrachtet werden. Das empirische Beispiel vom 14.11.2016 aus Abbildung 6.14 ist in Abbildung 6.21 beispielhaft fortgeführt. Wie in Abbildung 6.22 zu erkennen, wird der Schwellwert für erhöhte Reisezeiten um 8:53 Uhr zum ersten Mal wieder unterschritten. Bereits 57 s nach der erstmaligen Unterschreitung des Schwellwerts erfolgt die Erkennung des Endes von des synchronisierten Verkehrs.

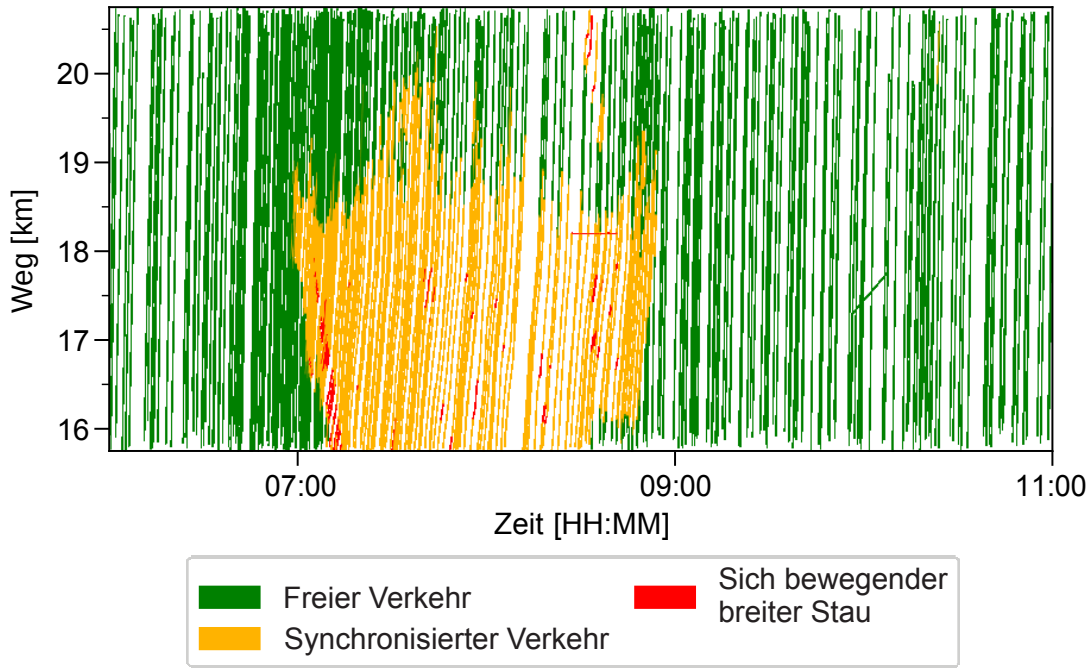


Abbildung 6.21: Fortsetzung des Weg-Zeit-Diagramms am Autobahnkreuz Bruchsal vom 14.11.2016 aus Abbildung 6.14 bis 11:00 Uhr. Der gestaute Verkehrsbereich an der Engstelle löst sich auf und es kehrt freier Verkehr zurück.

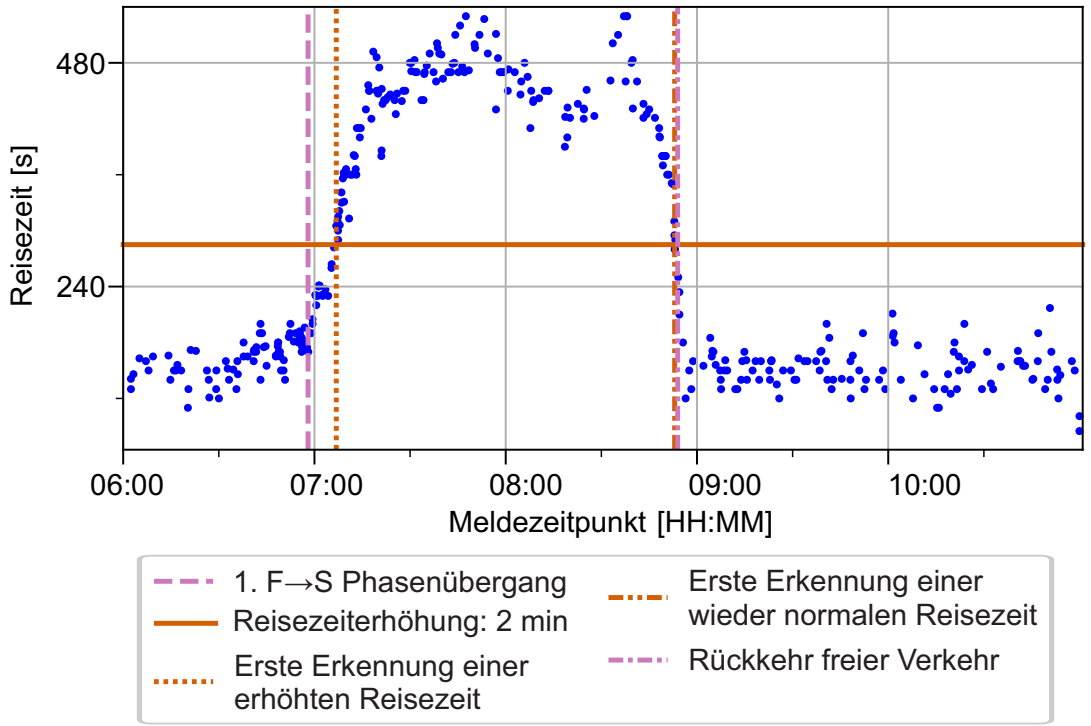


Abbildung 6.22: Entwicklung der Reisezeiten der in Abbildung 6.21 dargestellten Trajektorien am Autobahnkreuz Bruchsal vom 14.11.2016.

Das Untersuchen von Ansätzen zur schnelleren Erkennung von erhöhten Reisezeiten ist eine weitere Möglichkeit für zukünftige Arbeiten. Da in der vorliegenden Arbeit Reisezeiten erst am Ende des betrachteten Streckenabschnitts betrachtet werden, ist die Erkennung von Vollsperrungen dann nicht möglich, wenn die Sperrung räumlich vor dem Ende des betrachteten Streckenabschnitts erfolgt. Stattdessen könnte die Erkennung bereits geschehen, sobald die Reisezeit von vernetzten Fahrzeugen vor dem Ende des Streckenabschnitts den festgelegten Schwellwert überschreitet.
Ein Ansatz zur systematischen Verbesserung von Verkehrsdaten mithilfe von autonom fahrenden Fahrzeugen ist in der Patentoffenlegung [15] beschrieben. Wird auf dem zentralen Server ein Schwellwert für die Informationsqualität unterschritten, wird ein autonomes Fahrzeug zu dem Streckenabschnitt geschickt. Erfasste Kamerabilder und weitere Fahrzeugdaten ermöglichen eine frühere Erkennung von Staus. Die Steuerung der Meldefahrzeuge könnte zur gezielten und periodischen Erhebung von Verkehrsdaten an Engstellen genutzt werden. Somit könnten beispielsweise die Daten von Fahrzeugen, welche über eine Einfahrt in Bereiche mit reduzierter Geschwindigkeit auf der Autobahn fahren, zu einer früheren Erkennung von Stauereignissen führen. Außerdem könnte die Bestimmung des Schwellwerts für erhöhte Reisezeiten anhand weiterer Kriterien untersucht werden, wie z. B. das 1,5-fache der Reisezeit im freien Verkehr. Zur Erfassung von dynamischen Verkehrsinformationen können alternativ zu Reisezeiten auch die Änderungen von Geschwindigkeiten verwendet werden. Geschwindigkeiten sind unabhängig von Streckenabschnitten und somit granularer auswertbar, wodurch eine Erkennung von Vollsperrungen durch abrupte Geschwindigkeitseinbrüche (die nicht durch Geschwindigkeitsbegrenzungen bedingt sind) ermöglicht wird.
Darüber hinaus könnte die Erkennung erhöhter Reisezeiten in urbanen Situationen (z. B. an Lichtsignalanlagen) untersucht werden. Eine umfassende Bestimmung und Bewertung von dynamischen Verkehrsinformationen wäre so im gesamten Straßennetz möglich.

7 Energetische Situationsbewertung

Der Energieverbrauch ist neben der Reisezeit eine weitere Kenngröße, mit der Fahrzeugtrajektorien verglichen und bewertet werden können. Eine Möglichkeit zur Bestimmung des Energieverbrauchs erfolgt über empirische Verbrauchsmatrizen, die den Energieverbrauch als Funktion von Beschleunigung und Geschwindigkeit des Fahrzeugs darstellen [49].

Die Erhebung von Verbrauchsmatrizen basiert auf direkten Messungen der Werte und beinhaltet somit alle Einflüsse verschiedener Fahrer, Fahrzeugarten, Fahrzeugeigenschaften und Verkehrssituationen. Der Ansatz mittelt mehrere Messfahrten und gestattet eine Abschätzung der Verbrauchseinflüsse. Es werden keine zusätzlichen Eingabegrößen, wie z. B. aus Karten, um den Einfluss der statischen Umgebung abzubilden [35, 40, 58], verwendet.

In diesem Kapitel wird zunächst die Erhebung einer urbanen empirischen mikroskopischen Verbrauchsmatrix erläutert und verschiedene Aspekte der Verbrauchsmatrix beleuchtet. Anschließend erfolgt am Beispiel eines simulierten Verkehrszusammenbruchs die Anwendung einer solchen Verbrauchsmatrix.

7.1 Erhebung und Analyse einer urbanen empirischen mikroskopischen Verbrauchsmatrix

Im Rahmen des Forschungsprojekts LUKAS („**L**okales **U**mfeldmodell für das **K**ooperative, **A**utomatisierte Fahren in komplexen Verkehrs**S**ituationen“) [28] wurden zwei Verbrauchsmatrizen im urbanen Raum erhoben.
Hierfür wurde ein portabler Versuchsaufbau zur Messung empirischer Daten verschiedener Fahrzeuge gewählt (qualitativ dargestellt in Abbildung 7.1). Der Versuchsaufbau besteht aus einem Raspberry Pi 4 und einem *Controller Area Network* (CAN) Interface. Mit dem CAN Sensor werden alle Sensordaten (Geschwindigkeit, Beschleunigung und Verbrauch) des CAN-Busses über die *On-board diagnostics*-Schnittstelle (OBD) ausgelesen. Neben der Unabhängigkeit von einem bestimmten Fahrzeug ist der Versuchsaufbau vorteilhaft, da in Europa seit dem 01.01.2004 in allen Passagierfahrzeugen eine OBD Schnittstelle verbaut sein muss [19].
Die erhobenen Verbrauchsmatrizen sind exemplarisch und bilden den Verbrauch des verwendeten Fahrzeugtyps ab, in diesem Fall handelt es sich um Fahrzeuge der Mittelklasse. Bei dem verwendeten E-Fahrzeug konnte keine Rekuperation gemessen werden, wodurch die ermittelten Verbrauchswerte höher ausfallen. Aufgrund der geringen Geschwindigkeiten, Beschleunigungen/Bremsungen und des flachen Gebietes, in dem die Fahrten im Rahmen des Forschungsprojekts LUKAS stattfanden, wurde die Rekuperation in diesem Kontext nicht weiter betrachtet.

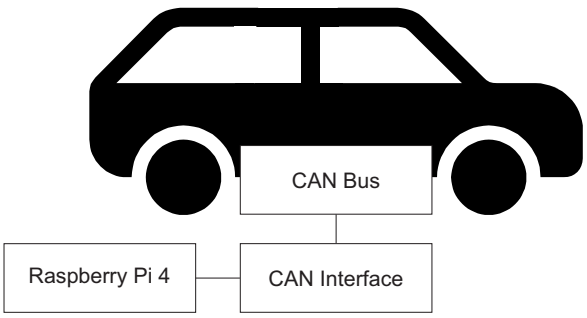


Abbildung 7.1: Qualitative Darstellung des Versuchsaufbaus zur Messung der Fahrzeugdaten.

Die Geschwindigkeit ist in nicht-überlappende Intervalle mit einer Intervall-Größe von 2 km/h unterteilt. Die Intervalle für die Beschleunigung haben eine Größe von 0,1 m/s^2. Aufgrund unterschiedlicher Zyklus-Zeiten der einzelnen Signale (siehe Tabelle 7.1) auf dem CAN-Bus werden die Werte über 1 s aggregiert und der Median je Signal berechnet.

Signal	Zyklus-Zeit [ms]
Beschleunigung	20
Geschwindigkeit	20
Verbrauch	40
Grundverbrauch	1000

Tabelle 7.1: Zyklus-Zeiten der Signale auf dem CAN-Bus.

Zusätzlich wird der Einfluss von einzelnen extrem niedriger oder hoher Messwerte reduziert, die aufgrund von Messfehlern auftreten können. Der Median erhöht die Fehlerrobustheit weiter, da Ausreißer einen geringeren Einfluss haben als auf den Durchschnitt. Um den Einfluss fehlerhafter Messungen zusätzlich zu reduzieren, werden alle Elemente mit nur einer Verbrauchsmessung entfernt. Einen Sonderfall stellen Tupel mit einer Median-Geschwindigkeit von 0 km/h dar. Die Verbrauchsmessungen weisen hierbei im Stillstand eine zu große Streuung auf und werden deshalb nicht verwendet. Dies ist an dem sprunghaften Wechsel der Verbrauchmessungen zwischen dem minimalen und maximalen Wert ersichtlich. Dabei handelt es sich nicht um den Einfluss von Beschleunigungs- und Bremsvorgängen, da der sprunghafte Wechsel der Verbrauchswerte auch über Zeiträume von mehreren Sekunden und Minuten im Stillstand auftritt.

Zur Illustration des Konzepts wird zuerst ein Teil der Daten dargestellt, die zur Erstellung der Verbrenner-Verbrauchsmatrix dienen. Wie in Abbildung 7.2 zu sehen ist, stammen die Daten von einer Versuchsfahrt in Böblingen (Deutschland). Bei dem grünen Marker (links oben) handelt es sich um den Startpunkt der Aufnahme, der rote Marker (rechts unten) stellt das Ende der Fahrt dar.
Die gemessenen Geschwindigkeits-, Beschleunigungs- und Verbrauchswerte sind in

Abbildung 7.3 zu sehen. Abbildung 7.4(a) zeigt die daraus erstellte Verbrauchsmatrix. Vergleicht man den Verlauf des Verbrauchs in Abbildung 7.3 mit der daraus erstellten Verbrauchsmatrix (siehe Abbildung 7.4(a)), fällt auf, dass die maximalen Verbrauchswerte ($> 10\,\mathrm{l/h}$) nicht in der Verbrauchsmatrix enthalten sind. Dies liegt an dem Löschen der Elemente mit nur einer Verbrauchsmessung.

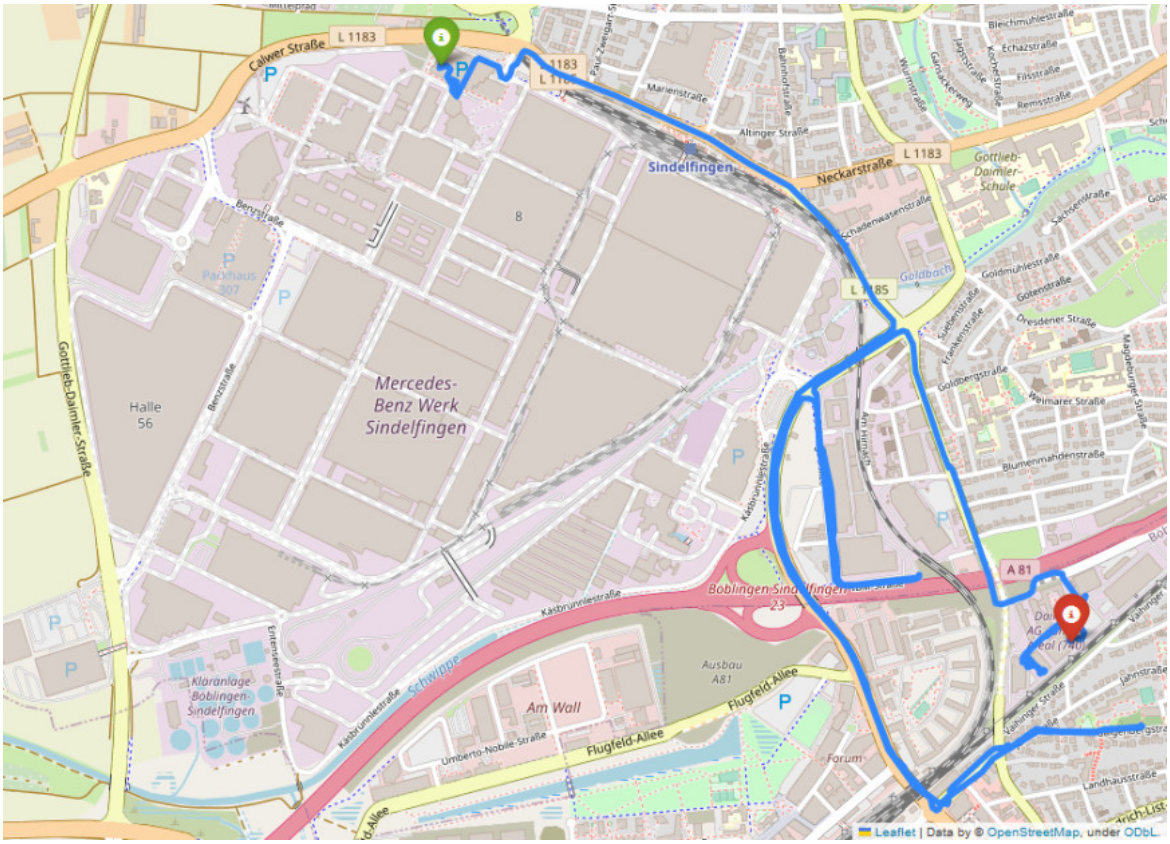


Abbildung 7.2: Route der exemplarischen Datenaufzeichnung in Abbildung 7.3, dargestellt mit OpenStreetMap [63]. Der Start der Versuchsfahrt ist mit einem grünen Marker dargestellt, das Ende mit einem roten.[1]

Elemente, zu denen lediglich eine Verbrauchsmessung vorliegt, sind in Abbildung 7.4(b) grau dargestellt. Sie weisen die höchsten Beschleunigungs- und Bremswerte, unabhängig von der Geschwindigkeit, auf. Elemente der Verbrauchsmatrix mit mehr Verbrauchsmessungen als das 99-te Perzentil (9 Messungen) sind pink hervorgehoben, um die Unterschiede zwischen den meisten Elementen besser erkennbar zu machen.

[1] Nutzungsbedingungen von OpenStreetMap: `www.openstreetmap.org/copyright`

Durch die häufigen Start-Stop-Vorgänge (siehe Abbildung 7.3) liegen die meisten Messungen im niedrigsten Geschwindigkeitsintervall von 0 bis 2 km/h vor. Für 29 % der Verbrauchsmatrixelemente gibt es mindestens eine Verbrauchsmessung. Mehrere Verbrauchsmessungen sind nur für 17 % der Elemente vorhanden.

Die urbanen empirischen mikroskopischen Verbrauchsmatrizen, die alle gemessenen Daten enthalten, sind in Abbildung 7.5 dargestellt. Die Verbrenner-Verbrauchsmatrix (Elektro-Verbrauchsmatrix) enthält Daten von 17 : 40 h / 229,4 km (15 : 50 h / 246,6 km) aus Versuchsfahrten im Straßenverkehr deutscher Städte.

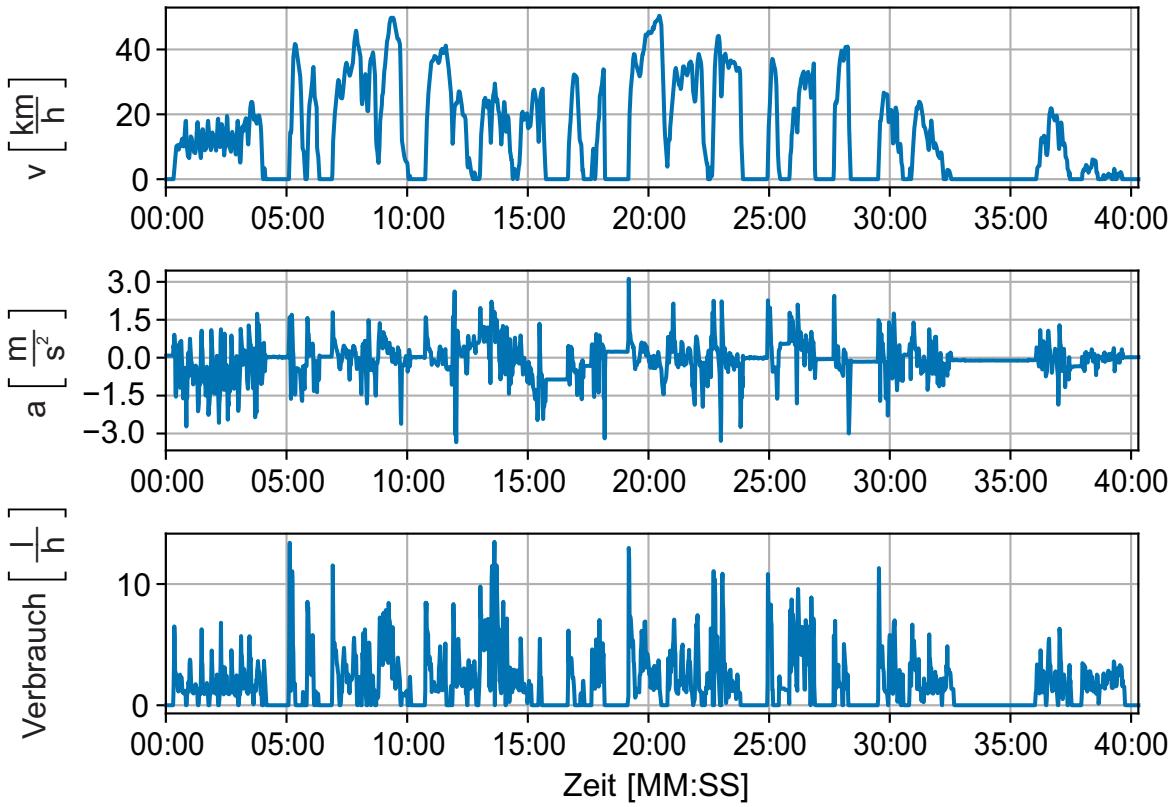
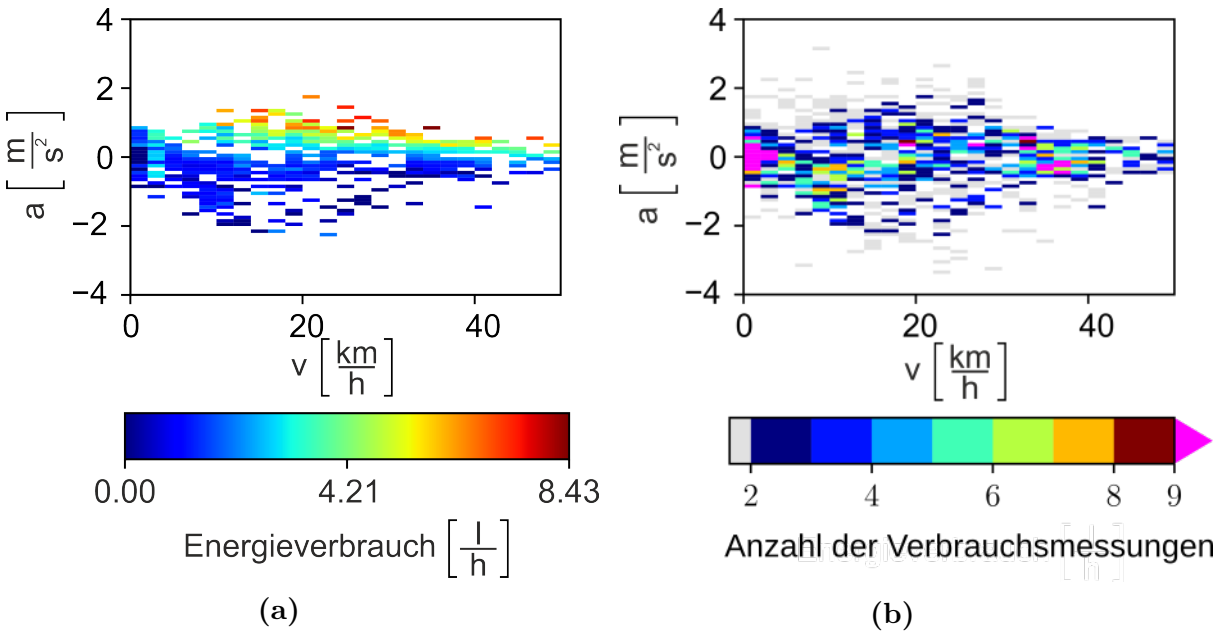
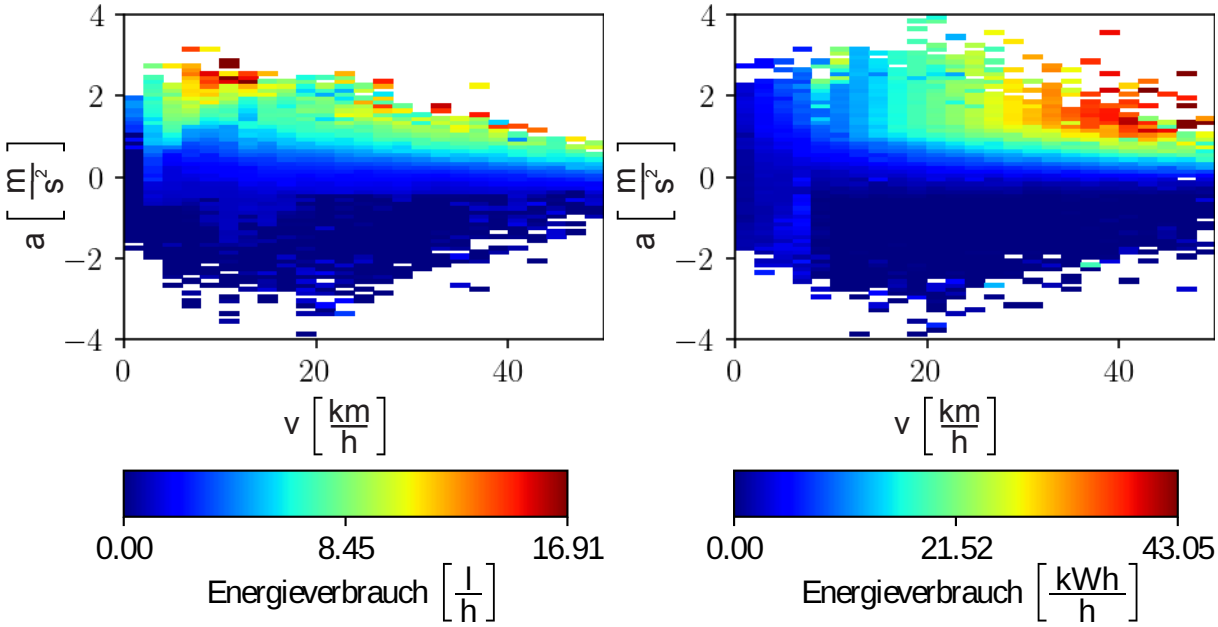


Abbildung 7.3: Exemplarische Datenaufzeichnung, die einen Teil der verwendeten Daten darstellt.



(a) (b)

Abbildung 7.4: Zwischenstand bei der Erstellung der Verbrenner-Verbrauchsmatrix nach 40 : 18 min (9,3 km) Fahrt.

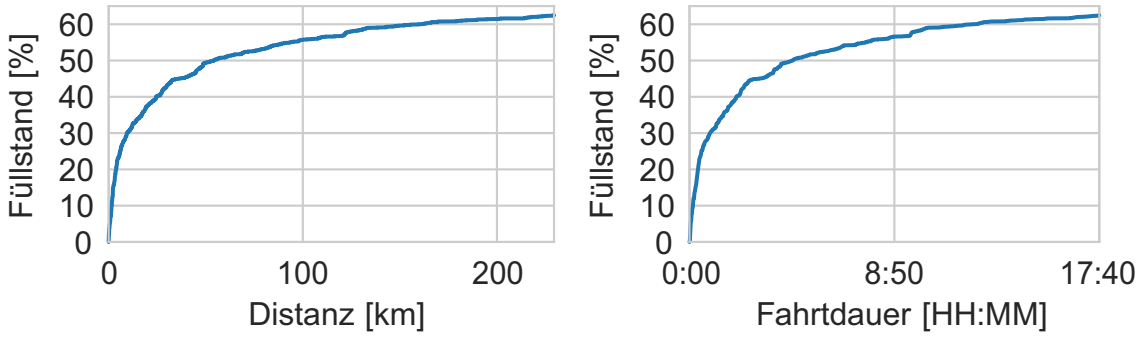


(a) Verbrenner-Verbrauchsmatrix mit Daten von 17 : 40 h / 229,4 km Versuchsfahrten.

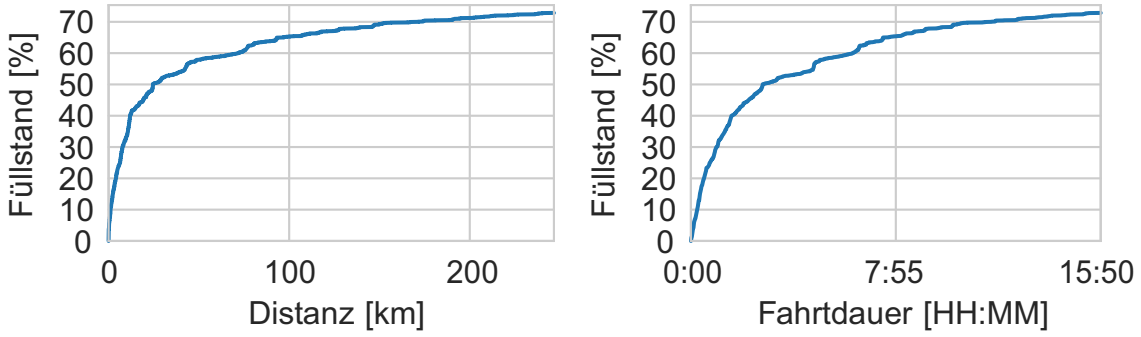
(b) Elektro-Verbrauchsmatrix mit Daten von 15 : 50 h / 246,6 km Versuchsfahrten.

Abbildung 7.5: Empirische urbane Verbrauchsmatrizen aus LUKAS.

Der Anteil der Elemente mit mindestens einer Verbrauchsmessung ist in Abbildung 7.6 zu sehen. An den flacher werdenden Steigungen der Kurven ist eine Sättigung der Verbrauchsmatrizen zu erkennen. Durch die zunehmende Datenmenge werden Lücken gefüllt, wodurch eine höhere Sättigung erreicht wird. Dabei sind die Werte zu den Füllständen als Schätzungen zu verstehen, da in städtischen Bereichen aufgrund von kurzen Streckenstücken und Verkehr keine starken Beschleunigungen ($\pm 3\,\mathrm{m/s^2}$ und mehr) bei Geschwindigkeiten von 40 bis 50 km/h zu erwarten sind.
Die Heatmap in Abbildung 7.7 stellt die Anzahl der Verbrauchsmessungen je Verbrauchsmatrixelement dar. Für 62 % (73 %) der Elemente in der Verbrenner-Verbrauchsmatrix (Elektro-Verbrauchsmatrix) wurde mindestens ein Verbrauchswert gemessen.



(a) Füllstand der Verbrenner-Verbrauchsmatrix in Abhängigkeit von der gefahrenen Distanz (links) und der Fahrtdauer (rechts).

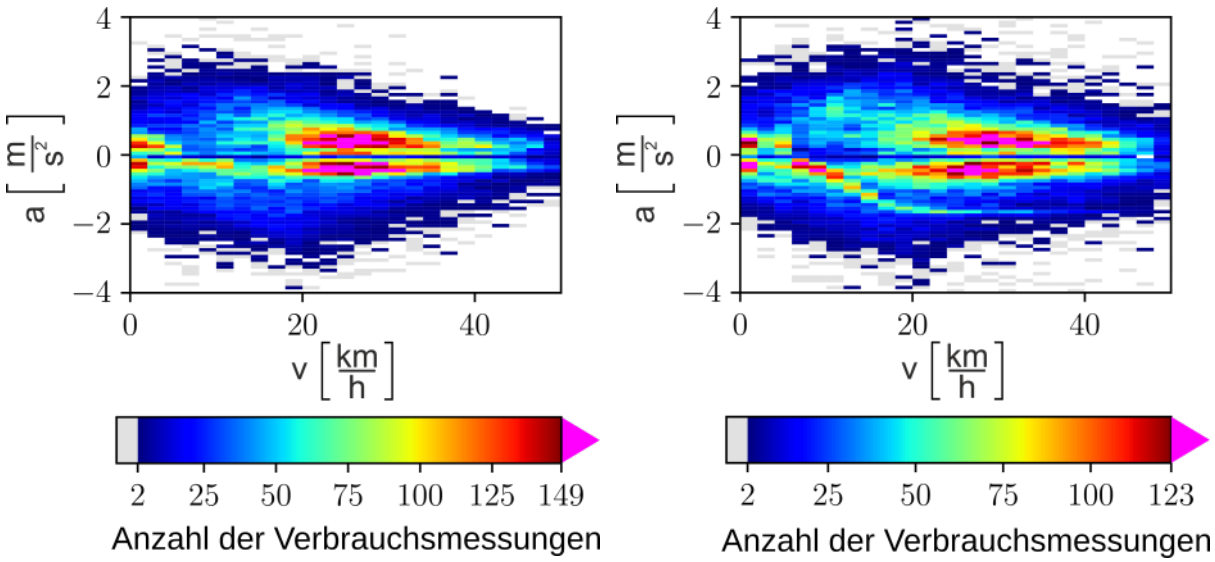


(b) Füllstand der Elektro-Verbrauchsmatrix in Abhängigkeit von der gefahrenen Distanz (links) und der Fahrtdauer (rechts).

Abbildung 7.6: Anteil von Elementen mit mindestens einer Verbrauchsmessung bei der Verbrenner-Verbrauchsmatrix (a) und der Elektro-Verbrauchsmatrix (b)

Nach dem Entfernen aller Elemente mit nur einer Verbrauchsmessung haben noch 54 % (62 %) der Elemente einen Verbrauchswert. Die Elemente der Verbrauchsmatrix mit nur einer Verbrauchsmessung sind in Abbildung 7.7 wie in Abbildung 7.4(b) grau hervorgehoben.

Elemente der Verbrauchsmatrix mit mehr Verbrauchsmessungen als das 99-te Perzentil (149 und 123 Messungen) sind pink dargestellt, um die Unterschiede zwischen den meisten Elementen besser zu verdeutlichen.



(a) Verbrenner-Verbrauchsmatrix

(b) Elektro-Verbrauchsmatrix

Abbildung 7.7: Anzahl der Verbrauchsmessungen je Verbrauchsmatrixelement.

Eine beispielhafte Anwendung der Verbrauchsmatrizen zur energetischen Bewertung von Trajektorien ist in Abbildung 7.8 zu sehen. Die Fahrtdauer beträgt 3 : 46 min, die gefahrene Distanz 2,2 km. Der berechnete, kumulative Verbrauch beträgt 0,18 l beziehungsweise 0,46 kW h.

Für eine Distanz von 100 km liegt der Verbrauch damit bei 8 l beziehungsweise 20,69 kW h und entspricht somit der Größenordnung des Verbrauchs der in Deutschland zugelassenen PKWs [10, 55].

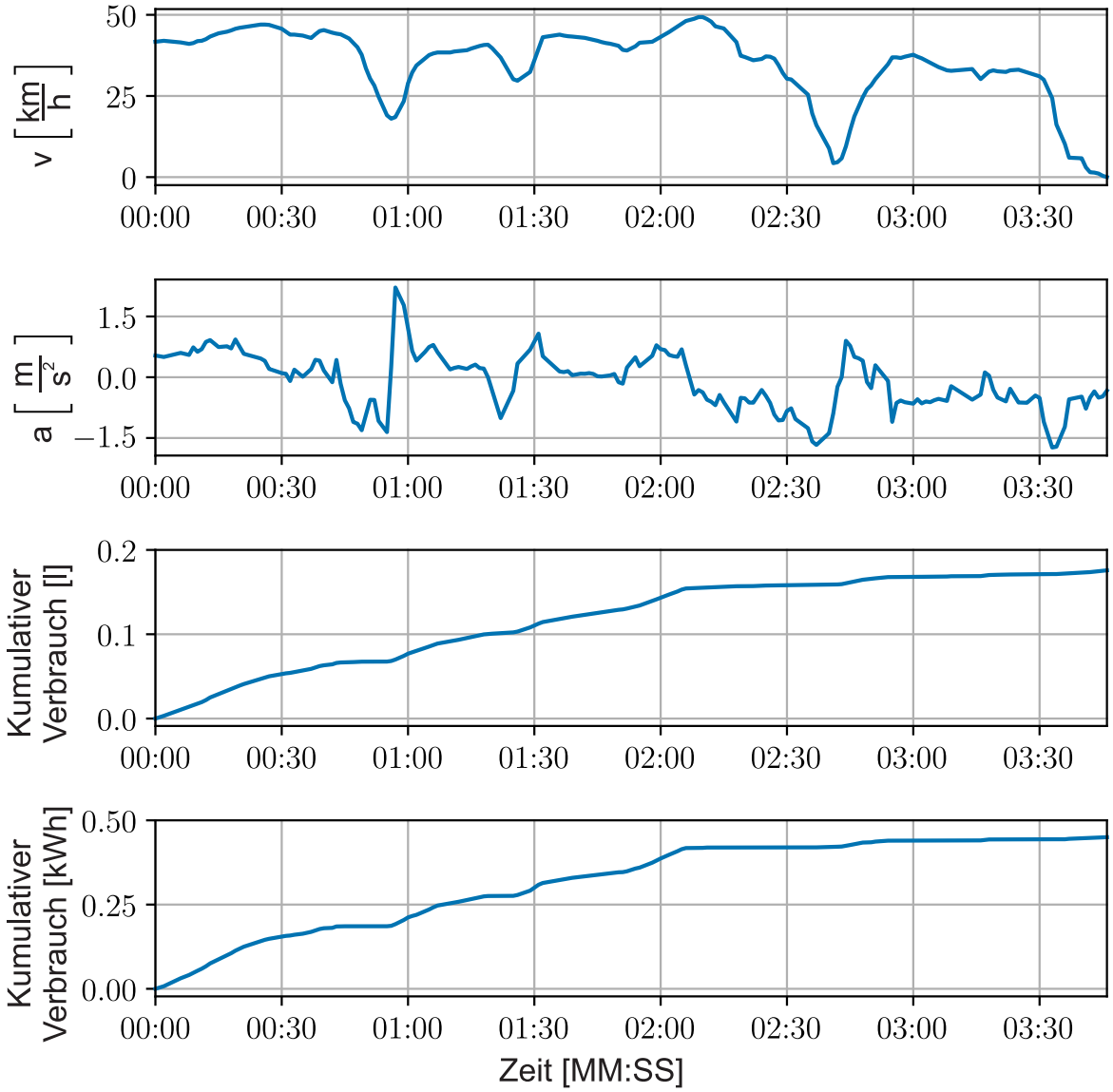


Abbildung 7.8: Beispielhafte energetische Bewertung einer empirischen Trajektorie aus Sindelfingen.

7.2 Energetische Bewertung von simulierten Trajektorien

Die Bestimmung der Verbrauchswerte in diesem Abschnitt erfolgt mit der empirischen Verbrauchsmatrix von [49], weil diese eine Bewertung von Außerortsfahrten mit höheren Geschwindigkeiten gestattet.

Bei der energetischen Bewertung der exemplarischen simulierten Trajektorien aus Abschnitt 6.3 fällt der ähnliche Kraftstoffverbrauch für die Trajektorie am Anfang der Simulation mit ausschließlich freiem Verkehr (271 ml, siehe Abbildung 7.9) und der Trajektorie zu Beginn des gestauten Verkehrs (263 ml, siehe Abbildung 7.10) auf. Dies liegt an der höheren Geschwindigkeit der ersten Trajektorie, welche im Durchschnitt 112 km/h beträgt und zu einem Verbrauch von 6 l/h (mit einer gestrichelten Linie markiert) führt. Die durchschnittliche Geschwindigkeit der zweiten Trajektorie liegt dagegen bei 84 km/h und der Verbrauch bei 4,5 l/h.

Bei der dritten Trajektorie (siehe Abbildung 7.11) ist sowohl die durchschnittliche Geschwindigkeit (34 km/h) als auch der Verbrauch (2,4 l/h) am geringsten. Aufgrund der wesentlich längeren Fahrtzeit von 8 : 51 min ist der Verbrauch mit 364 ml jedoch 34 % beziehungsweise 38 % höher als bei den anderen beiden Trajektorien.

Bei der Betrachtung der Beschleunigungsverläufe ist auffallend, dass vor allem Beschleunigungen bei hohen Geschwindigkeiten einen hohen Verbrauch verursachen. Häufiger treten diese im Vergleich zu den beiden anderen Trajektorien bei der ersten auf: Bereits Beschleunigungswerte von 0,4 bis 0,6 m/s^2 führen zwischen 7 : 30 min und 8 : 30 min zu Verbrauchswerten über 10 l/h. Die verbrauchsintensiven Beschleunigungsphasen (60 : 40 min in Abbildung 7.10; 115 : 30 min und 119 : 55 min in Abbildung 7.11) entsprechen in der zweiten und dritten Trajektorie dem Übergang von gestautem zu freiem Verkehr.

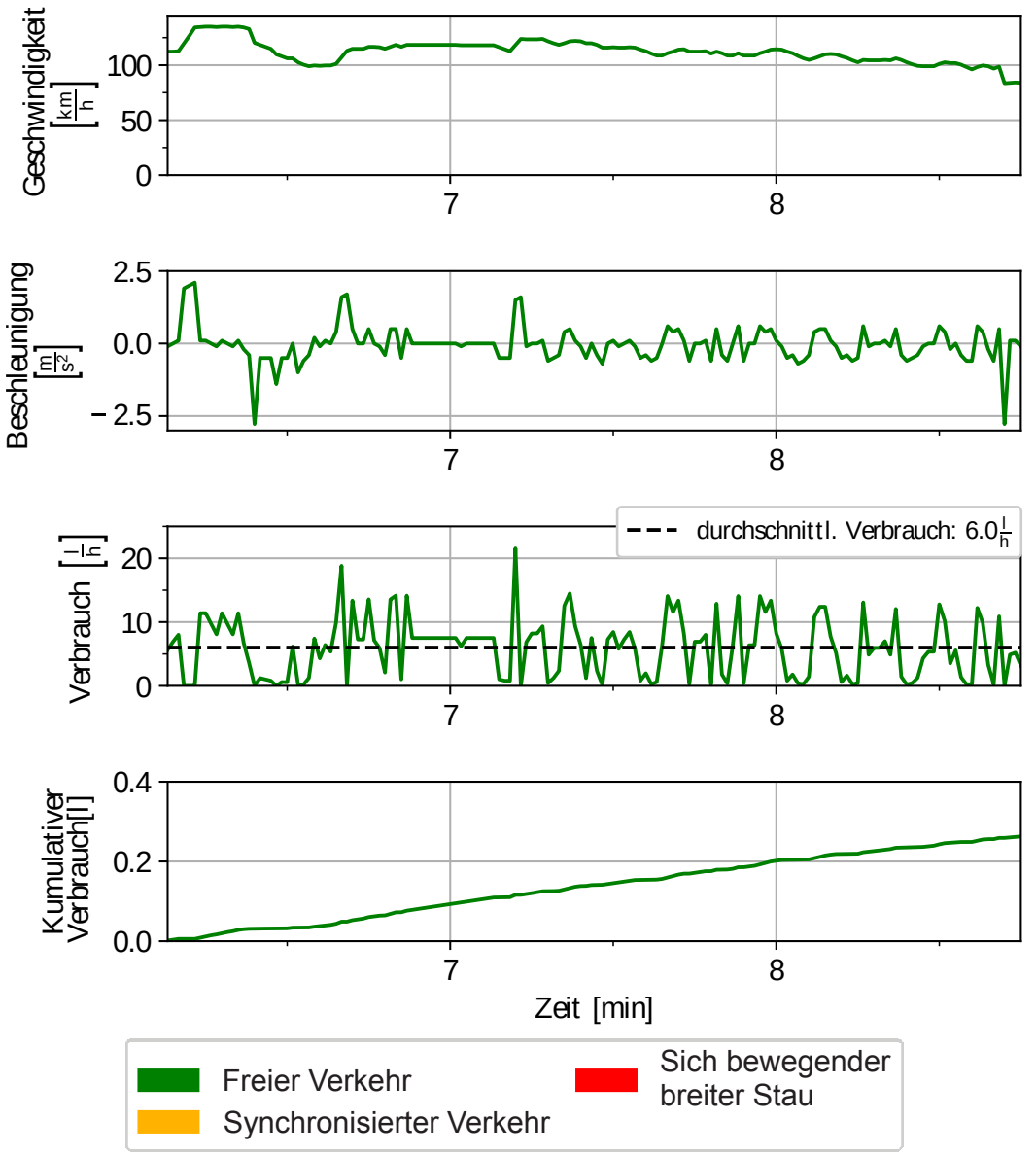


Abbildung 7.9: Energetische Bewertung der beispielhaften Trajektorie im freien Verkehr aus Abschnitt 6.3. Der durchschnittliche Verbrauch von 6 l/h ist mit einer gestrichelten Linie dargestellt. Die Einfärbung der Verläufe entspricht den Verkehrsphasen. Der Verbrauch über die gesamte Fahrtzeit von 2 : 39 min liegt bei 271 ml.

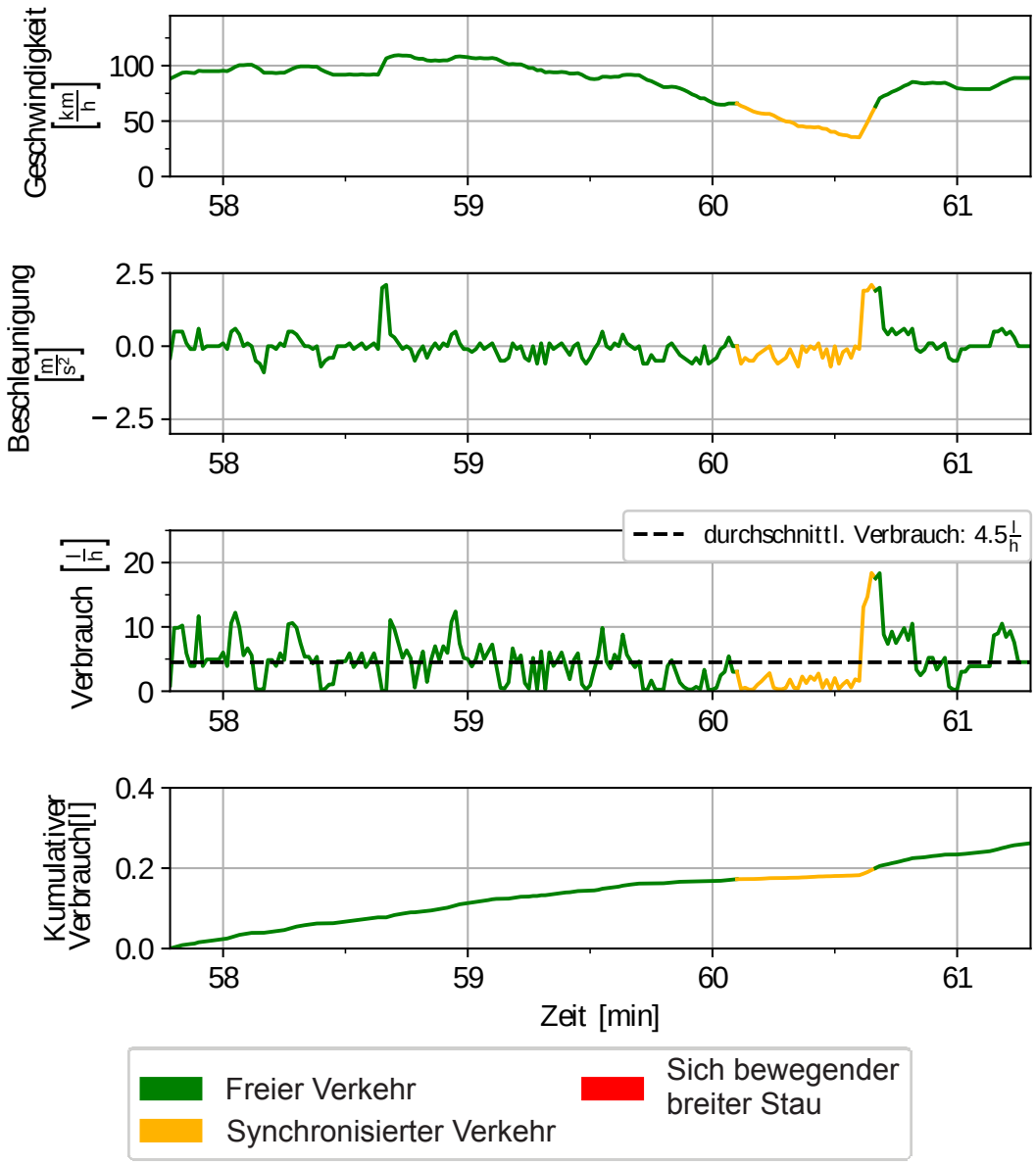


Abbildung 7.10: Energetische Bewertung der beispielhaften Trajektorie am Anfang des gestauten Verkehrs aus Abschnitt 6.3. Der durchschnittliche Verbrauch von 4,5 l/h ist mit einer gestrichelten Linie dargestellt. Die Einfärbung der Verläufe entspricht den Verkehrsphasen. Aufgrund des durchschnittlich geringeren Verbrauchs pro Stunde im Vergleich zu der Trajektorie im freien Verkehr (Abbildung 7.9) ist der Gesamtverbrauch (262 ml) trotz der längeren Fahrtzeit (3 : 33 min) niedriger als im freien Verkehr.

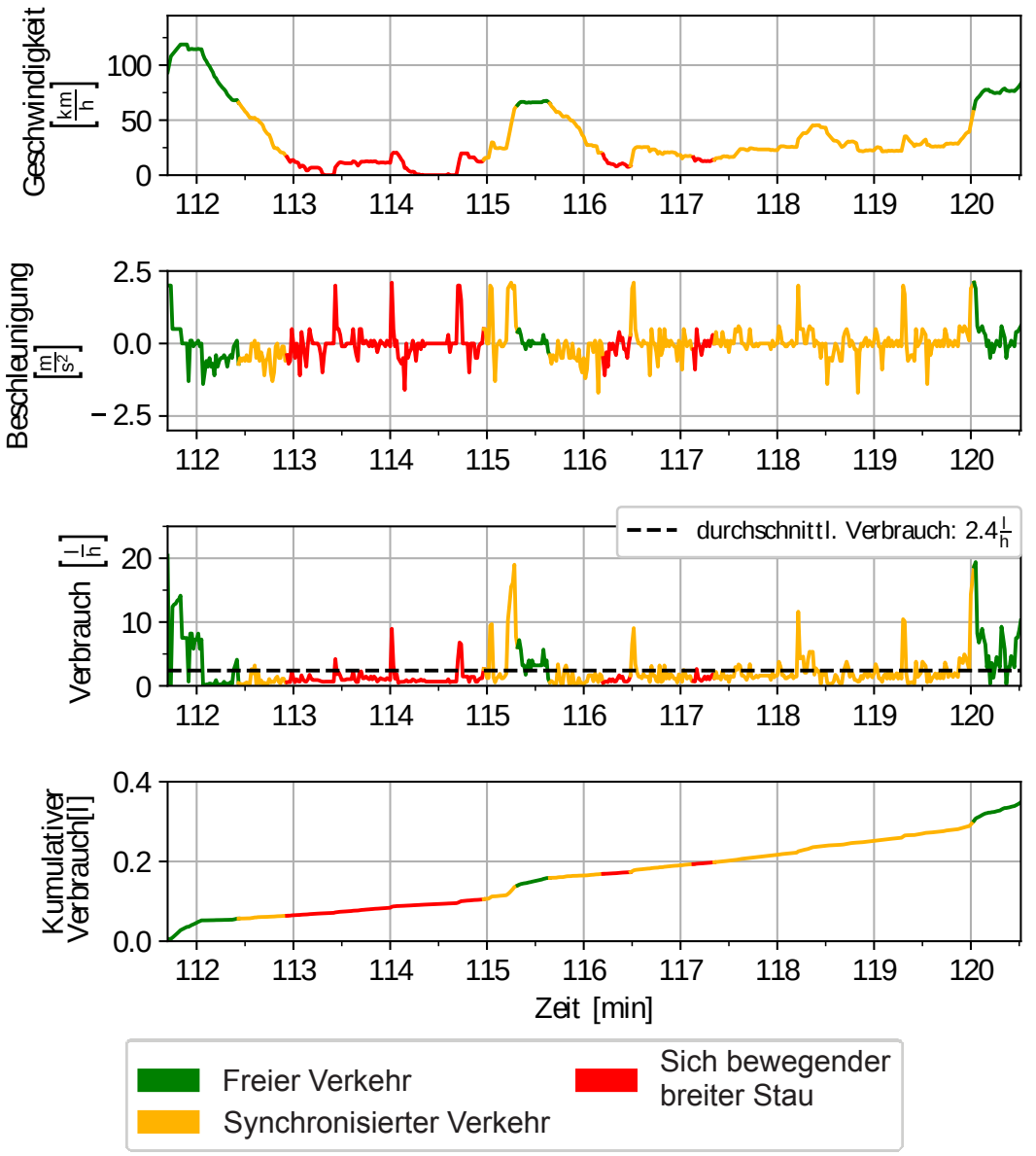


Abbildung 7.11: Energetische Bewertung der beispielhaften Trajektorie aus Abschnitt 6.3, welche sich größtenteils durch den gestauten Verkehr bewegt. Der durchschnittliche Verbrauch von 2,4 l/h ist mit einer gestrichelten Linie dargestellt. Die Einfärbung der Verläufe entspricht den Verkehrsphasen. Aufgrund des Staus und der damit einhergehenden wesentlich längeren Fahrzeit (8 : 51 min) sowie der häufigeren Beschleunigungsvorgänge ist der Gesamtverbrauch (364 ml) höher als bei den anderen Trajektorien.

Wie auch die Reisezeit (siehe Abbildung 6.8) nimmt ebenso der Kraftstoffverbrauch nach dem Verkehrszusammenbruch zu. In Abbildung 7.12 ist die Entwicklung des Kraftstoffverbrauchs für die Simulation dargestellt. Der Gesamtverbrauch jedes simulierten Fahrzeugs ist mit einem blauen Punkt abgebildet. Auffällig ist dabei die Streuung der Verbrauchswerte, welche durch unterschiedliche Geschwindigkeits- und damit Beschleunigungsverläufe entstehen. Die diversen Geschwindigkeiten spiegeln sich auch in den Reisezeiten der simulierten Fahrzeuge wider (dargestellt in Abbildung 6.8). Zur Verdeutlichung der Zunahme des Verbrauchs ist der gleitende Mittelwert für 5 min-Intervalle in der Darstellung mit einer roten Linie eingezeichnet.

Vor dem Verkehrszusammenbruch liegt der durchschnittliche Verbrauch bei 276 ml, danach bei 335 ml - eine Steigerung von 21 %. Die 2557 Fahrzeuge vor dem Verkehrszusammenbruch verbrauchen insgesamt 706 l, die 2404 Fahrzeuge nach dem Verkehrszusammenbruch dagegen 805 l. Dies entspricht einem Mehrverbrauch von 101 l.

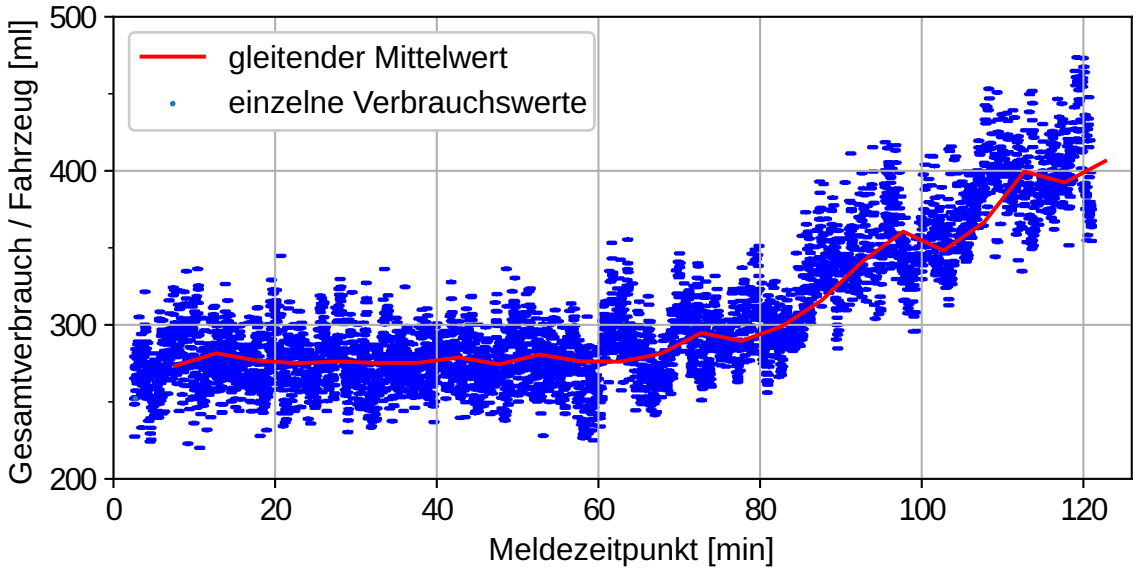


Abbildung 7.12: Entwicklung der berechneten Kraftstoffverbräuche für die simulierten Fahrzeuge. Die blauen Punkte stellen die einzelnen Verbrauchswerte der Fahrzeuge dar, die rote Linie den gleitenden Mittelwert für 5 min-Intervalle.

7.3 Zwischenfazit

Verbrauchsmatrizen ermöglichen einen energetischen Vergleich von verschiedenen Fahrzeugtrajektorien basierend auf Zeitreihen von Geschwindigkeits-Beschleunigungswerten. Es wurden die empirischen urbanen mikroskopischen Verbrenner- und Elektro-Verbrauchsmatrizen aus dem Forschungsprojekt LUKAS anhand einer exemplarischen Anwendung dargestellt. Der berechnete Verbrauch der betrachteten Trajektorie liegt in der Größenordnung der in Deutschland zugelassenen PKWs.
Exemplarisch wurde der Kraftstoffverbrauch für simulierte Fahrzeuge zur Verdeutlichung der Auswirkung eines Verkehrszusammenbruchs berechnet.
Zunächst wurden drei exemplarische Trajektorien beleuchtet, die zu unterschiedlichen Zeitpunkten eine Strecke zurücklegen. Durch die Betrachtung einzelner Trajektorien konnte nicht nur der Effekt eines Verkehrszusammenbruchs auf den Kraftstoffverbrauch dargestellt werden, sondern auch die Auswirkung von unterschiedlichen Geschwindigkeiten. Der Verkehrszusammenbruch führt zu einer geringeren durchschnittlichen Geschwindigkeit (84 km/h) und damit zu einem niedrigeren durchschnittlichen Verbrauch (4,5 l), allerdings auch zu einer 54 s längeren Fahrzeit. Damit liegt der Gesamtverbrauch der zweiten Trajektorie mit 262 ml knapp unter dem des ersten Fahrzeugs mit 271 ml. Wie im städtischen Verkehr führt auch das ständige Bremsen und Beschleunigungen aufgrund des Verkehrstaus bei der dritten Trajektorie zu einem erhöhten Verbrauch. Der Kraftstoffverbrauch der dritten Trajektorie liegt mit 364 ml 34 % beziehungsweise 38 % höher als bei den anderen beiden Trajektorien.
Bei der Betrachtung der Verbrauchsentwicklung über den gesamten Verlauf der Simulation ist der steigende Verbrauch deutlich erkennbar. Der durchschnittliche Verbrauch von 276 ml im freien Verkehr steigt nach dem Verkehrszusammenbruch um 21 % auf 335 ml. Insgesamt bedeutet dies einen Mehrverbrauch von 101 l, welcher durch den Verkehrszusammenbruch entsteht.
Verbrauchsmatrizen bilden den Verbrauch des Fahrzeugtyps ab, dessen Daten zur Erstellung verwendet wurde. Die energetische Bewertung von Trajektorien verschiedener Fahrzeugtypen erfordert dementsprechend die Erhebung einer Verbrauchsmatrix je

Fahrzeugtyp.

Eine Möglichkeit für zukünftige Arbeiten ist die Erarbeitung einer Optimierung von Fahrverhalten anhand des Kraftstoffverbrauchs. Ein Konzept für ein Verfahren aus dem Bereich des maschinellen Lernens ist in der Erfindungsmeldung [50] beschrieben. Besonders bei automatisierten Fahrzeugen erscheint eine Optimierung des Fahrverhaltens basierend auf dem Kraftstoffverbrauch attraktiv, da Geschwindigkeit und Beschleunigung präzise geregelt werden können. Die Patentoffenlegung [70] beschreibt ein entsprechendes Verfahren zur Reduzierung des Energieverbrauchs von zumindest teilautomatisiert steuerbaren Flottenfahrzeugen für Streckenabschnitte. Dazu wird das Fahrverhalten der Flottenfahrzeuge mithilfe von Reinforcement Lernen kontinuierlich angepasst um den Energieverbrauch zu minimieren. Sämtliche vernetzten Fahrzeuge senden dazu Geschwindigkeits- und Beschleunigungsdaten an einen zentralen Server, welcher das Fahrverhalten anhand einer Verbrauchsmatrix oder mehrerer Verbrauchsmatrizen energetisch bewertet. Neben der Geschwindigkeit und Beschleunigung können auch weitere Parameter wie Verkehrszustände, Tageszeit und Wetterbedingungen als Eingabegrößen einfließen. Falls der Anteil solcher Flottenfahrzeuge einen ausreichend hohen Anteil des gesamten Verkehrsflusses ausmacht, entsteht ein räumlich-zeitliches Gebiet mit synchronisiertem Verkehr. Durch die damit einhergehende Reduzierung von Beschleunigungs- und Bremsvorgängen sinkt auch der Energieverbrauch der Fahrzeuge.

8 Zusammenfassung und Ausblick

8.1 Ergebnisse der Arbeit

Diese Arbeit beinhaltet die Untersuchung von empirischen und simulierten Verkehrsdaten mit dem Ziel Verkehrszusammenbrüche im Schnellstraßennetz detailliert zu untersuchen, die notwendige Anzahl vernetzter Fahrzeuge für eine hochwertige Situationserkennung zu bestimmen und die energetischen Auswirkungen von Verkehrszusammenbrüchen zu quantifizieren. Anhand einer zeitlich-räumlichen neuartigen makroskopischen Verkehrsdatenanalyse für den Ballungsraum Chicago (USA) wurde zunächst der Umfang von regelmäßigen Verkehrstaus auf Autobahnen dargestellt. Dabei handelt es sich bei allen betrachteten Tagen um Werktage, entsprechend dem Fokus auf Regelmäßigkeiten durch täglichen Pendelverkehr. Die Analyse ergab folgende Ergebnisse:

- Stauereignisse beginnen häufig in zwei Zeitfenstern: vormittags zwischen 05:00 Uhr und 11:00 Uhr und nachmittags zwischen 11:00 Uhr und 18:00 Uhr. Auffallend ist dabei, dass das nachmittägliche Zeitfenster deutlich vor den typischen Stoßzeiten beginnt.

- 67 % der Verkehrstaus wurden als wiederkehrend eingestuft und als Ursache für 76 % der Stau-Auswirkungen eingestuft.

- Der Beginn von morgendlichen Verkehrstaus ist zuverlässiger: 74 % beginnen innerhalb von ± 15 min von dem Median der Startzeit, von den nachmittäglichen Staus liegen nur 45 % in diesem Zeitfenster.

Der Vergleich von Verkehrssituationen mit mikroskopischen Einzelfahrzeugdaten an verschiedenen Tagen auf der Autobahn I-55 WB (USA, Chicago) zeigt die Gemeinsamkeiten der wiederkehrenden Verkehrsmuster auf. Ein Verkehrsphasenübergang tritt an einer Engstelle in einem kleinen Zeitfenster mit hoher Regelmäßigkeit auf, obwohl er im Einzelfall probabilistisch ist. Demnach findet in einem dichten Verkehr auf einer Autobahn mit zunehmender Verkehrsdichte zu höherer Wahrscheinlichkeit ein solcher Phasenübergang statt.

Es wurde eine Verkehrssituation auf der Autobahn I-95 SB in Florida (USA) basierend auf Floating-Car-Daten und Radar-Daten im Detail betrachtet. Mit einem approximativen Verfahren wurden Verkehrszustandsübergänge und Verkehrsphasen entsprechend der Kerner'schen Drei-Phasen-Verkehrstheorie bestimmt. Qualitativ sind in den amerikanischen und deutschen Daten dieselben Verkehrszusammenbrüche und mikroskopische Strukturen der sich bewegenden breiten Staus zu erkennen. Darüber hinaus wurden Unterschiede zwischen den Genauigkeiten der gemessenen Geschwindigkeiten der Floating-Car-Daten und der Radar-Daten dargestellt. Durch den Vergleich der gemessenen Geschwindigkeiten sind Unterschiede zu erkennen, vor allem in gestauten Bereichen bei niedrigen Geschwindigkeiten. Da bei Floating-Car-Daten keine Daten von mehreren Fahrzeugen aggregiert und gemittelt werden, erfolgt die Erfassung der Geschwindigkeiten genauer als mit Radardetektoren. Außerdem ist es möglich die gemessenen Geschwindigkeitsverläufe einzelner Fahrzeuge im Detail zu analysieren. Allerdings sind stationäre Detektoren in der Lage den Verkehrsfluss zu erfassen. Dies wäre bei Floating-Car-Daten nur mit einer Penetrationsrate von 100 % möglich. Zur Ermittlung von Reisezeiten auf Strecken sind bei der erreichbaren Genauigkeit im Resultat Floating-Car-Daten den stationären Detektoren überlegen.

Als entscheidendes technisches Ergebnis wurde die technische Machbarkeit einer Erkennung von erhöhten Reisezeiten von 2 min mit einer geringen Anzahl von Meldefahrzeugen beziehungsweise als Anteil von Meldefahrzeugen im gesamten Verkehrsfluss auf einem zentralen Server anhand einer mikroskopischen Simulation nach dem Kerner-Klenov-Modell gezeigt. Es wurde nachgewiesen, dass bei den realen Datenbeispielen

zwischen dem ersten F → S Phasenübergang und der Detektion der Reisezeiterhöhung zwischen 7,4 bis 105,8 min vergehen. Sowohl in der Simulation als auch in der Empirie finden kleine zufällige Verkehrsstörungen deutlich vor der Überschreitung des Schwellwerts statt und erklären somit die starke Streuung der Zeitspanne. In den untersuchten Szenarien konnte eine Erkennung von erhöhten Reisezeiten mit einer Wahrscheinlichkeit von 90 % mit der folgenden Anzahl von Meldefahrzeugen erreicht werden:

- In dem mikroskopisch simulierten Szenario konnte die Reisezeiterhöhung innerhalb von 1 min ab dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt mit einer Penetrationsrate von 5,47 % erreicht werden. Bei einer Verdopplung des Zeitfensters auf 2 min ist eine Penetrationsrate von 3,22 % für die gleiche Wahrscheinlichkeit ausreichend.

- Im realen Verkehr werden 21 bis 60 Meldefahrzeuge/h benötigt, um Reisezeiterhöhungen von 2 min mit einer Latenz von bis zu 2 min mit 90 %-iger Wahrscheinlichkeit zu erkennen. Je nach Verteilung der vernetzten Fahrzeuge schwankt diese notwendige Anzahl für eine Erkennung.

- Wählt man in der mikroskopischen Simulation eine zufällige Teilmenge von Meldefahrzeugen aus, die in etwa den empirischen Beispielen entspricht, genügen für eine Erkennungswahrscheinlichkeit von 90 % bei einer Latenz von bis zu 2 min 40 Meldefahrzeuge/h. Dies entspricht einer Penetrationsrate von 1,3 % des gesamten Verkehrsflusses. Damit wurde nachgewiesen, dass Simulation und Empirie in der Größenordnung sehr gut übereinstimmen.

Die energetischen Folgen von Verkehrszusammenbrüchen wurden sowohl anhand einzelner simulierter Trajektorien als auch des gesamten simulierten Verkehrsszenarios aufgezeigt:

- Kurz nach dem Verkehrszusammenbruch ist die durchschnittliche Geschwindigkeit von 112 km/h im freien Verkehr auf 84 km/h und der Verbrauch von 6 l/h auf 4,5 l/h gesunken. Insgesamt beträgt der Verbrauch der Trajektorie kurz nach dem Verkehrszusammenbruch 263 ml, 8 ml weniger als im freien Verkehr. Bei der

stärker vom Stau betroffenen Trajektorie sinkt die durchschnittliche Geschwindigkeit auf 34 km/h und der Verbrauch auf 2,4 l/h. Aufgrund der längeren Fahrtzeit ist der Gesamtverbrauch mit 364 ml jedoch 34 % höher als bei der Trajektorie im freien Verkehr.

- Wie bei der Reisezeit ist auch bei dem Kraftstoffverbrauch ein klarer Anstieg nach einem Verkehrszusammenbruch (F $\rightarrow$ S Phasenübergang) zu erkennen: Vor dem Verkehrszusammenbruch liegt der durchschnittliche Verbrauch bei 276 ml und steigt danach um 21 % auf 335 ml an. In Summe verbrauchen die 2404 Fahrzeuge nach dem Verkehrszusammenbruch 101 l mehr als die 2404 Fahrzeuge davor.

- Im Forschungsprojekt LUKAS konnten urbane empirische mikroskopische Verbrauchsmatrizen für Fahrzeuge mit Verbrennungs- und Elektromotoren erhoben werden. Mit Daten aus 17 : 40 h / 229,4 km (15 : 50 h / 246,6 km) Versuchsfahrten konnte für 54 % (62 %) Elemente in der Vebrenner-Verbrauchsmatrix (Elektro-Verbrauchsmatrix) ein Verbrauchswert ermittelt werden. Die für eine beispielhafte Trajektorie berechneten Verbrauchswerte entsprechen der Größenordnung aller in Deutschland zugelassenen PKWs.

8.2 Zukünftige Arbeiten

Die Auswertung von Verkehrsdaten aus dem Ballungsraum Chicago (USA) zeigte den Umfang und die Regelmäßigkeit von räumlich-zeitlichen Staumustern auf. Zukünftige Arbeiten könnten Ansätze zur Steuerung von Verkehrsaufkommen untersuchen, um entsprechende Engstellen effektiv zu entlasten. Ein weiterer Ansatz wäre die Erweiterung bestehender Routenplanungsalgorithmen, um die Ankunftszeit genauer zu bestimmen. Außerdem könnte die Betrachtung weiterer Details (z. B. Endzeitpunkt, Dauer und Länge) von wiederkehrenden Staumustern wertvolle Erkenntnisse zur Verkehrsplanung liefern.

Es wurde eine komplexe Verkehrssituation auf der I-95 in Florida (USA) mit Floating-Car-Daten und Detektordaten analysiert. Bei den analysierten Detektordaten wurden

Messungen von mehreren Fahrzeugen aggregiert und gemittelt, was zu Ungenauigkeiten führt. Modernere stationäre Detektortechnologien sind in der Lage, Fahrzeuge einzeln zu erfassen und damit Geschwindigkeiten genauer zu bestimmen. Eine weitere Möglichkeit zur Erfassung von Verkehr sind Drohnen(-schwärme), die beispielsweise bei der Erhebung des „pNEUMA“-Datensatz [8] zum Einsatz kamen. In zukünftigen Arbeiten könnte Verkehr mit einer Kombination verschiedener Datenquellen untersucht werden, um sowohl weitere Erkenntnisse zu den einzelnen Technologien als auch dem Verkehr an sich zu erlangen.

Bei der Betrachtung erhöhter Reisezeiten und deren Erkennung sollten in nachfolgenden Arbeiten weitere Engstellen untersucht werden, z. B. bewegte Engstellen, Fahrbahnverengungen und Unfälle. Der schwellwertbasierte Ansatz zur Erkennung erhöhter Reisezeiten in der vorliegenden Arbeit würde beispielsweise bei Vollsperrungen nur stark verzögert die Reisezeiterhöhung erkennen, da die Erfassung der Reisezeiten erst am Ende des betrachteten Straßenabschnitts erfolgt. Als mögliche Erweiterung ist eine frühzeitige Detektion denkbar, falls die Reisezeit eines Meldefahrzeuges bereits vor dem Erreichen der festgelegten Position den Schwellwert überschreitet. Alternativ könnten auch andere Kriterien wie beispielsweise Geschwindigkeiten als Grundlage für die Erkennung dienen. Im Vergleich zu Reisezeiten sind Geschwindigkeiten nicht vom betrachteten Streckenabschnitt abhängig und granularer auswertbar. Damit sind z. B. abrupte Geschwindigkeitseinbrüche, die nicht infrastrukturell bedingt sind, als Detektions-Kriterium möglich.

Eine weitere Möglichkeit für folgende Arbeiten ist die Betrachtung von Reisezeiterhöhungen und deren Erkennung im städtischen Raum. Aufgrund der erhöhten Infrastrukturkomplexität in Städten müssten verschiedene Straßensegmentlängen betrachtet werden, da die Dichte von Engstellen höher als bei Autobahnen ist. Dies würde eine dynamische Bestimmung der Schwellwerte für erhöhte Reisezeiten erfordern (wie beispielsweise das 1,5-fache der Reisezeit im freien Verkehr).

Die energetische Bewertung von Fahrmanövern sollte auf verschiedene urbane Szenarien ausgeweitet werden. Interessante Möglichkeiten sind beispielsweise Trajektorien mit

verschiedenen Geschwindigkeits- und Beschleunigungsverläufen mit und ohne Stillstand an Lichtsignalanlagen oder Fußgängerüberwegen. Weiter sollte die Energieeffizienz von automatisierten und nicht-automatisierten Fahrzeugen im Straßenverkehr analysiert werden. Insbesondere bei automatisierten Fahrzeugen bietet sich eine Optimierung des Fahrverhaltens zur Erhöhung der Effizienz an. Neben der Analyse verschiedener Szenarien sollte außerdem die Extrapolation fehlender Verbrauchsmessungen in der Verbrauchsmatrix berücksichtigt werden, um die notwendige Datenmenge für die Erstellung zu reduzieren. Zudem ist eine genauere Verbrauchsberechnung durch die Extrapolation möglich, da fehlende Verbrauchswerte aktuell keinen Einfluss auf den kumulativen Verbrauch haben.

8.3 Veröffentlichungen

Im Folgenden sind die Veröffentlichungen aufgelistet, die im Rahmen dieser Arbeit entstanden sind:

[72] J. Paczia, R. Sharma, O. Stein, H. Rehborn, S. L. Klenov und B. S. Kerner. „Energy consumption as performance indicator for automated driving“. In: *27th ITS World Congress*. Hamburg, 2021.

[14] M. Buchholz, J. Müller, M. Herrmann, J. Strohbeck, B. Völz, M. Maier, J. Paczia, O. Stein, H. Rehborn und R.-W. Henn. „Handling Occlusions in Automated Driving Using a Multiaccess Edge Computing Server-Based Environment Model From Infrastructure Sensors“. In: *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine* 14.3 (Mai 2022), S. 106–120. ISSN: 1941-1197. DOI: 10.1109/MITS.2021.3089743.

[71] J. Paczia, H. Rehborn, O. Stein, S. L. Klenov, B. S. Kerner und M. Schreckenberg. „Microscopic Traffic Simulation based on Three-Phase Traffic Theory for Congestion Recognition and Automated Driving“. In: Aachen, 10. Okt. 2022. ISBN: 978-3-00-072524-1.

[73] J. Paczia, B. M. Staes, R. L. Bertini, S. Hoffmann, H. Rehborn, O. Stein, B. A.

Bernhardt und W. Huang. „Congested Pattern Analysis in the Framework of Kerner's Three-Phase Traffic Theory: A Comparison Between U.S. and German Probe Vehicle Data". In: *Transportation Research Board 102nd Annual Meeting Transportation Research Board*. Number: TRBAM-23-00942. 2023. URL: https://trid.trb.org/view/2117837.

[64] J. Paczia, S. Hoffmann, H. Rehborn, S. L. Klenov, B. S. Kerner, M. Schreckenberg und O. Stein. „Connected Vehicle Data: Precise Congestion Recognition in Traffic Simulations and Empirical Measurements". In: Transportation Research Board 102nd Annual Meeting Transportation Research Board. Number: TRBAM-23-00491. 2023. URL: https://trid.trb.org/view/2117836.

[37] W. Huang, B. A. Bernhardt, J. Paczia, H. Rehborn, J. Xu und Y. Guan. „An Empirical Study of Microscopic Reliability and Mobility Measures on Recurring Congestion". In: *Transportation Research Board 102nd Annual Meeting Transportation Research Board*. Number: TRBAM-23-00455. 2023. URL: https://trid.trb.org/View/2117744.

[65] J. Paczia, S. Hoffmann, H. Rehborn und O. Stein. „Creation, Analysis and Usage of an Empirical Microscopic Urban Consumption Matrix Used for Evaluation of Automated Driving Scenarios". In: *15th ITS European Congress*. event-place: Hamburg. 2023.

Darüber hinaus sind im Rahmen dieser Arbeit folgende Patentoffenlegungen beim deutschen Patent- und Markenamt entstanden:

[50] M. Koller, J. Paczia, H. Rehborn und F. Starman. *Verfahren zum Bearbeiten von Verbrauchmatrizen für Kraftfahrzeuge*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2021 004 270 A1, 2021.

[66] J. Paczia und H. Rehborn. *Method of planning a lane change maneuver for an automated vehicle*. U.S. Patent: Attorney Docket No. 0509-447, 2024.

[67] J. Paczia und H. Rehborn. *Verfahren zur Erstellung einer Verbrauchsmatrix für ein Fahrzeug*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2023 002 180 A1, 2024.

[68] J. Paczia und H. Rehborn. *Verfahren zur Planung eines Spurwechselmanövers für ein automatisiert fahrendes Fahrzeug*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2022 000 231 B3, 2023.

[69] J. Paczia, H. Rehborn und F. Starman. *Verfahren zur Datenminimierung bei Austausch zwischen einem Fahrzeug und einem Zentralrechner eines Dienstanbieters und ein Fahrzeug*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2022 004 405 A1, 2023.

[70] J. Paczia, H. Rehborn und O. Stein. *Verfahren zum Betrieb eines zumindest teilautomatisiert steuerbaren Fahrzeugs und Flottenfahrzeug-Steuersystem*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2021 004 652 A1, 2021.

A Anhang

A.1 Weitere empirische Beispiele zur Erkennung erhöhter Reisezeiten

Im Anhang werden je betrachteter Verkehrssituation ein Weg-Zeit-Diagramm mit den erkannten Verkehrszuständen, eine Darstellung der Reisezeiten sowie die entsprechenden Erkennungswahrscheinlichkeiten abgebildet.

A.1.1 A81 Kreuzung „Mundelsheim“ (Deutschland)

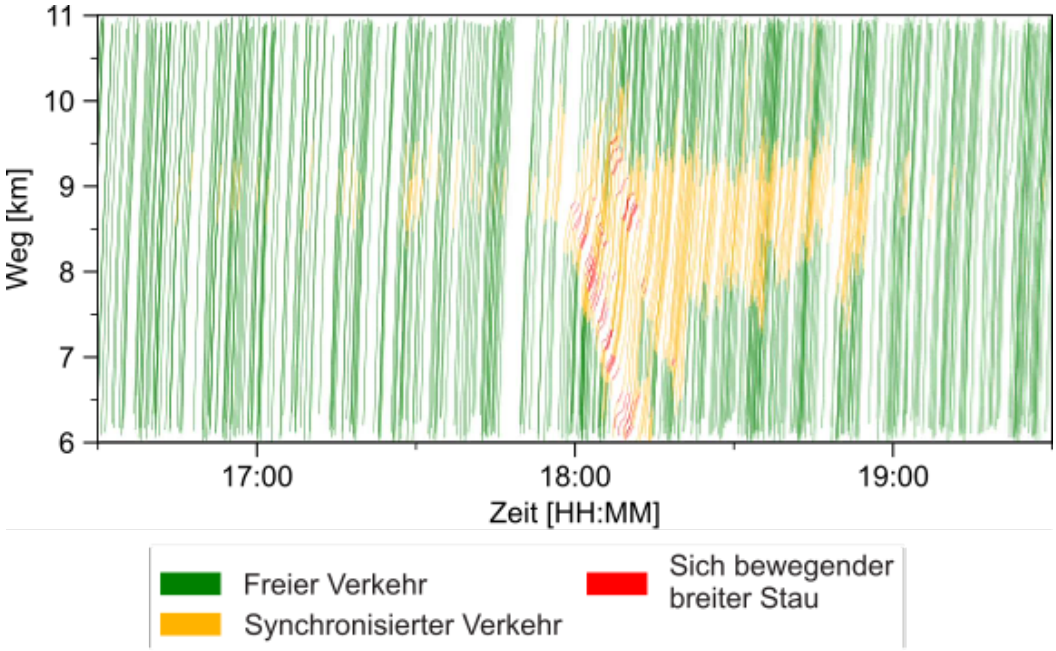


Abbildung A.1: Weg-Zeit-Diagramm einer empirischen Verkehrssituation auf der A81 bei der Kreuzung „Mundelsheim“ (Deutschland) mit drei Fahrstreifen am 13.11.2016. Die Trajektorien sind gemäß der Verkehrsphasen eingefärbt. Angepasst aus [75].

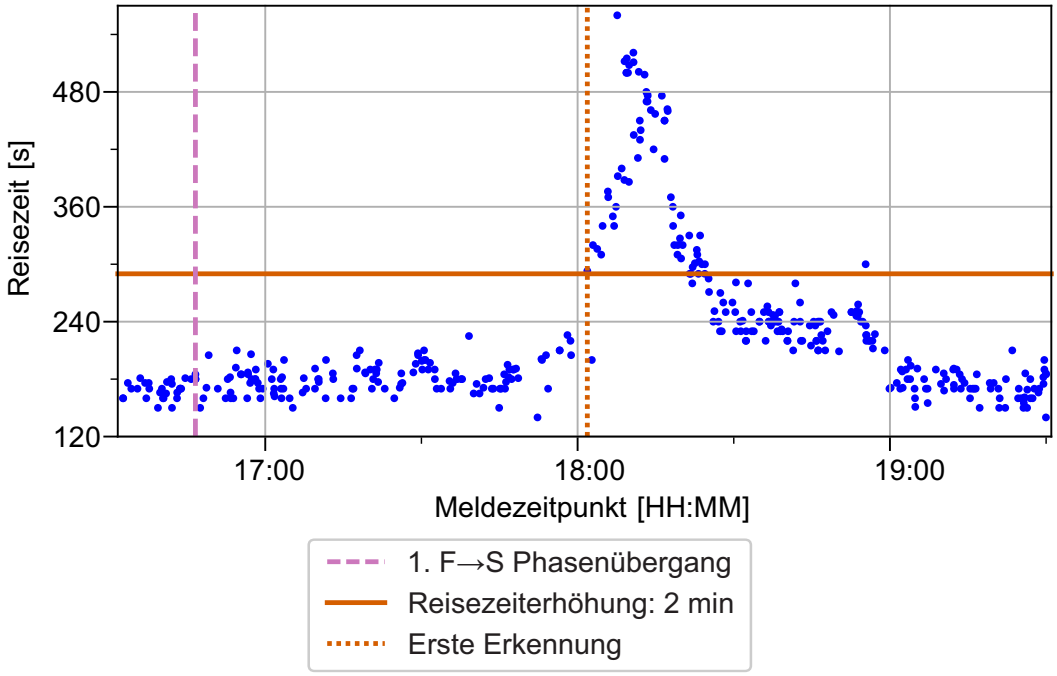


Abbildung A.2: Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.1.

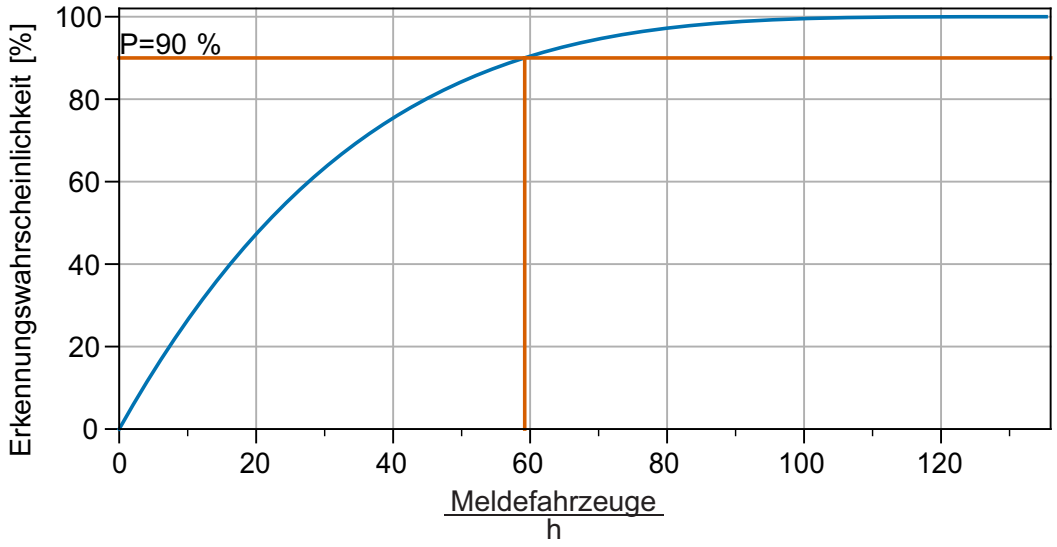


Abbildung A.3: Erkennungswahrscheinlichkeit von erhöhten Reisezeiten in Abhängigkeit zu den verwendeten Meldefahrzeuge pro Stunde für die Verkehrssituation in Abbildung A.1.

A.1.2 A81 Kreuzung „Weinsberg“ (Deutschland)

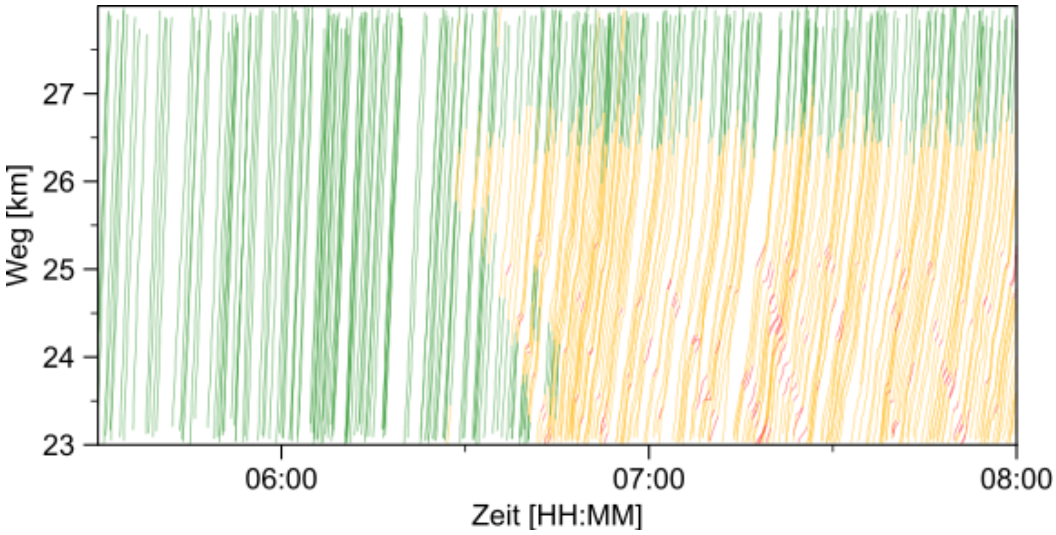


Abbildung A.4: Weg-Zeit-Diagramm einer empirischen Verkehrssituation auf der A81 bei der Kreuzung „Weinsberg“ (Deutschland) mit drei Fahrstreifen am 10.11.2016. Die Trajektorien sind gemäß der Verkehrsphasen eingefärbt. Angepasst aus [75].

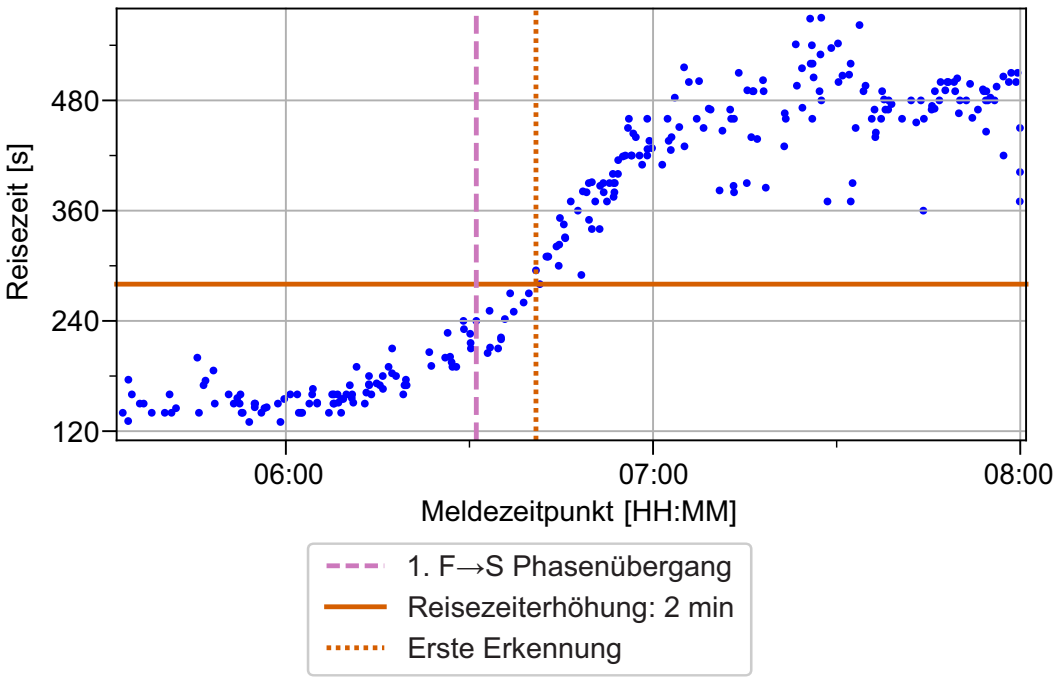


Abbildung A.5: Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.4.

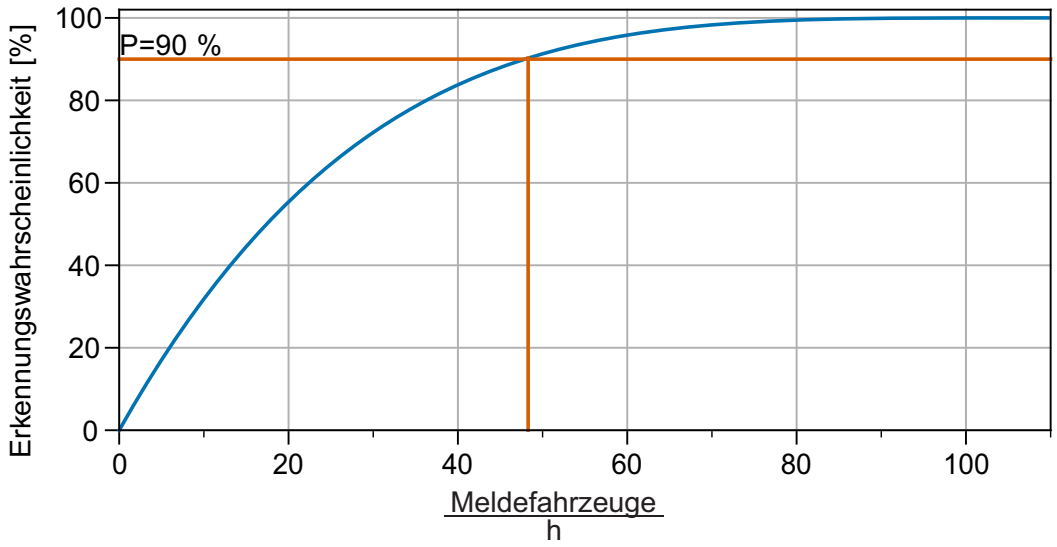


Abbildung A.6: Erkennungswahrscheinlichkeit von erhöhten Reisezeiten in Abhängigkeit zu den verwendeten Meldefahrzeuge pro Stunde für die Verkehrssituation in Abbildung A.4.

A.1.3 A8 Kreuz Stuttgart (Deutschland)

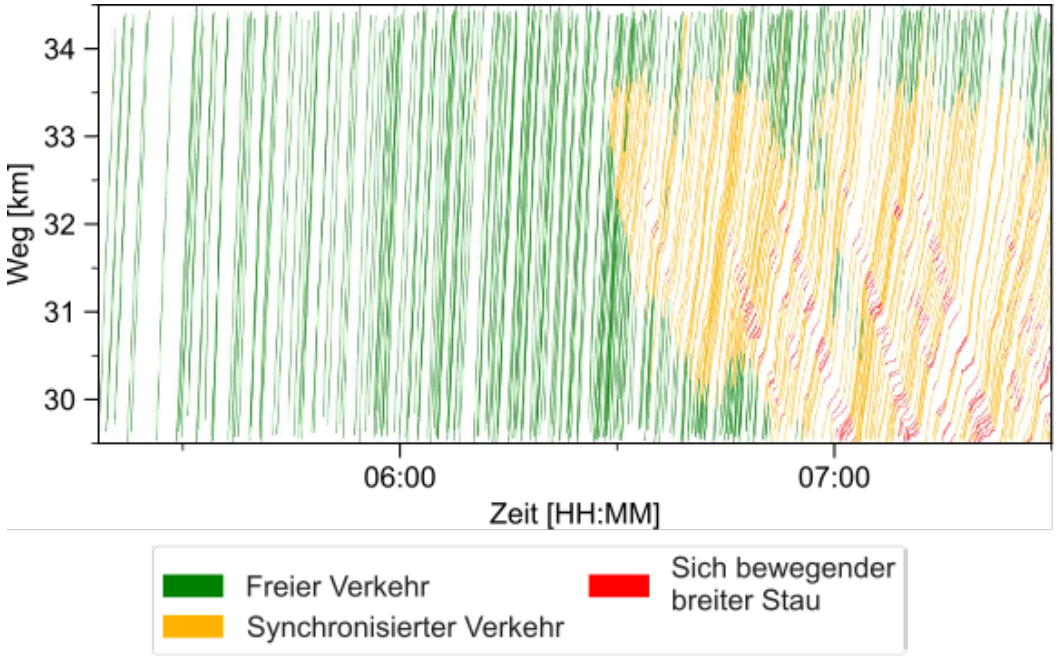


Abbildung A.7: Weg-Zeit-Diagramm einer empirischen Verkehrssituation auf der A8 bei dem Autobahnkreuz „Stuttgart“ (Deutschland) mit drei Fahrstreifen am 26.10.2016. Die Trajektorien sind gemäß der Verkehrsphasen eingefärbt. Angepasst aus [64].

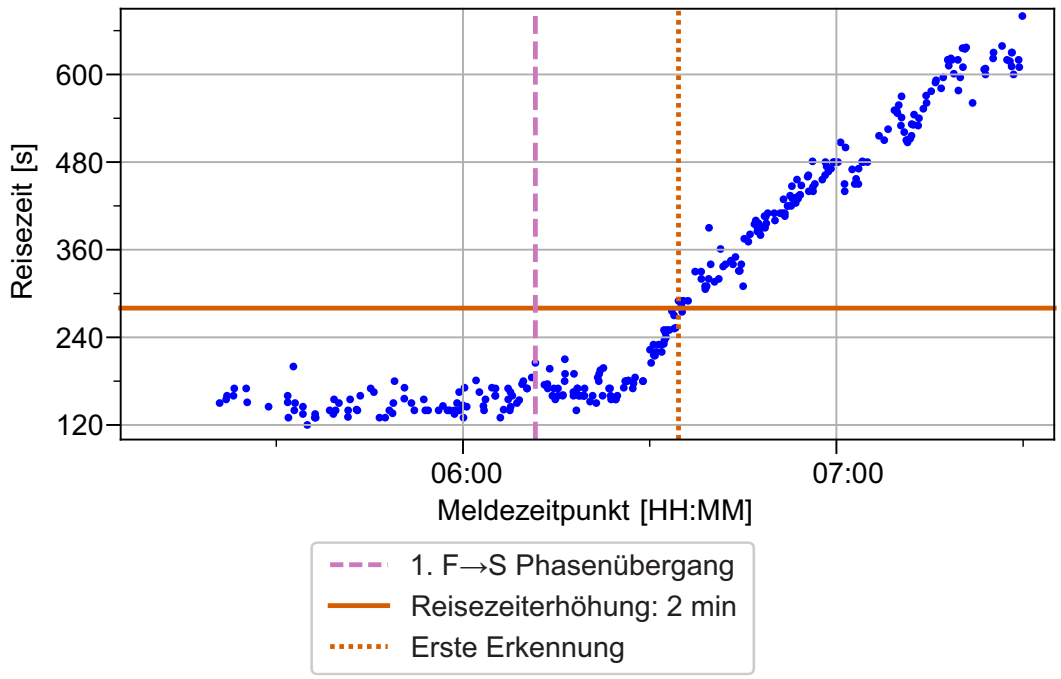


Abbildung A.8: Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.7. Angepasst aus [64].

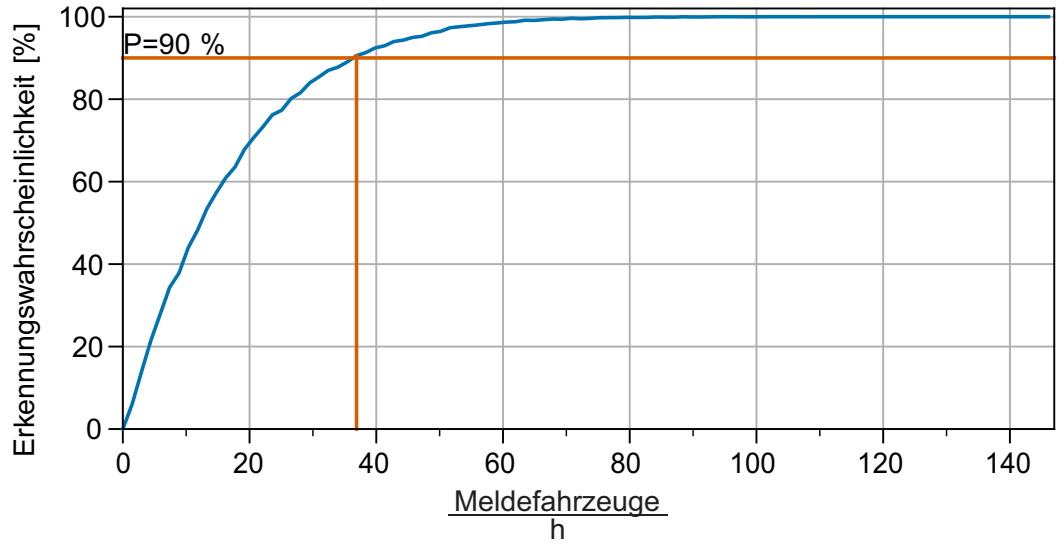


Abbildung A.9: Erkennungswahrscheinlichkeit von erhöhten Reisezeiten in Abhängigkeit zu den verwendeten Meldefahrzeuge pro Stunde für die Verkehrssituation in Abbildung A.7. Angepasst aus [64].

A.1.4 SR-91 Florida turnpike (USA)

Aufgrund der geringen Anzahl von verfügbaren Meldefahrzeugen wurde für dieses Beispiel keine Erkennungswahrscheinlichkeit berechnet.

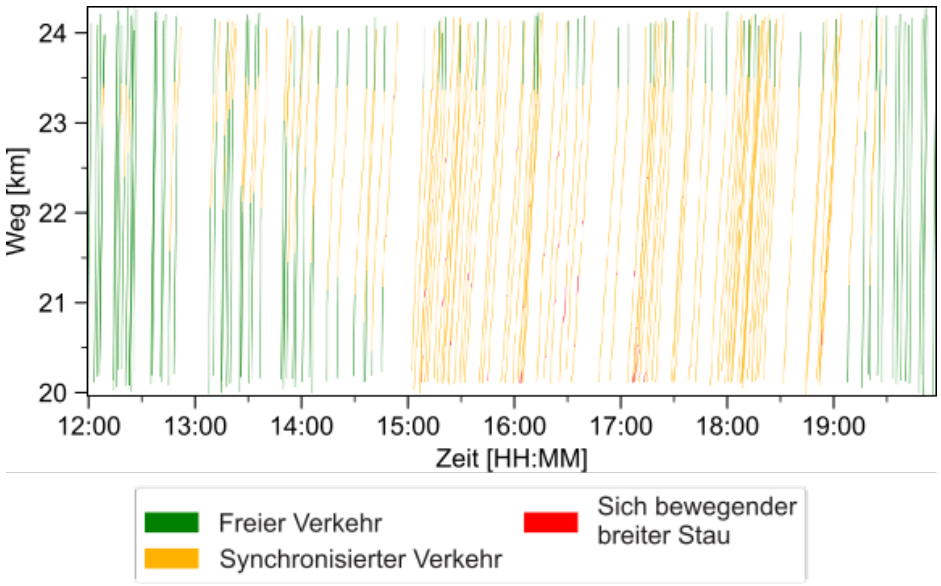


Abbildung A.10: Weg-Zeit-Diagramm einer empirischen Verkehrssituation auf der SR 91 NB (USA, Florida) mit drei Fahrstreifen am 14.04.2021. Angepasst aus [64].

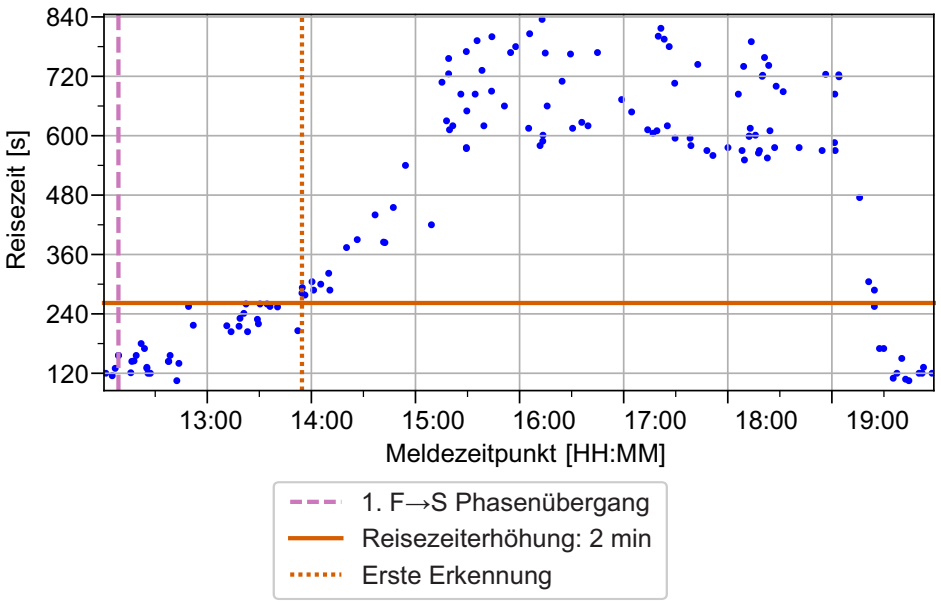


Abbildung A.11: Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.10. Angepasst aus [64].

A.1.5 I-95 (USA)

Aufgrund der geringen Anzahl von verfügbaren Meldefahrzeugen wurde für dieses Beispiel keine Erkennungswahrscheinlichkeit berechnet.

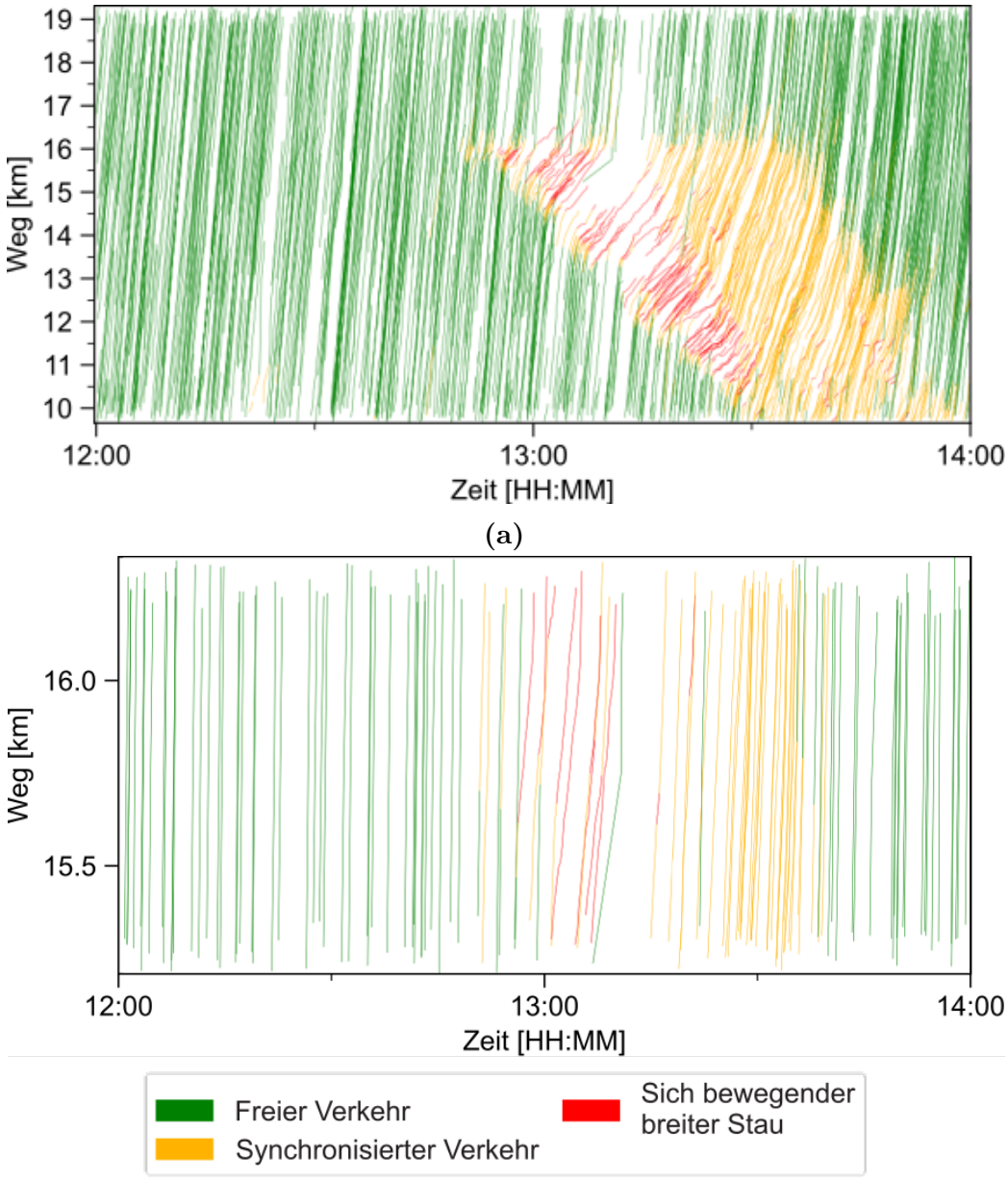


Abbildung A.12: Weg-Zeit-Diagramme einer empirischen Verkehrssituation auf der I-95 NB (USA, Chicago, IL) mit drei Fahrstreifen am 15.10.2021. (b) zeigt den Streckenabschnitt 15,3 bis 16,3 km aus (a). Angepasst aus [64].

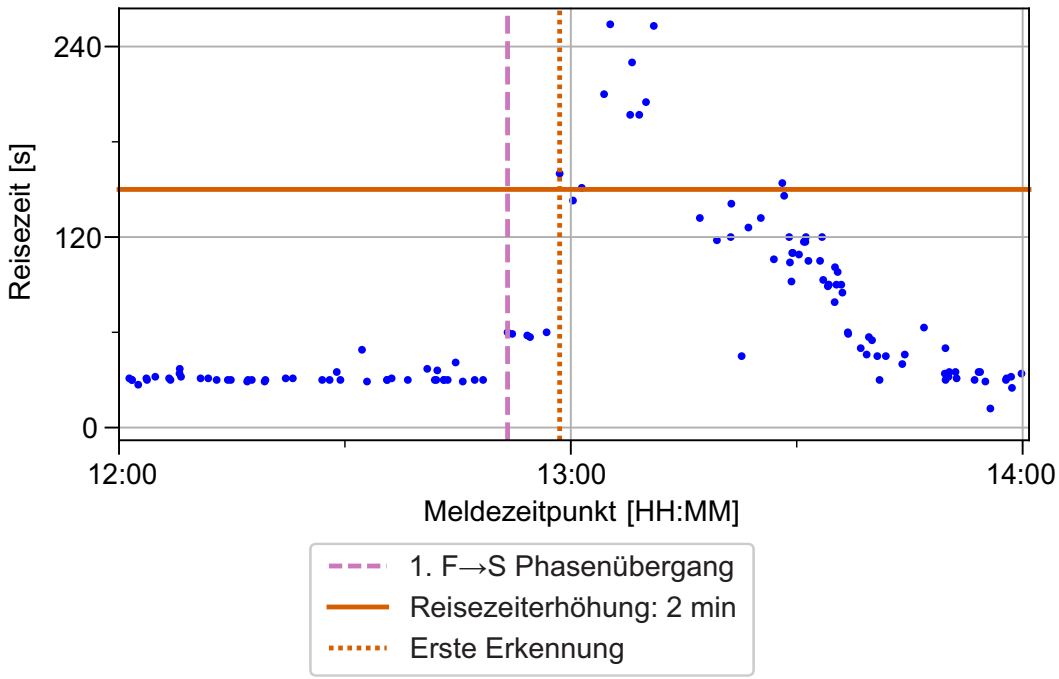


Abbildung A.13: Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.12(b) (zwischen Kilometer 15,3 und 16,3). Aufgrund der vergleichsweise geringen Anzahl von Meldefahrzeugen, die den gesamten Streckenabschnitt von 5 km befahren, ist für diese empirische Verkehrssituation die Entwicklung der Reisezeiten für einen 1 km langen Streckenabschnitt dargestellt und dementsprechend nicht in Tabelle 6.2 aufgeführt. Angepasst aus [64].

Abbildungsverzeichnis

2.1 Qualitatives Weg-Zeit-Diagramm zur Darstellung von mikroskopischen Floating-Car-Daten. Die GNSS-Positionen sind als Punkte dargestellt. GNSS-Positionen, die mit einer Linie verbunden sind, stammen vom selben Meldefahrzeug. 10

2.2 Qualitative Darstellung der Entstehung eines Verkehrsstaus. Fahrzeuge, die von der Autobahneinfahrt auf die Hauptfahrbahn wechseln, verursachen den gestauten Verkehr. 11

2.3 Exemplarisches Beispiel der drei Verkehrsphasen. Wie im linken Teil der Abbildung dargestellt, handelt es sich bei der Engstelle B1 um eine Autobahnausfahrt, B2 und B3 sind Autobahneinfahrten auf der dreistreifigen Autobahn A5-Süd in Deutschland. Angepasst aus [45]. . . 13

2.4 Qualitative Darstellung von Verkehrsphasen- und Verkehrszustandsübergängen. Angepasst aus [47]. 15

2.5 Detaillierte Darstellung der verschiedenen Verkehrsphasenübergänge und Verkehrszustandsübergänge. Angepasst aus [47]. 16

2.6 Qualitative Darstellung des Zusammenhangs von Verkehrsfluss und der Metastabilität des freien Verkehrs. Angepasst aus [45]. 17

2.7 Qualitative Darstellung von einem spontanen und einem induzierten Verkehrszusammenbruch. 19

2.8 Qualitative Darstellung der simulierten Geschwindigkeitsanpassung gemäß der Drei-Phasen-Verkehrstheorie. Fahrzeuge beschleunigen, falls der Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug größer als der Synchronisierungsabstand G ist. Ist der Abstand kleiner als der Sicherheitsabstand g_{sicher}, bremst das hintere Fahrzeug ab. Ist der Abstand zwischen g_{sicher} und G, passt das hintere Fahrzeug seine Geschwindigkeit an die des vorausfahrenden Fahrzeugs an. Angepasst aus [41]. 21

3.1 Kennfelder verschiedener PKW-Typen in Abhängigkeit von der Drehzahl und dem Mitteldruck, der mit dem Druck auf das Gaspedal steigt [86]. 34

3.2 Geschwindigkeitsprofile der Fahrzyklen NEFZ (links) und WLTC (Fahrzeugklasse 3) (rechts). Angepasst aus [57]. 36

3.3 Gesättigte Verbrauchsmatrix von einem Verbrennungsmotor aus [49]. . 38

4.1 Untersuchtes Gebiet im Großraum Chicago. Die analysierten Autobahnen sind in blau hervorgehoben. Abbildung aus [37]. 40

4.2 Auswirkung der täglichen Verkehrstaus in Abhängigkeit von Wochentag (Montag bis Freitag: Wochentag 2 bis 6) und Monat. Angepasst aus [37]. 42

4.3 Geschwindigkeitsdarstellung mehrerer Verkehrssituationen auf der I-55 WB Chicago zwischen dem Stadtzentrum und der Kreuzung mit der IL-171 im Mai 2022. Die mit B1 markierte Engstelle ist die Auffahrt der „South Pulaski Road“. Angepasst aus [37]. 47

4.4 Verkehrsphasendarstellung der empirischen Beispiele auf der I-55 WB Chicago im Mai 2022. 48

5.1 Geschwindigkeitsdarstellung einer empirischen Verkehrssituation auf der I-95 SB (Florida, USA) am 15.10.2021, die mit Floating-Car-Daten erfasst wurde. Die Engstelle B2 entspricht der Kreuzung der I-95 mit dem „International Golf Parkway“, für B1 und B3 sind keine infrastrukturellen Engstellen feststellbar. Angepasst aus [73]. 51

5.2 Geschwindigkeitsprofil der in Abbildung 5.4 mit „5“ gelabelten Trajektorie im eingekreisten räumlich-zeitlichen Verkehrsbereich, eingefärbt nach den Verkehrsphasen. 53

5.3 Beispielhafte Auswahl der überprüften Geschwindigkeitsschwellwerte für die Verkehrszustandsübergänge S_J und J_S für die empirische Verkehrssituation in Abbildung 5.1. Bei der x-Achse handelt es sich jeweils um die Uhrzeit und bei der y-Achse um die Distanz in km. Geschwindigkeiten über dem jeweiligen Schwellwert sind grün visualisiert, Geschwindigkeiten darunter rot. 55

5.4 Verkehrsphasendarstellung des empirischen Beispiels auf der I-95 SB (Florida, USA) am 15.10.2021 basierend auf den gleichen Floating-Car-Daten wie in Abbildung 5.1. Die Reisezeiten der hervorgehobenen Trajektorien werden in Tabelle 5.2 mit den Reisezeiten verglichen, welche mithilfe von Radar-Daten geschätzt sind. Der blau eingekreiste Bereich der mit „5“ beschrifteten Trajektorie ist im Detail in Abbildung 5.2 dargestellt. Angepasst aus [73]. 57

5.5 Empirischer spontaner und induzierter Verkehrszusammenbruch auf der I-95 SB in Florida am 15.10.2021. Angepasst aus [73]. 58

5.6 Trajektorie eines exemplarischen Meldefahrzeugs, welches mehrere Verkehrsphasen passiert. Die dargestellte Verkehrssituation ist vom 04.11.2016 von der A8 (Deutschland). Die gestrichelt hervorgehobene Trajektorie in (a) ist in (b) und (c) im Detail dargestellt. Die Farben in (a) und (b) sind gleich gewählt. Angepasst aus [45]. 60

5.7 Mikroskopische Struktur eines sich bewegenden breiten Staus auf der I-95 SB (Florida, USA). Der räumlich-zeitliche Bereich ist in Abbildung 5.4 eingekreist. In (b) und (c) ist der Geschwindigkeitsverlauf der blau hervorgehobenen Trajektorie aus (a) für verschiedene Zeitfenster dargestellt. Angepasst aus [73]. 62

5.8 Mikroskopische Struktur des sich bewegenden breiten Staus in Abbildung 5.6(a) auf der A8 (Deutschland). Eine vergrößerte Darstellung des betrachteten räumlich-zeitlichen Ausschnitts ist in (a) zu sehen, (b) und (c) stellen den Geschwindigkeitsverlauf der in (a) hervorgehobenen und mit „6“ gelabelten Trajektorie dar. Angepasst aus [45]. 63

5.9 Mit der adaptiven Glättungsmethode von Treiber und Helbing (siehe Referenzen aus [85]) rekonstruierte Geschwindigkeitskonturen basierend auf den stationären Radar-Daten. Die blaue Linie zwischen den Meilmarkern 19.7 und 21.3 wird durch fehlende Detektordaten verursacht. Angepasst aus [73]. 64

5.10 Geschwindigkeitsdarstellung der rekonstruierten Geister-Trajektorien basierend auf den stationären Radar-Daten in Abbildung 5.9. Angepasst aus [73]. 65

5.11 Geschwindigkeitsunterschiede zwischen den Floating-Car-Daten und den Radar-Daten, exemplarisch dargestellt anhand der mit „3“ markierten Trajektorie in Abbildung 5.4 und Tabelle 5.2. Angepasst aus [73]. . . . 67

6.1 Qualitative Darstellung eines gestauten Verkehrsbereichs bei einer Einfahrt nach einem Verkehrszusammenbruch. Der Verkehrsfluss auf der Autobahn ist mit q_{in} gelabelt, der Verkehrsfluss von der Einfahrt mit q_{on}. Der analysierte Streckenabschnitt liegt zwischen der Start- und Endposition. Die Reisezeit steigt ab t_0, bei $t_{erhöht}$ wird der bestimmte Schwellwert zum ersten Mal überschritten und entspricht damit dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt. Für eine erfolgreiche, rechtzeitige Erkennung muss mindestens eine Reisezeitmeldung in dem Zeitfenster $[t_{erhöht}, t_{erhöht} + \Delta t]$ vorliegen. 70

6.2 Exemplarisches, empirisches Beispiel zur Verdeutlichung der Reisezeiten-Fluktuation im freien Verkehr. 72

6.3 Qualitative Darstellung von Trajektorien zufällig ausgewählter Meldefahrzeuge zwei verschiedener Iterationen. Nur in der zweiten Gruppe wird die erhöhte Reisezeit von einem der Meldefahrzeuge innerhalb des Erkennungs-Zeitfensters gemeldet. 73

6.4 Bestimmung der Erkennungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von der Penetrationsrate für die simulierte Verkehrssituation (Abschnitt 6.3) mit unterschiedlich vielen Iterationen. 74

6.5 Geschwindigkeitsdarstellung des simulierten Szenarios, unterteilt nach Fahrstreifen (links: linker Fahrstreifen, rechts: rechter Fahrstreifen). Angepasst aus [64]. 75

6.6 Verkehrsphasendarstellung des simulierten Szenarios zwischen Kilometer 12 und 17, die Bestimmung der Verkehrsphasen erfolgt mit den Schwellwerten aus Tabelle 5.1. Der Geschwindigkeitsverlauf der blau hervorgehobenen Trajektorien ist in Abbildung 6.7 dargestellt. Angepasst aus [64]. 76

6.7 Beispielhafte Trajektorien aus der Simulation, die zu unterschiedlichen Zeiten den Streckenabschnitt zwischen Kilometer 12 und 17 befahren. . 78

6.8 Reisezeitentwicklung im simulierten Szenario zwischen Kilometer 12 und 17, unterteilt nach Fahrstreifen. Die Reisezeiten im freien Verkehr (vor Minute 60) fluktuieren, wie bei den empirischen Daten (siehe Abbildung 6.2). Angepasst aus [64]. 79

6.9 Erkennungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von der Penetrationsrate und einem Zeitfenster von 2 min ab dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt. Angepasst aus [64]. 80

6.10 Trajektorien der empirischen Floating-Car-Daten von der A81 bei der Kreuzung „Böblingen / Sindelfingen“ mit zwei Fahrstreifen am 25.10.2016. Die Trajektorien sind gemäß den bestimmten Verkehrsphasen eingefärbt. Angepasst aus [22]. 81

6.11 Entwicklung der Reisezeiten auf der A81 bei der Kreuzung „Böblingen / Sindelfingen“ am 25.10.2016. 82

6.12 Über 1 min gemittelter Verkehrsfluss aus Detektordaten. 83

6.13 Erkennungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von (a) der Anzahl von Meldefahrzeugen pro Stunde und (b) der Penetrationsrate bei einem Erkennungs-Zeitfenster von 2 min ab dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt. 84

6.14 Verkehrsphasendarstellung von gestauten empirischen Verkehrssituationen auf der A5 bei dem Autobahnkreuz Bruchsal im November 2016. Bei der x-Achse handelt es sich um die Uhrzeit und bei der y-Achse um die Distanz in Kilometern. Angepasst aus [75]. 86

6.15 Entwicklung der Reisezeiten im November 2016. Bei der x-Achse handelt es sich um die Uhrzeit der Reisezeitmeldung und bei der y-Achse um die Fahrtdauer in Sekunden. 87

6.16 Erkennungswahrscheinlichkeiten der erhöhten Reisezeit in Abhängigkeit der betrachteten Anzahl von Meldefahrzeugen. Bei der x-Achse handelt es sich um die Meldefahrzeuge pro Stunde und bei der y-Achse um die Erkennungswahrscheinlichkeit in Prozent. 88

6.17 Verkehrsphasendarstellung einer zufällig ausgewählten und uniform gleichverteilten Teilmenge der simulierten Fahrzeuge, unterteilt nach Fahrstreifen. 89

6.18 Verkehrsphasendarstellung der zufällig verteilten Meldefahrzeuge ohne Unterteilung nach Fahrstreifen. 90

6.19 Reisezeitentwicklung der zufälligen Teilmenge der simulierten Fahrzeuge. 91

6.20 Erkennungswahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von (a) der Anzahl von Meldefahrzeugen pro Stunde und (b) der Penetrationsrate bei einem Erkennungs-Zeitfenster von 2 min ab dem frühstmöglichen Detektionszeitpunkt. Die Erkennungswahrscheinlichkeiten sind, wie in Abschnitt 6.2 beschrieben, mit 10 000 Iterationen je Penetrationsrate bestimmt. 92

6.21 Fortsetzung des Weg-Zeit-Diagramms am Autobahnkreuz Bruchsal vom 14.11.2016 aus Abbildung 6.14 bis 11:00 Uhr. Der gestaute Verkehrsbereich an der Engstelle löst sich auf und es kehrt freier Verkehr zurück. . 95

6.22 Entwicklung der Reisezeiten der in Abbildung 6.21 dargestellten Trajektorien am Autobahnkreuz Bruchsal vom 14.11.2016. 95

7.1 Qualitative Darstellung des Versuchsaufbaus zur Messung der Fahrzeugdaten. 98

7.2 Route der exemplarischen Datenaufzeichnung in Abbildung 7.3, dargestellt mit OpenStreetMap [63]. Der Start der Versuchsfahrt ist mit einem grünen Marker dargestellt, das Ende mit einem Roten. 100

7.3 Exemplarische Datenaufzeichnung, die einen Teil der verwendeten Daten darstellt. 101

7.4 Zwischenstand bei der Erstellung der Verbrenner-Verbrauchsmatrix nach 40 : 18 min (9,3 km) Fahrt. 102

7.5 Empirische urbane Verbrauchsmatrizen aus LUKAS. 102

7.6 Anteil von Elementen mit mindestens einer Verbrauchsmessung bei der Verbrenner-Verbrauchsmatrix (a) und der Elektro-Verbrauchsmatrix (b) 103

7.7 Anzahl der Verbrauchsmessungen je Verbrauchsmatrixelement. 104

7.8 Beispielhafte energetische Bewertung einer empirischen Trajektorie aus Sindelfingen. 105

7.9 Energetische Bewertung der beispielhaften Trajektorie im freien Verkehr aus Abschnitt 6.3. Der durchschnittliche Verbrauch von 6 l/h ist mit einer gestrichelten Linie dargestellt. Die Einfärbung der Verläufe entspricht den Verkehrsphasen. Der Verbrauch über die gesamte Fahrtzeit von 2 : 39 min liegt bei 271 ml. 107

7.10 Energetische Bewertung der beispielhaften Trajektorie am Anfang des gestauten Verkehrs aus Abschnitt 6.3. Der durchschnittliche Verbrauch von 4,5 l/h ist mit einer gestrichelten Linie dargestellt. Die Einfärbung der Verläufe entspricht den Verkehrsphasen. Aufgrund des durchschnittlich geringeren Verbrauchs pro Stunde im Vergleich zu der Trajektorie im freien Verkehr (Abbildung 7.9) ist der Gesamtverbrauch (262 ml) trotz der längeren Fahrtzeit (3 : 33 min) niedriger als im freien Verkehr. 108

7.11 Energetische Bewertung der beispielhaften Trajektorie aus Abschnitt 6.3, welche sich größtenteils durch den gestauten Verkehr bewegt. Der durchschnittliche Verbrauch von 2,4 l/h ist mit einer gestrichelten Linie dargestellt. Die Einfärbung der Verläufe entspricht den Verkehrsphasen. Aufgrund des Staus und der damit einhergehenden wesentlich längeren Fahrzeit (8 : 51 min) sowie der häufigeren Beschleunigungsvorgänge ist der Gesamtverbrauch (364 ml) höher als bei den anderen Trajektorien. 109

7.12 Entwicklung der berechneten Kraftstoffverbräuche für die simulierten Fahrzeuge. Die blauen Punkte stellen die einzelnen Verbrauchswerte der Fahrzeuge dar, die rote Linie den gleitenden Mittelwert für 5 min-Intervalle. 110

A.1 Weg-Zeit-Diagramm einer empirischen Verkehrssituation auf der A81 bei der Kreuzung „Mundelsheim“ (Deutschland) mit drei Fahrstreifen am 13.11.2016. Die Trajektorien sind gemäß der Verkehrsphasen eingefärbt. Angepasst aus [75]. 121

A.2 Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.1. 122

A.3 Erkennungswahrscheinlichkeit von erhöhten Reisezeiten in Abhängigkeit zu den verwendeten Meldefahrzeuge pro Stunde für die Verkehrssituation in Abbildung A.1. 122
A.4 Weg-Zeit-Diagramm einer empirischen Verkehrssituation auf der A81 bei der Kreuzung „Weinsberg“ (Deutschland) mit drei Fahrstreifen am 10.11.2016. Die Trajektorien sind gemäß der Verkehrsphasen eingefärbt. Angepasst aus [75]. 123
A.5 Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.4. 123
A.6 Erkennungswahrscheinlichkeit von erhöhten Reisezeiten in Abhängigkeit zu den verwendeten Meldefahrzeuge pro Stunde für die Verkehrssituation in Abbildung A.4. 124
A.7 Weg-Zeit-Diagramm einer empirischen Verkehrssituation auf der A8 bei dem Autobahnkreuz „Stuttgart“ (Deutschland) mit drei Fahrstreifen am 26.10.2016. Die Trajektorien sind gemäß der Verkehrsphasen eingefärbt. Angepasst aus [64]. 124
A.8 Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.7. Angepasst aus [64]. . . 125
A.9 Erkennungswahrscheinlichkeit von erhöhten Reisezeiten in Abhängigkeit zu den verwendeten Meldefahrzeuge pro Stunde für die Verkehrssituation in Abbildung A.7. Angepasst aus [64]. 125
A.10 Weg-Zeit-Diagramm einer empirischen Verkehrssituation auf der SR 91 NB (USA, Florida) mit drei Fahrstreifen am 14.04.2021. Angepasst aus [64]. 126
A.11 Reisezeiten der Trajektorien aus Abbildung A.10. Angepasst aus [64]. . 126
A.12 Weg-Zeit-Diagramme einer empirischen Verkehrssituation auf der I-95 NB (USA, Chicago, IL) mit drei Fahrstreifen am 15.10.2021. (b) zeigt den Streckenabschnitt 15,3 bis 16,3 km aus (a). Angepasst aus [64]. . . . 127

Tabellenverzeichnis

1.1 Kennzahlen aus der Staubilanz für Autobahnen des ADAC [1–3]. . . . 2

4.1 Stau-Auswirkungen im Raum Chicago in 2019. Angepasst aus [37]. . . 44
4.2 Anzahl wiederkehrender und zuverlässiger Stauereignisse in 2019. Angepasst aus [37]. 44

5.1 Bedingungen zur approximativen Erkennung von Verkehrszustandsübergängen in simulierten und empirischen Floating-Car-Daten (angepasst von [47]). 52
5.2 Vergleich der empirisch gemessenen Reisezeiten mit Floating-Car-Daten und den geschätzten Reisezeiten basierend auf den Radar-Daten. Angepasst aus [73]. 66

6.1 Benötigte Penetrationsraten in Abhängigkeit von der Erkennungswahrscheinlichkeit und des Zeitfensters für die Erkennung. 80
6.2 Übersicht der analysierten Verkehrssituationen. 93

7.1 Zyklus-Zeiten der Signale auf dem CAN-Bus. 99

Literatur

[1] ADAC. *Anzahl der gemeldeten Staustunden auf Autobahnen in Deutschland von 2014 bis 2022 [Graph]*. 2. Feb. 2023. URL: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/508860/umfrage/staustunden-auf-deutschen-autobahnen/.

[2] ADAC. *Anzahl der Staumeldungen auf Fernstraßen in Deutschland in den Jahren 2002 bis 2022 [Graph]*. 2. Feb. 2023. URL: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/169948/umfrage/anzahl-der-staumeldungen-in-deutschland/.

[3] ADAC. *Staulänge auf Autobahnen in Deutschland von 2002 bis 2022 (in Kilometer) [Graph]*. 2. Feb. 2023. URL: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/200201/umfrage/gesamte-staulaenge-auf-autobahnen-in-deutschland/.

[4] K. Ahn, H. Rakha, A. Trani und M. Van Aerde. „Estimating Vehicle Fuel Consumption and Emissions based on Instantaneous Speed and Acceleration Levels“. In: *Journal of Transportation Engineering* 128.2 (1. März 2002), S. 182–190. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-947X(2002)128:2(182).

[5] R. Akcelik, C. Bayley, D. P. Bowyer und D. C. Biggs. „A hierarchy of vehicle fuel consumption models“. In: *Traffic Engineering & Control* 24.10 (Okt. 1983).

[6] C. Antoniou, R. Balakrishna und H. N. Koutsopoulos. „A Synthesis of emerging data collection technologies and their impact on traffic management applications“.

In: *European Transport Research Review* 3.3 (Nov. 2011), S. 139–148. DOI: 10.1007/s12544-011-0058-1.

[7] H. Bar-Gera. „Evaluation of a cellular phone-based system for measurements of traffic speeds and travel times: A case study from Israel“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 15.6 (2007), S. 380–391. DOI: https://doi.org/10.1016/j.trc.2007.06.003.

[8] E. Barmpounakis und N. Geroliminis. „On the new era of urban traffic monitoring with massive drone data: The pNEUMA large-scale field experiment“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 111 (Feb. 2020), S. 50–71. DOI: 10.1016/j.trc.2019.11.023.

[9] H. Belzner. *Erkennung von Verkehrsstörungen unter Verwendung erweiterter fahrzeuggenerierter Daten*. de. Hrsg. von F. Busch. 7. München: Lehrstuhl für Verkehrstechnik / Technische Universität München, 2007. ISBN: 978-3-937631-07-3.

[10] BMDV. *Durchschnittlicher Kraftstoffverbrauch der in Deutschland zugelassenen Pkw in den Jahren von 2011 bis 2021 (in Liter/100 Kilometer)*. 10. Dez. 2022. URL: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/484054/umfrage/durchschnittsverbrauch-pkw-in-privaten-haushalten-in-deutschland/.

[11] T. R. Board, E. National Academies of Sciences und Medicine. *Highway Capacity Manual 7th Edition: A Guide for Multimodal Mobility Analysis*. Washington, DC: The National Academies Press, 2022. ISBN: 978-0-309-08766-7. DOI: 10.17226/26432.

[12] *Bottlenecks on Florida SIS*. Florida Department of Transportation, 2011.

[13] S. Breitenberger, B. Grüber, M. Neuherz und R. Kates. „Traffic information potential and necessary penetration rates“. In: *Traffic Engineering & Control* 45.11 (Dez. 2004).

[14] M. Buchholz, J. Müller, M. Herrmann, J. Strohbeck, B. Völz, M. Maier, J. Paczia, O. Stein, H. Rehborn und R.-W. Henn. „Handling Occlusions in Automated Driving Using a Multiaccess Edge Computing Server-Based Environment Model From Infrastructure Sensors“. In: *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine* 14.3 (Mai 2022), S. 106–120. DOI: 10.1109/MITS.2021.3089743.

[15] M. Conrath, M. Koller und H. Rehborn. *Verfahren zum Bereitstellen verkehrsrelevanter Informationen*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2019 005 351 A1, 2019.

[16] D. Cvetek, M. Muštra, N. Jelušić und L. Tišljarić. „A Survey of Methods and Technologies for Congestion Estimation Based on Multisource Data Fusion“. In: *Applied Sciences* 11.5 (Jan. 2021), S. 2306. DOI: 10.3390/app11052306.

[17] S. C. Davis und R. G. Boundy. „Transportation Energy Data Book (Edition 40)“. In: (Mai 2022). DOI: 10.2172/1878695.

[18] F. Dion und H. Rakha. „Estimating dynamic roadway travel times using automatic vehicle identification data for low sampling rates“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 40.9 (1. Nov. 2006), S. 745–766. DOI: 10.1016/j.trb.2005.10.002.

[19] *Directive 98/69/EC of the European Parliament and of the Council of 13 October 1998 relating to measures to be taken against air pollution by emissions from motor vehicles and amending Council Directive 70/220/EEC*. https://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=CELEX:31998L0069:EN:HTML.

[20] F. Dudenhöffer und E. M. John. „EU-Normen für Verbrauchsangaben von Autos: Mehr als ein Ärgernis für Autokäufer“. In: *ifo Schnelldienst* 62.13 (2009), S. 14–17.

[21] Y. Dülgar. „Räumlich-zeitliche Stauphänomene auf Basis von empirischen Verkehrsdaten“. In: (16. Sep. 2021). DOI: 10.15496/PUBLIKATION-60392.

[22] Y. Dülgar, S.-E. Molzahn, H. Rehborn, M. Koller, B. S. Kerner, D. Wegerle, M. Schreckenberg, M. Menth und S. L. Klenov. „Empirical random phase transitions between free flow and synchronized flow at highway bottlenecks“. In: *Journal of Intelligent Transportation Systems* 24.6 (1. Nov. 2020), S. 539–555. DOI: 10.1080/15472450.2019.1615488.

[23] K. Eisinga und S. Lorkowski. „Network-Wide Traffic Volume Estimation Based on Probe Vehicle Data“. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2679.4 (Apr. 2025), S. 264–277. DOI: 10.1177/03611981241289408.

[24] *Energieverbrauch in Deutschland nach Sektoren 2021*. Statista. URL: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/321069/umfrage/energieverbrauch-in-deutschland-nach-sektoren/ (besucht am 20. 03. 2023).

[25] E. Ericsson. „Independent driving pattern factors and their influence on fuel-use and exhaust emission factors“. In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 6.5 (1. Sep. 2001), S. 325–345. DOI: 10.1016/S1361-9209(01)00003-7.

[26] C. de Fabritiis, R. Ragona und G. Valenti. „Traffic Estimation And Prediction Based On Real Time Floating Car Data“. In: *2008 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*. Okt. 2008, S. 197–203. DOI: 10.1109/ITSC.2008.4732534.

[27] J. C. Falcocchio und H. S. Levinson. „Managing Nonrecurring Congestion“. In: *Road Traffic Congestion: A Concise Guide*. Hrsg. von J. C. Falcocchio und H. S. Levinson. Cham: Springer International Publishing, 2015, S. 197–211. ISBN: 978-3-319-15165-6. DOI: 10.1007/978-3-319-15165-6_15.

[28] *Forschungsprojekt LUKAS: Lokales Umfeldmodell für das Kooperative Automatisierte Fahren in komplexen Verkehrssituationen*. Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK). 2020–2023. URL: https://projekt-lukas.de/ (besucht am 21. 03. 2023).

[29] D. C. Gazis und R. Herman. „The Moving and “Phantom” Bottlenecks“. In: *Transportation Science* 26.3 (Aug. 1992), S. 223–229. DOI: 10.1287/trsc.26.3.223.

[30] B. Ghosh. *Predicting the duration and impact of the non-recurring road incidents on the transportation network*. 2019. DOI: 10.32657/10220/48435.

[31] P. Gipps. „A behavioural car-following model for computer simulation“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 15.2 (Apr. 1981), S. 105–111. DOI: 10.1016/0191-2615(81)90037-0.

[32] *Google Maps Eco Friendly Routing*. Google. Nov. 2021. URL: https://www.gstatic.com/gumdrop/sustainability/google-maps-eco-friendly-routing.pdf (besucht am 20. 03. 2023).

[33] D. A. Hennessy und D. L. Wiesenthal. „Traffic congestion, driver stress, and driver aggression“. In: *Aggressive Behavior* 25.6 (1999), S. 409–423. DOI: 10.1002/(SICI)1098-2337(1999)25:6<409::AID-AB2>3.0.CO;2-0.

[34] J. C. Herrera, D. B. Work, R. Herring, X. (Ban, Q. Jacobson und A. M. Bayen. „Evaluation of traffic data obtained via GPS-enabled mobile phones: The Mobile Century field experiment“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 18.4 (1. Aug. 2010), S. 568–583. DOI: 10.1016/j.trc.2009.10.006.

[35] J. Holden, N. Reinicke und J. Cappellucci. „RouteE: A Vehicle Energy Consumption Prediction Engine“. In: *SAE International Journal of Advances and Current Practices in Mobility* 2.5 (Apr. 2020), S. 2760–2767. DOI: 10.4271/2020-01-0939.

[36] J. Hong, X. Zhang, Z. Wei, L. Li und Y. Ren. „Spatial and Temporal Analysis of Probe Vehicle-based Sampling for Real-time Traffic Information System“. In: *2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. Juni 2007, S. 1234–1239. DOI: 10.1109/IVS.2007.4290287.

[37] W. Huang, B. A. Bernhardt, J. Paczia, H. Rehborn, J. Xu und Y. Guan. „An Empirical Study of Microscopic Reliability and Mobility Measures on Recurring Congestion“. In: *Transportation Research Board 102nd Annual Meeting Transportation Research Board*. 2023.

[38] INRIX. *Verkehr kostet deutsche Wirtschaft 33 Milliarden Euro im Jahr 2030*. Inrix. 14. Okt. 2014. URL: https://inrix.com/press-releases/verkehr-kostet-deutsche-wirtschaft-33-milliarden-euro-im-jahr-2030/ (besucht am 21. 03. 2023).

[39] D. J., G. P. und H. Fernandes. „The Role of Non-Recurring Congestion in Massive Hurricane Evacuation Events“. In: *Recent Hurricane Research - Climate, Dynamics, and Societal Impacts*. Hrsg. von A. Lupo. InTech, 19. Apr. 2011. ISBN: 978-953-307-238-8. DOI: 10.5772/14150.

[40] D. Karbowski, S. Pagerit und A. Calkins. „Energy Consumption Prediction of a Vehicle along a User-Specified Real-World Trip“. In: *World Electric Vehicle Journal* 5.4 (2012), S. 1109–1120. DOI: 10.3390/wevj5041109.

[41] B. S. Kerner. *Breakdown in Traffic Networks: Fundamentals of Transportation Science*. Springer Berlin Heidelberg, 2017. ISBN: 978-3-662-54473-0. DOI: 10.1007/978-3-662-54473-0.

[42] B. S. Kerner. *Introduction to Modern Traffic Flow Theory and Control: The Long Road to Three-Phase Traffic Theory*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009. ISBN: 978-3-642-02605-8. DOI: 10.1007/978-3-642-02605-8.

[43] B. S. Kerner. „Spatiotemporal Features of Traffic Congestion“. In: *Complex Dynamics of Traffic Management*. Hrsg. von B. S. Kerner. New York, NY: Springer US, 2019, S. 387–500. ISBN: 978-1-4939-8763-4. DOI: 10.1007/978-1-4939-8763-4_560.

[44] B. S. Kerner. *The Physics of Traffic: Empirical Freeway Pattern Features, Engineering Applications, and Theory*. Understanding Complex Systems. Berlin

Heidelberg: Springer-Verlag, 2004. ISBN: 978-3-540-20716-0. DOI: 10.1007/978-3-540-40986-1.

[45] B. S. Kerner. *Understanding Real Traffic: Paradigm Shift in Transportation Science*. Cham: Springer International Publishing, 2021. ISBN: 978-3-030-79602-0. DOI: 10.1007/978-3-030-79602-0.

[46] B. S. Kerner, C. Demir, R. Herrtwich, S. L. Klenov, H. Rehborn, M. Aleksic und A. Haug. „Traffic state detection with floating car data in road networks“. In: *Proceedings. 2005 IEEE Intelligent Transportation Systems, 2005.* 2005, S. 44–49. DOI: 10.1109/ITSC.2005.1520133.

[47] B. S. Kerner, H. Rehborn, R.-P. Schäfer, S. L. Klenov, J. Palmer, S. Lorkowski und N. Witte. „Traffic dynamics in empirical probe vehicle data studied with three-phase theory: Spatiotemporal reconstruction of traffic phases and generation of jam warning messages“. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 392.1 (Jan. 2013), S. 221–251. DOI: 10.1016/j.physa.2012.07.070.

[48] L. Kessler, G. Huber, A. Kesting und K. Bogenberger. „Comparing Speed Data from Stationary Detectors Against Floating-Car Data“. In: *IFAC-PapersOnLine* 51.9 (2018), S. 299–304. DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.07.049.

[49] M. Koller. „Kraftstoffmehrverbrauch auf Basis dynamischer Verkehrslagen“. Diss. 1. Jan. 2015. DOI: 10.15496/publikation-7608.

[50] M. Koller, J. Paczia, H. Rehborn und F. Starman. *Verfahren zum Bearbeiten von Verbrauchmatrizen für Kraftfahrzeuge*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2021 004 270 A1, 2021.

[51] R. Krajewski, J. Bock, L. Kloeker und L. Eckstein. „The highD Dataset: A Drone Dataset of Naturalistic Vehicle Trajectories on German Highways for Validation of Highly Automated Driving Systems“. In: *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2018, S. 2118–2125. DOI: 10.1109/ITSC.2018.8569552.

[52] S. Krauss, P. Wagner und C. Gawron. „Metastable states in a microscopic model of traffic flow“. In: *Physical Review E* 55.5 (1. Mai 1997), S. 5597–5602. DOI: 10.1103/PhysRevE.55.5597.

[53] J. Liebl, M. Lederer, K. Rohde-Brandenburger, J.-W. Biermann, M. Roth und H. Schäfer. *Energiemanagement im Kraftfahrzeug: Optimierung von CO2-Emissionen und Verbrauch konventioneller und elektrifizierter Automobile*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2014. ISBN: 978-3-658-04451-0. DOI: 10.1007/978-3-658-04451-0.

[54] J. W. C. van Lint und N. J. van der Zijpp. „Improving a Travel-Time Estimation Algorithm by Using Dual Loop Detectors“. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1855.1 (Jan. 2003), S. 41–48. DOI: 10.3141/1855-05.

[55] S. Maier. *Wie viel Strom braucht ein Elektroauto? Wir erklären es Ihnen.* Stadtwerke Konstanz. 29. Apr. 2022. URL: https://www.stadtwerke-konstanz.de/blog/wie-viel-strom-verbraucht-ein-e-auto/ (besucht am 27. 09. 2023).

[56] R. A. Margiotta Ph. D., S. Turner, R. Taylor und C. Chang. *National Performance Measures for Congestion, Reliability, and Freight, and CMAQ Traffic Congestion: General Guidance and Step-by-Step Metric Calculation Procedures*. FHWA-HIF-18-040. U.S. Department of Transportation Federal Highway Administration, 2018.

[57] A. Marotta, J. Pavlovic, B. Ciuffo, S. Serra und G. Fontaras. „Gaseous Emissions from Light-Duty Vehicles: Moving from NEDC to the New WLTP Test Procedure“. In: *Environmental Science & Technology* 49.14 (21. Juli 2015), S. 8315–8322. DOI: 10.1021/acs.est.5b01364.

[58] C. F. Minett, A. M. Salomons, W. Daamen, B. van Arem und S. Kuijpers. „Eco-routing: Comparing the fuel consumption of different routes between an origin and destination using field test speed profiles and synthetic speed profiles“.

In: *2011 IEEE Forum on Integrated and Sustainable Transportation Systems*. 2011, S. 32–39. DOI: 10.1109/FISTS.2011.5973621.

[59] B. Mu, J. Hu, T. Zhao und Y. Zhang. „Evaluating the Performance of Link Travel Time Estimation Based on Floating Car Data“. In: *2010 International Conference on Optoelectronics and Image Processing*. Bd. 1. 2010, S. 504–508. DOI: 10.1109/ICOIP.2010.257.

[60] K. Nagel, D. E. Wolf, P. Wagner und P. Simon. „Two-lane traffic rules for cellular automata: A systematic approach“. In: *Phys. Rev. E* 58.2 (Aug. 1998), S. 1425–1437.

[61] C. Nanthawichit, T. Nakatsuji und H. Suzuki. „Dynamic estimation of traffic states on a freeway using probe vehicle“. In: *Doboku Gakkai Ronbunshu* 2003.730 (20. Apr. 2003), S. 43–54. DOI: 10.2208/jscej.2003.730_43.

[62] G. Newell. „A moving bottleneck“. In: *Transportation Research Part B: Methodological* 32.8 (Nov. 1998), S. 531–537. DOI: 10.1016/S0191-2615(98)00007-1.

[63] OpenStreetMap contributors. *Planet dump retrieved from https://planet.osm.org*. https://www.openstreetmap.org. 2017.

[64] J. Paczia, S. Hoffmann, H. Rehborn, S. L. Klenov, B. S. Kerner, M. Schreckenberg und O. Stein. „Connected Vehicle Data: Precise Congestion Recognition in Traffic Simulations and Empirical Measurements“. In: Transportation Research Board 102nd Annual Meeting Transportation Research Board. 2023.

[65] J. Paczia, S. Hoffmann, H. Rehborn und O. Stein. „Creation, Analysis and Usage of an Empirical Microscopic Urban Consumption Matrix Used for Evaluation of Automated Driving Scenarios“. In: *15th ITS European Congress*. 2023.

[66] J. Paczia und H. Rehborn. *Method of planning a lane change maneuver for an automated vehicle*. U.S. Patent: Attorney Docket No. 0509-447, 2024.

[67] J. Paczia und H. Rehborn. *Verfahren zur Erstellung einer Verbrauchsmatrix für ein Fahrzeug*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2023 002 180 A1, 2024.

[68] J. Paczia und H. Rehborn. *Verfahren zur Planung eines Spurwechselmanövers für ein automatisiert fahrendes Fahrzeug*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2022 000 231 B3, 2023.

[69] J. Paczia, H. Rehborn und F. Starman. *Verfahren zur Datenminimierung bei Austausch zwischen einem Fahrzeug und einem Zentralrechner eines Dienstanbieters und ein Fahrzeug*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2022 004 405 A1, 2023.

[70] J. Paczia, H. Rehborn und O. Stein. *Verfahren zum Betrieb eines zumindest teilautomatisiert steuerbaren Fahrzeugs und Flottenfahrzeug-Steuersystem*. Deutsches Patent- und Markenamt: DE 10 2021 004 652 A1, 2021.

[71] J. Paczia, H. Rehborn, O. Stein, S. L. Klenov, B. S. Kerner und M. Schreckenberg. „Microscopic Traffic Simulation based on Three-Phase Traffic Theory for Congestion Recognition and Automated Driving“. In: Aachen, 10. Okt. 2022. ISBN: 978-3-00-072524-1.

[72] J. Paczia, R. Sharma, O. Stein, H. Rehborn, S. L. Klenov und B. S. Kerner. „Energy consumption as performance indicator for automated driving“. In: *27th ITS World Congress*. Hamburg, 2021.

[73] J. Paczia, B. M. Staes, R. L. Bertini, S. Hoffmann, H. Rehborn, O. Stein, B. A. Bernhardt und W. Huang. „Congested Pattern Analysis in the Framework of Kerner's Three-Phase Traffic Theory: A Comparison Between U.S. and German Probe Vehicle Data“. In: *Transportation Research Board 102nd Annual Meeting Transportation Research Board*. 2023.

[74] H. Rehborn, M. Koller, Y. Dülgar, B. Ünal, M. Maier und B. Völz. „Energy consumption of automated and non-automated vehicles in various traffic scenarios“. In: *29th Aachen Colloquium Sustainable Mobility*. 2020, S. 1305–1316.

[75] H. Rehborn, M. Koller und S. Kaufmann. *Data-driven traffic engineering: understanding of traffic and applications based on three-phase traffic theory*. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2021. ISBN: 978-0-12-819139-2.

[76] F. Rempe. „Traffic speed estimation and prediction using floating car data“. Diss. Universitätsbibliothek der Universität der Bundeswehr München, 2018.

[77] K. Rohde-Brandenburger. „Verbrauch in Fahrzyklen und im Realverkehr“. In: *Energiemanagement im Kraftfahrzeug* (2014), S. 243–306. DOI: 10.1007/978-3-658-04451-0_7.

[78] R.-P. Schäfer, K.-U. Thiessenhusen und P. Wagner. „A traffic information system by means of real-time floating-car data“. In: *9th World Congress on Intelligent Transport SystemsITS America, ITS Japan, ERTICO (Intelligent Transport Systems and Services-Europe)*. 2002.

[79] S. Schwarz. *Trotz teurem Sprit: Deutsche fahren nicht langsamer*. tagesschau.de. URL: https://www.tagesschau.de/wirtschaft/verbraucher/autobahnen-benzinpreise-tempo-101.html (besucht am 06. 06. 2023).

[80] N. Spiller, K. Blizzard und R. Margiotta Ph. D. *Recurring Traffic Bottlenecks: A Primer Focus on Low-Cost Operational Improvements (Fourth Edition)*. FHWA-HOP-18-013. U.S. Department of Transportation Federal Highway Administration, 2017.

[81] B. Staes, N. Menon und R. L. Bertini. „Analyzing transportation network performance during emergency evacuations: Evidence from Hurricane Irma“. In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 95 (Juni 2021), S. 102841. DOI: 10.1016/j.trd.2021.102841.

[82] B. M. Staes, R. L. Bertini, N. Menon und E. Yuksel. „Examining Freeway Bottleneck Features During a Mass Evacuation“. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2675.9 (Sep. 2021), S. 547–557. DOI: 10.1177/03611981211003588.

[83] O. Stein, S. Kaufmann, M. Watzko, H. Rehborn und J. Paczia. „Learning from drone observations on highways: characteristics of vehicular traffic at an on-ramp“. In: *2021 IEEE 11th International Conference on Consumer Electronics (ICCE-Berlin)*. 2021, S. 1–6. DOI: 10.1109/ICCE-Berlin53567.2021.9720014.

[84] D. Stokols, R. W. Novaco, J. Stokols und J. Campbell. „Traffic congestion, Type A behavior, and stress.“ In: *Journal of Applied Psychology* 63.4 (1978), S. 467–480. DOI: 10.1037/0021-9010.63.4.467.

[85] M. Treiber und A. Kesting. *Traffic Flow Dynamics: Data, Models and Simulation*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013. ISBN: 978-3-642-32460-4. DOI: 10.1007/978-3-642-32460-4.

[86] M. Treiber und A. Kesting. *Verkehrsdynamik und -simulation*. Springer-Lehrbuch. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010. ISBN: 978-3-642-05228-6. DOI: 10.1007/978-3-642-05228-6.

[87] M. Tutuianu, P. Bonnel, B. Ciuffo, T. Haniu, N. Ichikawa, A. Marotta, J. Pavlovic und H. Steven. „Development of the World-wide harmonized Light duty Test Cycle (WLTC) and a possible pathway for its introduction in the European legislation“. In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 40 (Okt. 2015), S. 61–75. DOI: 10.1016/j.trd.2015.07.011.

[88] T. Ungureanu, M. Ilic, S. Radon, L. Rothe, M. Reichert, C. Schober, I. Stamatakis und T. Heinrich. *Vergleich der Detektoren für die Verkehrserfassung an signalisierten Knotenpunkten*. 2020. ISBN: 978-3-95606-530-9.

[89] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2009 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-10-032. Mai 2010.

[90] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2010 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-11-024. Aug. 2011.

[91] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2011 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-12-019. Juni 2012.

[92] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2012 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-13-016. Apr. 2013.

[93] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2013 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-15-005. Jan. 2015.

[94] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2014 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-15-006. Apr. 2015.

[95] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2015 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-16-032. Aug. 2016.

[96] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2017 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-18-025. Aug. 2018.

[97] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2018 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-19-026. Feb. 2019.

[98] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2019 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-20-012. Sep. 2020.

[99] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2020 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-21-010. Sep. 2021.

[100] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2021 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-22-028. Juli 2023.

[101] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2022 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-23-010. Okt. 2023.

[102] United States. Department of Transportation. Federal Highway Administration. *2023 Urban Congestion Trends*. FHWA-HOP-24-027. Aug. 2024.

[103] W. Vandenberghe, E. Vanhauwaert, S. Verbrugge, I. Moerman und P. Demeester. „Feasibility of expanding traffic monitoring systems with floating car data technology“. In: *IET Intelligent Transport Systems* 6.4 (2012), S. 347–354. DOI: 10.1049/iet-its.2011.0221.

[104] E. I. Vlahogianni, J. C. Golias und M. G. Karlaftis. „Short-term traffic forecasting: Overview of objectives and methods“. In: *Transport Reviews* 24.5 (Sep. 2004), S. 533–557. DOI: 10.1080/0144164042000195072.

[105] E. I. Vlahogianni, M. G. Karlaftis und J. C. Golias. „Short-term traffic forecasting: Where we are and where we're going“. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 43 (Juni 2014), S. 3–19. DOI: 10.1016/j.trc.2014.01.005.