

Luftbeobachtung und Interpretation
mikroskopischer Verkehrsmuster im
übersättigten Verkehr vor Lichtsignalanlagen

Dissertation

der Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät
der Eberhard Karls Universität Tübingen
zur Erlangung des Grades eines
Doktors der Naturwissenschaften
(Dr. rer. nat.)

vorgelegt von

M.Sc. Stefan Kaufmann

aus Dresden

Tübingen

2018

Gedruckt mit Genehmigung der Mathematisch-Naturwissenschaftlichen
Fakultät der Eberhard Karls Universität Tübingen.

Tag der mündlichen Qualifikation: 02.11.2018

Dekan: Prof. Dr. Wolfgang Rosenstiel

1. Berichterstatter Prof. Dr. Wolfgang Rosenstiel

2. Berichterstatter Prof. Dr. Boris Kerner

Danksagungen

Ich danke zunächst meinem Doktorvater Prof. Dr. Wolfgang Rosenstiel für die konstruktive Betreuung dieser externen Promotion und seine konkreten Anmerkungen und Fragestellungen, welche die Qualität dieser Arbeit deutlich verbessert haben.

Prof. Dr. Boris S. Kerner danke ich für die Übernahme des Koreferats sowie besonders für die fachliche Unterstützung – gemeinsam mit Dr. Sergey L. Klenov – relevante Erkenntnisse von irrelevanten zu unterscheiden und diese entsprechend zu veröffentlichen.

Besonderen Dank gilt auch Prof. Dr. Goll für die Ermöglichung dieser Promotion in einem betrieblichem Forschungsprojekt der IT-Designers GmbH.

Ebenfalls besonders danke ich Dr. Hubert Rehborn und Dr. Micha Koller für die initiale Kooperation mit der IT-Designers Gruppe, die später in das Forschungsprojekt MEC-View überging. Weiterhin danke ich ihnen für die kontinuierliche fachliche und persönliche Begleitung meiner Arbeit und für die Unterstützung bei der Planung der Dissertation sowie bei der Ausarbeitung von Publikationen und Vorträgen.

Ich danke weiterhin Prof. Dr. Martin Stämpfle für die kontinuierliche Begleitung und Beratung aus mathematischer Perspektive und meinem Kollegen Hannes Todenhagen für seine zuverlässige Unterstützung.

Ich danke allen Praktikanten und Bacheloranden, die an der Entwicklung der Software Vehicle-Tracker beteiligt waren. Besonderer Dank gilt Sebastian Dorn, Julian Klissenbauer, Paul Rogat, Tobias Sachon, Tobias Schwarz, Efstratia Tramountani und Michael Watzko.

Ich danke weiterhin dem Amt für Verkehrsmanagement der Stadt Düsseldorf, insbesondere Horst Orzessek, für die Unterstützung bei den Radar- und Luftaufnahmen des Straßenverkehrs.

Zuletzt danke ich meiner Frau Dorothee und meinen Kindern Elisabeth, Johanna und Magdalena für die Geduld und Nachsicht während der intensiven Phasen dieser Arbeit.

Kurzfassung

In dieser Arbeit wird eine vollständige räumlich-zeitliche Messung des Verkehrs an einer Lichtsignalanlage durchgeführt. Anhand der Daten werden die Vielfalt von Verkehrsmustern und das Fahrverhalten im übersättigten Verkehr untersucht. Dafür wird eine Methode zur Luftbeobachtung von Straßenverkehr mittels eines Supervised-Tracking-Verfahrens entwickelt. Mit der daraus entstandenen Anwendung werden die Trajektorien einer 14:30 Minuten langen Aufnahme von zweispurigem Straßenverkehr vollständig rekonstruiert.

Eine räumlich-zeitliche Untersuchung dieser Daten ergibt, dass neben sich bewegenden Warteschlangen – engl. Moving Queues (MQs) – auch sich bewegende Strukturen des synchronisierten Verkehrs – engl. Moving Synchronized Flow Patterns (MSPs) – vorhanden sind. Es kann empirisch gezeigt werden, dass sich i) MSPs stromaufwärts der Warteschlange bilden und über den gesamten Straßenabschnitt propagieren oder zuvor auflösen können, ii) mehrere MSPs zu einem einzelnen verbinden können, iii) MSPs spontan in großer Entfernung zur Lichtsignalanlage bilden können und iv) MQs spontan innerhalb von MSPs in großer Entfernung zur Lichtsignalanlage bilden können.

Kerner prognostizierte die Entstehung von MSPs zuvor anhand numerischer Simulationen auf Basis der Drei-Phasen-Verkehrstheorie. Diese Prognose kann mit den Ergebnissen dieser Arbeit verifiziert werden.

In einer Untersuchung des Fahrverhaltens wird dargestellt, dass die Fahrzeuge die Fahrspur vorausschauend wählen und dass sich die Verteilungen von Fahrzeugabständen auf zwei Fahrspuren bei gleicher Geschwindigkeit deutlich unterscheiden können. Anhand von Beispielen kann anschließend gezeigt werden, dass sich das Abstands- und das Spurwechselverhalten von bereits einzelnen Fahrzeugen sowohl positiv als auch negativ auf die Auflösung von MQs in MSPs auswirken können. Dieses Erkenntnis wird in einem vorgeschlagenen Konzept für die mikroskopische Stauauflösung durch zentrale Fahrempfehlungen genutzt.

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	3
1.1	Ziele der Arbeit	5
1.2	Aufbau der Arbeit	5
2	Grundlagen	9
2.1	Messung von Verkehrsdaten	9
2.1.1	Makroskopische Verkehrsvariablen	10
2.1.2	Mikroskopische Verkehrsvariablen	10
2.1.3	Räumlich-zeitliche Begrenzung von Verkehrsmustern	12
2.2	Kernersche Drei-Phasen-Verkehrstheorie	12
2.2.1	Verkehrsphasen	12
2.2.2	Innerstädtischer Verkehr an Lichtsignalanlagen . . .	15
2.2.3	Innerstädtischer Verkehrszusammenbruch	16
2.2.4	Moving Queues und Moving Synchronized Flow Pat- terns im übersättigten Verkehr	19
2.3	Videobasierte Messung von bewegten Objekten	21
2.3.1	Supervised Tracking	21
2.3.2	Positionsbestimmung in Videodaten	25

3	Stand der Technik	33
3.1	Empirischer synchronisierter Verkehr vor Lichtsignalanlagen	33
3.2	Kraftstoffverbrauch im innerstädtischen synchronisierten Verkehr	38
3.3	Räumlich-zeitliche, mikroskopische Messung des Straßen- verkehrs	40
3.3.1	Räumlich-zeitlich vollständige Messungen	40
3.3.2	Luftbeobachtung des Straßenverkehrs	46
3.3.3	Kommerzielle Messlösungen	47
3.4	Defizite vorhandener Systeme und Bedarf neuer Lösungen .	48
4	Räumlich-zeitliche, mikroskopische Messung von inner- städtischem Verkehr	51
4.1	Messung von innerstädtischem Verkehr mittels Radarsensoren	51
4.1.1	Aufbau der Radarmessung	52
4.1.2	Räumlich-zeitliche Radarmessung	53
4.1.3	Fazit zur Messmethodik von Radarmessungen	55
4.2	Videoaufnahme mittels Kameradrohne	55
4.2.1	Eigenschaften der verwendeten Kameradrohne und der durchgeführten Videoaufnahmen	56
4.2.2	Fahrzeugverfolgung mittels Supervised-Tracking . .	58
4.2.3	Key-Frame-Technik zur Interpolation von verdeck- ten Objektpositionen	59
4.2.4	Transformation der Videoposition in ein lokales Ko- ordinatensystem	61
4.2.5	Fahrspurzuordnung	64
4.2.6	Messgenauigkeit und Glättung	66
4.2.7	Software VehicleTracker zur mikroskopischen Aus- wertung von Luftaufnahmen	69
4.2.8	Zusammenfassung der Messmethodik für Luftauf- nahmen	76

5	Mikroskopische Eigenschaften von Verkehrsmustern vor Lichtsignalanlagen	79
5.1	Messaufbau und Durchführung	80
5.2	Messergebnisse	81
5.2.1	Räumlich-zeitliche Trajektorien	82
5.3	Makroskopische Untersuchung	
	räumlich-zeitlicher Verkehrsmuster	86
5.3.1	Räumlich-zeitliche Darstellung makroskopischer Werte	87
5.3.2	Räumlich-zeitliche Darstellung der mittleren Geschwindigkeit	92
5.4	Mikroskopische Untersuchung	
	räumlich-zeitlicher Verkehrsmuster	94
5.4.1	Rekonstruktion von räumlich-zeitlichen innerstädtischen Verkehrsmustern	95
5.4.2	Moving Queues im übersättigten Verkehr	98
5.4.3	Über den gesamten Streckenabschnitt propagierende Moving Synchronized Flow Patterns	99
5.4.4	Sich verbindende Moving Synchronized Flow Patterns	101
5.4.5	Sich auflösende Moving Synchronized Flow Patterns	102
5.4.6	Sich spontan bildende Moving Synchronized Flow Patterns	104
5.5	Zusammenfassung der Messergebnisse und der rekonstruierten Verkehrsmuster	106
6	Untersuchung des Fahrverhaltens vor Lichtsignalanlagen	107
6.1	Analyse des Spurwechselverhaltens	107
6.2	Verteilung der Fahrzeugabstände	109
6.3	Auswirkung des Verhaltens einzelner Fahrzeuge auf innerstädtische Verkehrsmuster	111
6.3.1	Darstellung der Fahrzeuglänge im Weg-Zeit-Diagramm	111
6.3.2	Positiver Einfluss von Spurwechseln	112

6.3.3	Positiver Einfluss frühzeitiger Geschwindigkeitsanpassung	115
6.3.4	Störungen des Verkehrsflusses	118
6.4	Steuerung des Verkehrs durch intelligente Transportsysteme	123
6.4.1	Berücksichtigung von Moving Synchronized Patterns und Reduzierung von Moving Queues	123
6.4.2	Mikroskopische Stauauflösung durch zentrale Fahrempfehlungen	124
7	Zusammenfassung der Arbeit und Ausblick	131
7.1	Ergebnisse dieser Arbeit	131
7.2	Ausblick	133
7.3	Veröffentlichungen	134
	Literaturverzeichnis	137

Abkürzungsverzeichnis

GLR	gleitende lineare Regression
ITS	intelligente Transportsysteme
LSA	Lichtsignalanlage
MQ	Moving Queue (sich bewegende Warteschlange)
MSP	Moving Synchronized Flow Pattern (sich bewegende Strukturen des synchronisierten Verkehrs)
SP	Synchronized Flow Pattern (Strukturen des synchronisierten Verkehrs)

1 Einführung

Modelle der Verkehrstheorie müssen mit gemessenen Daten verifiziert werden, falls die Verkehrsmodelle nicht bereits aus empirischen Daten abgeleitet wurden.

Bereits im Jahr 1933 veröffentlichte Bruce Greenshield einen gemessenen Zusammenhang zwischen der Fahrzeuggeschwindigkeit und dem Verkehrsfluss [1]. Dieser Zusammenhang wurde später als Fundamentaldia-gramm bezeichnet. Die Messung wurde mit einer motorisierten Kamera zur punktuellen Erkennung von Fahrzeugen und deren Geschwindigkeit durchgeführt. Die erste räumlich-zeitliche Erfassung aller Fahrzeuge auf einem Straßenabschnitt wurde in den 1960er Jahren von Joseph Treiterer et al. durchgeführt. Mittels Luftaufnahmen konnten die Positionen der erfassten Fahrzeuge auf einem Highway mehrere Minuten lang verfolgt werden [2]. Die Messungen zeigten, dass sich ein Stau, in welchem Fahrzeuge zum Stillstand kommen, wie eine Welle entgegen der Fahrtrichtung durch den Verkehr bewegt. Basierend auf dem Studium von Detektormessungen erkannte Boris Kerner in den späten 1990er Jahren, dass Verkehrszusammenbrüche auf Schnellstraßen selbstorganisierende Prozesse sind, die auf der Interaktion der Fahrzeuge beruhen. Dabei können sich unterschiedliche makroskopische, räumlich-zeitliche Strukturen bilden [3].

Die weiterhin wachsende Zahl der Verkehrsstaus hat neben Zeitverlust und Lärmbelästigung auch einen wichtigen Anteil an den durch Stickoxide und Feinstaub verursachten gesundheitlichen Problemen in urbanen Gebieten. Bereits seit den 50er Jahren des letzten Jahrhunderts ist die

Untersuchung des innerstädtischen Straßenverkehrs ein wichtiges Gebiet der Verkehrsforschung geworden [4]. Ein Ziel ist es, Verkehrsnetze mittels Lichtsignalanlagen möglichst effizient zu steuern. Dabei ist es aufgrund des hohen Verkehrsaufkommens an manchen Kreuzungen unvermeidlich, dass in den Grünphasen nicht mehr alle wartenden Fahrzeuge die Haltelinie passieren. Dieser Zustand wird als **übersättigter Verkehr** vor einer Lichtsignalanlage bezeichnet.

Neuere theoretische Erkenntnisse [5] weisen darauf hin, dass die **Strukturen im übersättigten Verkehr** nicht nur aus **Warteschlangen**, sondern auch aus **synchronisiertem Verkehr** bestehen können, in welchem Fahrzeuge ihre Geschwindigkeit an das jeweils vorausfahrende Fahrzeug anpassen müssen. Eine Untersuchung von Fahrzeugtrajektorien mit einer Abdeckung von 2% der Fahrzeuge ergab, dass bei gleicher mittlerer Geschwindigkeit der Kraftstoffverbrauch bei einer Fahrt durch synchronisierten Verkehr niedriger ist als bei einer Fahrt durch eine Reihe von Warteschlangen [6]. Die erreichte Abdeckung erlaubte allerdings keine räumlich-zeitliche Analyse der Messungen. Nur mit einem möglichst kompletten Datensatz von Trajektorien können die prognostizierten Strukturen des übersättigten Verkehrs verifiziert werden. Aus den gewonnenen Erkenntnissen wären Lösungen ableitbar, welche die Bildung von synchronisierten Verkehr begünstigen und somit den Kraftstoffverbrauch und die Schadstoffbelastung reduzieren.

Die Entwicklungen in der Messtechnik erlauben heutzutage eine genaue empirische Untersuchung des Verkehrs. Video-, lidar- und radarbasierte Messsysteme ermöglichen die Erfassung aller Fahrzeuge auf einem überwachten Straßenabschnitt und die anschließende Rekonstruktion der räumlich-zeitlichen Gebiete des gestauten Verkehrs. Mittels Kamerdrohnen können kostengünstige, zeitlich begrenzte Messungen mit einem geringen Planungs- und Installationsaufwand durchgeführt werden. Mit einer Auswahl aus diesen Technologien soll in der vorliegenden Arbeit innerstädtischer Verkehr gemessen und auf die Vielfalt von **räumlich-zeitlichen Verkehrsmustern** hin untersucht werden. Für den Fall, dass die Quali-

tät eines vorhandenen radarbasierten Systems nicht genügt, soll eine eigene Messmethode für Luftbeobachtungen entwickelt werden.

1.1 Ziele der Arbeit

Das Hauptziel der vorliegenden Arbeit ist die Rekonstruktion von mikroskopischen Verkehrsmustern im übersättigten Straßenverkehr vor Lichtsignalanlagen. Dafür sollen aktuelle Messtechniken verwendet werden. Zusätzlich soll das Spurwechsel- und Abstandsverhalten sowie der Einfluss des Fahrstils einzelner Fahrzeuge auf innerstädtische Verkehrsmuster analysiert werden. Diese Arbeit setzt sich aus folgenden Aufgaben zusammen:

- i) Evaluierung des Nutzens von Radarsensoren für mikroskopische Messungen im übersättigten Verkehr.
- ii) Durchführung von drohnenbasierten Aufnahmen von innerstädtischem Straßenverkehr an einer Lichtsignalanlage mit der Absicht, ein Verfahren zur Ermittlung der Fahrzeugtrajektorien aus diesen Videoaufnahmen zu entwickeln. Die Erfassung der Fahrzeuge soll möglichst vollständig sein.
- iii) Untersuchung der gewonnenen Fahrdaten auf räumlich-zeitliche Muster und Vergleich mit den theoretischen Ansätzen.
- iv) Statistische Analyse des Spurwechselerhaltens, der Verteilung von Fahrzeugabständen sowie Betrachtung des Einflusses einzelner Fahrzeuge auf den Verkehr. Hierbei werden ebenfalls die gewonnenen Fahrdaten verwendet.

1.2 Aufbau der Arbeit

In Kapitel 2 werden die Grundlagen dieser Arbeit erläutert. Dazu gehört eine Einführung in die Drei-Phasen-Verkehrstheorie, insbesondere für den innerstädtischen Straßenverkehr. Dabei wird auf die Unterschiede von unter-

und übersättigtem Verkehr sowie auf die räumlich-zeitlichen Verkehrsmuster im übersättigten Verkehr eingegangen. Der zweite Teil des Grundlagenkapitels erklärt die videobasierte Messung von bewegten Objekten durch das Supervised-Tracking-Verfahren sowie die Positionsbestimmung von Objekten in Videodaten.

In Kapitel 3 wird der Stand der Technik geschildert. Es werden bestehende empirische Erkenntnisse über den übersättigten Verkehr dargestellt. Dabei wird speziell der Kraftstoffverbrauch betrachtet. In einer durchgeführten Recherche werden alle bisherigen räumlich-zeitlichen mikroskopischen Verkehrsmessungen, die bisher wissenschaftlich veröffentlicht wurden, beschrieben. Außerdem wird auf die Luftbeobachtung des Straßenverkehrs und auf kommerzielle Messsysteme eingegangen. Im genannten Handlungsbedarf wird eine Hypothese über die Existenz von räumlich-zeitlichen Strukturen aufgestellt, die in der weiteren Arbeit geprüft wird.

Die durchgeführten Messungen werden in Kapitel 4 vorgestellt. Im ersten Abschnitt wird die Aufzeichnung innerstädtischen Verkehrs mittels drei Radarsensoren beschrieben. Es werden Beispielmessungen gezeigt und die Messqualität diskutiert. Im Anschluss daran wird eine eigene Lösung zur Verfolgung von Fahrzeugen in Luftaufnahmen vorgestellt. Dabei wird auf die Messgenauigkeit eingegangen und die Methodik zur Glättung der Trajektorien und zur Ableitung der Fahrzeuggeschwindigkeiten erklärt. Die dargestellten Verfahren werden in der selbst entwickelten Software *VehicleTracker* zusammengefasst und benutzerfreundlich anwendbar gemacht. Deren Anwendungseigenschaften werden am Ende von Kapitel 4 visualisiert.

In Kapitel 5 wird die Beobachtung aus der Luft von innerstädtischem Straßenverkehr experimentell durchgeführt. Aus einem ausgewählten Video werden die Trajektorien aller Fahrzeuge auf zwei Fahrspuren rekonstruiert. In einer makroskopischen Betrachtung sind bereits grobe Strukturen räumlich-zeitlicher Verkehrsmuster erkennbar. Diese werden anschließend mikroskopisch im Detail untersucht.

Kapitel 6 beinhaltet eine Untersuchung des Spurwechselverhaltens und eine statistische Analyse der Fahrzeugabstände in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit. Anhand von Beispielen wird der Einfluss von Geschwindigkeitsanpassungen und Spurwechseln einzelner Fahrzeuge auf den Verkehrsfluss dargestellt. Zuletzt wird ein Konzept zur mikroskopischen Stauauflösung im innerstädtischen Verkehr durch eine zentrale Verkehrsüberwachung vorgestellt, welches auf den in dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnissen beruht.

Kapitel 7 fasst das Ergebnis der vorliegenden Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf weitere wünschenswerte Forschungen.

2 Grundlagen

Nach der Erklärung von mikroskopischen und makroskopischen Verkehrsvariablen sowie von Verkehrsmustern erfolgt eine Vorstellung der Drei-Phasen-Verkehrstheorie. Diese Erläuterungen beruhen auf Kerners Monografien [5, 7] und bilden die Grundlage für die in dieser Arbeit durchgeführten Auswertungen empirischer Verkehrsdaten. Des Weiteren werden die in Kapitel 4 verwendeten Methoden des maschinellen Sehens für die Verfolgung von Fahrzeugen in Videodaten vorgestellt.

2.1 Messung von Verkehrsdaten

Das Auftreten von Phasen im Verkehr wie z. B. Verkehrsstaus oder zähfließender Verkehr hängt mit dem komplexen, dynamischen Verhalten von wechselwirkenden Fahrzeugen zusammen. Eine steuernd eingreifende Verkehrsinfrastruktur hat ebenfalls einen wichtigen Einfluss. Die Eigenschaften und die räumlich-zeitlichen Strukturen von Verkehrsphasen lassen sich mittels der Verteilung von Verkehrsvariablen in Raum und Zeit beschreiben.

Verkehrsvariablen können mit verschiedenen Verfahren gemessen werden. Diese lassen sich in makroskopische und mikroskopische Methoden einteilen: Mikroskopische Messmethoden verfolgen einzelne Fahrzeuge über eine bestimmte Strecke und Zeit, während makroskopische Verfahren die Messwerte über mehrere Fahrzeuge aggregieren.

2.1.1 Makroskopische Verkehrsvariablen

Die meisten makroskopischen Verkehrsmesssysteme wie z. B. doppelspulige Induktionsschleifendetektoren oder makroskopische Videodetektoren erfassen die Fahrtrichtung, Geschwindigkeit und eventuell auch die Länge bzw. Klasse von Fahrzeugen an einer ausgewählten Position der Straße [8]. Die gemessenen Werte werden in der Regel über einen gewissen Zeitraum gemittelt inklusive der Anzahl der Fahrzeuge angegeben. Im Fokus stehen die folgenden makroskopischen Variablen:

- **Der Verkehrsfluss** q ist definiert als die Anzahl der gemessenen Fahrzeuge N pro Zeiteinheit T an einer bestimmten Position:

$$q = \frac{N}{T} \quad (2.1)$$

- **Die mittlere Geschwindigkeit** \bar{v} ist der Mittelwert der Geschwindigkeit v_i aller Fahrzeuge eines Streckenabschnitts:

$$\bar{v} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N v_i \quad (2.2)$$

- **Die Verkehrsdichte** ρ definiert die Anzahl der Fahrzeuge N pro Strecke der Länge L :

$$\rho = \frac{N}{L} \quad (2.3)$$

Da es mit punktuell eingesetzten Detektoren nicht möglich ist, eine ganze Strecke zu überwachen, wird häufig folgende Näherung für die Verkehrsdichte ρ verwendet:

$$\rho = \frac{q}{\bar{v}} \quad (2.4)$$

2.1.2 Mikroskopische Verkehrsvariablen

Bei mikroskopischen Messsystemen werden im Unterschied zu makroskopischen Lösungen die Positionen der einzelnen Fahrzeuge für eine bestimmte Zeit oder entlang einer bestimmten Strecke erfasst. Aufgrund der längeren

Verfolgung und der gewonnenen detaillierteren Daten sind solche Messungen deutlich aufwendiger als makroskopische Erfassungen.

Stationäre mikroskopische Messsysteme basieren auf Video-, Radar- oder Lidar-Technik. Sie bieten Reichweiten von ca. 100–300 m [9–11]. Die Fahrzeuggeschwindigkeit v kann bei Radarsystemen mittels Doppler-Effekt direkt gemessen werden, bei Lidar- und Videosystemen kann sie aus den Positionsdaten s und deren zugeordneten Zeiten mittels

$$v = \dot{s} = \frac{ds}{dt} \quad (2.5)$$

abgeleitet werden [12]. Im Gegensatz zu einer direkten Messung per Doppler-Effekt ist dieses Verfahren anfälliger für Messungenauigkeiten [13].

Alternativ ist es auch möglich, sogenannte **Floating-Car-Daten** zu verwenden, die in einzelnen Fahrzeugen erfasst werden. Die Fahrzeuge nutzen hierbei eine satellitenbasierte Positionsermittlung, um selbst ihre Trajektorien zu bestimmen. Bei solchen Messungen nehmen in der Regel auch Fahrzeuge ohne diese Technik im Verkehr teil. Somit kann jeweils nur ein bestimmter Teil aller Fahrzeuge erfasst werden. Die Verwendung von Floating-Car-Daten ist derzeit eine weitverbreitete Erhebungsmethode zum Erfassen von mikroskopischen Trajektorien [14–16]. Die erhobenen Daten können auch fahrzeuginterne und fahrzeugexterne Sensordaten wie beispielsweise den Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug beinhalten [17].

Weitere mikroskopische Verkehrsvariablen sind neben der Geschwindigkeit v der zeitliche Abstand τ und der räumliche Abstand g zwischen zwei Fahrzeugen. Beide Werte sind in der Regel sogenannte Nettowerte. Das bedeutet, dass sie sich auf den Abstand der vorderen Stoßstange des hinteren Fahrzeugs zur hinteren Stoßstange des vorausfahrenden Fahrzeugs beziehen. Alternativ können die Abstände auch als Bruttowerte angegeben werden. In diesem Fall wird die Länge eines Fahrzeugs in den Abstand mit einbezogen, beispielsweise wenn der Abstand von der vorderen Stoßstange des ersten Fahrzeugs bis zur vorderen Stoßstange des hinteren Fahrzeugs gemessen wird.

2.1.3 Räumlich-zeitliche Begrenzung von Verkehrsmustern

Eine **Front eines Verkehrsmusters** ist eine Region, in der sich eine oder mehrere Verkehrsvariablen einer Reihe von beobachteten Fahrzeugen deutlich verändern. Die Front kann entweder an einer festen Position stillstehen – die Variablen verändern sich beim Durchqueren der Front im Raum – oder sich über die Zeit im Raum bewegen – die Variablen verändern sich in Raum und Zeit. Fahrzeuge, die sich durch ein Verkehrsmuster bewegen, wechseln an der stromaufwärtigen Front, also entgegen der Fahrtrichtung, in das Verkehrsmuster und verlassen dieses an der stromabwärtigen Front, also in der Fahrtrichtung.

2.2 Kernersche Drei-Phasen-Verkehrstheorie

Die von Boris S. Kerner entwickelte Drei-Phasen-Theorie [18–31] basiert auf dem Studium des Straßenverkehrs auf Schnellstraßen. Dafür wurden räumlich-zeitliche Messungen an unterschiedlichen Schnellstraßen verschiedener Länder durchgeführt und analysiert. In den gemessenen Daten wurden verschiedene Verkehrsmuster identifiziert und nach gemeinsamen Merkmalen zusammengefasst. Basierend auf den gewonnenen Erkenntnissen entwickelte Kerner eine neue theoretische Grundlage der Verkehrswissenschaft.

Zunächst beschränkte sich Kerners Entwicklung der Drei-Phasen-Verkehrstheorie allein auf die Betrachtung von Schnellstraßen. Seit dem Jahr 2011 kam auch der innerstädtische Verkehr an Lichtsignalanlagen in den Fokus der Forschung.

2.2.1 Verkehrsphasen

In der klassischen Verkehrstheorie wird der Verkehr in **freien Verkehr** und **gestauten Verkehr** eingeteilt [32]. Da empirische Untersuchungen

zeigten, dass innerhalb des gestauten Verkehrs deutlich zu unterscheidende Merkmale existieren, wurde der „gestaute Verkehr“ in zwei weitere Verkehrsphasen unterteilt. Insgesamt besteht nach der Drei-Phasen-Verkehrstheorie der Verkehr auf Schnellstraßen aus den drei Phasen

1. **freier Verkehr,**
2. **synchronisierter Verkehr** und
3. **sich bewegende breite Staus.**

Abbildung 2.1 zeigt eine räumlich-zeitliche Darstellung dieser drei Verkehrsphasen auf einer Schnellstraße:

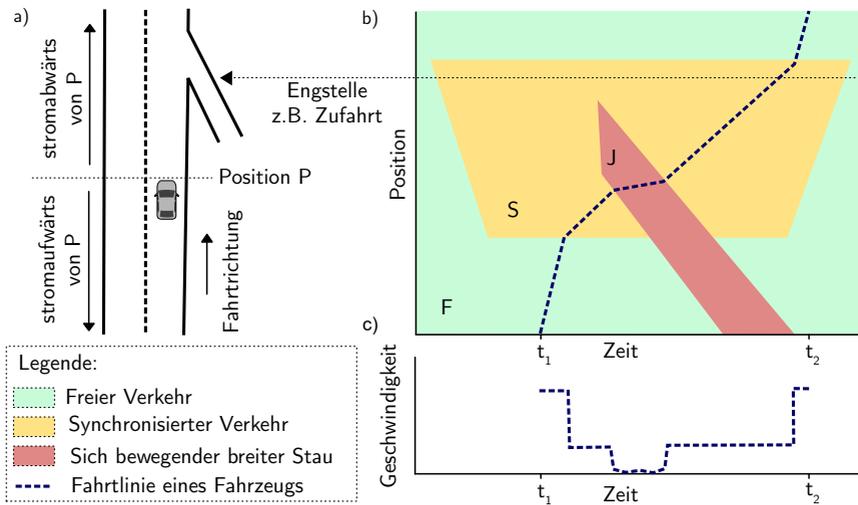


Abbildung 2.1: a) Schematische Darstellung des Verkehrsszenarios einer Schnellstraße mit einer Engstelle, b) Verkehrsphasen in einem Weg-Zeit-Diagramm mit einer exemplarisch hervorgehobenen Fahrtlinie eines Fahrzeugs und c) Geschwindigkeit-Zeit-Diagramm derselben exemplarischen Fahrt mit gleicher Zeitachse wie b).

Das Fahrzeug in Abbildung 2.1 a) bewegt sich – neben vieler weiterer, nicht dargestellten Fahrzeuge – auf einer Schnellstraße durch die verschiedenen Verkehrsphasen. Je flacher die Steigung der Trajektorie in Abbil-

dung 2.1 b) verläuft, desto geringer ist die jeweilige Geschwindigkeit, wie im Vergleich mit Abbildung 2.1 c) zu erkennen ist.

Im **freien Verkehr (F)** können Fahrer ihre Geschwindigkeit selbst wählen. Der Verkehrsfluss ist in dieser Phase am höchsten und die Verkehrsdichte am geringsten.

Synchronisierter Verkehr (S) entsteht an Engstellen. Das Teilbild 2.1 a) zeigt einen Autobahnabschnitt mit einer Zufahrt, die eine solche Engstelle darstellt. Ab einer gewissen Verkehrsdichte müssen Fahrzeuge ihre Geschwindigkeit an das jeweils vorausfahrende Fahrzeug anpassen. Dies erschwert auch den Wechsel auf eine andere Fahrspur. Die stromabwärtige (in Fahrtrichtung befindliche) Front des synchronisierten Verkehrs beschreibt den Ort, an dem die Fahrzeuge vom synchronisierten in den freien Verkehr wechseln. Die stromabwärtige Front befindet sich fest an der Position der Engstelle.

In einem **sich bewegenden breiten Stau (J)** ist die Fahrzeuggeschwindigkeit sehr gering und die Verkehrsdichte sehr hoch. Die Fahrzeuge kommen zwischenzeitlich zum Halt (Stop and Go), was als Unterbrechungen im Verkehrsfluss erkennbar ist. Die stromabwärtige Front eines sich bewegenden breiten Staus (J) propagiert mit einer konstanten mittleren Geschwindigkeit v_g entgegen der Fahrtrichtung. Messungen haben gezeigt, dass v_g in der Regel ca. 15 km/h beträgt.

Übergänge zwischen den Phasen S, J und F werden im Wesentlichen durch Geschwindigkeitsstörungen aus der Interaktion von Fahrzeugen verursacht. Aus diesem Grund werden diese Phasenübergänge auch als **selbstorganisierende Phänomene** bezeichnet. Wie in Abbildung 2.1 dargestellt, entstehen sich bewegende breite Staus (J) in der Regel im synchronisierten Verkehr (S) stromaufwärts von Engstellen und können sich nicht im freien Verkehr bilden.

2.2.2 Innerstädtischer Verkehr an Lichtsignalanlagen

Aufgrund ihres Einsatzzwecks, Verkehrsströme zu regeln, unterbrechen Lichtsignalanlagen (LSA) zyklisch den innerstädtischen Verkehrsfluss, indem Fahrzeuge vorübergehend angehalten werden. Diese externen Eingriffe in den Verkehr stellen Störungen dar, die es im sich selbstorganisierenden Verkehr auf Schnellstraßen nicht gibt.

Abbildung 2.2 zeigt zwei verschiedene Situationen von innerstädtischem Verkehr an einer LSA:

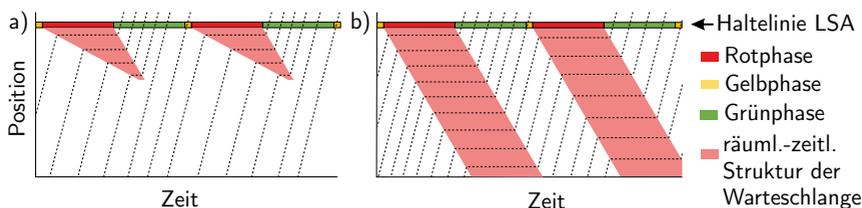


Abbildung 2.2: Schematische Darstellung sich bewegender Warteschlangen (engl. Moving Queues) im a) untersättigten und b) übersättigten Verkehr an einer Lichtsignalanlage (LSA). Gepunktete Linien entsprechen Fahrzeugtrajektorien.

Horizontale Verläufe von Trajektorien bedeuten, dass Fahrzeuge in einer MQ warten. Folgende zwei Situationen sind erkennbar:

1. Im sogenannten **untersättigten Verkehr** (Abb. 2.2 a)) können alle Fahrzeuge, die in einer Rotphase anhalten müssen, in der folgenden Grünphase die LSA passieren.
2. Im sogenannten **übersättigten Verkehr** (Abb. 2.2 b)) können nicht mehr alle Fahrzeuge, die in einer Rotphase anhalten müssen, in der folgenden Grünphase die LSA durchfahren.

Fahrzeuge, die in der Rotphase vor der LSA warten, bilden **Warteschlangen**. In der Grünphase beschleunigen die Fahrzeuge in zeitlichen Abständen nacheinander aus dem Stillstand. Dabei entfernt sich die stromabwärtige Position der Warteschlange in stromaufwärtiger Richtung weg

von der LSA. Gleichzeitig können am stromaufwärtigen Ende der Warteschlange neue Fahrzeuge eintreffen zum Stillstand und kommen. Durch die sich einreihenden Fahrzeuge bewegt sich das stromaufwärtige Ende ebenfalls in die stromaufwärtige Richtung. Es kommt somit zu einem Verkehrsmuster von zum Halt kommenden Fahrzeugen, das sich im zeitlichen Verlauf stromaufwärts bewegt. Dieses wird als **sich bewegendes Warteschlange** bzw. als **Moving Queue (MQ)** bezeichnet.

Im untersättigten Verkehr lösen sich die Warteschlangen innerhalb der Grünphase wieder auf. Die Fahrzeuge in der Warteschlange verlassen diese schneller als neue Fahrzeuge in der Warteschlange eintreffen. Das bedeutet, dass der abfließende Verkehrsfluss der MQs im untersättigten Verkehr größer ist als der zufließende Verkehrsfluss. Die Haltezeit der später in der Warteschlange eintreffenden Fahrzeuge reduziert sich. Somit verläuft die stromabwärtige Front im Weg-Zeit-Diagramm steiler und die räumlich-zeitliche Struktur der Warteschlange verjüngt sich bis zur vollständigen Auflösung in stromaufwärtiger Richtung.

Da im übersättigten Verkehr nicht mehr alle Fahrzeuge die in der Rotphase anhalten mussten, die LSA in der Grünphase durchfahren, löst sich die MQ nicht ohne Weiteres auf. In diesem Fall können MQs als sich bewegendes breite Staus angesehen werden, die durch die LSA induziert und getaktet wurden. Die räumlich-zeitlichen Strukturen von Verkehrsmustern im übersättigten Verkehr werden in Kapitel 2.2.4 ausführlicher beschrieben.

2.2.3 Innerstädtischer Verkehrszusammenbruch

Der Übergang von untersättigtem zu übersättigtem Verkehr wird als **innerstädtischer Verkehrszusammenbruch** bezeichnet. Dieser findet entsprechend der klassischen Verkehrstheorie [4, 33–51] statt, sobald der mittlere eintreffende Verkehrsfluss \bar{q}_{in} die Kapazität C_{cl} der LSA überschreitet:

$$\bar{q}_{in} > C_{cl} \quad (2.6)$$

$$\text{mit } C_{cl} = q_{sat} \frac{T_{green}^{eff}}{\theta} \quad (2.7)$$

Der Sättigungsfluss q_{sat} beschreibt den mittleren Verkehrsfluss der Fahrzeuge, welche die LSA in freier Geschwindigkeit passieren. Die Umlaufzeit θ der LSA ergibt sich aus der Summe der einzelnen Phasendauern $\theta = T_{green} + T_{yellow} + T_{red}$. Die effektive Grünphase T_{green}^{eff} beschreibt den Teil der Grünphase, in welchem die Fahrzeuge in freier Fahrt die LSA passieren können. Aufgrund des Anfahrtsvorgangs erreichen die ersten Fahrzeuge der Warteschlange nur langsamere Geschwindigkeiten [4, 33–51]. Entsprechend Kerners Drei-Phasen-Verkehrstheorie für innerstädtischen Verkehr ist der Verkehrszusammenbruch bei $\bar{q}_{in} > C_{cl}$ zufallszeitverzögert [52–55]. Die Ursache wird im Folgenden stark vereinfacht beschrieben.

Wenn sich Fahrzeuge einer bestehenden Moving Queue oder einem roten Signal, von dem in Kürze grün zu erwarten ist, nähern, führen sie eine frühzeitige Geschwindigkeitsanpassung durch. Diese Anpassung pflanzt sich über die nachfolgenden Fahrzeuge fort. Es entsteht eine **sich bewegende Struktur des synchronisierten Verkehrs** bzw. ein **Moving Synchronized Flow Pattern (MSP)**. Abbildung 2.3 stellt die Bildung von MSPs im untersättigten Verkehr dar:

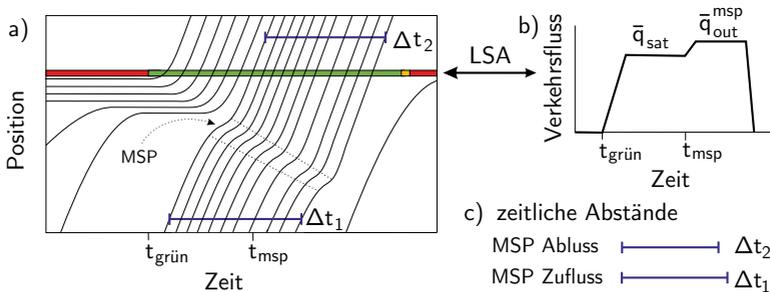


Abbildung 2.3: Schematische Darstellung der Bildung einer Struktur des synchronisierten Verkehrs im untersättigten Verkehr. a) Weg-Zeit-Diagramm, b) Verkehrsfluss an der Lichtsignalanlage, c) Vergleich des zeitlichen Abstands einer Gruppe von Fahrzeugen vor (Δt_1) und nach (Δt_2) der Durchquerung eines MSP.

Während Rotphase kommen an der LSA fünf Fahrzeuge zum Halt. In der Grünphase überqueren diese nacheinander die Haltelinie. Dabei steigt der abfließende Verkehrsfluss, bis dieser nach einiger Zeit dem mittleren Sättigungsfluss \bar{q}_{sat} entspricht (s. Abb. 2.3 b)). In der Grünphase nähern sich elf weitere Fahrzeuge der LSA. Durch die Geschwindigkeitsanpassung des ersten Fahrzeugs vor dem Erreichen der Warteschlange, welche sich über die weiteren Fahrzeuge fortpflanzt, entsteht ein MSP.

Die Fahrzeuge reduzieren beim Durchqueren eines MSP ihre zeitlichen Abstände und behalten diese beim Verlassen des MSP größtenteils bei. MSPs mit diesen Eigenschaften werden als sich auflösende MSPs bezeichnet, da sich ihre räumliche Ausprägung mit der Zeit reduziert. Sich auflösende MSPs haben auf den Verkehrsfluss einen komprimierenden Effekt: Die Zeitlücken zwischen den Fahrzeugen werden kürzer. Dieser ist anhand eines Vergleichs des zeitlichen Abstands einer Gruppe von Fahrzeugen vor (Zufluss) und nach der Durchquerung (Abfluss) eines MSPs in Abbildung 2.3 c) dargestellt. Der mittlere Abfluss \bar{q}_{out}^{msp} des MSP ab dem Zeitpunkt t_{msp} ist größer als der mittlere Sättigungsfluss der LSA \bar{q}_{sat} , der sich aus dem Abfluss der Warteschlange ergibt: $\bar{q}_{out}^{msp} > \bar{q}_{sat}$ (s. Abb. 2.3 b)). Aus diesem Grund kann eine größere Anzahl von Fahrzeugen die LSA passieren, wenn diese zuvor ein MSP durchfahren haben.

Statt einer maximalen Kapazität C_{cl} existiert eine stetige Menge von LSA-Kapazitäten C

$$C_{min} \leq C \leq C_{max} \quad (2.8)$$

wobei C_{min} der Signalkapazität der klassischen Verkehrstheorie C_{cl} entspricht:

$$C_{min} = C_{cl} \quad (2.9)$$

Solange $\bar{q}_{in} < C_{max}$ und die Geschwindigkeitsschwankungen im untersättigten Verkehr nicht zu stark werden, muss nicht zwingend ein Verkehrszusammenbruch stattfinden.

Nach einem erfolgten Verkehrszusammenbruch starten die Fahrzeuge während der gesamten Grünphase aus den Warteschlangen vor der LSA.

Da die Fahrzeuge kein MSP durchqueren, ist keine Kompression des Verkehrsflusses möglich. Der maximale mittlere Verkehrsfluss im übersättigten Verkehr an der LSA entspricht dem Sättigungsfluss q_{sat} . Somit ist für den Übergang von untersättigtem zu übersättigtem Verkehr ein größerer ankommender Verkehrsfluss \bar{q}_{in} nötig, als der Verkehrsfluss \bar{q}_{in} , der nötig ist, um den erreichten übersättigten Zustand beizubehalten. Deshalb befindet sich der untersättigte Verkehr zwischen C_{min} und C_{max} in einem metastabilen Zustand.

2.2.4 Moving Queues und Moving Synchronized Flow Patterns im übersättigten Verkehr

Abbildung 2.4 a) zeigt eine Simulation von Moving Queues (MQs) entsprechend der klassischen Verkehrstheorie in einem Weg-Zeit-Diagramm:

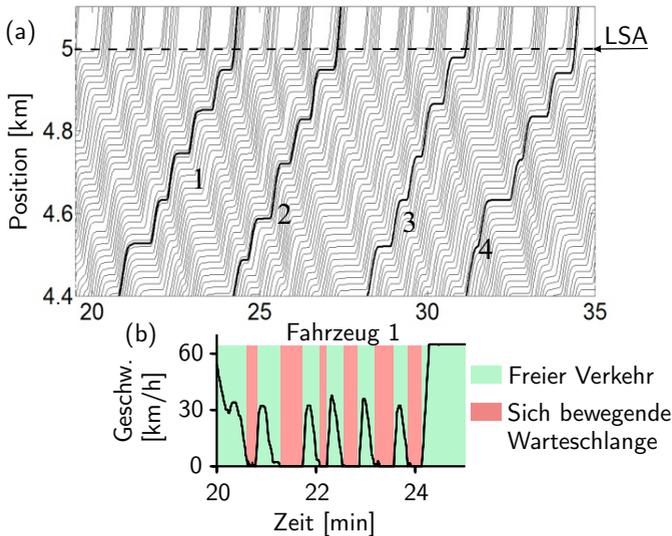


Abbildung 2.4: Moving Queues im übersättigten Verkehr. a) Räumlich-zeitliche Darstellung jeder zweiten Fahrzeugtrajektorie. (b) Geschwindigkeitsverlauf von Fahrzeugtrajektorie 1 aus a) [56] (nachträglich eingefärbt).

In dieser Simulation propagieren MQs über den gesamten beobachteten Streckenabschnitt. Abbildung 2.4 b) zeigt den Geschwindigkeitsverlauf von Fahrzeug 1 aus dem Weg-Zeit-Diagramm. Die Verkehrsmuster freier Verkehr und MQ, die das Fahrzeug durchquert, sind farblich hervorgehoben. Im übersättigten Verkehr vor einer LSA bewegen sich Fahrzeuge entsprechend der klassischen Theorie im freien Verkehr von einer MQ zur nächsten und kommen dort jeweils zum Halt [4, 33–51].

Numerische Simulationen mit einem stochastischen Drei-Phasen-Verkehrsflussmodell zeigten, dass sich MQs im übersättigten Verkehr in einem gewissen Abstand stromaufwärts zur LSA in synchronisierten Verkehr auflösen [56, 57]. Dies wird in Abbildung 2.5 dargestellt:

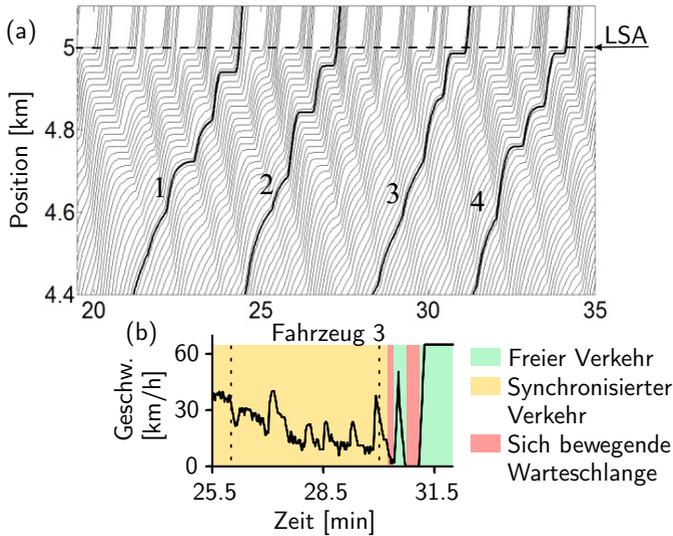


Abbildung 2.5: Sich in Moving Synchronized Flow Patterns auflösende Moving Queues im übersättigten Verkehr. a) Räumlich-zeitliche Darstellung jeder zweiten Fahrzeugtrajektorie. b) Geschwindigkeitsverlauf von Fahrzeug 3 aus a) [56] (nachträglich eingefärbt).

Anders als im untersättigten Verkehr lösen sich in diesem Fall die MSPs nicht auf, sondern propagieren über den gesamten beobachteten Strecken-

abschnitt. Wie an den hervorgehobenen Fahrzeugtrajektorien sowie im Geschwindigkeitsprofil von Fahrzeug 1 in Abbildung 2.5 b) zu erkennen ist, bewegen sich das Fahrzeug in dieser Simulation den größten Teil des Streckenabschnitts im synchronisierten Verkehr, bevor sie dann bis zu drei MQs durchqueren.

Der Grund für die Entstehung von MSPs sind wie im untersättigten Verkehr frühzeitige Geschwindigkeitsanpassungen von Fahrzeugen: Wenn sich ein Fahrzeug einer Warteschlange nähert und dabei die Geschwindigkeit frühzeitig reduziert, vergrößert sich der zeitliche Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug. Diese Geschwindigkeitsanpassung pflanzt sich als MSP stromaufwärts fort und führt schließlich zur Auflösung der MQ. Je stärker die frühzeitige Verzögerung ist, desto eher löst sich eine MQ in ein MSP auf. Die frühzeitige Geschwindigkeitsanpassung als stauabsorbierender Effekt wurde von Kerner ursprünglich auf Schnellstraßen aufgezeigt und gilt auch im unter- und übersättigten Verkehr vor LSA [58].

2.3 Videobasierte Messung von bewegten Objekten

Zur videobasierten Messung von bewegten Objekten gehören die Erkennung und die Verfolgung der Objekte in Videodaten sowie die Bestimmung von Weltkoordinaten aus Bildpositionen.

2.3.1 Supervised Tracking

Eine Möglichkeit zur Verfolgung von bewegten Objekten in Videodaten ist das sogenannte Supervised-Tracking. Bei diesem Verfahren wird ein manuell markierter Bildbereich automatisch verfolgt. Zu diesem Zweck muss der Tracking-Algorithmus lernen, die Merkmale des Objekts von der Umgebung zu unterscheiden. Im Folgenden wird die Methode *Real-Time Tracking via On-line Boosting* [59] erklärt. Diese kann nach Versuchen des

Autors im Vergleich zu anderen Methoden [60–62] der OpenCV Tracking-API [63] markierte Fahrzeuge in Luftaufnahmen am stabilsten verfolgen.

2.3.1.1 On-line AdaBoost

In Bilddaten können Objekte mittels sogenannten Klassifikatoren anhand Bildmerkmalen in Klassen unterteilt werden. Ein binärer Klassifikator teilt Objekte in die zwei Klassen **Objekt erkannt** und **Objekt nicht erkannt** ein.

Boosting-Algorithmen unterscheiden zwischen starken und schwachen binären Klassifikatoren. Ein schwacher Klassifikator repräsentiert ein Bildmerkmal und benötigt eine vergleichsweise geringe Erkennungsrate von mehr als 50 % (etwas größer als eine zufällige Erkennung). Ein starker Klassifikator ist eine bestimmte Kombination von mehreren schwachen Klassifikatoren. Durch eine entsprechend gute Kombination, die durch ein Trainingsverfahren ermittelt wird, können dann sehr hohe Erkennungsraten erzielt werden. [64, 65]

On-line AdaBoost von Grabner [59, 66] erstellt beim Erfassen eines neuen Trainingselements, z. B. eines markierten Fahrzeugs, einen globalen Pool von T zufallsbasiert generierten schwachen Klassifikatoren $k_t \in \{k_1, \dots, k_T\}$ und verwendet N Selektoren $k_n^{sel} \in \{k_1^{sel}, \dots, k_N^{sel}\}$, die jeweils einen geeigneten schwachen Klassifikator auswählen. Das markierte Objekt (Vordergrund) sowie ein gewisser Anteil der direkten Umgebung des Objekts (Hintergrund) wird in B Trainingsbeispiele (Samples) unterteilt. Für jedes Sample wird der starke Klassifikator in folgender Weise trainiert:

1. Für alle schwachen Klassifikatoren wird geprüft, ob diese das Sample korrekt klassifizieren können. Des Weiteren wird die Wichtigkeit des Samples initialisiert: $\lambda = 1$
2. Für jeden Selektor k_n^{sel} wird jeweils:

- (a) für alle schwachen Klassifikatoren k_t der aktuelle Fehler berechnet: $e_t = \frac{\lambda_t^{falsch}}{\lambda_t^{falsch} + \lambda_t^{korrr}}$ mit $\lambda_t^{falsch} = \lambda_t^{falsch} + \lambda$ bei einer falschen Klassifikation und $\lambda_t^{korrr} = \lambda_t^{korrr} + \lambda$ bei einer korrekten Klassifikation,
- (b) der schwache Klassifikator mit dem aktuell geringsten Fehler für den Selektor ausgewählt: $k_n^{sel}(x) := k_t(x)$ (der gewählte Klassifikator kann für dieses Sample kein weiteres Mal verwendet werden),
- (c) die Wichtigkeit des Trainingsbeispiels aktualisiert: $\lambda = \sqrt{\frac{e_t}{1-e_t}}$ für korrekte Klassifizierungen bzw. $\lambda = \sqrt{\frac{1-e_t}{e_t}}$ für falsche Klassifizierungen und
- (d) die Gewichtung des Selektors berechnet: $\alpha_n = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-e_t}{e_t}\right)$ für korrekte Klassifizierungen und $\alpha_n = 0$ für falsche Klassifizierungen.
3. Der schwache Klassifikator mit dem größten Fehler wird durch einen neuen ersetzt.

Der binäre starke Klassifikator ergibt sich aus dem Vorzeichen aus der gewichteten Summe aller schwachen Klassifikatoren:

$$k_{strong}(x) = \text{sign}\left(\sum_{n=1}^N \alpha_n k_n^{sel}(x)\right) \quad (2.10)$$

Für Trainingsbeispiele, die schlechter zu klassifizieren sind, werden aufgrund einer laufenden Anpassung der Wichtigkeit λ die korrekten Klassifikatoren stärker berücksichtigt.

Um einen möglichst guten Pool von schwachen Klassifikatoren zu erhalten, kann das initiale Training in I Iterationen wiederholt werden. Da pro Iteration der schlechteste schwache Klassifikator durch einen neuen ersetzt wird, verbessert sich dabei die Auswahlbasis der Selektoren. Nach jeder erfolgreichen Lokalisierung des zu verfolgenden Objekts wird dieses erneut in Trainingsamples unterteilt und der Klassifikator weiter trainiert, wobei

die bestehenden Fehler der schwachen Klassifikatoren angepasst und die Selektoren aktualisiert werden. Dadurch können Änderungen des verfolgten Objekts berücksichtigt werden. [59, 66]

2.3.1.2 Haar-ähnliche Bildmerkmale

Bildmerkmale reduzieren Bildinformationen auf eine gut auszuwertende Menge. Haar-ähnliche Merkmale von Viola und Jones [65] sind Muster von Kontrastunterschieden (repräsentiert durch die Farben Schwarz und Weiß) bestehend aus zwei bis drei Rechtecken. Die verwendete Implementierung des On-line AdaBoost Algorithmus verwendet Haar-ähnliche Merkmale als schwache Klassifikatoren. Die in der Tracking-Implementierung [63] verwendeten Muster zur Erkennung von Bildmerkmalen sowie Beispiele von erkannten Bildmerkmalen in einem Gesicht sind in Abbildung 2.6 dargestellt:

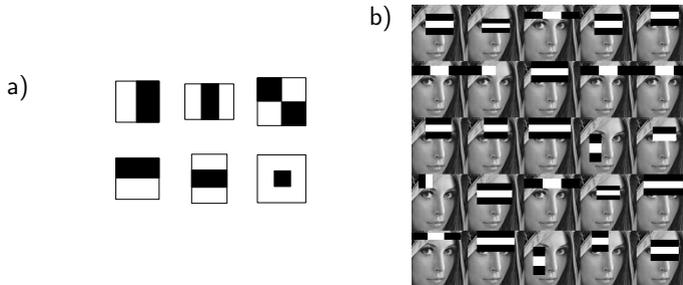


Abbildung 2.6: Haar-ähnliche Merkmale a) Muster zur Erkennung von Bildmerkmalen b) Beispiele von erkannten Bildmerkmalen in einem Gesicht [67].

Bei der Verwendung als schwacher Klassifikator werden für ein Haar-ähnliches Merkmal

- die Art des Musters (s. Abb. 2.6 a)),
- die Skalierung des Musters und
- die Position auf dem Bild

zufällig festgelegt (s. Abb. 2.6 b)). Im Bild werden an der definierten Position und mit der vorgegebenen Skalierung dem Muster ähnliche Kontrastunterschiede gesucht. Dabei gibt das Muster die Regionen vor, deren

Pixelsummen verglichen werden: Die Pixelsumme des Bildes unter dem Schwarzanteil des Musters wird von der Pixelsumme des Bildes unter dem Weißanteil des Musters subtrahiert. Wenn der Betrag kleiner als ein festgelegter Grenzwert ist, dann gilt das Merkmal als erkannt.

Haar-ähnliche Merkmale eignen sich für gut einfache und kontrastreiche Objekte wie Gesichter in der Frontalansicht oder Fahrzeuge. Bei einer Gesichtserkennung konnten Klassifikatoren bereits mit 200 Merkmalen eine Detektionsrate von 95 % erreichen [65, 68].

2.3.2 Positionsbestimmung in Videodaten

Im Rahmen einer Messung von Straßenverkehr in Videodaten ist die Ermittlung korrekter Fahrzeugpositionen auf der Straße von großer Bedeutung. Für die Bestimmung von Weltkoordinaten aus Bildpositionen ist es nötig, zu verstehen, wie ein reales Objekt durch die Kamera in einem digitalen Bild erfasst wird. Ein Kamerabild ist eine zweidimensionale Projektion eines dreidimensionalen Raums. Die projizierten Größen von Objekten sind abhängig von deren Entfernung zur Kamera. Für eine Bestimmung von Objektpositionen in einem 3D-Weltkoordinatensystem müssen die 3D-Bildpositionen in den 3D-Raum zurück transformiert werden. Dafür ist es erforderlich, verschiedene Kameraeigenschaften zu ermitteln und zu berücksichtigen. Die nachfolgende Beschreibung orientiert sich an [68] und [69].

2.3.2.1 Intrinsische Kamera- und Verzeichnungsparameter

Die Geometrie der Bildprojektion lässt sich anhand eines Lochkameramodells zeigen. In diesem fällt das Licht durch eine kleine Öffnung auf eine Projektionsfläche, die dem Bildsensor einer Digitalkamera entspricht. In einer Lochkamera werden keine Linsen verwendet. Abbildung 2.7 zeigt die Übertragung eines Punktes P auf der Straße auf die Projektionsfläche mit dem Punkt P' . Dabei wird zur Vereinfachung eine virtuelle Projektion ver-

wendet, die vor der Öffnung O des Kamerasystems platziert ist, ohne dass das Bild spiegelverkehrt auf dem Kopf steht:

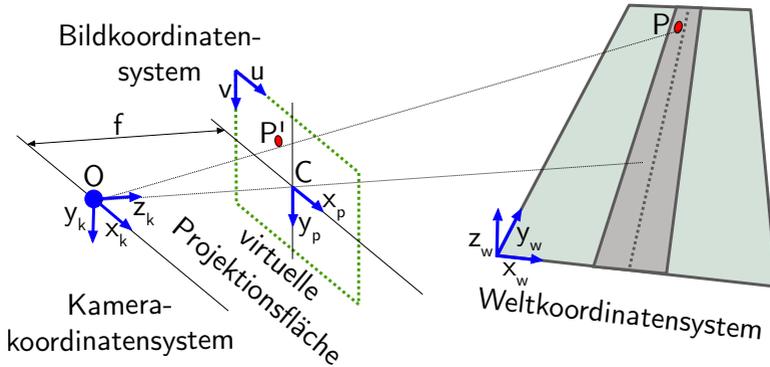


Abbildung 2.7: Projektion des Punktes P auf der Straße auf die Projektionsfläche eines Lochkameramodells inklusive verschiedener geometrischer Bezugssysteme.

Für die Projektion des Punkts P auf eine digitale Abbildung müssen vier Bezugssysteme berücksichtigt werden:

1. Das **Weltkoordinatensystem** mit $P = \begin{bmatrix} x_w & y_w & z_w \end{bmatrix}^T$ ist ein stationäres Bezugssystem.
2. Das **Kamerakoordinatensystem** gibt $P = \begin{bmatrix} x_k & y_k & z_k \end{bmatrix}^T$ relativ zur Kamera an.
3. Das **Projektionskoordinatensystem** definiert den zweidimensionalen Punkt $P' = \begin{bmatrix} x_p & y_p \end{bmatrix}^T$ mit dem Ursprung in Punkt C auf der Projektionsfläche.
4. Das **Bildschirmkoordinatensystem** gibt $P' = \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T$ in der Einheit Pixel mit dem Ursprung in der linken oberen Bildecke an.

Die Projektion vom Kamerakoordinatensystem in das Projektionskoordinatensystem wird auf folgende Weise hergeleitet: Die Entfernung der Kameraöffnung O zur Projektionsfläche ist die Brennweite f und die Entfernung der Kameraöffnung O zur Ebene des Objekts ist z_k . Aufgrund des

Strahlensatzes kann die Projektion eines Punktes aus dem Kamerakoordinatensystem auf die Bildfläche berechnet werden:

$$x_p = fx', y_p = fy' \quad (2.11)$$

$$\text{mit } x' = \frac{x_k}{z_k}, y' = \frac{y_k}{z_k} \quad (2.12)$$

Da bei einer Lochkamera – insbesondere für Videoaufnahmen – zu wenig Licht auf die Projektionsfläche einfällt, werden im realen Kamerasystem Linsen zur Bündelung des Lichts verwendet. Diese können Verzeichnungen verursachen, von denen folgende zwei Arten berücksichtigt werden müssen: Die radiale Verzeichnung wird mit zunehmender Entfernung zum Bildmittelpunkt stärker. Sie kann kissenförmig (zunehmende Vergrößerung in Richtung des Bildrandes) oder tonnenförmig (zunehmende Verkleinerung in Richtung des Bildrandes) sein. Die tangentielle Verzeichnung entsteht, wenn der Bildsensor konstruktionsbedingt nicht exakt parallel zur Linse ausgerichtet ist. Beide Verzeichnungen können als Näherung durch folgende Funktion in Abhängigkeit vom Abstand des Bildmittelpunkts r angegeben werden:

$$x'' = x'(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) + 2p_1x'y' + p_2(r^2 + 2x'^2) \quad (2.13)$$

$$y'' = y'(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) + p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2x'y' \quad (2.14)$$

$$\text{mit } r^2 = x'^2 + y'^2 \quad (2.15)$$

Die Parameter k_1, k_2, k_3 definieren die radiale Verzeichnung und die Parameter p_1, p_2 definieren die tangentielle Verzeichnung.

Digitale Bildsensoren erfassen die Projektion in einem Pixelraster. Zur Umrechnung von der metrischen Einheit des Kamerakoordinatensystems in das Bildschirmkoordinatensystem des Bildsensors muss dessen Punktdichte [Pixel/mm] berücksichtigt werden. Da die Pixelmaße vieler Kamerasensoren eine rechteckige statt einer quadratischen Form haben, wird diese mittels s_x und s_y für die Höhe und die Breite gesondert angegeben.

Durch Addition des Bildmittelpunktes $C = \begin{bmatrix} c_x & c_y \end{bmatrix}^T$ wird der Koordi-

natenursprung vom Zentrum in die linke obere Ecke $\begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T$ des Bildes verschoben:

$$u = f_x x'' + c_x \text{ und } v = f_y y'' + c_y \quad (2.16)$$

$$\text{mit } f_x = f s_x \text{ und } f_y = f s_y \quad (2.17)$$

Der Punkt C ergibt sich im Modell aus jeweils der halben Bildbreite U und der halben Bildhöhe V (in Pixel). Bei echten Kameras kann der Punkt C konstruktionsbedingt etwas versetzt zur Bildmitte liegen.

Die exakte Größe der Pixel oder des Sensors der Kamerasysteme ist – mit Ausnahme von Industriekameras – meist nicht bekannt. Deshalb lassen sich in Kalibrierungsverfahren nur f_x und f_y ermitteln. Es ergeben sich somit folgende **intrinsische Kameraparameter**, die sich auf die 3D-Geometrie beziehen: die Bildmitte c_x und c_y sowie die horizontale und vertikale Brennweite f_x und f_y , alle jeweils in der Einheit Pixel. Die **Verzeichnungsparameter** k_1, k_2, k_3, p_1 und p_2 beziehen sich auf die 2D-Geometrie der Abbildung.

2.3.2.2 Extrinsische Kameraparameter

Für die Verfolgung von Objekten in Videodaten ist es sinnvoll, die Positionen nicht relativ zu einer sich bewegenden Kamera, sondern in einem stationären Weltkoordinatensystem anzugeben. Mittels einer Rotationsmatrix und eines Translationsvektors wird eine Position $P = \begin{bmatrix} x_w & y_w & z_w \end{bmatrix}^T$ (s. Abb. 2.7) aus einem von der Kamera unabhängigen Weltkoordinatensystem in das Kamerakoordinatensystem überführt:

$$P = RP_w + t \quad (2.18)$$

Die Rotationsmatrix R definiert zuerst eine Drehung der Kamera um die X-Achse (Winkel ψ), anschließend um die resultierende Y-Achse (Winkel θ) und zuletzt um die resultierende Z-Achse (Winkel ϕ). Mit den Abkürzun-

gen $s_\psi = \sin \psi$, $c_\psi = \cos \psi$, $s_\theta = \sin \theta$, $c_\theta = \cos \theta$, $s_\phi = \sin \phi$ und $c_\phi = \cos \phi$ lässt sich die Rotationsmatrix folgendermaßen angeben:

$$R = \begin{bmatrix} c_\theta c_\phi & -c_\theta s_\phi & s_\theta \\ s_\psi s_\theta c_\phi + c_\psi s_\phi & -s_\psi s_\theta s_\phi + c_\psi c_\phi & -s_\psi c_\theta \\ -c_\psi s_\theta c_\phi + s_\psi s_\phi & c_\psi s_\theta s_\phi + s_\psi c_\phi & c_\psi c_\theta \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Der Translationsvektor $t = \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & t_3 \end{bmatrix}^T$ verschiebt die Position im Koordinatensystem. Die Winkel ψ, ϕ, θ und der Vektor t werden als **extrinsische Kameraparameter** bezeichnet.

2.3.2.3 Kamerakalibrierung und Positionsbestimmung

Die Kamerakalibrierung ist ein Verfahren zur Ermittlung der intrinsischen Kamera- und Verzeichnungsparameter mithilfe eines leicht erkennbaren Referenzmusters mit gleichen Abständen zwischen den Musterelementen – meist ein Schachfeld oder eine Punktmatrix. Von diesem werden mit der Kamera ca. 10 - 20 Bilder verschiedener, vollständiger und möglichst großer Ansichten aufgenommen. Das Muster wird in den Bildern automatisch erkannt. Computervision-Bibliotheken wie OpenCV bieten Funktionen, um aus einer Reihe von erkannten Mustern die Kamerakalibrierung durchzuführen [70]. Diese lösen ein Gleichungssystem mit 6 temporären extrinsischen Unbekannten pro Bild sowie mit 4 intrinsischen und 5 verzeichnungsbezogenen Unbekannten, die für alle Bilder identisch sind [71].

Mittels der gefundenen intrinsischen Kamera- und Verzeichnungsparameter lassen sich von mindestens sechs Referenzpunkten, die jeweils eine Weltkoordinate einer Bildschirmkoordinate zuordnen, die extrinsischen Kameraparameter durch ein Optimierungsverfahren finden [72]. Computervision-Bibliotheken bieten hierfür ebenfalls fertige Funktionen [70].

2.3.2.4 Transformation einer Bildschirmposition in Weltkoordinaten

Ohne Berücksichtigung der Verzeichnung lässt sich die Transformation und Projektion aus dem Weltkoordinatensystem in das Bildschirmkoordinatensystem in Abhängigkeit von einem Skalierungsparameter s in Matrixschreibweise ausdrücken:

$$s \begin{bmatrix} u & v & 1 \end{bmatrix}^T = \mathbf{A}(RP + t) \quad (2.20)$$

$$\text{mit der Kameramatrix } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Bei der Projektion aus dem Weltkoordinatensystem auf das Bildschirmkoordinatensystem geht eine Dimensionsinformation verloren, die bei der Rücktransformation benötigt wird. Wenn sich die zu transformierenden Positionen parallel zur xy -Ebene des Weltkoordinatensystems befinden (z. B. auf einer Straße), kann die Höhe z dieser Ebene gemessen und als zusätzliche Information verwendet werden. Die Position $P = \begin{bmatrix} x_w & y_w & z_w \end{bmatrix}^T$ lässt sich mit einer bekannten Höheninformation \mathbf{z}_w^* mit folgendem Gleichungssystem berechnen:

$$\begin{bmatrix} x_w & y_w & \mathbf{z}_w^* \end{bmatrix}^T = R^{-1} \left(sA^{-1} \begin{bmatrix} u & v & 1 \end{bmatrix}^T - t \right) \quad (2.22)$$

Der Parameter s kann mittels \mathbf{z}_w^* und folgender Gleichung ermittelt werden:

$$s \begin{bmatrix} u & v & 1 \end{bmatrix}^T A^{-1} R^{-1} = t R^{-1} + \begin{bmatrix} x_w & y_w & \mathbf{z}_w^* \end{bmatrix}^T \quad (2.23)$$

$$s = \mathbf{z}_w^* + z_r / z_l \quad (2.24)$$

$$\text{mit } z_l \text{ aus } \begin{bmatrix} \dots & \dots & z_l \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} u & v & 1 \end{bmatrix}^T \mathbf{A}^{-1} R^{-1} \quad (2.25)$$

$$\text{und } z_r \text{ aus } \begin{bmatrix} \dots & \dots & z_r \end{bmatrix}^T = R^{-1} t \quad (2.26)$$

Zur Berücksichtigung der Verzeichnung bieten Computervision-Bibliotheken wie OpenCV Funktionen, die aus den realen Bildschirmkoordinaten unverzeichnete Bildschirmkoordinaten berechnen können [73].

3 Stand der Technik

Das folgende Kapitel stellt bestehende empirische Messungen von Strukturen des synchronisierten Verkehrs vor einer Lichtsignalanlage dar. Dabei wird auch der Kraftstoffverbrauch im übersättigten Verkehr analysiert. Anschließend werden verschiedene Publikationen zu räumlich-zeitlichen Messungen des Straßenverkehrs vorgestellt. Des Weiteren werden mögliche Methoden zur Luftbeobachtung des Straßenverkehrs beschrieben und kommerzielle Lösungen erfasst. Defizite der erwähnten Verfahren werden aufgezeigt und ein Handlungsbedarf formuliert.

3.1 Empirischer synchronisierter Verkehr vor Lichtsignalanlagen

Mittels eines videobasierten makroskopischen Fahrzeugdetektors und anonymisierten Floating-Car-Daten aus Navigationsgeräten untersuchte Hemmerle [6] den Verkehr vor Lichtsignalanlagen. Die in diesem Abschnitt dargestellten mikroskopischen und makroskopischen Messungen wurden auf der Völklinger Straße in Düsseldorf in innerstädtischer Richtung zwischen Südring und Fährstraße durchgeführt. Die vorliegende Arbeit betrachtet ebenfalls den Verkehr auf diesem Abschnitt und geht in Kapitel 5.1 detailliert auf dessen Eigenschaften ein.

Im betrachteten Streckenabschnitt befindet sich ein videobasierter Fahrzeugdetektor ca. 600 m stromaufwärts einer LSA und erfasst für jedes passierende Fahrzeug den Zeitpunkt. Daraus lassen sich entsprechend Ka-

pitel 2.1.1 der Verkehrsfluss und die mittlere Geschwindigkeit ermitteln. Anhand eines deutlichen Einbruchs der mittleren Geschwindigkeit nach einem vorherigen Anstieg des Verkehrsflusses können Verkehrszusammenbrüche aufgezeigt werden. In Abbildung 3.1 a) kommt es zwischen 09:47 Uhr und 09:54 Uhr sowohl zu einem Einbruch der mittleren Geschwindigkeit als auch zu einem Einbruch des Verkehrsflusses:

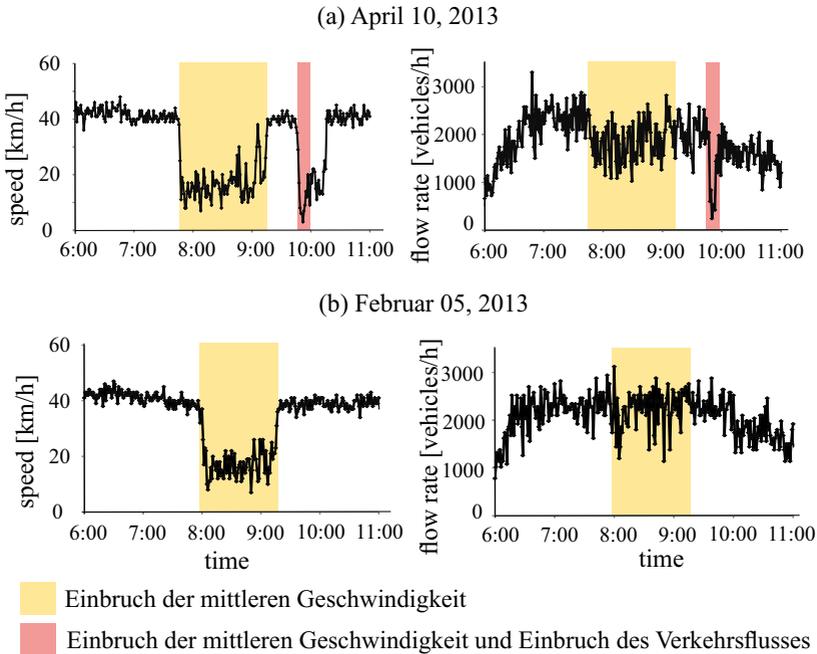


Abbildung 3.1: Mittlere Geschwindigkeit und Verkehrsfluss am untersuchten Abschnitt an zwei verschiedenen Messtagen [74] (nachträglich eingefärbt).

Diese Eigenschaften entsprechen denen von mehreren aufeinanderfolgenden langen Warteschlangen. Sie zeigen zufällige Wechsel von Unterbrechungen des Verkehrsflusses, in denen die sich Fahrzeuge von Warteschlange zu Warteschlange bewegen. In Abbildung 3.1 a) kommt es zwischen 7:48 Uhr bis 9:15 Uhr zu einem Einbruch der Geschwindigkeit; der Einbruch des Verkehrsflusses ist dabei deutlich geringer. Abbildung 3.1 b) zeigt,

dass es sogar zu Geschwindigkeitseinbrüchen kommen kann, bei denen der Verkehrsfluss im untersättigten sowie im übersättigten Verkehr im Durchschnitt gleich bleibt [74].

Die Fälle, in denen es nur zu Geschwindigkeitseinbrüchen kommt, werden mithilfe anonymisierter Floating-Car-Daten aus Navigationsgeräten mikroskopisch untersucht. Jedes Navigationsgerät erfasst die Fahrzeugposition per Global Positioning System (GPS) in Abständen von $\Delta t = 5$ s oder $\Delta t = 10$ s und sendet diese zyklisch an einen Server. Dort wird aus der zurückgelegten Strecke und der benötigten Zeit die Geschwindigkeit berechnet. Die Daten werden anschließend für die Erfassung der aktuellen Verkehrslage verwendet und als Trajektorien mit Geschwindigkeitsinformation archiviert.

Die Abbildungen 3.2 und 3.3 zeigen die Trajektorien und die dazugehörigen Geschwindigkeitsverläufe vom 10. April und 5. Februar 2013. Im Durchschnitt wurden ca. 30 Fahrzeuge pro Stunde erfasst. Dies entsprach einer Abdeckung von ca. 2%. In den Messungen können folgende mikroskopischen, räumlich-zeitlichen Phänomene im übersättigten Verkehr ausgewiesen werden [74]:

- 1) **Klassische reguläre Sequenzen von MQs:** Die stromaufwärtige Propagierung wird durch gestrichelte Linien in Weg-Zeit-Diagrammen hervorgehoben. Diese sind in den Trajektorien 1 und 2 in Abbildung 3.2 sowie in den Trajektorien 1, 2, 10 und 11 in Abbildung 3.3 erkennbar.
- 2) **Strukturen des synchronisierten Verkehrs (SP¹):** Zusätzlich zu MQs kann in den Trajektorien 3 und 4 in Abbildung 3.2 und in den Trajektorien 5, 6 und 8 in Abbildung 3.3 synchronisierter Verkehr gemessen werden.
- 3) **Zufällige räumlich-zeitliche Wechsel zwischen MQs und SPs:** Dieses Auftreten wird am häufigsten gemessen. Trajektorien 1, 2, 10 und 11 (MQs) sowie 5, 6 und 8 (SPs) in Abbildung 3.3.

¹Englisch: Synchronized Flow Pattern

- 4) **Simultanes Auftreten von MQs und SPs auf verschiedenen Fahrspuren:** Abbildung 3.2 zeigt MQs im Verlauf der Trajektorien 1 und 2 sowie jeweils gleichzeitiges Auftreten von SPs im Verlauf der Trajektorien 3 und 4.

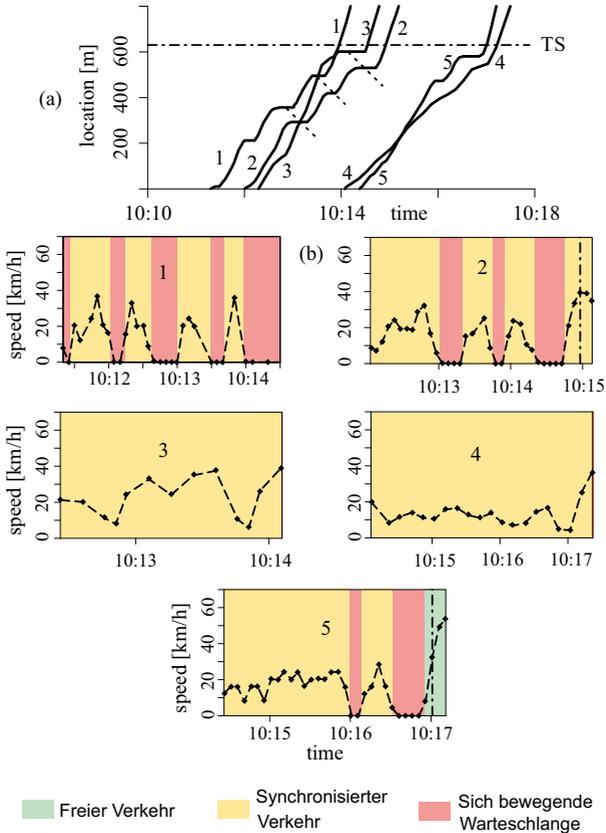


Abbildung 3.2: Messung 1 von übersättigtem Verkehr mittels GPS-Positionsdaten aus Navigationsgeräten. Die Strichpunktlinie zeigt die Haltelinie der Lichtsignalanlage (TS), a) Weg-Zeit-Diagramm der Messung und b) Geschwindigkeits-Zeit-Diagramme ausgewählter Trajektorien [74] (nachträglich eingefärbt).

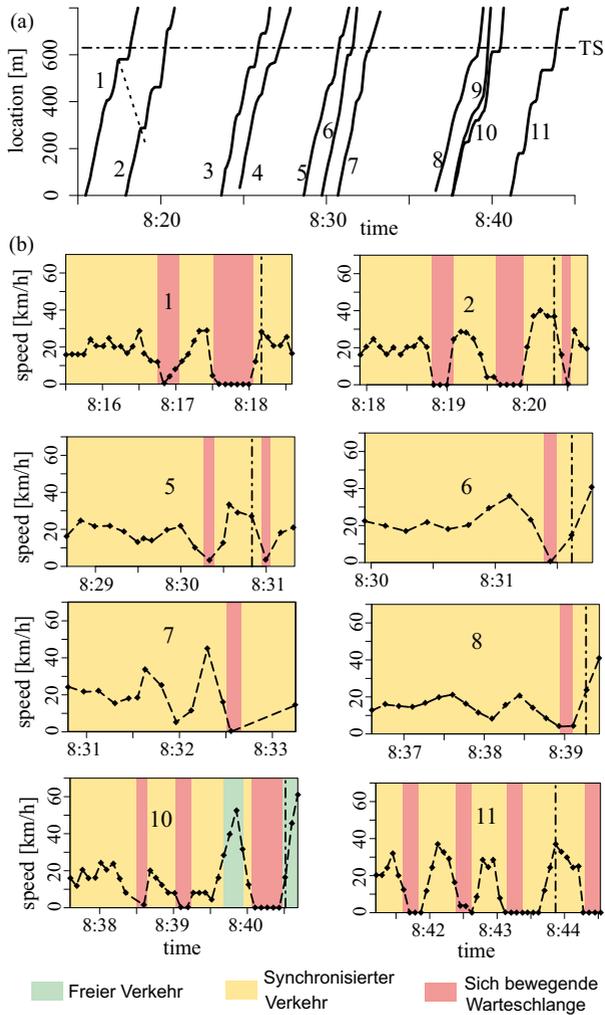


Abbildung 3.3: Messung 2 von übersättigtem Verkehr mittels GPS-Positionsdaten aus Navigationsgeräten. Die Strichpunktlinie zeigt die Haltelinie der Lichtsignalanlage (TS), a) Weg-Zeit-Diagramm der Messung und b) Geschwindigkeits-Zeit-Diagramme ausgewählter Trajektorien [74] (nachträglich eingefärbt).

3.2 Kraftstoffverbrauch im innerstädtischen synchronisierten Verkehr

Anhand der im vorherigen Abschnitt beschriebenen mikroskopischen Messdaten untersuchten Hemmerle et al. [75] den Kraftstoffverbrauch von Fahrzeugen in MQs und SPs. Da die Floating-Car-Daten aus Navigationsgeräten weder Verbrauchs-, noch Beschleunigungsdaten beinhalten und die zeitlichen Messabstände zu groß für eine genaue Ableitung der Beschleunigung sind, wird die kumulierte Fahrzeugbeschleunigung A verwendet [76]:

$$A = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^{N-1} (v_{n+1} - v_n) \theta_n \quad (3.1)$$

$$\text{mit } \theta_n = \begin{cases} 1 & \text{falls } (v_{n+1} - v_n) \geq \Delta v \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.2)$$

Die kumulierte Fahrzeugbeschleunigung A sagt aus, wie häufig ein Fahrzeug auf einer Strecke mit der Länge L mit N Geschwindigkeitsmesspunkten v_n beschleunigt hat. Mittels θ_n werden nur positive Geschwindigkeitsunterschiede gewertet. Der Parameter Δv ist ein Schwellwert zur Einbeziehung von Beschleunigungsvorgängen. Er beträgt in dieser Messung 0,5 km/h, um die Auswirkung von Messfehlern zu reduzieren.

Abbildung 3.4 zeigt die kumulierte Beschleunigung in Abhängigkeit von der mittleren Geschwindigkeit für jeweils 4 Trajektorien von Fahrten durch MQs und SPs. Es ist erkennbar, dass bei gleicher Geschwindigkeit die kumulierte Beschleunigung in MQs deutlich größer ist als in SPs. Die Auswirkung der kumulierten Fahrzeugbeschleunigung auf den Kraftstoffverbrauch kann in folgendem verkürzt dargestellten Vorgehen berechnet werden:

1. Aus Messungen der Verbrauchsdaten von Testfahrzeugen kann eine empirische Verbrauchsmatrix erstellt werden. Diese gibt den Kraftstoffverbrauch in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit und der Beschleunigung an [77, 78].

2. Durch die Simulation von 400.000 Trajektorien auf Basis der innerstädtischen Drei-Phasen-Verkehrstheorie wird aus den Daten der empirischen Verbrauchsmatrix eine makroskopische Verbrauchsmatrix erstellt. Diese gibt einen relativen Verbrauch in Abhängigkeit von der kumulierten Beschleunigung und der Geschwindigkeit an.

Anhand der Floating-Car-Daten und der makroskopischen Verbrauchsmatrix kann für Geschwindigkeiten von 10–15 km/h gezeigt werden, dass bei wachsender kumulierter Beschleunigung der relative Verbrauch ebenfalls steigt. Daraus und den deutlich höheren kumulierten Beschleunigungswerten von Fahrzeugen in MQs als SPs lässt sich schließen, dass bei gleicher mittlerer Geschwindigkeit der durchschnittliche Kraftstoffverbrauch von Fahrzeugen in MQs deutlich höher ist als in SPs. Das bedeutet, dass der Kraftstoffverbrauch erheblich sinken kann, wenn der übersättigte Verkehr aus SPs statt MQs besteht. Darum wird von Hemmerle ein Navigationssystem vorgeschlagen, das nicht nur verkehrs- oder infrastrukturbedingte Zeitverzögerungen [79], sondern auch den Einfluss des aktuellen Verkehrs für den Verbrauch berücksichtigt [6]. Da diese Ergebnisse teilweise auf simulierten Daten beruhen, steht ein vollständiger empirischer Nachweis noch aus.

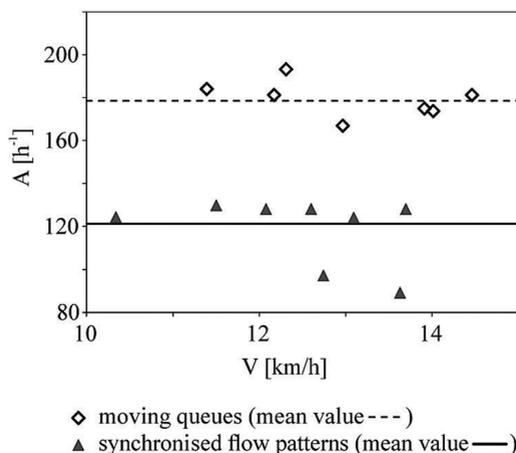


Abbildung 3.4: Kumulierte Beschleunigung in Abhängigkeit von der mittleren Geschwindigkeit für MQs und SPs [75].

3.3 Räumlich-zeitliche, mikroskopische Messung des Straßenverkehrs

In einer Veröffentlichung zur Bewertung von empirischen Fahrzeugtrajektorien schrieben Punzo et al. [80] (aus dem Englischen übersetzt):

Trajektorien, die von allen Fahrzeugen einer Straße in einem gemeinsamen Referenzsystem gezeichnet werden, sind die ultimativen empirischen Daten zur Untersuchung der Verkehrsdynamik. Mit diesem Wissen können wir alle gewünschten Informationen über die Physik von Verkehrsphänomenen auf einer Straße ableiten, einschließlich der Dynamik wie Fahrzeugfolgeverhalten, Spurwechsel oder Lückenakzeptanz.

Trotz dieser Bedeutung einer vollständigen Erfassung empirischer Trajektorien aller Fahrzeuge für die Verkehrsforschung gibt es nur eine überschaubare Menge an durchgeführten Messungen. In einer in diesem Abschnitt durchgeführten Recherche werden bisherige Verkehrsmessungen aufgeführt. Des Weiteren wird auf Forschungsergebnisse zum Thema Luftbeobachtung und kommerzielle Lösungen für mikroskopische Verkehrsmessungen eingegangen.

3.3.1 Räumlich-zeitlich vollständige Messungen

Im Folgenden werden wissenschaftliche Veröffentlichungen von räumlich-zeitlichen, vollständigen Messungen des Straßenverkehrs in zeitlicher Reihenfolge beschrieben:

A) Investigation of Traffic Dynamics by Areal Photogrammetry Techniques

Im Jahr 1967 veröffentlichte Joseph Treiterer seinen ersten Zwischenbericht zu dem Forschungsthema Investigation of Traffic Dynamics by Areal

Photogrammetry Techniques und schrieb damit Geschichte auf dem Gebiet der Verkehrsforschung [2]. Mittels Fotografien aus einem Helikopter wurde zum ersten Mal der räumlich-zeitliche, mikroskopische Verlauf von Straßenverkehr dokumentiert. Ein Teil des Messequipments und ein Messbeispiel werden in Abbildung 3.5 dargestellt:

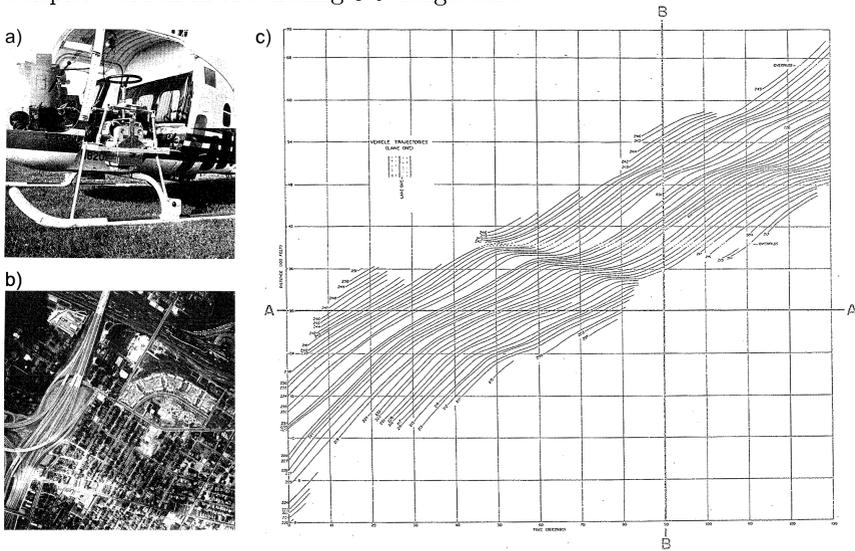


Abbildung 3.5: Technik und Messung von Joseph Treiterer: a) Bell Helicopter mit einer der beiden Luftbildkameras, b) eine typische Luftaufnahme und c) ein Weg-Zeit-Diagramm der ersten gemessenen Fahrzeugtrajektorien [2].

An der beobachteten Stelle gab es auf der Interstate 71 eine Zusammenführung von insgesamt sechs auf vier Fahrspuren. Dort konnten Verkehrszusammenbrüche beobachtet werden.

In insgesamt sechs Flügen wurden über 3000 Bildaufnahmen getätigt. Im weiteren Verlauf dieses Forschungsprojektes wurden bis 1977 neue Methoden zur Erfassung von Fahrzeugtrajektorien aus den aufgenommenen Bilddaten entwickelt. Die Fahrzeugpositionen wurden auf den Fotos anhand eines hochpräzisen Entfernungsmessgeräts für Filmaufnahmen bis auf 0,001 mm genau vermessen. Die Ergebnisse wurden für spätere Auswertungen auf Lochkarten gespeichert. Eine Aufnahme bestehend aus 300

Einzelbildern konnte aufgrund des vorwiegend manuellen Verfahrens innerhalb von 150 Stunden vermessen werden. Anhand der gemessenen Fahrzeugtrajektorien ließen sich Verkehrsstörungen erstmals räumlich-zeitlich untersuchen [50].

B) Freeway Data Collection for Studying Vehicle Interactions

Das Projekt Freeway Data Collection for Studying Vehicle Interactions wurde 1982-1985 durch die US Federal Highway Administration durchgeführt [81]. Für die Messung wurden die Positionen aller Fahrzeuge auf einem 1 km langen, vierspurigen Freeway-Abschnitt im Intervall von einer Sekunde erfasst. Der Verkehr wurde mit einer 35mm-Filmkamera von einem Leichtflugzeug aus aufgenommen. Zur Verfolgung der Fahrzeuge wurden die Filmaufnahmen auf ein Grafiktablett projiziert, um die Fahrzeugposition manuell mittels eines Digitizers – einem digitalen Stift – in einem Sage IV Mikrocomputer zu speichern. So konnten mehrere Stunden Filmaufnahmen ausgewertet werden. Die Daten ermöglichten die Untersuchung des Verkehrs an Engstellen, von Einschervorgängen und Spurwechselverhalten. Erst kürzlich wurden die Daten von Toledo et al. für die Entwicklung von Fahrverhaltensmodellen verwendet [82, 83].

C) Xing, Universität von Tokio

Für die Untersuchung der Stautentstehung an Engstellen auf japanischen Schnellstraßen wurden 1990 unter Einsatz eines Drachenballons Luftaufnahmen durchgeführt [84, 85]. Anhand der erfassten Daten konnten Parameter für ein Fahrzeugfolgemodell identifiziert werden.

D) Partners for Advanced Highways and Transit Programm

Im Rahmen des kalifornischen „Partners for Advanced Highways and Transit“ Programms entwickelten Coifman et al. ein Live-Verkehrsüberwachungssystem [86]. Anstatt kompletter Fahrzeuge wurden nur einzelne Bildmerkmale verfolgt, die anschließend mithilfe von Bewegungsmodellen

zu Fahrzeugtrajektorien gruppiert werden. Deshalb war dieses System wesentlich unempfindlicher gegenüber Fahrzeugüberlappungen und Schatten als damalige Alternativen. Fahrzeuge konnten über eine Strecke von ca. 50 m verfolgt werden. Während des Projektes wurden einige Messungen von gestautem Verkehr veröffentlicht [87].

E) Traffic Data Collection Using Image Processing Technology

Molnár et al. verwendeten im Jahr 2000 das kommerzielle Fahrzeugtrackingsystem VideoTrak-900 von Peek Traffic Systems zur Verfolgung von Fahrzeugen in Live-Videodaten [88]. An zehn verschiedenen Aufnahmepositionen wurde jeweils Verkehr eines Highwayabschnitts gemessen. Die Datenqualität des proprietären Messsystems konnte nicht überprüft werden.

F) Tracing congestion dynamics: with innovative microscopic data to a better theory

Das niederländische Forschungsprojekt „Tracing congestion dynamics: with innovative microscopic data to a better theory“ entwickelte 2003 eine Luftbeobachtungsmethode für Straßenabschnitte mittels Helikopter [89, 90]. Anhand der gemessenen Trajektorien wurde das individuelle Fahrverhalten untersucht und durch die Parametrisierung und Entwicklung von mikroskopischen Verkehrsmodellen dargestellt [91, 92]. Im Jahr 2013 wurden weitere Aufnahmen zur Analyse von Einscherverhalten auf Autobahnauffahrten durchgeführt [93].

G) Next Generation SIMulation

Von 2002 bis 2007 lief das Forschungsprogramm „Next Generation SIMulation (NGSIM)“, des US Department of Transportation – Federal Highway Administration [94, 95]. Mittels detaillierten räumlich-zeitlichen Messungen sollten neue Simulationsalgorithmen entwickelt und getestet werden. Dabei lag der Fokus auf der Untersuchung von taktischen Entscheidungen

wie beispielsweise die Wahl der Fahrspur auf Schnellstraßen. Es wurden Fahrzeugtrajektorien mithilfe stationärer Kameras, Detektordaten und Daten aus Messfahrzeugen erhoben [96]. Die videobasierten Verkehrsaufnahmen wurden durch stationär installierte sowie temporär aufgestellte Kameras in Los Angeles und Atlanta auf jeweils einer Schnellstraße und einer innerstädtischen Straße gefilmt. Die Videoauflösung betrug 640×480 Pixel mit einer Bildrate von 30 Frames pro Sekunde [97].

Für die Verfolgung der Fahrzeuge wurden die Videodaten anhand von Referenzpunkten aus Satellitenaufnahmen geometrisch entzerrt (orthorektifiziert), sodass die Sicht auf jedes Fahrzeug einer direkten Draufsicht entsprach. Die Abbildung 3.6 a) und b) zeigen die geometrische Entzerrung eines Straßenabschnitts:

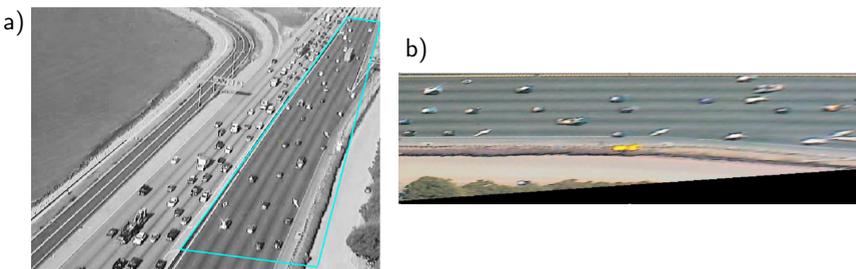


Abbildung 3.6: Orthorektifizierung eines Straßenabschnitts in NGSIM. Ein Straßenabschnitt wurde a) ausgewählt und b) geometrisch entzerrt [98].

Die Erkennung und Verfolgung der Fahrzeuge verlief automatisiert. Fahrzeuge wurden in festgelegten Detektionszonen erkannt und anschließend bis zu einer – ebenfalls manuell definierten – Stoppzone verfolgt. Abbildung 3.7 zeigt einen Videobereich mit definierten Detektions- und Stoppzonen. Falsch erkannte und falsch verfolgte Fahrzeuge konnten durch den Anwender korrigiert werden [98].

Die Projektergebnisse bestehend aus Video-, Mess-, und Metadaten sowie die entwickelten Simulationsalgorithmen wurden als Open Source unter der *Creative Commons Attribution License 2.0* veröffentlicht. Somit konnten basierend auf den Projektdaten viele weitere Erkenntnisse gewonnen

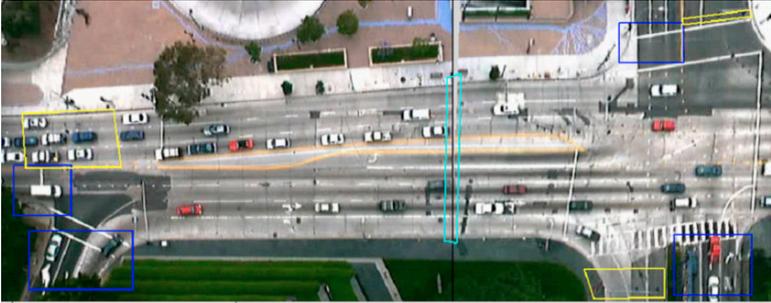


Abbildung 3.7: Definition von Trackingbereichen in NGSIM. Für einen Straßenabschnitt wurden Detektionszonen (blau), Stoppzonen (gelb) und ein markiertes Vordergrundobjekt (türkis), das Fahrzeuge verdeckt, definiert [98].

werden: Eine Übersichtsarbeit aus dem Jahr 2017 listet 200 auf NGSIM-Daten basierende Veröffentlichungen auf [99].

NGSIM ist das einzige der recherchierten Projekte, in dem räumlich-zeitliche, mikroskopische Messungen von innerstädtischem Verkehr durchgeführt wurden. Während die Aufnahmen der Schnellstraßen hauptsächlich gestauten Verkehr zeigen, ist der Verkehr der innerstädtischen Datensätze durchgehend untersättigt [99]. Abbildung 3.8 zeigt den am stärksten frequentierten Ausschnitt der Messung aus Atlanta:

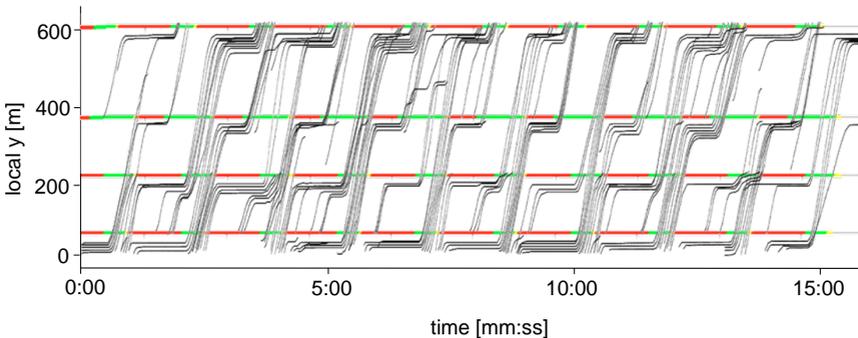


Abbildung 3.8: Räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien sowie die Phasen der vier Lichtsignalanlagen auf der 1. Fahrspur in nördliche Richtung auf der Peachtree Street in Atlanta, USA (8. Nov. 2006, 12:45 – 13:00 Uhr) [100].

3.3.2 Luftbeobachtung des Straßenverkehrs

Bedingt durch die hohen Kosten von Helikopterflügen und die aufwendige Auswertung der Aufnahmen waren die Möglichkeiten der Luftbeobachtung von Straßenverkehr zu dieser Zeit und in den folgenden Jahrzehnten sehr eingeschränkt. Dies änderte sich im Anfang der 2000er Jahr mit der zunehmenden Digitalisierung und der Verfügbarkeit von unbemannten Fluggeräten. Anfangs beschränkten sich die Anwendungsszenarien auf Liveübertragungen von Videobildern und das Aufzeigen von neuen Möglichkeiten der Verkehrsüberwachung und -steuerung (siehe [101, 102]) sowie das Aufzeigen von Möglichkeiten wie die automatisierte Erfassung von statistischen Verkehrsinformationen, Parkplatznutzung und Überwachung des Kreuzungsbetriebs (siehe [103, 104]).

Gleichzeitig wurden Methoden entwickelt, die es ermöglichen, in Luftaufnahmen Fahrzeuge automatisch zu erkennen und zu verfolgen. 2003 konnten Hoogendorn et al. Fahrzeugtrajektorien automatisiert aus einer zehnstündigen Luftaufnahme einer Schnellstraße mittels Background-Subtraction-Technik – der Unterscheidung zwischen sich bewegenden Objekten von einem statischen Hintergrund – ermittelt werden [105]. 2005 erfassten Kaâniche et al. durch die Erkennung und Verfolgung sich bewegnender Ecken und Kanten in Videodaten die Trajektorien von vier Fahrzeugen an einer Kreuzung [106]. Heintz et al. erkannten 2005 unter Einsatz einer zusätzlichen Infrarotkamera Fahrzeuge als wärmste Punkte im Bild. Das Tracking verlief anschließend sowohl im Infrarot- als auch im Farbkanaal des Videos und wurde mit zwei Fahrzeugen getestet [107].

Ein 2008 von Li vorgestellter Fahrzeugerkennungsalgorithmus für Luftaufnahmen verwendet eine Farbraumsegmentierung zur Unterscheidung der Fahrzeuge von der Fahrbahn [108]. Die Fahrzeuge werden somit im Schwarz-Weiß-Farbraum anhand ihrer Kontur erkannt. Das Verfahren wurde mit zwei Bildern und insgesamt 17 Fahrzeugen getestet.

Innerhalb der letzten Jahre gab es große Fortschritte im maschinellen Lernen und somit auch in der Bildererkennung. Dies führte zu bes-

seren Lösungen in der automatisierten Fahrzeugerkennung. So konnten Teutsch und Krüger im Jahr 2015 mittels Sliding-Window-Technik und auf Klassifikatoren-basierter Detektion bis zu 88 % der Fahrzeuge aus niedrig aufgelösten Luftaufnahmen – beispielsweise aus großen Höhen – erkennen [109].

Zur Überwachung des Verkehrsflusses an Kreuzungen wurde von Apeltauer et al. ein System zur automatischen Erfassung von Fahrzeugtrajektorien entwickelt, welches Klassifikatoren zur Fahrzeugerkennung und partikelfilter-basiertes Tracking verwendete. Es wurden bis zu 95 % der Fahrzeuge mit einer Größe von 32×32 Pixel erkannt [110]. Abbildung 3.9 zeigt eine Beispielaufnahme mit erkannten Fahrzeugen und Markierungen zur Analyse des Kreuzungsbereichs:

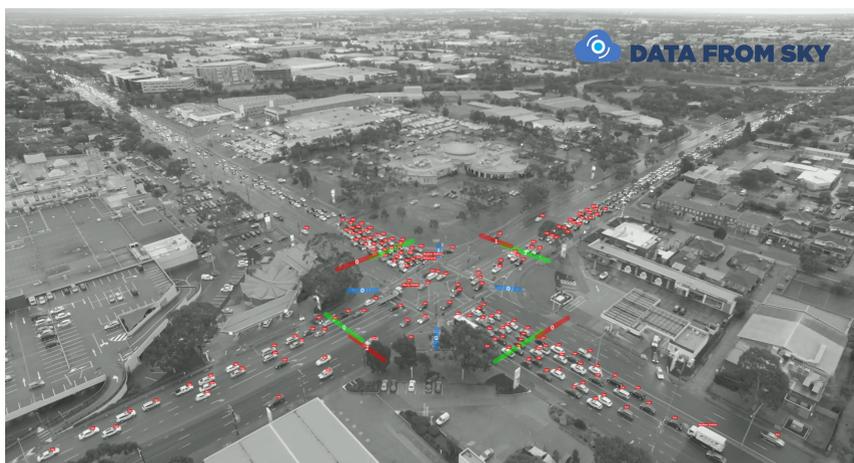


Abbildung 3.9: Bild einer Demonstration des Dienst *DataFromSky*. Erkannte und verfolgte Fahrzeuge sind rot markiert [111].

3.3.3 Kommerzielle Messlösungen

Basierend auf Apeltauers Lösung wird mit *DataFromSky* (s. Abb. 3.9) ein Dienst zur Verkehrsanalyse aus drohnenbasierten Videoaufnahmen angeboten. Dabei werden verschiedene Auswertungswerkzeuge wie die Überwa-

chung von Geschwindigkeit und Beschleunigung von Fahrzeugen, Auswertung der Benutzung von Kreuzungen, Auslastung von Fahrspuren und die Messung von makroskopischen Werten wie Verkehrsdichte, Verkehrsfluss und mittlere Geschwindigkeit an frei wählbaren Punkten der Aufnahme ermöglicht. Neben diesem Angebot gibt es diverse Hersteller von radarbasierten, mikroskopischen Verkehrsmesssystemen wie *Smartmicro* oder *Wavetronix*. Am weitesten verbreitet sind videobasierte Lösungen, beispielsweise von *FLIR Systems*, *TrafficVision* und *ViNotion*. Alle Varianten werden stationär installiert. Sie werden vorwiegend im Verkehrsmanagement eingesetzt. Videobasierte Lösungen haben dabei den Vorteil, dass sie auch für eine manuelle Verkehrsüberwachung verwendbar sind.

3.4 Defizite vorhandener Systeme und Bedarf neuer Lösungen

Das auf Simulationen beruhende Ergebnis von Kerner et. al., nach dem es im übersättigten innerstädtischen Verkehr neben Moving Queues auch zur Bildung von Moving Synchronized Flow Patterns kommt [53, 56], stellt eine bedeutende Neuerung gegenüber den klassischen Theorien dar. In einer empirischen Untersuchung mithilfe makroskopischer Fahrzeugdetektoren konnte Hemmerle temporäre Geschwindigkeitseinbrüche finden, die auf synchronisierten Verkehr hindeuten [6]. Allerdings erlauben diese Daten keine Betrachtung der mikroskopischen Eigenschaften dieses Phänomens.

Durch die Verwendung von Floating-Car-Daten mit einer Rate von 30 Fahrzeugen pro Stunde, ist es möglich, räumlich-zeitliche Trajektorien darzustellen und Geschwindigkeitsverläufe zu untersuchen. Damit konnte Hemmerle erstmals Strukturen des synchronisierten Verkehrs vor Lichtsignalanlagen empirisch nachweisen [6]. Außerdem wurde anhand dieser Daten gezeigt, dass bei einer mittleren Geschwindigkeit von 10–15 km/h der Energiebedarf im synchronisierten Verkehr deutlich geringer ist als beim Durchfahren mehrerer Moving Queues [75]. Mit einer durchschnittlichen

Ausstattungsrate von 2–4 % und ohne einer expliziten Unterscheidung von Fahrspuren reicht die Abdeckung allerdings nicht aus, räumlich-zeitliche Charakteristiken von Verkehrsmustern zu untersuchen.

Seit der ersten vollständigen, räumlich-zeitlichen Messung von Treiterer [2] gab es weitere wissenschaftlich erwähnte Erhebungen von Verkehrsdaten auf Schnellstraßen. Alle lieferten fundamentale Erkenntnisse, die in die Entwicklung von Verkehrsmodellen und Simulationsalgorithmen eingeflossen sind [81–100]. In der hier durchgeführte Recherche konnte mit NGSIM nur ein einziges Projekt gefunden werden, in welchem innerstädtische Messungen durchgeführt wurden [94]. Auch diese haben zu neuen Erkenntnissen in der Verkehrstheorie geführt. Allerdings beinhalten die innerstädtischen Messungen von NGSIM nur Trajektorien im untersättigten Verkehr und sind somit in dieser Arbeit nicht verwendbar.

Für die Verfolgung von Fahrzeugen in Luftaufnahmen bietet *DataFromSky* eine Möglichkeit an, die in diversen Verkehrsanalysen Verwendung findet. Da die bisherigen Messungen zeigen, dass sich die Strukturen des synchronisierten Verkehrs auf Straßenabschnitten von 600 m Länge ausdehnen, sollte mit der Luftaufnahme ein möglichst langer Straßenabschnitt erfasst und die sich darauf befindenden Fahrzeuge nahezu komplett erkannt und verfolgt werden. Eine maximale Fahrzeuggröße von 32×32 Pixel würde in einer in dieser Arbeit durchgeführten Luftaufnahme eine maximale erfassbare Abschnittslänge von ca. 200 m bedeuten. Eine solche Lösung wäre für diese Untersuchung weniger gut geeignet.

Handlungsbedarf

Die klassische Verkehrstheorie besagt, dass im übersättigten Verkehr Moving Queues bis an das Ende eines Straßenabschnitts propagieren. Entsprechend der theoretischen Ergebnisse von Kerner in Kapitel 2.2.4 und den in diesem Kapitel aufgeführten empirischen Ergebnissen wird folgende Hypothese für den Verkehr vor Lichtsignalanlagen aufgestellt:

Hypothese *Im übersättigten Verkehr können sich Moving Queues in synchronisierten Verkehr auflösen. Dieser propagiert daraufhin in stromaufwärtige Richtung. Es entstehen Moving Synchronized Flow Patterns.*

Die Untersuchung dieser Hypothese setzt eine möglichst vollständige mikroskopische Erfassung aller Fahrzeugtrajektorien vor einer Lichtsignalanlage voraus. Da für diese Arbeit drei radarbasierte Sensoren der Firma *SmartMicro* zur Verfügung stehen, wird zuerst deren Eignung für räumlich-zeitliche, mikroskopische Messungen untersucht. Eine weitere Messmethode ist die Luftbeobachtung von Straßenverkehr. Diese Methode wird verwendet, falls sich die bestehenden Radarsensoren als ungeeignet erweisen sollten. Für die Messung unter Verwendung einer Kameradrohne ist es nötig, eine Fahrzeugerkennung zu entwickeln, die es ermöglicht, auf einem Straßenabschnitt von ca. 600 m Länge alle Fahrzeuge zu verfolgen.

Anhand der gemessenen Trajektorien können anschließend die räumlich-zeitlichen Verkehrsmuster rekonstruiert werden. Für diesen Zweck werden zuvor makroskopische und mikroskopische Erkennungs- und Untersuchungsmethoden entwickelt. Erkannte Verkehrsmuster werden bestimmt, dargestellt und beschrieben.

Des Weiteren wird anhand von statistischen Auswertungen und Beispielen untersucht, welchen Einfluss das Fahrverhalten auf innerstädtische Verkehrsmuster hat.

4 Räumlich-zeitliche, mikroskopische Messung von innerstädtischem Verkehr

Für eine räumlich-zeitliche, mikroskopische Verkehrsmessung bieten sich, wie in Kapitel 3.3 beschrieben, verschiedene Technologien an. Im Folgenden werden die Messverfahren von radarbasierten Verkehrssensoren und einer videobasierten Kameradrohne vorgestellt. Anders als radarbasierte Verkehrssensurlösungen, die bereits Fahrzeuge erkennen und verfolgen können, liefert eine Kameradrohne nur Bildinformationen. Aus diesem Grund wird für die videobasierte Lösung auch die Ermittlung der Position pro Fahrzeug und Zeitschritt sowie deren Zuordnung auf die entsprechenden Fahrspuren erläutert.

4.1 Messung von innerstädtischem Verkehr mittels Radarsensoren

Im Rahmen dieser Arbeit im Kontext des Forschungsprojekts UR:BAN – Benutzergerechte Assistenzsysteme und Netzmanagement – [112] hat der Autor zusammen mit der Projektpartnerstadt Düsseldorf mikroskopische Verkehrsmessungen mit drei Radarsensoren der Firma Smartmicro durchgeführt. Die Ergebnisse dieser Untersuchung wurden in [113] publiziert.

Diese Radarsensoren können abhängig von ihrem Neigungswinkel Fahrzeuge in einer Entfernung bis zu 160 m erkennen. Erkannte Fahrzeuge werden entlang des überwachten Streckenabschnitts verfolgt, um Positionsdaten und Fahrzeuggeschwindigkeiten relativ zum Sensor zu ermitteln. Da stehende Fahrzeuge für den Sensor nicht sichtbar sind, wird die Position anhaltender Fahrzeuge gespeichert. Diese können dadurch nach dem Anfahren weiter verfolgt werden. Die Sensoren können über die serielle Schnittstelle oder den CAN-Bus an einen PC angeschlossen werden. Dort werden die gemessenen Daten mithilfe der Herstellersoftware aufgezeichnet.

4.1.1 Aufbau der Radarmessung

Für einen möglichst flexiblen Messaufbau wurde für jeden Radarsensor ein abschließbarer Messkoffer konstruiert. Jeder Messkoffer beinhaltet einen auf Windows basierenden Tablet-PC als Aufnahmegerät und einen Akku zum Betrieb des Sensors. Abbildung 4.1 zeigt den Messkoffer mit angegeschlossenem Sensor sowie den fertigen Anbringung eines Radarsensors an einer Leuchte:



Abbildung 4.1: Radarmessung an der Völklinger Straße in Düsseldorf: a) Radarsensor mit Messkoffer, b) mit Ausleger an Leuchte installierter Radarsensor.

Für eine Verbindung zum Sensor verfügt der Messkoffer über einen externen seriellen Anschluss, der auch die Stromversorgung gewährleistet.

In mehreren Messversuchen wurden verschiedene Sensorpositionen getestet. Für einen optimalen Erfassungsbereich ohne Sichtbehinderung durch Bäume sowie für eine möglichst geringe Anzahl an Fahrzeugüberdeckungen ist es nötig, die Sensoren mit 1,5 m langen Auslegern in 8 m Höhe entgegen der Fahrtrichtung an Straßenleuchten zu montieren (s. Abb. 4.1 b)). Abbildung 4.2 zeigt den Aufbau der Radarmessung sowie die Messbereiche der einzelnen Sensoren:

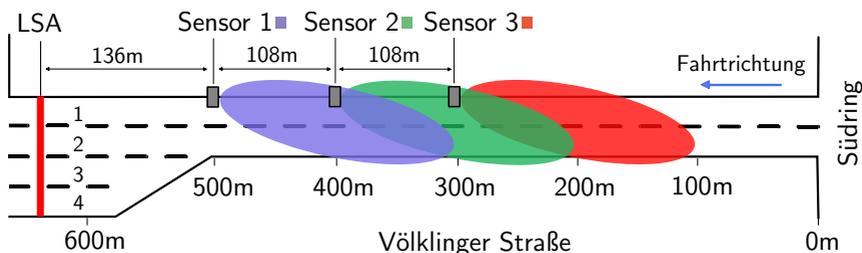


Abbildung 4.2: Geometrie des Messaufbaus der Radarmessung an der Völklinger Straße in Düsseldorf.

Der Abstand der Sensoren beträgt 108 m. Dies ist durch den Abstand der Leuchten gegeben. Die Erfassungsbereiche der Sensoren können sich überlappen, was eine fortlaufende Verfolgung der Fahrzeuge über alle drei Sensoren hinweg ermöglicht. Die Messreichweite ergibt somit ca. 350 m.

4.1.2 Räumlich-zeitliche Radarmessung

Zur Veranschaulichung der Messqualität der Radarsensoren werden im Folgenden jeweils eine Aufnahme von untersättigtem Verkehr und von übersättigten Verkehr dargestellt. Beide Aufnahmen setzen sich aus den Daten der drei verwendeten Radarsensoren zusammen. Dies wird durch Einfärbung der Trajektorien veranschaulicht, die den Farben der Radarsensoren aus Abbildung 4.1 entspricht.

Abbildung 4.3 zeigt die Trajektorien einer Radaraufnahme von untersättigtem Verkehr:

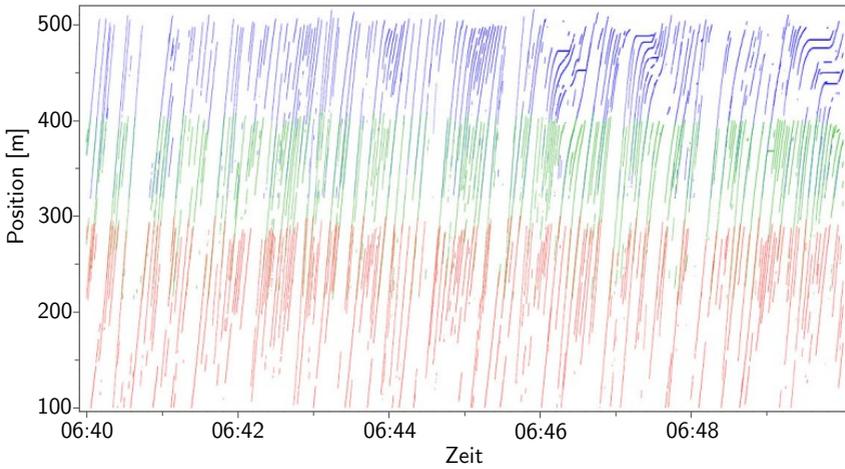


Abbildung 4.3: Trajektorien einer Radaraufnahme bei untersättigtem Verkehr.

Obwohl einige Messlücken vorhanden sind, lässt sich der räumlich-zeitliche Verlauf der Trajektorien gut erkennen. Die meiste Zeit befinden sich die Fahrzeuge im freien Verkehr. Ab 6:46 Uhr sind im Bereich von 400–500 m sich auflösende Warteschlangen an den horizontalen Verläufen der Trajektorien erkennbar.

Anders sehen die Messergebnisse von übersättigtem Verkehr in Abbildung 4.4 aus:

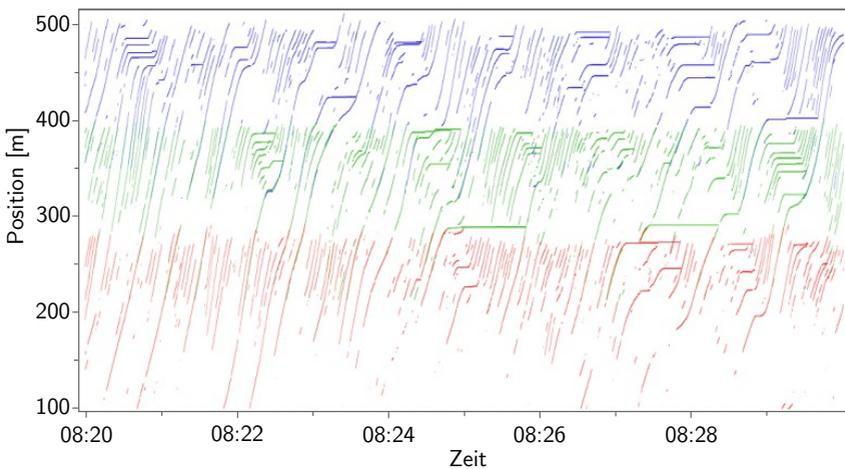


Abbildung 4.4: Trajektorien einer Radaraufnahme bei übersättigten Verkehr.

Die Strukturen sich bewegender Warteschlangen sind an den sich weit fort-pflanzenden horizontalen Verläufen der Trajektorien erkennbar, jedoch zeigen die Trajektorien deutliche Messlücken. Häufig fehlen mehrere Fahrzeuge. Die Stellen, an denen sich Warteschlangen auflösen und in synchronisierten Verkehr übergehen sollten, sind aufgrund fehlender Daten nicht erkennbar. Laut Hersteller sind die Messlücken hauptsächlich auf sogenannte „Same Speed Issues“ zurückzuführen. Diese treten auf, wenn mehrere Fahrzeuge dicht aneinandergereiht mit gleicher Geschwindigkeit fahren. In diesem Fall kann der Sensor die Daten im übersättigten Verkehr nicht mehr in einzelne Fahrzeuge auflösen. Im untersättigten Verkehr genügen die Abstände meistens für eine Unterscheidung der einzelnen Fahrzeuge.

4.1.3 Fazit zur Messmethodik von Radarmessungen

Die durchgeführten Radarmessungen zeigen, dass radarbasierte Verkehrsensoren vor allem in Situationen mit untersättigtem Verkehr gute Ergebnisse liefern. In übersättigtem Verkehr treten jedoch wegen der Einschränkungen der verwendeten Radartechnologie Messlücken auf. Für eine Untersuchung von räumlich-zeitlichen Strukturen im übersättigten Verkehr ist dieser Ansatz nicht geeignet. Dennoch können Radarsensoren für bestimmte räumlich-zeitliche Untersuchungen von Straßenverkehr wie z. B. Abstands- und Überholverhalten im freien Verkehr und das Abbiegeverhalten auf Kreuzungen verwendet werden. Verglichen mit anonymisierten Einzelfahrzeugdaten von Navigationsgeräten im Fahrzeug ist die Auflösung und die Erfassungsrate der Radarsensoren dabei erheblich höher.

4.2 Videoaufnahme mittels Kameradrohne

Räumlich-zeitliche Verkehrsmessung durch Luftbeobachtung stellt eine praktikable Alternative zu stationären Sensoren dar. Im Vergleich zu Radar oder Lidar bieten Videoaufnahmen den Vorteil, dass – sofern in der Aufnahme alle Fahrzeuge erkennbar sind – die Daten beliebig oft mit ver-

schiedenen Techniken zur Fahrzeugverfolgung ausgewertet werden können, bis alle Fahrzeuge erfasst wurden. Größere Messlücken in Radaraufnahmen lassen sich nicht rekonstruieren. Die Videoqualität einer Luftbeobachtung lässt sich anhand einer Funkverbindung während der Aufnahme visuell überprüfen und ggf. korrigieren.

Sofern keine Langzeitmessungen durchgeführt werden, bietet eine Luftbeobachtung per Kameradrohne den Vorteil eines sehr schnellen Messaufbaus. Allerdings ist jede Messung aufgrund der akkubedingten Flugzeit der Kameradrohne begrenzt. Während eines Batteriewechsels entstehen Messlücken. Abhängig vom Kameraobjektiv, dem Straßenverlauf und möglicher Aufnahmepositionen können mittels Luftbeobachtung große Streckenabschnitte aufgenommen werden. Die Reichweite der Messung mit drei Radarsensoren beträgt ca. 350 m. In den durchgeführten Versuchen konnte in einer Luftaufnahme aufgrund der Flughöhe und der hohen Kameraauflösung ein Streckenabschnitt von ca. 550 m erfasst werden (siehe folgendes Unterkapitel).

Eine wichtige Voraussetzung einer drohnenbasierten Messung ist, aus den Videodaten Fahrzeugtrajektorien ermitteln zu können. Dieses Vorgehen wird im Folgenden neben der eigentlichen Durchführung der Luftaufnahme beschrieben [114].

4.2.1 Eigenschaften der verwendeten Kameradrohne und der durchgeführten Videoaufnahmen

Die Videoaufnahmen wurden mit einem Inspire 1 Quadrocopter der Firma DJI durchgeführt. Die angeschlossene Kamera vom Typ Zenmuse-X3 ermöglicht durch ein Weitwinkelobjektiv (20 mm Brennweite im Kleinbildformat) weite Aufnahmen von Straßen aus seitlicher Perspektive, wobei Fahrzeuge infolge der Auflösung von 4096x2160 Pixeln auch in Entfernungen von über 600 m erkennbar bleiben.

Obwohl die Fahrzeuge mit steigender Entfernung wesentlich kleiner werden, sind sie dennoch entlang der gesamten Strecke erkennbar. Die

größten Maße von Autos im Video betragen ca. 100×40 Pixel. Mit zunehmender Entfernung von der Kamera verringern sich die Maße eines Autos bis zu einer Größe von ca. 20×15 Pixel. Dies zeigt Abbildung 4.5 mit einer Luftaufnahme einer 600 m langen Straße:



Abbildung 4.5: Video-Frame einer Luftaufnahme mit zwei Bildausschnitten in siebenfacher Vergrößerung.

Während der Aufnahme versucht die Drohne per GPS- und sechsachsigen Beschleunigungssensoren, ihre Position beizubehalten und auch Windböen auszugleichen. Durch die mechanische Bildstabilisierung unter Verwendung eines Gimbals – einer Kameraaufhängung die unbeabsichtigte Kamerabewegungen ausgleicht und somit die Aufnahme stabilisiert – ist eine Aufnahme ohne ruckartige Bewegungen möglich. Allerdings ist über längere Zeit ein Driften der Kameradrohne zu beobachten. Sofern sich der zu beobachtende Straßenabschnitt aus dem Aufnahmebereich bewegt, ist ein manuelles Nachjustieren der Kameraausrichtung während der Aufnahme notwendig. Die Kapazität einer Batterie erlaubt eine Flugzeit von 18 Minuten. Unter Einrechnung der erforderlichen Zeit für die Start- und Landephase können somit über etwa 15 Minuten lange Aufnahmen durchgeführt werden. Die Aufnahmehöhe der Messung betrug 100 m über dem

Boden, da in Deutschland höhere Flüge Ausnahmegenehmigungen erfordern.

Aus Datenschutzgründen dürfen während einer Messung keine schutzwürdigen Daten gespeichert werden. Personen oder Fahrzeuge dürfen nicht identifizierbar sein. Mit der Auflösung der Kamera in der angegebenen Aufnahmehöhe können Personen nur als sehr grobe, mehrfarbige Silhouetten erfasst werden. Fahrzeugkennzeichen sind nicht erkennbar.

4.2.2 Fahrzeugverfolgung mittels Supervised-Tracking

Für die Verfolgung von Fahrzeugen wurde die in Kapitel 2.3.1.1 vorgestellte Supervised-Tracking-Technik verwendet. Für eine Verfolgung müssen die Objekte in einer grafischen Anwendung mit einem rotierbaren Begrenzungsrahmen ausgewählt werden. Wenn der ausgewählte Bereich zum größten Teil zu dem Fahrzeug gehört und nicht einen Straßenbereich oder weitere sich bewegende Objekte beinhaltet, liefert das Tracking-Verfahren gute Ergebnisse.

Größenänderungen von Objekten im Videobild werden bei diesem Tracking-Verfahren nicht berücksichtigt. Das heißt, wenn die Größe der Abbildung eines Fahrzeugs während der Annäherung zur Kamera zunimmt, wird der mit dem Begrenzungsrahmen markierte Anteil relativ gesehen kleiner. Das Fahrzeug wird nicht mehr vollständig durch den Rahmen erfasst.

In den meisten Fällen stellt eine Reduzierung des erfassten Fahrzeugbereichs für das Supervised-Tracking kein Problem dar. Gegebenenfalls kann die Größe nachjustiert werden. Die Fahrzeugfrontmarkierung ist ein zusätzlicher Punkt im Begrenzungsrahmen. Diese soll für alle verfolgten Fahrzeugpositionen immer auf die vordere Stoßstange weisen. Die Position der Fahrzeugfrontmarkierung wird relativ zum Mittelpunkt des Begrenzungsrahmens gespeichert. Dies ist vor allem dann sinnvoll, wenn der Begrenzungsrahmen nicht das gesamte Fahrzeug markiert.

Abbildung 4.6 zeigt einen exemplarischen Tracking-Vorgang eines Fahrzeugs über 50 Frames:

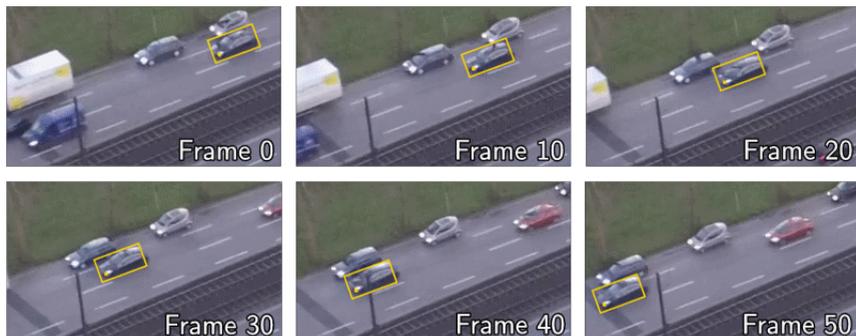


Abbildung 4.6: Supervised-Tracking eines Fahrzeugs über 50 Frames bzw. 2 Sekunden.

Zu Beginn der Auswertungsphase konnten Fahrzeuge wegen kleinen optischen Überdeckungen wie dem Laternenpfosten in Frame 40 schlecht verfolgt werden. Die Fahrzeugmarkierung verschob sich oder blieb am überdeckenden Objekt haften. Dieses Problem konnte durch die Wahl der Parameter des AdaBoost-Algorithmus gelöst werden: Ab 500 initialen Iterationen beim Lernen der Suchregion und mit 200 Selektoren funktioniert die Fahrzeugverfolgung größtenteils verlässlich (s. Kapitel 2.3.1.1). Die vergleichsweise hohen Werte benötigen eine Initialisierungszeit von ca. 5 s pro Fahrzeugmarkierung. Jeder weitere Tracking-Schritt kann mit normaler Videospieldrehgeschwindigkeit durchgeführt werden.

4.2.3 Key-Frame-Technik zur Interpolation von verdeckten Objektpositionen

Das Supervised Tracking funktioniert verlässlich bei Fahrzeugen, von denen ein großer Teil sichtbar ist. In seltenen Fällen können Fahrzeuge durch andere Objekte – meist ebenfalls Fahrzeuge – verdeckt werden. Für diesen Fall ist es praktisch, die Position des verdeckten Objekts über meh-

rere Frames hinweg interpolieren zu können. Eine geeignete Methode ist hierfür die Key-Frame-Technik, die in nahezu allen Videobearbeitungsprogrammen eingesetzt wird. Key-Frames dienen zur Start- und Zieldefinition von interpolierten Werten [115]. Zur Interpolation einer Reihe schlecht verfolgbarer Frames werden die noch gut erkennbaren Fahrzeugpositionen von zwei diese Reihe umschließenden Frames als sogenannte Interpolation-Key-Frames markiert. Für die dazwischen liegenden Frames wird daraufhin der Positionsverlauf des Fahrzeugs von der Start-Position des ersten Key-Frame bis zur Zielposition des zweiten Key-Frame linear interpoliert. In der Tracking-Anwendung wird zwischen zwei Key-Frame-Typen unterschieden:

- **Tracking-Key-Frames**

Sie markieren die Startposition eines Tracking-Vorgangs. Hier werden vom Tracking-Algorithmus die Eigenschaften eines markierten Objekts gelernt, um diese in den folgenden Frames automatisch weiterzuverfolgen.

- **Interpolation-Key-Frames**

Sie markieren die Startposition eines zu interpolierenden Abschnitts. Der nächste folgende Key-Frame – unabhängig davon ob es ein Tracking- oder Interpolation-Key-Frame ist – markiert die Endposition. Die Positionen in allen sich dazwischen befindenden Frames werden linear interpoliert.

Abbildung 4.7 zeigt schematisch einen Tracking-Vorgang mit mehreren Key-Frames:

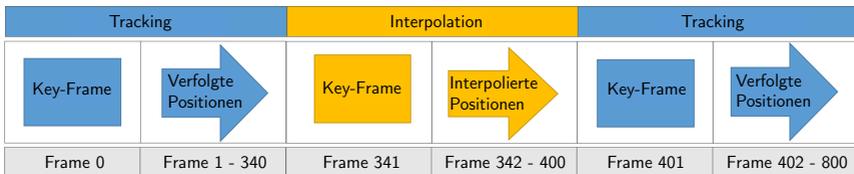


Abbildung 4.7: Tracking und Interpolation im Wechsel mithilfe der Key-Frame-Technik.

In Frame 0 dieses Beispiels wurde die Fahrzeugposition für das Tracking markiert und in den nächsten Frames automatisch verfolgt. Im Verlauf des Trackings kam es zu einer Überdeckung des Fahrzeugs, sodass die Position nicht mehr korrekt ermittelt werden konnte. In Frame 341 war die letzte korrekt verfolgte Fahrzeugposition. Diese wurde als ein Interpolation-Key-Frame markiert. Anschließend wurde in Frame 401 die nächste gut erkennbare Fahrzeugposition als Tracking-Key-Frame ausgewählt. Nach dieser Auswahl wurden die Positionen für die Frames 342–400 selbstständig interpoliert. Die automatische Fahrzeugverfolgung wurde für die Frames 402–800 fortgesetzt.

In den meisten Fällen sind die zu interpolierenden Abschnitte mit einer Dauer von etwa 2–3s sehr kurz. Bei längeren Fahrzeugüberdeckungen ist das Fahrzeug meistens nie vollständig verdeckt. In diesen Frames lässt sich die interpolierte Position visuell überprüfen und ggf. anpassen. Bei einer Anpassung wird der entsprechende Frame automatisch zu einem Key-Frame und vorherige und nachfolgende Interpolationen werden neu berechnet.

Eine längere vollständige Überdeckung eines Fahrzeugs ist nur möglich, wenn sowohl das überdeckende als auch das überdeckte Fahrzeug sich mit der gleichen Geschwindigkeit bewegen. In diesem Fall kann auch das sichtbare Fahrzeug als Referenz verwendet werden.

4.2.4 Transformation der Videoposition in ein lokales Koordinatensystem

Die anhand von Tracking gemessenen Videobildpositionen der Fahrzeuge müssen in ein geeignetes lokales Welt-Koordinatensystem transformiert werden. Durch die kontinuierliche Bewegung der Kameradrohne ist es nötig, für jeden Video-Frame die Kameraposition und die Ausrichtung – also die extrinsischen Kameraparameter (s. Kap. 2.3.2.2) – zu lokalisieren. Für einen Video-Frame werden manuell Einzelbild-Referenzpunkte wie Fahrbahnmarkierungen oder Straßenleuchten auf der Straßenebene definiert.

Deren Abstände zueinander wurden während der Messkampagne ausgemessen. Mit diesen Einzelbild-Referenzpunkten lassen sich die extrinsischen Kameraparameter für einen Frame ermitteln. Anhand dessen kann anschließend die Position jeden Punktes auf der Straßenebene bestimmt werden.

Die extrinsischen Kameraparameter der restlichen Frames lassen sich automatisiert lokalisieren, indem stationäre Referenzpunkte über möglichst viele Frames hinweg verfolgt werden. In Frames mit den bereits gefundenen extrinsischen Kameraparametern können die Welt-Koordinaten aller stationären Referenzpunkte berechnet werden, sofern sich diese auf der Straßenebene befinden (s. Kapitel 2.3.2.4). Diese Positionen gelten für alle Frames, an denen dieselben stationären Referenzpunkte verfolgt werden konnten. Für diese Frames lassen sich jetzt ebenfalls die extrinsischen Kameraparameter errechnen und damit ggf. weitere Referenzpunktpositionen bestimmen.

Stationäre Referenzpunkte können automatisiert gefunden werden. Abbildung 4.8 zeigt möglichst gleichmäßig verteilte, gut verfolgbare Bildmerkmale:

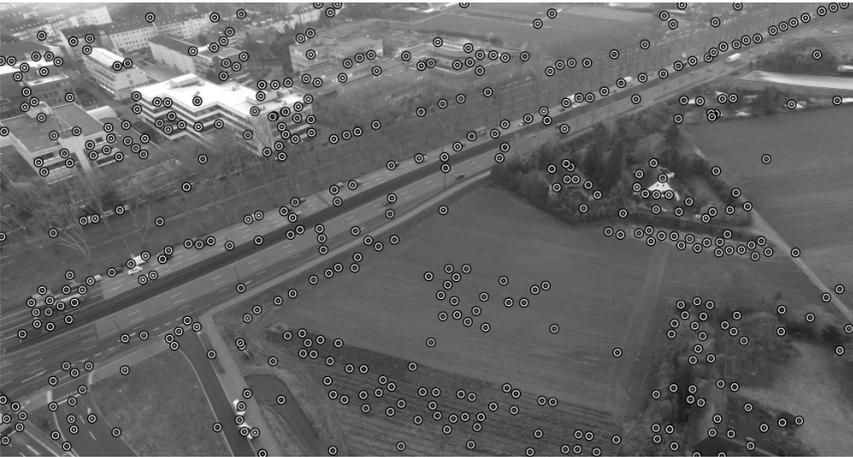


Abbildung 4.8: Automatisch erkannte, gut verfolgbare Bildmerkmale.

Zuerst wird in allen Frames nach gut verfolgbaren Bildmerkmalen mit definierbarem Durchmesser d und Abstand s gesucht. Die Erkennung von gut verfolgbaren Bildmerkmalen ist eine bewährte Computer-Vision-Funktion [116]. Diese Bildmerkmale werden daraufhin über die folgenden Frames verfolgt. In Frame f_{i+1} wird für jedes Bildmerkmal aus Frame f_i das nächstliegende Bildmerkmal im maximalen Abstand von $s/2$ gesucht und ggf. zugeordnet. Für Bildmerkmale aus f_i , die keine Zuordnung erhalten haben, wird in den nächsten n Frames erneut versucht, ein gefundenes Bildmerkmal zuzuordnen. Die dazwischen liegenden leeren Bildmerkmal-Positionen werden interpoliert.

Für alle zugeordnete Bildmerkmale wird von Frame f_i zu Frame f_{i+1} der durchschnittliche Richtungsvektor v_{i+1} aller Bildmerkmale berechnet. Der Suchbereich wird im folgenden Frame f_{i+2} um den Richtungsvektor v_{i+1} verschoben. Somit können auch bei Bewegung der Kamera noch viele Bildmerkmale einander zugeordnet werden. Durch die Zuordnungen der Bildmerkmale entstehen Bildmerkmal-Trajektorien.

Nachdem für alle Frames Bildmerkmal-Trajektorien als Kandidaten für stationäre Referenzpunkte erstellt wurden, werden aus diesen Trajektorien diejenigen mit der geringsten Bewegung ausgewählt. Dafür wird der Bildbereich in $n \times m$ gleich große Teilbereiche zerlegt.

Für jeden Teilbereich wird aus den sich dort befindenden Bildmerkmal-Trajektorien eine Teilmenge von k Trajektorien mit der Mindestlänge l ausgewählt. Das Auswahlkriterium ist die kürzeste durchschnittliche Geschwindigkeit, mit der sich das Bildmerkmal sowohl die zurückliegenden als auch die folgenden $l/2$ Frames bewegt. Für jeden Frame wird in aufsteigender Reihenfolge die Anzahl der Bildmerkmal-Trajektorien jedes Teilbereichs geprüft und ggf. interpoliert.

Im Abschluss können die so erstellten Referenzpunkte manuell überprüft werden. Referenzpunkte, welche sich nicht auf Straßenhöhe befinden, werden entfernt.

Abhängig vom Detailreichtum des Videos und der Kamerabewegung müssen unterschiedliche Parameter gewählt werden. Für das Finden von

Referenzpunkten haben sich in dieser Arbeit bei einer möglichst stabilen Kameraposition folgende Werte bewährt:

Bildmerkmal-Durchmesser $d = 15 \text{ Pixel}$ Minimalabstand $s = 50 \text{ Pixel}$

Bildmerkmal-Interpolation $n = 3 \text{ Frames}$ Teilbereichsmatrix $n \times m = 4 \times 3$

Referenzpunkte pro Teilbereich $k = 3$ Mindestlänge $l = 1000 \text{ Frames}$

4.2.5 Fahrspurzuordnung

Für eine Zuordnung der aktuell erkannten Fahrspur zu Fahrzeugen werden zuerst alle relevanten Fahrspuren festgelegt. Abbildung 4.9 zeigt das Datenmodell der Fahrspurdefinition:



Abbildung 4.9: Datenmodell der Fahrspurdefinition.

Eine **Querstrecke** repräsentiert die **aktuelle Breite der Fahrspur**. Eine Fahrspur eines Straßenabschnitts wird als eine geordnete Reihe von Querstrecken definiert. Somit besteht eine Fahrspur aus mindestens einer Start- und Endquerstrecke, welche jeweils die Position und Maße des Beginns und des Endes der Fahrspur angeben. Eine Fahrspur kann beliebig oft durch weitere Querstrecken untergliedert werden, um Fahrspurverläufe abbilden zu können.

Die Positionen der einzelnen Streckenelemente werden in 2D-Weltkoordinaten angegeben. Dies ermöglicht zum einen eine einfache Fahrspurbestimmung für Fahrzeugpositionen. Zum anderen können die Fahrspuren in jeden Video-Frame projiziert werden. Dadurch kann visuell die Qualität der ermittelten Kamerapositionen geprüft werden: Die manuell definierten Fahrspuren müssen sich während der gesamten Aufnahme stabil auf den realen Fahrspuren der Videoaufnahme befinden.

Abbildung 4.10 zeigt die Fahrspurdefinition einer Luftaufnahme:

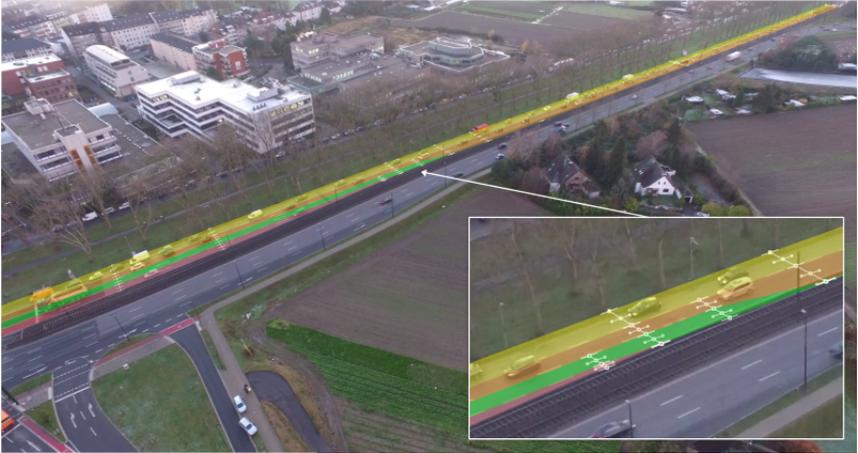


Abbildung 4.10: Fahrspurdefinition in einer Luftaufnahme.

Für die Fahrspurbestimmung der Fahrzeuge wird pro Frame und für jeden Streckenabschnitt geprüft, welche Fahrzeuge sich in diesem befinden. Aufgrund von Messungenauigkeiten (s. nächsten Abschnitt) kann es vor allem bei Spurwechseln zu oszillierenden Fahrspurzuordnungen kommen. Daher werden Spurwechsel erst dann gewertet, wenn sie 10 Frames (0,4 s) konstant zugeordnet wurden.

Mit dem gefundenen Streckenabschnitt kann auch die Entfernung zum Fahrspurbeginn errechnet werden. Das Vorgehen wird in Abbildung 4.11 dargestellt:

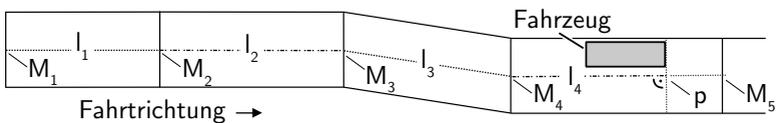


Abbildung 4.11: Ermittlung des zurückgelegten Wegs eines Fahrzeugs auf einer Fahrspur.

Für jeden Fahrspurabschnitt wird die Entfernung l zwischen den Mittelpunkten M_i der jeweiligen Querstreifen ermittelt. Im aktuellen Strecken-

abschnitt des Fahrzeugs wird der darin zurückgelegte Weg des Fahrzeugs berechnet. Dafür wird die aktuelle Fahrzeugposition auf die Verbindungsgerade der beiden das Fahrzeug umschließenden Querstreckenmittelpunkte senkrecht projiziert. Der zurückgelegte Weg in diesem Abschnitt ist die Entfernung des Querstreckenmittelpunkts des Abschnittsbeginns bis zum projizierten Punkt p auf der Verbindungsgeraden. Die senkrechte Projektion verhindert die Berechnung falscher Entfernungen, die sich bei größeren Abständen zur Fahrspurmitte ergeben würden. Diese würden vor allem bei Spurwechseln auftreten. Die relative Entfernung zum Fahrspurbeginn ist diese Summe der Länge aller bereits durchquerten Streckenabschnitte (l_1 – l_3 in Abb. 4.11) und der zurückgelegten Länge des aktuellen Streckenabschnitts (l_4 in Abb. 4.11).

Zur Berücksichtigung von Fahrspuren, die sich erst im weiteren Streckenverlauf öffnen, kann für jede Fahrspur eine Startentfernung (s. Abb. 4.9) angegeben werden. Die Startentfernung ist die Distanz des Startpunkts der neu eröffneten Spur zum Startpunkt der anfänglich bestehenden Fahrspur entlang des Streckenverlaufs. Ohne die Startentfernung würde die Positionsberechnung auf einer neu abzweigenden Fahrspur bei 0 m beginnen, was nicht der bereits zurückgelegten Strecke von Fahrzeugen entspricht, die auf diese Fahrspur wechseln.

4.2.6 Messgenauigkeit und Glättung

Die Objektverfolgung mittels Supervised-Tracking arbeitet mit ganzzahligen Pixeln. Selbst eine sehr gute Objekterkennung ist somit nur eine Näherung an die eigentliche Objektposition. Der aus der Näherung resultierende Fehler zeigt sich während der Objektverfolgung durch ein leichtes Schwanken der Position des Begrenzungsrahmens. Dieser Messfehler pflanzt sich während der Transformation der Bildposition in eine Weltposition fort. Hierbei summiert sich für weit entfernte Positionen ein zusätzlicher Fehler, der bei der Kamerapositionsberechnung entsteht. Bei Entfernungen

von 600 m von der Kamera zum verfolgten Objekt entsteht ein Messrauschen von ca. 5 Pixeln.

Wie in Kapitel 4.2.1 erklärt, variieren die Objektgrößen aufgrund der Entfernungsunterschiede erheblich. Ein Messfehler von einem Pixel entspricht an der am weitesten entfernten Position 0,2 m. An der am nächsten gelegenen Position entspricht 1 Pixel der Entfernung von 0,04 m. Ein Fahrzeug mit einer Geschwindigkeit von 30 km/h bewegt sich an der entferntesten Position mit 40 Pixel/s. An der am wenigsten von der Kamera entfernten Position bewegt das Fahrzeug sich mit 210 Pixel/s.

In der Ableitung der Position über der Zeit können Messfehler deutlicher dargestellt werden: Bei einer Framerate von 25 Frames pro Sekunde (fps) beträgt der Messfehler der Geschwindigkeit an der am weitesten entfernten Position $5 \text{ Pixel}/\text{Frame} \approx 1/0,04 \text{ m/s} = 90 \text{ km/h}$. Dieser Fehler erscheint sehr hoch, allerdings wird in der späteren Auswertung keine Genauigkeit von 25 Hz benötigt.

Um diesen Fehler zu kompensieren, wird folgendes Glättungsverfahren unter Verwendung einer einfachen linearen Regression durchgeführt. Ein Messpunkt zum Zeitpunkt t_n ergibt sich aus der linearen Regression über der Zeitspanne T_R . Diese wird über alle Messpunkte des Intervalls $t_n - 0,5T_R \leq t \leq t_n + 0,5T_R$ durchgeführt. Abbildung 4.12 zeigt schematisch das Verfahren einer gleitenden linearen Regression (GLR) anhand eines Beispiels mit $T_R = 2 \text{ s}$:

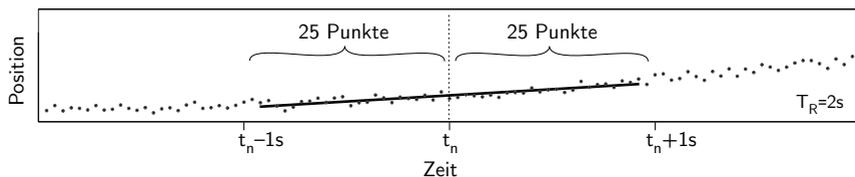


Abbildung 4.12: Erklärung der gleitenden linearen Regression (GLR).

In diesem Fall besteht das GLR-Intervall $T_R = 2 \text{ s}$ aus insgesamt 51 Messpunkten: der Messpunkt zum Zeitpunkt t_n sowie jeweils 25 vorhergehenden und nachfolgenden Messpunkten. Entsprechend der einfachen linearen Re-

gression werden für jedes GLR-Intervall die Parameter v_n und $p_{0,n}$ der Regressionsgerade $\hat{p}_n(t) = v_n t + p_{n,0}$ für alle Positionen p_i zu den Zeitpunkten t_i wie folgt berechnet:

$$v_n = \frac{\sum(t_i - \bar{t}_n)(p_i - \bar{p}_n)}{\sum(t_i - \bar{t}_n)^2} \text{ und } \hat{p}_{n,0} = \bar{p} - v_n \bar{t} \quad (4.1)$$

Die Werte \bar{t}_n und \bar{p}_n sind jeweils die Mittelwerte aller Zeitpunkte und Positionen im entsprechenden GLR-Intervall.

Die Fahrzeuggeschwindigkeit entspricht der Steigung v_n der Regressionsgerade und die Fahrzeugposition p_n ergibt sich aus der räumlichen Koordinate der Regressionsgerade zum Zeitpunkt t_n :

$$p_n = \hat{p}_n(t_n) \quad (4.2)$$

Die Abtastrate der GLR beträgt $F_G = 1/T_G$ für jeden Abtastpunkt $t_n = nT_R$ mit $n = 1, 2, \dots, N$ für alle Messpunkte N . Bei Abtastraten von $F_G < 25 \text{ Hz}$ wird die relevante Information aus dem GLR-Intervall durch die lineare Regression aggregiert.

Abbildung 4.13 a) zeigt das Geschwindigkeitsprofil einer Trajektorie ohne eine durchgeführte Glättung:

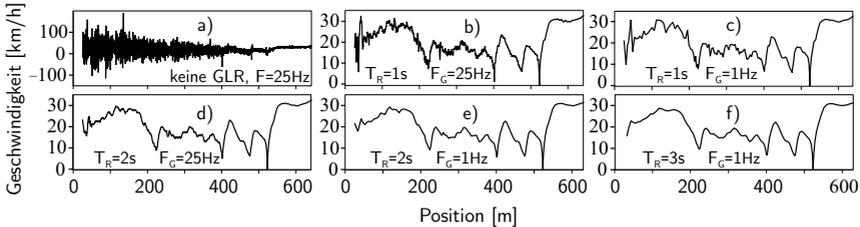


Abbildung 4.13: Geschwindigkeitsdiagramme einer einzelnen Trajektorie a) ohne und nach Anwendung der gleitenden linearen Regression (GLR) mit verschiedenen Zeitspannen T_R und Abtastraten F_G (c) bis f)).

Mit steigender Position nähert sich das Fahrzeug der Kamera. Je weiter das Fahrzeug von der Kamera entfernt ist, desto stärker werden die Geschwindigkeitsschwankungen. Abbildung 4.13 b) bis f) vergleicht die Ergebnisse

von Glättungen per GLR mit verschiedenen Intervallen T_R und Abtastraten F_G . Eine Erhöhung des GLR-Intervalls T_R und eine Reduzierung der Abtastrate F_G resultiert in glatteren Graphen.

Für die Glättung der Trajektorien wurde in dieser Arbeit ein Intervall von $T_R = 2\text{ s}$ und eine Abtastrate von $F_G = 1\text{ Hz}$ (Abb. 4.13 e)) gewählt. Dadurch können die meisten Messschwankungen entfernt werden, ohne die Daten so stark zu glätten, dass relevante Informationen verloren gehen. An den Positionen 0–60 m auf der Straße kann es zu Messschwankungen von 3 km/h kommen. Diese nehmen im weiteren Straßenverlauf mit sinkendem Abstand zur Kamera deutlich ab. Ab der Position 100 m betragen die Schwankungen ca. 1 km/h und ab der Position 200 m betragen sie weniger als 1 km/h.

4.2.7 Software VehicleTracker zur mikroskopischen Auswertung von Luftaufnahmen

Die in diesem Kapitel dargestellten Funktionen wurden für diese Arbeit in der Anwendung *VehicleTracker* zusammengefasst. Dieses Programm wurde mit dem Ziel entworfen, die Erstellung von Messdaten aus Luftaufnahmen durch gute Anwendbarkeit (Usability) und Unterstützung von Arbeitsabläufen zu unterstützen. Die Anwendung ist in den Programmiersprachen Scala und Java entwickelt, läuft in der Java Virtual Machine und verwendet OpenCV für alle Aufgaben der Bildverarbeitung. Die Benutzerschnittstelle basiert auf JavaFX.

Im Folgenden werden die von der Anwendung *VehicleTracker* unterstützten Arbeitsabläufe erklärt.

4.2.7.1 Supervised Tracking

Für die Markierung und Verfolgung der Fahrzeuge stehen verschiedene Hilfsmittel zur Verfügung. Das *Tracking-Modul* stellt den aktuellen Frame der Videoaufnahme dar und ermöglicht mittels stufenlosem Zoom und Drag and Drop jeden Bereich der Aufnahme in gewünschter Größe zu

betrachten. Mittels Maus oder Tastatur-Shortcuts können neue Fahrzeugmarkierungen zur Fahrzeugverfolgung erstellt und in der Größe und Rotation angepasst werden. Für eine schnellere Auswahl können bestehende Markierungen auf ein neues Fahrzeug kopiert werden, dabei wird die Größe und Ausrichtung beibehalten.

Eine Zeitleiste im Bereich unterhalb des Videos zeigt einen auswählbaren zeitlichen Bereich der Videoaufnahme und visualisiert pro Frame, ob in diesem eine Position des aktuell ausgewählten Fahrzeugs erfasst wurde. Zusätzlich wird farblich unterschieden, ob eine Position automatisch verfolgt – Frames werden orange dargestellt – oder interpoliert wurde – Frames werden blau dargestellt. Dabei werden Key-Frames mit roten Markierungen besonders hervorgehoben. Frames, die bearbeitet werden sollen, können gezielt ausgewählt werden. Des Weiteren ist es möglich, zum vorherigen oder nächsten Key-Frame zu springen.

Abbildung 4.14 zeigt einen Screenshot der Anwendung mit aktivem Tracking-Modul:

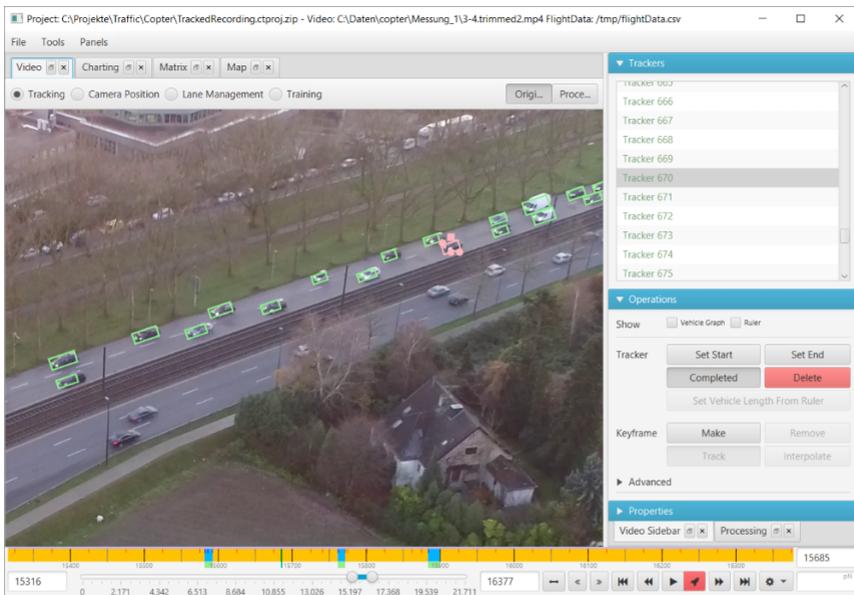


Abbildung 4.14: Tracking-Modul der Anwendung *Vehicle Tracker*.

Mit einer Videoskalierung, welche die Überwachung von Fahrzeugen in akzeptabler Größe ermöglicht, kann jeweils nur ein Teil aller Fahrzeuge überwacht werden. Je nach Länge und Form der Strecke sind ca. 2/3 der Fahrzeuge nicht sichtbar. Für eine Lösung dieses Problems werden im *VehicleTracker* zwei Werkzeuge zur Verfügung gestellt:

- **Tracking-Matrix**

Für die Überwachung möglichst vieler aktuell verfolgter Fahrzeuge bietet die Anwendung eine zusätzliche Matrix-Ansicht. Diese kann z. B. auf einem zweiten Bildschirm platziert werden. Abbildung 4.15 zeigt eine Tracking-Matrix mit Bildausschnitten von 15 gleichzeitig verfolgten Fahrzeugen:

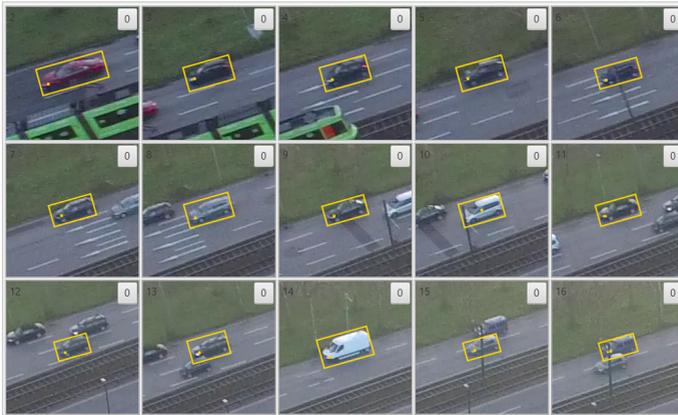


Abbildung 4.15: Matrix-Ansicht aller aktuell verfolgten Fahrzeuge.

Der Ausschnittsbereich und die Vergrößerung können vom Anwender festgelegt werden.

- **Straßenansicht**

Eine weitere Vereinfachung der Tracking-Überwachung ist die Zusammenfassung eines Video-Frames auf ein Rechteck, das die zuvor definierten Fahrspuren umschließt.

Das Rechteck wird in die horizontale Lage rotiert und in mehrere gleich große Teile getrennt. Diese werden zeilenweise angeordnet. Die Anzahl

der Unterteilungen wird vom Anwender festgelegt. Die Positionen der Rahmen um die verfolgten Fahrzeuge werden umgerechnet. Dadurch kann der gesamte relevante Bildanteil eines Frames mit – im Vergleich zum ursprünglichen Videobild – wesentlich größer dargestellten Fahrzeugen überwacht werden. Damit jedes Fahrzeug mindestens auf einer Zeile der Straßenansicht vollständig sichtbar ist, wird ein Teil der vorhergehenden Zeile auf der nächsten erneut angezeigt. Die Straßenansicht eines Frames wird in Abbildung 4.16 dargestellt:



Abbildung 4.16: Straßenansicht mit allen im Frame markierten Fahrzeugen. In Zeile 3 und 4 ist jeweils dasselbe Fahrzeug ausgewählt.

Sowohl in der Tracking-Matrix als auch in der Straßenansicht können die Fahrzeugmarkierungen gesetzt und bearbeitet werden. Änderungen geschehen in allen Ansichten synchron.

4.2.7.2 Berechnung der Kameraposition

Der Arbeitsablauf zur Berechnung der Kameraposition wird durch folgende Funktionen unterstützt:

- **Kamera-Kalibrierung**

Aus den Abständen der Punkte einer Punktmatrix lassen sich aus verschiedenen Perspektiven die intrinsischen Kamerawerte berechnen. Dafür werden in einer Videoaufnahme automatisch alle Frames ausgewählt, in denen eine Punktmatrix erkannt werden konnte. Aus diesen kann der Anwender geeignete Bilder für die Berechnung der Kamerawerte selektieren. Diese können für die Verwendung in weiteren Projekten exportiert werden.

- **Einzelbild-Referenzpunkte festlegen**

Für die Berechnung der Kameraposition für einen Frame können – ähnlich wie bei Fahrzeugmarkierungen – Einzelbild-Referenzpunkte erstellt und verschoben werden. Für diese Referenzpunkte können entweder manuell ausgemessene oder in einer Satellitensicht markierte Weltkoordinaten angegeben werden.

- **Video-Referenzpunkte finden**

Video-Referenzpunkte können anhand der in Kapitel 4.2.4 beschriebenen Methode automatisiert gesucht werden. Gefundene Features werden während des Suchprozesses in der Video-Ansicht angezeigt. Die ausgewählten Suchparameter können dadurch schnell überprüft und angepasst werden. Alternativ können Video-Referenzpunkte auch mittels Supervised-Tracking (s. Kap. 2.3.1) verfolgt werden.

4.2.7.3 Fahrspurdefinition

Die Fahrspurdefinition wird, wie in Abbildung 4.10 dargestellt, grafisch erstellt. Eine initial erstellte Fahrspur besteht aus zwei Querstrecken, die an der Start- und Endposition einer Fahrspur positioniert werden. Weitere Querstrecken können per Mausklick eingefügt werden. Streckenanfang und -ende können sowohl frei bewegt also auch parallel oder orthogonal zum Fahrspurverlauf verschoben werden. Ein optionales Einrasten von Streckenpunkten auf die Randpositionen von benachbarten Fahrspu-

ren gewährleistet, dass zwischen zwei Fahrspuren keine Lücken entstehen und dass es auch zu keinen Überlappungen kommt.

4.2.7.4 Messung der Fahrzeuglänge

Die Länge jedes Fahrzeugs wird manuell erfasst. Dazu werden die Heck- und Frontposition des Fahrzeugs ausgewählt. Zur schnellen Erfassung kann in einem Arbeitsablauf das jeweils erste Fahrzeug ohne Längenangabe ausgewählt werden. Anschließend wird automatisch ein Video-Frame gewählt, auf dem sich das Fahrzeug in möglichst geringer Entfernung zur Kamera befindet. Abbildung 4.17 zeigt die Längenmessung eines Fahrzeugs:



Abbildung 4.17: Messung der Fahrzeuglänge eines Porsche Cayenne Typ 9PA (Herstellerangabe 4,78 m).

4.2.7.5 Validierung der erfassten Daten

Zur Überprüfung der verfolgten Fahrzeuge sowie der Fahrspurzuordnung werden zwei Hilfsmittel zur Verfügung gestellt:

- **Weg-Zeit-Diagramm**

Bereits verfolgte Fahrzeugtrajektorien können pro Fahrspur in einem Weg-Zeit-Diagramm dargestellt werden. Dadurch lassen sich Fehler wie zu geringe Abstände oder Überschneidungen von Trajektorien sowie kurze oder häufige Spurwechsel schnell lokalisieren. Fahrzeuge können über die Trajektorien ausgewählt werden. Mittels Mausklick im Diagrammbereich wird zu dem entsprechenden Video-Frame gesprungen. Auf diese Weise können mögliche Fehler schnell überprüft werden. Ab-

bildung 4.18 zeigt ein Weg-Zeit-Diagramm der Anwendung *VehicleTracker*:

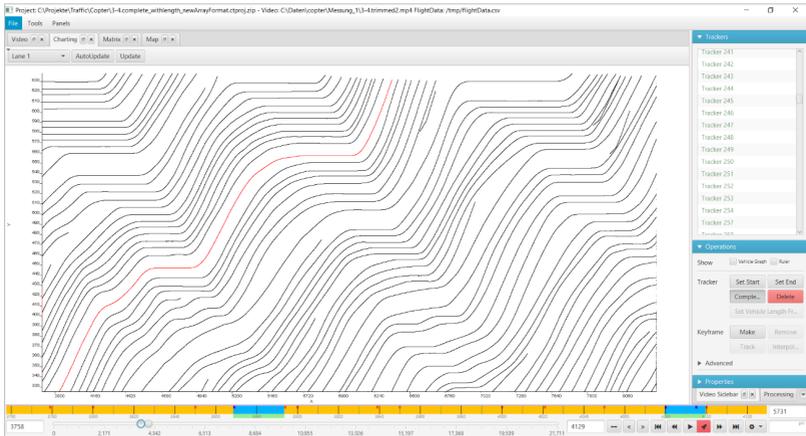


Abbildung 4.18: Darstellung der verfolgten Fahrzeuge im Weg-Zeit-Diagramm innerhalb der Anwendung *VehicleTracker*.

- **Positionsverlauf im Video**

Abbildung 4.19 zeigt, wie Positionen und Fahrspurzuordnungen eines Fahrzeugs anhand des Positionsverlaufs überprüft werden können:



Abbildung 4.19: Positionsverlauf eines Spurwechsellvorgangs: Spurwechsel des ausgewählten Fahrzeugs (im Zentrum des Bildes) von Fahrspur 2 nach 3.

Der Positionsverlauf stellt jede verfolgte Fahrzeugposition des ausgewählten Fahrzeugs im aktuellen Frame als eine Reihe von Punkten dar. Die Farbe der Punkte entspricht der Farbe der Fahrspuren aus der Fahrspurdefinition (s. Abb. 4.10), alternativ kann die Fahrspurinformation für jeden Punkt als Tooltip angezeigt werden.

Einfache Fehler lassen sich direkt im Positionsverlauf korrigieren, indem zuerst die zu korrigierenden Punkte mit der Maus ausgewählt werden. Danach können diese entweder einer anderen Fahrspur zugewiesen oder interpoliert werden. Bei einer Interpolation werden der Start- und der Endpunkt der Auswahl zu Key-Frames. Alle dazwischen liegenden Positionen werden linear interpoliert.

4.2.7.6 Datenexport

Die in der Anwendung *VehicleTracker* erfassten Fahrzeugtrajektorien können als kommaseparierter Text oder im Excelformat exportiert werden. Dabei werden die Messdaten, wie in Kapitel 4.2.6 beschrieben, geglättet. Im Exportdialog können die Zeitspanne der gleitenden linearen Regression und die Abtastrate angegeben werden.

4.2.8 Zusammenfassung der Messmethodik für Luftaufnahmen

Kameradrohnen bieten eine schnelle und unkomplizierte Möglichkeit zur Aufnahme von Straßenverkehr. Je nach Kamera und Objektiv können Strecken bis zu einer Länge von 550 m erfasst werden.

Für die Auswertung der Luftaufnahmen werden die Fahrzeuge mittels Supervised-Tracking halbautomatisch verfolgt. Dadurch ist es möglich, alle sich auf der Straße befindenden Fahrzeuge zu berücksichtigen. Die eingesetzte Key-Frame-Technik erlaubt zusätzlich die Verfolgung von überdeckten Objekten. Für jeden Video-Frame wird die Kameraposition berechnet. Mit dieser können die Video-Positionen der Fahrzeuge in Weltkoordinaten

transformiert werden. Die Fahrzeugpositionen werden dann zuvor definierten Fahrspuren zugeordnet.

Diese Arbeitsabläufe werden durch die entwickelte Anwendung *Vehicle-Tracker* benutzerfreundlich zur Verfügung gestellt. Darüber hinaus bietet die Anwendung Kontroll- und Korrekturmöglichkeiten für die erfassten Fahrzeugtrajektorien und Fahrspurzuordnungen. Dadurch ist es möglich, räumlich-zeitliche, mikroskopische Analysen von Straßenverkehr durchzuführen. Die Anwendung bildet die Grundlage für die im folgenden Kapitel durchgeführten Messungen und Auswertungen. Eine weitere Anwendungsmöglichkeit zur Erfassung von Trainingsdaten für die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen oder hochautomatisierten Fahrzeugen wurde im Rahmen dieser Arbeit in [117] veröffentlicht.

5 Mikroskopische Eigenschaften von Verkehrsmustern vor Lichtsignalanlagen

In diesem Kapitel werden mikroskopische Eigenschaften von innerstädtischem Straßenverkehr anhand von empirischen Daten untersucht. Dafür werden zunächst die Eigenschaften des zu untersuchenden Straßenabschnitts und anschließend die Durchführung der Luftaufnahmen erklärt. Aus den resultierenden Videoaufnahmen wird die geeignetste für die weitere Untersuchung ausgewählt. In dieser Aufnahme wurden alle Fahrzeuge des Straßenabschnitts mit den in Kapitel 4 erläuterten Supervised-Tracking-Verfahren verfolgt sowie deren Weltkoordinaten bestimmt. Die so ermittelten räumlich-zeitlichen Trajektorien werden dargestellt und exemplarische Geschwindigkeitsverläufe mit den Ergebnissen von früheren, in Kapitel 3.1 dargestellten Untersuchungen ohne vollständige Erfassung aller Trajektorien im Verkehr verglichen.

In der räumlich-zeitlichen Darstellung der Fahrzeuggeschwindigkeiten dieser Messung können erste Hinweise auf MSPs gefunden werden. Mittels einer im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Frontenerkennung werden erstmals detaillierte räumlich-zeitliche Verläufe von im realen Straßenverkehr auftretenden MSPs rekonstruiert. Die dadurch gefundenen Eigenschaften von MSPs werden abschließend anhand von Beispielen diskutiert. Die Ergebnisse dieses Kapitels wurden in [118] publiziert.

5.1 Messaufbau und Durchführung

Für die Untersuchung des Verkehrs per Luftaufnahmen wurde ein Streckenabschnitt in Düsseldorf ausgewählt, an dem bereits mikroskopische Messungen von synchronisiertem Verkehr durchgeführt wurden (s. Kapitel 3.1). Abbildung 5.1 zeigt den Streckenabschnitt der Völklinger Straße in innerstädtischer Richtung zwischen Südring und Fährstraße:

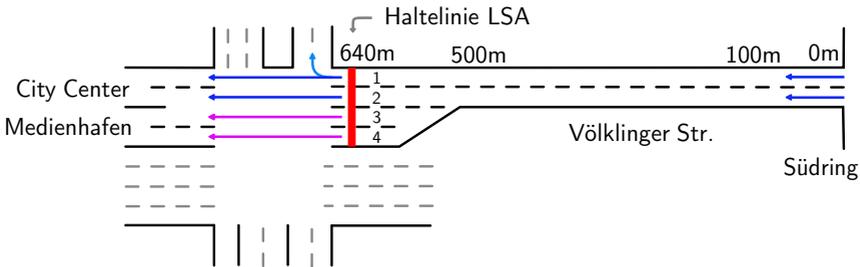


Abbildung 5.1: Schematische Darstellung des untersuchten Streckenabschnitts mit Nummerierung der Fahrspuren und Pfeile der Fahrtrichtung des Verkehrs.

Die 640 m lange Strecke verläuft die ersten 500 m zweispurig, danach werden linksseitig kurz hintereinander zwei weitere Fahrspuren eröffnet. An Position 640 m befindet sich die Haltelinie einer LSA. Die Fahrspuren 1 und 2 führen zum Stadtzentrum und die Fahrspuren 3 und 4 zum Gelände des Medienhafens. Außerdem kann an der Kreuzung von der ersten Fahrspur nach rechts abgelenkt werden, allerdings ist die Zahl der abbiegenden Fahrzeuge vernachlässigbar.

Abgesehen von der LSA am Ende des Abschnitts gibt es auf dieser Strecke keine weiteren externen Einflussmöglichkeiten auf den Verkehr. Insbesondere der 500 m lange zweispurige Anteil bietet eine gute Möglichkeit, potenzielle selbstorganisierende Effekte im Verkehr zu untersuchen. Zusätzlich sind der städtischen Verkehrsverwaltung die Zeiten bekannt, an denen sich mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit Verkehrszusammenbrüche und übersättigter Verkehr beobachten lassen.

Die Luftaufnahme wurde am 10. Dezember 2015 von Sonnenaufgang um 7:49 Uhr bis zur vollständigen Untersättigung des Verkehrs um 9:40 Uhr durchgeführt. In dieser Zeit wurden sechs Drohnenflüge durchgeführt und somit sechs Aufnahmen gewonnen. Die Steuerung der Kameradrohne wurde von einem professionellen Drohnenpiloten übernommen. Dadurch konnte eine günstige Aufnahmeposition schnell gefunden und eine hohe Sicherheit während der Flüge gewährleistet werden.

5.2 Messergebnisse

Für eine erste Evaluation der durchgeführten Luftaufnahmen wurden die Videos mit einer Gesamtlänge von 1 h 17 min manuell gesichtet. Abbildung 5.2 zeigt für jede Aufnahme die maximale Entfernung der stromaufwärtigen Front der MQs zur LSA. Diese wurden visuell in Intervalle von ca. 100 m eingeteilt. Obwohl diese Methode nur eine grobe Näherung ist, zeigen die Diagramme in Abbildung 5.2 deutlich unterscheidbare Eigenschaften, die in folgende Gruppen unterteilt werden können:

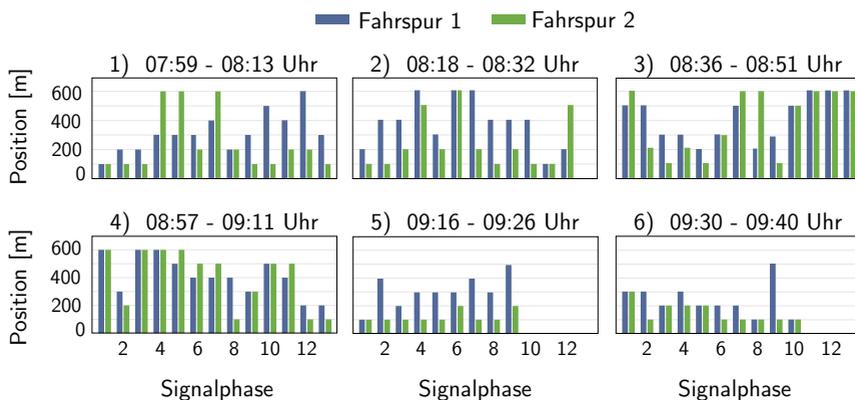


Abbildung 5.2: Zusammenfassung von 6 Aufnahmen aus verschiedenen Zeitfenstern: Visuell ermittelte maximale Position der stromaufwärtigen Front der MQs auf den Fahrspuren 1 und 2 pro Signalphase der Luftaufnahmen vom 10. Dezember 2015.

Aufnahme 1 und 2 Die Längen der MQs sind in Aufnahme 1 und 2 heterogen verteilt: Auf beiden Spuren gibt es mit ca. 100 m sowohl sehr kurz, als auch mit ca. 600 m sehr weit propagierende MQs.

Aufnahme 3 und 4 In den Videoaufnahmen ist erkennbar, dass der Verkehr ab der Signalphase 10 in Aufnahme 3 bis zur Signalphase 7 in Aufnahme 4 nicht mehr frei über die Kreuzung abfließen kann. Dies führt in diesem Zeitraum zu sehr vielen, über den gesamten Streckenabschnitt propagierenden MQs.

Aufnahme 5 und 6 In den Aufnahmen 5 und 6 sind die MQs wesentlich kürzer als in den vorherigen Aufnahmen. Es kommt zu einem Übergang zur Untersättigung: in Aufnahme 5 herrscht auf Fahrspur 2 untersättigter Verkehr, in Aufnahme 6 ist der Verkehr die größte Zeit auf beiden Fahrspuren untersättigt.

Die Aufnahme 1 und 2 weisen für eine mikroskopische Untersuchung von MSPs die geeignetsten Merkmale auf: Der Verkehr ist größtenteils übersättigt und die meisten Warteschlangen propagieren nicht über den gesamten Streckenabschnitt. Somit gibt es genügend räumlich-zeitliche Bereiche für die Untersuchung von möglichen MSPs. Da die Messkampagne bei Sonnenaufgang begann, sind in Aufnahme 1 die Lichtverhältnisse wesentlich ungünstiger als in Aufnahme 2: Die Fahrzeuge fahren zu Beginn der Aufnahme mit Licht und die Umgebung ist noch sehr dunkel. Im weiteren Verlauf wird das Umgebungslicht heller und die Fahrzeuge schalten die Scheinwerfer ab. Da in Aufnahme 2 die Lichtverhältnisse wesentlich beständiger sind, wurde dieses Video für eine weitere Untersuchung ausgewählt.

5.2.1 Räumlich-zeitliche Trajektorien

Für die ausgewählte Messung wurden mit dem in Kapitel 4.2 vorgestellten Programm *VehicleTracker* alle Fahrzeuge verfolgt und den entsprechenden Fahrspuren zugeordnet. Die Messung umfasst insgesamt 1,8 Mio.

Messpunkte vor der Glättung (s. Kap. 4.2.6) von 650 Fahrzeugen. Insgesamt wurden 326 km Strecke in 20 Stunden Fahrtzeit zurückgelegt. Zur Validierung der Messung wurde der Verkehrsfluss aus den Daten der Luftaufnahme mit dem gemessenen Verkehrsfluss eines dauerhaft installierten, videobasierten Fahrzeugdetektors – welcher bereits für die Messungen in Kapitel 3.1 verwendet wurde – verglichen. Der Detektor befindet sich an der Position 50 m des Streckenabschnitts. Da an dieser Position von der Kameradrohne aus nicht alle Fahrzeuge erfasst werden konnten, wurden für die Luftaufnahme der Verkehrsfluss an der Position 70 m gemessen. Der Fahrzeugdetektor speichert den Verkehrsfluss in Intervallen von einer Minute. Für eine bestmögliche Vergleichbarkeit wurde für die Videomessdaten dasselbe Intervall gewählt. Im Vergleich der gemessenen Verkehrsflüsse von Fahrspur 1 in Abbildung 5.3 ist erkennbar, dass beide Messkurven qualitativ einen sehr ähnlichen Verlauf haben:

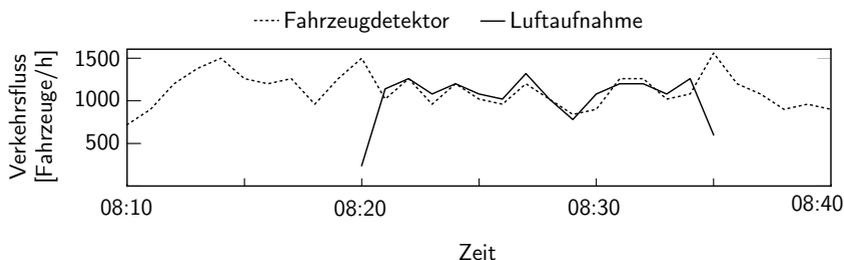


Abbildung 5.3: Per Infrastruktursensor und Luftaufnahme gemessener Verkehrsfluss auf Fahrspur 1.

Die Ähnlichkeit beider Kurven deutet unter Berücksichtigung des abweichenden Messpunkts und einer möglichen kleinen zeitlichen Verschiebung auf eine plausible Messung hin.

Abbildung 5.4 zeigt alle Fahrzeugtrajektorien der Messung auf den Fahrspuren 1 und 2 beginnend ab Position 50 m. Horizontale Verläufe von Trajektorien bedeuten, dass Fahrzeuge in einer MQ warten. Fahrzeuge, die sich an der vordersten Position (ca. 640 m) einer Warteschlange befinden, warten an der Haltelinie der LSA.

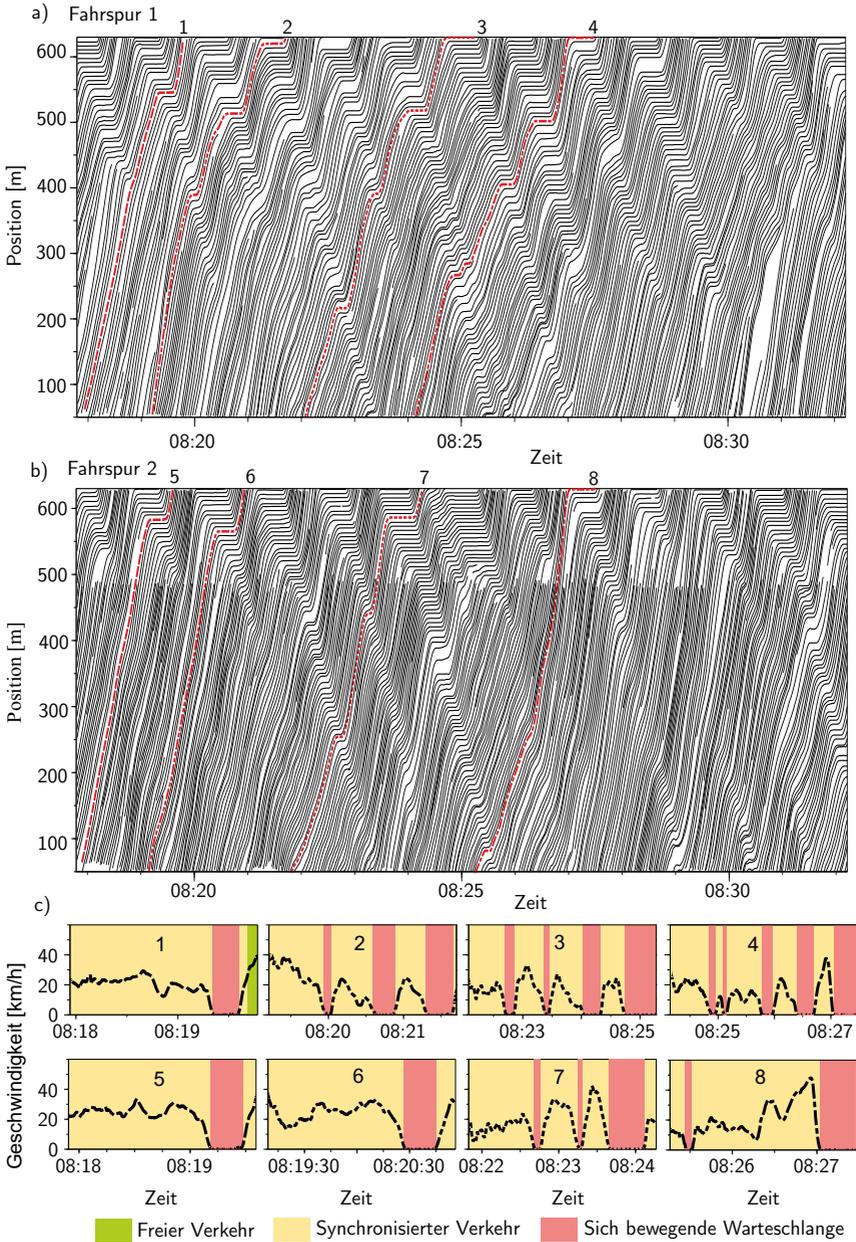


Abbildung 5.4: Mikroskopische Messung vom 10. Dez. 2015: Weg-Zeit-Diagramm der vollständigen Trajektorien auf a) Fahrspur 1 und b) Fahrspur 2 sowie c) Geschwindigkeitsdiagramme der Trajektorien 1 - 8.

Innerhalb der Teilstrecke von Position 50 m bis 640 m weisen alle neu beginnenden oder aufhörenden Trajektorien auf einen Spurwechsel hin. Fahrzeugtrajektorien, die auf Fahrspur 1 aufhören, werden auf Fahrspur 2 fortgesetzt. Ab der Position 480 m haben Fahrzeuge, die Fahrspur 2 verlassen und nicht auf Fahrspur 1 erscheinen, auf Fahrspur 3 gewechselt. Es ist auch möglich, dass Fahrzeuge bereits bis zu 10 m vor der Position 480 m auf Fahrspur 3 wechseln. Dies geschieht, wenn sich das Ende der Warteschlange auf Fahrspur 2 nur sehr knapp stromaufwärts vor der abzweigenden Fahrspur 3 befindet. Dann wird in vielen Fällen die dritte Fahrspur bereits früher eröffnet, indem die Fahrzeuge, die in der Warteschlange warten, sehr weit rechts fahren. In Kapitel 3.1 wurden Hemmerles Messungen [6] vorgestellt, die anonymisierte Fahrdaten aus Navigationssystem verwendeten. Dabei wurde derselbe Straßenabschnitt wie in dieser Arbeit untersucht. Hemmerle konnte im übersättigten Verkehr vor einer LSA neben MQs auch erstmalig Strukturen des Synchronisierten Verkehrs (SP) nachweisen (siehe Abb. 3.2 und 3.3). Ähnliche Strukturen konnten auch in den in Abbildung 5.4 a) und b) rot hervorgehobenen Fahrzeugtrajektorien gefunden werden. Deren Geschwindigkeitsverläufe sind in Abbildung 5.4 c) dargestellt. Tabelle 5.1 verweist jeweils auf die verschiedenen Varianten der empirischen Ergebnisse beider Untersuchungen und zeigt, dass alle Varianten der von Hemmerle gefundenen Muster in dieser Messung ebenfalls festgestellt werden konnten.

Die vollständige Erfassung der Trajektorien aller Fahrzeuge sowie die Fahrspurzuordnung lässt für die Messung vom 10. Dez. 2015 weitere Aussagen treffen: Auf der Fahrspur 1 sind Warteschlangen meistens länger als auf Fahrspur 2. Des Weiteren müssen auf Fahrspur 1 alle vollständig aufgenommenen Fahrzeuge mindestens eine Warteschlange passieren. Dies bedeutet, dass während der gesamten Messung aufgrund der propagierenden Warteschlangen der Verkehr auf der 1. Fahrspur übersättigt ist.

Während den ersten beiden Signalzyklen ist der Verkehr auf Fahrspur 2 untersättigt, da in der Grünphase alle Fahrzeuge aus den Warteschlangen die LSA überqueren können (s. Abb. 5.4 b)). Ab dem dritten Signalzyklus

Tabelle 5.1: Vergleich der Ergebnisse dieser Messung mit Messungen aus anonymisierten Navigationssystemdaten in [74].

Empirische Funde	Trajektorien aus [74] (s. Kapitel 3.3)	Trajektorien dieser Messung
Klassische reguläre Sequenzen von MQs	1 und 2 in Abb. 3.2 sowie 1, 2, 10 und 11 in Abb. 3.3	2, 3, 4 und 7 in Abb. 5.4
SPs im übersättigten Verkehr	3 und 4 Abb. 3.2 sowie 5, 6 und 8 in Abb. 3.3	1, 5 und 6 in Abb. 5.4
Zufällige räumlich-zeitliche Wechsel zwischen MQs und SPs	1, 2, 10, 11 (MQs) und 5, 6, 8 (SPs) in Abb. 3.3	1, 5 und 6 in Abb. 5.4
Simultanes Auftreten von SPs und MQs auf verschiedenen Fahrspuren	1 und 2 (MQs) sowie 3 und 4 (MSPs) Abb. 3.3	2 (MQ auf Spur 1) und 6 (SP auf Spur 2) Abb. 5.4

wechselt der Verkehr in eine Übersättigung für die nächsten fünf Signalzyklen bis 08:26 Uhr. Danach wechseln sich Über- und Untersättigung alle ein bis zwei Signalzyklen ab.

5.3 Makroskopische Untersuchung räumlich-zeitlicher Verkehrsmuster

In diesem Abschnitt erfolgt eine makroskopische Betrachtung der Messung. Auf diese Weise können grobe Strukturen räumlich-zeitlicher Verkehrsmuster für die gesamte Aufnahme untersucht werden.

5.3.1 Räumlich-zeitliche Darstellung makroskopischer Werte

Im Folgenden wird zuerst die Berechnung der makroskopischen Größen mittlere Geschwindigkeit, Verkehrsfluss und Verkehrsdichte über Weg und Zeit beschrieben. Diese werden im weiteren Verlauf der Arbeit verwendet.

Die Berechnung der makroskopischen Größen erfolgt fahrspurbezogen. M sei die Menge aller Messreihen einer Fahrspur. Eine Messreihe $M_k \in M$ für ein Fahrzeug k besteht aus Messpunkten $m_{i,k}$ mit den Zeitpunkten t_i , den Positionen x_i und den Geschwindigkeiten v_i :

$$m_{i,k} = \{t_{i,k}, x_{i,k}, v_{i,k}\} \quad (5.1)$$

$$M_k = \{m_{1,k}, m_{2,k}, m_{3,k}, \dots\} \quad (5.2)$$

Eine Messreihe M_k repräsentiert somit eine Fahrzeugtrajektorie auf einer Fahrspur inklusive der Geschwindigkeit.

5.3.1.1 Berechnung der mittleren Geschwindigkeit

Für die Berechnung der mittleren Geschwindigkeit wird die Messung in räumlich-zeitliche Messbereiche $R_{n,m} \subset \mathbb{R}^2$ mit

$$\begin{aligned} R_{n,m} &:= \{(t, x) | t_n \leq t \leq t_{n+1}, x_m \leq x \leq x_{m+1}\}, \\ t_{n+1} &= t_n + \Delta t \text{ und} \\ x_{m+1} &= x_m + \Delta x \end{aligned} \quad (5.3)$$

unterteilt. Ein Messbereich zur Berechnung der mittleren Geschwindigkeit repräsentiert ein Rechteck in der räumlich-zeitlichen Ebene, wie in Abbildung 5.5 dargestellt:

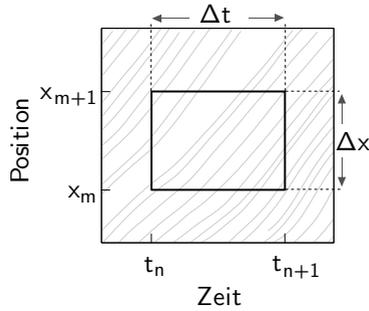


Abbildung 5.5: Qualitative Darstellung eines Messbereichs zur Berechnung der mittleren Geschwindigkeit.

Die Geschwindigkeitsmessreihe $V_{n,m}$ eines Messbereichs $R_{n,m}$ beinhaltet die Geschwindigkeiten aller Trajektorien, welche sich innerhalb des jeweiligen Messbereichs befinden:

$$V_{n,m} = \{v_{i,k} | (t_{i,k}, x_{i,k}) \in R_{n,m}\} \quad (5.4)$$

Die mittlere Geschwindigkeit innerhalb eines Messbereichs $R_{n,m}$ beträgt

$$\bar{v}_{n,m} = \frac{1}{l} \sum_{v \in V_{n,m}} v \quad [\text{m/s}] \quad (5.5)$$

$$\text{mit } l = |V_{n,m}|$$

5.3.1.2 Berechnung des Verkehrsflusses

Der Verkehrsfluss wird an der Position x_m im Zeitraum $T_n \subset \mathbb{R}$ mit

$$T_n = \{t | t_n \leq t \leq t_{n+1}\} \quad (5.6)$$

und $t_{n+1} = t_n + \Delta t$

gemessen. Ein Messbereich zur Berechnung des Verkehrsflusses repräsentiert eine horizontale Strecke in der räumlich-zeitlichen Ebene, wie in Abbildung 5.6 dargestellt:

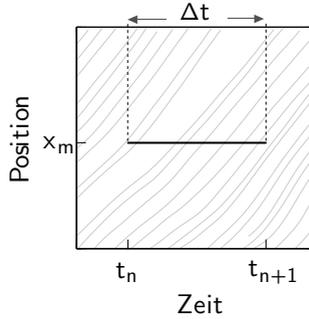


Abbildung 5.6: Qualitative Darstellung eines Messbereichs zur Berechnung des Verkehrsflusses.

Es werden alle Fahrzeugmessreihen gewertet, welche die Position x_m im Zeitraum T_n schneiden:

$$M_{n,x_m} := \{M_k \in M \mid \exists i : t_{i,k}, t_{i+1,k} \in T_n, x_{i,k} < x_m, x_{i+1,k} \geq x_m\}$$

Der Verkehrsfluss an der Position x_m im Zeitraum T_n beträgt

$$q_{n,x_m} = \frac{|M_{n,x_m}|}{\Delta t} \quad [1/s] \quad (5.7)$$

5.3.1.3 Berechnung der Verkehrsdichte

Die Verkehrsdichte wird zu einem Zeitpunkt t_n an einer Wegstrecke $X_m \subset \mathbb{R}$ mit

$$X_m := \{x \mid x_m \leq x \leq x_{m+1}\} \quad (5.8)$$

und $x_{m+1} = x_m + \Delta x$

gemessen. Ein Messbereich zur Berechnung der Verkehrsdichte repräsentiert eine vertikale Strecke in der räumlich-zeitlichen Ebene, wie in Abbildung 5.7 dargestellt:

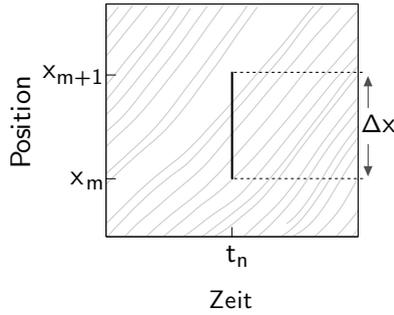


Abbildung 5.7: Qualitative Darstellung eines Messbereichs zur Berechnung der Verkehrsdichte.

Es werden alle Fahrzeugmessreihen gewertet, die sich zum Zeitpunkt t_n auf der Strecke X_m befinden:

$$M_{t_n, m} := \{M_k | \exists i : t_{i, k} < t_n, t_{i+1, k} \geq t_n, x_{i, k}, x_{i+1, k} \in X_m\}$$

Die Verkehrsdichte an der Strecke X_m zum Zeitpunkt t_n beträgt

$$k_{t_n, m} = \frac{|M_{t_n, m}|}{\Delta x} \quad [1/m] \quad (5.9)$$

5.3.1.4 Erhöhung der Auflösung mittels gleitender Berechnung

Eine makroskopische Darstellung besteht aus den Werten aller Messbereiche in einem räumlich-zeitlichen Gebiet. Für eine höhere Auflösung werden diese Werte durch ein gleitendes Verfahren berechnet. Dafür wird jeder im vorherigen Abschnitt definierte Messbereich mit den Schrittweiten $\Delta t_g = 1 \text{ s}$ und $\Delta x_g = 1 \text{ m}$ zeilenweise über die gesamte räumlich-zeitliche Messung bewegt. Bei jedem Schritt wird der entsprechende makroskopische Wert berechnet und gespeichert. Abbildung 5.8 zeigt den schematischen Verlauf der gleitenden Berechnung:

Die jeweils links dargestellten Diagramme Abbildung 5.8 zeigen wie für einen Schritt der gleitenden Berechnung die mittlere Geschwindigkeit, der Verkehrsfluss oder die Flussdichte des aktuellen Messbereichs bestimmt wird. Dieser Wert gilt anschließend für einen – in den rechten

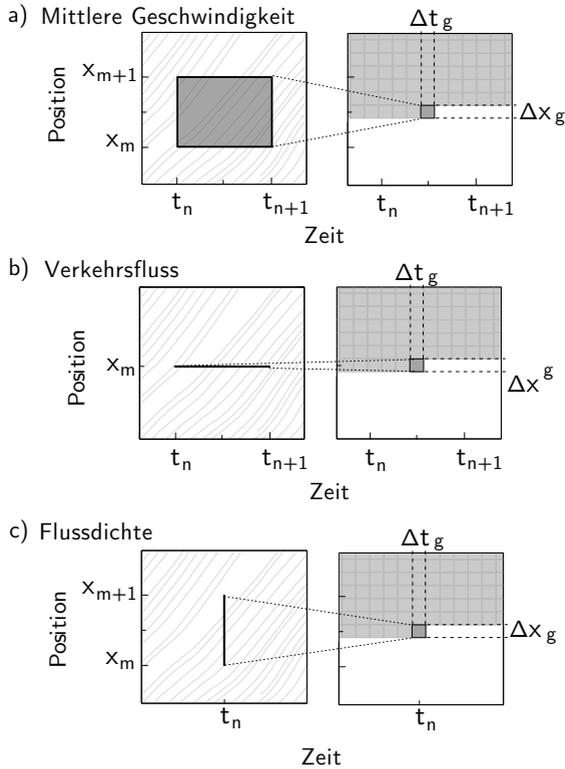


Abbildung 5.8: Schematische Darstellung der gleitenden Berechnung von a) der mittleren Geschwindigkeit, b) dem Verkehrsfluss und c) der Flussdichte.

Diagrammen dargestellten – räumlich-zeitlichen Bereich von $(1\text{ s} \times 1\text{ m})$, der sich aus Schrittweiten Δt_g und Δx_g zusammensetzt. Der Mittelpunkt dieses Bereichs befindet sich für die mittlere Geschwindigkeit an der Position $(x = \frac{t_n+t_{n+1}}{2}, y = \frac{x_m+x_{m+1}}{2})$, für den Verkehrsfluss bei $(x = \frac{t_n+t_{n+1}}{2}, y = x_m)$ und für die Flussdichte bei $(x = t_n, y = \frac{x_m+x_{m+1}}{2})$.

Aufgrund der gleitenden Berechnung beträgt die Auflösung der räumlich-zeitlichen Darstellung makroskopischer Werte der gesamten Aufnahme ca. 900×600 Sektoren. Ohne das gleitende Berechnungsverfahren würden für

die Darstellung der mittleren Geschwindigkeit, mit den im nächsten Abschnitt festgelegten Messbereichsgrößen, ca. 90 x 60 Sektoren benötigt.

5.3.1.5 Festlegung geeigneter Segmentgrößen

Die Wahl geeigneter Größen der Messbereiche ist entscheidend für die Berechnung aussagekräftiger makroskopischer Werte. Wird ein Messbereich zu klein gewählt, werden einzelne Lücken zwischen zwei Fahrzeugen als stromabwärts propagierende Strukturen sichtbar. Sind die Messbereiche zu groß, entstehen weite, homogene Flächen mit nur geringem Informationswert.

Für jede makroskopische Größe wird die Messbereichsgröße so gewählt, dass in möglichst vielen Gebieten die Unterschiede deutlich dargestellt werden können. Es lässt sich allerdings nicht vermeiden, dass vereinzelt stromabwärts verlaufende Strukturen sichtbar sind.

Die Messbereichsgrößen für die Berechnung der makroskopischen Werte in dieser Aufnahme sind folgendermaßen festgelegt:

- **Mittlere Geschwindigkeit:** $\Delta t = 10 \text{ s}$ und $\Delta x = 20 \text{ m}$
- **Verkehrsfluss:** $\Delta t = 30 \text{ s}$
- **Verkehrsdichte:** $\Delta x = 40 \text{ m}$

Diese heuristischen Werte haben sich für eine möglichst detaillierte Darstellung der verwendeten Messdaten mit möglichst wenig sichtbaren Fahrzeuglücken als am geeignetsten erwiesen. Alternative Verkehrsflüsse und Flussdichten benötigen eine Anpassung dieser Werte. Aufgrund der gleichenden Berechnung werden für den Verkehrsfluss keine räumlichen und für die Verkehrsdichte keine zeitlichen Abstände benötigt.

5.3.2 Räumlich-zeitliche Darstellung der mittleren Geschwindigkeit

Abbildung 5.9 zeigt die Visualisierung der mittleren Fahrzeuggeschwindigkeiten in einer Farbskala über Weg und Zeit:

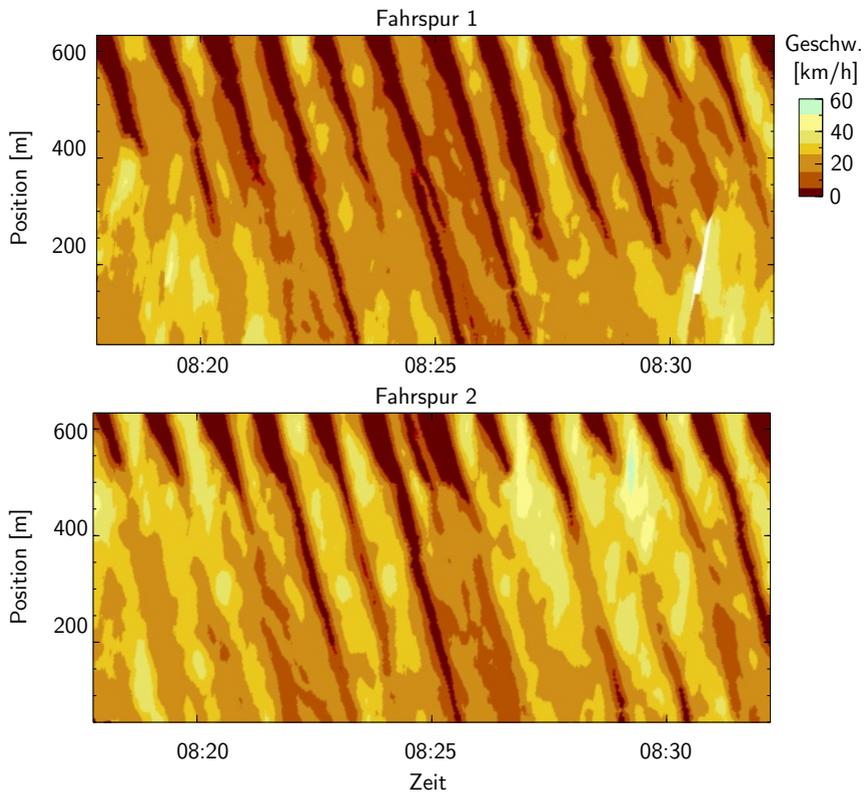


Abbildung 5.9: Räumlich-zeitliche Darstellung der mittleren Geschwindigkeit.

Diese Visualisierung veranschaulicht, dass sich die Geschwindigkeit, abgesehen von wenigen Ausnahmen, immer unter 40 km/h befindet. Es gibt somit keinen freien Verkehr. An den mit dunkelroter Farbe markierten Stellen halten die Fahrzeuge an. Es ist gut erkennbar, wie sich diese MQs stromaufwärts fortpflanzen. An den stromaufwärtigen Enden lösen sich die meisten MQs in ähnlich propagierende Muster mit mittleren Fahrzeuggeschwindigkeiten größer als 3 km/h auf. In der Darstellung ist dies an den Übergängen von dunkelroten in hellere Schattierungen, die sich ebenfalls räumlich-zeitlich stromaufwärts fortpflanzen, erkennbar. Diese MSPs kön-

nen entweder lange Strecken stromaufwärts propagieren, einen Anstieg der mittleren Geschwindigkeit verzeichnen oder sich zügig auflösen.

Auf Fahrspur 1 in Abbildung 5.9 kommt es gegen 8:31 Uhr an der Position 200 m zwischen Fahrzeugen zu großen räumlichen Abständen. Als Folge gibt bei der Berechnung der mittleren Geschwindigkeit Intervalle, in denen sich keine Fahrzeuge befinden. Aus diesem Grund wird dieses Gebiet in weißer Farbe dargestellt. Eine geringere Auflösung könnte diesen Fehler vermeiden, allerdings würde sich dadurch die übrige Aussagekraft des Diagramms bezüglich der untersuchten Strukturen verschlechtern.

Eine weitere Besonderheit ist die sich stromabwärts bewegende Struktur in hellgrüner Farbe auf Fahrspur 2 gegen 8:29 Uhr und bei der Position 550 m. Innerhalb dieser Struktur beträgt die mittlere Fahrzeuggeschwindigkeit zwischen 50–60 km/h, was der zulässigen Höchstgeschwindigkeit der Straße entspricht. In diesem Fall löst sich die Warteschlange an der Grünphase sehr schnell auf und einige wenige Fahrzeuge beschleunigen auf die Geschwindigkeit des freien Verkehrs, um die LSA noch überqueren zu können. Beide Strukturen sind auch in den Trajektorien in Abbildung 5.4 zu erkennen. Aufgrund der horizontalen Stauchung des Diagramms erscheint der Verlauf der grünen Struktur fast vertikal.

5.4 Mikroskopische Untersuchung räumlich-zeitlicher Verkehrsmuster

Für eine genaue Bestimmung räumlich-zeitlicher Verkehrsmuster ist es nötig, die mikroskopischen Daten im Detail zu betrachten. Dafür sollen die räumlich-zeitlichen Grenzen von MQs und MSPs anhand der Fahrzeugtrajektorien durch eine Frontenerkennung rekonstruiert werden, um die Fortpflanzung von Strukturen über die Geschwindigkeit zu beobachten.

5.4.1 Rekonstruktion von räumlich-zeitlichen innerstädtischen Verkehrsmustern

Zur Rekonstruktion von MQs und MSPs wurden qualitativ ähnliche Vorgehensweisen verwendet: Für beide Muster wurde die Verteilung der Fahrzeuggeschwindigkeiten in den Trajektorien (s. Abb. 5.4) nach Kriterien der in Kapitel 2.2.4 erklärten Definitionen von MQ und MSP untersucht.

Eine MQ und ein MSP sind jeweils ein örtlich begrenztes Gebiet, das sich über die Zeit bewegt und so ein räumlich-zeitliches Verkehrsmuster bildet. In beiden Fällen kommt es zu einem sich fortpflanzenden Einbruch der Geschwindigkeit, in welchem sich MQ und MSP jedoch voneinander unterscheiden. In einer MQ kommen die Fahrzeuge zum Halt. In einem MSP kann synchronisierter Verkehr beobachtet werden, dessen Geschwindigkeit kleiner als die Geschwindigkeit außerhalb des MSP ist. Sowohl MQs als auch MSPs werden durch jeweils eine stromaufwärtige und stromabwärtige Front begrenzt. Abbildung 5.10 zeigt schematisch den Ablauf der Frontenerkennung:

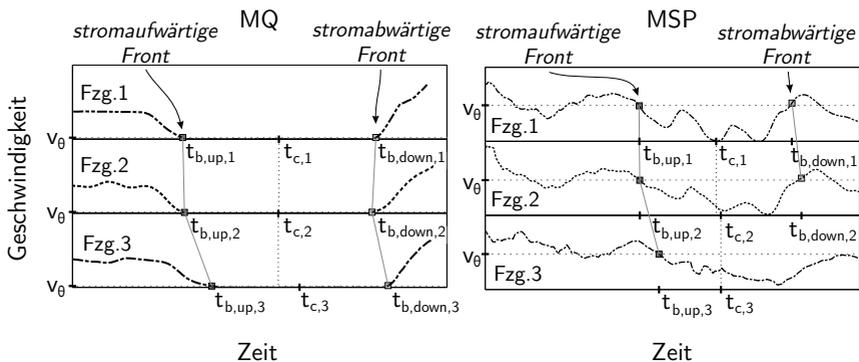


Abbildung 5.10: Schematischer Ablauf der Frontenerkennung von MQs und MSPs mit jeweils exemplarischen Geschwindigkeitsverläufen dreier Fahrzeuge, die nacheinander den Streckenabschnitt befahren.

Für das Finden von räumlich-zeitlichen Positionen solcher Fronten werden verschiedene Geschwindigkeitsschwellwerte v_θ verwendet. Für jedes MSP und jede MQ ist die Position der Front entlang einer Fahrzeugtrajektorie zum Zeitpunkt t_n mit Fahrzeuggeschwindigkeit v_n folgendermaßen definiert:

$$\text{stromaufwärtige Front: } v_{n-1} \geq v_\theta \text{ and } v_n < v_\theta \quad (5.10)$$

$$\text{stromabwärtige Front: } v_{n-1} \leq v_\theta \text{ and } v_n > v_\theta \quad (5.11)$$

Mittels einzelner Frontenpositionen können auf folgende Weise die räumlich-zeitlichen Strukturen von MQs und MSPs rekonstruiert werden:

1. Der Startpunkt der Suche nach räumlich-zeitlichen Positionen von Fronten kann jeder Punkt zum Zeitpunkt t_i einer Fahrzeugtrajektorie sein, an welchem die Fahrzeuggeschwindigkeit v_i kleiner als der Geschwindigkeitsschwellwert ist: $v_i < v_\theta$.
2. Beginnend von diesem Punkt wird die erste Überschreitung des Schwellwerts v_θ in sowohl stromabwärtiger als auch stromaufwärtiger Richtung gesucht. Diese Positionen sind die stromaufwärtige Position zum Zeitpunkt $t_{b,up,i}$ und die stromabwärtige Position zum Zeitpunkt $t_{b,down,i}$.
3. Der Zeitpunkt

$$t_{c,i} = \frac{t_{b,up,i} + t_{b,down,i}}{2} \quad (5.12)$$

definiert den Startpunkt, der für die Trajektorie des folgenden Fahrzeugs verwendet wird. Ausgehend von der ersten Trajektorie wird diese Suche sowohl in stromaufwärtiger als auch in stromabwärtiger Richtung durchgeführt.

4. Ist für eine Trajektorie keine oder nur eine Front auffindbar, wird die Suche auf der Trajektorie des nachfolgenden Fahrzeugs fortgesetzt. Nach drei Trajektorien ohne erkannte Fronten oder sofern keine weitere Trajektorie verfügbar ist, wird die Suche beendet.

Aufgrund der zum Halt kommenden Fahrzeuge beträgt der Schwellwert für die Bestimmung der Fronten jeder MQ $v_\theta = 1 \text{ km/h}$. Für die in den Abbildungen 5.13–5.19 dargestellten MSPs wurden Schwellwerte von entweder $v_\theta = 20 \text{ km/h}$ oder $v_\theta = 25 \text{ km/h}$ verwendet. Jeder dieser Schwellwerte wurde so gewählt, dass diese ca. 5 km/h geringer sind, als die durchschnittliche Geschwindigkeit stromaufwärts und stromabwärts des entsprechenden MSP. Diese Wahl des Schwellwerts v_θ soll eine räumlich-zeitliche Rekonstruktion von MSPs ermöglichen.

Abbildung 5.11 a zeigt exemplarisch die rekonstruierten Fronten einer MQ und eines MSP in einem Weg-Zeit-Diagramm. Anders als bei der MQ, zeigen die Fronten des MSP erhebliche komplexe Schwingungen. Diese Schwingungen entstehen wahrscheinlich aufgrund der unterschiedlichen Abstände zwischen den Fahrzeugen im synchronisierten Verkehr. Zur Vermeidung dieser Schwingungen werden diese durch einen gleitenden Mittelwert über fünf aufeinanderfolgende Front-Positionen im Raum und Zeit geglättet. Abbildung 5.11 zeigt zum Vergleich die Frontenerkennung ohne Glättung a) und mit Glättung b):

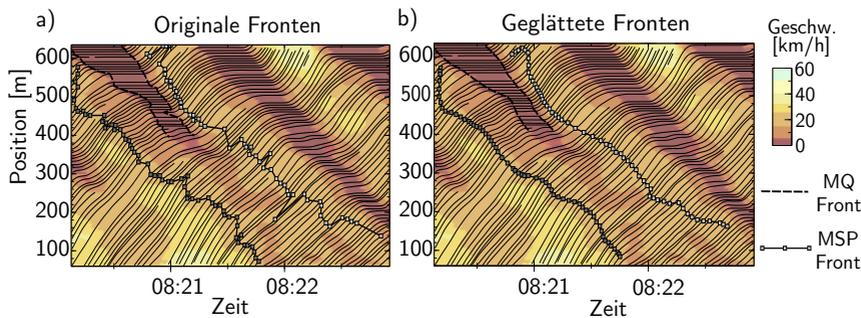


Abbildung 5.11: Unveränderte und geglättete Fronten einer MQ und eines MSP.

Nach diesem Verfahren wurden in der Messung verschiedene Arten von räumlich-zeitlichen Verkehrsmustern rekonstruiert, die in den folgenden Unterkapiteln dargestellt und beschrieben werden.

5.4.2 Moving Queues im übersättigten Verkehr

Abbildung 5.12 zeigt eine MQ, die gleichmäßig von der Haltelinie bis fast ans Ende des Straßenabschnitts propagiert. Währenddessen reduziert sich die zeitliche Ausdehnung der Warteschlange, bis sie sich bei der Position von ca. 100 m um ca. 8:27 Uhr schließlich vollständig aufgelöst hat. Der Verkehrsfluss wird durch die MQ unterbrochen und die Fahrzeugdichte in der Warteschlange ist sehr hoch (s. Abb. 5.12 c) und d)).

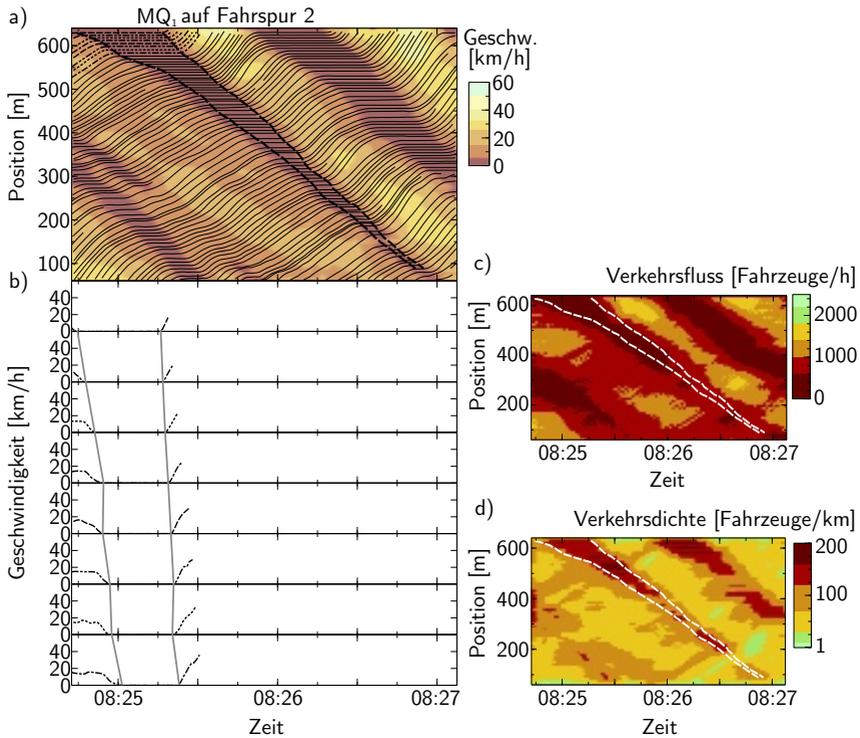


Abbildung 5.12: Propagierung einer MQ: a) räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien und der mittleren Geschwindigkeit über Weg und Zeit. b) Geschwindigkeitsdiagramme der gestrichelt hervorgehobenen Trajektorien aus a) – in diesem Diagramm beginnend ab der Haltelinie der LSA. Räumlich-zeitliche Darstellung von c) Verkehrsfluss und d) Verkehrsdichte.

5.4.3 Über den gesamten Streckenabschnitt propagierende Moving Synchronized Flow Patterns

MQs lösen sich in den Abbildungen 5.13 und 5.14 auf und gehen jeweils in die Verkehrsmuster MSP_1 und MSP_2 über. Diese propagieren bis zum Ende des Straßenabschnitts. Die mittlere Geschwindigkeit außerhalb von MSP_1 ist niedriger als außerhalb von MSP_2 . Aus diesem Grund wurde der Geschwindigkeitsschwellwert der Frontenerkennung für MSP_1 auf $v_\theta = 20$ km/h und für MSP_2 auf $v_\theta = 25$ km/h festgelegt.

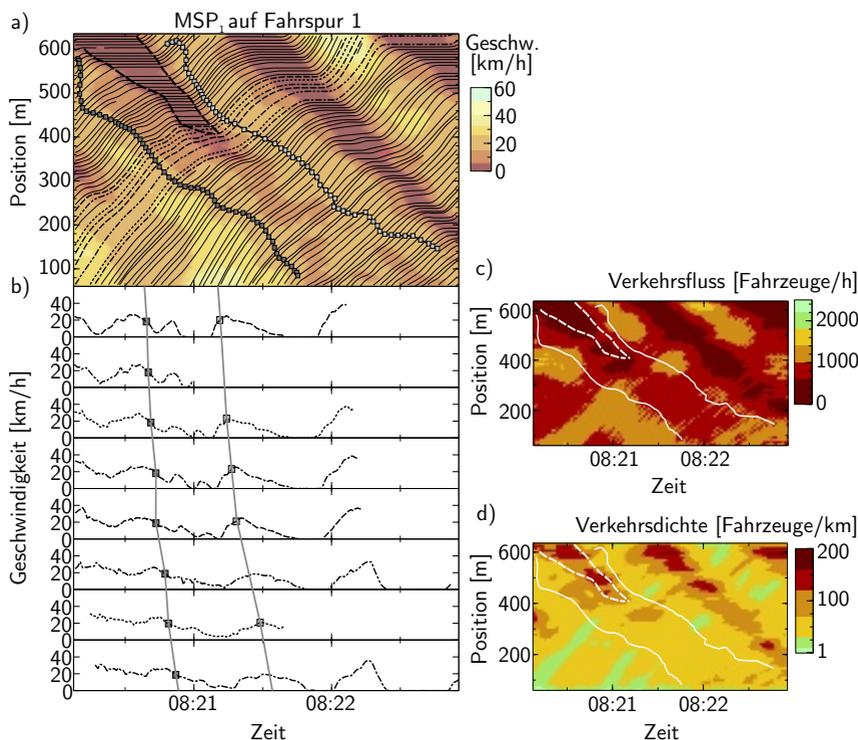


Abbildung 5.13: Propagierung von MSP_1 über den gesamten Streckenabschnitt: a) räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien und der mittleren Geschwindigkeit über Weg und Zeit. b) Geschwindigkeitsdiagramme der gestrichelt hervorgehobenen Trajektorien aus a). Räumlich-zeitliche Darstellung von c) Verkehrsfluss und d) Verkehrsdichte.

Beide MSPs werden gegen Ende des Straßenabschnitts breiter. Die ausgewählten Geschwindigkeiten der Trajektorien zeigen für beide Muster, dass jedes Fahrzeug die Geschwindigkeit an die des vorausfahrenden Fahrzeugs anpassen muss. MSP_1 weist im Vergleich zu MSP_2 einen deutlich stärkeren Einbruch des Verkehrsflusses auf. Allerdings ist die Verkehrsdichte in MSP_1 etwas geringer als die in MSP_2 . Beide Muster lösen sich am Ende des Straßenabschnitts nicht auf.

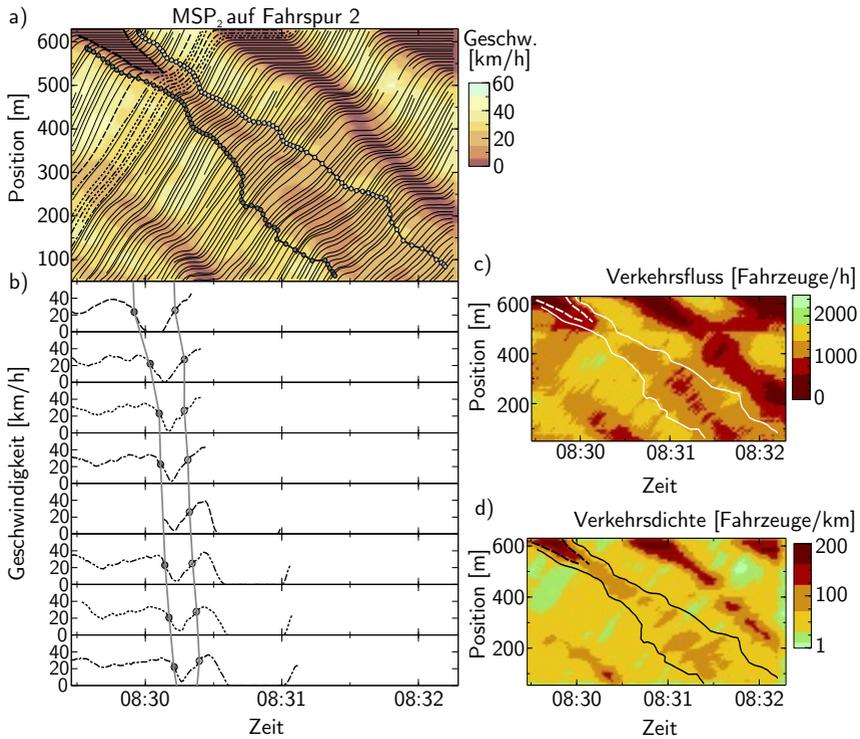


Abbildung 5.14: Propagierung von MSP_2 über den gesamten Streckenabschnitt: a) räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien und der mittleren Geschwindigkeit über Weg und Zeit. b) Geschwindigkeitsdiagramme der gestrichelt hervorgehobenen Trajektorien aus a). Räumlich-zeitliche Darstellung von c) Verkehrsfluss und d) Verkehrsdichte.

5.4.4 Sich verbindende Moving Synchronized Flow Patterns

Abbildung 5.15 zeigt die Verkehrsmuster MQ_3 und MQ_4 von zwei aufeinanderfolgenden Rotphasen. Beide sind jeweils von MSP_3 und MSP_4 umgeben. Während der stromaufwärtigen Fortpflanzung lösen sich zu verschiedenen Zeiten und Positionen beide MQs auf. Der Geschwindigkeitsanstieg im Bereich von 250 m bis 630 m zwischen beiden MSPs reduziert sich, bis beide Muster als miteinander verbunden (als $MSP_{3,4}$ dargestellt) angesehen werden können. Dieser Geschwindigkeitsanstieg bewirkt einen ebenfalls tem-

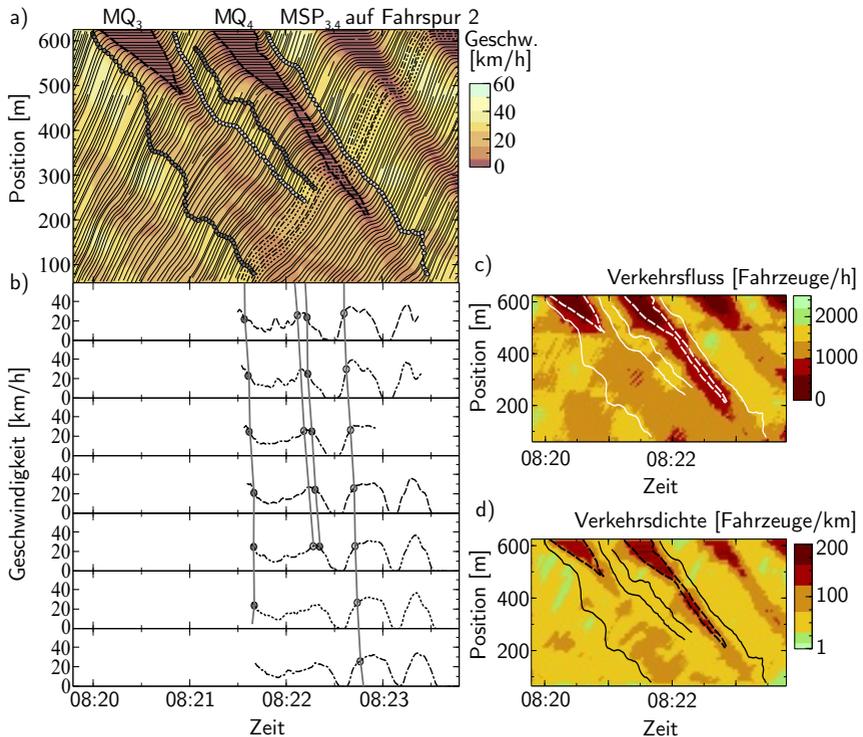


Abbildung 5.15: Verbindung zweier MSPs: a) räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien und der mittleren Geschwindigkeit über Weg und Zeit. b) Geschwindigkeitsdiagramme der hervorgehobenen Trajektorien aus a). Räumlich-zeitliche Darstellung von c) Verkehrsfluss und d) Verkehrsdichte.

porären Anstieg des Verkehrsflusses in Abbildung 5.15 c. Die Verbindung beider MSPs ist auch in einem Rückgang dieses Verkehrsflussanstiegs erkennbar. Das MSP_{3,4} löst sich am Ende des Straßenabschnitts nicht auf.

5.4.5 Sich auflösende Moving Synchronized Flow Patterns

Die Verkehrsmuster MSP₅ in Abbildung 5.16 und MSP₆ in Abbildung 5.17 lösen sich nahe dem Ende des Straßenabschnitts durch eine Verjüngung des Geschwindigkeitseinbruchs auf. Für beide MSPs beträgt $v_\theta = 20$ km/h.

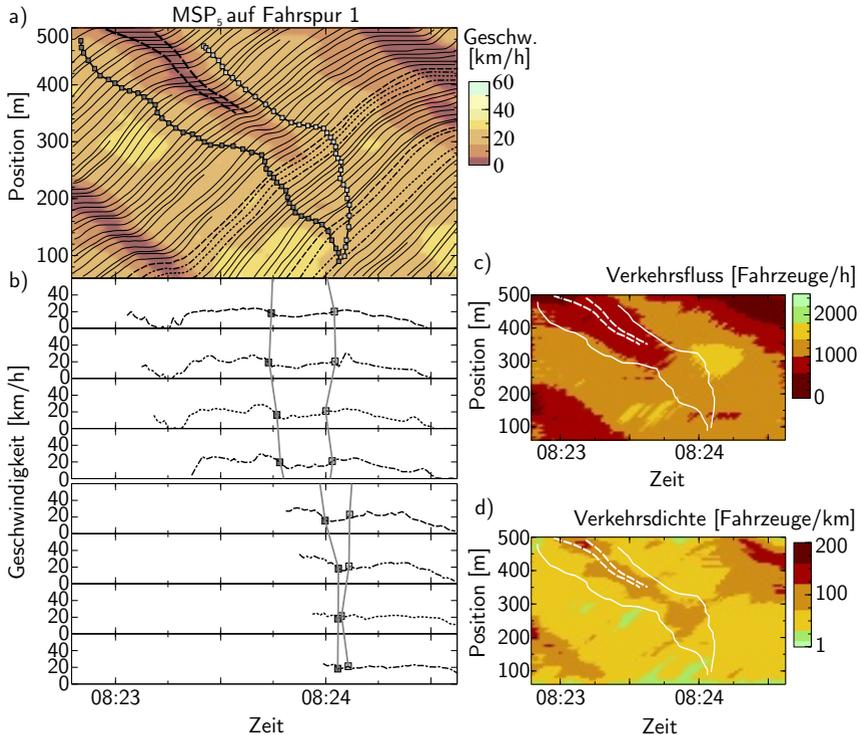


Abbildung 5.16: Auflösung von MSP₅: a) räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien und der mittleren Geschwindigkeit über Weg und Zeit. b) Geschwindigkeitsdiagramme der gestrichelt hervorgehobenen Trajektorien aus a). c) Räumlich-zeitliche Darstellung von Verkehrsfluss und d) Verkehrsdichte.

Innerhalb von MSP_6 propagiert die MQ über eine wesentlich längere Strecke und entsteht nach der ersten Auflösung erneut. Dieser Unterschied ist ebenfalls jeweils im Einbruch des Verkehrsflusses und im Anstieg der Verkehrsdichte von MSP_6 erkennbar (s. Abb. 5.17 c) und d)).

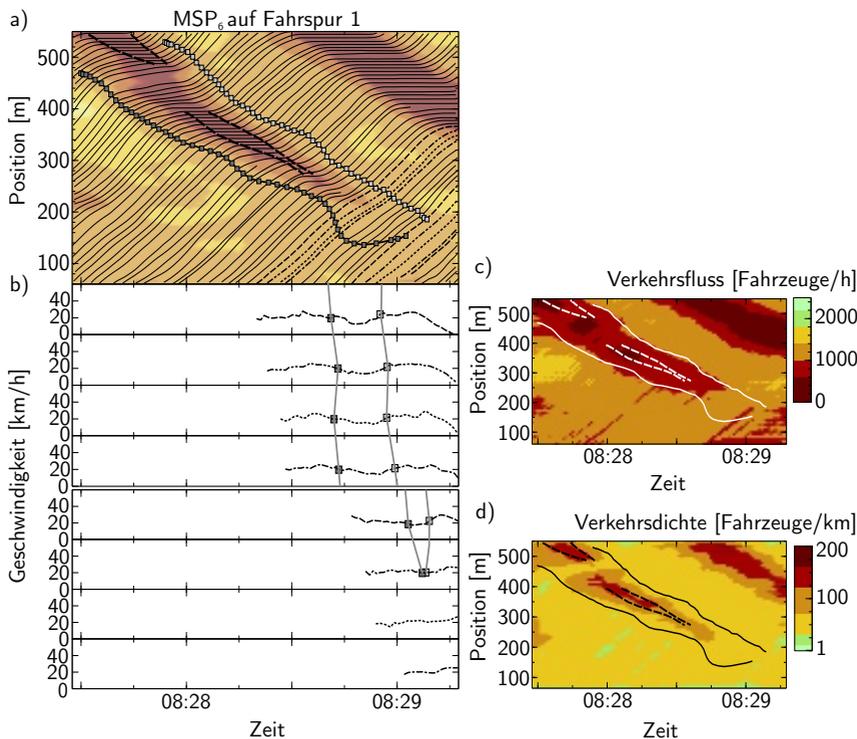


Abbildung 5.17: Auflösung von MSP_6 : a) räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien und der mittleren Geschwindigkeit über Weg und Zeit. b) Geschwindigkeitsdiagramme der gestrichelt hervorgehobenen Trajektorien aus a). c) Räumlich-zeitliche Darstellung des Verkehrsflusses und d) Verkehrsdichte.

5.4.6 Sich spontan bildende Moving Synchronized Flow Patterns

In den Abbildungen 5.18 und 5.19 bilden sich die Verkehrsmuster MSP_7 und MSP_8 spontan in etwa an der Position 300 m. Die Schwellwerte für die Frontenerkennung betragen $v_\theta = 20$ km/h für MSP_7 und $v_\theta = 25$ km/h für MSP_8 .

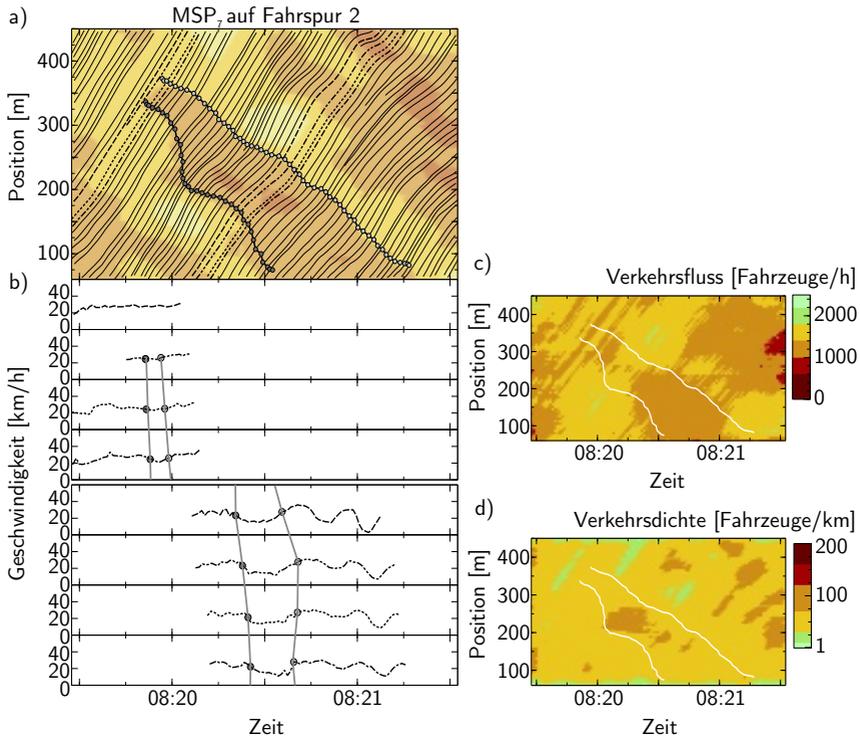


Abbildung 5.18: Spontane Entstehung von MSP_7 : a) räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien und der mittleren Geschwindigkeit über Weg und Zeit. b) Geschwindigkeitsdiagramme der gestrichelt hervorgehobenen Trajektorien aus a). Räumlich-zeitliche Darstellung von c) Verkehrsfluss und d) Verkehrsdichte.

Beide MSPs beginnen als geringe Geschwindigkeitsstörung, die sich während ihrer stromaufwärtigen Propagierung verstärkt. Die Geschwindigkeit innerhalb von MSP_8 reduziert sich im stromaufwärtigen Verlauf so sehr, dass es zu anhaltenden Fahrzeugen kommt und sich somit eine MQ innerhalb dieses MSP bildet.

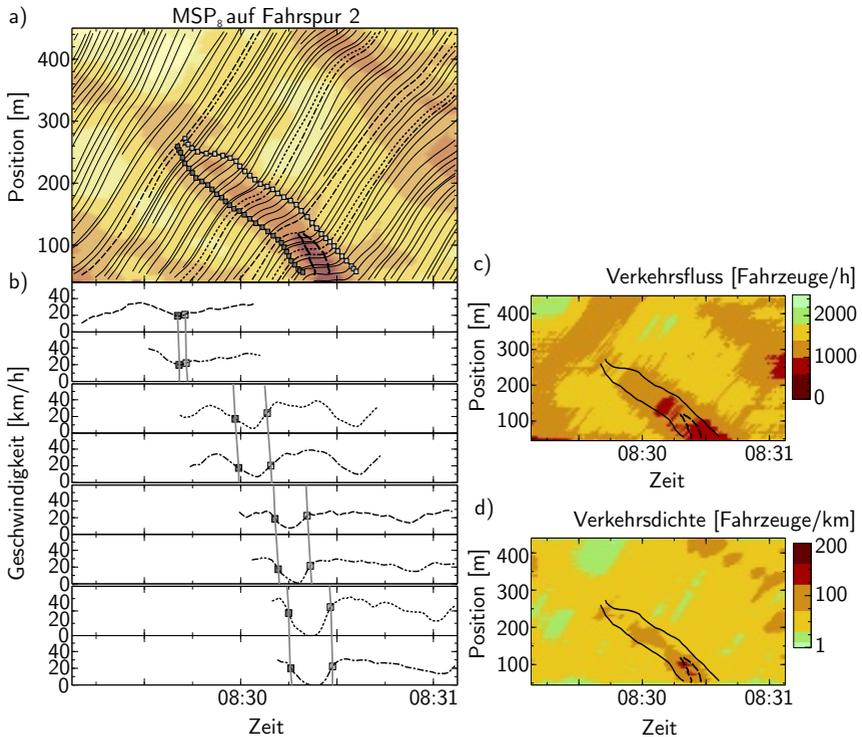


Abbildung 5.19: Spontane Entstehung von MSP_8 und einer MQ: a) räumlich-zeitliche Darstellung der Fahrzeugtrajektorien und der mittleren Geschwindigkeit über Weg und Zeit. (b) Geschwindigkeitsdiagramme der hervorgehobenen Trajektorien aus a). Räumlich-zeitliche Darstellung von c) Verkehrsfluss und d) Verkehrsdichte.

5.5 Zusammenfassung der Messergebnisse und der rekonstruierten Verkehrsmuster

Basierend auf der vollständigen Erfassung der Trajektorien aller Fahrzeuge innerhalb eines Streckenabschnitts können im übersättigten Verkehr Warteschlangen und Strukturen des synchronisierten Verkehrs sowie Wechsel zwischen beiden Strukturen aufgezeigt werden. Dies bestätigt frühere Messungen, welche in Kapitel 3.1 beschrieben wurden.

Unter Verwendung eines räumlich-zeitlichen Darstellungsverfahrens für die mittlere Geschwindigkeit konnten grobe Strukturen von MSPs erkannt werden. Zudem konnte aus den gewonnenen Daten mithilfe des vorgestellten Verfahrens (s. Kap. 5.4.1) die räumlich-zeitliche Ausdehnung von MQ und MSP rekonstruiert werden. Anhand der empirischen Beispiele aus dem realen Straßenverkehr konnte gezeigt werden, dass

1. MSPs sich stromaufwärts einer Warteschlange bilden und über den gesamten Straßenabschnitt fortpflanzen können,
2. MSPs sich schon nach kürzerer Zeit auflösen können,
3. sich mehrere MSPs zu einem einzigen verbinden können,
4. MSPs sich spontan weit stromaufwärts von der LSA entfernt bilden können und
5. innerhalb dieser spontan entstandenen MSPs MQs entstehen können.

Damit konnte die in Kapitel 3.4 definierte Hypothese verifiziert werden. Sich verbindende und spontan entstehende MSPs mit möglicher Bildung von MQs stellen bisher unbekannte Phänomene im übersättigten Verkehr dar.

6 Untersuchung des Fahrverhaltens vor Lichtsignalanlagen

Dieses Kapitel betrachtet das Verhalten der Fahrzeuge in der erhobenen Messung. Dafür werden Spurwechselforgänge analysiert und das Abstandsverhalten der Fahrzeuge statistisch ausgewertet. Zudem wird anhand von empirischen Beispielen der Einfluss des Fahrverhaltens einzelner Fahrzeuge auf innerstädtische Verkehrsmuster erläutert. Anschließend wird auf die Bedeutung von Moving Queues für intelligente Transportsysteme eingegangen. Unter anderem wird ein Konzept zur mikroskopischen Stauauflösung durch Fahrempfehlungen vorgestellt.

6.1 Analyse des Spurwechselverhaltens

In Kapitel 5.3.2 wurden unterschiedliche Verkehrszustände auf verschiedenen Spuren zur gleichen Zeit dargestellt. Mit einer Analyse des Spurwechselverhaltens können mögliche Ursachen für dieses gleichzeitige Auftreten unterschiedlicher Verkehrszustände gefunden werden. Abbildung 6.1 zeigt den relativen Anteil aller Spurwechsel in Intervallen von 100 m. Wechsel von Fahrspur 1 nach 2 sowie von Fahrspur 2 nach 3 visualisieren zusätzlich den Anteil der Spurwechsel der Fahrzeuge, die zu Beginn ihrer Erfassung auf Fahrspur 1 führen. In der unteren Zeile des Diagramms werden die durchschnittlichen Spurwechsel pro Minute dargestellt. Die Rate der Spurwechsel in Abbildung 6.1 veranschaulicht, dass an Position 480 m ca. 20 % aller Fahrzeuge von Fahrspur 2 zu den Fahrspuren 3 und 4 wechseln.

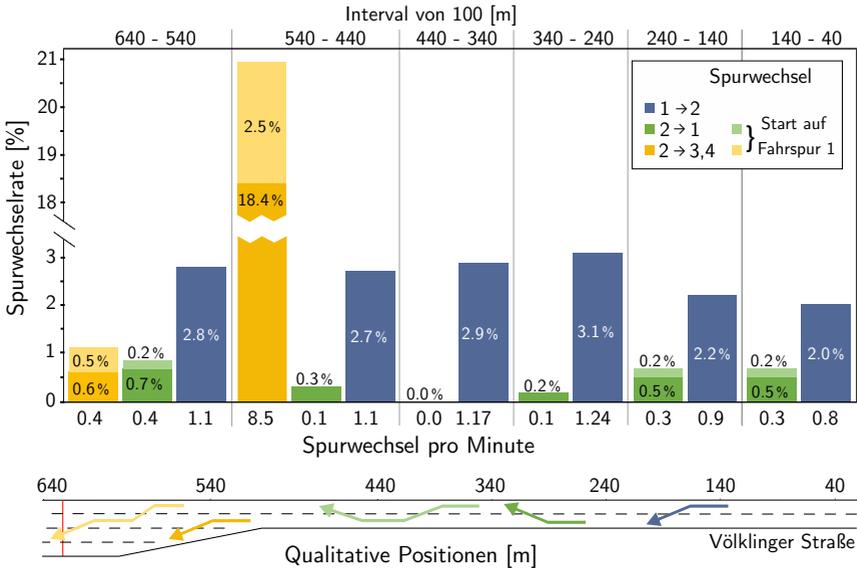


Abbildung 6.1: Relativer Anteil von Spurwechseln sowie Spurwechsel pro Minute in Intervallen von 100 m.

Da diese spurwechselnden Fahrzeuge deutlich den Zufluss in die Warteschlange auf der Fahrspur 2 verringern, führt dies in manchen Fällen zu einer Auflösung der Warteschlange, bevor diese die Position 480 m erreicht. Nach dem Überschreiten dieser Position propagiert die Warteschlange in den meisten Fällen über weite Bereiche der Strecke. Das ist eine spezielle Eigenschaft dieser Infrastruktur mit den zwei abzweigenden Fahrspuren 3 und 4 an der Kreuzung. Die vorzeitige Auflösung der Warteschlange durch die Spurwechsel kann auch ein möglicher Grund für das gleichzeitige Auftreten von SPs und MQs auf verschiedenen Fahrspuren sein.

Eine weitere Eigenschaft der Wechsel von Fahrspur 2 auf die Fahrspuren 3 und 4 ist, dass sich nur 2,5% aller Fahrzeuge zuvor auf Fahrspur 1 befanden. 90% der Fahrzeuge, die auf die Fahrspuren 3 und 4 wechseln, haben sich bereits vor Position 50 m, also wahrscheinlich bereits vor dem Befahren der Völklinger Straße auf der 2. Fahrspur eingeordnet. Das weist auf eine vorausschauende Verhaltensweise der Fahrer hin, die an der Kreuzung nach links abbiegen wollen.

6.2 Verteilung der Fahrzeugabstände

Für die Ermittlung der Verteilung der Fahrzeugabstände wird für alle Messpunkte der ausgewählten Fahrzeuge der räumliche Nettoabstand – also die Lücke – zwischen dem jeweiligen Ego-Fahrzeug zu dessen vorausfahrenden Fahrzeug in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs bestimmt. Die Verteilungen werden mittels Boxplots dargestellt, bei denen die äußeren Linien (Whisker) jeweils höchstens den 1,5-fachen Interquartilsabstand bezeichnen. Abbildung 6.2 zeigt die Verteilung sowohl für alle Fahrzeuge als auch nur für Fahrzeuge mit einer größeren Länge als 7 m:

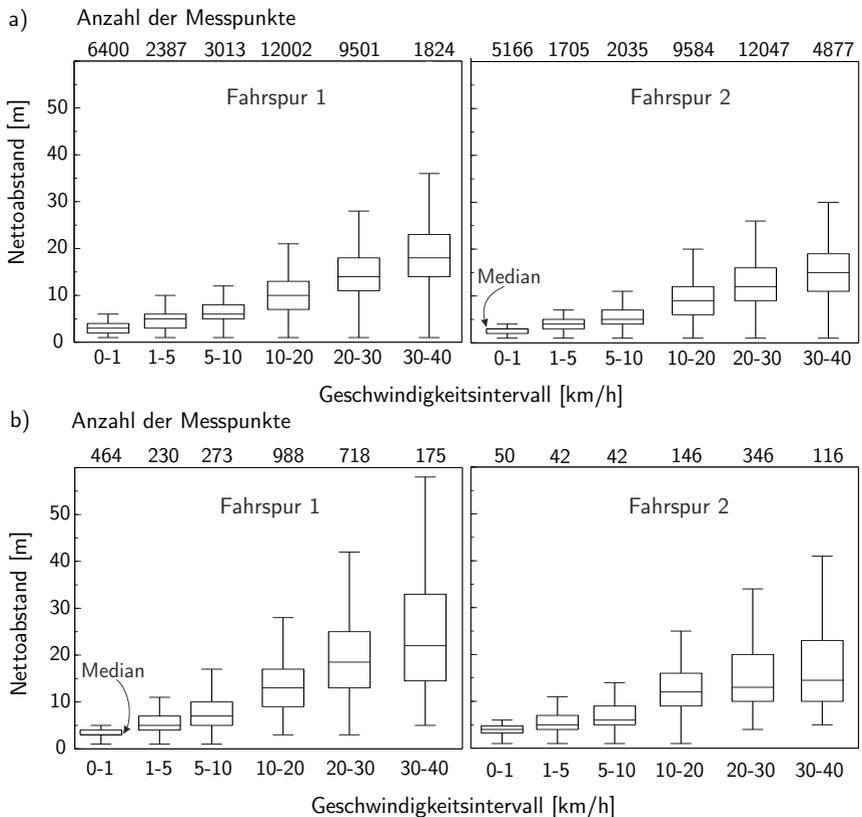


Abbildung 6.2: Verteilung der Nettoabstände in Abhängigkeit von Geschwindigkeitsintervallen a) aller Fahrzeuge und b) der Fahrzeuge, die länger als 7 m sind.

Die Verteilung stellt dar, dass der größte Teil der Fahrzeuge mit steigender Geschwindigkeit einen größeren Abstand hält. Allerdings gibt es unabhängig von der Geschwindigkeit auch immer Fahrzeuge, die dicht auffahren. Fahrzeuge, die länger als 7 m sind wie z. B. Lkws und Busse halten der Erwartung gemäß größere Lücken ein als kürzere Fahrzeuge.

Die Abstände fallen zu allen Geschwindigkeiten auf Fahrspur 2 deutlich geringer aus als auf Fahrspur 1. Anhand der Verteilung der Messpunkte ist erkennbar, dass die Fahrzeuge auf Fahrspur 2 etwas schneller fahren als auf Fahrspur 1. Ebenso befinden sich auf der Fahrspur 2 erheblich weniger lange Fahrzeuge, allerdings sind diese in der Abstandsverteilung aller Fahrzeuge vernachlässigbar. Eine Verringerung der Abstände könnte somit aus der Motivation der Fahrer entstehen, Spurwechsel auf die Fahrspur 2 zu erschweren. Einen ähnlichen Unterschied zeigt auch die Verteilung der Abstände in Warteschlangen in Abbildung 6.3:

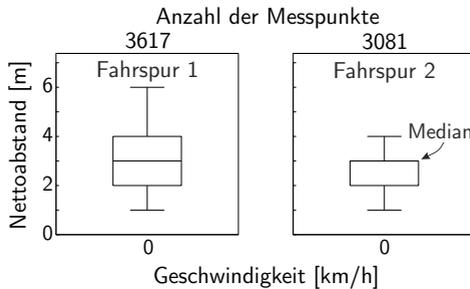


Abbildung 6.3: Verteilung der Nettoabstände in Warteschlangen.

In dieser Verteilung wurden die Abstände nur gewertet, wenn sowohl das Ego-Fahrzeug als auch das sich davor befindende Fahrzeug in einer Warteschlange zum Stillstand gekommen sind. Auf der ersten Fahrspur halten 50 % der Fahrzeuge einen Abstand zwischen 2–4 m ein. Allerdings sind auch Abstände bis 6 m keine Ausnahme. Auf der zweiten Fahrspur stehen die Fahrzeuge in den Warteschlangen deutlich kompakter. Das dichtere Auffahren entspricht dem Verhalten während der Fahrt.

6.3 Auswirkung des Verhaltens einzelner Fahrzeuge auf innerstädtische Verkehrsmuster

Im Folgenden wird anhand von empirischen Beispielen die Auswirkung des Abstands- und Spurwechselverhaltens einzelner Fahrzeuge auf die Auflösung von MQs und die Bildung von MSPs untersucht. Dafür wurden die aussagekräftigsten Situationen aus den Messdaten ausgewählt.

6.3.1 Darstellung der Fahrzeuglänge im Weg-Zeit-Diagramm

Zur Visualisierung der räumlichen und zeitlichen Nettoabstände zwischen den Fahrzeugen kann die Fahrzeuglänge im Weg-Zeit-Diagramm dargestellt werden. Das in Kapitel 4 vorgestellte Messverfahren verfolgt von jedem Fahrzeug die Position p der vorderen Stoßstange. Die räumlich-zeitliche Darstellung der manuell gemessenen Fahrzeuglänge l erfolgt im Weg-Zeit-Diagramm als geschlossener Polygonzug aller n Positionen der Fahrzeugfront p_i zu den Zeitpunkten t_i für $i = (1 \dots n)$ sowie aller n Positionen des Fahrzeughecks $p'_j = (p_j - l)$ zum Zeitpunkt t_j für $j = (n \dots 1)$:

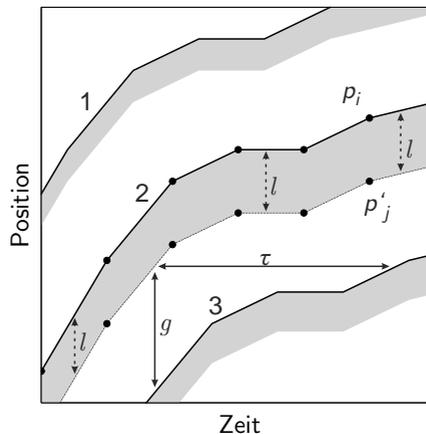


Abbildung 6.4: Darstellung der Fahrzeuglänge l in einem Weg-Zeit-Diagramm mit den Trajektorien der Fahrzeuge 1 bis 3 und der räumlichen und zeitlichen Nettoabstände g und τ zwischen den Fahrzeugen 2 und 3.

Die mit diesem Verfahren entstehende Fläche stellt zum einen die räumliche Ausprägung des Fahrzeugs auf dem Straßenabschnitt entlang der x-Achse zu einem Zeitpunkt t dar. Zum anderen ist entlang der y-Achse erkennbar, in welchem Zeitraum sich das Fahrzeug an einer bestimmten Position p befand. Diese Darstellungsform lässt das Fahrzeug bei höheren Geschwindigkeiten im Diagramm scheinbar kürzer sein als beispielsweise im Stillstand. Jedoch demonstrieren die in Abbildung 6.4 eingetragenen identischen Längen l , dass sich die Darstellung der Fahrzeuglänge nicht ändert. Des Weiteren zeigen die exemplarisch eingetragenen Nettowerte g und τ , wie mit dieser Darstellungsform die räumlichen und zeitlichen Abstände zweier Fahrzeuge ermittelt werden können.

6.3.2 Positiver Einfluss von Spurwechseln

Abbildung 6.5 zeigt, wie Spurwechsel zur Verkürzung einer Warteschlange führen können:

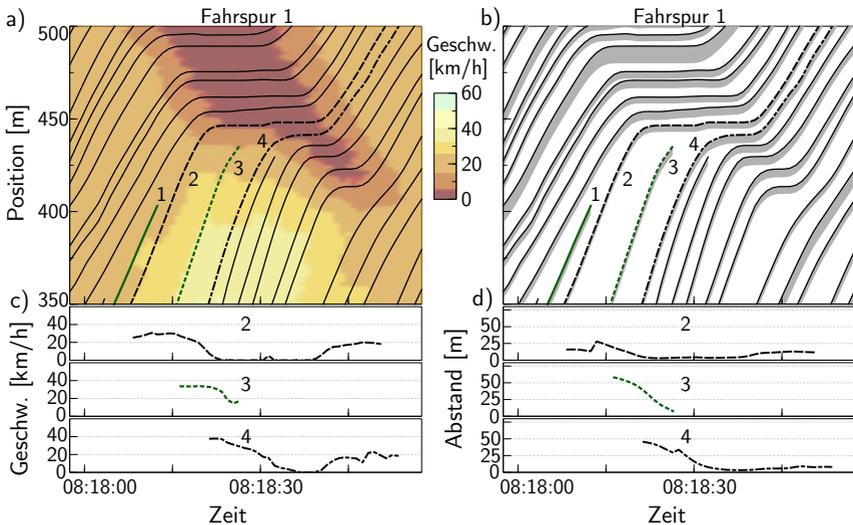


Abbildung 6.5: Reduzierung der Haltezeit innerhalb einer Warteschlange durch zwei spurwechselnde Fahrzeuge (in Grün dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuglängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand.

In dieser und auch in den folgenden Darstellungen werden in den Geschwindigkeits- und Abstandsdiagrammen Trajektorien mit einem zu geringem Zeitanteil – in diesem Fall Fahrzeug 1 – ausgelassen.

Durch die Spurwechsel der Fahrzeuge 1 und 3 steigt bei den nachfolgenden Fahrzeugen der Abstand zum jeweils vorausfahrenden Fahrzeug sprunghaft an. Die Steigung der Trajektorie von Fahrzeug 2 veranschaulicht, dass sich dieses deutlich schneller der Warteschlange nähert als die Fahrzeuge, die sich vor Fahrzeug 2 befinden. Aus diesem Grund hat der Spurwechsel von Fahrzeug 1 keine signifikante Auswirkung auf die Haltezeit von 17 s in der Warteschlange von Fahrzeug 2. Eine andere Wirkung hat der Spurwechsel von Fahrzeug 3. Die Haltezeit von Fahrzeug 4 verkürzt sich auf 5 s. Dabei hatte der wesentlich größere Abstand zwischen den Fahrzeugen 3 und 4 einen wichtigen Einfluss.

Mit einer entsprechend hohen Anzahl von Spurwechseln ist es auch möglich, Warteschlangen komplett aufzulösen, wie in Abbildung 6.6 dargestellt ist:

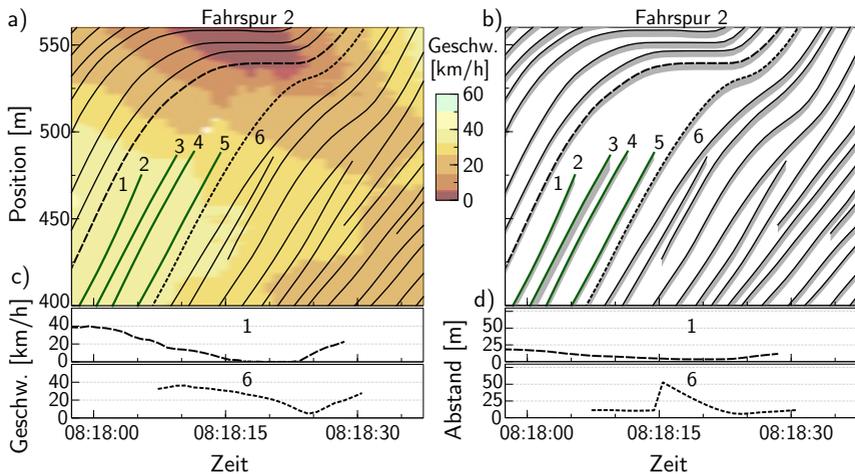


Abbildung 6.6: Auflösung einer Warteschlange durch vier spurwechselnde Fahrzeuge (in Grün dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuglängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand.

Durch die Spurwechsel der Fahrzeuge 2 bis 5 auf Fahrspur 3 entsteht für Fahrzeug 6 ein ausreichend großer Abstand, um mit entsprechender Verzögerung sich so auf das Warteschlangeneende zuzubewegen, dass es nicht mehr zum Stillstand kommen muss.

Eine Verkürzung der Warteschlange mit anschließender Auflösung aufgrund einer frühzeitigen Geschwindigkeitsanpassung zeigt Abbildung 6.7:

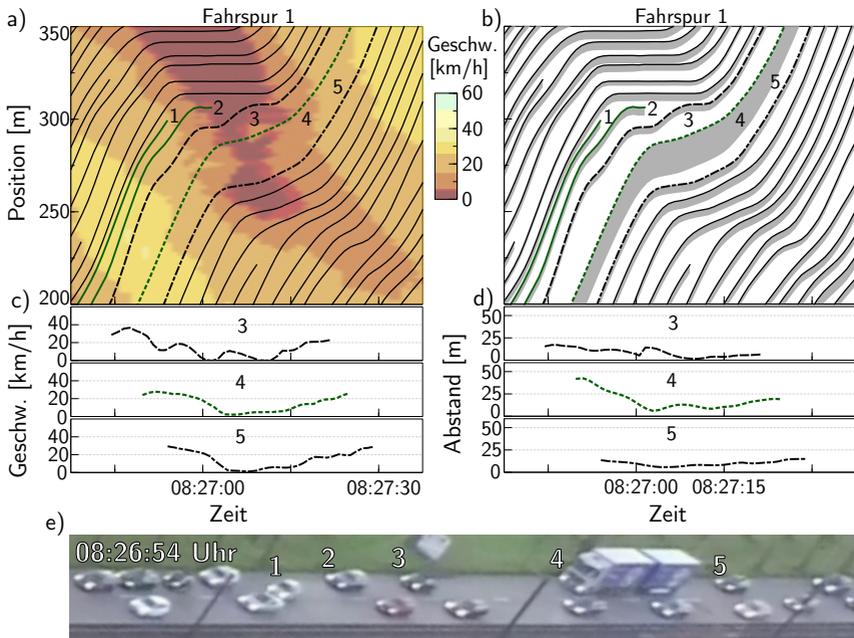


Abbildung 6.7: Auflösung einer Warteschlange durch zwei spurwechselnde Fahrzeuge und frühzeitige Geschwindigkeitsanpassung eines Lastzugs (jeweils in Grün dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuglängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand. e) zeigt einen Videoausschnitt der Situation.

Fahrzeug 1 wechselt während der Annäherung an die Warteschlange auf die andere Fahrspur. Fahrzeug 2 kommt in der Warteschlange zum Stehen, wechselt allerdings dort nach wenigen Sekunden ebenfalls die Fahrspur. Infolge dieses Wechsels schließt das bereits zum Halt gekommene Fahrzeug 3 in der Warteschlange auf. Die Haltezeit in der Warteschlange

hat sich somit von 15s auf ca. 6s Gesamthaltezeit reduziert. Fahrzeug 4 – ein Lastzug – hält einen vergleichsweise großen Abstand und verringert die Geschwindigkeit kontinuierlich, während es sich der Warteschlange nähert. Aufgrund dieses Verhaltens kommt dieser Lastzug beim Erreichen der Warteschlange nicht mehr zum Stillstand und kann mit einer sehr geringen Geschwindigkeit weiter fahren. Im Vergleich dazu hält Fahrzeug 5 einen sehr geringen Abstand mit der Folge, dass es die Geschwindigkeit wieder stärker reduzieren muss und fast wieder zum Stillstand kommt.

6.3.3 Positiver Einfluss frühzeitiger Geschwindigkeitsanpassung

Frühzeitige Geschwindigkeitsanpassungen einzelner Fahrzeuge können nicht nur, wie bisher dargestellt, unterstützend wirken, sondern auch maßgeblich zu einer Verkürzung oder Auflösung von Warteschlangen führen. Ein Beispiel dafür wird in Abbildung 6.8 dargestellt:

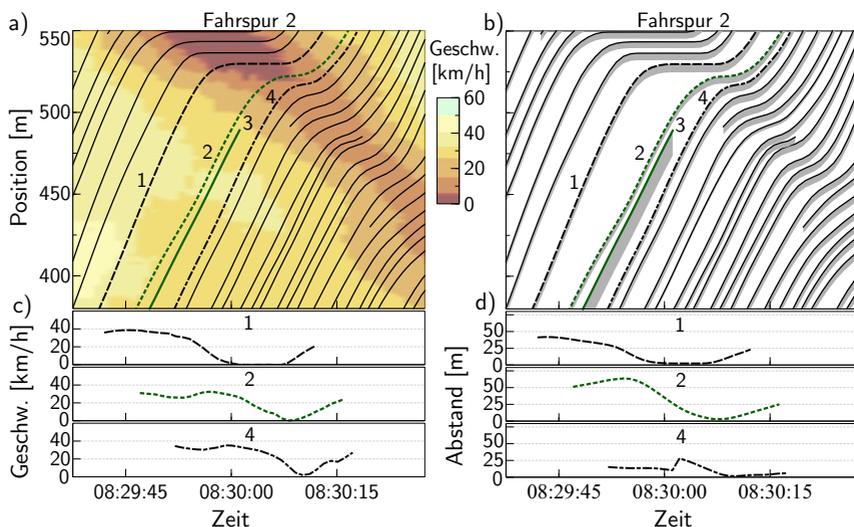


Abbildung 6.8: Auflösung einer Warteschlange durch frühzeitige Geschwindigkeitsanpassung und ein spurwechselndes Fahrzeug (jeweils in Grün). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuglängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand.

Fahrzeug 2 nähert sich mit einem großen Abstand sowie einer frühzeitigen Verzögerung der Warteschlange und kann somit ein Anhalten vermeiden. Das Verlassen der Fahrspur von Fahrzeug 3 führt zu einer weiteren Reduzierung des Geschwindigkeitseinbruchs bei Fahrzeug 4.

Abbildung 6.9 stellt ein weiteres Beispiel dar:

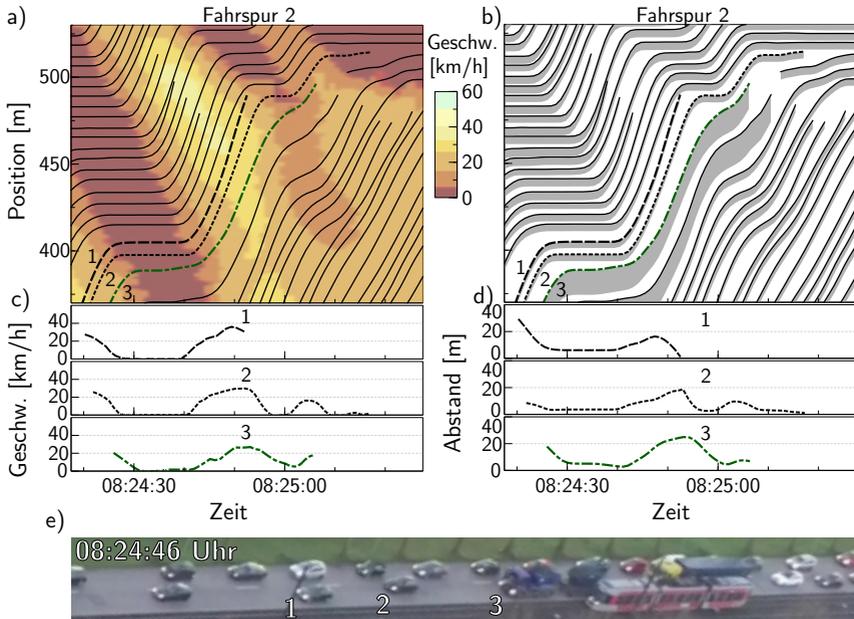


Abbildung 6.9: Auflösung einer Warteschlange durch frühzeitige Geschwindigkeitsanpassung eines Lkws (in Grün dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuflängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand. e) zeigt einen Videoausschnitt der Situation.

Fahrzeug 1 plant, auf die abzweigende dritte Fahrspur zu wechseln. Obwohl es sich auf der aktuellen Fahrspur einer Warteschlange nähert, beschleunigt es aufgrund des geplanten Spurwechsels deutlich. Fahrzeug 2 folgt Fahrzeug 1 in einem kurzen Abstand und passt sich ca. 15s lang dessen Beschleunigungsverhalten an, obwohl es selbst keinen Spurwechsel plant. Aus diesem Grund reduziert sich die Haltezeit von Fahrzeug 2 in der im

Weg-Zeit-Diagramm dargestellten zweiten Warteschlange trotz des Spurwechsels von Fahrzeug 1 nur gering. Die Möglichkeit, dass Fahrzeug 1 für Fahrzeug 2 eine Sichtbehinderung darstellt, kann anhand des Videobilds in Abbildung 6.9 als unwahrscheinlich betrachtet werden: Fahrzeug 2 hat eine gute Sicht auf die Verkehrssituation vor Fahrzeug 1 und hätte sich der Warteschlange langsam nähern können. Ein gegenteiliges Abstandsverhalten zeigt Fahrzeug 3. Bei diesem handelt es sich um einen Lastzug, der wesentlich weniger beschleunigt und so einen großen Abstand beibehält. Aus diesem Grund kann sich die Warteschlange auflösen, bevor Fahrzeug 3 diese erreicht.

Das dritte Beispiel der Auflösung einer Warteschlange durch eine vorausschauende Fahrweise wird in Abbildung 6.10 dargestellt:

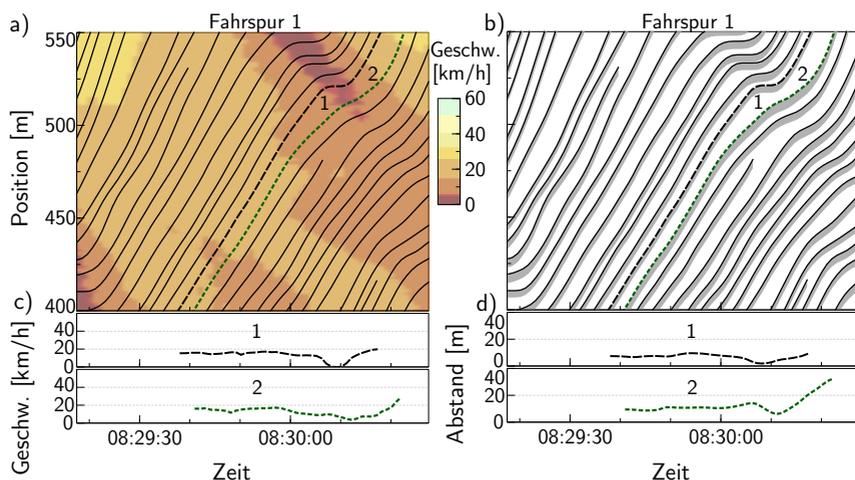


Abbildung 6.10: Auflösung einer Warteschlange durch eine frühzeitige Geschwindigkeitsanpassung eines Pkw (in Grün dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuglängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand.

Die Fahrzeuge 1 und 2 bewegen sich auf eine Warteschlange zu. Beide Fahrzeuge fahren einen großen Teil der abgebildeten Strecke mit der gleichen Geschwindigkeit. Fahrzeug 2 hält währenddessen einen gleichbleibenden

Abstand. Gegen 8:30:00 Uhr beginnen beide Fahrzeuge mit der Reduzierung ihrer Geschwindigkeit. Fahrzeug 2 verzögert allerdings etwas stärker und erhöht so zwischenzeitlich den Abstand zu Fahrzeug 1. Dadurch muss Fahrzeug 2 beim Erreichen der Warteschlange nicht anhalten und löst diese auf.

6.3.4 Störungen des Verkehrsflusses

Eine nicht vorausschauende Fahrweise kann ebenfalls einen erkennbaren Einfluss auf den Verkehrsfluss haben. Abbildung 6.11 zeigt einen durch mehrere späte Geschwindigkeitsanpassungen verursachten temporären Geschwindigkeitseinbruch:

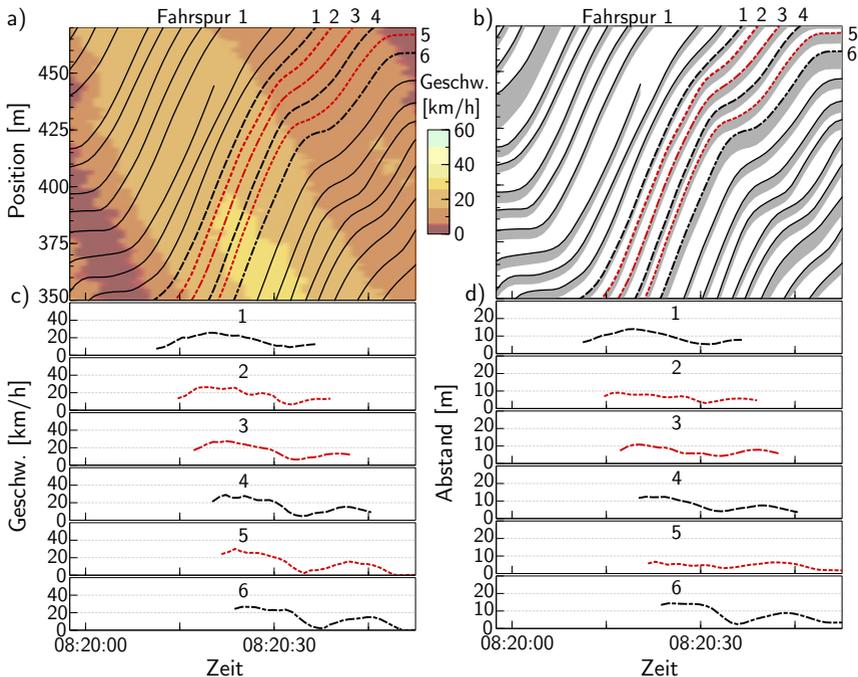


Abbildung 6.11: Vorübergehender Geschwindigkeitseinbruch durch späte Geschwindigkeitsanpassungen dreier Fahrzeuge (in Rot dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuglängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand.

Fahrzeug 2 folgt Fahrzeug 1 mit einem Abstand von weniger als 10 m bei einer Geschwindigkeit von ca. 25 km/h. Auf eine Geschwindigkeitsanpassung von Fahrzeug 1 reagiert Fahrzeug 2 verspätet, der Abstand verringert sich auf 5 m Meter. Dieser Geschwindigkeitseinbruch pflanzt sich über die folgenden Fahrzeuge fort. Da die Fahrzeuge 3 und 4 ebenfalls einen sehr geringen Abstand halten, verstärkt sich dieser Effekt fast bis zum Stillstand von Fahrzeug 6. Anschließend wird der Geschwindigkeitseinbruch aufgrund größerer Fahrzeugabstände wieder reduziert.

Die Verlängerung einer Warteschlange ist in Abbildung 6.12 dargestellt:

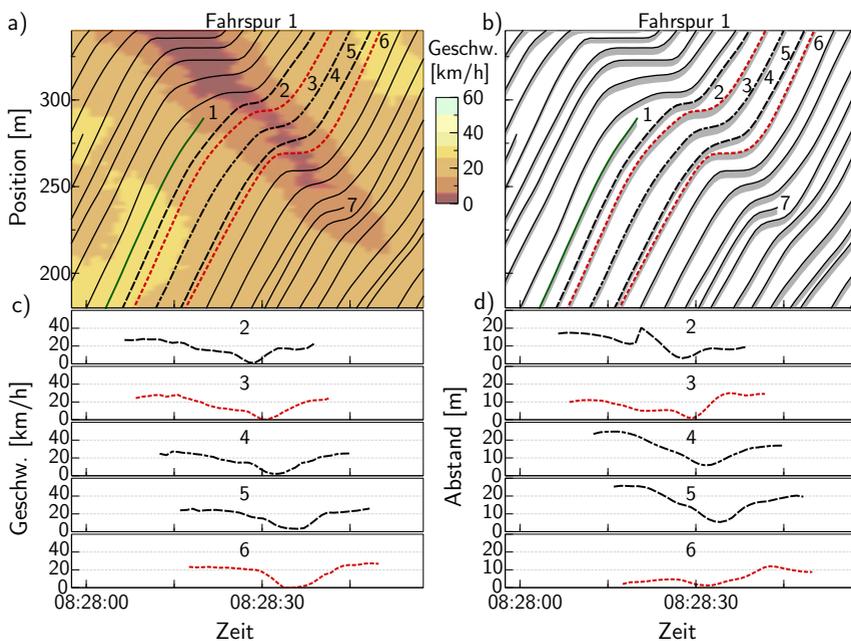


Abbildung 6.12: Vorübergehende Fortsetzung einer Warteschlange durch zwei späte Geschwindigkeitsanpassungen (in Rot dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuglängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand.

Aufgrund der Spurwechsel von Fahrzeug 1 kann das letzte stehende Fahrzeug bereits wieder anfahren, wenn Fahrzeug 2 die Warteschlange

erreicht. Fahrzeug 2 muss die Geschwindigkeit zwar deutlich verringern, kommt allerdings nicht mehr zum Halt. Fahrzeug 3 hält einen deutlich geringeren Abstand und verzögert infolgedessen stärker als Fahrzeug 2. Fahrzeug 3 kommt in der Warteschlange wieder zum Stillstand. Die nachfolgenden Fahrzeuge 4 und 5 halten einen großen Abstand und passen die Geschwindigkeit frühzeitig an. Beide Fahrzeuge kommen nicht zum Halt. Fahrzeug 6 muss wiederum aufgrund eines sehr geringen Abstands stärker bremsen und bleibt anschließend mehrere Sekunden lang stehen. Erst mit dem übernächsten Fahrzeug löst sich die Warteschlange erneut auf.

Neben dem Verkürzen oder dem Auflösen von Warteschlangen durch ein Verlassen der Fahrspur können auf die aktuelle Fahrspur einwechselnde Fahrzeuge deutliche Geschwindigkeitseinbrüche verursachen. Das ist anhand der Fahrzeuge 1 und 2 erkennbar, die in Abbildung 6.12 die Fahrspur 1 verlassen und auf die Fahrspur 2 wechseln. Abbildung 6.13 zeigt eine Übersicht der Verkehrssituation auf Fahrspur 2:

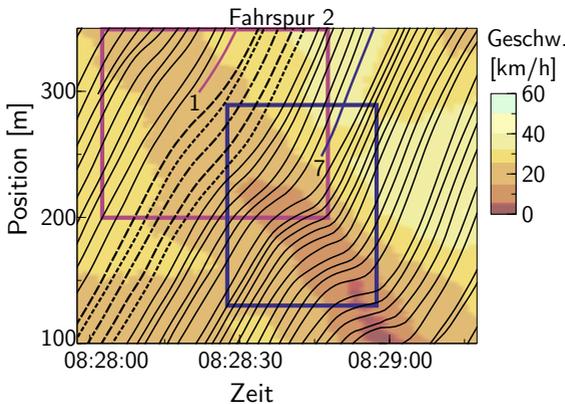


Abbildung 6.13: Verstärkung eines MSP durch die zwei spurwechselnden Fahrzeuge aus Abbildung 6.12. Weg-Zeit-Diagramm mit zwei hervorgehobenen Bereichen, die im Anschluss näher betrachtet werden.

Der in Abbildung 6.13 entstehende Geschwindigkeitseinbruch wurde in Kapitel 5.4.6 als sich spontan bildendes MSP₈ dargestellt. Der ursprüngliche

Geschwindigkeitseinbruch beginnt bereits vor dem Spurwechsel von Fahrzeug 1, wird allerdings durch die beiden eintreffenden Fahrzeuge 1 und 2 verstärkt. Im Folgenden werden die in Abbildung 6.13 markierten Bereiche im Detail betrachtet.

Abbildung 6.14 zeigt den ersten markierten Spurwechsel:

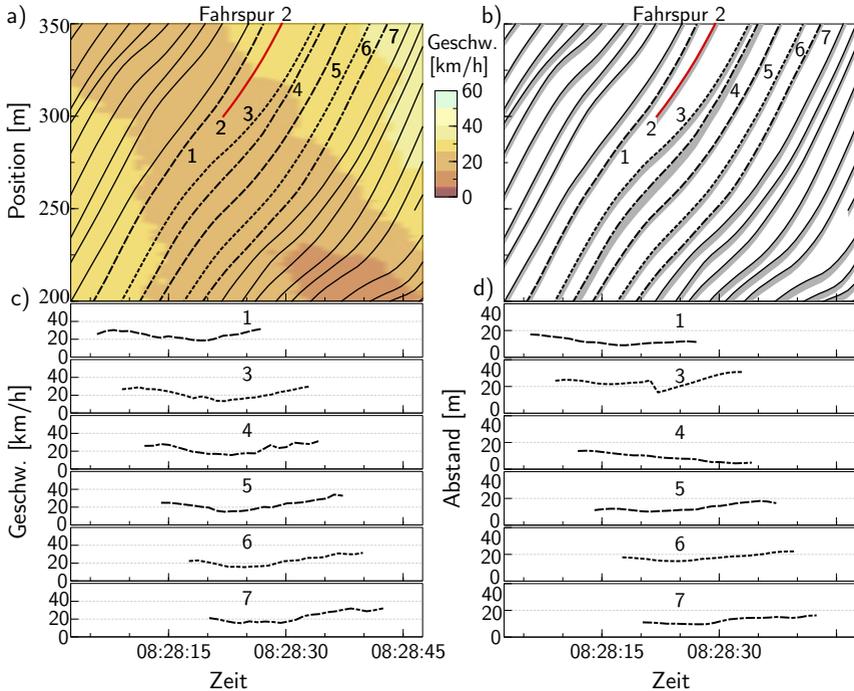


Abbildung 6.14: Verstärkung eines MSP durch zwei spurwechselnde Fahrzeuge: Detailansicht des ersten Spurwechsels (in Rot dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuglängen sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand.

Durch den Einschervorgang von Fahrzeug 2 verringert Fahrzeug 3 die Geschwindigkeit, um den Abstand anpassen zu können. Am anschließend wachsenden Abstand ist erkennbar, dass Fahrzeug 3 die Verzögerung zu stark durchgeführt hat. Dieser Geschwindigkeitseinbruch kann durch die nachfolgenden Fahrzeuge 3–6 nicht ausgeglichen werden.

Abbildung 6.15 stellt die Auswirkungen des zweiten markierten Spurwechsels dar:

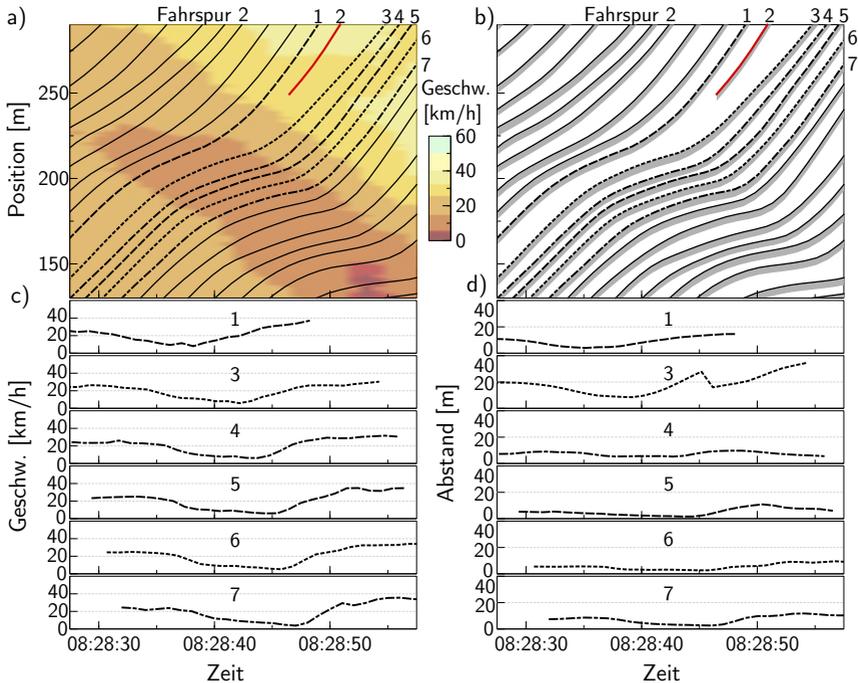


Abbildung 6.15: Verstärkung eines MSP durch zwei spurwechselnde Fahrzeuge: Detailansicht des zweiten Spurwechsels (in Rot dargestellt). Weg-Zeit-Diagramme mit Darstellung a) der mittleren Geschwindigkeit und b) der Fahrzeuginnenabstände sowie c) Fahrzeuggeschwindigkeiten und d) räumlicher Nettoabstand.

Fahrzeug 2 wechselt in die stromabwärtige Front des MSP. Aus diesem Grund hält Fahrzeug 3 länger eine niedrige Geschwindigkeit bei. Diese zeitliche Verlängerung des Geschwindigkeitseinbruchs pflanzt sich über die nachfolgenden Fahrzeuge fort. Wegen der geringen Fahrzeugabstände sinkt die Geschwindigkeit weiter. In Kapitel 5.4.6 ist in der Abbildung 5.19, erkennbar, dass sich dieser Geschwindigkeitseinbruch bis zum Stillstand fortsetzen wird.

6.4 Steuerung des Verkehrs durch intelligente Transportsysteme

Neben der verkehrstheoretischen Bedeutung der Verifizierung von Moving Synchronized Patterns könnten auch erste praktische Konsequenzen gezogen werden. Intelligente Transportsysteme (ITS), die in den Straßenverkehr steuernd eingreifen oder in Form von automatisierten Fahrzeugen selbst im Straßenverkehr teilnehmen, könnten im übersättigten Verkehr vor Lichtsignalanlagen einen positiven Einfluss haben. Die durchgeführte Messung und die Analysen in diesem Kapitel bilden eine gute Grundlage für Ideen zur Verkehrssteuerung.

6.4.1 Berücksichtigung von Moving Synchronized Patterns und Reduzierung von Moving Queues

Die Existenz von MSPs im übersättigten Verkehr hat Auswirkungen auf alle ITS, die innerstädtisch auch bei einem hohen Verkehrsaufkommen verlässlich funktionieren müssen. Im Folgenden werden hierfür vier Beispiele gegeben:

- **Steuerungssysteme von Lichtsignalanlagen** können in Verkehrsnetzen den Zufluss zu Abschnitten dahin gehend regeln, dass es nicht zu spontaner Bildung von MSPs und MQs weit stromaufwärts von der nächsten LSA kommt.
- **Dynamische Verkehrsleitsysteme** können Fahrzeugen zur Minimierung des Kraftstoffverbrauchs und Schadstoffausstoßes individuelle Routen zuweisen. Fahrzeuge mit Verbrennungsmotoren können Routen im synchronisierten Verkehr und Fahrzeuge mit Elektroantrieb können Routen mit längeren Warteschlangen zugeteilt bekommen. Elektrofahrzeuge können mittels rekuperativem Bremsen einen Teil der Bewegungsenergie zurückgewinnen, wobei das Anfahren aus

dem Stillstand effizienter ist als bei Fahrzeugen mit Verbrennungsmotoren. Dieses Verfahren wurde bereits in [6] dargestellt.

- **Automatisiertes Fahren und Fahrerassistenzsysteme** können komfortabler und sicherer gestaltet werden, wenn beispielsweise unnötige Beschleunigungen im synchronisierten Verkehr vor Lichtsignalanlagen vermieden oder vorausschauende Spurwechsel vor dem Wechsel in MQs durchgeführt werden. Durch frühzeitige Geschwindigkeitsanpassungen können automatisierte Fahrzeuge die Haltezeiten in MQs reduzieren, sofern sie dadurch nicht zu einem Verkehrshindernis werden. In Kapitel 6.4.2 wird aus diesem Grund ein zentrales System vorgestellt, das Fahrempfehlungen an automatisierte Fahrzeuge gibt.
- **Entscheidungen in der Verkehrsentwicklung und in ITS**, die auf Simulationsergebnissen beruhen, können realitätsnäher getroffen werden, wenn die Erkenntnisse über Verkehrsmuster berücksichtigt werden. Beispielsweise könnten geeignete Straßenabschnittslängen ermittelt werden, in denen sich MQs häufiger in MSPs auflösen.

6.4.2 Mikroskopische Stauauflösung durch zentrale Fahrempfehlungen

Verkehrssteuerungssysteme, die in einem überwachten Bereich alle Fahrzeuge mikroskopisch erfassen und verfolgen können, bieten zusammen mit aktuellen Kommunikationssystemen neue Möglichkeiten der Verkehrsoptimierung. Das vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) geförderte Projekt MEC-View [119] dient als eine mögliche Grundlage für eine lokale Verkehrssteuerung, die automatisierten Fahrzeugen individuelle Fahrempfehlungen geben kann. Mittels Mobile Edge Computing (MEC) soll über Mobilfunk eine latenzarme, infrastrukturbasierte Objekterkennung für hoch- und vollautomatisiertes Fahren durchgeführt werden. Abbildung 6.16 zeigt die Funktionsweise des Projekts MEC-View:

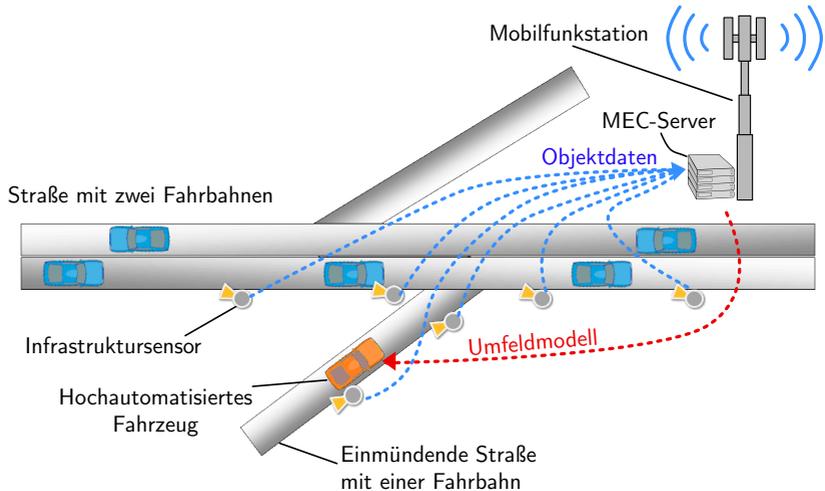


Abbildung 6.16: Aufbau des Projekts MEC-View.

Video- und lidarbasierte Infrastruktursensoren erfassen von allen in ihrem Sichtbereich befindlichen Fahrzeugen die Position und Geschwindigkeit. Diese Daten werden an einen an der Mobilfunkstation angeschlossenen Server gesendet. Dieser erstellt aus den Daten ein Umfeldmodell und sendet dieses an alle angemeldeten automatisch fahrenden Fahrzeuge. Das Forschungsziel von MEC-View ist die Sicherheit von automatisierten Fahrzeugen an kritischen Verkehrspunkten mit weitreichenden Umfeldinformationen zu erhöhen.

Mit der Kenntnis von MSPs können Systeme, die für Straßenabschnitte den gesamten Verkehr erfassen, auch zur mikroskopischen Stauauflösung bzw. Reduktion des gestauten Verkehrs verwendet werden. Das Verfahren besteht aus folgenden Schritten [120]:

1. Ein zentraler Server erfasst und berechnet zyklisch für alle sich auf der Strecke befindenden Fahrzeuge Parameter wie Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung und Abstände.
2. Mittels einer Verkehrssimulation wird aus der Historie der erfassten Daten ein Istzustand generiert. Dafür werden Fahrzeug- und fahrstilabhängige Simulationsparameter wie z. B. das Abstands-,

Geschwindigkeits-, Beschleunigungs- und Spurwechselverhalten mittels mathematischer Optimierungslösungen ermittelt. Das Ziel der Optimierung ist, die Abweichung der simulierten historischen Trajektorien von den gemessenen Trajektorien zu minimieren.

3. Anhand der gewonnenen Parameter wird die Simulation ausgehend vom Istzustand fortgesetzt. In mehreren Simulationsdurchläufen werden für eines oder mehrere Fahrzeuge individuelle Parameter geändert. Simulationsergebnisse, die kürzere Warteschlangen zum Ergebnis haben, weisen auf bessere Fahrparameter hin.
4. Falls mehrere Lösungen mit ähnlichen Verbesserungen der Verkehrssituation gefunden wurden, werden die Fahrstiländerungen ausgewählt, die vom bisherigen Fahrstil der Fahrzeuge am geringsten abweichen. Diese werden dann den entsprechenden Fahrzeugen mitgeteilt.

Abbildung 6.17 zeigt schematisch den Ablauf des Verfahrens:

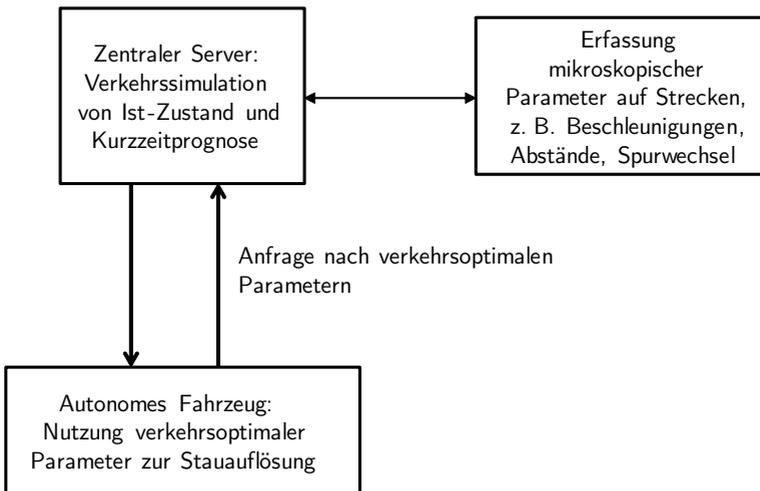


Abbildung 6.17: Verfahren zur mikroskopischen Stauauflösung mittels Fahrweisungen von einem zentralen Server [120].

Aus den Analysen dieses Kapitels lassen sich Fahrempfehlungen ableiten, die zur Auflösung von MQs führen können. Im Folgenden werden verschiedene Fahrempfehlungen dargestellt, welche die Fahrzeuge von der Zentrale erhalten können:

- Abbildung 6.18 zeigt einen per Assistenzsystem ausgelösten Spurwechsel:

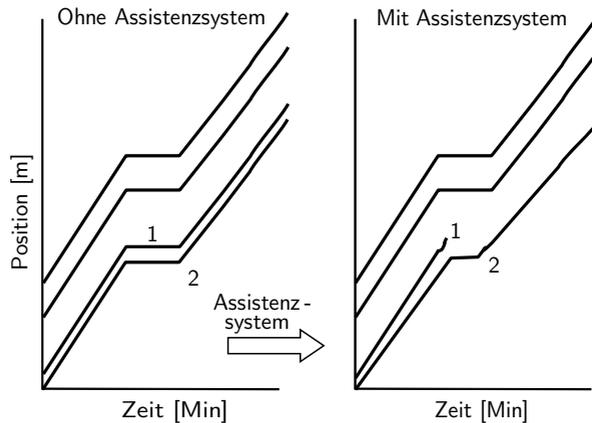


Abbildung 6.18: Verkürzung der Haltezeit von Fahrzeug 2 in einer Warteschlange durch einen angewiesenen Spurwechsel [120].

Fahrzeug 1 vollzieht einen Spurwechsel und schafft damit eine Lücke auf der ursprünglichen Fahrspur. Dadurch trifft Fahrzeug 2 verspätet auf die Warteschlange und der Stillstandbereich wird verkürzt. Im Falle mehrerer durchgeführter Spurwechsel kann sich die Warteschlange sogar auflösen.

- Fahrzeuge, die in Warteschlangen entweder zu große Abstände lassen oder aufgrund zu kurzer Abstände zu spät anfahren, verursachen eine zu große räumliche Ausdehnung der Warteschlangen. Die Abstandsempfehlungen können in Abhängigkeit der Größe des eintreffenden Verkehrsflusses variieren. Abbildung 6.19 zeigt eine Homogenisierung

der Fahrzeugabstände durch die Empfehlungen einer Zentrale:

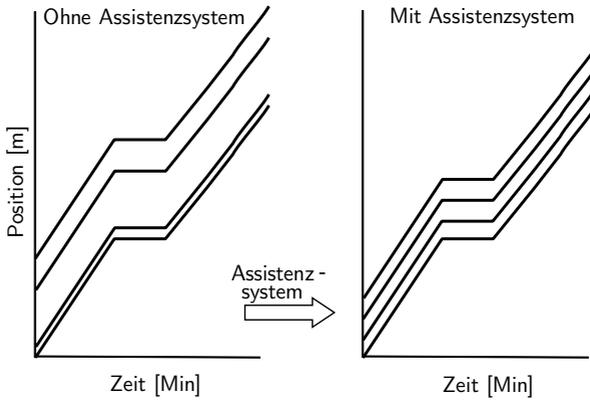


Abbildung 6.19: Homogenisierung der Fahrzeugabstände in einer Warteschlange [120].

- Eine weitere Möglichkeit, die Fortpflanzung einer Warteschlange einzugrenzen, ist die Festlegung einer fahrzeugindividuellen Höchstgeschwindigkeit, wie in Abbildung 6.20 dargestellt:

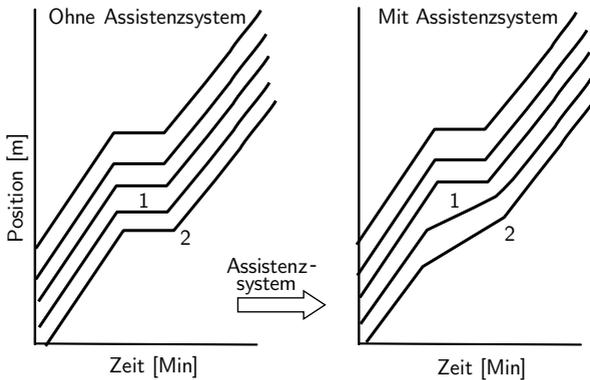


Abbildung 6.20: Auflösung einer Warteschlange mittels fahrzeugindividueller Höchstgeschwindigkeit [120].

Die Zentrale beschränkt temporär die Höchstgeschwindigkeit von Fahrzeug 1 und löst somit eine frühe Geschwindigkeitsanpassung aus. Dieses fährt daraufhin langsamer auf das Ende eine Warteschlange zu. Dies führt zu einer Reduzierung der Haltezeit in einer Warteschlange. Im bestmöglichen Fall erreicht Fahrzeug 1 die Warteschlange, wenn das letzte wartende Fahrzeug bereits wieder anfahren konnte. Die Warteschlange kann in diesem Fall aufgelöst werden.

Durch die Voraussimulation, ausgehend vom momentanen Istzustand, wird verhindert, dass mögliche vorgegebene Parameter negative Auswirkungen auf den Verkehr haben. Beispielsweise kann so kein Fahrspurwechsel den Verkehr auf der anderen Fahrspur behindern.

Anstelle eines zentralen Systems wäre auch eine kooperative Lösung mittels Car2Car-Kommunikation möglich. Das europäische Car2Car Communication Consortium plant für die zukünftige Entwicklung, den Austausch der Daten von Umgebungssensoren und die Koordination von Fahrmanövern mit dem Ziel, einen optimalen Verkehrsfluss durch hochautomatisiertes Fahren zu erreichen [121]. Diese Lösung könnte aufgrund der Unabhängigkeit von externen Sensoren an deutlich mehr Kreuzungen zum Einsatz kommen als ein infrastrukturbasiertes System. Allerdings wird für die Erfassung eines aussagekräftigen Istzustands eine ausreichend hohe Anzahl teilnehmender Fahrzeuge benötigt. Des Weiteren müssen Fahrstiländerungen zwischen den Fahrzeugen abgestimmt werden, da es keine zentralen Anweisungen gibt.

7 Zusammenfassung der Arbeit und Ausblick

In dieser Arbeit wurde eine zeitlich-räumlich vollständige Erhebung von übersättigtem Straßenverkehr zur Bestimmung der Vielfalt von Verkehrsmustern an Lichtsignalanlagen durchgeführt.

7.1 Ergebnisse dieser Arbeit

Mittels drei Radarsensoren wurde eine Messkampagne zur Erfassung des Straßenverkehrs realisiert. Eine Evaluation der Messdaten ergab, dass die Trajektorien im übersättigten Verkehr aus technischen Gründen große Lücken aufweisen und somit keine Analyse der Strukturen im Verkehr ermöglichen.

Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Luftbeobachtungen des realen Straßenverkehrs lieferten hingegen Messdaten, die eine räumlich-zeitliche Analyse der Strukturen des gestauten Verkehrs erlauben. Durch ein Supervised-Tracking-Verfahren wurden manuell ausgewählte Fahrzeuge automatisiert verfolgt und die Fahrzeugpositionen in den Videobildern in Weltkoordinaten transformiert. Damit konnte aus einer Luftaufnahme der Verkehr eines Straßenabschnitts mit zwei Fahrspuren rekonstruiert werden. Die Messung wurde anhand eines stationär installierten Fahrzeugdetektors verifiziert. Für mehrere Zeiträume wurde ein vollständiger Datensatz aller Fahrzeugtrajektorien im übersättigten Verkehr vor einer LSA erfasst. Eine

Literaturrecherche konnte keine bereits durchgeführten Messungen dieser Art aufzeigen.

Ausgewählte Trajektorien zeigen eine Übereinstimmung der Messdaten mit empirischen Warteschlangen und Strukturen des synchronisierten Verkehrs, die bereits mittels Floating-Car-Daten nachgewiesen werden konnten [6]. In einer makroskopischen Darstellung der Geschwindigkeit über Weg und Zeit konnten neben Moving Queues (MQs) auch grobe Strukturen von Moving Synchronized Flow Patterns (MSPs) rekonstruiert werden. Eine mikroskopische Analyse bestätigte die in Simulationen vorhergesagten Verkehrsmuster: Es gibt sowohl

- MQs, die über den gesamten Streckenverlauf propagieren als auch
- MQs, die sich in MSPs auflösen, die sich ebenfalls stromaufwärts fortpflanzen.

Damit konnte eine wichtige Aussage von Kerners innerstädtischer Drei-Phasen-Verkehrstheorie erstmals empirisch belegt werden. Zusätzlich konnten neue Eigenschaften von sich bewegenden Verkehrsmustern im übersättigten Verkehr gezeigt werden:

- Der Geschwindigkeitsanstieg zwischen zwei MSPs kann sich so weit reduzieren, bis sich beide MSPs zu einem einzigen verbunden haben.
- In großer Entfernung stromaufwärts zur Lichtsignalanlage können sich spontan MSPs bilden. Es ist sogar möglich, dass sich die Geschwindigkeitseinbrüche dabei deutlich verstärken und zur Bildung von MQs führen.

Anschließend wurde das Verhalten der Fahrzeuge anhand der durchgeführten Messung untersucht. Eine Analyse des Spurwechselverhaltens zeigte ein vorausschauendes Einordnen der meisten Fahrer, die im beobachteten Szenario an der Kreuzung auf die Fahrspuren 3 und 4 wechseln wollten. Die Verteilung der Fahrzeugabstände zeigte, dass die Fahrzeuge auf der Fahrspur 2 dichter auffuhren und auch in den Warteschlangen kürzere Abstände einhielten. Des Weiteren konnte anhand von Beispielen gezeigt werden,

dass sich frühe Geschwindigkeitsanpassungen positiv auf die Auflösung von Moving Queues auswirken und späte Geschwindigkeitsanpassungen negativ. Spurwechsel können situationsabhängig sowohl auf der ursprünglichen Spur eine Verbesserung des Verkehrsflusses bewirken als auch auf der Zielspur starke Geschwindigkeitseinbrüche verursachen.

Die praktische Relevanz der Ergebnisse konnte an Beispielen für intelligente Transportsysteme gezeigt werden. Ein neues Konzept zur mikroskopischen Stauauflösung durch zentrale Fahrempfehlungen bietet eine neue Möglichkeit, den Energieverbrauch und somit auch den Schadstoffausstoß im übersättigten Verkehr vor LSA zu reduzieren.

7.2 Ausblick

Die vorgelegte Arbeit beschreibt ein Vorgehen zur Erhebung mikroskopischer Verkehrsdaten, welches die Grundlage für zukünftige Datenanalysen in anderen interessanten urbanen Regionen oder auch von Schnellstraßen legt. Anhand dieser Analyse können anschließend bessere Problemlösungen wie z. B. Änderungen der Laufzeiten der LSA oder Fahrspuraufteilungen entwickelt werden. Für die Automobilindustrie bietet die mikroskopische Erfassung einen Weg, das Abstands-, Beschleunigungs- und Überholverhalten von Einzelfahrzeugen innerorts zu untersuchen. Dadurch könnten bessere Assistenz- und Komfortsysteme entwickelt werden. Auch für die Entwicklung automatisch fahrender Fahrzeuge ist es wesentlich, das menschliche Fahrverhalten genau zu verstehen. Damit können sich automatische Fahrzeuge möglichst gut in den Straßenverkehr integrieren bis hin zu der Möglichkeit, menschliche Schwächen auszugleichen und das Verkehrssystem zu verbessern. Hier liefert die Arbeit erste Analysen für einen konkreten innerstädtischen Straßenabschnitt. Weitere Untersuchungen wie z. B. für Autobahnknoten und zusätzliche städtische Kreuzungen und Kreisverkehre, können das Verständnis des Straßenverkehrs weiter verbessern.

Die in der Software *VehicleTracker* verwendete Supervised-Tracking-Methode hat sich als robuste Lösung zur vollständigen Erfassung aller sich

in der ausgewählten Luftaufnahme befindenden Fahrzeuge erwiesen. Allerdings ist das manuelle Markieren der Fahrzeuge sehr zeitaufwändig. Für weitere Messungen ist es notwendig, eine vollständig automatische Fahrzeugerkennung umzusetzen. Neue Deep-Learning-Methoden zeigen vielversprechende Möglichkeiten aus manuell markierten Fahrzeugen einen wiederverwendbaren Detektor zu trainieren [122].

Eine automatisierte Messmethode für Luftbeobachtungen würde die Auswertung von räumlich und zeitlich größeren Messkampagnen ermöglichen. Mit weiterem Datenmaterial von übersättigtem Verkehr könnten die Ursachen der spontanen Bildung von Moving Synchronized Flow Patterns untersucht werden. Ein wichtiges Untersuchungsziel ist es, den Vorgang eines innerstädtischen Verkehrszusammenbruchs im Hinblick auf Zeitverzögerung und Metastabilität zu untersuchen.

Das Projekt MEC-View bietet mit einer zentralen Fahrzeugerkennung die Voraussetzung für mikroskopische Stauauflösungen durch zentrale Fahrempfehlungen. Dies könnte in einem anschließenden Forschungsprojekt untersucht werden. Ein Verfahren zur Bestimmung von fahrzeugindividuellen Simulationsparametern kann bereits jetzt anhand der vorliegenden Trajektorien entwickelt werden. Mit diesem Verfahren könnte anschließend die Eignung verschiedener Simulationsmodelle für die Erzeugung von übersättigtem Verkehr untersucht werden.

7.3 Veröffentlichungen

Im Rahmen dieser Arbeit sind folgende Veröffentlichungen entstanden:

- [17] Auer, M.; Kaufmann, S.; Koller, M.; Rehborn, H.: *Verfahren zur Auswertung von Fahrzeugdaten*, Deutsches Patent- und Markenamt: DE102015008968 A1, 2017.
- [78] Koller, M.; Hemmerle, P.; Rehborn, H.; Kerner, B.; Kaufmann, S.: Traffic Phase Dependent Fuel Consumption, in: *Traffic and Gra-*

- nular Flow '15*, Cham: Springer International Publishing, 2016, S. 571–578.
- [79] Kaufmann, S.; Koller, M.; Rehborn, H.; Starmann, F.: *Verfahren zum Betrieb einer Navigationseinrichtung und Navigationsvorrichtung*, Deutsches Patent- und Markenamt: DE102015008259 A1, 2015.
- [113] Kaufmann, S.; Koller, M.; Rehborn, H.; Dorn, S.: Spatio-temporal reconstruction of congested city traffic using empirical radar data, in: *Proceedings of the 11th ITS European Congress*, 2016, S. 2608–2612.
- [114] Kaufmann, S.; Kerner, B. S.; Rehborn, H.; Koller, M.; Klenov, S. L.: Aerial Observation of Inner City Traffic and Analysis of Microscopic Data at Traffic Signals, in: *Transportation Research Board 2017 Annual Meeting*, 2017, ISBN: 0049703190496.
- [117] Kaufmann, S.; Koller, M.; Rehborn, H.: *Verfahren zur mikroskopischen Verkehrsbeobachtung zum Lernen eines Fahrbetriebes für ein Fahrerassistenzsystem und/oder ein autonomes Fahren eines Fahrzeuges*, Deutsches Patent- und Markenamt: DE102016007568 A1, 2017.
- [118] Kaufmann, S.; Kerner, B. S.; Rehborn, H.; Koller, M.; Klenov, S. L.: Aerial observations of moving synchronized flow patterns in oversaturated city traffic, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 86 (2018), S. 393–406, ISSN: 0968090X.
- [120] Kaufmann, S.; Micha, K.; Rehborn, H.: *Verfahren zur mikroskopischen Stauauflösung durch ein Fahrerassistenzsystem*, Deutsches Patent- und Markenamt: beantragt, 2017.

Literaturverzeichnis

- [1] Greenshields, B. D.; Thompson, J. T.; Dickinson, H. C.; Swinton, R. S.: The Photographic Method of Studying Traffic Behaviour, in: *13th Annual Meeting of the Highway Research Board*, 1934, S. 382–399.
- [2] Treiter, J and research staff: *Investigation of Traffic Dynamics by Aerial Photogrammetry Techniques, Interim Report 1, EES 278-1*, Engineering Experiment Station, Ohio State University, Columbus, 1967.
- [3] Kerner, B. S.: *The Physics of Traffic*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004, ISBN: 978-3-540-40986-1.
- [4] Webster, F. V.: Traffic signal settings, in: *Road Research Technical Paper, No.39, Road Research Laboratory, London* (1958), S. 44.
- [5] Kerner, B. S.: *Breakdown in Traffic Networks*, Springer Berlin New York, 2017, ISBN: 978-3-662-54473-0.
- [6] Hemmerle, P.: Empirische physikalische Eigenschaften des übersättigten innerstädtischen Verkehrs und Energieeffizienz von Fahrzeugen, Diss, Universität Duisburg-Essen, 2016.
- [7] Kerner, B. S.: *Introduction to modern traffic flow theory and control: The long road to three-phase traffic theory*, 2009, S. 1–265, ISBN: 9783642026041.
- [8] Swarco Traffic Systems GmbH: *Produktbeschreibung der Verkehrsdetektoren TDC1*.

- [9] Tarko, A. P.; Kartik, A. B.; Romero, M.; Bandaru, K. V.; Jimenez, L. C.: *Guaranteed LiDAR -aided Multi-Object Tracking at Road Intersections*, Center for Road Safety, Lyles School of Civil Engineering, Purdue University, 2016.
- [10] Innocent: *Traffic monitoring Radar Systems*, 2017, URL: <https://www.innosent.de/en/radar-systems/isys-3104/> (besucht am 20.07.2017).
- [11] Smartmicro: *Traffic Radar Sensors*, 2017, URL: <http://www.smartmicro.de/traffic-radar/downloads/> (besucht am 20.07.2017).
- [12] Klein, L. A.: *ITS Sensors and Architectures for Traffic Management and Connected Vehicles*, CRC Press, 2017, ISBN: 9781138747371.
- [13] Robert Bosch GmbH: *Sicherheits- und Komfortsysteme*, Vieweg+Teubner Verlag, 2004, ISBN: 978-3-322-80324-5.
- [14] Kong, X.; Xu, Z.; Shen, G.; Wang, J.; Yang, Q.; Zhang, B.: Urban traffic congestion estimation and prediction based on floating car trajectory data, in: *Future Generation Computer Systems* 61 (2016), S. 97–107, ISSN: 0167-739X.
- [15] Wang, X.; Fan, T.; Li, W.; Yu, R.; Bullock, D.; Wu, B.; Tremont, P.: Speed variation during peak and off-peak hours on urban arterials in Shanghai, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 67 (2016), S. 84–94, ISSN: 0968-090X.
- [16] Ambühl, L.; Menendez, M.: Data fusion algorithm for macroscopic fundamental diagram estimation, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 71 (2016), S. 184–197, ISSN: 0968-090X.
- [17] Auer, M.; Kaufmann, S.; Koller, M.; Rehborn, H.: *Verfahren zur Auswertung von Fahrzeugdaten*, Deutsches Patent- und Markenamt: DE102015008968 A1, 2017.

- [18] Kerner, B.: Experimental Features of Self-Organization in Traffic Flow, in: *Physical Review Letters* 81 (1998), S. 3797–3800, ISSN: 0031-9007.
- [19] Kerner, B. S.: A Theory of Congested Traffic Flow, in: *Proceedings of the Third International Symposium on Highway Capacity*, hrsg. von Rysgaard, R., Road Directorate, Ministry of Transport – Denmark, 1998.
- [20] Kerner, B. S.: The physics of traffic, in: *Physics World* 12.8 (1999), S. 25.
- [21] Kerner, B. S.: Theory of Congested Traffic Flow: Self-Organization without Bottlenecks, in: *Transportation and Traffic Theory*, hrsg. von A., C., Elsevier Science, London, 1999, S. 147–171.
- [22] Kerner, B.: Congested Traffic Flow: Observations and Theory, in: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1678 (1999), S. 160–167, ISSN: 0361-1981.
- [23] Kerner, B. S.: Theory of Breakdown Phenomenon at Highway Bottlenecks, in: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1710 (2000), S. 136–144, ISSN: 0361-1981.
- [24] Kerner, B. S.: Phase Transitions in Traffic Flow, in: *Traffic and Granular Flow '99*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2000, S. 253–283.
- [25] Kerner, B. S.: Experimental features of the emergence of moving jams in free traffic flow, in: *Journal of Physics A: Mathematical and General* 33.26 (2000), S. L221–L228, ISSN: 0305-4470.
- [26] Kerner, B. S.: Complexity of Synchronized Flow and Related Problems for Basic Assumptions of Traffic Flow Theories, in: *Networks and Spatial Economics* 1.1/2 (2001), S. 35–76, ISSN: 1566113X.
- [27] Kerner, B.: Synchronized flow as a new traffic phase and related problems for traffic flow modelling, in: *Mathematical and Computer Modelling* 35.5-6 (2002), S. 481–508, ISSN: 0895-7177.

- [28] Kerner, B. S.: Empirical macroscopic features of spatial-temporal traffic patterns at highway bottlenecks, in: *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics* 65.4 (2002), ISSN: 15393755.
- [29] Kerner, B. S.: Theory of congested highway traffic: Empirical features and methods of tracing and prediction, in: *Traffic and Transportation Theory in the 21st Century: Proceedings of the 15th International Symposium on Traffic and Transportation Theory*, hrsg. von Taylor, M. A. P., Elsevier Science, Amsterdam, 2002, S. 417–439.
- [30] Kerner, B. S.: Three-Phase Traffic Theory, in: *Traffic and Granular Flow '01*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003, S. 13–50.
- [31] Kerner, B. S.: Three-phase traffic theory and highway capacity, in: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 333 (2004), S. 379–440, ISSN: 0378-4371.
- [32] Treiber, M.; Kesting, A.: *Traffic Flow Dynamics*, Bd. 2013, 2013, S. 1–505, ISBN: 978-3-642-32459-8.
- [33] Newell, G. F.: Queues for a Fixed-Cycle Traffic Light, in: *Ann. Math. Statist.* 31.3 (1960), S. 589–597.
- [34] Gazis, D. C.: Optimum Control of a System of Oversaturated Intersections, in: *Operations Research* 12.6 (1964), S. 815–831.
- [35] Morgan, J. T.; Little, J. D. C.: Synchronizing Traffic Signals for Maximal Bandwidth, in: *Operations Research* 12.6 (1964), S. 896–912, ISSN: 0030-364X.
- [36] Newell, G.: Approximation Methods for Queues with Application to the Fixed-Cycle Traffic Light, in: *SIAM Review* 7 (1965), S. 223–240.
- [37] Little, J. D. C.: The Synchronization of Traffic Signals by Mixed-Integer Linear Programming, in: *Operations Research* 14.4 (1966), S. 568–594, ISSN: 0030364X.

- [38] Grafton, R. B.; Newell, G. F.: *Optimal policies for the control of an undersaturated intersection*, American Elsevier Pub. Co., 1967.
- [39] Robertson, D.: TRANSYT: A Traffic Network Study Tool, in: *Road Research Laboratory* 253 (1969), ISSN: 0968-4093.
- [40] Stephanopoulos, G.; Michalopoulos, P. G.; Stephanopoulos, G.: Modelling and analysis of traffic queue dynamics at signalized intersections, in: *Transportation Research Part A: General* 13.5 (1979), S. 295–307, ISSN: 01912607.
- [41] Robertson, D. I.; Transport; Division, R. R.L.U. N.: *Traffic Models and Optimum Strategies of Control: A Review : Paper for the International Symposium on Traffic Control Systems, University of California, Berkeley, August 1979*, Transport und Road Research Laboratory, 1979.
- [42] Michalopoulos, P. G.; Stephanopoulos, G.; Pisharody, V. B.: Modeling of Traffic Flow at Signalized Links, in: *Transportation Science* 14.1 (1980), S. 9–41, ISSN: 1526-5447.
- [43] Hunt, P. B.; Robertson, D. I.; Bretherton, R. D.; Winton, R. I.: *SCOOT-A Traffic Responsive Method of Coordinating Signals*, TRRL, 1981.
- [44] Michalopoulos, P. G.; Stephanopoulos, G.; Stephanopoulos, G.: An application of shock wave theory to traffic signal control, in: *Transportation Research Part B: Methodological* 15.1 (1981), S. 35–51, ISSN: 01912615.
- [45] Gartner, N. H.: OPAC: A Demand Responsive Strategy for Traffic Signal Control, in: *Transportation Research Record* 906 (1983), S. 75–81, ISSN: 0361-1981.
- [46] McShane, W. R.; Roess, R. P.: *Traffic Engineering*, Prentice Hall polytechnic series in traffic engineering, Prentice-Hall, 1990, ISBN: 9780139261480.

- [47] Gartner, N. H.; Assman, S. F.; Lasaga, F.; Hou, D. L.: A multi-band approach to arterial traffic signal optimization, in: *Transportation Research Part B: Methodological* 25.1 (1991), S. 55–74.
- [48] Dion, F.; Rakha, H.; Kang, Y. S.: Comparison of delay estimates at under-saturated and over-saturated pre-timed signalized intersections, in: *Transportation Research Part B: Methodological* 38.2 (2004), S. 99–122, ISSN: 01912615.
- [49] Gartner, N. H.; Stamatiadis, C.: “Traffic Networks, Optimization and Control of Urban”, in: *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*, hrsg. von Meyers, A. R., New York, NY: Springer New York, 2009, S. 9470–9500, ISBN: 978-0-387-30440-3.
- [50] Transportation Research Board: 75 Years of the Fundamental Diagram for Traffic Flow Theory. Greenshields Symposium, in: *Transportation Research Circular* E-C149.June (2011), S. 45–62.
- [51] Geroliminis, N.; Skabardonis, A.: Identification and analysis of queue spillovers in city street networks, in: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 12.4 (2011), S. 1107–1115, ISSN: 15249050.
- [52] Kerner, B. S.: Theory of self-organized traffic at light signal, in: (2012), arXiv: 1211.2535.
- [53] Kerner, B. S.: The physics of green-wave breakdown in a city, in: *EPL Europhysics Letters* 102.2 (2013), S. 28010.
- [54] Kerner, B. S.; Klenov, S. L.; Schreckenberg, M.: Traffic breakdown at a signal: classical theory versus the three-phase theory of city traffic, in: *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment* 2014.3 (2014), P03001, ISSN: 1742-5468.
- [55] Kerner, B. S.: Three-phase theory of city traffic: Moving synchronized flow patterns in under-saturated city traffic at signals, in: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 397 (2014), S. 76–110, ISSN: 03784371.

- [56] Kerner, B. S.; Klenov, S. L.; Hermanns, G.; Hemmerle, P.; Rehborn, H.; Schreckenberg, M.: Synchronized flow in oversaturated city traffic, in: *Phys. Rev. E* 88.5 (2013), S. 54801.
- [57] Hermanns, G.; Hemmerle, P.; Rehborn, H.; Koller, M.; Kerner, B. S.; Schreckenberg, M.: Microscopic Simulation of Synchronized Flow in Oversaturated City Traffic, in: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2490 (2015), S. 47–55, ISSN: 0361-1981.
- [58] Kerner, B. S.: Complexity of spatiotemporal traffic phenomena in flow of identical drivers: Explanation based on fundamental hypothesis of three-phase theory, in: *Physical Review E* 85.3 (2012), S. 036110, ISSN: 1539-3755.
- [59] Grabner, H.; Grabner, M.; Bischof, H.: Real-Time Tracking via Online Boosting, in: *Proceedings of the British Machine Vision Conference* 1 (2006), S. 1–10, ISSN: 0162-8828.
- [60] Babenko, B.; Yang, M.-H.; Belongie, S.: Visual Tracking with Online Multiple Instance Learning. In: *Cvpr* (2009), S. 983–990, ISSN: 1939-3539.
- [61] Kalal, Z.; Mikolajczyk, K.; Matas, J.: Forward-backward error: Automatic detection of tracking failures, in: *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, 2010, S. 2756–2759, ISBN: 9780769541099.
- [62] Kalal, Z.; Mikolajczyk, K.; Matas, J.: Tracking-Learning-Detection. In: *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 34.7 (2011), S. 1409–1422, ISSN: 1939-3539, arXiv: arXiv:1412.7522v1.
- [63] OpenCV-Team: *OpenCV Tracking API*, URL: <https://docs.opencv.org/3.0-beta/modules/tracking/doc/tracking.html> (besucht am 02.01.2018).

- [64] Freund, Y.; Schapire, R. E.: A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting, in: *Journal of Computer and System Sciences* 55.1 (1997), S. 119–139, ISSN: 00220000.
- [65] Viola, P.; Jones, M.: Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, in: *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, Bd. 1, IEEE Comput. Soc, S. I-511–I-518, ISBN: 0-7695-1272-0.
- [66] Grabner, H.; Bischof, H.: On-line boosting and vision, in: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Bd. 1, 2006, S. 260–267, ISBN: 0769525970.
- [67] Borenstein, G.: *Abbildung: Haar features examples for face detection*, (Creative Commons BY-NC-SA 2.0), URL: <https://www.flickr.com/photos/unavoidablegrain> (besucht am 13.01.2018).
- [68] Bradsky, G.; Kaehler, A.: *Learning OpenCV*, O’Reilly Media, 2008.
- [69] Jähne, B.: *Digitale Bildverarbeitung*, Springer Berlin Heidelberg, 2005.
- [70] OpenCV-Team: *OpenCV Camera Calibration*, URL: https://docs.opencv.org/2.4/modules/calib3d/doc/camera_calibration_and_3d_reconstruction.html (besucht am 02.01.2018).
- [71] Zhang, Z.: A flexible new technique for camera calibration, in: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22.11 (2000), S. 1330–1334, ISSN: 01628828, arXiv: arXiv:1011.1669v3.
- [72] More, J. J.: Levenberg. Marquardt Algorithm: Implementation and Theory, in: *Numerical analysis*, Bd. 630, Lecture notes in mathematics, 1977, S. 105–116, ISBN: CONF-770636-1 United States Mon Jul

- 13 07:20:18 EDT 2009Dep. NTIS, PC A02/MF A01.ANL; ERA-02-050496; EDB-77-110294English.
- [73] OpenCV-Team: *OpenCV Geometric Image Transformations*, URL: https://docs.opencv.org/3.4.0/da/d54/group__imgproc__transform.html (besucht am 02.01.2018).
- [74] Kerner, B. S.; Hemmerle, P.; Koller, M.; Hermanns, G.; Klenov, S. L.; Rehborn, H.; Schreckenberg, M.: Empirical synchronized flow in oversaturated city traffic, in: *Phys. Rev. E* 90.3 (2014).
- [75] Hemmerle, P.; Koller, M.; Rehborn, H.; Kerner, B. S.; Schreckenberg, M.: Fuel consumption in empirical synchronised flow in urban traffic, in: *IET Intelligent Transport Systems* 10 (2015), S. 1–8, ISSN: 1751-956X.
- [76] Kerner, B. S.: Cumulated vehicle acceleration, in: *Traffic Engineering and Control* 55.4 (2014), S. 139–141.
- [77] Koller, M.: Kraftstoffmeherverbrauch auf Basis dynamischer Verkehrslagen, Diss, Eberhard Karls Universität Tübingen, 2015.
- [78] Koller, M.; Hemmerle, P.; Rehborn, H.; Kerner, B.; Kaufmann, S.: Traffic Phase Dependent Fuel Consumption, in: *Traffic and Granular Flow '15*, Cham: Springer International Publishing, 2016, S. 571–578.
- [79] Kaufmann, S.; Koller, M.; Rehborn, H.; Starmann, F.: *Verfahren zum Betrieb einer Navigationseinrichtung und Navigationsvorrichtung*, Deutsches Patent- und Markenamt: DE102015008259 A1, 2015.
- [80] Punzo, V.; Borzacchiello, M. T.; Ciuffo, B.: On the assessment of vehicle trajectory data accuracy and application to the Next Generation SIMulation (NGSIM) program data, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 19.6 (2011), S. 1243–1262, ISSN: 0968090X.

- [81] Smith, S.: *Freeway Data Collection For Studying Vehicle Interactions - Technical Report*, US Federal Highway Administration, 1985.
- [82] Toledo, T.; Koutsopoulos, H. N.; Ben-Akiva, M.: Integrated driving behavior modeling, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 15.2 (2007), S. 96–112, ISSN: 0968090X.
- [83] Toledo, T.; Koutsopoulos, H. N.; Ben-Akiva, M.: Estimation of an integrated driving behavior model, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 17.4 (2009), S. 365–380, ISSN: 0968090X.
- [84] Xing, J.: A Parameter Identification of a Car-Following Model, in: *Steps Forward. Intelligent Transport Systems World Congress*, Yokohama, Japan: VERTIS, 1995.
- [85] Ozaki, H.: Modeling of Vehicular Behavior from Road Traffic Engineering Perspectives, in: *Traffic and Granular Flow'01*, hrsg. von Fukui, M.; Sugiyama, Y.; Schreckenberg, M.; Wolf, D. E., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003, S. 281–292, ISBN: 978-3-662-10583-2.
- [86] Coifman, B.; Beymer, D.; McLauchlan, P.; Malik, J.: A real-time computer vision system for vehicle tracking and traffic surveillance, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 6.4 (1998), S. 271–288, ISSN: 0968090X.
- [87] Coifman, B.: *Time Space Diagrams for Thirteen Shock Waves*, January, University of California, Berkeley, 1997.
- [88] Molnár, P.; Collins, T. R.: Traffic Data Collection Using Image Processing Technology, in: *Traffic and Granular Flow '99*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2000, S. 357–362.
- [89] Hoogendoorn, S. P.; Van Zuylen, H. J.; Schreuder, M.; Gorte, B.; Vosselman, G.: Microscopic Traffic Data Collection by Remote Sensing, in: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1855.-1 (2003), S. 121–128, ISSN: 0361-1981.

- [90] Schreuder, M; Hoogendoorn, S. P.; Zulyen, H. J. V.; Gorte, B; Vosselman, G: Traffic data collection from aerial imagery, in: *Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems* 1.d (2003), S. 779–784.
- [91] Ossen, S.; Hoogendoorn, S. P.: Car-following Behavior Analysis from Microscopic Trajectory Data, in: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1934 (2005), S. 13–21, ISSN: 0361-1981.
- [92] Ossen, S.; Hoogendoorn, S.: Driver Heterogeneity in Car Following and Its Impact on Modeling Traffic Dynamics, in: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1999 (2007), S. 95–103, ISSN: 0361-1981.
- [93] Marczak, F.; Daamen, W.; Buisson, C.: Merging behaviour: Empirical comparison between two sites and new theory development, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 36 (2013), S. 530–546, ISSN: 0968090X.
- [94] Alexiadis, V.; Colyar, J.; Halkias, J.; Hranac, R.; McHale, G.: The next generation simulation program, in: *ITE Journal (Institute of Transportation Engineers)* 74.8 (2004), S. 22–26, ISSN: 01628178.
- [95] Vassili, A.; James, C.; John, H.; Rob, H.; Gene, M.: The Next Generation Simulation Program, in: *Institute of Transportation Engineers. ITE Journal* 74.8 (2004), S. 22.26.
- [96] Hranac, R.: NGSIM Task E . 3 : High-Level Data Plan, in: *Federal Highway Administration* July (2004), S. 128.
- [97] Kovvali, V.; Systematics, C.; Alexiadis, V.; Zhang, L.; Length, P.: Video-Based Vehicle Trajectory Data Collection Video-Based Vehicle Trajectory Data Collection, in: (2007), S. 1–18.
- [98] Zhang, L.; Kovvali, V. G.; Clark, N.; Sallman, D; Alexiadis, V.: *NG-VIDEO User's Manual*, Oktober, US Department of Transportation - Federal Highway Administration, 2006, FHWA–HOP–07–009.

- [99] He, Z.: *Research based on high-fidelity NGSIM vehicle trajectory datasets: A review*, 2017.
- [100] University of Idaho: *NGSIM Data Sets Visualisations*, 2017, URL: <http://www.webpages.uidaho.edu/ngsim> (besucht am 17.01.2018).
- [101] Srinivasan, S.; Latchman, H.; Shea, J.; Wong, T.; McNair, J.: Airborne Traffic Surveillance Systems: Video Surveillance of Highway Traffic, in: *Proceedings of the ACM 2Nd International Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks*, VSSN '04, New York, NY, USA: ACM, 2004, S. 131–135, ISBN: 1-58113-934-9.
- [102] Lin, P.-S.; Hagen, L.; Valavanis, K.; Zhou, H.: Vision of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Based Traffic Management for Incidents and Emergencies, in: *Proceedings of the 12th World Congress on Intelligent Transport Systems*, 2005, S. 2608–2612.
- [103] Coifman, B; McCord, M; Mishalani, R. G.; Iswalt, M; Ji, Y: Roadway traffic monitoring from an unmanned aerial vehicle, in: *IEEE Proceedings - Intelligent Transport Systems* 153.1 (2006), S. 11, ISSN: 17480248.
- [104] Puri, A; Valavanis, K. P.; Kontitsis, M: Statistical profile generation for traffic monitoring using real-time UAV based video data, in: *Control Automation, 2007. MED '07. Mediterranean Conference on*, 2007, S. 1–6.
- [105] Hoogendoorn, S; Zuylen, H. V.; Schreuder, M; Gorte, B; Vosselman, G: Microscopic Traffic Data Collection by Remote Sensing, in: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1855 (2003), S. 121–128.
- [106] Kaâniche, K.; Champion, B.; Pégard, C.; Vasseur, P.: A vision algorithm for dynamic detection of moving vehicles with a UAV, in: *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Bd. 2005, 2005, S. 1878–1883, ISBN: 078038914X.

- [107] Heintz, F.; Rudol, P.; Doherty, P.: From images to traffic behavior - A UAV tracking and monitoring application, in: *FUSION 2007 - 2007 10th International Conference on Information Fusion*, 2007, ISBN: 0662478304.
- [108] Li, Y.: Vehicle extraction using histogram and genetic algorithm based fuzzy image segmentation from high resolution uav aerial imagery, in: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVII.2* (2008), S. 529–534.
- [109] Teutsch, M.; Kruger, W.: Robust and fast detection of moving vehicles in aerial videos using sliding windows, in: *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2015, S. 26–34, ISBN: 978-1-4673-6759-2.
- [110] Apeltauer, J.; Babinec, A.; Herman, D.; Apeltauer, T.: Automatic vehicle trajectory extraction for traffic analysis from aerial video data, in: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, Bd. 40, 3W2, 2015, S. 9–15.
- [111] RCE Systems: *DataFromSky*, <http://datafromsky.com>, (besucht am 15.12.2016).
- [112] *Forschungsinitiative UR:BAN - Urbaner Raum: Benutzergerichte Assistenzsysteme und Netzmanagement, Projekt Vernetzte Verkehrssysteme*, 2013, URL: <http://urban-online.org> (besucht am 09.10.2017).
- [113] Kaufmann, S; Koller, M; Rehborn, H; Dorn, S: Spatio-temporal reconstruction of congested city traffic using empirical radar data, in: *Proceedings of the 11th ITS European Congress*, 2016, S. 2608–2612.

- [114] Kaufmann, S.; Kerner, B. S.; Rehborn, H.; Koller, M.; Klenov, S. L.: Aerial Observation of Inner City Traffic and Analysis of Microscopic Data at Traffic Signals, in: *Transportation Research Board 2017 Annual Meeting*, 2017, ISBN: 0049703190496.
- [115] Rainer, M.; Butz, A.; Heinrich, H.: *Medieninformatik: eine Einführung*, Pearson Studium GmbH, 2009, ISBN: 3827373530.
- [116] OpenCV-Team: *Good Features to Track*, URL: https://docs.opencv.org/3.4.0/dd/d1a/group__imgproc__feature.htm (besucht am 10.02.2018).
- [117] Kaufmann, S.; Koller, M.; Rehborn, H.: *Verfahren zur mikroskopischen Verkehrsbeobachtung zum Lernen eines Fahrbetriebes für ein Fahrerassistenzsystem und/oder ein autonomes Fahren eines Fahrzeuges*, Deutsches Patent- und Markenamt: DE102016007568 A1, 2017.
- [118] Kaufmann, S.; Kerner, B. S.; Rehborn, H.; Koller, M.; Klenov, S. L.: Aerial observations of moving synchronized flow patterns in oversaturated city traffic, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 86 (2018), S. 393–406, ISSN: 0968090X.
- [119] Forschungsprojekt MEC-View: *Mobile Edge Computing basierte Objekterkennung für hoch- und vollautomatisiertes Fahren*, URL: <http://www.mec-view.de/> (besucht am 15.02.2018).
- [120] Kaufmann, S.; Micha, K.; Rehborn, H.: *Verfahren zur mikroskopischen Stauauflösung durch ein Fahrerassistenzsystem*, Deutsches Patent- und Markenamt: beantragt, 2017.
- [121] Sjöberg, K.; Andres, P.; Buburuzan, T.; Brakemeier, A.: C-ITS Deployment in Europe - Current Status and Outlook, in: *IEEE Vehicular Technology Magazine* Llc (2016), arXiv: 1609.03876.
- [122] Szegedy, C.; Ioffe, S.; Vanhoucke, V.; Alemi, A.: Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning, in: *AAAI* 4 (2017), S. 12, ISSN: 01678655, arXiv: 1602.07261.

