

Crowdsourcing als Enabler für verbesserte Assistenzsysteme: Ein generischer Ansatz zum Erlernen von Kreuzungsparametern

Christian Ruhhammer* , Atanasko Atanasov* , Felix Klanner*
und Christoph Stiller[†]

Zusammenfassung: Eine Reihe prototypisch entwickelter Fahrerassistenzsysteme benötigen detaillierte Kartendaten wie zum Beispiel Kreuzungsparameter, um die Sicherheit und Effizienz im Straßenverkehr signifikant zu erhöhen. Aktuelle Straßenkarten enthalten jedoch nicht ausreichend viele Daten. Im vorliegenden Manuskript wird ein generischer Ansatz zum Erlernen von Kreuzungsparametern vorgestellt. Dieser basiert auf der Auswertung von Daten, die mit einer Fahrzeugflotte gesammelt wurden. In Summe stehen für die Entwicklung 141.173 reale Kreuzungsüberfahrten zur Verfügung. Als Anwendungsbeispiel wird mit der entwickelten Methode die Haltelinienposition und tageszeitliche Veränderung des Verkehrsflusses an 23 Kreuzungsarmen gelernt. Die Methode wird anhand realer Messdaten evaluiert.

Schlüsselwörter: Backend, Crowdsourcing, Digitale Karte, Trajektorien

1 Von Crowdsourcing profitierende Fahrerassistenzsysteme

Crowdsourcing bezeichnet in diesem Manuskript die Auslagerung der Datenaquise und -vorverarbeitung auf eine Vielzahl von Fahrzeugen. Erfasste Daten sind beispielsweise die GPS-Position des Fahrzeugs und ein globaler Zeitstempel. Diese Daten werden über das Internet an eine zentrale, im Folgenden als Backend bezeichnete Recheneinheit übertragen.

Bereits heute sind eine Reihe von Assistenzsystemen verfügbar, die auf Crowdsourcing und eine Datenübertragung zum Backend via Mobilfunk zurückgreifen. Beispiele dafür sind die Darstellung des aktuellen Verkehrsflusses im Fahrzeug (zum Beispiel *BMW Real Time Traffic Information*, *Audi Verkehrsinformationen online*), im Internetbrowser (zum Beispiel *Google Maps Traffic*) oder über Smartphone Apps (zum Beispiel *INRIX Traffic*). Ein weiterer Onlinedienst der aktuellen Fahrzeuggenerationen ist das Streaming von Musik. Die Anwendung internetbasierter Anwendungen im Fahrzeug fokussiert sich heutzutage auf die Bereiche Navigation, lokale Gefahrenstellen und Entertainment.

*Christian Ruhhammer ist Doktorand, Atanasko Atanasov Masterand und Felix Klanner Projektleiter bei der BMW Forschung und Technik GmbH, Hanauer Str. 46, 80992 München (E-Mail: {christian.ruhhammer, atanasko.atanasov, felix.klanner}@bmw.de).

[†]Christoph Stiller ist Leiter des Instituts für Mess- und Regelungstechnik am Karlsruher Institut für Technologie, Engler-Bunte-Ring 21, 76131 Karlsruhe (E-Mail: stiller@kit.edu).

Zukünftig werden immer mehr Fahrzeuge über das Internet mit Backendsystemen verbunden sein. Dadurch ergeben sich neben den bisher verfügbaren Diensten eine Vielzahl weiterer Möglichkeiten, neue Assistenzsysteme zu entwerfen und vorhandene Systeme zu verbessern. Eine Schlüsselrolle für die Weiterentwicklung von Fahrerassistenzsystemen hat hierbei die Erhöhung der Detailtiefe von digitalen Karten.

Im Rahmen aktueller Forschungsarbeiten werden fehlende Details in digitalen Karten durch manuelles Vermessen und Kartieren mit speziellen Fahrzeugen erzeugt, was einen hohen Aufwand generiert. Eine effizientere Methode zur Ermittlung der benötigten, detaillierteren Information ist Crowdsourcing. Dabei erzeugen eine Vielzahl von Fahrzeugen mit einfacher Sensorik Daten, aus denen durch intelligente Aggregation gewünschte Detailinformationen über das Fahrzeugumfeld extrahiert werden. Diese Informationen werden den einzelnen Fahrzeugen wieder zur Verfügung gestellt und für Fahrerassistenzsysteme bis hin zum hochautomatisierten Fahren verwendet. Ein möglicher Weg, die Daten zu sammeln und die extrahierten Informationen zu verbreiten, ist das Internet.

Die Idee, aus einer Vielzahl aufgezeichneter GPS-Trajektorien Straßenmodelle zu extrahieren, wurde bereits in früheren Arbeiten aufgegriffen [1] [2]. Ziel der Arbeiten war es, Spurinformatoren aus aufgezeichneten Positionsdaten zu extrahieren. Des Weiteren wurde in [3] vorgestellt, wie anhand von Kreuzungsüberfahrten erkannt werden kann, ob an der Kreuzung eine Lichtsignalanlage existiert. Weitergehende Informationen über Lichtsignalanlagen wurden in [4] und [5] anhand von Geschwindigkeitsprofilen extrahiert, um effizientere Fahrstrategien zu ermöglichen. Die bisherigen Arbeiten auf dem Gebiet des Crowdsourcings beziehen sich hauptsächlich auf die geometrische Beschreibung des Straßenverlaufs sowie auf die Informationsextraktion in Bezug auf Lichtsignalanlagen.

Mögliche Anwendungen von detaillierteren Kreuzungsparametern für Fahrerassistenzsysteme werden in Abschnitt 2 näher betrachtet. Die in aktuellen Forschungsarbeiten vorgestellten Ansätze fokussieren sich außerdem auf die Bestimmung von nur einem Kreuzungsparameter. Daher wird in Abschnitt 3 ein generischer Ansatz zum gleichzeitigen Erlernen von mehreren Kreuzungsparametern vorgestellt. Das Verfahren wird für die Ermittlung der Haltelinienposition und den von der Tageszeit abhängigen Verkehrsfluss an Kreuzungsarmen mit Lichtsignalanlagen angewendet und evaluiert. Abschließend werden die gewonnenen Erkenntnisse in Abschnitt 4 zusammengefasst und noch offene Forschungsfelder adressiert.

2 Kreuzungsparameter für die Anwendung in Fahrerassistenzsystemen

Eine Reihe von Assistenzsystemen lassen sich mit weiteren Details in Navigationskarten verbessern. Folgende Systeme profitieren von Kartenattributen wie der Vorfahrtsregel an Kreuzungen oder der Position von Haltelinien:

- A-priori-Wissen für kamerabasierte Assistenzsysteme wie der Vorfahrtsassistent,
- Anpassung der Betriebsstrategie der Motor-Start-Stopp-Automatik,
- Eingangsgröße für Fahrerabsichtserkennung [6] zur Kollisionsvermeidung,
- Haltelinien als Landmarken zur besseren Längspositionierung für die Navigation.

Kamerabasierte Systeme mit einer lokalen Haltelinienenerkennung [7] profitieren von der Information über die absolute Position von Haltelinien. Damit kann abhängig von der Position des Fahrzeugs plausibilisiert werden, ob das aktuelle Sichtfeld der Kamera eine Haltelinie beinhaltet. Zudem gibt es die Möglichkeit, den Suchbereich im Bild abhängig vom geschätzten Abstand zur Haltelinie einzuschränken. Durch dieses Vorgehen lassen sich Fehl- und Falschklassifikationen erkennen.

Die Verbesserung der Betriebsstrategie der Motor-Start-Stopp-Automatik ist eine weitere potentielle Anwendung von Kreuzungsparametern. Das Abstellen des Motors steigert die Effizienz erst nach einer gewissen Standzeit. Aus diesem Grund ist es wichtig, bereits zu Beginn der Standzeit eine Schätzung über die Dauer des Anhaltevorgangs zu treffen. Dazu muss der Grund des Anhaltevorgangs interpretiert werden, wozu weitere Informationen über die Umgebung des Fahrzeugs hilfreich sind. An einer Kreuzungseinfahrt mit Stopp-Schild ist ein Anhaltevorgang im Mittel von kürzerer Dauer als bei Kreuzungen mit Lichtsignalanlage. Außerdem deutet bei Kreuzungen mit Lichtsignalanlage ein Stopp nach einer Haltelinie auf ein Anhalten kürzerer Dauer hin.

Es wird davon ausgegangen, dass die genannten Assistenzsysteme eine Haltelinienengenauigkeit von 3 bis 5 Metern benötigen.

<i>Kategorie</i>	<i>Anforderung</i>	<i>Anwendung</i>
1	± 3 m	Vorfahrtsassistent
2	± 5 m	Motor-Start-Stopp Automatik

3 Extraktion von Kreuzungsparametern durch iterative Simulation und Analyse von GPS-Trajektorien

Als Grundlage für die Entwicklung der folgenden Methoden dienen aufgezeichnete Daten von Fahrzeugflotten. Neben einer eigenen Flotte wurden aufgezeichnete Daten aus dem nationalen Forschungsprojekt sim^{TD} [8] verwendet. Aus diesen Daten werden zusammenhängende Geschwindigkeits- und Positionswerte von einzelnen Kreuzungsüberfahrten extrahiert. Damit stehen insgesamt 141.173 Kreuzungsüberfahrten zur Verfügung.

3.1 Parameterschätzung durch iterative Simulation

Eine Möglichkeit der Extraktion von Kreuzungsparametern aus GPS-Trajektorien ist die Analyse von beobachtbaren Größen in den Daten. Ein Beispiel für eine derartige Größe ist die Verteilung der Haltepositionen an einem Kreuzungseingang. Diese Verteilung ist von mehreren Eigenschaften der Kreuzung abhängig:

- der Anzahl und Konnektivität der Fahrspuren, sprich der Kreuzungstopologie,
- die Wahrscheinlichkeiten für Abbiege- und Geradeausfahrmanöver,
- die Position der Haltelinie,
- der absolute Verkehrsfluss an den Kreuzungseingängen.

Eine einfache Kreuzungstopologie und -geometrie wird aus dem frei verfügbaren Kartenmaterial von OpenStreetMap (OSM) [9] automatisiert extrahiert. Weitere Parameter, wie die Manöverwahrscheinlichkeiten, werden direkt aus den Überfahrten bestimmt. Die Position der Haltelinie oder der absolute Verkehrsfluss an den Kreuzungseingängen können weder direkt beobachtet werden, noch liegen externe Quellen für diese Information vor.

Ein Ansatz zur Ermittlung von derartigen Parametern einer Kreuzung ist ein maschinelles Lernverfahren, das sämtliche Abhängigkeiten zu den jeweiligen Parametern berücksichtigt. Aufgrund der hohen Zahl unterschiedlicher Eigenschaften und individuellen Besonderheiten von Kreuzungen benötigt man dazu eine noch größere Menge an Trainingsdaten, was eine Umsetzung in der Praxis erschwert.

3.2 Iterative Simulation

In dieser Arbeit wird ein Verfahren vorgestellt, welches mittels iterativer Simulation des Verkehrs an einer Kreuzung deren Parameter schätzt. Abbildung 1 zeigt den Aufbau der Methode. Gewisse Eingangsparameter für die Simulation werden als a-priori-Wissen direkt aus einer Menge an Kreuzungsüberfahrten, dem Realdatensatz, extrahiert. Zudem dient eine OSM-Karte als Basis für die Geometrie und Topologie der Kreuzung. Für weitere Parameter, die nicht direkt beobachtet werden können, wird ein diskreter Wertebereich definiert. Diese Parameter werden nach jedem Simulationsschritt variiert und für jede mögliche Kombination wird eine Simulation der Kreuzung durchgeführt.

Nach jeder Iteration werden aus der simulierten Menge von Kreuzungsüberfahrten Merkmale beobachtet, welche direkt von den gesuchten Parametern beeinflusst werden. Ein Beispiel dafür zeigt das rote Histogramm in Abbildung 1. Diese Merkmale werden parallel dazu einmalig auch aus den realen Verkehrsdaten extrahiert, entsprechend dem blauen Histogramm in Abbildung 1. Das Ergebnis aus der Simulation wird für jeden Parametersatz mit den realen Daten verglichen. Die prädierten Parameter ergeben sich aus der besten Übereinstimmung der extrahierten Merkmale zwischen Simulation und realen Daten.

3.3 Kreuzungsmodell

Als Basis für die Verkehrssimulation einer Kreuzung wird der mikroskopische Verkehrssimulator *SUMO* [10] verwendet. Als Eingang in die Simulation wird eine Menge an Parametern als Modell M zur Beschreibung einer Kreuzung verwendet. Ein Teil des Modells besteht aus einem Ausschnitt OM der OpenStreetMap und repräsentiert in einfacher Darstellungsform die Geometrie und die Topologie der Kreuzung. Der relative Verkehrsfluss und die Manöverwahrscheinlichkeit für Pfade durch die Kreuzung werden in Abhängigkeit von der Tageszeit direkt geschätzt. Voraussetzung für diese Schätzungen ist, dass die verwendeten Daten von einer repräsentativen Stichprobe aller Fahrzeuge, die die Kreuzung überfahren, stammen.

Zur Ermittlung der relativen Verteilung des Verkehrsflusses der einzelnen Kreuzungseingänge zueinander wird eine Kreuzung mit einer Menge E an Eingängen und einer Menge A an Ausgängen betrachtet. In einem Zeitintervall $T = [\tau_1; \tau_2]$ berechnet sich der relative Verkehrsfluss ρ_e eines Kreuzungseingangs $e \in E$ über die Anzahl der Fahrzeuge

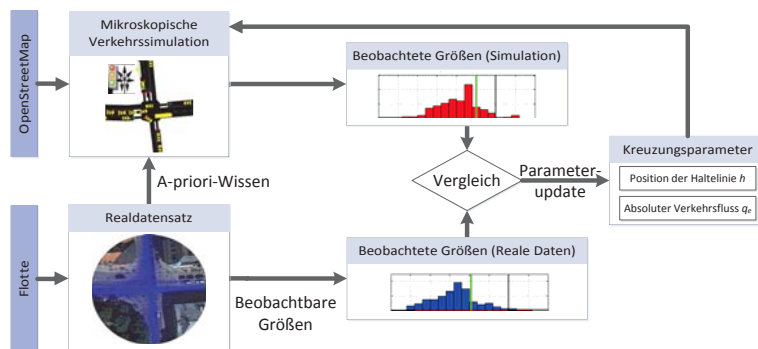


Abbildung 1: Iterative Simulation zur Schätzung von Kreuzungsparametern basierend auf einer Vielzahl an Kreuzungsüberfahrten.

$N_x(t \in T)$ aller Kreuzungseingänge $x \in E$ zu

$$\rho_e = \frac{N_e(t \in T)}{\sum_{x \in E} N_x(t \in T)}.$$

Neben der relativen Verteilung des Verkehrsflusses wird auch die Manöverwahrscheinlichkeit für einzelne Pfade durch eine Kreuzung direkt aus einer Vielzahl von Überfahrten ermittelt. Ein Manöver über eine Kreuzung ist definiert durch einen Pfad von einem Eingang $e \in E$ zu einem Ausgang $a \in A$. Die Wahrscheinlichkeit für ein Manöver $P(m_{ea})$ berechnet sich anhand der Anzahl der Fahrzeuge N_{ey} auf allen Pfaden mit gleichem Eingang e :

$$P(m_{ea}) = \frac{N_{ea}(t \in T)}{\sum_{y \in A} N_{ey}(t \in T)}.$$

Die direkt geschätzten Parameter ergeben eine Menge

$$K = \{OM, F, P(M)\}, \text{ mit } F = \{\rho_e | e \in E\} \text{ und } M = \{m_{ea} | e \in E, a \in A\}$$

von konstanten Kreuzungsparametern.

Weitere Kreuzungsparameter, wie die Positionen h von Haltelinien, oder der absolute Verkehrsfluss q_e an jedem Kreuzungseingang $e \in E$, können nicht direkt aus den Daten extrahiert werden, weshalb diese mit dem beschriebenen Verfahren geschätzt werden.

Der absolute Verkehrsfluss an den Kreuzungseingängen lässt sich jedoch mit den relativen Verkehrsflüssen und einem unbekanntem eindimensionalen Faktor c_q berechnen:

$$q_e = c_q \cdot \rho_e.$$

Um den absoluten Verkehrsfluss an den Kreuzungseingängen zu schätzen muss daher nur der eindimensionale Faktor c_q geschätzt werden. Für die zu schätzenden Parameter werden diskrete Wertebereiche W festgelegt. Dadurch ergibt sich für diese variablen

Parameter ein Raum

$$PR = \{(h, c_q) | h \in W_h, c_q \in W_{c_q}\}.$$

Ein Kreuzungsmodell M ergibt sich aus der Kombination der konstanten Parameter K und eines variablen Parametersatzes V :

$$M = (K, V), \text{ mit } V \in PR.$$

Insgesamt existieren

$$|PR| = |W_h| \cdot |W_{c_q}|$$

unterschiedliche Kreuzungsmodelle.

3.4 Merkmalsextraktion und -vergleich

Für jedes einzelne Kreuzungsmodell wird eine Simulation durchgeführt. Je nach Menge der verfügbaren Überfahrten, wird ein entsprechender Zeitraum für die Simulation gewählt. Für die vorliegenden Daten wurden die konstanten Parameter für einen durchschnittlichen Wochentag mit acht Zeitslots unterschiedlicher Parametrisierung extrahiert. Über einen Zeitraum von drei Stunden stehen mit dem vorliegenden Datensatz genügend Daten zur Verfügung um die Parameter zu schätzen. Entsprechend dieser Parameter wird jeweils im selben Zeitraum eine Kreuzung simuliert.

Während jeder Simulation werden von zufällig gewählten Fahrzeugen Merkmale extrahiert. Im konkreten Fall zur Schätzung der Haltelinienposition und des Verkehrsflusses, dient die Dichtefunktion der Haltepositionen von Fahrzeugen entlang der Fahrtrichtung als Merkmal. Dazu werden sämtliche Haltepositionen im Kreuzungsbereich auf die vorliegende OSM-Karte abgebildet. Ebenso wird der Mittelpunkt der Kreuzung als Referenz-

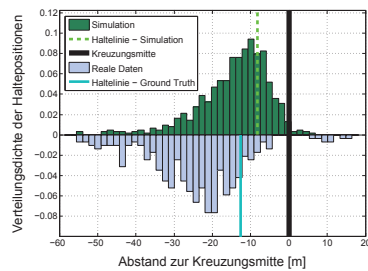


Abbildung 2: Vergleich der angenäherten Dichtefunktionen der Haltepositionen aus einem Simulationslauf (oberes Histogramm), mit der Dichtefunktion aus dem realen Datensatz (unteres Histogramm).

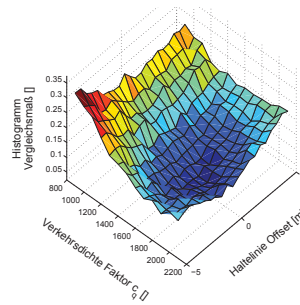


Abbildung 3: Ergebnisse des Histogrammvergleichs für jeden einzelnen Parametersatz, beziehungsweise jeden einzelnen Simulationslauf.

punkt auf die Karte abgebildet. Die Dichtefunktion der Haltepositionen wird dadurch eindimensional durch ein Histogramm angenähert.

Für sämtliche Simulationen, sowie für die Daten aus den realen Kreuzungsüberfahrten, wird für jeden Kreuzungseingang ein Histogramm für die Verteilung der Haltepositionen erstellt. Als Beispiel zeigt Abbildung 2 eine simulierte Verteilung der Haltepositionen. Die zugehörige gestrichelte vertikale Linie entspricht der gesetzten Haltelinienposition in dieser Simulation. Im Vergleich dazu repräsentiert das negative Histogramm die Verteilung der Haltepositionen in den realen Daten. Die türkise, vertikale Linie entspricht dem wahren Wert der Haltelinienposition. Die Simulation unterschiedlicher Parametersätze bewirkt eine Veränderung des Histogramms.

Die simulierten Histogramme werden jeweils mit dem Histogramm aus den realen Überfahrten verglichen. Anhand statistischer Methoden zum Vergleich von Histogrammen, wird nach der Simulation für jedes Kreuzungsmodell, ein Vergleichsmaß berechnet. Dieser Vorgang entspricht bei Betrachtung eines Kreuzungseingangs und genau einem Kreuzungsmodell der Abbildung

$$\text{compare} : M \rightarrow \mathbb{R}.$$

Für jedes Kreuzungsmodell mit einer bestimmten Belegung der zu schätzenden Parameter ergibt sich ein reeller Wert des Vergleichsmaßes. Je niedriger dieser Wert ist, umso besser stimmen die Verteilungen überein. Der translatorische Unterschied der beiden Histogramme in Abbildung 2 ist deutlich ersichtlich. Dies ist gleichbedeutend mit einer Abweichung der Haltelinienpositionen.

Abbildung 3 zeigt ein Ergebnis des Histogrammvergleichs für einen Kreuzungseingang und für jeden einzelnen simulierten Parametersatz (in diesem Fall ist der Parameterraum zweidimensional). Für jeden einzelnen Punkt auf der Oberfläche wird ein Vergleich gemäß Abbildung 2 durchgeführt. Für das beste Vergleichsergebnis, also dem minimalen Wert auf der z-Achse im Bild, ergibt sich das zugehörige Kreuzungsmodell m_{min} mit den entsprechenden Parametern zu

$$\exists m_{min} : \forall m' \in M : \text{compare}(m_{min}) \leq \text{compare}(m').$$

3.5 GPS-Messrauschen

Die realen Messdaten entsprechen rohen GPS-Messungen, welche mit einem starken Messrauschen beaufschlagt sind. Um vergleichbare Verteilungen für die Haltepositionen der Fahrzeuge zwischen Simulation und Realität zu erhalten, müssen auch die simulierten Daten verrauscht werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird das Rauschen als normalverteilt modelliert.

Aufgrund der unterschiedlichen Abhängigkeiten des GPS-Messrauschens, wird für jeden Kreuzungseingang separat eine geeignete Standardabweichung $\sigma_{GPS} \in W_\sigma$ ermittelt. Dazu wird die Standardabweichung im Rahmen dieser Arbeit als weiterer Parameter für die Minimierung der Vergleichskosten der Histogramme verwendet gemäß

$$\text{compareSig} : M, \sigma_{GPS} \rightarrow \mathbb{R}.$$

Durch Variation der Standardabweichung erhält man nach der Minimierung der Vergleichskosten, basierend auf den einzelnen Simulationsergebnissen, unterschiedlich ideale Kreuzungsparameter. Zur Darstellung der Abhängigkeit der Schätzung vom GPS-Messrauschen, zeigt Abbildung 4 exemplarisch für eine Schätzung zum einen den wahren

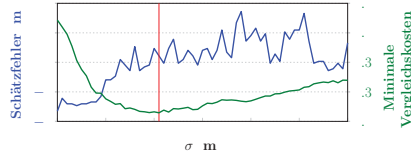


Abbildung 4: Abhängigkeit der GPS-Standardabweichung zum Schätzfehler der Haltelinie, sowie zu den absoluten minimalen Vergleichskosten zwischen Simulation und realem Datensatz für einen exemplarischen Kreuzungsarm.

Schätzfehler, sowie das jeweilige minimale Vergleichsmaß in Abhängigkeit von σ_{GPS} . Daran ist ersichtlich, dass eine Minimierung des Vergleichsmaßes unter Berücksichtigung des weiteren Parameters σ_{GPS} eine Verbesserung der Schätzung zur Folge hat. Es existiert damit eine Kombination aus einem Kreuzungsmodell m_{res} und einer Standardabweichung σ_{res} für welche der beste Wert des Vergleichsmaßes erzielt wird,

$$\exists m_{\text{res}} \sigma_{\text{res}} : \forall m' \in M \forall \sigma' \in W_{\sigma} : \text{compareSig}(m_{\text{res}}, \sigma_{\text{res}}) \leq \text{compareSig}(m', \sigma').$$

Diese Parameterkombination entspricht dem Schätzungsergebnis für einen Kreuzungseingang.

Neben der Methode, zunächst für sämtliche diskreten Parameterkombinationen eine Simulation durchzuführen, kann optional auch ein Optimierungsverfahren angewendet werden, um die benötigte Zeit zu verringern. Da es sich um ein nichtlineares Optimierungsproblem handelt, müssen Methoden verwendet werden, welche keine Berechnung des Gradienten der Vergleichsfunktion benötigen. Ein Beispiel für ein geeignetes Verfahren ist der Genetische Algorithmus [11].

3.6 Evaluierung und Diskussion

Zur Evaluierung der Haltelinienpositionsprädiktion mittels iterativer Simulation wurden Daten von insgesamt sechs Kreuzungen mit Lichtsignalanlagen gesammelt und 23 Kreuzungseingänge ausgewertet. Von diesen Eingängen wurden jeweils die realen Positionen der Haltelinien als Referenz hochgenau vermessen. Aufgrund des nichtdeterministischen Verhaltens des modulierten GPS-Rauschens, wurden die geschätzten Positionen jeweils 100-mal berechnet und anschließend gemittelt. Abbildung 5 zeigt die Ergebnisse der Evaluierung in Abhängigkeit von unterschiedlichen, aus der Statistik bekannten Distanzmaßen zwischen Histogrammen. Die Auswertung zeigt, dass sich mehrere Maße für eine Schätzung mit einem Interquartilsabstand von ± 1 m eignen. Aufgrund der begrenzten Genauigkeit der verwendeten Lokalisierungslösung ist dieses Ergebnis durchaus plausibel. Der konstante positive Offsetfehler ergibt sich daraus, dass die meisten Fahrzeuge nicht direkt auf der Haltelinie halten, sondern vor der Linie. Diese Abweichung könnte auf Basis einer Menge von Haltelinien geschätzt und für weitere Kreuzungen korrigiert werden.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Anforderungen aus Abschnitt 2 unter Anwendung des *Match Distance* Vergleichsmaßes bei den vorliegenden Testdaten wie folgt erfüllt werden:

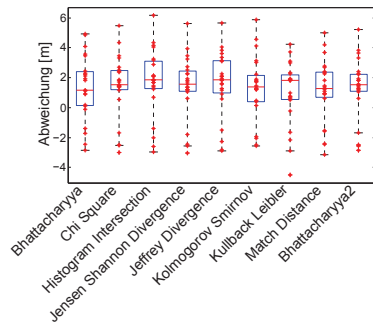


Abbildung 5: Evaluierungsergebnisse von 23 Haltelinien-schätzungen (Basis: 141.173 Überfahrten) unter Verwendung unterschiedlicher Histogramm-Distanzmaße.

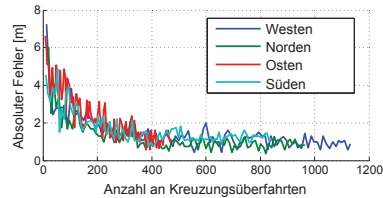


Abbildung 6: Absoluter Fehler von vier Haltelinienposition (W, N, O, S) einer exemplarischen Kreuzung, abhängig von der Anzahl der verwendeten Überfahrten.

Kategorie	Anforderung	Erfüllungsgrad
1	± 3 m	83 %
2	± 5 m	100 %

Neben der maximal erreichbaren Genauigkeit mit dem vorliegenden Datensatz wurde außerdem eine Untersuchung für die Abhängigkeit des absoluten Fehlers von der Anzahl der verwendeten Kreuzungsüberfahrten durchgeführt. Das Ergebnis dieser Evaluierung ist in Abbildung 6 exemplarisch für eine Kreuzung mit vier Kreuzungseingängen dargestellt. Die Analyse zeigt, dass die Verwendung von mehr als ca. 400 Überfahrten keine weitere Verbesserung der absoluten Genauigkeit bringt.

4 Zusammenfassung und Ausblick

Der vorgestellte Ansatz zeigt, dass es möglich ist, auf Basis einer Vielzahl von Kreuzungsüberfahrten Parameter einer Kreuzung zu schätzen. Datenbasis für die vorliegende Arbeit sind 141.173 Überfahrten. Aus diesen Daten wurden als konkrete Anwendung der Methode, Haltelinien für 23 Kreuzungseingänge extrahiert.

Kreuzungsparameter ermöglichen die Realisierung neuartiger und die Verbesserung bereits vorhandener Fahrerassistenzsysteme. Weiterer Forschungsbedarf besteht allerdings darin, exakte Geometrien und Topologien von Kreuzungen zu ermitteln. Konkret beeinflusst beispielsweise die Anzahl an Abbiegespuren die Verteilung der Haltepositionen. OpenStreetMap enthält zwar eine Angabe über die Anzahl an Spuren, allerdings ist diese nicht verlässlich und im Kreuzungsbereich nicht detailliert genug. Auf dem Gebiet der Konfidenzschätzung sind weitere Tätigkeiten nötig, da für die meisten Fahrerassistenzsysteme das Wissen über die Verlässlichkeit der Eingangsinformation essentiell ist.

Literatur

- [1] S. Rogers, P. Langley, C. Wilson, and P. Alto, "Mining GPS Data to Augment Road Models," in *Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 1999.
- [2] S. Rogers, "Creating and Evaluating Highly Accurate Maps with Probe Vehicles," in *IEEE Intelligent Transportation Systems*, 2000.
- [3] S. Hu, L. Su, H. Liu, H. Wang, and T. Abdelzaher, "SmartRoad : A Crowd-Sourced Traffic Regulator Detection and Identification System," in *Proceedings of the 12th international conference on Information processing in sensor networks*, 2013.
- [4] M. Kerper, C. Wewetzer, and M. Mauve, "Analyzing vehicle traces to find and exploit correlated traffic lights for efficient driving," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, June 2012.
- [5] M. Kerper, C. Wewetzer, A. Sasse, and M. Mauve, "Learning Traffic Light Phase Schedules from Velocity Profiles in the Cloud," *International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS)*, pp. 1–5, May 2012.
- [6] M. Liebner, C. Ruhhammer, F. Klanner, and C. Stiller, "Generic Driver Intent Inference based on Parametric Models," in *IEEE Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, 2013.
- [7] T. Marita, M. Negru, R. Danescu, and S. Nedeveschi, "Stop-line detection and localization method for intersection scenarios," in *IEEE 7th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing*, pp. 293–298, IEEE, Aug. 2011.
- [8] C. Weiß, "V2X communication in Europe - From research projects towards standardization and field testing of vehicle communication technology," *Computer Networks*, vol. 55, pp. 3103–3119, Oct. 2011.
- [9] M. M. Haklay and P. Weber, "OpenStreetMap: User-Generated Street Maps," *IEEE Pervasive Computing*, vol. 7, pp. 12–18, Oct. 2008.
- [10] D. Krajzewicz, J. Erdmann, M. Behrisch, and L. Bieker, "Recent Development and Applications of SUMO - Simulation of Urban MObility," *International Journal On Advances in Systems and Measurements*, vol. 5, no. 3&4, pp. 128–138, 2012.
- [11] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, pp. 182–197, Apr. 2002.