

Potenzial der Kopfposenerkennung zur Absichtsvorhersage von Fußgängern im urbanen Verkehr

Horst Kloeden* Nina Brouwer† Stefan Ries‡ Ralph H. Rasshofer§

Zusammenfassung: Diese Arbeit analysiert das Potenzial der Kopfposenerkennung zur Vorhersage der Bewegungsintention eines Fußgängers. Ausgehend von Unfallstatistiken werden Szenarien abgeleitet, in denen die Kopfpose einen frühzeitigen Indikator für die Änderung des Bewegungszustandes beschreibt. Dabei wird exemplarisch gezeigt, dass die Kopfposition eine statistische Differenzierung zwischen querenden und nicht querenden Fußgängern erlaubt. Neben den statistischen Betrachtungen wird ein Modell zur Intentionserkennung mit Hilfe eines Mixture of Gaussians Hidden Markov Modells (MoG-HMM) vorgestellt und anhand von Beispielszenarien analysiert. Die Ergebnisse werden hinsichtlich des Potenzials zur Bewegungsvorhersage bewertet und dienen der Anforderungsanalyse an die Kopfposenerkennung auf Basis eines hochauflösenden Kamerasystems.

Schlüsselwörter: Fußgängerschutz, Intentionserkennung, Kopfposition, MoG-HMM

1 Einleitung

In zukünftigen Fußgängerschutzsystemen wird die Umsetzung eines früheren Warnzeitpunktes oder die Realisierung einer früheren Aufmerksamkeitssteuerung des Fahrers angestrebt. Hierfür ist zum einen eine genaue Erfassung des Fahrzeugumfelds erforderlich, zum anderen ist auf Basis dieser Informationen eine Kritikalität möglicher Konflikte zu bestimmen. Die ermittelte Kritikalität dient zur Auslösung von Warnungen oder unterschwelliger Maßnahmen zur Aufmerksamkeitssteuerung des Fahrers.

Die Genauigkeit der bestimmten Kollisionswahrscheinlichkeit wird dabei von der Präzision der Perzeption und von der Prädiktionsgüte des Modells bestimmt. Je größer der Prädiktionszeitraum gewählt wird, desto geringer ist der Einfluss der momentanen Position und Geschwindigkeit eines Fußgängers, die mit Hilfe der fahrzeuglokalen Sensoren bestimmt werden. Für die Realisierung einer früheren Prädiktion ist daher die Prädiktionsgüte des eingesetzten Fußgängermodells als limitierender Faktor zu betrachten.

Die bisher für den Fußgängerschutz entwickelten und eingesetzten Modelle lassen sich nach [1] in die Kategorien „ad-hoc“ (binäre Bewertung der Kollisionswahrscheinlichkeit,

*Horst Kloeden: BMW Group Forschung und Technik, horst.kloeden@bmw.de.

†Nina Brouwer: BMW Group Forschung und Technik, nina.brouwer@bmw.de

‡Stefan Ries: BMW Group Forschung und Technik, stefan.ries@bmw.de

§Ralph H. Rasshofer: BMW Group Forschung und Technik, ralph.rasshofer@bmw.de

TTC-Ansätze), geometrisch [2], stochastisch [6] und physikalisch unterscheiden. Grundlage der Modelle ist typischerweise die Nutzung von physikalischen Zusammenhängen der momentanen und zukünftigen kinematischen Größen, wie Position, Geschwindigkeit oder Beschleunigung [3]. Ebenfalls sind Modelle bekannt, die die physikalischen Zusammenhänge mit physiologischen Grenzen kombinieren [5, 1, 4].

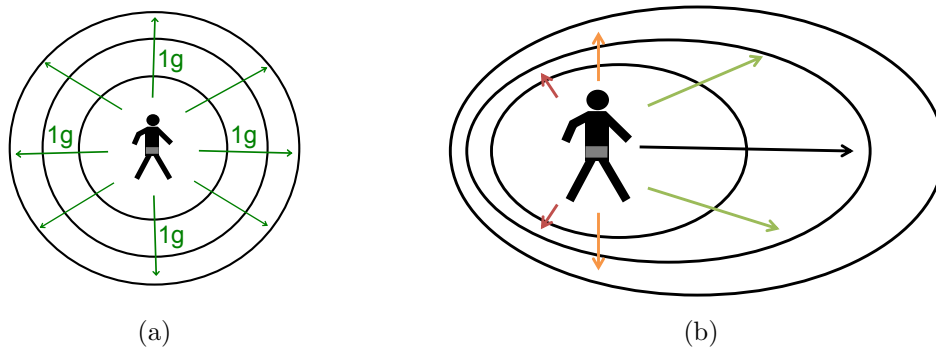


Abbildung 1: Physikalisches Fußgängermodell mit einer angenommen maximalen Beschleunigung von „1g“ in alle Richtungen (a) und das physiologische Bewegungsmodell von Scherf (b)

Die typische Prädiktionsdauer der angewendeten Modelle liegt in einer Größenordnung von 0,5 bis 1,5 Sekunden. Für eine Prädiktionsdauer von über 2 Sekunden ist dagegen keine ausreichende Unterscheidung von kritischen und unkritischen Fußgängern möglich. Damit eignen sich die Bewegungsmodelle nicht zur Umsetzung einer frühzeitigen Warnung oder einer unerschwelligen Aufmerksamkeitssteuerung des Fahrers.

Der Mensch ist hingegen auch über einen längeren Zeithorizont in der Lage, kritische Fußgänger zu identifizieren und ihren Bewegungsspielraum realistisch einzuschätzen. Hierfür wird durch den Mensch nicht nur die Position und Geschwindigkeit einer Person betrachtet, sondern zusätzlich deren Bewegung analysiert und in Kontext der umgebenden Infrastruktur und anderen Objekten gesetzt. Dabei wird durch den Mensch unter anderem der Verlauf der Kopfpositionen betrachtet und daraus eine mögliche Verhaltensabsicht antizipiert. Diese Tatsache verdeutlicht das Potenzial zur weiteren Optimierung zukünftiger Fußgängerschutzsysteme.

In dieser Veröffentlichung wird das Potenzial der Kopfposenerkennung als Zusatzindikator für Fußgängerschutzsysteme analysiert. Hierfür wird zunächst ein hochauflösendes Bildverarbeitungssystem vorgestellt, das die Kopfposenerkennung von Fußgängern im innerstädtischen Bereich ermöglicht und damit die Grundlage für die Nutzung des Indikators bildet. Anschließend erfolgt der Nachweis des Potenzials der Kopfposendetektion anhand von Unfallstatistiken in Kombination mit einer Probandenstudie, in der die Zusammenhänge zwischen Kopfposenbewegung, Position, Geschwindigkeit und Bewegungsintention experimentell nachgewiesen werden.

Im Gegensatz zu kinematischen Größen, wie Position oder Geschwindigkeit, gibt es jedoch keine physikalische Interpretation der Kopfposenbewegung bezüglich der Aufenthaltswahrscheinlichkeit eines Fußgängers. Daher wird dieser Zusammenhang mit Hilfe eines Markov Modells beschrieben, anhand von realen Beispielszenarien bewertet und Anforderungen an das Perzeptionssystem abgeleitet.

2 Kopfposenerkennung

Die Kopf- oder Gesichtserkennung ist insbesondere in der Sicherheitstechnik bereits weit verbreitet. Grundlage bildet typischerweise ein Klassifikator zur Kopfdetektion, z.B. auf Basis einer *Support Vector Machine* (SVM) mit *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) Merkmalen. Mit Hilfe des gleichen Prinzips wird es ermöglicht einen nachgelagerten Klassifikator auf die Erkennung der Kopfpose zu trainieren. Der genutzte Klassifikator nutzt hierfür vier verschiedene Grundausrichtungen und interpoliert die Ausrichtung auf Basis der Klassenwahrscheinlichkeiten. Abbildung 2 zeigt das Ergebnis eines solchen Klassifikators.

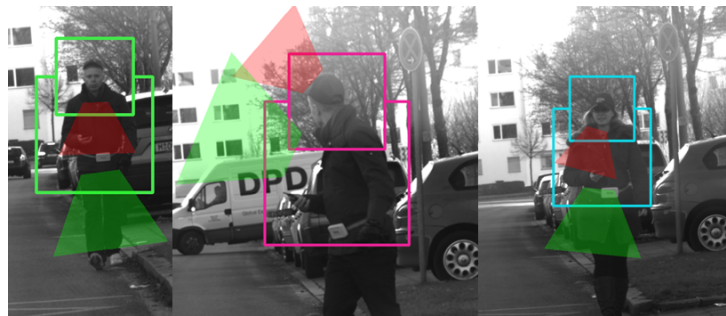


Abbildung 2: Fußgängerdetektion mit erkannter Ausrichtung des Kopfes und des Oberkörpers.

Die Kopfposenerkennung stellt dabei auch neue Anforderungen an die Sensorik. Ist für die Klassifikation der Kopfrichtung z.B. eine minimale Kopfgröße von 25 px erforderlich und hat die Kamera einen Öffnungswinkel von 40° , so ist eine minimale Auflösung von 12 Mpx erforderlich, um eine Reichweite von 40 m zu erreichen. Diese Entfernung entspricht einem „4-Sekunden-Abstand“ bei einer Geschwindigkeit von 36 km/h in einem Wohngebiet.

3 Analyse des Nutzenpotenzials der Kopfposenerkennung

Die Betrachtung aktueller Unfalldaten zeigt, dass die Mehrheit von 74,3 % aller Fußgängerunfälle durch das Überqueren der Straße bei gleichzeitiger Geradeausfahrt des Fahrzeugs entstehen.

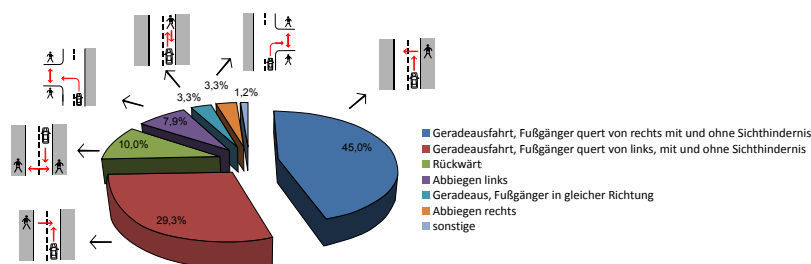


Abbildung 3: Typische Unfallsituationen aus GIDAS ([7])

Abbiegeunfälle, die häufig auf Grund der späten Sichtbarkeit des Fußgängers entstehen, machen dagegen nur einen geringeren Anteil von 11,2 % (3). Die Ergebnisse stimmen mit denen des Statistischen Bundesamts überein, die außerdem die überwiegende Relevanz von Innenstadtszenarien zeigen (vgl. Abbildung 4a). Aus der GIDAS¹-Datenbank lässt sich ebenfalls ableiten, dass 88 % aller Unfälle eine Ausgangsgeschwindigkeit des Fahrzeugs von weniger als 55 km/h aufweisen (vgl. Abbildung 4b). Zukünftige Fußgängerschutzsysteme mit einem hohen Nutzenpotenzial müssen daher besonders diese Situationen adressieren. Bei einer typischen Geschwindigkeit von 50 km/h und einer Verzögerung von $9,81 \text{ m/s}^2$ ergibt sich ein Bremsweg von 14 m und eine Bremszeit von 2,4 s (inkl. Reaktionszeit von 1 s). Diese Prädiktionszeit kann von bisherigen Fußgängermodellen, selbst bei frühzeitiger Sichtbarkeit des Fußgängers, nicht erreicht werden. Die Erweiterung des Vorhersagehorizonts bedarf daher der Beschreibung einer Person als willensgesteuertes Objekt, das aufgrund seiner Verhaltensabsicht ein mittel- oder längerfristiges Ziel verfolgt. Die Herausforderung besteht dabei in der Erkennung der aktuellen Verhaltensabsicht.

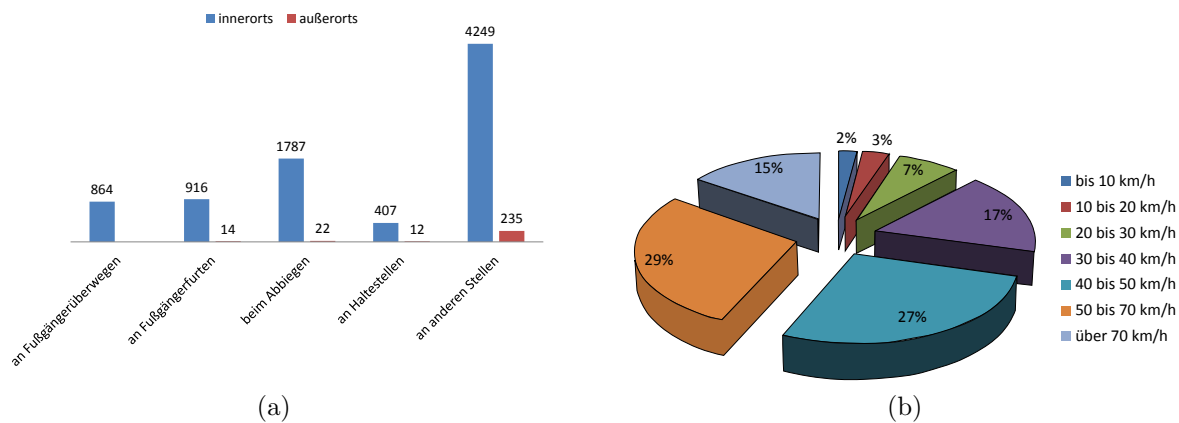


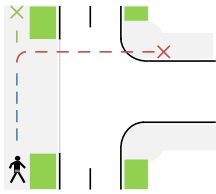
Abbildung 4: Prozentualer Anteil der Fahrzeuggeschwindigkeiten aus GIDAS (ca. 5 Sekunden vor der Kollision) (a) und Fehlverhalten des Fahrers, welches zu Fußgängerunfällen führt [8] (b).

Eine Studie von Färber [9] zeigt beispielsweise, dass der Mensch nicht allein anhand der Trajektorie die Querungsabsicht eines Fußgängers erkennen kann, sondern weitere Informationen über Kopfposition- oder Beinposition benötigt. Auch bei einer von Färber in der gleichen Studie vorgestellten Untersuchung, woran die Teilnehmer die Intention des Fußgängers erkennen, zeigt sich, dass die Kopfposition in 28 % der Fälle der ausschlaggebende Indikator war. In 10 % der Fälle spielte die Beinbewegung eine Rolle. Weitere Studien beschäftigen sich mit dem typischen Verhalten von Fußgängern an Fußgängerüberwegen und dem Sicherungsverhalten vor dem Queren. [10] nennt dabei Zeiten von drei Sekunden zwischen dem Beginn des Sicherungsverhaltens und dem Betreten der Fahrbahn. [11] zeigt weiterhin, dass beim Queren am Fußgängerüberweg nur circa 1 % der Personen weder ein Abbremsen noch ein Sicherungsverhalten zeigen. Wird von diesen Ergebnissen ausgehend angenommen, dass eine Querungsabsicht mit einem Sicherungsverhalten einhergeht, kann dies als Grundlage für Untersuchungen zur Intentionserkennung verwendet werden.

Auf Grundlage der Unfallstatistik und den Erkenntnissen über die menschliche Per-

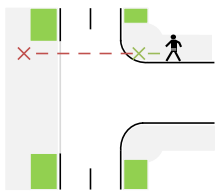
¹German In Depth Accident Study

zeption wurde eine Auswahl von zwei relevanten Unfallszenarien getroffen. In beiden Szenarien ermöglicht die Betrachtung der kinematischen Größen erst einen sehr späten Warnzeitpunkt eines Fußgängerschutzsystems. Gleichzeitig besteht eine hohe Gefahr der Falschauslösung.



(a) Szenario 1

Szenario 1: Der Fußgänger bewegt sich parallel zur Straße und ändert seine Richtung erst bei der nächstgelegenen Möglichkeit die Straße zu überqueren.



(b) Szenario 2

Szenario 2: Der Fußgänger ist im Begriff die Straße zu überqueren und bewegt sich auf die Fahrbahn zu. Lediglich das Sicherungsverhalten lässt auf ein mögliches Stehenbleiben schließen.

Abbildung 5: Beschreibung der Querungsszenarien

3.1 Datenerhebung

Die Untersuchung des Zusammenhangs der Fußgängerintention und der Kopfpose erfolgt mit Hilfe von experimentell erhobenen Daten auf einer zentimetergenau kartierten Kreuzung. Die Daten dienen der Analyse der Kopfposition verschiedener Probanden in den abgeleiteten Szenarien. Weiterhin wird untersucht, ob die Kopfposition in diesen Szenarien als frühzeitiger Indikator zur Bestimmung der Fußgängerintention geeignet ist und noch vor der Veränderung des kinematischen Bewegungszustands eine Aussage über das zukünftige Verhalten erlaubt.

Die Generierung der Testdaten erfolgte jeweils durch einen Referenzsensor (IMU¹) am Kopf und am Torso des Probanden sowie durch einen A-GPS-Empfänger. Weiterhin verfügte der Proband über eine Eingabeeinheit zur Signalisierung seiner Querungsabsicht, die nachfolgend als Ground Truth verwendet wird.

3.2 Statistische Datenauswertung

Zunächst werden die Daten aus Szenario 1 im Hinblick auf den Unterschied zwischen Geradeausgehen ohne Queren und Abbiegen mit Queren untersucht. Im letzten Fall zeigt sich dabei eine Erhöhung der Kopfpositionsänderungen (vgl. Abbildung 7). Eine biserial Korrelationsanalyse² und ein t-Test³ (Zweistichprobentest, rechtsseitig) zeigen, dass dieser

¹Inertial Measurement Unit der Firma Ximu

²Zusammenhang zwischen einer binären und einer kontinuierlichen Variablen

³Statistischer Test zweier Stichproben auf Gleichheit der Mittelwerte

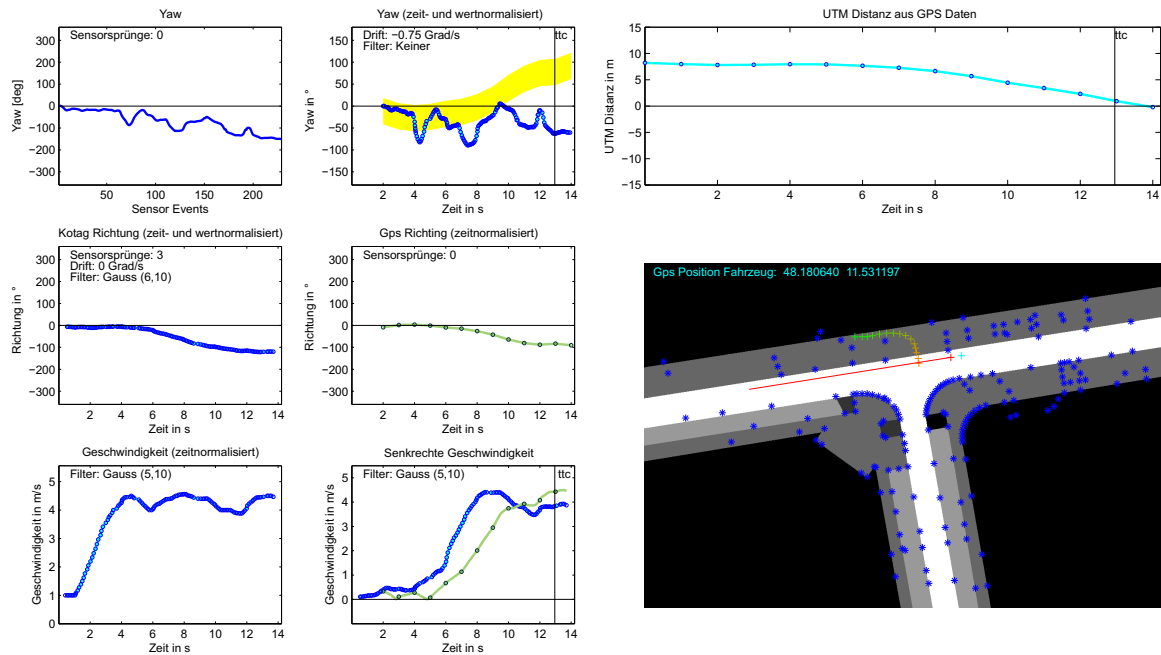


Abbildung 6: Zeigt die aufgezeichneten Daten der IMU-Sensoren und der GPS Daten. Der gelbe Streifen kennzeichnet den Sichtbereich des Fahrzeugs aus der Perspektive des Fußgängers. Liegt die blaue Kurve im mittleren oberen Plot im Bereich des gelben Sichtstreifens, blickt der Fußgänger in Richtung des Fahrzeugs.

Unterschied der Varianzen bei der ausgewählten Stichprobe ($n=17$) statistisch nachweisbar ist ($R = 0,5233$; $H = 1$; $P = 0,0127$; $Ci = 2,3609$ Inf). Um zu überprüfen ab wann ein Unterschied feststellbar ist, wurde eine weitere Korrelationsanalyse durchgeführt. Dazu wurden die Kopfpositionsdaten bis zum Zeitpunkt, an dem die Bewegungsrichtung des Fußgänger um 20° von der ursprünglichen Richtung abweicht, betrachtet. Dieser Punkt wird als Abbiegepunkt festgelegt, da ab diesem Zeitpunkt auch eine Quergeschwindigkeit des Fußgängers in Richtung Fahrbahn vorhanden ist ($R = 0,4552$; $H = 1$; $P = 0,0287$; $Ci = 0,8832$ Inf). Von dem Abbiegepunkt ausgehend wird die Betrachtungszeit schrittweise verkürzt. Die Korrelationsanalyse zeigt, dass bis zu 60 Sensorevents (durchschnittlich 3,8 Sekunden) vor dem Abbiegezeitpunkt weiterhin ein statistischer Unterschied besteht ($R = 0,4224$; $H = 1$; $P = 0,0403$; $Ci = 0,1039$ Inf).

Mit Hilfe der Kopfpositionsänderung wurde aus den Versuchsergebnissen der Zeitpunkt bestimmt, an dem die Kopfbewegung auf den Beginn des Sicherungsverhalten deutet. Ebenfalls wurde die TTC zu diesem Zeitpunkt ermittelt. Als Kollisionspunkt wurde dabei die Mitte der Fahrbahn angenommen. Durch die Festlegung des Kollisionspunktes wurde die Zeit zwischen der ersten Kopfdrehung und der Kollision bestimmt (vgl. Tabelle 1).

Neben einer frühzeitigen Erkennung der Querungsabsicht, stellt sich außerdem die Frage, woran ein rechtzeitiges Stehenbleiben des Fußgängers erkannt werden kann. Die Ergebnisse der Experimente zu Szenario 2 zeigen, dass ein Fußgänger bei der Erkennung eines potenziell gefährlichen Fahrzeugs sein Sicherungsverhalten unterbricht und das Fahrzeug fixiert (vgl. Abbildung 8).

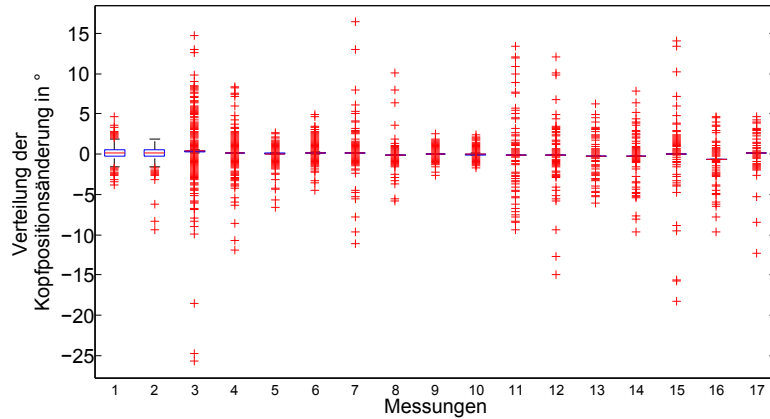


Abbildung 7: Boxplots der Kopfbewegungen zeigen die größere Streuung der Kopfbewegung bei den Szenarien mit Querem. Bei den Messungen 1-2, 5-6, und 9-10 handelt es sich um Szenarien ohne Querem.

Größe	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10
Zeit in s	8,559	4,718	3,295	4,380	7,304	5,593	2,052	2,877	5,811	4,220
Weg in m	35,07	30,65	25,20	15,68	13,65	13,09	12,80	13,41	11,05	10,48
TTC in s	8,062	6,238	3,092	4,466	11,70	4,493	1,863	2,597	6,182	4,563

Tabelle 1: Zeit zwischen erster Kopfbewegung und Kollision und TTC bei erster Kopfbewegung

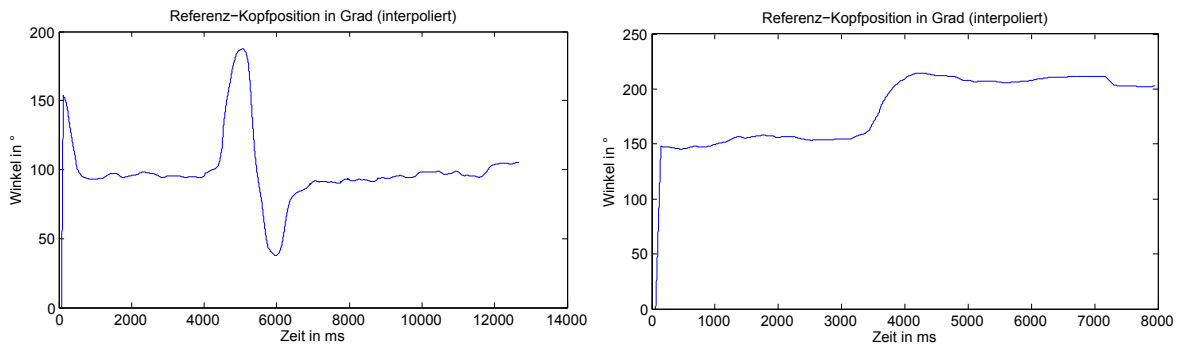


Abbildung 8: Kopfposition des Fußgängers beim Querem (links) und beim Anhalten am Straßenrand (rechts)

Fazit Für Szenario 1 konnte ein statistischer Unterschied aufgezeigt werden. Durch das Sicherungsverhalten verändert sich der Verlauf der Kopfpositionen vor Querungsbeginn. Dies zeigt eine grundsätzliche Eignung des Merkmals Kopfposition zur Intentionserkennung. Der Zeitraum zwischen der ersten Kopfbewegung und dem Kollisionszeitpunkt variiert stark. Er ist in allen Fällen jedoch größer als die Prädikationszeit bisheriger Fußgängermodelle. Eine Kopfpositionserkennung besitzt also dann ein Potenzial zur früheren Erkennung der Querungsabsicht, wenn das Sicherungsverhalten möglichst frühzeitig stattfindet. Des Weiteren lässt sich bei Szenario 2 ein Unterschied im Sicherungsverhalten feststellen, wenn der Fußgänger ein potenziell kritisches Fahrzeug bemerkt.

4 Intentionserkennung bei Fußgängern

4.1 Absichtsmodellierung

Ziel der Intentionserkennung bei Fußgängern ist die Erkennung der Absicht die Straße vor einem sich nähernden Fahrzeug zu überqueren. Bisherige Modelle zur Intentionserkennung verfolgen dabei unter anderem Ansätze zum Trajektorien-Matching [12], basierend auf visuellen Umrissmerkmalen oder Conditional Random Field Modellen [13].

Im Folgenden wird ein Modell vorgestellt, das die Querungsabsicht speziell aufgrund der Kopfpose und des gezeigten Umschauverhalten des Fußgängers ermittelt. Dazu wird das statistische *Mixture of Gaussians Hidden Markov Modell* (MoG-HMM) verwendet. Der bestimmende Merkmalsvektor des Modells besteht aus dem Blickwinkel des Fußgängers auf das Fahrzeug, der ermittelten Quergeschwindigkeit und der Distanz zum Fahrerschlauch. Betrachtet werden die zwei Teilszenarien aus Abbildung 5, der Fußgängerklassifizierung, mit folgenden Annahmen:

1. Langzeit-Prognose (Szenario 1): Der Fußgänger taucht frühzeitig im Sichtfeld der Kamera auf. Prädiziert wird die Absicht die Straße demnächst zu queren. Diese ist dabei maßgeblich von einer frühzeitig intensivierten Verkehrsbeobachtung geprägt.
2. Kurzzeit-Prognose (Szenario 2): Der Fußgänger tritt erst in das Sichtfeld der Sensoren, nachdem er sich bereits auf die Fahrbahn zu bewegt. Der Überquerungsvorgang hat bereits begonnen. Der Fußgänger entscheidet nach Erblicken des sich nähernden Fahrzeugs, ob er weiter läuft oder stehen bleibt.

Der Prädiktionszeitraum erstreckt sich dabei von der sicheren Erstklassifizierung bis hin zur Auflösung der Gefahrensituation. Je nach Situation und Verhalten des Fußgängers können die beiden Klassifikationsszenarien getrennt auftreten oder sequenziell hintereinander ablaufen.

4.2 MoG-HMM Klassifizierung

Das MoG-HMM wird durch das Quintupel (N, M, π, A, B) beschrieben. Dabei ist π die Wahrscheinlichkeitsverteilung des Anfangszustands, $A = a_{ij}$ die Übergangswahrscheinlichkeiten der Zustände und $B = b_i(k)$ die Wahrscheinlichkeit der Beobachtung b_i , des Merkmals k , im Zustand a_i . N ist die Anzahl der möglichen Zustände. M ist die Menge der Beobachtungen. Das Hidden Markov Modell wurde mit Hilfe des *Baum-Welch-Algorithmus* trainiert.

Als Klassifikations-, oder Auswertungs-Problem, wird bei Markov Modellen die Berechnung der Wahrscheinlichkeit $P(O|\lambda)$ bezeichnet. Diese gibt an, dass die beobachtete Merkmalssequenz O von dem vorliegenden Modell $(\lambda = \pi, A, B)$ erzeugt wurde.

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (1)$$

Dabei ist α die *Forward-Variable*, welche die Wahrscheinlichkeit repräsentiert, die Merkmalssequenz $O = o_1 o_2 \dots o_t$ zum Zeitpunkt t ($1 < t \leq T$) beobachtet zu haben.

Hidden Markov Modelle besitzen häufig ein diskretes Alphabet an Merkmalsymbolen. Eine Quantifizierung der Sensordaten zur Abbildung auf ein eindimensionales Signal führt

allerdings zu Informationsverlusten. Ein Mixture of Gaussians Hidden Markov Model nähert hingegen die kontinuierliche Verteilung der Merkmals-Auftrittswahrscheinlichkeit mittels Gausskurven an.

$$b_j(O) = \sum_{m=1}^M c_{jm} \eta[O, \mu_{jm}, U_{jm}] \quad (2)$$

Dabei beschreibt η die Gauss-Verteilung für das m -te Merkmal im Zustand j . μ ist der Mittelwertsvektor und U_{im} die zugehörige Kovarianzmatrix. $c_{jm} = P(M_m = m | a_t = j)$ bezeichnet die Gewichtung der m -ten Mix-Komponente in diesem Zustand.

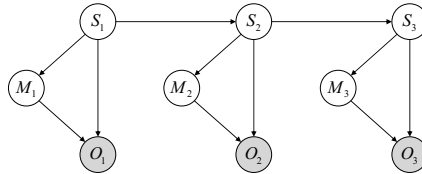


Abbildung 9: Zustandssequenz eines MoG-HMM

Für die Klassifizierung werden die in der Datenerhebung aufgezeichneten Datensätze mit einem festen Zeitintervall abgetastet. Im Hinblick auf eine größere Verarbeitungszeit der Bilderkennung wurde dieses Intervall auf 100 ms festgelegt.

4.3 Ergebnisse

Die Abbildungen 10 und 11 zeigen die Klassifikation auf Basis der Referenzdaten für eine Auswahl an Testsequenzen der beiden Szenarien 5a und 5b. Grundlage ist die Historie der Daten bis zum Zeitpunkt vor Betreten des Fahrschlauchs.

Die Güte der Langzeitprädiktion hängt, wie auch in Abschnitt 3.2 gezeigt, stark vom gezeigten Sicherungsverhalten ab. Je früher und deutlicher dieses ausgeprägt ist, desto besser kann der querende Fußgänger von einem vorbeigehenden Fußgänger unterschieden werden.

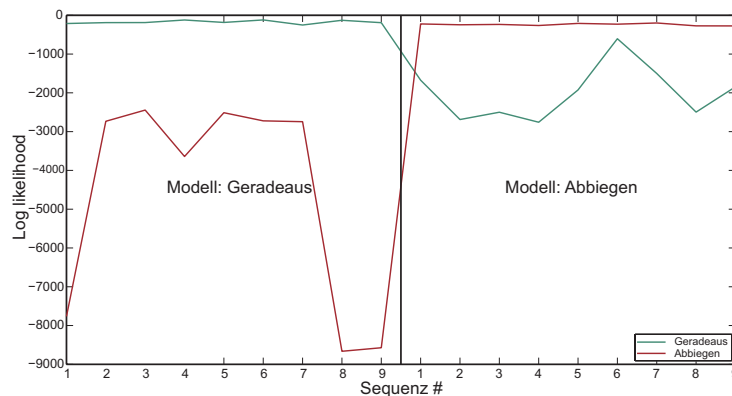


Abbildung 10: Testsequenz *Geradeaus* (grün) und *Abbiegen* (rot) der Langzeit-Prädiktion (Szenario 1), kreuzvalidiert in den jeweilig trainierten Modellen

Die Klassifikation ist dann korrekt, wenn der berechnete *Log-likelihood*-Wert der Datensequenz, in dem für dieses Szenario trainierten Modell, am höchsten ist.

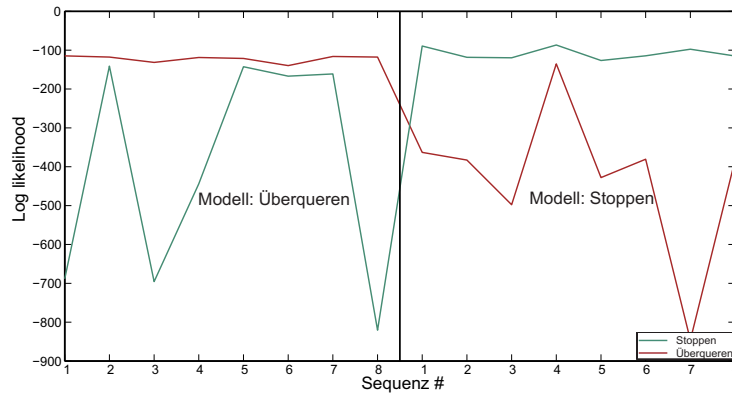


Abbildung 11: Testsequenz *Stehenbleiben* (grün) und *Überqueren* (rot) der Kurzzeit-Prädiktion (Szenario 2), kreuzvalidiert in den jeweilig trainierten Modellen

Im Gegensatz zu Szenario 1 zeigen sich die charakteristischen Verhaltensweisen erst später vor der Kollision, was sich in einer schwächeren Unterscheidbarkeit zwischen beiden Absichten, Überqueren und Stehenbleiben, widerspiegelt.

Mit der Sensorgenauigkeit des Referenzsystems lässt sich der Fußgänger in beiden Szenarien zu 100% korrekt klassifizieren. Zusätzliches, normalverteiltes Sensorrauschen der Kopfposition führt zu einer Verringerung der Detektionsrate (Tabelle 2).

Rauschverteilung	$\mu = 0, \sigma = 0^\circ$	$\mu = 0, \sigma = 15^\circ$	$\mu = 0, \sigma = 20^\circ$	$\mu = 0, \sigma = 40^\circ$
Korrekt klassifiziert	100%	87,5%	81,3%	75,0%

Tabelle 2: Rückgang korrekt klassifizierter Sequenzen bei steigendem additivem Rauschen. Normalverteilung mit $\mu =$ Mittelwert und $\sigma =$ Standardabweichung.

Ebenfalls wurde der Einfluss der Länge der Datenhistorie untersucht. Unter der Voraussetzung eines ausgeprägten Sicherungsverhaltens, erreicht der Klassifikator ebenfalls eine 100%-Aussage bevor eine Unterscheidung durch kinematische Größen möglich ist.

5 Fazit

Die Auswertung einer Probandenstudie und weiteren Unfallstatistiken zeigt einen Zusammenhang zwischen der Kopfbewegung und der Querungsabsicht eines Fußgängers. In Abhängigkeit des Szenarios beginnt dieses charakteristische Verhalten bereits früher als die Veränderung kinematischer Größen, die momentan die einzige Grundlage aktueller Fußgängerschutzsysteme bilden. Um dieses Potenzial für ein Assistenzsystem nutzbar zu machen, wurde ein MoG-HMM-Klassifikator entwickelt, der die Kopfposenbewegung mit kinematischen Größen verknüpft und eine Aussage über die Querungsabsicht eines Fußgängers trifft. Zur Ermittlung der Kopfposition wurde ein Kamerasystem vorgeschlagen, das aufgrund der hohen Auflösung einen Kopf in mindestens 40 m Entfernung erkennt und dessen Kopfposition klassifiziert. Die Güte der Kopfpositionbestimmung beeinflusst dabei die Rate der Falschklassifikationen des MoG-HMM. Abhängig von der darauf aufbauenden Assistenzfunktion lassen sich hieraus die Anforderungen an das Bilderkennungs-system ableiten.

Literatur

- [1] N. Tiemann, *Ein Beitrag zur Situationsanalyse im vorausschauenden Fußgängerschutz*. Dissertation. Universität Duisburg-Essen, 2012.
- [2] C. Rodgers, D. Greenlee, R. Blomberg, *System and method for providing pedestrian alerts*. U.S. Patent Nr. 7,095,336, 2006.
- [3] K. Fuerstenberg, *Pedestrian protection using laserscanners*. Proceedings of the 8th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Vienna, Austria, September 13-16, 2005
- [4] O. Scherf, S. Zecha, *Verfahren zum Bestimmen eines wahrscheinlichen Bewegungsaufenthaltsbereichs eines Lebewesens*. Nr. 102007037610, 2009.
- [5] M. Meinecke, M. Roehder und N. Nguyen, *Motion model estimation for pedestrians in street-crossing scenarios*. Proceedings of the International Workshop on Intelligent Transportation, 2010.
- [6] G. de Nicolao, A. Ferrara und L. Giacomini, *Onboard sensor-based collision risk assessment to improve pedestrians' safety*. Vehicular Technology, IEEE Transactions, 56. Jg., Nr. 5, S. 2405-2413, 2007.
- [7] Advanced Forward-Looking Safety Systems (vFSS) - eVALUE http://www.evaluate-project.eu/pdf/evaluate-20101124-wp5-final_event_presentation_vfss.pdf
- [8] Destatis, *Verkehr Verkehrsunfälle Fachserie 8 Reihe 7 - September 2013*. Wiesbaden, Germany: Statistisches Bundesamt, 2013.
- [9] S. Schmidt und B. Faerber, *Pedestrian at the kerb- Recognising the action intentions of humans*. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 12, p.300-310, 2009 .
- [10] J.G. Schoon *Pedestrian observation-reaction times: concepts and pilot study*. 35th Annual Meeting of the Universities' Transport Study Group, Loughborough University, Loughborough, UK, 2003.
- [11] T. Schweizer, C. Thomas und P. Regli, *Verhalten am Fussgängerstreifen*. Zürich, Schweiz: Fussverkehr Schweiz, 2009.
- [12] C. G. Keller und C. Hermes und D. M. Gavrila *Will the Pedestrian Cross? Probabilistic Path Prediction Based on Learned Motion Features* Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011
- [13] F. Flohr und D. M. Gavrila *PedCut: an iterative framework for pedestrian segmentation combining shape models and multiple data cues* Environment Perception Department, Daimler R&D, Ulm, Germany