

ulm university universität
uulm

Fahrzeugumfelderfassung und Fußgängerschutz unter Nutzung mehrzeiliger Laserscanner

DISSERTATION

zur Erlangung des akademischen Grades eines

DOKTOR-INGENIEURS

(DR.-ING.)

der Fakultät für Ingenieurwissenschaften
und Informatik der Universität Ulm

von

KAY CHRISTIAN FÜRSTENBERG

aus Hamburg

Gutachter:	Prof. Dr.-Ing. Klaus C.J. Dietmayer
	Prof. Dr. Herbert Kabza
Amtierender Dekan:	Prof. Dr.-Ing. Michael Weber

Ulm, 19. Januar 2009

Danksagung

Mein Dank gilt Herrn Professor Dr.-Ing. Klaus Dietmayer für die Unterstützung meiner Arbeit. Insbesondere weiß ich die mir gewährte wissenschaftliche Freiheit zur Umsetzung meiner Ideen sehr zu schätzen.

Bei Herrn Professor Dr. Herbert Kabza möchte ich mich für die Übernahme des Koreferats und für das Feedback bedanken.

In besonderer Erinnerung bleibt mir die gemeinsame Zeit in Ulm mit Nico Kämpchen, dem ich große Anerkennung zolle für seine wertvollen Ratschläge, die unzähligen Diskussionen und seine Unbeirrbarkeit. Uns verbindet noch immer eine herzliche Freundschaft.

Mein besonderer Dank gilt den Mitarbeitern der Firma Ibeo Automobile Sensor GmbH, die mich während der Kooperationsprojekte umfassend unterstützten. Insbesondere danke ich Dr. Ulrich Lages, dessen Initiative mich erst nach Ulm brachte, für die Anregungen und die außerordentliche Unterstützung vor, während und nach der Promotion.

Ich danke den Kollegen aus der ARGOS-Gruppe für die zahlreichen Diskussionen und den Studenten, die meine Arbeit wertvoll unterstützt haben.

Bei den Kolleginnen und Kollegen des Instituts und der Fakultät möchte ich mich für die herzliche Aufnahme in Ulm bedanken. Der Ortswechsel nach Ulm bleibt dadurch für mich immer in sehr angenehmer Erinnerung. Herzlich bedanke ich mich bei den Institutsmitarbeitern Martin Nieß, Franz Degenhard, Oliver Betz, Thomas Löffler, Claudia Fricke und Uwe Kerner, die mich bei der Durchführung von Experimenten – aber auch weit darüber hinaus – umfassend unterstützen.

Schließlich gilt mein herzlicher Dank meiner Frau Katja, meinen Eltern und meiner Schwester, die mich immer unterstützten und mich neugierig und mit Geduld auch in diesem Lebensabschnitt begleiteten.

1 EINLEITUNG 1

2 STAND DER TECHNIK 5

2.1 FAHRZEUGUMFELDERFASSUNG 5
2.2 FUßGÄNGERSCHUTZ 9
2.2.1 Einzelsensoren 9
2.2.2 Sensorfusion 15
2.3 FAZIT – EINORDNUNG DER ARBEIT 18

3 ANFORDERUNGEN UND ARCHITEKTUR DES GESAMTSYSTEMS 19

3.1 APPLIKATIONEN 19
3.2 ANFORDERUNGEN 21
3.3 ARCHITEKTUR 23

4 SENSOR – LASERSCANNER 25

4.1 FUNKTIONSPRINZIP 25
4.2 TRANSFORMATION „ROTIERENDER“ POLARKOORDINATEN IN KARTESISCHE KOORDINATEN 26
4.3 STREUUNG UND REFLEKTION AN OBERFLÄCHEN 28
4.4 ECHOPULSBREITEN 29
4.5 MESSGENAUIGKEIT 31
4.5.1 Entfernungsgenauigkeit 31
4.5.2 Winkelgenauigkeit 34
4.5.3 Geschwindigkeitsgenauigkeit 35
4.6 ZUSAMMENFASSUNG 37

5 SEGMENTIERUNG 39

5.1 ABSTANDSKRITERIUM 39
5.2 ZWEISTUFIGE SEGMENTIERUNG 42
5.3 ZUSAMMENFASSUNG 43

6 EIGENBEWEGUNGSSCHÄTZUNG 45

6.1 INERTIAL-SENSORIK 45
6.2 LANDMARKENGESTÜTZTE EIGENBEWEGUNGSSCHÄTZUNG 46
6.3 ZUSAMMENFASSUNG 50

7 TRACKING 51

7.1 METHODIK 51
7.2 KALMAN FILTER 52
7.2.1 Kalman-Filter-Zyklus 53
7.2.2 Kalman-Filter-Zyklus für Mehrzielverfolgung 55
7.3 ANWENDUNG DES DISKRETEN KALMAN-FILTER ALGORITHMUS 56
7.3.1 Modellierung des Systems 57
7.3.2 Klassenspezifische Kovarianzmatrizen 58
7.4 OBJEKT-REFERENZPUNKT 64
7.4.1 Schwerpunktmethode 64
7.4.2 Zwei-Linien-Verfahren 66
7.4.3 Ermittlung der Geschwindigkeit 71
7.4.4 Kompensation der Längenänderung 73
7.5 ERGEBNISSE 75
7.6 ZUSAMMENFASSUNG 77

8 KLASSIFIKATION ... 79
8.1 METHODIK ... 80
8.2 KLASSIFIKATION AUF BASIS UNSCHARFER MENGEN ... 80
8.2.1 Basis-Klassifikator ... 82
8.2.2 Ermittlung der Güten ... 83
8.2.3 Ermittlung der Klasse ... 87
8.3 ERGEBNISSE DER KLASSIFIKATION VON PKW UND LKW ... 88
8.4 ALGORITHMEN ZUR FUßGÄNGERERKENNUNG MIT LASERSCANNERN ... 90
8.4.1 Methodik ... 90
8.4.2 Tracking von Fußgängern ... 91
8.4.3 Beinpendelanalyse ... 92
8.5 ERGEBNISSE DER FUßGÄNGERERKENNUNG MIT LASERSCANNERN ... 98
8.5.1 Auswahl der Testszenarien ... 98
8.5.2 Ergebnisse ... 100
8.6 ZUSAMMENFASSUNG ... 104

9 FUßGÄNGERSCHUTZ ... 105
9.1 METHODIK ... 105
9.2 DER FAHRZEUG-FUßGÄNGER-UNFALL ... 105
9.3 UNFALLSTATISTIK ... 106
9.3.1 Detaillierte Unfallanalyse ... 107
9.3.2 Relevante Szenarien ... 109
9.4 REVERSIBLE UND IRREVERSIBLE AKTORIK ZUM FUßGÄNGERSCHUTZ ... 111
9.4.1 Aktive Motorhaube ... 112
9.4.2 Airbag ... 113
9.4.3 Aktiver Stoßfänger ... 113
9.4.4 Notbremsung ... 115
9.4.5 Fazit der Maßnahmen zum Fußgängerschutz ... 115
9.5 STRATEGIEN ZUM FUßGÄNGERSCHUTZ ... 117
9.5.1 Fußgängerschutz durch Unfallvermeidung ... 117
9.5.2 Fußgängerschutz durch Unfallfolgenminderung ... 119
9.6 ZUSAMMENFASSUNG ... 123

10 APPLIKATIONSSPEZIFISCHE BEWERTUNG DER ERGEBNISSE ... 125
10.1 BEWERTUNG GESAMTSYSTEM ... 125
10.2 BEWERTUNG FUßGÄNGERSCHUTZ ... 126
10.2.1 Bewertung Fußgängerschutz in RONE ... 126
10.2.2 Bewertung Fußgängerschutz in ROW ... 130

11 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK ... 133

12 LITERATUR ... 135

13 GLOSSAR ... 145
13.1 ABKÜRZUNGEN ... 145
13.2 FORMELZEICHEN ... 146

14 ANHANG ... 151
14.1 INITIALISIERUNG DES ZUSTANDSVEKTORS ... 151
14.2 UNFALLSTATISTIKEN ... 153
14.3 SEGMENTIERUNGSPARAMETER ... 157
14.4 BEGRIFFSDEFINITIONEN ... 158

1 EINLEITUNG

Der Mensch, als Führer von Fahrzeugen, ist lernfähig und in der Lage Fehler zu korrigieren. Jedoch führen Schwächen bei der durchgehenden Konzentration, der Extrapolation oder schnellen Reaktionen unter Stress bisweilen zu folgenschweren Unfällen.

Weltweit starben im Jahr 2002 mehr als 1,2 Millionen Menschen in Verkehrsunfällen. Das sind 2,1 % aller Gestorbenen in der Welt und damit an elfter Stelle der häufigsten Todesursachen [UN 2004]. Allein in Europa und den USA starben jeweils 40.000 Menschen [NHTSA 2004] und Japan beklagt mehr als 8.000 Opfer [Koizumi 2003] im Straßenverkehr. Ein stagnierender Rückgang von Unfällen innerhalb der Grenzen der EU und eine weiterhin hohe Anzahl an Verletzten und Toten, bei nur noch geringem Verbesserungspotential in der passiven Sicherheit von Fahrzeugen, erzeugen starken Bedarf nach „intelligenten“ Sicherheitssystemen. Die Europäische Kommission hat deswegen in der e-Safety-Initiative die Halbierung der Unfallzahlen bis 2010 propagiert [EU 2002].

Um den Ansprüchen an effiziente, sichere und nutzergerechte Verkehrssysteme Rechnung zu tragen, werden in bereits beträchtlichem Maße elektronische Systeme in Fahrzeugen eingesetzt, die den Fahrer unterstützen, Teilfunktionen autonom steuern oder in Notfällen auch eigenständig eingreifen. Systeme dieser Art haben sich in den letzten Jahren unter dem Begriff Fahrerassistenzsysteme (FAS) in sogenannten intelligenten Fahrzeugen etabliert.

Intelligente Fahrzeuge bieten dem Fahrer Assistenz in verschiedenen Ebenen der Fahrzeugführung: In der strategischen Ebene unterstützen intelligente Fahrzeuge den Fahrer bei der Routenplanung und Navigation. Autonome Systeme, wie ESP oder ABS, basieren auf Inertial-Sensorik und stabilisieren das Fahrzeug. Vorausschauende Systeme erfassen mit Hilfe von Sensoren das Fahrzeugumfeld und interpretieren dieses, um den Fahrer bei der taktischen Fahrzeugführung zu unterstützen oder diesen ggf. zu übersteuern.

FAS der strategischen und stabilisierenden Ebenen wurden schon erfolgreich in aktuellen Fahrzeuggenerationen eingeführt und erfreuen sich wachsender Nachfrage und Akzeptanz. Wohingegen taktische FAS bisher vorwiegend auf Applikationen zum Komfort, wie adaptive Abstandsregelung (ACC, Adaptive Cruise Control), oder einfache Sicherheitsapplikationen, wie Fahrspurverlassenswarnung (LDW, Lane Departure Warning), – meistens in Fahrzeugen der Luxusklasse – begrenzt blieben. In den letzten Jahren werden FAS vor allem auch in Japan auf den Markt gebracht, die vornehmlich auf Multi-Sensor-Umfelderfassung mit großer Rechenleistung basieren [Gayko 2004].

Die taktischen FAS interpretieren – dank vorausschauend operierender Systeme – die Fahrsituation und schätzen das Unfallrisiko. Im Falle einer als kritisch erkannten Situation unterstützen Systeme zur Unfallvermeidung den Fahrer durch eine Warnung (LDW oder Fußgängerwarnung) oder mittels „sanfter“ Unterstützung (LKA, Lane Keeping Assistant). Wird aber ein unvermeidbarer Unfall vorhergesehen, übernehmen Systeme zur Unfallfolgenminderung die Kontrolle über die

Fahrzeugführung (ANB, Automatische Notbremsung), leiten Maßnahmen zum optimierten Insassenschutz (PreCrash) oder zum Schutz anderer Verkehrsteilnehmer (Fußgängerschutz) ein.

Automatische Systeme, die den Fahrer übersteuern, müssen absolut zuverlässig sein, allein schon um der Produkthaftung zu entgehen. Für Warnungen, die den Fahrer einbinden, ist eine geringe Fehlerrate tolerierbar.

FAS bieten enormes Potential, einen signifikanten Beitrag zur Verringerung der Unfälle zu leisten und insbesondere auch die Anzahl der Schwerverletzten und Getöteten bedeutsam zu reduzieren [ADASE 2004b].

Im Vergleich zu allen anderen Verkehrsteilnehmern nimmt der Fußgänger eine besondere Stellung im Straßenverkehr ein. Er ist langsam, besitzt relativ wenig Masse und kann kinetische Energie nicht in Verformungsenergie umwandeln. Diese Unterlegenheit gegenüber motorisierten Fahrzeugen macht ihn zum schwächsten Partner im Straßenverkehr. Das ständig wachsende Verkehrsaufkommen zwingt den Fußgänger in die Defensive. Insbesondere in Großstädten verliert er immer mehr den Status eines gleichberechtigten Partners.

Während für die Fahrzeuginsassen das Risiko eines Unfalls mit Personenschaden im Laufe der letzten Jahrzehnte drastisch zurückgegangen ist, wurde das individuelle Unfallrisiko des Fußgängers bislang nicht entscheidend verringert. Angesichts des erreichten Sicherheitsstandards für die Fahrzeuginsassen und der vergleichsweise schlechten Bilanz der Fußgängerunfälle im Straßenverkehr ist der Fahrzeug-Fußgänger-Unfall zunehmend im Fokus auch der EU-Legislative. Im Frühjahr 2003 wurde von der Europäischen Kommission eine Richtlinie zum Fußgängerschutz verabschiedet, die fahrzeugseitige Grenzwerte der Verletzungsschwere für verschiedene Körperregionen von Fußgängern bei Unfällen mit Fahrzeugen festlegt [EU 2003]. Die gesetzlichen Vorgaben erklären den Handlungsdruck und damit das besondere Interesse der Automobilindustrie an wirksamen Maßnahmen zum Fußgängerschutz.

Problemstellung

Die Realisierung eines umfassenden fahrzeugbasierten Sicherheitskonzepts zur signifikanten Senkung der Unfallzahlen im Straßenverkehr bedarf einer Vielzahl an Fahrerassistenzsystemen. Viele Applikationen sind oftmals serienreif und schon in einigen Fahrzeugen, meistens in der Oberklasse, zu erwerben. Jedoch bleibt die Marktdurchdringung weit hinter den Prognosen zurück. Gegenwärtig beruht jede einzelne Applikation auf einem spezifischen Sensor oder Sensorcluster, wodurch diverse verschiedenartige Sensoren mit jeweils individueller Objekterkennung benötigt werden. Daraus entsteht unweigerlich eine hohe (schwer beherrschbare) Komplexität und erhebliche Kosten für die Gesamtheit der Einzelkomponenten [di Giusto 2006].

Diese Schwierigkeit kann mittels eines universellen Fahrzeugumfeldmodells, das allen Applikationen als allgemeine Datenbasis dient, gelöst werden. Die Repräsentation des Fahrzeugumfelds sollte modular, robust und interoperabel sein. Gleichzeitig sollte die Komplexität mittels eines allgemeinen Tracking- und

Klassifikations-Prozesses, der auf wenige, möglichst einen, Sensor beruht, gering gehalten werden. Ein solcher Sensor oder Sensorcluster sollte insbesondere eine hohe Reichweite mit hinreichender Genauigkeit und einen weiten horizontalen Sichtbereich mit ausreichender Winkelauflösung miteinander vereinen. Ein Einzelsensor wäre aufgrund des besseren Handlings, dem Vermeiden von Mehrdeutigkeiten beim Objekttracking und den im Allgemeinen geringeren Kosten zu bevorzugen.

Die Anforderungen an ein allgemeines Tracking und Klassifikation sind hoch, da diese Algorithmen die speziellen Anforderungen der verschiedenen Applikationen erfüllen müssen. Dazu gehören eine sehr genaue Positionsschätzung, eine besonders gute Geschwindigkeitsschätzung und eine zuverlässige Klassifikation von Verkehrsteilnehmern. Für die Verwirklichung im Serienprodukt ist die Echtzeitfähigkeit des Gesamtsystems ein bedeutsames Kriterium.

Der Fußgängerschutz ist eine komplexe Thematik mit zahlreichen verschiedenartigen Aspekten. Die Realisierung eines zuverlässigen Systems zum Fußgängerschutz ist eine besondere Herausforderung, die in der aktuellen Forschung noch nicht hinreichend gelöst wurde.

Zielsetzung

Laserscanner haben ein großes Potential als Sensor zur Umgebungserfassung, da die Daten die wichtigen Informationen enthalten. Mit einer hohen Reichweite, guter Entfernungsgenauigkeit, einem großen Sichtbereich und ausreichender Winkelauflösung ist der Laserscanner gut geeignet, ein universelles Fahrzeugumfeldmodell mit Daten zu unterlegen [Fuerstenberg 2006c].

Ziel dieser Arbeit ist es, echtzeitfähige allgemeine Tracking- und Klassifikations-Algorithmen als Basis eines dynamischen Fahrzeugumfeldmodells für diverse Fahrerassistenzsysteme auf Basis von Laserscannerdaten zu entwickeln.

Das Tracking soll alle relevanten Verkehrsteilnehmer ausreichend früh detektieren und mit hoher Genauigkeit über die Verweildauer im Sichtbereich des Laserscanners zeitlich verfolgen, sowie deren Position ermitteln. Die Klassifikation soll die unterschiedlichen Verkehrsteilnehmer kategorisieren und in Klassen, wie Fußgänger, Radfahrer, PKW oder LKW unterscheiden.

Der Schutz von Fußgängern im Straßenverkehr soll zukünftig deutlich verbessert werden. In dieser Arbeit wird dargestellt, dass eine signifikante Verbesserung des Fußgängerschutzes auf Basis von Laserscannern möglich ist. Ein Schwerpunkt dieser Arbeit ist damit die Entwicklung einer zuverlässigen Fußgängererkennung, die den aus der Literatur bekannten oft auf Video-Systemen basierenden Ansätzen bzgl. Komplexität und Leistungsfähigkeit überlegen sein soll.

Am Beispiel der Prototypenrealisierung zum aktiven Fußgängerschutz mit Laserscannern, die insbesondere eine robuste und zuverlässige Klassifikation von Fußgängern benötigt, soll die Funktion illustriert werden.

Gliederung

Nach der Einleitung im ersten Kapitel folgt ein Überblick über die in der Literatur beschriebenen Arbeiten, sowohl zur Fahrzeugumfelderfassung, als auch zum Fußgängerschutz (Kapitel 1). Der Stand der Technik endet mit einem Fazit zur Einordnung der hier vorgelegten Arbeit.

Es folgt eine Analyse verschiedenartiger Fahrerassistenz-Applikationen, um die vielfältigen Anforderungen an ein allgemeines Tracking und eine Klassifikation frühzeitig zu ermitteln und die Architektur festzulegen (Kapitel 1).

Die Gliederung der folgenden Kapitel ist an die zeitliche Abfolge der Datenverarbeitung angelehnt (Abbildung 1). Zunächst wird der Laserscanner näher beschrieben (Kapitel 1).

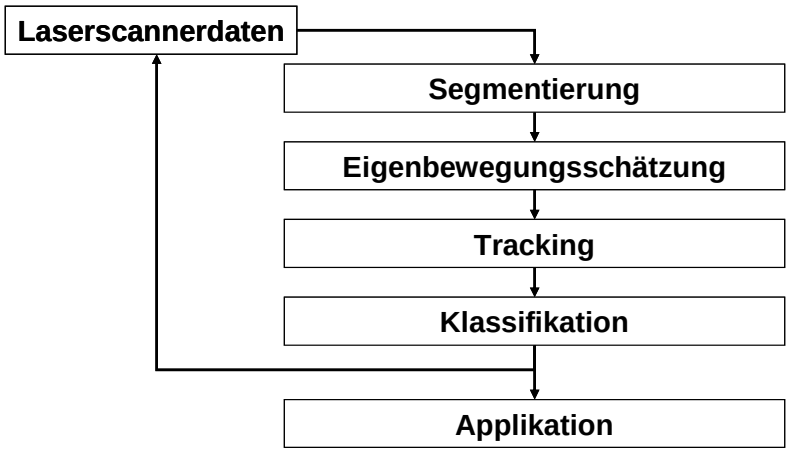


Abbildung 1: Übersicht der Datenverarbeitung.

Die Daten des Laserscanners werden segmentiert (Kapitel 1) und daraufhin die Eigenbewegung des Fahrzeugs in der Ebene bestimmt (Kapitel 1). Darauf folgt das Tracking (Kapitel 7) der Objekte und die Klassifikation (Kapitel 0). Die zeitlich verfolgten und klassifizierten Objekte bilden die Grundlage des Fahrzeugumfeldmodells und dienen als Basis für diverse Applikationen.

In Kapitel 9 wird die Entwicklung der Applikation Fußgängerschutz diskutiert. Es erfolgt zunächst eine detaillierte Unfallanalyse und die Ermittlung der benötigten Informationen. Daraufhin werden Strategien zur Unfallvermeidung und zur Unfallfolgenminderung analysiert und ein neuartiger unfallfolgenmindernder Ansatz vorgestellt.

Abschließend werden das Tracking und die Klassifikation auf Basis der in Kapitel 1 ermittelten Anforderungen bewertet (Kapitel 1). Außerdem erfolgt eine detaillierte Bewertung der Prototypenimplementation zum Fußgängerschutz.

2 STAND DER TECHNIK

Fußgängerschutz ist derzeit in der nationalen und europäischen Forschung und Entwicklung eines der meist diskutierten Themen zur Fahrzeugsicherheit.

Die Europäische Kommission reichte 1996 – basierend auf den von der 1987 gegründeten Arbeitsgruppe „Pedestrian Safety“ (EEVC-WG 10) des European Enhanced Vehicle-safety Committee (EEVC) verfassten Abschlußberichts – eine Gesetzesvorlage (III/5021/96 EN) zum fahrzeugseitigen Fußgängerschutz ein. Der Entwurf wurde von der Arbeitsgruppe „Pedestrian“ (EEVC-WG 17) überarbeitet, die 1998 ihren Abschlußbericht vorlegte.

Dies führte zu einer freiwilligen Selbstverpflichtung der in der ACEA (Association des Constructeurs Européens d’Automobiles) organisierten europäischen Automobilhersteller. Die ACEA entwickelte ein eigenes, an die EEVC-WG 17 Ergebnisse angelehntes, Prüfverfahren das 2003 von der Europäischen Kommission als Richtlinie für PKW und leichte Nutzfahrzeuge bis 2,5 t überführt wurde. Die Selbstverpflichtung des ACEA sieht eine zweiphasige Einführung von fahrzeugseitigen Maßnahmen zum Fußgängerschutz vor. In der ersten Phase ab Juli 2005 werden höhere maximale Belastungsniveaus als in der EEVC-WG 17 geduldet. Ab 2010, in der zweiten Phase, müssen die strengen Anforderungen des EEVC-WG 17 Gesetzesentwurfes für alle neuen Fahrzeugtypen erreicht werden.

Diese Vorgaben erklären den großen Handlungsdruck auf Seiten der Automobilindustrie und das daraus resultierende Interesse an wirksamen Maßnahmen zum Fußgängerschutz. Eine Reihe von Forschungsprojekten war und ist derzeit auf der Suche nach zuverlässigen Sensoren und robusten Algorithmen zur Fußgängererkennung.

Die Entwicklung eines allgemeinen Fahrzeugumfeldmodells ist das Ziel vieler namhafter Forschungsinitiativen. Beispielhaft wird im folgenden Abschnitt das EU-Projekt PReVENT diskutiert, da dieses alle wesentlichen Ansätze zur Fahrzeugumfeldmodellierung vereint.

2.1 Fahrzeugumfelderfassung

Die von der EU geförderten Projekte setzen oftmals Trends, die sich in der späteren Serienproduktion von Fahrzeugen wiederfinden. PReVENT war das größte von der EU geförderte Projekt zur Sicherheit im Straßenverkehr und damit im besonderen Fokus. Als integriertes Projekt (IP) vereinte es eine Vielzahl von Teilprojekten mit unterschiedlichen Applikationen und verschiedenen Ansätzen zur Fahrzeugumfelderfassung.

Fahrzeugumfelderfassung in PReVENT

Die Vision von PReVENT[1] (präventive und aktive Sicherheitssysteme) ist die Schaffung einer Sicherheitszone rund um das Fahrzeug auf Basis einer Reihe von komplementären häufig fahrzeugautonomen Fahrerassistenzsystemen. Die Realisierung einer solchen Sicherheitszone soll zukünftig signifikant zu einem sicheren Straßenverkehr beitragen [Schulze 2006].

Die Fahrerassistenzsysteme in PReVENT gliedern sich in Systeme, die:

- Informieren – vorausschauendes Fahren
- Unterstützen – Warn- und Assistenzsysteme
- Eingreifen – PreCrash und reversible Schutzsysteme

Auf Basis von Unfallanalysen wurden gefährliche Szenarien und häufige Unfalltypen identifiziert. Darauf bauend wurden die verschiedenartigen Fahrerassistenzsysteme in vier funktionale Gruppen aufgeteilt (Abbildung 2).

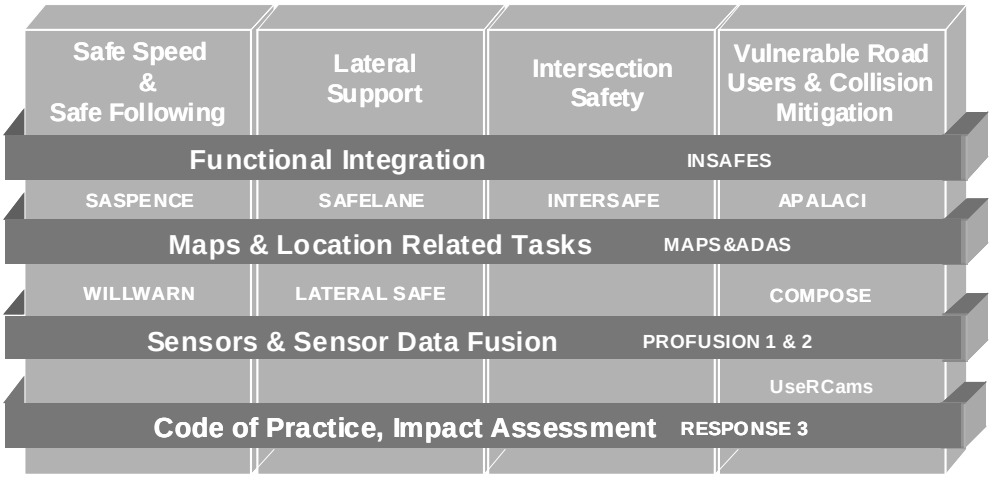


Abbildung 2: Fahrerassistenz-Gruppen und die zugeordneten Teilprojekte in PReVENT [Maekinen 2005].

Die Fahrerassistenzsysteme und die zugeordneten vertikalen Teilprojekte gliedern sich in Systeme zur

- sicheren Geschwindigkeit und sicherem Folgen (Safe Speed and Safe Following): Das Teilprojekt SASPENCE realisierte Systeme zur sicheren Geschwindigkeit und zum sicheren Abstand [Saroldi 2004]. WILLWARN entwickelte Systeme zur Gefahrendetektion und Fahrerwarnung auf Basis von Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation [Noecker 2007]

[1] engl. Preventive and Active Safety Applications

- Querführung und Fahrerüberwachung (Lateral Support and Driver Monitoring): SAFELANE entwickelte Systeme zur Spurhaltung [Beutner 2005]. LATERALSAFE realisierte Systeme, um gefährliche laterale Situationen zu beherrschen [Amditis 2005]

- Kreuzungs-Sicherheit (Intersection Safety): INTERSAFE entwickelte und simulierte Systeme zur Fahrerassistenz an Kreuzungen [Fuerstenberg 2005c]

- Sicherheit von Fußgängern und Radfahrern und Kollisionsfolgenminderung (Vulnerable Road Users and Collision Mitigation): APALACI realsierte fortschrittliche PreCrash und Kollisionsvermeidungssysteme [Miglietta 2005]. COMPOSE entwickelte Systeme zur Unfallfolgenminderung und zum Schutz von Verkehrsteilnehmern [Walchshaeusl 2006]. UseRCams entwickelte eine Entfernungskamera zur Unfallfolgenminderung und zum Schutz von Verkehrsteilnehmern [Mengel 2004]

Zusätzlich zu den vertikalen Teilprojekten unterstützten vier horizontale Teilprojekte die Integration der Systeme aus den Fahrerassistenz-Gruppen: RESPONSE 3 beschäftigte sich mit den juristischen Aspekten von Fahrerassistenzsystemen [Schwarz 2005a]. MAPS&ADAS entwickelte einen abgestimmten Standard für eine Schnittstelle zwischen Fahrerassistenzsystemen und digitalen Karten [Blervaque 2005]. PROFUSION erforschte und entwickelte fortschrittliche Fusionsalgorithmen [Park 2005]. INSAFES zielte auf ein System, das die zahlreichen Einzelapplikationen aus den vertikalen Teilprojekten zu einer integrierten Plattform zusammenfasste [Sjögren 2005]

In PReVENT wurden verschiedene Technologien zur Erfassung des Fahrzeugumfelds eingesetzt [Maekinen 2005].

Es werden komplementäre und redundante Sensoren eingesetzt. Darunter Kameras, die die Umgebung im sichtbaren oder im infraroten Spektrum erfassen, Radarsysteme für den Nah- und Fernbereich, Laserscanner mit weitem hochaufgelösten Sichtbereich und Inertial-Sensorik zur Messung von Gierrate, Beschleunigung, Lenkradwinkel und der Raddrehzahlen. Weiterhin werden digitale Karten und globale oder relative Positionierungstechnologien genutzt, um die Eigenposition zu bestimmen und die mittels Sensoren erfaßten Daten mit größerer Sicherheit und zutreffender zu interpretieren. Zusätzlich werden Informationen über drahtlose Kommunikation zwischen Fahrzeugen [Noecker 2007] oder zwischen Fahrzeugen und Infrastruktur [Roessler 2006] versendet. Diese Informationen komplettieren die Erfassung des Fahrzeugumfelds durch die Möglichkeit, auch weiter entfernt detektierte Ereignisse zu übertragen (elektronischer Horizont) oder auch Informationen über den Straßenzustand auszutauschen.

Insbesondere PROFUSION2 hat mit mehr als 25 Personenjahren Aufwand das Ziel, ein allgemeines Fahrzeugumfeldmodell zu entwickeln [Tatschke 2006]. PROFUSION zielt auf eine erweiterte Umgebungsrepräsentation aus gemeinsamen Modellen und Strukturen für Sensordaten, Objekte, Situationen und Algorithmen. Die komplementären aber auch redundanten Informationen der zahlreichen Sensorsysteme aus vertikalen Teilprojekten sollen mit Fusionsansätzen, wie „Early Fusion“, „Multi-Level Fusion“, „Grid-based Fusion“ oder „Track-based Fusion“

verarbeitet werden. Zudem soll die Leistungsfähigkeit dieser Ansätze in Bezug auf Verfügbarkeit, Zuverlässigkeit und Genauigkeit bewertet werden.

Der „Early Fusion“ Ansatz basiert auf gering vorverarbeiteten Daten verschiedener Sensoren, die frühzeitig zusammengefasst gemeinsam verarbeitet werden. Die Sensoren (wie Video, Laserscanner oder Radar) liefern Rohdaten, aus denen Merkmale mit unterschiedlichem Abstraktionsgrad berechnet werden. Diese Merkmale werden mit Hilfe von Objektmodellen zusammengefügt und darauf basierend Objekte detektiert, verfolgt und klassifiziert. Die vereinfachende modellbasierte Beschreibung beruht auf Annahmen, die aus dem Fahrzeugumfeld abgeleitet werden. Die initiale Zuordnung von Merkmalen generiert Objekthypothesen auf Basis von Modellen (z.B. für Straße, PKW, LKW oder Fußgänger), insbesondere durch Auswertung der Form. Über die Zeit werden die Hypothesen durch Integration neuer Merkmale bestätigt oder aufgrund signifikanter widersprechender Merkmale verworfen. Für die Zustandsschätzung und die Prädiktion wird ein extended Kalman-Filter verwendet.

Die Nutzung von unterschiedlich vorverarbeiteten Daten verfolgt der „Multi-Level Fusion“ Ansatz. Sensorabhängig werden Informationen mit unterschiedlichem Abstraktionsgrad mit Hilfe von Objektmodellen auf verschiedenen Ebenen fusioniert. Zusätzliche Rückkopplungsschleifen können das Objektmodell verfeinern und damit die Zuordnung von Merkmalen verbessern.

Grundidee der „Grid-based Fusion“ ist die Vereinigung von Informationen auf Basis eines „Occupany Grid“, wobei jede Zelle die Wahrscheinlichkeit beinhaltet, dass der korrespondierende Bereich in der Realität besetzt ist. Die Sensordaten können in unterschiedlichen Abstraktionsebenen fusioniert werden. Die Fusion in der Merkmalsebene erfordert ein präzises Sensormodell, um die Merkmale interpretieren zu können. Dahingegen benötigt die Fusion in der Objektebene eine geometrische Beschreibung. Auch nicht beobachtbare Bereiche können im Grid mit einer entsprechenden Wahrscheinlichkeit belegt werden.

Die „Track-based Fusion“ ist der bisher bekannteste Fusionsansatz. Die Daten eines Sensors werden bis zur Objektebene verarbeitet und dort mit den Objekt-Tracks anderer Sensoren fusioniert. Zunächst erfolgt eine Assoziation der Objekt-Tracks zur Reduzierung des Rechenaufwandes, wobei hier einige Sensorparameter wie Sichtbereich, maximale Reichweite, Genauigkeit oder Auflösung benötigt werden. Insbesondere die Kenntnis eines Gütemaßes für jeden Track, beispielsweise die Fehlerkovarianzmatrix bei Nutzung von Kalman-Filtern, ist entscheidend für die Qualität der Fusion. Die Objektmodelle beinhalten sowohl statische als auch dynamische Modellparameter.

Sowohl „Early Fusion“ als auch „Multi-Level Fusion“ und „Grid-based Fusion“ sind oft komplex, sensorabhängig und benötigen eine hohe Rechenleistung. Die „Track-based Fusion“ ist von vergleichbar geringer Komplexität und im Grundsatz sensorunabhängig und damit interoperabel. Die Qualität des Fusionsergebnisses ist jedoch oftmals nicht zufriedenstellend, da die Informationsdichte in der Objektebene verglichen mit den Rohdaten, stark reduziert ist. Die in den Rohdaten noch vorhandenen Informationen werden partiell nicht in den Objekt-Track integriert, da diese in der Wahrnehmung nur eines Sensors nicht verwendbar erscheinen.

2.2 Fußgängerschutz

Die wesentliche Herausforderung beim Fußgängerschutz ist die zuverlässige und robuste Erkennung des Fußgängers. Dies umfasst die Detektion, das Tracking und die Klassifikation von Fußgängern. Hierzu finden sich zahlreiche Arbeiten in der Literatur.

Es werden zunächst die einzelnen Sensortechnologien vorgestellt und ihr Potential zur Fußgängererkennung diskutiert. Beispielsweise wurden in [Bu 2005] zahlreiche Technologien und in [Lombardi 2003] diverse Ansätze zur Video-Bildverarbeitung recherchiert.

2.2.1 Einzelsensoren

Die folgenden Abschnitte diskutieren verschiedene Sensortechnologien und ihre Verwendung zur Fußgängererkennung.

Ultraschall

Ultraschallsensoren senden Schallwellen aus, die von einem vorbeigehenden Fußgänger oder anderen Gegenständen gestreut werden, wobei ein Teil zurück in den Empfänger gelangt. Auf Basis des reflektierten Signals können Entfernung oder Geschwindigkeit des Objekts geschätzt werden. Pulsbasierte Ultraschallsensoren senden ein gepulstes Signal und ermitteln die Entfernung über die Laufzeit des rückgestreuten Signals. Dopplerbasierte Ultraschallsensoren senden ein kontinuierliches Schallsignal einer festen Frequenz und detektieren mittels Dopplereffekt einen bewegten Gegenstand und seine Geschwindigkeit. Reichweiten bis 10 m sind möglich, jedoch ist dies stark abhängig von den Reflektionseigenschaften des Gegenstands wie der Bekleidung des Fußgängers [Beckwith 1998], [Noyce 2002]. Zusätzlich sind Ultraschallsensoren stark witterungsabhängig. So beeinflussen Änderungen von Temperatur, Druck, Luftfeuchtigkeit und Wind die Ergebnisse.

Mikrowellenradar

Drei Grundarten von Radarsensoren lassen sich nach ihrer Wellenform unterscheiden. Das Doppler-Radar sendet eine kontinuierliche elektromagnetische Welle fester Frequenz. Aufgrund des Doppler-Effekts lässt sich die Geschwindigkeit von bewegten Objekten ermitteln. FMCW[2]-Radar sendet ein frequenz- oder phasenmoduliertes Signal, wodurch sich auch Entfernungen ermitteln lassen [Knoll 2004]. Ein UWB[3]-Radar sendet extrem kurze (typisch 10^{-11} - 10^{-9} s) und damit sehr breitbandige Signale. Dadurch werden Entfernungsauflösungen im cm-Bereich möglich.

[2] engl. Frequency modulated continuous wave, FMCW

[3] engl. Ultra wideband, UWB

Aktuelle Entwicklungen vereinen ein klassisches Doppler-Radar zur Geschwindigkeitsbestimmung eines bewegten Gegenstands mit einem UWB-Radar zur Positionsbestimmung im dm-Bereich [Knoll 2004]. Radar-Netzwerke können für verschiedenartige Anwendungen optimiert werden [Tons 2004].

Eine Analyse des Leistungsdichtespektrums ermöglicht grundsätzlich eine Klassifikation von Fußgängern. Die Klassifikation von Fußgängern mit Radarsensoren wird als wenig zuverlässig beschrieben [Linzmeier 2006]. Radarsensoren sind weitgehend witterungsunabhängig und können beispielsweise hinter einem Kunststoff-Stoßfänger integriert werden.

In [Ritter 2006] wird ein Radar-System beschrieben, das mittels Geschwindigkeitsanalyse radial bewegte Fußgänger klassifiziert (Abbildung 3). Die Beine eines Fußgängers weisen während einer Periode (zwei Schritte, je einer mit dem linken bzw. rechten Bein voran) ein typisches Geschwindigkeitsprofil auf. Ein einzelnes Bein hat eine Standphase ($\mathbf{v}_{leg} \approx 0$) und eine Bewegungsphase während der das Bein mit bis zu doppelter Fußgänger-Geschwindigkeit bewegt wird.

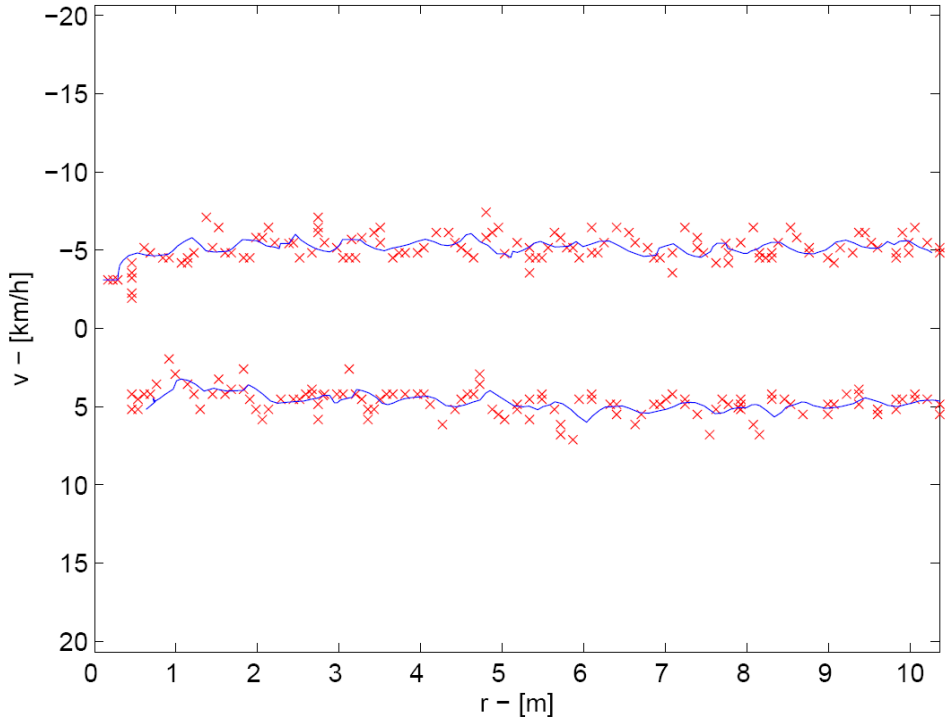


Abbildung 3: Geschwindigkeitsverlauf eines radial hin ($\mathbf{v}_{ped} > 0$) und zurück ($\mathbf{v}_{ped} < 0$) gehenden Fußgängers (rot: Einzelmessungen, blau: gefiltertes Signal) [Ritter 2006].

Ist dieses Radar-System an einem Fahrzeug montiert, das sich gemeinhin entlang der Straße bewegt, werden vorzugsweise longitudinal bewegte Fußgänger klassifiziert. Die Masse der Fahrzeug-Fußgänger-Unfälle ereignen sich mit querenden Fußgängern (80%, [Fröming 2006]), die sich auf einer vorwiegend tangentialen Bewegungsrichtung relativ zum Radar befinden. Damit werden Fußgänger in den wesentlichen Situationen nicht klassifiziert.

Video

Bei der Erkennung von Fußgängern mittels Video-Sensorik wird die Strukturinformation eines mit hoher Auflösung aufgenommenen Bildes ausgewertet. Das menschliche Auge ist ein gutes Beispiel für ein solches System und seine Leistungsfähigkeit. Entscheidend dabei ist die effektive Verarbeitung und Auswertung der Daten. Standardmethoden, wie der optische Fluss, basieren auf eine räumliche Isolierung von Vorder- und Hintergrund. Bei bewegter Kamera ist dieses nur beschränkt möglich [Gavrila 2004].

Auch wenn die Informationsfülle in Videosequenzen enorm ist, können diese Informationen nicht direkt genutzt werden. Es bedarf oftmals einer weitgehenden Interpretation, um die gewünschten Informationen über Fußgänger zu extrahieren.

- Fußgängererkennung im Automobil findet in unstrukturierter unbekannter Umgebung statt. Unterschiedliche Beleuchtung, wie Sonnenaufgang oder -untergang, Schattenwurf oder verschiedene Witterungsbedingungen sind enorme Herausforderungen.

- Fußgänger bewegen sich meistens in städtischer Umgebung. Diese ist durch verschiedene Texturen von Häusern, Fahrzeugen, Pfosten und Bäumen besonders unstrukturiert.

- Das Aussehen von Fußgängern unterscheidet sich außerordentlich. Abgesehen von unterschiedlichen Größen und Formen sind Fußgänger abwechslungsreich gekleidet, stehen in verschiedenen Haltungen und bewegen sich unterschiedlich.

Aus diesen Gründen ist die Fußgängererkennung in Videosequenzen im Allgemeinen sehr rechenaufwendig.

Eine große Zahl an Forschungsprojekten hat sich schon mit der Erkennung von Fußgängern in Videosequenzen befasst. Die Systeme basieren auf

- Mono-Kameras, meist Grauwertkameras, selten Farbkameras,

- Stereo-Systeme, die zusätzlich die Entfernung ermitteln können und

- Infrarot-Kameras, die unabhängig von den Lichtverhältnissen arbeiten.

Verschiedenste Algorithmen zur Erkennung von Fußgängern in Videosequenzen wurden in den letzten Jahren diskutiert. Die aktuelle Forschung zeigt zwei wesentliche Trends. Zum einen bewegungsbasierte Ansätze, die temporale Informationen verarbeiten. Hierzu eignet sich insbesondere die Identifikation der typischen periodischen Gehbewegung von Fußgängern. Zum anderen formbasierte Ansätze, die die Kontur des Fußgängers verwenden, um diese von anderen Objekten zu unterscheiden.

Bewegungsbasierte Ansätze untersuchen entweder die Bewegung des Fußgängers relativ zum Hintergrund oder periodische Eigenschaften bzw. Bewegungsmuster, die für den menschlichen Gang charakteristisch sind. Einige Arbeiten nutzen den

optischen Fluss, um kleine Bereiche einer bestimmten Form oder eines Merkmals, wie Farbe, zu detektieren und diesen zeitlich über mehrere Bilder zu verfolgen. Die Methode der maximalen Entropie wird genutzt, um die periodische Änderung der Intensität des Videobildes durch die Gehbewegung des Fußgängers zu ermitteln [Yasutomi 1994]. In [Cutler 2000] wird eine Fouriertransformation mit einem Hanning Fenster genutzt, um periodische Anteile in Videosequenzen zu ermitteln.

Bewegungsbasierte Ansätze reduzieren signifikant den Anteil der versehentlich als Fußgänger klassifizierten Objekte. Jedoch haben diese Ansätze auch große Schwächen. Fußgänger werden nicht detektiert wenn sie stehen oder sich unkonventionell bewegen, wie springend oder hüpfend. Auch müssen die Beine des Fußgängers beobachtbar sein. Zusätzlich ist die Klassifikation eines Fußgängers verzögert, da die Gehbewegung in mehreren zeitlich aufeinanderfolgenden Bildern ausgewertet wird.

Formbasierte Ansätze erlauben die Klassifikation von sich bewegenden als auch von stehenden Fußgängern. Die Hauptschwierigkeit besteht darin Fußgänger trotz ihrer starken Unterschiede in Größe, Form, Kleidung, Haltung oder Bewegung richtig zu klassifizieren. Hinzu kommen noch unterschiedliche Beleuchtung und Teilverdeckungen des Fußgängers im Videobild. Wesentlich ist die Ermittlung von prägnanten Fußgänger-Eigenschaften, die eine hohe Inter-Klassen-Variabilität in Verbindung mit einer geringen Intra-Klassen-Variabilität kombinieren. Zusätzlich muss die benötigte Rechenzeit so gering sein, dass die Applikation auch in Echtzeit ausführbar ist.

In [Mohan 2001] wird eine Support Vector Machine als Klassifier genutzt, die mit Merkmalen aus Fußgänger-Beispielsequenzen trainiert wird. Um auch bei Teilverdeckungen Fußgänger zu klassifizieren, wird die Support Vector Machine trainiert, einzelne Körperteile (wie Kopf, Torso oder Gliedmaßen) des Menschen zu erkennen. Danach werden die einzelnen Körperteile zusammengesetzt. Das gesamte Bild wird mit extremem Rechenaufwand nach Fußgänger-Merkmalen in vielen Skalierungen durchsucht. Um Echtzeitfähigkeit zu erreichen, sind Kompromisse zwischen Klassifikationsgüte und Rechenaufwand nötig.

Zweistufige Ansätze reduzieren den Rechenaufwand erheblich [Zhao 2000], [Zhao 2001], [Broggi 2000], [Bertozzi 2003], [Gavrila 1999], [Franke 2002]. Oft trennt eine grobe Segmentierung den Vordergrund und damit den interessanten Bereich vom Hintergrund. In einer detaillierten Analyse werden Fußgänger innerhalb der Menge der Vordergrund-Objekte ermittelt. [Bregler 1997] untersucht Bereiche mit Pixeln gleicher Farbe. Für die Pixel wird die Wahrscheinlichkeit ermittelt, dass diese zu einem bestimmten Bereich gehören. Die Bewegung eines Bereiches wird mit Hilfe des optischen Flusses und probabilistischen Bewegungsmodellen segmentiert. In [Zhao 2000] wird die Segmentierung auf Basis der Entfernungsschätzung eines Stereo-Kamera-Systems durchgeführt. Ein neuronales Netz wird mit Fußgänger-Beispielsequenzen trainiert, um Fußgänger in den Vordergrund-Objekten zu ermitteln. Auch [Broggi 2000] nutzt im Rahmen des ARGO-Projekts ein Stereo-Kamera-System. Als erstes wird mit Hilfe der vertikalen Symmetrie eines Fußgängers segmentiert. Daraufhin wird nach Kopfform, Entfernung, Größe und Aspektverhältnis (Verhältnisses aus Höhe und Breite) klassifiziert. Das von DaimlerChrysler entwickelte Chamfer System segmentiert zunächst auf Basis des Vergleichs von

distanznormierten Bildbereichen mit verschiedenen Fußgänger-Form-Templates [Gavrila 1999]. Durch eine hierarchische Template-Struktur wird die Rechenzeit reduziert. Die detaillierte Analyse mittels einer Radial-Basis-Funktion vermindert die Anzahl der Fehlklassifikationen. In [Bertozzi 2004a] werden die ermittelten Fußgängerpositionen aus den Einzelbildern mittels Kalman Filter zeitlich interpretiert.

Formbasierte Ansätze sind damit universeller einsetzbar als bewegungsbasierte, da grundsätzlich auch stehende und teilverdeckte Fußgänger klassifiziert werden können. Jedoch ergeben sich deutliche Nachteile. Zum einen eine höhere Fehlklassifikationsrate aufgrund des unterschiedlichen Aussehens von Fußgängern und unterschiedlicher Beleuchtung. Zum anderen der erhebliche Rechenaufwand, um die verschiedenen Merkmale zu prüfen. Aus diesen Gründen wird in [Shashua 2004] das formbasierte Prüfen in Einzelbildern mit der Bewegungsanalyse kombiniert, um die Fehlklassifikationen zu reduzieren. Dahingegen nutzt [Lombardi 2004] Kontextwissen über die Umgebung wie die Anwesenheit von Zebrastreifen oder Ampeln, um die Rechenzeit zu optimieren. [Viola 2005] beschreibt einen Kaskaden-Klassifier auf Basis von Form- und Bewegungsfiltern. Einfache Klassifier werden in der Kaskade vorangestellt, komplexere Klassifier folgen später. Für jede Klassifierstufe selektiert AdaBoost [Duda 2001] inkrementell diejenigen Merkmale mit dem geringsten Fehler relativ zum Trainingsdatensatz auf Basis eines Validierungsdatensatzes, solange bis vorgegebene Detektions- und Fehlerraten erreicht werden.

[Grubb 2004] beschreibt ein Stereo-Video-System, das eine temporale 3D Analyse durchführt. Die Umgebung wird mittels ‚v-Disparität' in 3D-Objekte segmentiert. Mit einer Support Vector Machine werden die Objekte als Fußgänger/ keine Fußgänger klassifiziert.

Die Dissertation von [Giebel 2005] diskutiert ansichtsbasierte Methoden zur Detektion und Tracking deformierbarer Objekte. Die behandelten Methoden werden zum Erkennen und Verfolgen von Fußgängern in der realen Welt anhand von Stereo-Videobildern eingesetzt. Das a-priori Wissen über die Objektklasse wird durch ein raum-/zeitliches Konturmodell repräsentiert, das aus einer Menge linearer Unterraummodelle besteht. Ein unüberwachtes Lernverfahren wird vorgestellt, welches die Repräsentation automatisch aus Trainingssequenzen geschlossener Konturen bildet. Die zweidimensionale Repräsentation eignet sich dazu, Systeme zu verbessern, die mittels Korrelation Konturen vergleichen. Die Idee besteht darin, eine vorliegende Trainingsmenge mit „virtuellen" Beispielen anzureichern, um ihre Aussagekraft zu verbessern. Ein Verfahren zum Verfolgen von Objekten im dreidimensionalen Raum wird vorgestellt, welches die optimale Bayesische Lösung mit einem Partikelfilter approximiert und sowohl Form-, Textur- als auch Stereomerkmale der Bilder berücksichtigt. In den Experimenten wird der Ansatz in Test-, ländlichen und komplexen urbanen Umgebungen evaluiert. Anhand tausender Bilder wird gezeigt, dass der verfolgte Ansatz ein Fußgängererkennungssystem verbessert, das im Rahmen des EU-Projektes PROTECTOR entwickelt wurde.

[Gavrila 2007] beschreibt ein Stereo-Video-System, das in Kaskaden angeordnete Kriterien nutzt, um die Suchbereiche im Bild effektiv und robust einzugrenzen. Ein stereo-basierter Auswertungsraum wird mit Hilfe von verschiedenen Form- und Textur-Kriterien nach Fußgängern untersucht. Eine Verifikation erfolgt über ein

zusätzliches Tracking.

Infrarot-Kameras sind vergleichsweise unempfindlich gegen wechselnde Beleuchtung [Bertozzi 2003], [Xu 2002]. Passive Infrarot-Kameras können Fußgänger ohne zusätzliche Beleuchtung erkennen. Fußgänger sind hell und mit ausreichendem Kontrast vom Hintergrund zu unterscheiden. Aber auch andere Objekte die Wärme erzeugen, wie PKW, LKW oder Motorräder, haben ähnliche Eigenschaften. Auch hier werden deshalb die Form des Fußgängers und das Aspektverhältnis zur Selektion genutzt [Broggi 2004], [Fang 2003]. Mehrere kostengünstige Infrarot-Kameras mit geringer Auflösung (16x16 Pixel) werden genutzt, um die Bewegungs-Trajektorien des Fußgängers zu ermitteln [Kerridge 2004].

In [Linzmeier 2004] wird ein Thermopile Array genutzt um den Fußgänger zu klassifizieren und seine Position zu schätzen. Die Nutzung von kostengünstigen Sensoren in Arrays senkt die Systemkosten wobei die geringere Zuverlässigkeit eines Einzelsensors durch Redundanz ausgeglichen wird. Das Stereo-System mit zwei Ferninfrarotkameras im vorderen Stoßfänger des Honda Legend, ist dagegen eher eine kostspielige Lösung. Dieses System filtert zunächst über die Entfernung, prüft die Form und ermittelt die Trajektorie auf Basis von Vektoranalysis. An den Fahrer wird eine optische und akustische Warnung gegeben, wenn ein Fußgänger im Fahrschlauch ist, oder sich diesem nähert.

Autoren	Sensor	Klassifikationsrate / False positive (pro Bild)	Rechenzeit	Testdaten
Mohan 2001	Mono-Video	0,85 / 0,03	-	123 Fußgängerbilder
Viola 2005	Mono-Video	0,80 / 0,5	250 ms (2,8 GHz PC)	2000 Bilder
Zhao 2000	Stereo-Video	0,85 / 0,03	80 - 300 ms	-
Bertozzi 2004b	Stereo-Video	0,83 / 0,46	-	1500 Bilder, 1897 Fußgängerbilder
Grubb 2004	Stereo-Video	0,84 / 0,004	40 ms (2,8 GHz PC)	2500 Bilder, 14 Fußgänger-instanzen
Gavrila 2007	Stereo-Video	0,81 / 0,023	140 ms	17390 Bilder, 694 Fußgänger-instanzen
		0,75 / 0,027	70 ms	
Fang 2003	Mono-FIR	0,84 / 0,19 (Sommer)	-	289 Fußgängerbilder
		0,92 / 0,03 (Winter)		

Tabelle 1: Performance einer Auswahl von Sensor-Systemen zur Fußgängererkennung [Gavrila 2007].

In Tabelle 1 sind die veröffentlichten Ergebnisse einer Auswahl von Sensor-Systemen zur Fußgängererkennung zusammengefasst. Detektionsraten von bis zu 85% wurden mit Stereo-Video-Systemen erreicht, nur FIR Kameras sind mit einer Klassifikationsrate von 92% im Winter geringfügig besser. Die beste Fehlklassifikationsrate ist 4‰ pro Bild. Dies bedeutet bei einer typischen Bild-Frequenz von 25 Hz sechs Fehlklassifikationen pro Minute.

2.2.2 Sensorfusion

In [Linzmeier 2006] wird ein Fusionssystem aus zwei Nahbereichsradaren und mehreren Thermopile-Sensoren[4] beschrieben. Die Radarsensoren haben eine Reichweite auf Fußgänger von 15 m und einen Öffnungswinkel von ca. 60°. Die detektierten Objekte sind vorwiegend durch Entfernung und Winkel gekennzeichnet. Die reflektierte Leistung lässt zusätzlich eine grobe Klassifizierung in organische und nicht organische Objekte zu, wohingegen die Thermopile-Sensoren Objekte anhand Ihrer Wärmestrahlung detektieren, wenn diese unter oder über dem thermischen Gleichgewicht der Umgebung liegen.

Das System benötigt mehrere Zyklen, um eine zuverlässige Fußgänger-Detektion zu gewährleisten. Eine schnelle Entscheidung ergibt sich nach knapp 400 ms, diese ist jedoch mit einer hohen Fehlklassifikationsrate behaftet. Eine sicherere Entscheidung dauert deutlich länger. Die Genauigkeit in der Ermittlung der Position oder der Geschwindigkeit wurde nicht beschrieben.

Fußgängerschutz in PReVENT

Der Fußgängerschutz in PReVENT ist im Teilprojekt COMPOSE konzentriert, das sich der Unfallfolgenminderung und dem Schutz von verletzbaren Verkehrsteilnehmern, wie Fußgängern und Radfahrern, widmet. Für den Fußgängerschutz ist es formuliertes Ziel, leistungsfähige echtzeitfähige Algorithmen zur zuverlässigen Klassifikation von Fußgängern, Zweirädern, PKW und LKW zu entwickeln. Zwei unterschiedliche aktive Systeme werden hier favorisiert. Zum einen autonome oder teilautonome Systeme zur Bremsung des Fahrzeugs. Eine solche Notbremsung kann insbesondere in städtischen Gebieten eine signifikante Reduzierung der Kollisionsgeschwindigkeit und damit der Aufprallenergie, die eine Abhängigkeit vom Quadrat der Geschwindigkeit aufweist, erwirken. Zum anderen werden Systeme entwickelt, die kurz vor einem sich abzeichnendem Unfall strukturelle Maßnahmen, wie anpassungsfähige Stoßfänger oder aktive Motorhauben zum Schutz von Fußgängern aktivieren.

Zur Erfüllung dieser Ziele werden insbesondere hohe Anforderungen an die Erfassungssysteme aufgestellt [Walchshaeusl 2006]. Die Detektion und Lokalisation von Hindernissen muss hervorragende Eigenschaften in Bezug auf Zuverlässigkeit und Robustheit auch unter widrigen Wetter- und Beleuchtungsbedingungen

[4] Thermopile Sensoren sind Detektoren, die Objekte detektieren deren Emissionsspektrum im Bereich von Röntgenstrahlung bis zu Ferninfrarot liegt.

aufweisen. Dieses soll vor allem durch neuartige Fusionsstrategien von komplementären und redundanten Daten derzeit verfügbarer Sensoren erreicht werden. Zur Anwendung kommen Radarsysteme für den Fern- und Nahbereich, Laserscanner und Kameras für das sichtbare und ferninfrarote Spektrum.

Von BMW und FORWISS wird in COMPOSE ein „Early Fusion“ Ansatz favorisiert, bei dem die zu fusionierenden Sensordaten nach nur geringer Vorverarbeitung noch immer eine hohe – wenn auch interpretationsbedürftige – Informationsdichte beinhalten [Walchshaeusl 2006]. Die Nutzung dieser Informationen in einem Fusionssystem erfordert ein ausgeprägtes Wissen über das Abbildungsverhalten des Sensors (Sensormodell). Aus diesem Grund verlässt sich ein solcher Fusionsansatz, neben den limitierenden Annahmen aus dem bekannten Fahrzeugumfeld (Objektmodell), erheblich auf das a priori Wissen über das Sensorsystem.

Ein Multi-Sensor-System bestehend aus vier Radarsensoren, Laserscanner und einer Ferninfrarotkamera liefert die erforderlichen Daten auf Basis physikalisch unterschiedlicher Technologien. Die Fusion basiert auf einem erweiterten Kalman-Filter. Der Fusionszyklus umfasst neben der üblichen zeitlichen Prädiktion, Daten-Assoziation und Messwert-Integration weitere Schritte zur Nutzung von Daten nicht synchronisierter Sensoren mit unterschiedlichen Updateraten. Die zeitliche Prädiktion wird um eine Messwert-Prädiktion erweitert, um die Assoziation zu den einzelnen gemessen Features der Einzelsensoren zu ermöglichen. Dazu werden die verfolgten Objekte aus dem globalen Koordinatensystem in das Sensor-Koordinatensystem transformiert. Dort wird untersucht welche Objekte im Sichtbereich der Einzelsensoren liegen, ob Verdeckungen vorliegen und welcher Teil des Objekts beobachtbar ist. Als Hypothesen werden potentiell erstmalig detektierte relevante Objekte integriert. Um die Rechenzeit zu beschränken werden Hypothesen über Vorklassifikationen ausgesondert und restriktiv über die Zeit selektiert.

PROTECTOR und SAVE-U

In den letzten Jahren wurden weitere EU-Projekte zum Fußgängerschutz durchgeführt. Dazu gehören im Wesentlichen PROTECTOR, das im fünften Rahmenprogramm der EU von 2000 bis 2003 lief. Es folgte SAVE-U[5], das als Nachfolgeprojekt von PROTECTOR (2002 – 2005) als Hauptziel neue Methoden zur Fußgänger-Detektion entwickelte.

Die Sensor-Plattform des VW Demonstrators in SAVE-U basiert auf drei komplementären Technologien (Konfiguration A). Dazu gehören ein Netzwerk aus fünf 24 GHz Radar-Sensoren, eine Infrarot-Kamera und eine Farbkamera. Es wurden Algorithmen zur Low-Level Fusion und zur High-Level Fusion entwickelt [Marchal 2003b]. Im DaimlerChrysler Demonstrator wurde die Stereo-Kamera Plattform weiterentwickelt, die in PROTECTOR aufgebaut wurde (Konfiguration B) [Gavrila 2004], [Marchal 2003a]. Es wird ein Detektionsbereich (Detection Area) definiert, in dem die Fußgänger-Erkennung durchgeführt wird (Abbildung 4). Als HMI dient ein akustisches Signal, das im Falle einer gefährlichen Situation, wenn der

[5] Sensors and system **a**rchitecture for vulnerable road user protection, SAVE-U.

Fußgänger auf Kollisionskurs ist und sich im Detektionsbereich befindet, ertönt. Das System nutzt Kontureigenschaften, die auf Übereinstimmung mit einer Datenbank von hierarchisch angeordneten Fußgängermustern überprüft wird. Durch dieses „Grob-Fein Vorgehen“ kann ein beträchtlicher Geschwindigkeitsgewinn gegenüber dem oben genannten, rechenleistungsintensiven Verfahren erreicht werden.

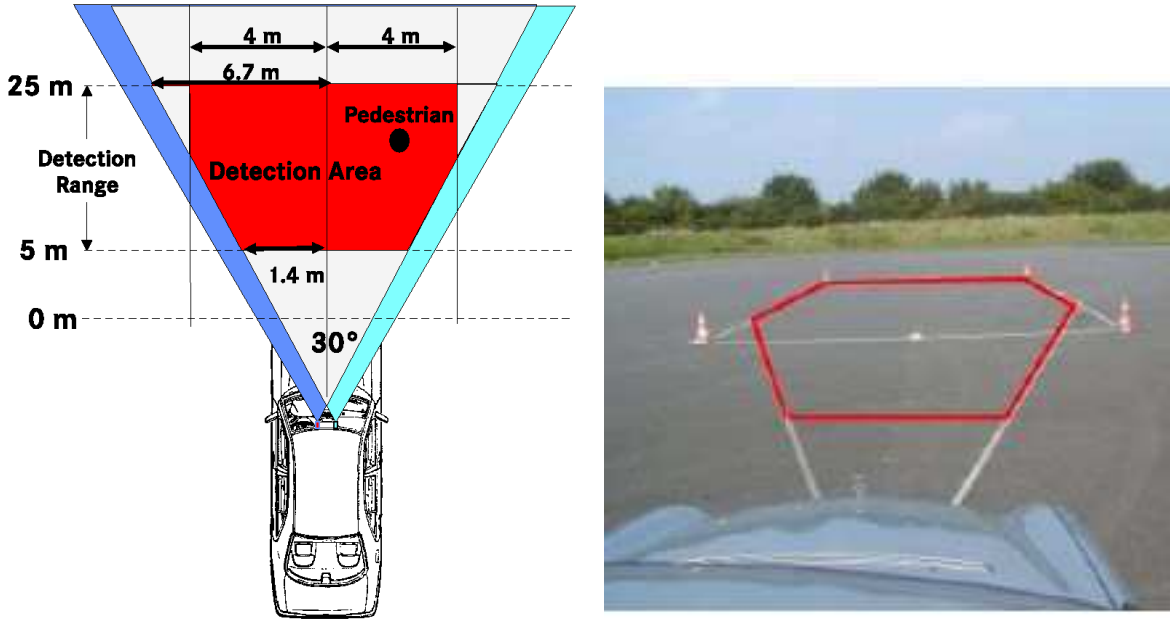


Abbildung 4: Detektionsbereich (Detection Area) basierend auf ein Stereo-Kamera System, das in den EU Projekten PROTECTOR [Gavrila 2004] und SAVE-U [Marchal 2003a] entwickelt wurde.

Eine Übersicht über die Performance der verschiedenen Systeme im SAVE-U Projekt gibt Tabelle 2.

Konfiguration	Klassifikationsrate	Fehlklassifikationsrate	
		pro Bild	pro Minute
Radar einzeln, online	92,5 %	5,53	
Video einzeln, online	83,9 %	0,63	62
Low-Level Fusion, online	55,7 %	0,11	15
High-Level Fusion, online	81,9 %	3,01	120
Stereo-Kamera, offline	74,3 %	0,02	2

Tabelle 2: Performance der verschiedenen SAVE-U Komponenten bei einem Detektionsbereich von longitudinal 5 bis 25 m und lateral -4 bis 4 m [Marchal 2005].

2.3 Fazit – Einordnung der Arbeit

Um die Ausstattungsrate von Fahrzeugen mit Fahrerassistenzsystemen zu erhöhen und damit die Sicherheit im Straßenverkehr bedarf es kostengünstiger Lösungen zur Fahrzeugumfelderfassung. Die in der Forschung beschriebenen Ansätze beruhen oft auf einer Datenfusion, die auf Basis von Multi-Sensorsystemen die benötigten Informationen bestimmen. Diese oft kostenintensiven Ansätze haben zugleich eine hohe Komplexität.

Ein Laserscanner mit einem universellen dynamischen Fahrzeugumfeldmodell und damit verbundener geringer Komplexität bietet das Potential aktuelle kostenintensive Lösungen mit mehreren Sensoren zu ersetzen. Die zu entwickelnden Algorithmen dienen als Datenbasis für eine Vielzahl von Applikationen und haben damit auch die Gesamtheit der Anforderungen aller Applikationen zu erfüllen. Vor allem dem Spannungsfeld zwischen Performance und benötigter Rechenleistung ist mit innovativen Algorithmen zu begegnen.

Der Fußgängerschutz ist bisher in der Forschung nicht hinreichend gelöst. Insbesondere die für eine Fußgängerschutz-Applikation notwendige Fußgängererkennung ist noch immer unzuverlässig. Zudem wurde der Fußgängerschutz mit Laserscannern bisher in der Literatur nicht näher beschrieben.

Aus diesen Gründen soll in der vorliegenden Arbeit eine Prototypenimplementation zum Fußgängerschutz auf Basis eines einzelnen Laserscanners entwickelt und evaluiert werden.

3 ANFORDERUNGEN UND ARCHITEKTUR DES GESAMTSYSTEMS

Die Anforderungen an ein allgemeines Tracking und eine allgemeine Klassifikation sind unzweifelhaft vielfältig. Die Bereitstellung eines allgemeinen Umgebungsmodells für diverse verschiedenartige Applikationen erfordert eine genaue Analyse der Applikationen und der benötigten Informationen.

Das von der europäischen Union geförderte ADASE[6] Projekt hat die Funktionen der verschiedenen Applikationen zusammen gefasst und deren Relevanz und Komplexität bewertet. Die Kernaussage ist, dass Fahrerassistenzsysteme ein bedeutendes Potential besitzen, die Teilnahme am Straßenverkehr wesentlich sicherer zu gestalten. Eine zusammenfassende Grafik zeigt Abbildung 5.

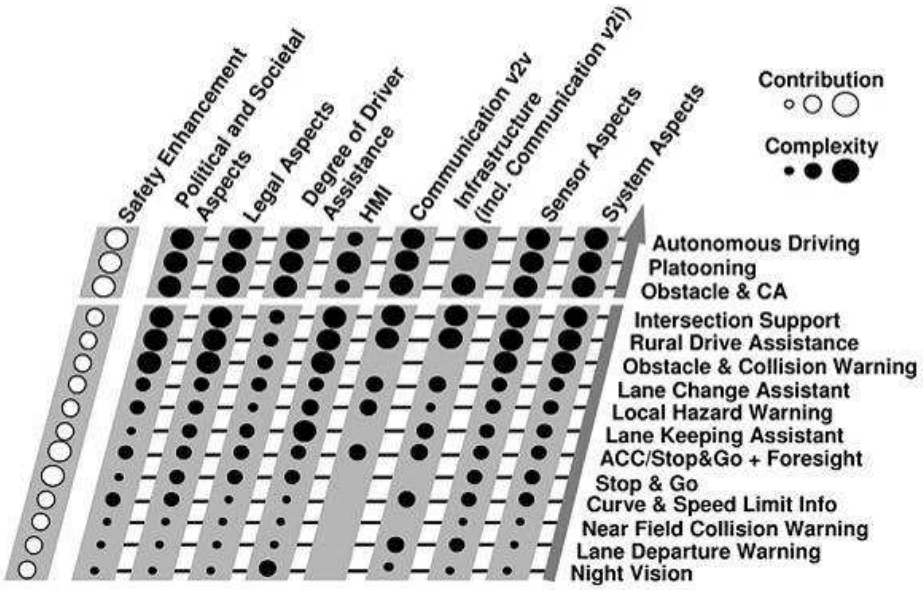


Abbildung 5: Potential und Komplexität verschiedener Fahrerassistenzsysteme bezüglich verschiedener Aspekte [ADASE 2004a], [ADASE 2004b].

Das Ziel viele Applikationen mit möglichst wenigen Sensoren zu bedienen, bedeutet nicht, dass etablierte Sensoren zur Realisierung von Einzelapplikationen zwangsläufig vollständig ersetzt werden müssen. Insbesondere ist dies nicht nötig, wenn eine Funktion sehr kostengünstig realisiert wird, wie beispielsweise die auf Ultraschallsensoren basierende Einparkhilfe. Stattdessen ist die Substitution eines vergleichsweise kostenintensiven Fernradars zur abstandsadaptiven Geschwindigkeitsregelung (ACC) anzustreben.

3.1 Applikationen

In diesem Abschnitt werden die gängigen Applikationen zusammengefasst.

[6] engl. Advanced driver assistance systems in Europe, ADASE

Die Applikation **Night Vision** basiert auf Video-Technologien und erweitert die menschliche Wahrnehmung insbesondere in der Nacht. Das Videobild wird – häufig über ein Head-Up-Display – dem Fahrer angezeigt.

Die **Fahrspurverlassenswarnung (**Lane departure warning, LDW**)** informiert den Fahrer bei Verlassen der Fahrspur mittels akustischem, optischen oder haptischen Signal. Im Allgemeinen werden Fahrspuren mittels Videosensorik erkannt. Ferner kommen auch kostengünstige infrarotbasierte Systeme zum Einsatz.

Die Nahfeld-Kollisionswarnung (Nearfield collision warning) erfasst das unmittelbare Fahrzeugumfeld mittels LIDAR, Radar oder Video Sensorik und informiert den Fahrer mittels akustischem, optischen oder haptischen Signal.

Mit der Applikation **ACC Stop&Go** werden die Funktionen zur abstandsadaptiven Geschwindigkeitsregelung und eines Stauassistenten vereint. Häufig auf Basis von Fern- und Nahbereichsradar wird die longitudinale Regelung der Fahrzeugdynamik in engen vorgegebenen Grenzen durchgeführt.

Eine aktive Lenkung hilft bei der **Fahrspurhaltung** (Lane keeping assistant, LKA) und fußt wie LDW auf einer videobasierten Fahrspurerkennung. Hier bestehen erhöhte Anforderungen an die Zuverlässigkeit, da ein direkter Eingriff in die laterale Dynamik erfolgt.

Zusätzlich zu den LDW-Funktionen analysiert ein **Spurwechselassistent** (Lane change assistant, LCA) den umgebenden Verkehr. Bei entsprechender Gefahr durch den Spurwechsel erfolgt eine akustische, optische oder haptische Information des Fahrers.

Die **Hindernis- und Kollisionswarnung** (Obstacle & collision warning, CW) erfasst den umgebenden Verkehr und warnt den Fahrer mittels eines akustischen, optischen oder kineesthetischen Signals, wie z.B. sehr kurzes Bremsen. Diese Applikation erfordert die Erfassung und Analyse auch komplexer Situationen.

Der **Landstraßenassistent** (Rural drive assistance) unterstützt den Fahrer auf Verbindungsstraßen zwischen Städten, die nicht als Autobahnen ausgebaut sind. Autobahnbasierte Systeme müssen hier zusätzlich mit entgegenkommendem Verkehr und engen Kurven zurechtkommen, wodurch die Komplexität steigt.

Ein **Kreuzungsassistent** (Intersection assistant) unterstützt den Fahrer bei der Ausführung mehrerer zum Teil paralleler zum Passieren von Kreuzungen notwendigen Aktivitäten. Kreuzungsszenarien sind besonders komplex und können zu einer Überlastung des Fahrers führen.

Die Applikation **Kollisionsvermeidung** (Obstacle and collision avoidance, CA) greift aktiv in die longitudinale und laterale Fahrzeugführung im Falle einer nahenden Kollision zur Vermeidung einer solchen ein. Hier ist eine besonders zuverlässige Umgebungserfassung notwendig. Ein Fehlalarm kann fatale Konsequenzen haben.

Das **Autonome Fahren** (Autonomous driving) regelt das Fahrzeug in allen Situationen eigenständig. Komplexität und die Zuverlässigkeit sind vergleichbar mit

der Kollisionswarnung. Hier ist eine Realisierung im Straßenverkehr noch in weiter Ferne.

Nicht erwähnt wurde eine individuelle Funktion zum Fußgängerschutz, da die ADASE Applikationen sich primär auf den Schutz der Fahrzeuginsassen konzentrieren. Jedoch profitieren auch Fußgänger von kollisionsvermeidenden Applikationen. Der eigentliche **Fußgängerschutz** (Pedestrian safety) erfordert spezifische Maßnahmen insbesondere zur Unfallfolgenminderung wie eine aktive Motorhaube oder einen äußeren Airbag. Der Fahrzeug-Fußgänger-Unfall wird kurz vor der Kollision mittels Umfeldsensorik zuverlässig vorhergesagt.

Auch unfallfolgenmindernde Maßnahmen sollten nicht unerwähnt bleiben. Diese Applikationen benötigen Umfeldsensorik zur Vorhersage einer unmittelbar bevorstehenden unvermeidbaren Kollision. **PreCrash** Funktionen können beispielsweise Airbags frühzeitig und damit weniger explosionsartig zünden oder Gurtstraffer können frühzeitig und auf diese Weise wirksamer angewendet werden. Die Applikation **Automatische Notbremsung** (ANB) löst eine maximale Verzögerung aus, wenn der Unfall weder durch Lenken noch durch Bremseingriff des Fahrers vermieden werden kann [Lages 2001].

3.2 Anforderungen

Die aus den Applikationen abgeleiteten Anforderungen an die Sensorik und insbesondere an die Algorithmen bestimmen die Schwerpunkte der Untersuchung, Entwicklung und Erprobung von neuen Strategien und Methoden in den folgenden Kapiteln. Tabelle 3 zeigt daher eine Zusammenfassung der im Rahmen der Arbeit entstandenen Anforderungen an den Sensor (Sichtbereich), an das Tracking (Position, Geschwindigkeit und Kontur des Objektes) und an die Klassifikation.

Die Ermittlung der Anforderungen wird nun beispielhaft an der Applikation Fußgängerschutz diskutiert: Ein vor dem Fahrzeug befindlicher Fußgänger soll grundsätzlich erkannt werden (siehe Abschnitt 9.3.1). Eine Reichweite von 50 m ist erforderlich, wenn ein Fußgänger im städtischen Umfeld (Fahrzeug-Geschwindigkeiten bis 60 km/h) bis zu 3 s (siehe Abschnitt 9.5.1) vor der möglichen Kollision erkannt werden soll. Der Öffnungswinkel von 100° ergibt sich daraus, dass ein querender Fußgänger mit Geschwindigkeiten bis zu 15 km/h (Laufen) auch bei langsamer Fahrt des Fahrzeugs (15 km/h) zuverlässig detektiert werden soll. Um dieses zu erreichen ist ein Sichtbereich von mehr als ± 45° notwendig. Eine Unterscheidung, ob sich ein Bein des Fußgängers im Nahbereich im Fahrschlauch des Fahrzeugs befindet ist bei einer relativen Genauigkeit von mindestens 0,2 m möglich. Um die Aufprallregion des Fußgängers am Fahrzeug mit einer relativen Genauigkeit von 0,1 m schon 200 ms (siehe Abschnitt 9.5.2) vor dem Aufprall zu ermitteln bedarf es einer relativen Geschwindigkeitsgenauigkeit von 0,5 m/s. Fußgänger mit einer Geschwindigkeit von mindestens 3 km/h (langsames Gehen) sollen von stehenden Objekten unterschieden werden können. Dazu ist eine absolute Geschwindigkeitsgenauigkeit von 0,8 m/s notwendig. Eine Objektkontur wird nicht benötigt jedoch eine zuverlässige Klassifikation.

	Sichtbereich		Objekt-Position	Objekt-Geschwindigkeit		Objekt-kontur	Klassifikation
	Reichweite	Winkel	relative Genauigkeit	relative Genauigkeit	absolute Genauigkeit		
	[m]	[°]	[m]	[m/s]	[m/s]		
ACC	200	30	1,0	0,5	-	-	o∞
ACC Stop&Go	200	100	0,2 - 1,0*	0,5	-	-	o∞
PreCrash	30	60	0,2	0,5	-	+	+∞
Automatische Notbremsung	50	60	0,2	0,5	-	+	o∞
Fußgängerschutz	50	100	0,2	0,5	0,8	-	+°
Nahfeld-Kollisionswarnung	50	60 - 100	0,2	0,5	-	o	o∞
Hindernis- und Kollisionswarnung	100	60 - 100	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	o	o∞
Landstraßenassistent	200	60 - 100	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	o	o∞
Fahrspurverlassenswarnung	5	30 - 60	-	-	-	-	-
Fahrspurhaltung	20 - 50	30 - 60	-	-	-	-	-
Spurwechselassistent	100	30 - 60** 30***	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	-	o∞
Kreuzungsassistent	100	100 - 200	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	+	+∞
Kollisionsvermeidung	100	100 - 200	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	+	+∞
Autonomes Fahren	200	360	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	+	+∞

* Entfernungsabhängig
** nach vorne
*** nach hinten

\+ notwendig
o hilfreich
\- nicht benötigt

° Fußgänger, sonstige
∞ PKW, LKW, Motorräder, sonstige
∞ PKW, LKW, Motorräder, Fahrräder, Fußgänger, sonstige

Tabelle 3: Anforderungen von verschiedenen Applikationen.

Die Applikationen ACC, ACC Stop&Go, PreCrash, Automatische Notbremsung, Fußgängerschutz, Nahfeld-Kollisionswarnung, Hindernis- und Kollisionswarnung, Landstraßenassistent, Fahrspurverlassenswarnung und Fahrspurhaltung können auf Basis eines mittig beispielsweise im vorderen Stoßfänger montierten Sensors mit einer Reichweite von 200 m und einem Öffnungswinkel von 100° realisiert werden. Damit wird auch ein Großteil der Unfälle adressiert, da der Frontbereich des Fahrzeugs in mehr als 2/3 aller Unfälle verwickelt ist (Abbildung 6).

Die zehn oben genannten Applikation werden im Allgemeinen jeweils auf Basis eines Einzelsensors oder durch Fusion einer Vielzahl an Einzelsensoren wie Fernradar, Nahbereichsradar-Cluster, Videokameras und Infrarot-Kameras realisiert. Die Komplexität und die Kosten sind dadurch sehr hoch. Jedoch kann ein einzelner Laserscanner mit einer Reichweite von 200 m und einem Öffnungswinkel von 100° grundsätzlich diese zehn Applikationen mit den benötigten Daten versorgen, wenn ein entsprechendes Umfeldmodell dafür entwickelt ist.

Der Kreuzungsassistent bedarf zumindest nur eines Laserscanners, um den Fahrer in Situationen wie Linksabbiegen zu unterstützen. Besser sind zwei Laserscanner, die vorne links und vorne rechts integriert sind, um den Bereich vor dem Fahrzeugs und Teile des seitlichen Bereichs und damit auch den Querverkehr zu überwachen [Fuerstenberg 2005a], [Fuerstenberg 2006a]. Die Kollisionsvermeidung kann auf

Basis eines Laserscanners viele gefährliche Situationen erfolgreich auflösen. In einer zweiten Ausbaustufe kann ein zweiter Laserscanner wie beim Kreuzungsassistent die Effizienz verbessern.

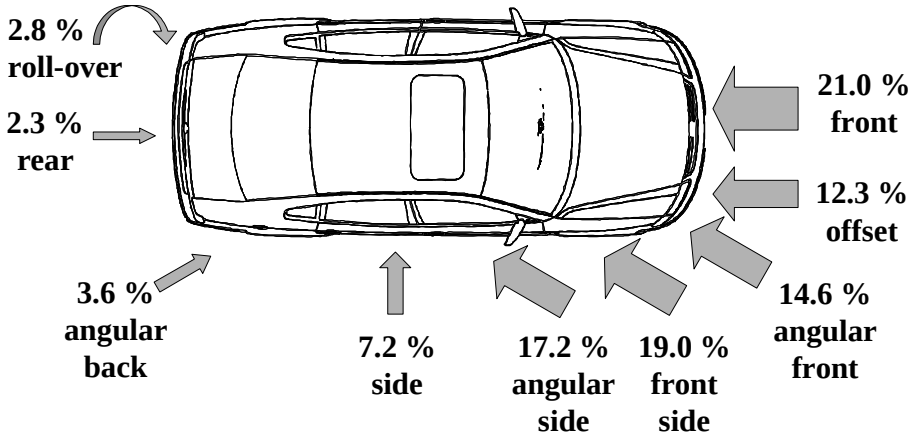


Abbildung 6: Verteilung nach Aufprallregion von Fahrzeug Unfällen in Europa [Fuerstenberg 2001].

Für die Applikation Spurwechselassistent wird ein Sensor benötigt, der den Bereich hinter dem Fahrzeug überwacht. Darüber hinaus bedarf das Autonome Fahren dreier Laserscanner, die den gesamten Bereich um das Fahrzeug überwachen.

Besondere Herausforderungen für das Gesamtsystem sind:

- eine hohe Genauigkeit in der Positionsschätzung von Verkehrsteilnehmern,
- eine besonders gute Schätzung der relativen Geschwindigkeit,
- eine zuverlässige Klassifikation von Verkehrsteilnehmern,
- eine hohe Präzision in der Schätzung der absoluten Geschwindigkeit für Fußgängerschutz im Nahbereich,
- eine besonders zuverlässige und robuste Fußgängerklassifikation und
- die Echtzeitfähigkeit des Gesamtsystems.

3.3 Architektur

Die Architektur zeigt Schlüsselelemente des Gesamtsystems wie sie im Rahmen dieser Arbeit genutzt werden (siehe Abbildung 7). Ein modularer Aufbau findet hier seine Grundstruktur.

Die Daten des Laserscanners werden durch sensorspezifische Verarbeitungsschritte aufbereitet (Block Ia). Die Eigenbewegung des Fahrzeugs zwischen zwei Zeitschritten wird mit Hilfe der Odometrie-Sensorik ermittelt. Die Fahrspurerkennung, die in dieser Arbeit nicht diskutiert wird, beinhaltet die Erkennung der Fahrspurmarkierungen [Kibbel 2004], [Kibbel 2005], [Schmidt 2006]. Die Fahrspurmarkierungen unterscheiden sich im Allgemeinen von gewöhnlichen

Straßenbelägen wie Asphalt oder Beton in der Reflektivität [Fuerstenberg 2005b], [Fuerstenberg 2005d].

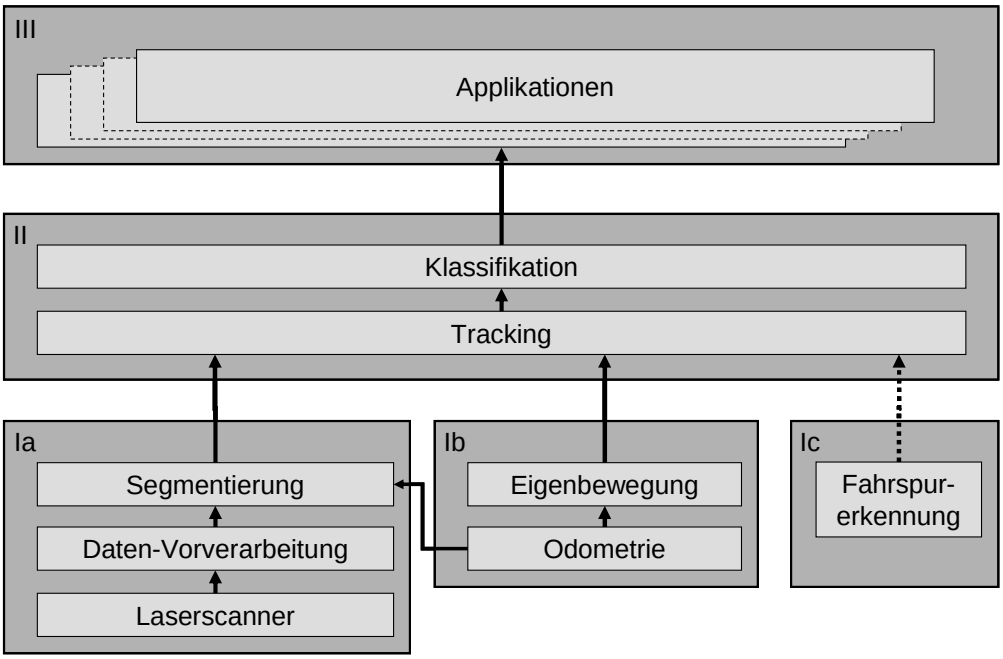


Abbildung 7: Architektur des Gesamtsystems.

Die Algorithmen für Tracking und Klassifikation (Block II) interpretieren die zum Teil vorverarbeiteten Sensordaten. Hier werden Objekte initialisiert, zeitlich verfolgt, klassifiziert und wieder verworfen. Die Ergebnisse repräsentieren das eigentliche dynamische Fahrzeugumfeldmodell. Dieses dient allen Applikationen (Block III) als Ausgangsbasis zur Umsetzung der Informationen in passende Aktionen zur aktiven Sicherheit.

4 SENSOR – LASERSCANNER

In der Automatisierungstechnik, insbesondere in der Sicherheitstechnik, werden Laserscanner schon seit mehreren Jahrzehnten zur berührungslosen Überwachung eingesetzt. In stationären Applikationen sichern Laserscanner kritische Bereiche vor unbefugtem Betreten, z.B. Schwenkbereiche von Industrierobotern. Oder sie dienen als Kollisionsschutz und zur Navigationsunterstützung in mobilen Anwendungen, wie fahrerlosen Transportsystemen. Vor allem in der Automobilfertigung sind Laserscanner wie auch andere laserbasierte Systeme weit verbreitet.

Dem Einsatz im Automobil als Sensor für zukünftige aktive Sicherheitssysteme wie auch Komfortsysteme ist der Laserscanner infolge starker Verbesserungen in der Robustheit gegen extreme Witterungsbedingungen einen großen Schritt näher gekommen. Hauptsächlich aber wegen seiner bestechenden Vorteile, wie einem großen Sichtbereich mit einer exzellenten Winkelauflösung und der Fähigkeit auch nachts die Umgebung zu vermessen, verbunden mit einem guten Preis-Leistungs-Verhältnis ist der Laserscanner eine viel diskutierte Alternative zu etablierten Sensoren.

4.1 Funktionsprinzip

Der hier verwendete Laserscanner LD ML der Firma IBEO Automobile Sensor GmbH ist augensicher (Laserklasse 1), hat einen horizontalen Erfassungsbereich von bis zu 270° mit einer Winkelauflösung von 0,25°, bei 10 Hz Scanfrequenz [IBEO 2001]. Der vertikale Öffnungswinkel beträgt nach vorn 3,2° und ist in vier Ebenen, sogenannte Layer, unterteilt. Der Objekterfassungsbereich beträgt bis zu 128 m und die Wiederholgenauigkeit für einen Einzelschuss +/- 3 cm (1σ).

Der Laserscanner basiert auf dem Prinzip der Lichtlaufzeitmessung. Es wird ein sehr kurzer Laserpuls ausgesendet, der mit der Oberfläche eines in der Ausbreitungsrichtung befindlichen Gegenstands (Fußgänger, Zweiräder, PKW, LKW/Busse, stationäre Objekte) wechselwirkt (Reflexion oder Streuung), woraufhin im Empfänger der genau entgegengesetzt zur vorherigen Ausbreitungsrichtung zurückkehrende Echopuls detektiert werden kann. Die Zeitdauer Δt zwischen dem Senden und der Detektion des Echopulses ist direkt proportional zur Entfernung des vermessenen Gegenstands ($d = 0{,}5\, c_{Licht}\, \Delta t$). Dieser Vorgang wird mit einer Laserpulsfrequenz von 14,4 kHz wiederholt. Der ausgesandte Laserpuls wird über ein rotierendes Prisma mit wählbaren 10 Hz bis 40 Hz Scanfrequenz (nahezu) rechtwinklig abgelenkt, wodurch pro Umdrehung ein ebenes, im Winkel äquidistantes Entfernungsprofil (Scan) der Umgebung entsteht.

Zusätzlich zu Distanz und Winkel wird zu jedem Einzelschuss ein Maß für die Intensität des detektierten Echopulses, die sogenannte Echopulsbreite Δt_{EP}, ermittelt (Abbildung 8).

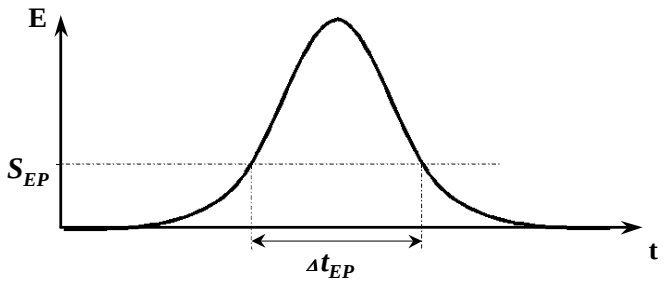


Abbildung 8: Zeitlicher Verlauf eines Echopulses.

Hauptbestandteile des Laserscanners sind ein Halbleiter-Laser mit einer aktiven Fläche von 200 µm x 10 µm und vier Avalanche-Photodioden als Empfangsarray mit einer Empfangsfläche von je 3,2 mm x 0,8 mm. Der Halbleiter-Laser erzeugt linear polarisiertes Infrarot-Licht mit 905 nm Wellenlänge, das entlang der langen Seite hochmodiges Infrarot-Licht und in Richtung der schmalen Seite einmodiges Infrarot-Licht mit einer der Gauß-Verteilung ähnlichen Streuung erzeugt.

4.2 Transformation „rotierender“ Polarkoordinaten in kartesische Koordinaten

Der hier verwendete mehrzeilige Laserscanner ermittelt, wie oben beschrieben, in diskreten Winkelschritten die Entfernung zu einem in der Ausbreitungsrichtung befindlichen Gegenstand. Der Winkel wird gemäß DIN 70000 aufgetragen, wie in Abbildung 9 skizziert. Die vier Layer (Empfangskanäle) sind in einer Reihe als Array angeordnet, dessen Abbildung über einen rotierenden Spiegel je nach Winkel geneigt ist, die sogenannte „Strichdrehung“ (Abbildung 9, rechts). Der „Strich“ ist bei 0° vertikal ausgerichtet, während er bei ± 90° hori zontal liegt. Bei ± 180° ist der „Strich“ wieder senkrecht, allerdings hat sich die Anordnung der Layer invertiert.

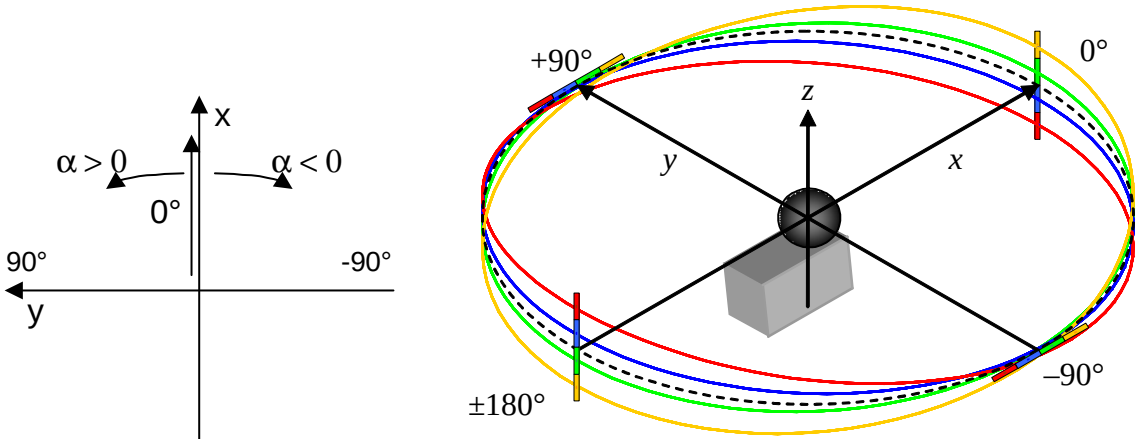


Abbildung 9: Mitgeführtes Laserscanner-Koordinatensystem (links); „Strichdrehung“ des Laserscanners (rechts). Die farblich unterschiedenen Linien beschreiben die jeweiligen Layer.

Die Berechnungen von Segmentierung, Tracking und Klassifikation basieren auf einem kartesischen Koordinatensystem. Deshalb ist eine Transformation der

„rotierenden“ Polarkoordinaten dieses Laserscanners in kartesische Raum-Koordinaten notwendig.

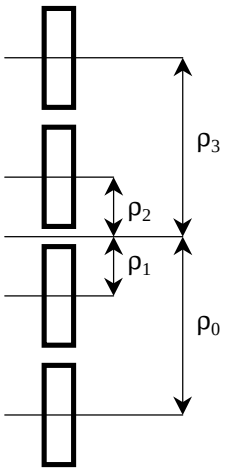


Abbildung 10, Winkel zwischen den Empfangskanälen.

Die kartesischen Koordinaten werden unter Berücksichtigung der Strahlaufweitung (Abbildung 10) wie folgt bestimmt

$$x_n \cong d_{n,i} \cdot \cos\left(\alpha - \rho_n \cdot \sin(\alpha)\right) \qquad (1)$$

$$y_n \cong d_{n,i} \cdot \sin\left(\alpha - \rho_n \cdot \sin(\alpha)\right) \qquad (2)$$

$$z_n \cong \left(d_{n,i} \cdot \sin(\rho_n)\right) \cdot \cos(\alpha) \qquad (3)$$

mit

$x_n ; y_n ; z_n$	Koordinaten für den n-ten Kanal
$d_{n,i}$	Distanz für den n-ten Kanal und i-ten Subkanal
α	Winkel des Laserscannerkopfes, Winkel des „Laserstriches“
ρ_n	Winkel des n-ten Kanals bezüglich neutraler Achse

Um das durch die Strichdrehung hervorgerufene Verhalten zu demonstrieren, werden die Koordinaten mit Hilfe einer Simulation veranschaulicht. Es wird eine Kugel mit 1 m Radius um den Laserscanner im Mittelpunkt aufgespannt. Abbildung 11 zeigt den Verlauf.

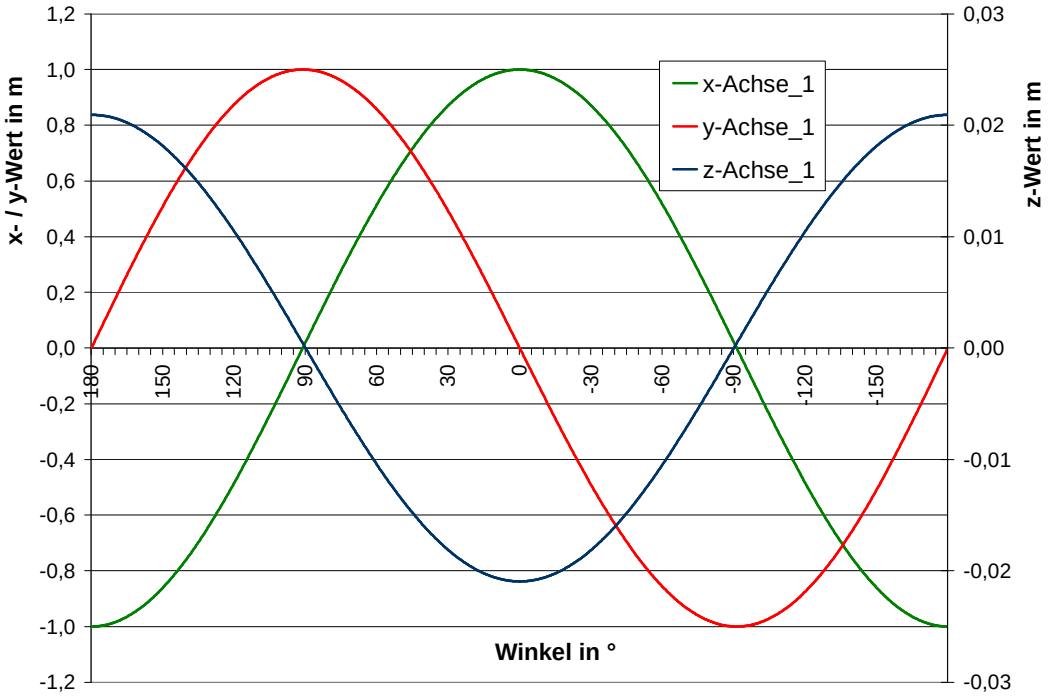


Abbildung 11: Transformationsergebnis der drei kartesischen Achsen für den Layer 0 in einen Winkelbereich von -180° bis 180° (Vollkreis) für einen konstanten Abstand von 1 m (Simulation: Kugel mit 1 m Radius um Laserscanner im Mittelpunkt)

4.3 Streuung und Reflektion an Oberflächen

Je nach Eigenschaft der Oberfläche des vermessenen Gegenstands wird der einfallende Laserpuls zu unterschiedlichen Anteilen absorbiert, reflektiert und diffus gestreut.

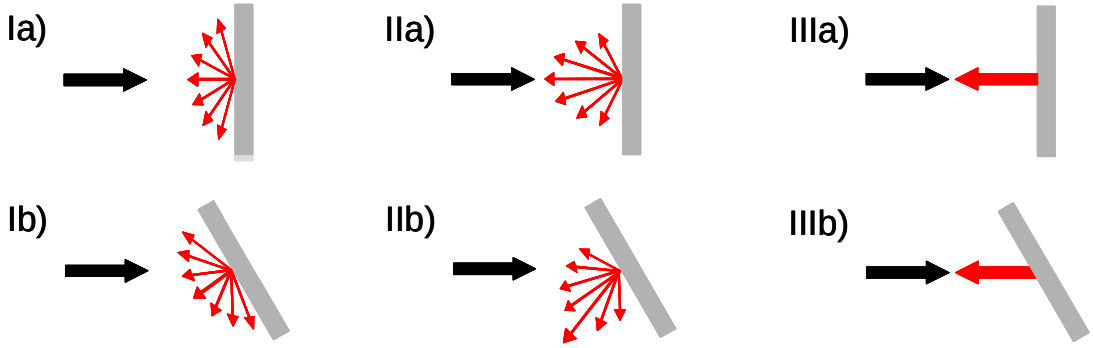


Abbildung 12: Streuung eines senkrecht (a) bzw. nicht senkrecht (b) auftreffenden Laserpulses an verschiedenen Oberflächen. Es kann diffuse (I), diffus gerichtete (II) und umkehrende (III) Streuung auftreten.

Diffuse Streuung tritt auf, wenn der Laserpuls auf eine raue Oberfläche trifft, die aus vielen verschieden orientierten Flächenelementen besteht (Abbildung 12,I). Durch einen die diffuse Streuung überlagernden total reflektierenden Anteil kommt es zur diffus gerichteten Streuung (Abbildung 12,II), die das Streuverhalten der meisten

natürlichen Oberflächen geeignet beschreibt. Von wesentlicher Bedeutung für das Messen mit Laserscannern sind Retroreflektoren. Diese nutzen katadioptrische (spiegelnde oder optische) Elemente um den einfallenden Laserpuls umzukehren und in Richtung der Quelle zurückzusenden (Abbildung 12,III). Wobei die zurück gestreute Energie über einem großen Bereich des Einfallswinkels auf den Gegenstand nahezu konstant ist und wesentlich größer, als die von diffus oder diffus gerichtet streuenden Oberflächen [Schäfer 2002]. Sowohl Fahrzeugrückleuchten als auch Kennzeichen und viele Verkehrsschilder sind aus Retroreflektoren aufgebaut.

4.4 Echopulsbreiten

Zusätzlich zu den Reflektionseigenschaften des vermessenen Gegenstands wirkt sich die Distanz wesentlich auf die in die Empfangsoptik zurück gestreute Energie und damit auf die Echopulsbreite aus.

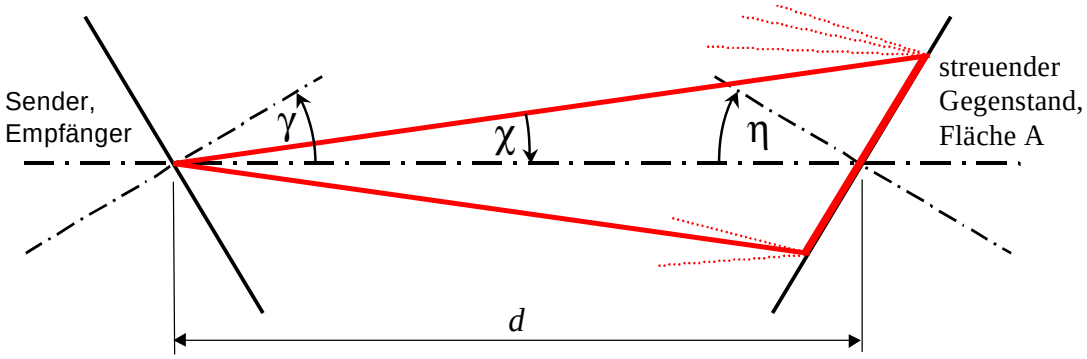


Abbildung 13: Vermessung eines Gegenstands.

Unter der Annahme, dass die Gegenstandsfläche die Gesamtquerschnittsfläche des Laserpulses in allen Richtungen überragt, gilt für einen Aufbau gemäß Abbildung 13 die sogenannte Laser-Radar-Gleichung für die Bestrahlungsstärke an der Empfängerfläche

$$E = c_{Obj} \frac{\phi_0}{\pi^2 \sin^2 \chi \, d^4} A \cos\eta \cos\gamma \,. \qquad (4)$$

Mit

c_{Obj}	Reflektivität des Gegenstands	χ	Strahldivergenz des Laserpulses
ϕ_0	Sendeleistung des Lasers	γ	Einfallswinkel auf Empfänger
d	Distanz Laserscanner Gegenstand	η	Einfallswinkel auf Gegenstand

$A = \pi \sin^2 \chi \, d^2$ Gesamtquerschnittsfläche des Laserpulses

Da der Echopuls senkrecht auf die Empfängerfläche einfällt ($\cos\gamma = 1$), ergibt sich die Bestrahlungsstärke zu

$$E(c,d,\eta) = c \frac{\phi_0}{\pi \, d^2} \cos\eta \;. \qquad (5)$$

Von besonderem Interesse ist die Erkennung von Scanpunkten auf

retroreflektierenden Oberflächen, da diese charakteristisch sowohl für Fahrzeugheckleuchten und Kennzeichen, als auch für Leitpfosten und Schilder im Straßenverkehr sind. Da Retroreflektoren die einfallende Energie auch bei unterschiedlichen Einfallswinkeln annähernd vollständig in die Gegenrichtung zurückwerfen ergibt sich für diese folgende Bestrahlungsstärke.

$$E_{\text{Refl}}(d) = c_{\text{Refl}} \frac{\phi_0}{\pi d^2} \quad , \quad \text{für} \quad -75° < \eta < 75° \qquad (6)$$

Die Bestrahlungsstärke für alle anderen Oberflächen lässt sich für beliebige Einfallswinkel auf den Gegenstand nach oben abschätzen durch

$$E_{\text{Sonst}}(d, \eta = 0) = c_{\text{Sonst}} \frac{\phi_0}{\pi d^2} \geq E_{\text{Sonst}}(d, \eta) = c_{\text{Sonst}} \frac{\phi_0}{\pi d^2} \cos \eta \ , \qquad (7)$$

Auf experimenteller Basis wird ein Schwellwert $s_{EP}(d)$ ermittelt, siehe Abbildung 14, dessen Überschreiten eindeutig einen Retroreflektor kennzeichnet [Schäfer 2002, Simeth 2003].

$$E_{\text{Refl}}(d) = c_{\text{Re fl}} \frac{\phi_0}{\pi d^2} > s_{EP}(d) > E_{Sonst}(d, \eta = 0) = c_{\text{Sonst}} \frac{\phi_0}{\pi d^2} \qquad (8)$$

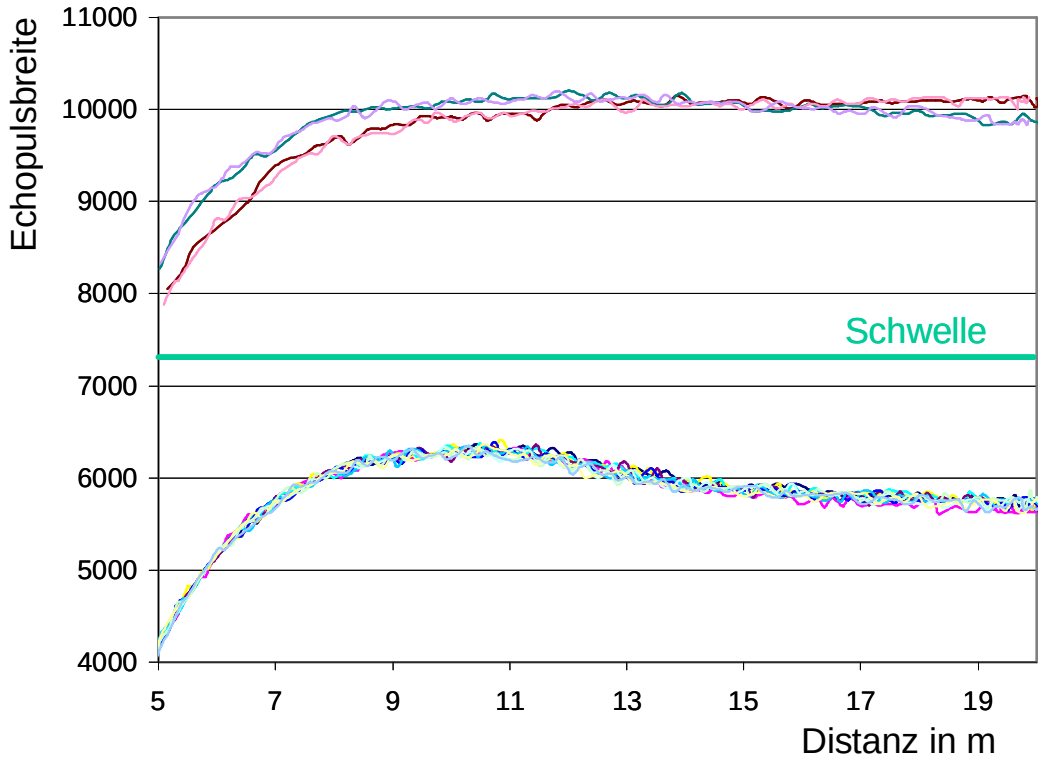


Abbildung 14: experimentell ermittelte Echopulsbreitenverläufe für weiße Oberflächen (unterhalb Schwelle) und verschiedene Retroreflektoren (oberhalb Schwelle).

Für kleine Gegenstände, wie beispielsweise Leitpfosten, die mit nur wenigen Scanpunkten detektiert werden, kann in größerer Entfernung (> 30 m) ein

Herabsetzen dieser Schwelle erfolgen. Die geringe Anzahl an Scanpunkten lassen auf einen gering ausgedehnten Gegenstand schließen, dessen Fläche signifikant kleiner ist als die Gesamtquerschnittsfläche des Laserpulses.

Die Ermittlung der Abhängigkeiten für die Echopulsbreiten die von der Leistung abhängen erfolgt analog und lässt sich durch entsprechende Abschätzungen vereinfachen. Die mit Hilfe der Echopulsbreiten gekennzeichneten Scanpunkte auf Retroreflektoren, wie in Abbildung 15 veranschaulicht, werden in den folgenden Kapiteln zur Verbesserung sowohl des Trackings als auch der Klassifikation genutzt.

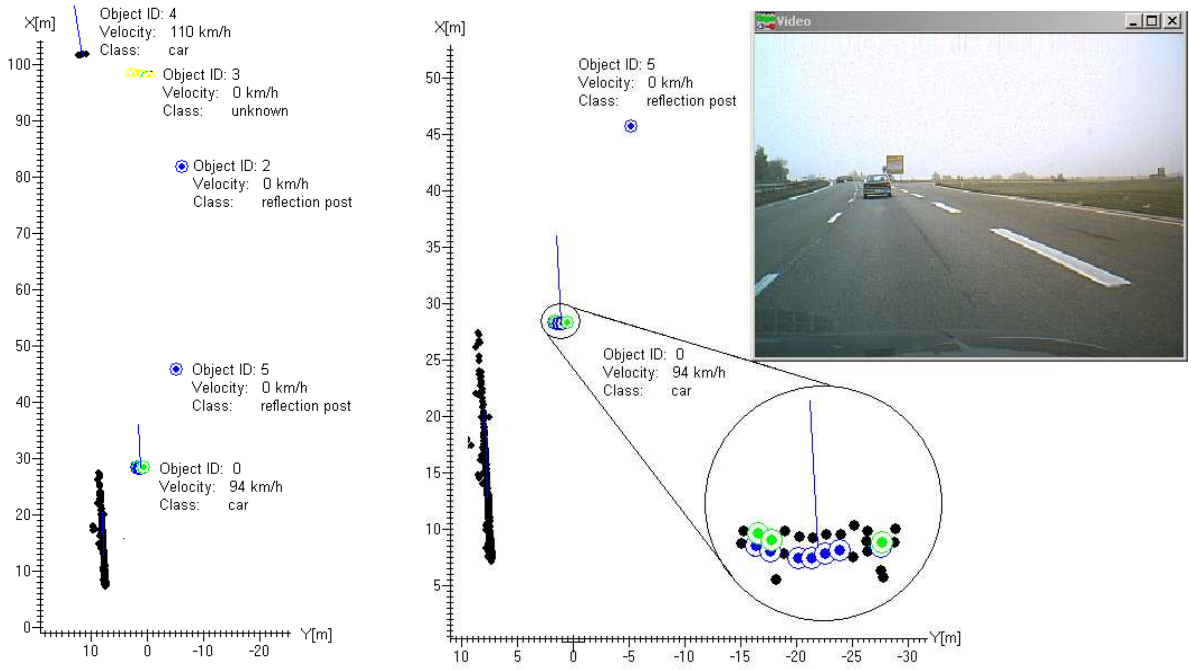


Abbildung 15: Ein Zeitschritt einer realen Autobahnszene ist mit einer Skalierung bis 100 m (links) bzw. 50 m (rechts) dargestellt: Die Scanpunkte auf Retroreflektoren des Fahrzeughecks und des Leitpfostens sind gekennzeichnet (⦿). Das Fahrzeugheck (Objekt-ID 0) ist zur Hervorhebung der erkannten Scanpunkte auf Rückleuchten und Kennzeichen zusätzlich vergrößert.

4.5 Messgenauigkeit

Die Messgenauigkeit des Laserscanners beeinflusst wesentlich die Qualität des Objekttrackings und wird im Kalman-Filter zur Parametrierung der Kovarianzmatrix des Messrauschens genutzt. Um die Messgenauigkeit des Laserscanners zu ermitteln, wurden verschiedene Versuche durchgeführt.

4.5.1 Entfernungsgenauigkeit

In der ersten Versuchsreihe wurden zwei Referenzziele bis 21 m in einer Halle vermessen: zum einen eine Holzfläche mit 0,7 m x 0,5 m Fläche, zum anderen eine mit Reflektorfolie (Rückstrahlwert 250) versehene Fläche gleicher Ausdehnung. Die

Holzfläche hat einen Rückstrahlwert von knapp eins, wobei eine ideal weiße Fläche zur Normierung als Rückstrahlwert eins genutzt wird.

Die zweite Versuchsreihe wurde auf einer freien ebenen Fläche durchgeführt. Ein Fußgänger und ein PKW-Heck wurden in Schritten von zwei bzw. 5 m (ab 20 m) bis 50 m Distanz vermessen.

Es wurden pro Entfernungsschritt je 100 Messungen für Holz bzw. Reflektor ausgewertet. Die Referenzmessung d_{REF} wurde mit Hilfe eines Maßbandes ermittelt (ca. +/- 1 cm Messgenauigkeit). Basierend auf diesen Messungen wurden Standardabweichung und der absoluten Fehler ε_{abs}^{d} bestimmt.

$$\varepsilon_{abs}^{d} = \left| d_{REF} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} d_i \right| \qquad (9)$$

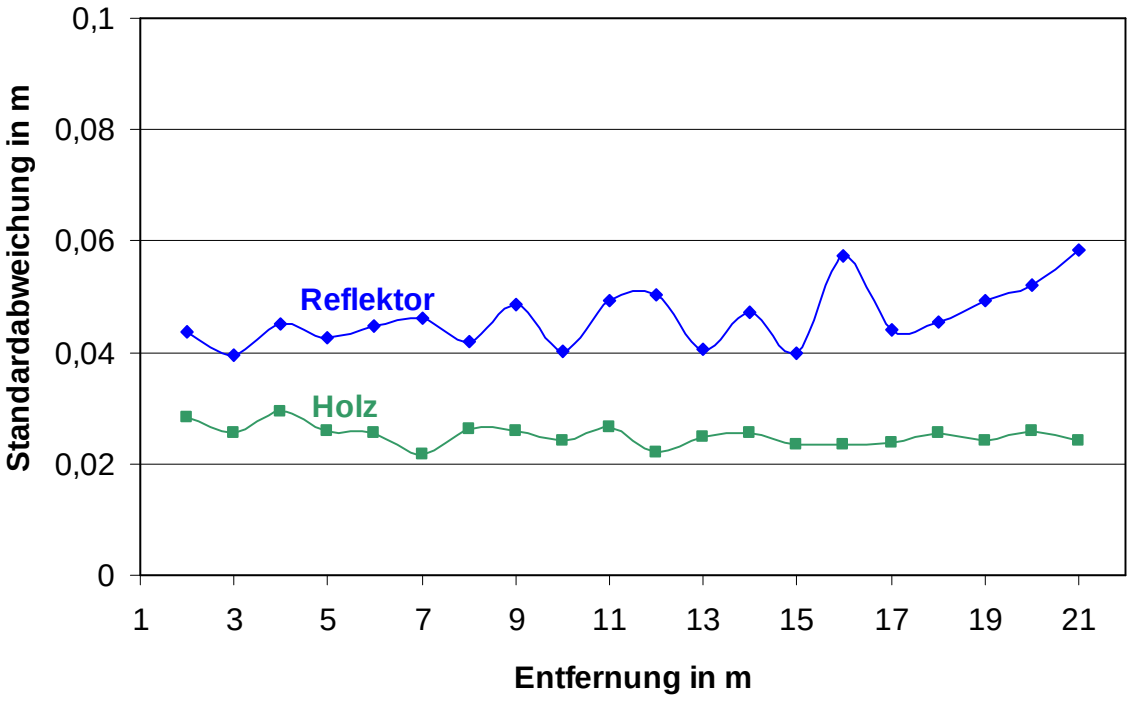


Abbildung 16: Standardabweichung der Entfernungsmessung auf ein Holz- bzw. Reflektor-Referenzziel.

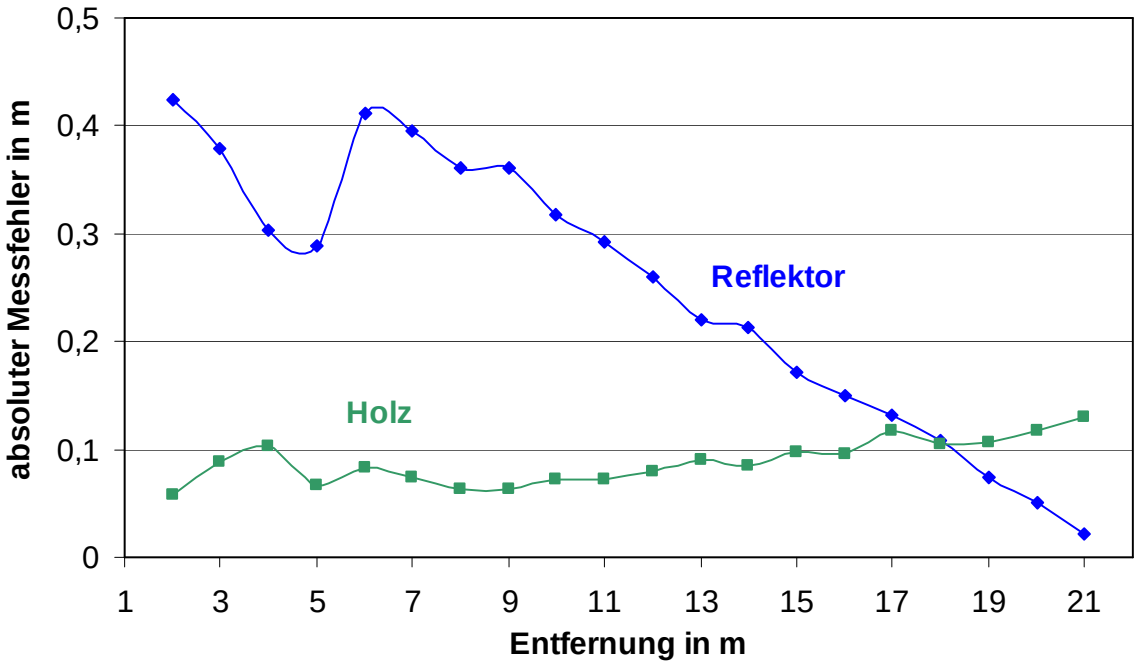


Abbildung 17: Absoluter Messfehler der Entfernungsmessung auf ein Holz- bzw. Reflektor-Referenzziel.

Abbildung 16 und Abbildung 17 zeigen die ermittelte entfernungsabhängige Standardabweichung bzw. den absoluten Fehler der Messungen auf Holz- bzw. Reflektor-Referenzziel.

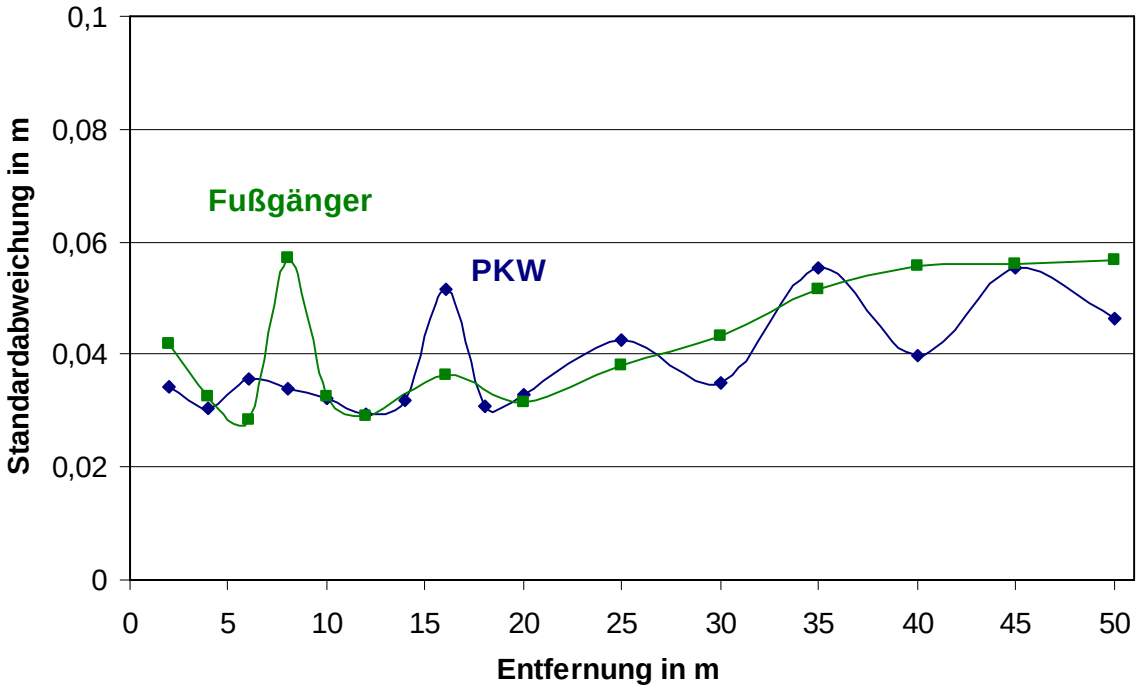


Abbildung 18: Standardabweichung der Entfernungsmessung auf einen Fußgänger- bzw. ein Fahrzeugheck.

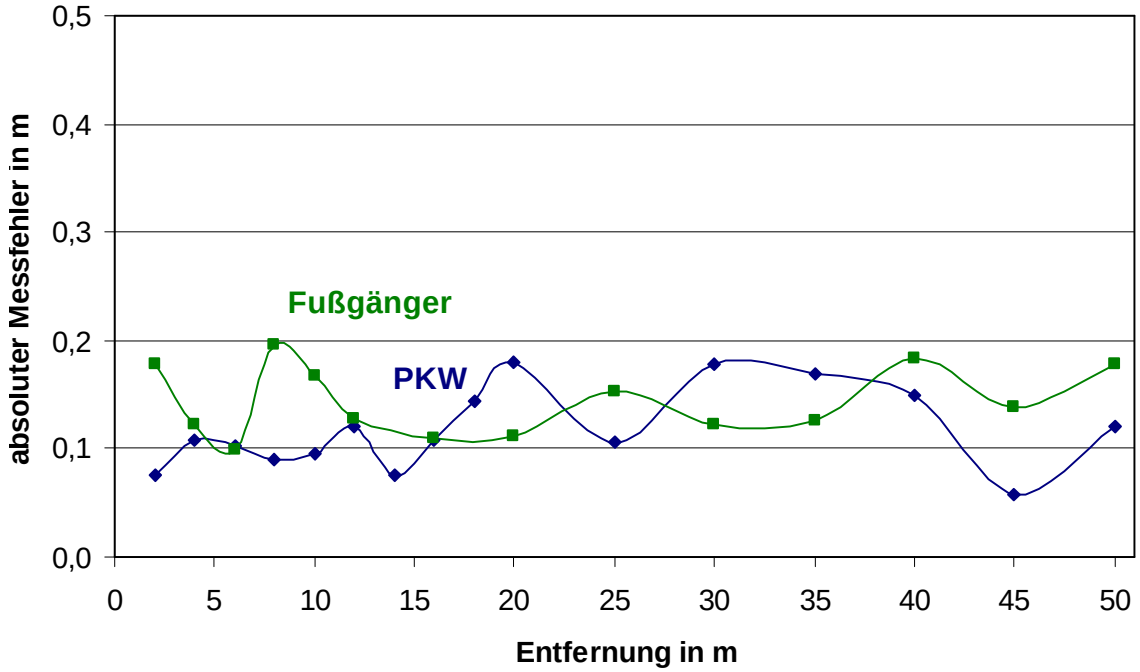


Abbildung 19: Absoluter Messfehler der Entfernungsmessung auf einen Fußgänger- bzw. ein Fahrzeugheck.

Der auffällig große absolute Fehler des Reflektor-Referenzziels im Nahbereich ($\varepsilon_{abs}^{d} = 0{,}4\ \mathrm{m}$, Abbildung 17) ist durch eine extrem hohe Bestrahlungsstärke am Empfänger des Laserscanners verursacht, die den Dynamikbereich überschreitet. Die Reflektorfolie hat einen extrem hohen Rückstrahlwert, der auch den typischen Rückstrahlwert von Fahrzeugheckleuchten und Kennzeichen weit überragt. Auf diese Weise ist eine Abschätzung des absoluten Fehlers durch Überschreiten des Dynamikbereichs nach oben möglich. Messungen auf reale Ziele am Beispiel eines Fußgängers und eines Fahrzeughecks, wie in Abbildung 19 dargestellt, bestätigen diese Aussage.

Abbildung 18 und Abbildung 19 zeigen die Verläufe der Standardabweichung bzw. des absoluten Fehlers der Entfernungsmessung auf einen Fußgänger und ein Fahrzeugheck bis zu einer Distanz von 50 m. Es ergeben sich für die Standardabweichung Werte von weniger als 0,06 m und der absolute Fehler ist geringer als 0,2 m.

In den absoluten Messfehler bzw. die Standardabweichung gehen zusätzlich zum Fehler in der Messelektronik des Laserscanners Unsicherheiten durch das Vermessen von teilweise verschiedenen Bereichen auf dem Ziel – mit unterschiedlichen Distanzen – ein.

4.5.2 Winkelgenauigkeit

Der Laserpuls wird über ein rotierendes Prisma abgelenkt, wodurch pro Umdrehung ein ebenes, im Winkel äquidistantes Entfernungsprofil (Scan) der Umgebung entsteht (siehe auch Abschnitt 4.1 Funktionsprinzip). Die Triggerung des Laserpulses erfolgt

durch ein Coderad, das auf wenige hundertstel Grad genau gefertigt ist. Auch die Triggergenauigkeit des Laserpulses ist von vergleichbarer Präzision.

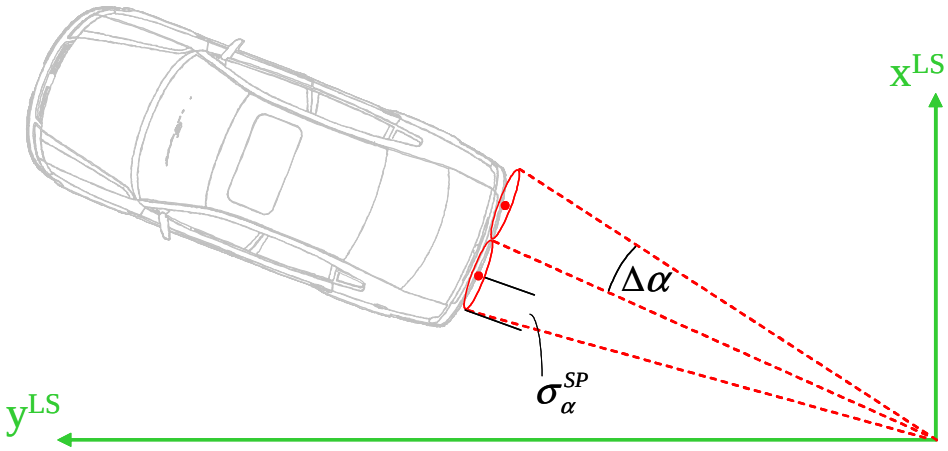


Abbildung 20: Winkelschrittweite $\Delta\alpha$ und Winkelgenauigkeit σ_{α}^{SP}.

Damit dominiert die gewählte Winkelschrittweite mit typisch 0,25° die Winkelgenauigkeit, diese ergibt sich zu

$$\sigma_{\alpha}^{SP} \approx {}^{1}\!/_{2}\,\Delta\alpha = \frac{\pi \cdot f_{Laser}}{f_{update}} = {}^{\pi}\!/_{1440} \quad \text{in } [\text{rad}]. \qquad (10)$$

Mit

$\Delta\alpha$	Winkelschrittweite
f_{Laser}	Laserpulsfrequenz
f_{update}	Scanfrequenz

Die oben theoretisch ermittelte Winkelgenauigkeit wurde durch manuelle Winkelmessung von Gegenstandskanten verifiziert. Zusätzlich wurde die Winkelwiederholgenauigkeit durch zeitliche Auswertung der gemessenen Winkel auf unbewegte Gegenstandskanten bei unbewegtem Laserscanner ermittelt und keine Abweichungen im gemessenen Winkel beobachtet. Die Wiederholgenauigkeit ist aufgrund des Funktionsprinzips auf wenige hundertstel Grad genau.

4.5.3 Geschwindigkeitsgenauigkeit

Die Ermittlung der Geschwindigkeit eines Objekts erfolgt prinzipiell durch Bestimmung der Verschiebung der Messungen auf denselben idealen Gegenstand zu verschiedenen Zeitpunkten (two-point-differencing). Von einem stehenden Testfahrzeug aus basiert die theoretische Geschwindigkeitsgenauigkeit σ_v allein auf der Wiederholgenauigkeit der Messungen des Laserscanners σ_d bzw. $\overline{\sigma}_{d,k}$.

$$v = \frac{\partial d}{\partial t} \approx \frac{\Delta d}{\Delta t} = \frac{d_j - d_i}{\Delta t}, \text{ für kleine } \Delta t, \qquad (11)$$

$$\Rightarrow \sigma_v \approx \frac{2 \cdot \overline{\sigma}_{d,k}}{\Delta t} = \frac{\sqrt{2} \cdot \sigma_d}{\sqrt{k} \cdot \Delta t}, \qquad (12)$$

mit

σ_d	Standardabweichung einer Entfernungsmessung
k	Anzahl der Entfernungsmessungen auf ein Objekt
$\overline{\sigma}_{d,k}$	Standardabweichung für k gleichartige unabhängige Entfernungsmessungen
Δt	Zeitlicher Abstand zwischen den Messungen

Die Anzahl der Messungen auf beispielsweise ein Fahrzeugheck, k variieren in Abhängigkeit der Distanz:

$$k = \arctan\left(\frac{b}{2d}\right) \cdot {}^{1}\!/_{\Delta\alpha}. \qquad (13)$$

Mit

b	Breite eines Fahrzeughecks,
$\Delta\alpha$	Winkelschrittweite.

Damit ergeben sich beispielhaft für ein vorausfahrendes Fahrzeug (Entfernung: 10 m, 20 m bzw. 50 m; Breite: $b = 1{,}6\ \mathrm{m}$) mit einer Updaterate von 10 Hz ($\Delta t = 0{,}1\ \mathrm{s}$) und einer Einzelschussgenauigkeit von $\sigma_d = 0{,}05\ \mathrm{m}$ folgende Zahlenwerte:

$$3\sigma_v\big|_{d=10m} \approx 0{,}5\,\frac{m}{s}, \qquad (14)$$

$$3\sigma_v\big|_{d=20m} \approx 0{,}7\,\frac{m}{s}, \qquad (15)$$

$$3\sigma_v\big|_{d=50m} \approx 1{,}2\,\frac{m}{s}. \qquad (16)$$

Die Geschwindigkeitsschätzung ist mit dieser Genauigkeit allgemein nutzbar und kann durch weitere Filterung in der Genauigkeit wesentlich verbessert werden.

Beschleunigungsgenauigkeit

Analog zur Geschwindigkeitsgenauigkeit kann die theoretische Beschleunigungsgenauigkeit σ_a ermittelt werden.

$$a = \frac{\partial^2 d}{\partial t^2} = \frac{\partial v}{\partial t} \approx \frac{\Delta v}{\Delta t} = \frac{v_j - v_i}{\Delta t} \qquad (17)$$

. Für kleine Δt,

$$\Rightarrow \sigma_a \approx \frac{\sqrt{2} \cdot \sigma_v}{\Delta t} \quad . \qquad (18)$$

Damit ergeben sich für die gleichen obigen Randbedingungen folgende beispielhafte Zahlenwerte:

$$3\sigma_a\big|_{d=10m} \approx 7{,}1 \frac{m}{s^2}, \qquad (19)$$

$$3\sigma_a\big|_{d=20m} \approx 10{,}0 \frac{m}{s^2}, \qquad (20)$$

$$3\sigma_a\big|_{d=50m} \approx 17{,}1 \frac{m}{s^2}. \qquad (21)$$

Die Nutzung der Beschleunigungsschätzung sollte aufgrund der hohen Unsicherheit nur mit großer Sorgfalt geschehen.

4.6 Zusammenfassung

Dieses Kapitel diskutiert die charakteristischen Eigenschaften des verwendeten optischen Sensors und beschreibt die Bestimmung der relevanten Parameter eines Sensormodells. So wurden typische Reichweiten auf unterschiedlich reflektierende Gegenstände und die zugehörige Genauigkeit in Entfernung und Winkel bestimmt.

Eine Beschreibung des Zusammenhanges zwischen der ermittelten Echopulsbreite und der Reflektivität wurde entwickelt. Damit ist neben Entfernung und Winkel die Reflektivität des vermessenen Gegenstands eine wertvolle zusätzliche Information.

5 SEGMENTIERUNG

Um mehrere Gegenstände im Fahrzeugumfeld zu verfolgen, ist es von wesentlicher Bedeutung, die Scanpunkte eines Scans zunächst zu segmentieren. Der Segmentierungsprozess dient dazu, die Scanpunkte in Teilmengen aufzuteilen, damit die Scanpunkte einer Teilmenge möglichst alle den gleichen Gegenstand in der Realität repräsentieren, wie in Abbildung 21 skizziert. Dazu werden dicht nebeneinander liegende Scanpunkte zu einem sogenannten Segment zusammengefasst, wenn der physikalische Abstand zwischen den Scanpunkten einen zulässigen Abstand nicht überschreitet.

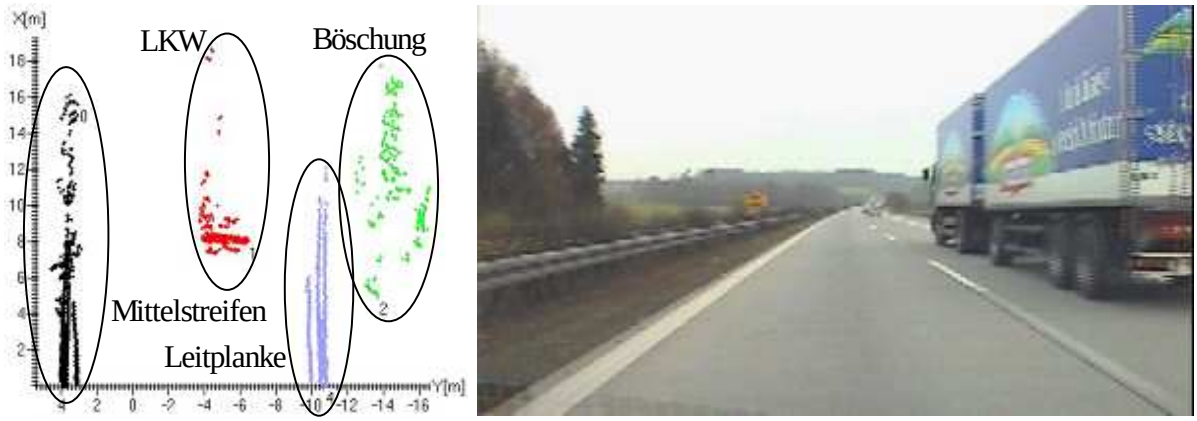


Abbildung 21: Farblich gekennzeichnete Scanpunkte jeweils eines Segments einer Autobahnszene (links) und das korrespondierende Videobild (rechts) [Weiland 2003].

Der Vorgang der Segmentierung kann auch als Optimierungsproblem begriffen werden, das zwischen den Extremen, einen Gegenstand durch viele Segmente zu repräsentieren oder mehrere Gegenstände durch ein Segment zu beschreiben, ein optimales Ergebnis ermittelt.

Grundlage der Segmentierung ist ein Abstandskriterium, dessen Formulierung und Parametrierung wesentlich das Segmentierungsergebnis bestimmt. Ferner ist auch die Ausführungszeit von wesentlicher Bedeutung, um eine Echtzeitfähigkeit auch im „worst-case“ zu ermöglichen.

5.1 Abstandskriterium

Ausgangspunkt des Abstandskriteriums ist ein Basisabstand d_o mit dessen Hilfe alle Scanpunkte (x_i, y_i) mit geringeren Abständen, Δd_{ij}, als der zulässigen Distanz, d_{zul}, grundsätzlich zu Segmenten zusammengefasst werden.

$$\Delta d_{ij} = \sqrt{\Delta x_{ij}^2 + \Delta y_{ij}^2} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} < d_o \qquad (22)$$

Sensoreigenschaften

Um dem radialen Messverfahren des Laserscanners gerecht zu werden, wird dem Basisabstand ein distanzabhängiger Term addiert. Damit wird das lineare Wachsen der tangentialen Abstände zwischen den einzelnen Scanpunkten eines Gegenstands mit der Entfernung berücksichtigt (siehe Abbildung 22 [Weiland 2003]).

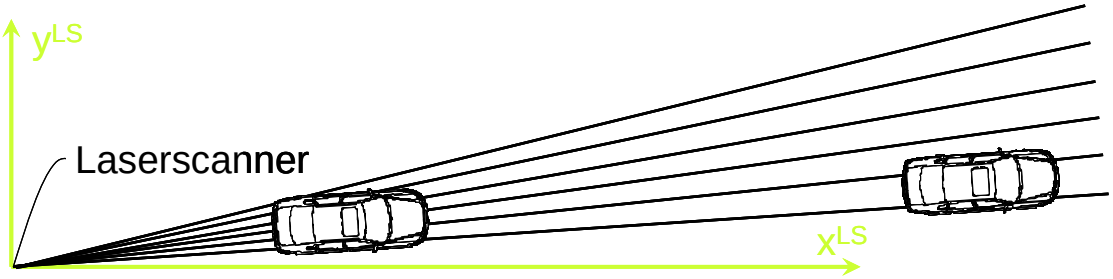


Abbildung 22: Vermessung eines Fahrzeugs in verschiedenen Distanzen.

$$\Delta d_{ij} < d_{zul} = d_o + f_d \cdot d \qquad (23)$$

Mit

d_{zul}	zulässige Distanz
f_d	Distanzfaktor
d	Radiale Entfernung vom Laserscanner zum Objekt

Die Parametrierung ist hier noch stark abhängig vom Fahrzeugumfeld.

Fahrzeugumfeld

Die Parametrierung des Abstandskriteriums wird nicht nur das Messverfahren beeinflusst, sondern auch durch die Struktur des Fahrzeugumfeldes. Der longitudinale Abstand zwischen den Verkehrsteilnehmern ist in besonderem Maße abhängig vom Straßentyp (BAB, Landstraße, Stadt), wie in Abbildung 23 skizziert. Im städtischen Umfeld ist der Abstand zwischen den Verkehrsteilnehmern im Allgemeinen geringer als auf schnell befahrenen Autobahnen. Dahingegen unterscheidet sich der laterale Abstand auf Autobahnen, Landstraßen und im städtischen Umfeld nur unwesentlich. Damit ist die Ermittlung der zulässigen Distanz zusätzlich abhängig von der Orientierung im Laserscanner-Koordinatensystem und kann für den dazugehörigen Straßentyp dimensioniert werden.

Um dieses zu modellieren werden unterschiedliche Parameter für die verschiedenen Koordinatenrichtungen verwendet, die jeweils erfüllt sein müssen. Die unabhängige Prüfung je Koordinatenrichtung reduziert zusätzlich die Rechenzeit, da aufwendige Wurzeloperationen entfallen.

$$\Delta x_{ij} < d_{zul,x} = d_{o,x} + f_{d,x} \cdot d \,, \qquad (24)$$

$$\Delta y_{ij} < d_{zul,y} = d_{o,y} + f_{d,y} \cdot d \,. \qquad (25)$$

Mit

$d_{zul,x/y}$ Zulässige Distanz in x- bzw. y-Richtung

$d_{o,x/y}$ Basisabstand in x- bzw. y-Richtung

$f_{d,x/y}$ Distanzfaktor in x- bzw. y-Richtung

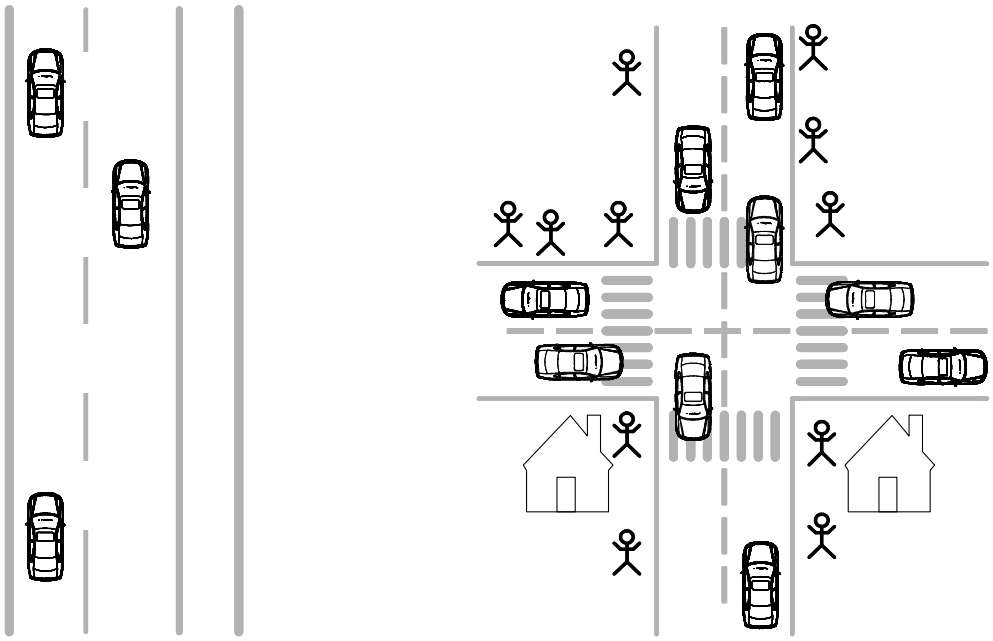


Abbildung 23: Strukturierung des Fahrzeugumfelds. Auf Autobahnen und Landstraßen (links) haben die Verkehrsteilnehmer einen wesentlich größeren longitudinalen Abstand als innerstädtisch (rechts).

Sollen mehrere Applikationen ohne Änderung der Laserscannerdatenverarbeitung von außen bedient werden, ist eine automatische Anpassung der Parametrierung an das Fahrzeugumfeld notwendig. Dieses wird durch einen geschwindigkeitsabhängigen Term in der zulässigen Distanz berücksichtigt.

$$d_{zul,x} = d_{o,x} + f_{d,x} \cdot d + f_{v,x} \cdot \max\left(0\,;\, v_{ego} - v_{off}\right), \qquad (26)$$

$$d_{zul,y} = d_{o,y} + f_{d,y} \cdot d + f_{v,y} \cdot \max\left(0\,;\, v_{ego} - v_{off}\right). \qquad (27)$$

Mit

$f_{v,x/y}$ Geschwindigkeitsfaktor in x- bzw. y-Richtung

v_{ego} Eigengeschwindigkeit

v_{off} Offset für die Eigengeschwindigkeit

5.2 Zweistufige Segmentierung

Die in diesem Kapitel beispielhaft verwendeten Daten beschreiben zunächst eine typische Autobahnfahrt, die nach einigen Minuten auf einem Parkplatz endet. Die ausgewählte Szene zeigt in wenigen Scans auf der Autobahn und auf dem Parkplatz einen hohen Rechenaufwand für die Segmentierung, da eine besonders ungünstige Gegenstandsverteilung mit gering belaubten (teildurchsichtigen) Büschen im Vordergrund vorliegt.

Die sehr hohe tangentiale Auflösung des Laserscanners bewirkt eine wesentliche Erhöhung der Ausführungszeit für die Segmentierung, wenn Gegenstände im Ultra-Nahbereich des Laserscanners vermessen werden. Um diesen Anstieg zu verhindern, wird eine vorherige Clusterung der Scanpunkte vor der eigentlichen Segmentierung durchgeführt.

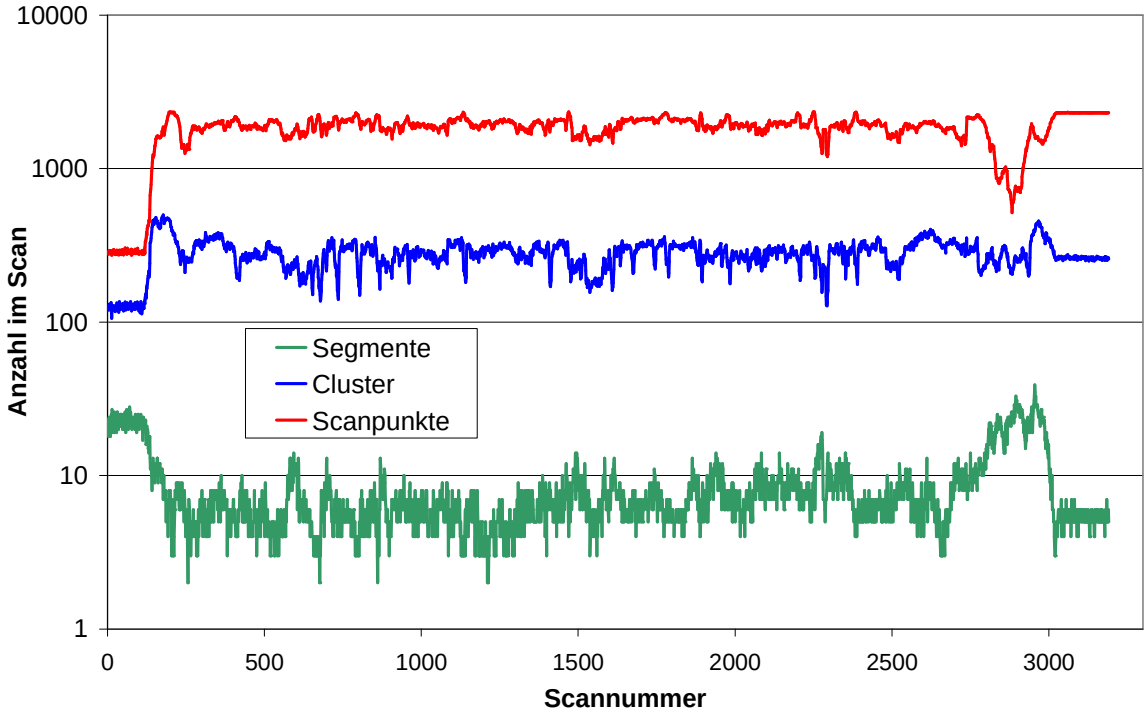


Abbildung 24: Anzahl von Scanpunkten, Clustern und Segmenten im Scan für eine Autobahnfahrt mit finalem Stopp auf einem Parkplatz mit Gegenständen im Ultra-Nahbereich.

Die Idee der Clusterung basiert darauf, eine möglichst große Anzahl eng zusammen liegender Scanpunkte im Nahbereich vor der eigentlichen Segmentierung auf wenige Cluster zu reduzieren, da diese Scanpunkte im Allgemeinen einen einzigen Gegenstand vermessen. Die Cluster werden aus zusammenhängenden Scanpunkten mittels Abstandsmaß gebildet. Dadurch verringert sich im zweiten Schritt die Anzahl der zu segmentierenden Cluster im Vergleich zur Anzahl der Scanpunkte signifikant, wie in Abbildung 24 dargestellt.

Zunächst einmal ist dies ein weiterer Verarbeitungsschritt, der in vielen Szenen eher mehr Rechenleistung erfordert. Es werden jedoch Peaks in der benötigten Rechenleistung wirksam vermieden, da die eigentliche Segmentierung auch im

Nahbereich eine nur geringe Anzahl von Clustern verarbeiten muss, auch wenn diesen eine große Anzahl an Scanpunkten zugeordnet ist.

Von entscheidender Bedeutung für die Echtzeitfähigkeit von Algorithmen ist nicht die durchschnittlich benötigte Rechenzeit, sondern die maximal benötigte Rechenzeit. Die vorzuhaltende Rechenleistung für die Segmentierung der Scanpunkte orientiert sich an wenigen (vielleicht sogar unwahrscheinlichen) Konstellationen von Gegenständen in der Fahrzeugumgebung, die diese maximale Rechenleistung erfordern.

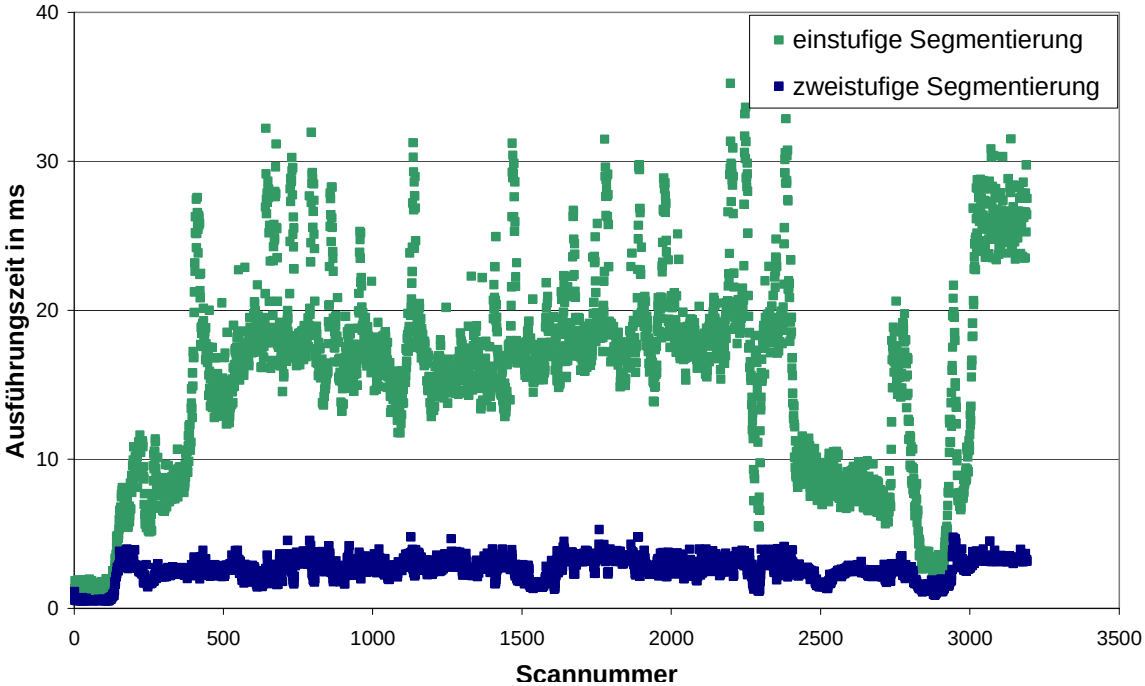


Abbildung 25: Benötigte Rechenzeit für die ein- bzw. zweistufige Segmentierung für eine Autobahnfahrt mit finalem Stopp auf einem Parkplatz mit Gegenständen im Ultra-Nahbereich (P4 2,4 GHz).

Wie in Abbildung 25 dargestellt, reduziert sich sowohl die durchschnittliche als auch die maximale Ausführungszeit mit der Verwendung der zweistufigen gegenüber der einstufigen Segmentierung signifikant.

5.3 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wird eine Segmentierung beschrieben, die durch Ihren zweistufigen Algorithmus den Anforderungen eines Echtzeitsystems gerecht wird. Durch die Kopplung der Segmentierungsparameter an die Geschwindigkeit des Eigenfahrzeugs und der damit erreichten Adaption an das Fahrzeugumfeld ist die Bildung von Segment-Gegenstand-Paaren mit deutlich erhöhter Präzision möglich.

6 EIGENBEWEGUNGSSCHÄTZUNG

Die genaue Schätzung der Bewegung des eigenen Fahrzeugs, die Eigenbewegung, ist von grundlegender Bedeutung. Beim Objekttracking wird der Relativmessung des Laserscanners die ermittelte Eigenbewegung überlagert. Damit lassen sich Objektmodelle in globalen Koordinaten beschreiben, die Zuordnung von Segmenten zu Objekten verbessern und insbesondere die absolute Geschwindigkeit des beobachteten Gegenstands schätzen. Diese ist beispielsweise für die Unterscheidung von beweglichen und unbeweglichen Objekten wie Fußgänger und Pfosten von maßgeblicher Bedeutung.

6.1 Inertial-Sensorik

In modernen Fahrzeugen sind für ABS und ESP zahlreiche Sensoren verbaut, die sogenannte Inertial-Sensorik, die über die Fahrzeugbewegung Aufschluss geben. Dazu gehören Raddrehzahlsensoren zur Ermittlung der Fahrzeuggeschwindigkeit und Gierratensensoren oder Lenkradwinkelsensoren zur Bestimmung der Rotationsbewegung [Bosch 1998].

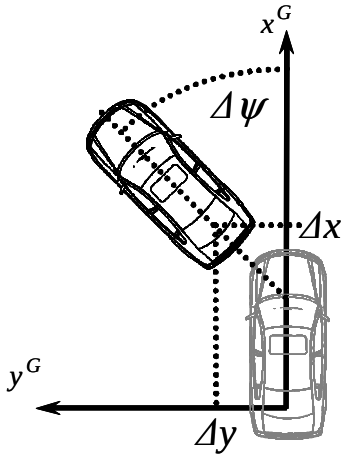


Abbildung 26: Drei Parameter $\Delta x, \Delta y, \Delta\psi$ beschreiben die Bewegung eines Fahrzeugs in der globalen Ebene (x^G, y^G) zwischen zwei aufeinanderfolgenden Scans.

Durch Vernachlässigung von Nicken und Wanken, sowie Bewegungen entlang der Hochachse (z-Achse) verbleiben drei Parameter $\Delta x, \Delta y, \Delta\psi$ zur Beschreibung der Bewegung eines Fahrzeugs in der Ebene zwischen zwei aufeinanderfolgenden Scans im Zeitraum T.

$$\Delta x = v_{ego} \cdot T \cdot \cos(\beta), \qquad (28)$$

$$\Delta y = v_{ego} \cdot T \cdot \sin(\beta), \qquad (29)$$

$$\Delta\psi = \frac{v_{ego} \cdot T}{l_h} \cdot \beta\,. \qquad (30)$$

mit

$\Delta x, \Delta y, \Delta \psi$ Translation bzw. Rotation des eigenen Fahrzeugs zwischen zwei Scans,

v_{ego} Eigengeschwindigkeit β Schwimmwinkel

T Abtastzeit, Update-Rate

l_h Abstand zwischen Schwerpunkt und Hinterachse des Fahrzeugs.

Zur Ermittlung des Schwimmwinkels dient oft ein einfaches Fahrzeugmodell – das sogenannte Einspurmodell [Mitschke 1990]. Hier werden Lastwechsel, Querbeschleunigungen, Längsbeschleunigung, Bremsen und auch aerodynamische Einflüsse vernachlässigt [Zomotor 1991]. Auf Basis dieser Vereinfachungen ergibt sich der Schwimmwinkel zu

$$\beta = \frac{l_h}{l_v + l_h} \cdot \delta \,, \qquad (31)$$

oder

$$\beta = \frac{l_h}{v_{ego}} \cdot \dot{\psi} \,, \qquad (32)$$

mit

l_v Abstand zwischen Schwerpunkt und Vorderachse des Fahrzeugs

δ Vorderradeinschlagwinkel $\dot{\psi}$ Gierrate

Dieses Modell liefert gute Ergebnisse für geringe Quergeschwindigkeiten. Die Fehler liegen unterhalb von 1% [Eisenlauer 2002].

Ein komplexeres Modell berücksichtigt den Schlupf an Vorder- und Hinterrädern α_v, α_h bis zu einer Querbeschleunigung von 4 $^m/_{s^2}$ [Eisenlauer 2002]. [Weiss 2004] hat ein Modell unter Nutzung von Geschwindigkeit, Vorderradeinschlagwinkel und Gierrate entwickelt, das durch gute Ergebnisse auch bei unterschiedlichen Fahrsituationen gut geeignet ist.

6.2 Landmarkengestützte Eigenbewegungsschätzung

Die oben beschriebenen Modelle verlieren signifikant an Genauigkeit, wenn hohe Querbeschleunigungen oder geringe Reibbeiwerte, beispielsweise durch Eis, Schnee oder Regen, den Schlupf der Räder erhöhen. Eine landmarkengestützte Eigenbewegungsermittlung kann unter solchen Bedingungen erheblich bessere Ergebnisse erzielen.

Die relativen Geschwindigkeiten von statischen Gegenständen im Erfassungsbereich des Laserscanners, insbesondere von gering ausgedehnten Gegenständen wie

Pfosten, Pfählen oder Bäumen können zur Ermittlung der Eigenbewegung genutzt werden. Im Folgenden wird eine Methode vorgestellt, die sowohl die Unterscheidung von statischen und dynamischen Objekten (präziser formuliert zwischen bewegten und unbewegten) realisiert, als auch die Eigenbewegung ermittelt [Fuerstenberg 2003].

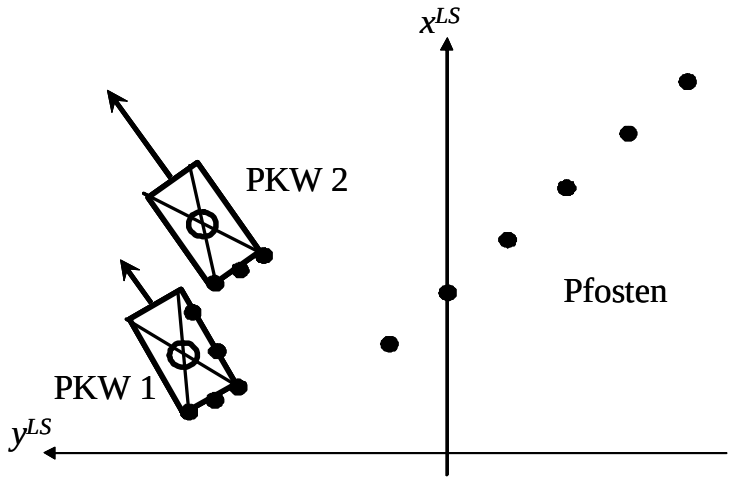


Abbildung 27: Acht Gegenstände werden vom mit dem eigenen Fahrzeug bewegten Laserscanner detektiert. Zwei bewegte Fahrzeuge (PKW) und sechs Pfosten.

Das in Abbildung 27 skizzierte Szenario dient als Beispiel für die Diskussion. Die detektierten acht Objekte werden zeitlich verfolgt und deren relative Geschwindigkeiten bestimmt.

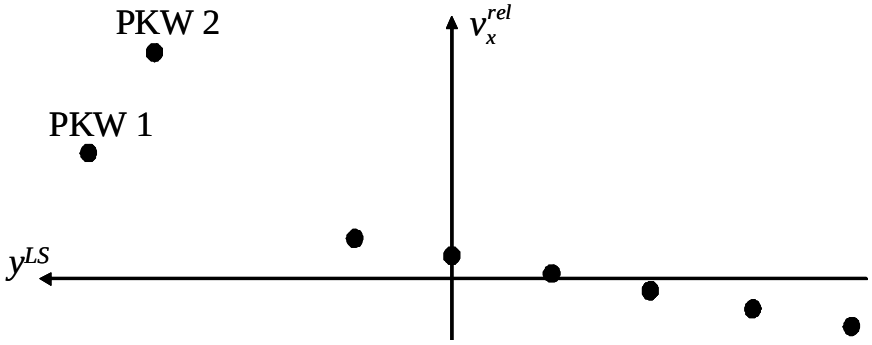


Abbildung 28: Der Graph zeigt die x-Komponente der relativen Geschwindigkeit, $v_{obj,x}^{rel}$, über der y-Koordinate im Laserscanner Koordinatensystem, y_{obj}^{LS}, der detektierten Objekte.

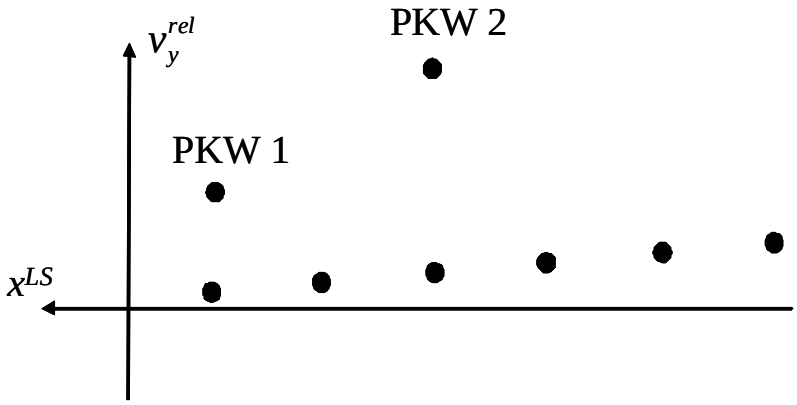


Abbildung 29: Der Graph zeigt die y-Komponente der relativen Geschwindigkeit, $v_{obj,y}^{rel}$, über der x-Koordinate im Laserscanner Koordinatensystem, x_{obj}^{LS}, der detektierten Objekte.

Abbildung 28 und Abbildung 29 (Graphen v_x^{rel} über y^{LS} bzw. v_y^{rel} über x^{LS}) zeigen, dass die Punkte, die ein statisches Objekt repräsentieren auf einer Linie liegen. Diese Eigenschaft kann zur Ermittlung der Eigenbewegung genutzt werden.

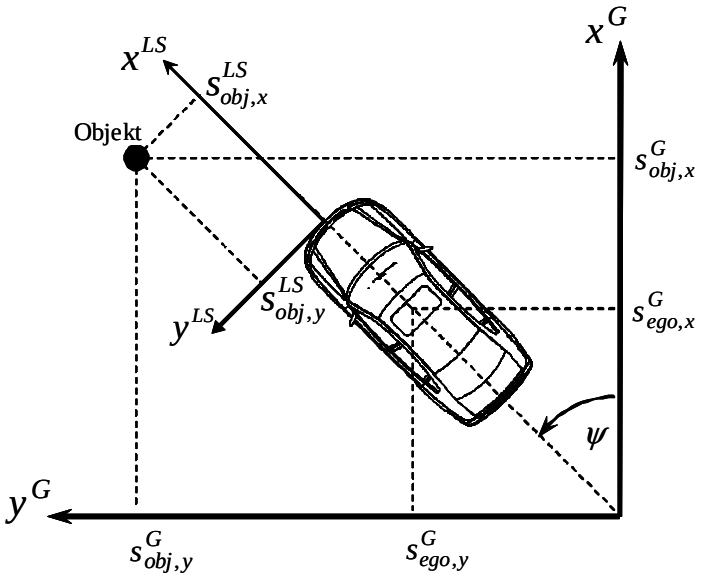


Abbildung 30: Position des eigenen Fahrzeugs und eines Gegenstands in globalen Koordinaten (x^G, y^G) und im Laserscanner-Koordinatensystem (x^{LS}, y^{LS}).

Die relative Position $s_{obj,x/y}^{LS}$ und die relative Geschwindigkeit $v_{obj,x/y}^{rel}$ von Gegenständen im Erfassungsbereich des Laserscanners werden im Laserscanner-Koordinatensystem ermittelt (Abbildung 30). Im globalen Koordinatensystem können Position und relative Geschwindigkeit wie folgt beschrieben werden:

$$\begin{pmatrix} s_{obj,x}^{LS} \\ s_{obj,y}^{LS} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\psi(t)) & \sin(\psi(t)) \\ -\sin(\psi(t)) & \cos(\psi(t)) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_{obj,x}^{G} - s_{ego,x}^{G} \\ s_{obj,y}^{G} - s_{ego,y}^{G} \end{pmatrix}, \tag{33}$$

$$\begin{pmatrix} v_{obj,x}^{rel} \\ v_{obj,y}^{rel} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\psi(t)) & \sin(\psi(t)) \\ -\sin(\psi(t)) & \cos(\psi(t)) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_{obj,x}^{G} - v_{ego,x}^{G} \\ v_{obj,y}^{G} - v_{ego,y}^{G} \end{pmatrix} + \dot{\psi} \begin{pmatrix} -s_{obj,y}^{G} \\ s_{obj,x}^{G} \end{pmatrix}. \tag{34}$$

Die relativen Geschwindigkeiten der Objekte können in einen Translations-, $u_{obj,x/y}^{trans}$, und einen Rotations-Anteil, $\dot{\psi} \cdot s_{obj,y/x}^{G}$, zerlegt werden

$$\begin{pmatrix} v_{obj,x}^{rel} \\ v_{obj,y}^{rel} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_{obj,x}^{trans} \\ u_{obj,y}^{trans} \end{pmatrix} + \dot{\psi} \begin{pmatrix} -s_{obj,y}^{G} \\ s_{obj,x}^{G} \end{pmatrix}. \tag{35}$$

Für statische Objekte ($v_{obj,x/y}^{G} = 0$) wird der Translations-Anteil wie folgt berechnet

$$\begin{pmatrix} U_{obj,x}^{trans} \\ U_{obj,y}^{trans} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\psi(t)) & \sin(\psi(t)) \\ -\sin(\psi(t)) & \cos(\psi(t)) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -v_{ego,x}^{G} \\ -v_{ego,y}^{G} \end{pmatrix}. \tag{36}$$

Die resultierende lineare Gleichung beschreibt die relativen Geschwindigkeiten von statischen Objekten

$$\begin{pmatrix} v_{obj,x}^{rel} \\ v_{obj,y}^{rel} \end{pmatrix}_{stat} = \begin{pmatrix} \cos(\psi(t)) & \sin(\psi(t)) \\ -\sin(\psi(t)) & \cos(\psi(t)) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -v_{ego,x}^{G} \\ -v_{ego,y}^{G} \end{pmatrix} + \dot{\psi} \begin{pmatrix} -s_{obj,y}^{G} \\ s_{obj,x}^{G} \end{pmatrix}. \tag{37}$$

Nun erfolgt die Unterscheidung von statischen und dynamischen Objekten mittels der Verbindungsstrecken zwischen allen Punkten in den Graphen $v_{obj,x}^{rel}$ über y_{obj}^{LS} bzw. $v_{obj,y}^{rel}$ über x_{obj}^{LS}, wie in Abbildung 31 skizziert.

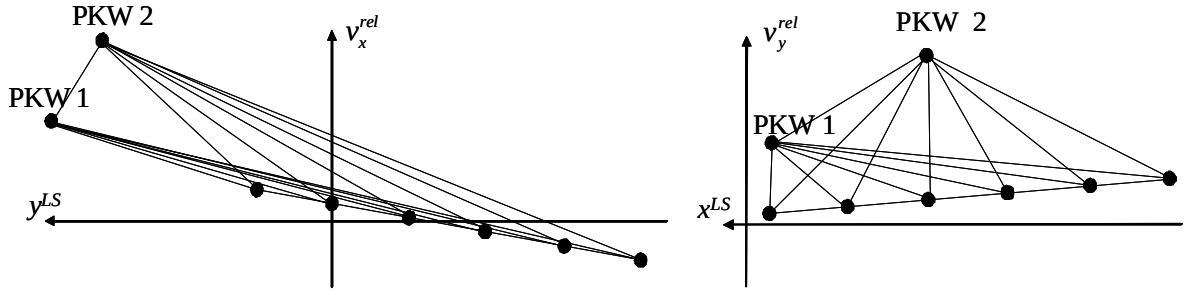


Abbildung 31: Verbindungsstrecken zwischen allen Punkten in den Graphen v_x^{rel} über y^{LS} bzw. v_y^{rel} über x^{LS} gemäß Abbildung 28 und Abbildung 29.

Daraufhin werden die Steigung und der Schnittpunkt mit der Ordinate berechnet und in $\dot{\psi}$ über $u_{obj,x}^{trans}$ bzw. $u_{obj,y}^{trans}$-Graphen eingetragen analog einer Hough Transformation

(Abbildung 32). Die Punkte, denen Verbindungslinien zwischen statischen Objekten zugehörig sind, akkumulieren sich um einen Punkt des jeweiligen Graphen.

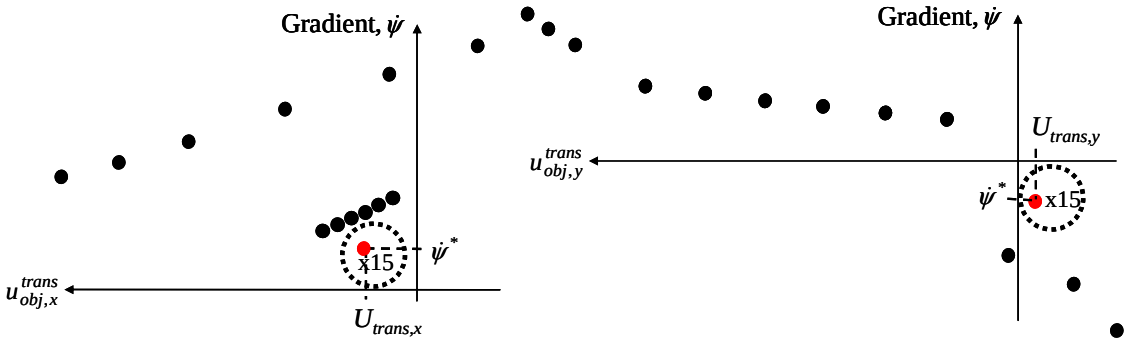


Abbildung 32: Graphen $\dot{\psi}$ über $u_{obj,x}^{trans}$ bzw. $u_{obj,y}^{trans}$ mit den Punkten aus den Parametern der Verbindungsstrecken.

Die beiden Akkumulationspunkte umfassen alle Punkte, denen statische Objekte zugehörig sind (siehe auch Abbildung 32). Mit Hilfe dieser Akkumulationspunkte können die Translations-Anteile $U_{trans,x}$, $U_{trans,y}$ und der Rotations-Anteil $\dot{\psi}^*$ (der doppelt bestimmt ist) der statischen Objekte berechnet werden. Da statische Objekte keine Bewegung in globalen Koordinaten ausführen, ist hiermit die Eigenbewegung des Fahrzeugs bestimmt.

Damit ergibt sich die Bewegung des eigenen Fahrzeugs zwischen zwei Scans zu

$$\Delta x = U_{trans,x} \cdot T \,, \qquad (38)$$

$$\Delta y = U_{trans,y} \cdot T \,, \qquad (39)$$

$$\Delta \psi = -\dot{\psi}^* \cdot T \,. \qquad (40)$$

Ergebnisse

Der Vergleich mit einer präzisen Referenz (Inertial Measurement Unit, IMU) zeigt, dass bei normaler Fahrt die auf Inertial-Sensorik basierende Eigenbewegungsschätzung mit weniger als 0,5% Fehler um den Faktor 2-3 besser ist als die landmarkengestützte Eigenbewegungsschätzung. Erst bei Kurvenfahrten mit hoher Geschwindigkeit oder niedrigem Reibbeiwert bei feuchter Straße und insbesondere beim Schleudern ist diese Methode deutlich überlegen [Weiss 2007].

6.3 Zusammenfassung

Mit der landmarkengestützten Eigenbewegungsschätzung wurde eine Methode entwickelt und auch patentiert, die insbesondere bei unkontrollierter Fahrt die Eigenbewegung des eigenen Fahrzeugs ermittelt.

Mit der Kombination aus landmarkengestützter Eigenbewegungsschätzung und der auf Inertial-Sensorik basierenden ist sowohl bei normaler als auch bei unkontrollierter Fahrt eine gute Eigenbewegungsschätzung möglich.

7 TRACKING

Der Begriff Tracking bezeichnet die zeitliche Verfolgung eines vermessenen Gegenstands. Ziel des Trackings ist eine möglichst präzise Annäherung der geschätzten Objekttrajektorie an die reale Trajektorie des verfolgten Gegenstands. Dieses kann auf Basis von Einzelmessungen des aktuellen Zeitschritts erfolgen. Erfolgreicher erscheint es, bisher auf den Gegenstand erfolgte Messungen zu berücksichtigen und diese auf Basis von a priori Wissen und geeigneten Modellen mit der aktuellen Messung zu kombinieren [Welch 2001].

Im Folgenden wird der Begriff der Messung auf einen Gegenstand durch den Begriff der Beobachtung eines Gegenstands ersetzt, da insbesondere bei der Laserscanner-Datenverarbeitung fast immer mehrere Scanpunkte des Laserscanners einen Gegenstand repräsentieren. Diese werden, wie in Kapitel 4 beschrieben, zunächst zu Segmenten zusammengefasst. Anschließend wird in einem weiteren Verarbeitungsschritt ein Objekt-Referenzpunkt bestimmt, der die Beobachtung beschreibt.

In der Literatur finden sich häufig Ansätze für die Verfolgung eines einzelnen Gegenstands im Erfassungsbereich (Single Target Tracking, Einzelzielverfolgung). Diese Gegenstände sind meistens Flugkörper, die sich weit entfernt von anderen sehr schnell im 3D-Raum bewegen und oftmals mit Radarsensorik beobachtet werden [Bar-Shalom 1988]. Hier hat sich der Kalman-Filter als geeigneter Filter zur Zustandschätzung bei gleichzeitiger Minimierung störender Rauschgrößen etabliert [Kalman 1960].

Im Straßenverkehr befinden sich im Allgemeinen viele Gegenstände innerhalb des Erfassungsbereichs eines Sensors, wodurch eine vorherige Assoziation der aktuellen Beobachtungen zu den vorher verfolgten Objekten notwendig ist (Multi Target Tracking, Mehrzielverfolgung).

In den folgenden Abschnitten wird zunächst das methodische Vorgehen beschrieben und der Aufbau des Kalman Filters umrissen. Anschließend erfolgt eine detaillierte Diskussion der Parametrierung des klassenadaptiven Trackings von Gegenständen im Straßenverkehr. Die Ermittlung des Objekt-Referenzpunktes wird in Abschnitt 7.4 ausführlich beschrieben. Abschnitt 7.5 zeigt die Ergebnisse.

7.1 Methodik

Im Straßenverkehr werden sowohl bewegliche Verkehrsteilnehmer (PKW, LKW, Fußgänger und Zweiräder (später auch CAR, TRUCK, PED, BIKE)) als auch ortsfeste Infrastruktur (Ampeln, Laternenpfähle, Schilder (SMALL), Leitpfosten (REFLECTION POST) und Leitplanken (BIG)) und unbewegbare natürliche Ziele (wie Büsche, Bäume und Mauern (BIG)) vom Laserscanner detektiert.

Um verfolgte Gegenstände mit aktuellen Beobachtungen (Segmente des aktuellen Scan) zu assoziieren, ist es notwendig, deren aktuelle Position auf Basis der vergangenen Beobachtungen zu schätzen. Dazu wird die Bewegung der Gegenstände im mitgeführten Laserscanner-Koordinatensystem vorhergesagt, die

sich aus zwei Komponenten ergibt:

- Der Bewegung des eigenen Fahrzeugs (Eigenbewegung) und
- der Bewegung des beobachteten Gegenstands (dynamisches Verhalten).

Ist die Eigenbewegung (Translation und Rotation in der Ebene) kompensiert, bleibt eine Bewegung des Gegenstands in Bezug auf ein ortsfestes Koordinatensystem. Durch die Entkopplung der Gegenstandsbewegung von der Eigenbewegung kann das dynamische Verhalten der Gegenstände bezüglich eines ortsfesten Koordinatensystems modelliert werden.

Ortsfeste und natürliche Gegenstände führen keine absolute Bewegung aus. Das dynamische Modell dieser Gegenstände beschreibt nur die Genauigkeit in der Bestimmung der Position des Objekt-Referenzpunktes, das keiner modellierbaren Vorzugsrichtung unterliegt. Damit lässt sich die Bewegung dieser Gegenstände mit einem Modell ohne Vorzugsrichtung, dem sogenannten Modell der „freien Masse“, sehr gut beschreiben. Auch das dynamische Verhalten von Fußgängern ist sehr gut mit diesem einfachen Modell zu beschreiben, lediglich die Parametrierung ist auf eine mögliche, wenn auch langsame, Bewegung eines Fußgängers anzupassen.

Das dynamische Verhalten der anderen beweglichen Verkehrsteilnehmer (PKW, LKW und Zweiräder) wird mit einem „freie Masse“ Modell angenähert. Durch eine spezielle Parametrierung ist eine mit Vorzugsrichtung behaftete Bewegung von Fahrzeugen möglich. Daraus ergibt sich ein Objekt-Referenzpunkt mit einer Orientierung.

Mit Hilfe der klassenadaptiven Parametrierung wird das Modell der „freien Masse“ auf die unterschiedlichen Eigenschaften der verschiedenen Gegenstandstypen angepasst. Ein klassenadaptives Tracking verbessert auch mit einem „freie Masse“ Modell die Verfolgung der beweglichen Objekte entscheidend. Um den verfolgten Objekten verschiedene Objektmodelle bzw. Parametrierungen zuzuordnen, werden die Gegenstände klassifiziert. Die in Kapitel 0 beschriebene Klassifikation kategorisiert die Gegenstände im Fahrzeugumfeld in sechs Klassen.

Die Bestimmung des Objekt-Referenzpunktes ist mit verschiedenen Verfahren möglich. Ein sehr robuster Ansatz basiert auf der Ermittlung des Schwerpunktes der Scanpunkte eines Segments [Kirchner 2000]. Dieses Verfahren ist sehr gut geeignet für Gegenstände mit geringer Ausdehnung in der Ebene. Gegenstände mit unbekannten je nach Betrachtungswinkel wechselnder beobachtbarer Kontur werden ungenau aber robust beschrieben. PKW und LKW sind mit diesem Verfahren jedoch nur mit unzureichender Genauigkeit repräsentiert. Deswegen wird in einem neuartigen Ansatz, dem sogenannten Zwei-Linien-Verfahren, a priori Wissen von vorher verfolgten und klassifizierten PKW und LKW genutzt, um deren Position und Geschwindigkeit deutlich präziser zu schätzen (Abschnitt 7.4.2).

7.2 Kalman Filter

Ein Kalman-Filter ist ein optimaler rekursiver Datenverarbeitungsalgorithmus, der sich auf dynamische Modelle stützt und Schätzungen für den modellierten Zustand

liefert, mit der besonderen Stärke statistische Messfehler zu minimieren.

Der Kalman-Filter schätzt die Elemente eines Zustandsvektors $\mathbf{x}$ mit Hilfe von zeitdiskreten, linearen, stochastischen Differenzengleichungen, die den Prozess beschreiben.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad , \quad \text{mit} \quad \mathbf{w}_k \approx N(0, \mathbf{Q}) , \tag{41}$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k , \quad \text{mit} \quad \mathbf{v}_k \approx N(0, \mathbf{R}) , \tag{42}$$

mit

$\mathbf{x}_k$	$n \times 1$ Zustandsvektor	$\mathbf{A}$	$n \times n$ Systemmatrix
$\mathbf{u}_k$	$l \times 1$ Steuervektor	$\mathbf{B}$	$n \times l$ Steuermatrix
$\mathbf{z}_k$	$m \times 1$ Messvektor	$\mathbf{H}$	$m \times n$ Messmatrix
$\mathbf{w}_k$	$n \times 1$ Prozessrauschen	$\mathbf{v}_k$	$n \times 1$ Messrauschen
$\mathbf{Q}$	$n \times n$ Prozessrausch-Kovarianzmatrix		
$\mathbf{R}$	$m \times m$ Kovarianzmatrix des Messrauschens		

Die Indizes k geben den Zeitschritt an. Mit der Systemmatrix $\mathbf{A}$ wird der Zustand vom vorherigen Zeitschritt $\mathbf{x}_{k-1}$ in den aktuellen Zeitschritt $\mathbf{x}_k$ überführt. Da in dem zu modellierenden Prozess die Eingangsgrößen nicht bekannt sind, werden sowohl der Steuerungsvektor $\mathbf{u}_k$ als die Steuerungsmatrix $\mathbf{B}$ zu Null angenommen. Die Messmatrix $\mathbf{H}$, bildet den Zustandsvektor $\mathbf{x}_k$ auf den Messvektor $\mathbf{z}_k$ ab.

Das ursprünglich deterministische System bestehend aus System- und Messmatrix wird um das Modell- bzw. Messrauschen erweitert. $\mathbf{Q}$ und $\mathbf{R}$ beschreiben das zweite zentrierte statistische Moment des Prozesses bzw. der Messung. Modell- und Messrauschen müssen additiv, statistisch unabhängig (weißes Rauschen), mittelwertfrei und normalverteilt sein, damit der Algorithmus optimale Ergebnisse erzielen kann. Es ergeben sich Abtastfolgen $\mathbf{w}_k$ bzw. $\mathbf{v}_k$ die die Unsicherheiten modellieren.

7.2.1 Kalman-Filter-Zyklus

Ein Kalman-Filter-Zyklus besteht grundsätzlich aus der sequentiellen Ausführung eines Prädiktionsschrittes und einer darauf folgenden Innovation (Abbildung 33). Mit der Prädiktion erfolgt eine modellgestützte Schätzung des Zustands für den nächsten Zeitschritt, dem a priori Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_k^-$. Durch die Innovation wird die aktuelle Beobachtung mit dem prädizierten Zustand kombiniert und es ergibt sich die aktuelle Schätzung des a posteriori Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_k$.

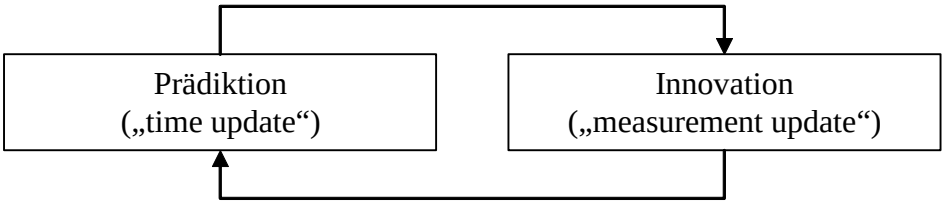


Abbildung 33: Der Kalman-Filter-Zyklus.

Initialisierung

Bevor die zyklische Verarbeitung mit der Integration der ersten Beobachtung beginnen kann, muss eine Initialisierung der Prozessrausch-Kovarianzmatrix, der Kovarianzmatrix des Messrauschens und des Zustandsvektors erfolgen [Blackman 1999].

Prädiktionsschritt

Im Prädiktionsschritt wird zunächst der a priori Zustandsvektor geschätzt

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}. \qquad (43)$$

Und die a priori Fehlerkovarianzmatrix bestimmt

$$\mathbf{P}_k^- = \mathrm{E}\left\{\left(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-\right)\left(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-\right)^T\right\} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}. \qquad (44)$$

Innovationsschritt

Der a posteriori Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_k$ wird aus dem a priori Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ und der gewichteten Differenz der aktuellen Beobachtung $\mathbf{z}_k$ und einem prädizierten Messvektor $\mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^-$ gebildet

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k\left(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^-\right). \qquad (45)$$

Die Matrix $\mathbf{K}_k$ $(n \times m)$ wird Kalman Gain genannt und wie in [Blackman 1999] bestimmt zu

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^-\mathbf{H}_k{}^T\left(\mathbf{H}_k\mathbf{P}_k^-\mathbf{H}_k{}^T + \mathbf{R}_k\right)^{-1}. \qquad (46)$$

Womit sich die a posteriori Fehlerkovarianzmatrix nach [Blackman 1999] ergibt zu

$$\mathbf{P}_k = \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_k\right)\mathbf{P}_k^-. \qquad (47)$$

Schätzfehler

Der Schätzfehler des a priori Zustandsvektors $\mathbf{e}_k^-$ bzw. der des a posteriori Zustandsvektors $\mathbf{e}_k$ sind die Differenz zwischen den geschätzten Zuständen und dem wahren (unbekannten) Zustandsvektor $\mathbf{x}_k$.

$$\mathbf{e}_k^- = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-, \quad (48)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k, \quad (49)$$

Daraus ergeben sich die Kovarianzmatrizen [Blackman 1999]. Die a priori Fehlerkovarianzmatrix ergibt sich damit zu

$$\mathbf{P}_k^- = \mathrm{E}\left\{\mathbf{e}_k^- \mathbf{e}_k^{-T}\right\}, \quad (50)$$

und die a posteriori Fehlerkovarianzmatrix wird beschrieben durch

$$\mathbf{P}_k = \mathrm{E}\left\{\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^{T}\right\}. \quad (51)$$

Die Diagonalelemente beinhalten eine geschätzte Unsicherheit der aktuellen Zustände $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ bzw. $\hat{\mathbf{x}}_k$.

7.2.2 Kalman-Filter-Zyklus für Mehrzielverfolgung

Um mehrere Gegenstände im Erfassungsbereich gleichzeitig verfolgen zu können, ist, wie in Abbildung 34 dargestellt, ein weiterer Verarbeitungsschritt – die Assoziation – erforderlich.

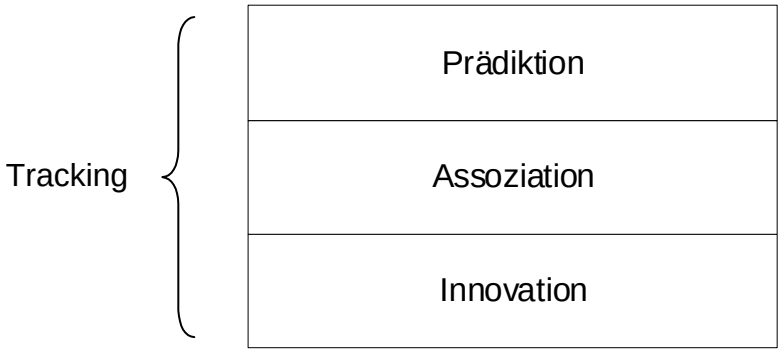


Abbildung 34: Verarbeitungsschritte des Tracking Algorithmus.

Assoziation

Da sich im Erfassungsbereich des Laserscanners im Allgemeinen viele Gegenstände des Fahrzeugumfeldes befinden, müssen vor der Innovation die aktuellen Beobachtungen des Laserscanners den schon verfolgten Objekten zugeordnet werden.

Um das Zuordnungskriterium nicht für alle Segment-Objekt-Kombinationen zu bestimmen, werden zunächst die Segmente innerhalb eines rechteckigen Suchraums eines Objekts ermittelt. Der Suchraum ist gemäß des Objektkoordinatensystems $\mathbf{x}^{Obj}$ ausgerichtet, das sich im Allgemeinen an der Richtung des Vektors der Objektgeschwindigkeit orientiert (Abbildung 35).

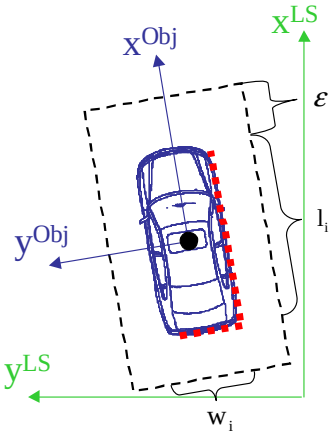


Abbildung 35: Suchraum.

Dieser Suchraum entsteht aus den Abmessungen des Objekts (Länge l_i und Breite w_i), die aus der Vergangenheit bekannt sind und einem Term ε der sich auf die Schätzfehlerkovarianz stützt (Abbildung 35).

$$\varepsilon = \mathrm{a} \cdot \sqrt{s_i} \qquad (52)$$

Die Wahl des Koeffizienten a zu typischerweise $\mathrm{a} \geq 3$ wird in [Blackman 1986] detailliert diskutiert. s_i ist die Unsicherheit in der Position aus der Innovationskovarianzmatrix.

$$\mathbf{S}(k+1) = \mathbf{H}\,\mathbf{P}^{-}(k+1 \mid k)\,\mathbf{H}^{T} + \mathbf{R} \qquad (53)$$

Diverse Verfahren zur Segment-Objekt-Zuordnung werden in [Stüker 2005] beschrieben. [Linzmeier 2002] hat als Algorithmus zur Zuordnung den „Ungarischen Algorithmus“ erfolgreich umgesetzt. Dieser findet auch im hier beschriebenen Tracking Anwendung.

Wenn sich mehrere Segmente innerhalb des Suchraums befinden, wird je ein Objekt-Referenzpunkt für jede mögliche Segmentkombination bestimmt, um die am besten passenden Segmente zu ermitteln. Alle anderen im Suchraum befindlichen Segmente werden, wenn sie nicht einem anderen Objekt zugeordnet sind, nicht zur Objektgenerierung herangezogen. Dadurch wird ohne großen Rechenaufwand der Objektzerfall minimiert.

7.3 Anwendung des diskreten Kalman-Filter Algorithmus

Das dynamische Verhalten der Gegenstände im Straßenverkehr lässt sich durch Bewegungsgleichungen beschreiben. Auf Basis dieser Modellierung werden Zustandsvektor und Systemmatrix bestimmt. Die Nutzung des Objekt-Referenzpunktes aus der Vorverarbeitung der Daten des Laserscanners im Messvektor gibt auch die Messmatrix vor. Die zugehörigen Kovarianzmatrizen werden auf Basis von Untersuchungen und Erfahrungswerten ausgelegt.

7.3.1 Modellierung des Systems

Ein Gegenstand im Fahrzeugumfeld wird im Fahrzeugumfeldmodell durch ein Objekt repräsentiert, das durch eine orientierte Objekt-Box gegeben ist. Diese Objekt-Box wird durch einen Objekt-Referenzpunkt (Mittelpunkt und Orientierung des Objekts) und den Abmessungen (Breite und Länge des Objekts) vollständig beschrieben.

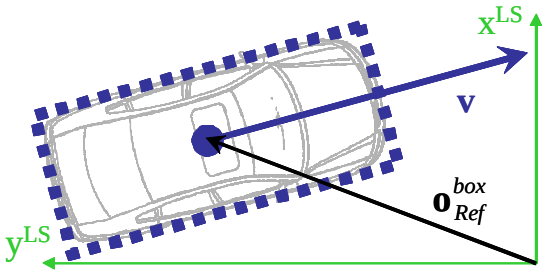


Abbildung 36: Ein Objekt, hier am Beispiel eines PKW's, wird durch eine Objekt-Box (blau gestrichelt) basierend auf den Objekt-Referenzpunkt (blau) und der zugehörigen Orientierung, z.B. aus der Geschwindigkeit, beschrieben.

Das gewählte dynamische Modell der „freien Masse" beschreibt die Bewegung des beschriebenen Gegenstands unabhängig von seiner Orientierung. Dessen ungeachtet kann die Orientierung des Gegenstands von Interesse sein und wird deswegen unabhängig geschätzt. Die Bewegungsgleichungen des Gegenstands mit den drei Freiheitsgraden, Geschwindigkeit in x- bzw. y-Richtung und Orientierung in der Ebene, ergeben sich, unter der Annahme konstanter Geschwindigkeit und Orientierung zu

$$\begin{aligned} x_k &= x_{k-1} + v_{x,k-1} T \\ y_k &= y_{k-1} + v_{y,k-1} T \\ \varphi_k &= \varphi_{k-1} \end{aligned} , \qquad (54)$$

mit

$(x,\ y)$	Position des Objekts
v_x, v_y	Geschwindigkeitskomponenten in x- bzw. y-Richtung
φ	Orientierung des Objekts

Der Zustandsvektor

$$\mathbf{x} = \left(x, v_x, y, v_y, \varphi\right)^T \qquad (55)$$

beschreibt den verfolgten Gegenstand. Die Systemmatrix $\mathbf{A}$ (5×5) ergibt sich zu

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \qquad (56)$$

Die Orientierung wird nicht direkt gemessen, jedoch auf Basis der Scanpunkte im Segment oder auf Basis des Geschwindigkeitsvektors bestimmt.

Der Messvektor ergibt sich zu

$$\underline{\mathbf{z}} = (x, y, \varphi)^T. \qquad (57)$$

Damit hat die Messmatrix $\mathbf{H}$ (3×5) folgende Form

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \qquad (58)$$

7.3.2 Klassenspezifische Kovarianzmatrizen

Durch die Kovarianzmatrizen ist es möglich a priori Wissen über das System und den verwendeten Sensor in den Schätzungen des Zustands zu berücksichtigen. Die so beschriebenen Rauschprozesse sollten normalverteilt, mittelwertfrei und zeitlich unkorreliert sein, um ein optimales Ergebnis zu erreichen. Aber auch mit realen Daten, die diese Voraussetzungen nicht erfüllen, sind aufgrund der Robustheit des Kalman-Filters gute Ergebnisse zu erwarten.

Die folgenden Einflüsse sind im System nicht modelliert und werden deswegen als Prozessrauschen berücksichtigt:

- Beschleunigung und Drehung eines Gegenstands und die daraus resultierenden Positions- und Geschwindigkeitsfehler
- Ungenauigkeit in der Eigenbewegungskompensation

Da der Objekt-Referenzpunkt als Beobachtung in den Kalman-Filter eingeht und im Allgemeinen aus vielen Scanpunkten berechnet wird, kann dessen Ungenauigkeit im Messrauschen interpretiert werden. Die zu berücksichtigende Unsicherheit ist zusätzlich signifikant unterschiedlich je nach Objektklasse. Damit werden im Messrauschen zwei Einflüsse betrachtet:

- das eigentliche Messrauschen des Laserscanners und
- die Unsicherheit in der Bestimmung der Position und Orientierung des Objekt-Referenzpunktes

Bestimmung der Prozessrausch-Kovarianzmatrix

Die Prozessrausch-Kovarianzmatrix $\mathbf{Q}_a = E\left\{\underline{\mathbf{v}}\underline{\mathbf{v}}^T\right\}$ für den Fehler aufgrund möglicher Beschleunigung des Gegenstands ergibt sich nach [Streller 2005] unter der Annahme konstanter Geschwindigkeit zu

$$\mathbf{Q}_a = \begin{pmatrix} \frac{1}{4}T^4\sigma_{a_x}^2 & \frac{1}{2}T^3\sigma_{a_x} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2}T^3\sigma_{a_x} & \sigma_{a_x}^2 T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{4}T^4\sigma_{a_y}^2 & \frac{1}{2}T^3\sigma_{a_y} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}T^3\sigma_{a_y} & \sigma_{a_y}^2 T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\dot{\varphi}}^2 T^2 \end{pmatrix}. \qquad (59)$$

Die Abschätzung der Standardabweichung für die Beschleunigung wird mit einer in der Statistik üblichen Methode durchgeführt. Die maximale Beschleunigung eines Gegenstands lässt sich empirisch ermitteln (Maximale Verzögerung eines PKW $a_{\max} = 12\ m/s^2$). Nach [Blackman 1999] kann die Standardabweichung für die Beschleunigung abgeschätzt werden als

$$\frac{1}{2}a_{\max} \le \sigma_a \le a_{\max}. \qquad (60)$$

Die maximale Gierrate eines Gegenstands wird analog abgeschätzt mit

$$\frac{1}{2}\dot{\varphi}_{\max} \le \sigma_{\dot{\varphi}} \le \dot{\varphi}_{\max}. \qquad (61)$$

Objektklasse	Max. Beschleunigung $a_{\max}$ in m/s^2	Max. Gierrate $\dot{\varphi}_{\max}$ in rad/s
CAR	12	$\pi/3$
TRUCK	6	$\pi/6$
PEDESTRIAN	10	π
BIKE	12	$\pi/3$
SMALL	0	0
REFLECTION POST	0	0
BIG	0	0

Tabelle 4: Ermittelte Zahlenwerte[7] für maximale Beschleunigung bzw. Gierrate abhängig von der Objektklasse.

[7] Da „0“ numerische Schwierigkeiten erzeugen kann wird hier ein ε gegen Null gewählt.

Es werden maximale Beschleunigungen und Gierraten für die verschiedenen Objektklassen der hauptsächlich im Straßenverkehr auftretenden Gegenstände empirisch ermittelt (Tabelle 4). Durch eine klassenadaptive Parameterwahl sind bemerkenswert bessere Ergebnisse in der Initialisierung der Geschwindigkeitsschätzung und insbesondere in der Assoziation zu erzielen.

Eigenbewegungskompensation

Die Kompensation der Eigenbewegung in der Ebene im Zeitintervall k zwischen zwei Scans, $\Delta\mathbf{x}_k = (\Delta x_k, \Delta y_k, \Delta\psi_k)^T$, erfolgt direkt nach dem Prädiktion. Damit wird der um die Eigenbewegung kompensierte a priori Zustandsvektor $\hat{\hat{\mathbf{x}}}_k^-$ gebildet aus

$$\hat{\hat{\mathbf{x}}}_k^- = \begin{pmatrix} (\hat{x}_k^- - \Delta x_k)\cos(\Delta\psi_k) + (\hat{y}_k^- - \Delta y_k)\sin(\Delta\psi_k) \\ v_{x,k} \\ -(\hat{x}_k^- - \Delta x_k)\sin(\Delta\psi_k) + (\hat{y}_k^- - \Delta y_k)\cos(\Delta\psi_k) \\ v_{y,k} \\ \varphi \end{pmatrix}. \qquad (62)$$

Der Fehler durch die Eigenbewegungskompensation ist im für Fußgängerschutz relevanten Nahbereich deutlich geringer als die aus der Beschleunigung eines Gegenstands resultierenden Positions- und Geschwindigkeitsfehler.

Im Fernbereich wirkt sich insbesondere der Fehler in der Rotation aus, wie in [Kirchner 2000] und [Kaempchen 2007] beschrieben. Die Fehler in der Translation sind dagegen vernachlässigbar.

Bestimmung der Kovarianzmatrix des Messrauschens

In der Kovarianzmatrix des Messrauschens werden zwei Einflüsse berücksichtigt. Das eigentliche Messrauschen des Laserscanners, $\sigma_{LS,x/y}$ und die Unsicherheit in der Bestimmung der Position und Orientierung des Objekt-Referenzpunktes, $\sigma_{ORP,x/y}$.

Die Kovarianzmatrix des Messrauschens ergibt sich aus dem Entfernungsrauschen des Laserscanners, $\mathbf{R}_{LS}$, und dem Rauschen des Objekt-Referenzpunktes, $\mathbf{R}_{ORP}$, zu

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_{LS} + \mathbf{R}_{ORP} = \begin{pmatrix} \sigma_{LS,x}^2 & \sigma_{LS,xy}^2 & 0 \\ \sigma_{LS,xy}^2 & \sigma_{LS,y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sigma_{ORP,x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{ORP,y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{ORP,\varphi}^2 \end{pmatrix}. \qquad (63)$$

Wobei die kartesischen Koordinaten vom Entfernungsrauschen des Laserscanners mit Hilfe der um den Arbeitspunkt (d_0, α_0) linearisierten Transformation ermittelt wurden [Kaempchen 2007]. Die Entfernungsgenauigkeit und Winkelgenauigkeit des Laserscanner wurde in Abschnitt 4.5.1 bzw. 4.5.2 empirisch ermittelt. Wobei zwischen absoluter Genauigkeit und relativer Genauigkeit (Wiederholgenauigkeit) unterschieden werden muss. Die Genauigkeit in der Geschwindigkeitsschätzung, die aus der Differenzbildung der Entfernungsmessungen hervorgeht, wird maßgeblich

durch die Wiederholgenauigkeit begrenzt. Daher ist eine gute Wiederholgenauigkeit von hervorgehobener Bedeutung. Für die absolute Genauigkeit gelten geringere Anforderungen.

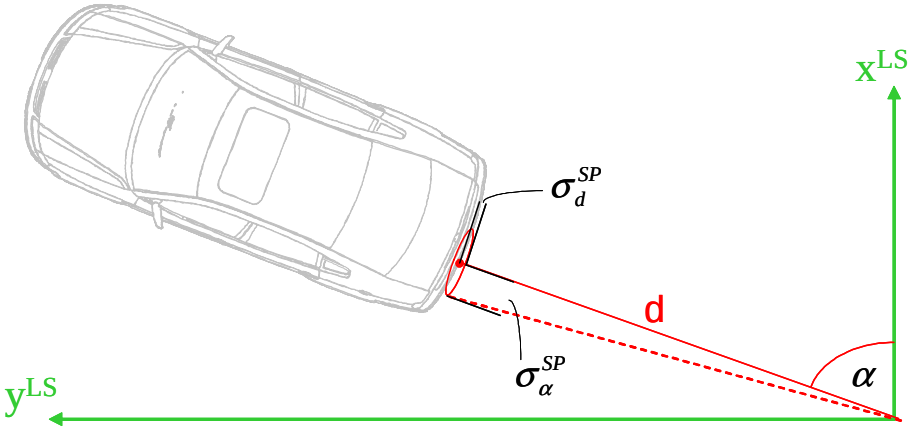


Abbildung 37: Abhängig von der radialen Entfernung, d, und dem Winkel α des Scanpunktes (rot) ergeben sich unterschiedliche Genauigkeiten für die Position des vermessenen Gegenstands.

Das Entfernungsrauschen des Laserscanners, $\sigma_{LS,x/y}$, setzt sich zusammen aus der Wiederholgenauigkeit in der Entfernungsmessung

$$\sigma_d^{SP} = 0{,}05\ m, \qquad (64)$$

und der geschätzten Wiederholgenauigkeit im Winkel (siehe auch Abschnitt 4.5.2)

$$\sigma_\alpha^{SP} = \tfrac{1}{2}\Delta\alpha = \frac{\pi\ f_{Laser}}{f_{update}} = \pi/1440, \qquad (65)$$

für eine Laserpulsfrequenz von 14,4 kHz mit einer Scanfrequenz von 10 Hz.

Es folgt damit für

$$\mathbf{R}_{LS} = \begin{pmatrix} \sigma_{LS,x}^2 & \sigma_{LS,xy}^2 \\ \sigma_{LS,xy}^2 & \sigma_{LS,y}^2 \end{pmatrix}. \qquad (66)$$

mit

$$\sigma_{LS,x}^2 = \left(\sigma_d^{SP}\right)^2 \cos^2(\alpha_0) + \left(\sigma_\alpha^{SP}\right)^2 {d_0}^2 \sin^2(\alpha_0), \qquad (67)$$

$$\sigma_{LS,y}^2 = \left(\sigma_d^{SP}\right)^2 \sin^2(\alpha_0) + \left(\sigma_\alpha^{SP}\right)^2 {d_0}^2 \cos^2(\alpha_0), \qquad (68)$$

$$\sigma_{LS,xy}^2 = \left(\sigma_d^{SP}\right)^2 \sin(\alpha_0)\cos(\alpha_0) + \left(\sigma_\alpha^{SP}\right)^2 {d_0}^2 \sin(\alpha_0)\cos(\alpha_0). \qquad (69)$$

Die Berücksichtigung der Unsicherheit in der Bestimmung des Objekt-Referenzpunktes (siehe Tabelle 5) dominiert im Allgemeinen das ursprüngliche Entfernungsrauschen der Scanpunkte (siehe Abbildung 38) innerhalb der Kovarianzmatrix des Messrauschens.

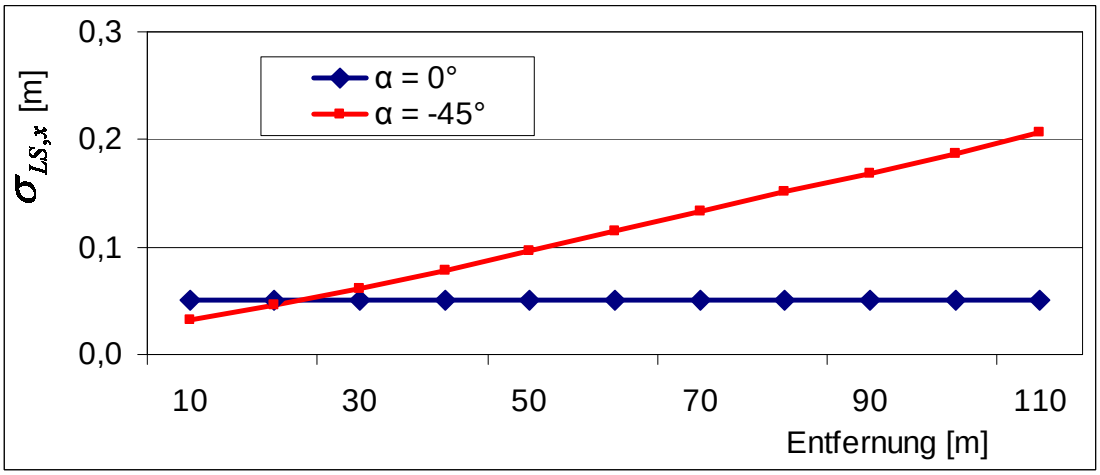


Abbildung 38: Entfernungsrauschen des Laserscanners für $\sigma_{LS,x}$ abhängig von der Distanz beispielhaft für Winkel α von 0° und -45°.

Die empirisch ermittelten Standardabweichungen für die Position, $\sigma_{ORP,x/y}$ und die Orientierung, $\sigma_{ORP,\varphi}$ des berechneten Objekt-Referenzpunktes mit dem untersuchten mehrzeiligen Laserscanner sind in Tabelle 5 zusammengefasst.

Die Orientierung wird nicht direkt gemessen, sondern vorläufig auf Basis der Scanpunkte im Segment bestimmt. Die Unsicherheit für die geschätzte Orientierung, $\sigma_{ORP,\varphi}$ auf Basis der Scanpunkte des Segments wird in [Kaempchen 2007] ausführlich diskutiert.

$$\sigma_{ORP,\varphi} = \frac{\pi}{2} \qquad \text{für} \qquad v < 3\,{}^{m}\!/\!_{s}\,. \tag{70}$$

Die über das Segment bestimmte Orientierung ist mit einer sehr großen Unsicherheit in der Ermittlung beaufschlagt. Ein ausgeprägter Tiefpassfilter (im Kalman-Filter durch Wahl großer Werte für die entsprechenden Elemente in der Kovarianzmatrix des Messrauschens erreichbar) würde dieses Rauschen unterdrücken, ist aber nicht allgemein anwendbar, da z.B. PKW oder Zweiräder ihre Orientierung schnell ändern können.

Objektklasse	Objekt-Referenzpunkt	
	$\sigma_{ORP,x/y}$ in $[m]$	$\sigma_{ORP,\varphi}$ in $[rad]$
CAR	0,7	$\pi/2$ für $v < 3\,m/s$ $\pi/20$ für $v \geq 3\,m/s$
TRUCK	0,7	$\pi/2$ für $v < 3\,m/s$ $\pi/20$ für $v \geq 3\,m/s$
PEDESTRIAN	0,1	$\pi/2$
BIKE	0,2	$\pi/2$ für $v < 3\,m/s$ $\pi/20$ für $v \geq 3\,m/s$
SMALL	0,1	Werden als „freie Masse“ ohne Vorzugsorientierung modelliert
REFLECTION POST	0,1	
BIG	0,5	

Tabelle 5: Ermittelte Zahlenwerte für die typische Ungenauigkeit in der Positionsbestimmung und Orientierung des Objekt-Referenzpunktes abhängig von der Objektklasse.

Alle nicht bewegbaren Gegenstände und auch langsam bewegte Verkehrsteilnehmer ändern Ihre Orientierung im mitbewegten Laserscannerkoordinatensystem nur sehr langsam. Ein ausgeprägtes Tiefpassverhalten für sehr langsame Gegenstände ist damit zulässig. Lediglich langsame oder stehende Fußgänger können schnell Ihre Orientierung ändern und werden entsprechend getrennt behandelt.

Bei bewegten Verkehrsteilnehmern ($v \geq 3\,m/s$) [8] kann die Orientierung bedeutend genauer aus der Bewegungsrichtung ermittelt werden.

$$\sigma_{ORP,\varphi} = \frac{\pi}{20} \qquad \text{für} \qquad v \geq 3\,m/s. \tag{71}$$

Es wurden klassenabhängige Unsicherheiten eingeführt, um die Eigenschaften der verschiedenen Gegenstände möglichst realitätsnah zu modellieren. Durch diese individuelle Parametrierung werden signifikant bessere Ergebnisse erreicht (siehe Abschnitt 7.5).

Die Kovarianzmatrix des Messrauschens wird durch die Unsicherheit des Objekt-Referenzpunktes dominiert, insbesondere bei unbewegten Gegenständen. Aus diesem Grund wird die präzise und robuste Ermittlung des Objekt-Referenzpunktes ausführlich in Abschnitt 7.4 diskutiert.

[8] Zahlenwert empirisch ermittelt.

7.4 Objekt-Referenzpunkt

Die präzise und robuste Ermittlung des Objekt-Referenzpunktes ist von wesentlicher Bedeutung für ein exaktes Tracking der Gegenstände.

Insbesondere bei Fahrzeugen, die ein wesentlicher Bestandteil eines Umfeldmodells sind, ist eine präzise Ermittlung der Geschwindigkeit von herausragender Bedeutung für darauf basierende Applikationen. Sie ist jedoch mit den gebräuchlichen Methoden in komplexeren Umgebungen nur unzureichend bestimmbar [Kirchner 2000]. Deswegen wird die präzise Ermittlung des Objekt-Referenzpunktes bei Fahrzeugen im Folgenden ausführlich behandelt.

Abbildung 39 zeigt unterschiedliche Verteilungen von Scanpunkten auf der Fahrzeugkontur, aus denen für jeden Zeitschritt Objekt-Referenzpunkte zu bestimmen sind, die jeweils an der gleichen Position innerhalb der Fahrzeugkontur liegen sollen.

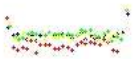
Segment					
Video Referenz					
Distanz	10 m	18 m	25 m	42 m	79 m

Abbildung 39: Verteilung von Scanpunkten auf der Fahrzeugkontur je nach Beobachtungswinkel und Entfernung zum Laserscanner.

Die Ermittlung des Objekt-Referenzpunktes ist mit verschiedenen Verfahren möglich. Ein robustes Verfahren ist die Bestimmung des Schwerpunktes.

7.4.1 Schwerpunktmethode

Die Berechnung des geometrischen Schwerpunktes $\mathbf{o}_{ref}^{SP}(x,y)$ nutzt alle N zum Segment gehörenden Scanpunkte p_i, um den Objekt-Referenzpunkt zu ermitteln.

$$\mathbf{o}_{Ref}^{SP}(x,y) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} p_i(x,y) \qquad (72)$$

Dieses Verfahren ist für die meisten Gegenstände im Fahrzeugumfeld gut geeignet, da es, basierend auf allen Scanpunkten eines Segments, einen sehr robusten Objekt-Referenzpunkt ermittelt. Insbesondere kleine Gegenstände wie Fußgänger, Pfähle und Pfosten, werden sehr gut repräsentiert. Aber auch größere Gegenstände erhalten einen robusten Objekt-Referenzpunkt.

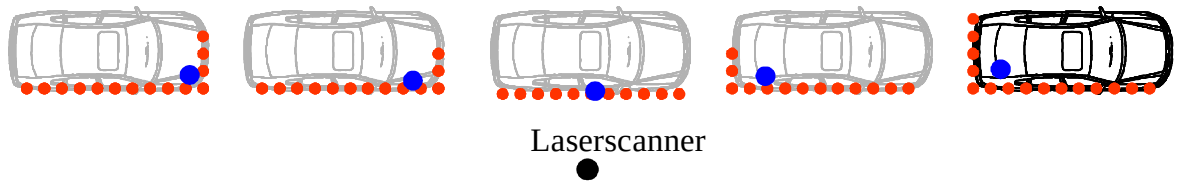


Abbildung 40: Wandern des aus den Scanpunkten (●) berechneten geometrischen Schwerpunkts (●) innerhalb der Fahrzeugkontur für ein passierendes Fahrzeug.

Leider hat die Schwerpunktmethode für Fahrzeuge deutliche Schwächen, da sich deren sichtbare Kontur je nach Beobachtungswinkel verändert. Wie in Abbildung 40 skizziert, kann sich die Lage des Schwerpunktes in der Fahrzeugkontur innerhalb weniger Zeitschritte stark verändern. Insbesondere bewegte Fahrzeuge lassen sehr schnelle Änderungen des Beobachtungswinkels erkennen.

Im Folgenden wird in einer Laserscanner-Simulation eine solche Szene nachgestellt. Die simulierten Scanpunkte weisen alle wesentlichen Eigenschaften zum Vergleich der Methoden zur Bestimmung des Objekt-Referenzpunktes auf. Mit Hilfe der Simulation ist es möglich, ein tangential passierendes Fahrzeug mit exakt 36 km/h zu generieren.

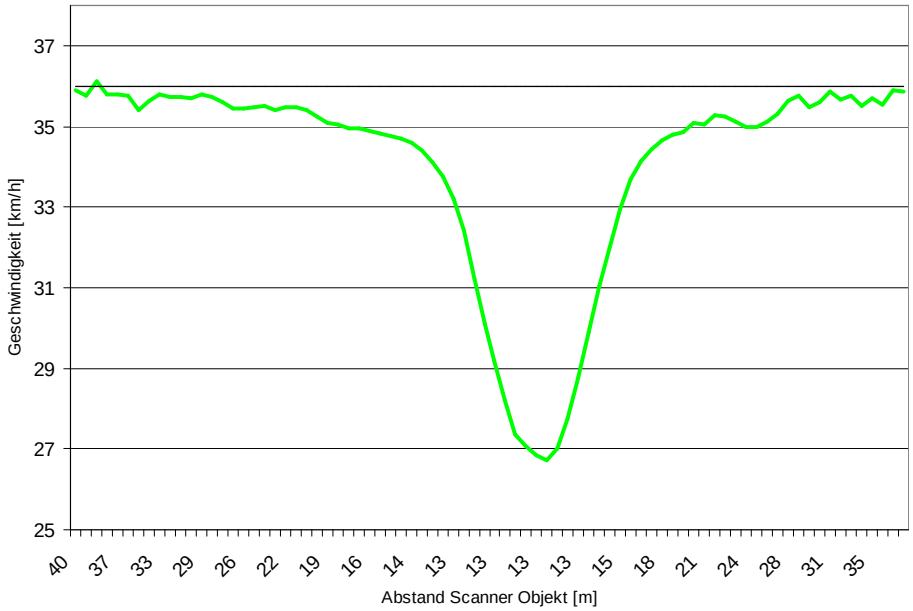


Abbildung 41: Schwerpunktmethode: Geschwindigkeitsverlauf eines mit 36 km/h passierenden Fahrzeugs (Simulation).

Abbildung 41 zeigt den mit der Schwerpunktmethode ermittelten Geschwindigkeitsverlauf dieser simulierten Szene für ein tangential mit 36 km/h passierendes Fahrzeug. Das in Abbildung 40 illustrierte „Wandern“ des Schwerpunktes bewirkt hier einen signifikanten maximalen Fehler von mehr als 9 km/h in der Geschwindigkeitsermittlung.

Um diesen Fehler zu verringern wurde für bewegte Fahrzeuge eine alternative Methode zur Bestimmung des Objekt-Referenzpunkts entwickelt.

7.4.2 Zwei-Linien-Verfahren

Fahrzeuge werden im Allgemeinen durch ein Segment repräsentiert, deren Scanpunkte sich auf eine oder zwei Linien konzentrieren (siehe Abbildung 42).

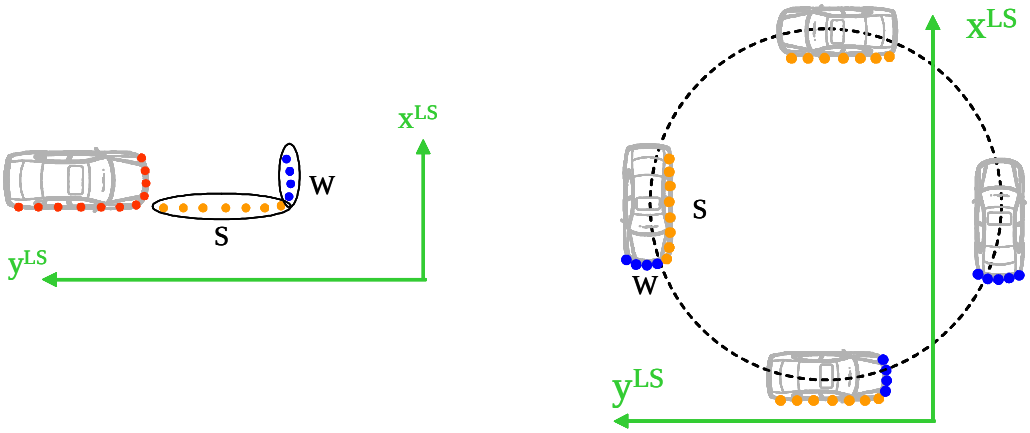


Abbildung 42: Repräsentation von Fahrzeugen durch Scanpunkte, die sich auf eine oder zwei Linien konzentrieren.

Diese Linien werden entweder durch Unterscheidung in Scanpunkte um eine Linie parallel (S) und/oder eine Linie senkrecht (W) zur Objektgeschwindigkeit ermittelt (Abbildung 43a). Die beiden damit ermittelten Linien-Segmente, die Scanpunkte um eine der beiden Linien repräsentieren, werden jeweils mit einem separaten Kalman-Filter verfolgt.

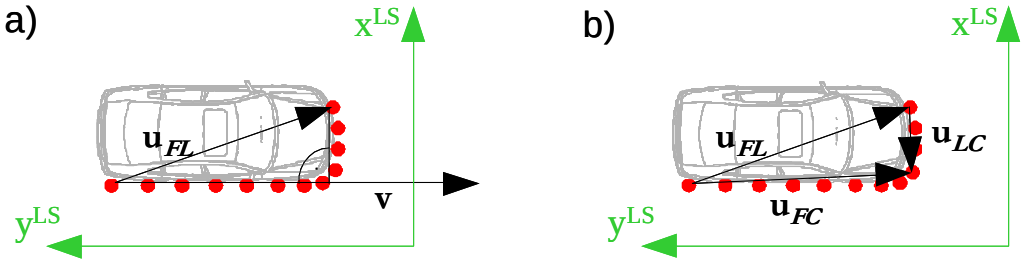


Abbildung 43: Ermittlung der beiden Linien, auf denen sich Scanpunkte konzentrieren.

Bei zu geringen Objektgeschwindigkeiten kann die Teilung an dem zum Laserscanner dichtesten Scanpunkt (Abbildung 43b) erfolgen. Da das Zwei-Linien-Verfahren vor allem bei bewegten Fahrzeugen vorteilhaft ist, wird die Teilung am dichtesten Scanpunkt nicht detailliert diskutiert.

Signifikanter Vorteil dieser Methode ist, dass sich die Beobachtbarkeit der Scanpunkte der beiden Linien-Segmente zueinander kooperativ verhält. Aufgrund der senkrechten Anordnung zueinander sind die Scanpunkte des einen Liniensegments im Allgemeinen sehr gut beobachtbar, wenn die Scanpunkte des anderen Liniensegments aufgrund eines zu stumpfen Beobachtungswinkels spärlicher werden oder verschwinden.

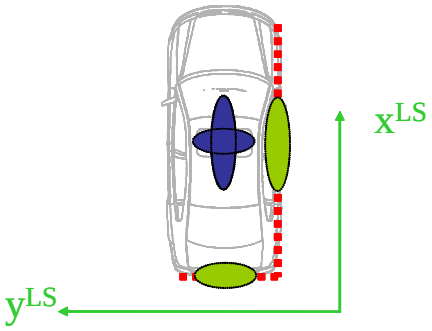


Abbildung 44: Illustration der Schätzgenauigkeit der Referenzpunkte der Linien-Segmente (grün) und dadurch resultierende Schätzgenauigkeit für den Objekt-Referenzpunkt (blau).

Außerdem ergänzen sich die Schätzgenauigkeiten der beiden Kalman-Filter wie in Abbildung 44 skizziert. Das Linien-Segment, das Heck bzw. Front des Fahrzeugs repräsentiert, besitzt aufgrund der Verteilung der Scanpunkte im Allgemeinen eine genauere longitudinale Schätzgenauigkeit. Wohingegen die laterale Schätzung gemeinhin auf dem Linien-Segment, das die Seite repräsentiert, genauer ist.

Die Ermittlung des Referenzpunktes jedes einzelnen Linien-Segments zur Nutzung im Kalman-Filter wurde mit zwei Verfahren erprobt, die sich auf den Schwerpunkt bzw. auf den Mittelpunkt des Linien-Segments stützen. Insbesondere der Geschwindigkeitsfehler gibt Aufschluss über einen passend ermittelten Referenzpunkt.

Der Schwerpunkt als Referenzpunkt

Der Schwerpunkt der Linien-Segmente wird analog zur Schwerpunktmethode aus Abschnitt 7.4.1 bestimmt. Der Referenzpunkt wird mit dieser Methode basierend auf den Schwerpunkt aller Scanpunkte eines Linien-Segments sehr robust bestimmt. Das Abweichen eines einzelnen Scanpunktes hat im Allgemeinen geringen Einfluss.

Gleichwohl entsteht auch hier ein Wandern des Referenzpunktes innerhalb des Liniensegments je nach Beobachtungswinkel, das aber weniger ausgeprägt ist als für das vollständige Segment. Außerdem kann sich die Ermittlung der Objektdynamik hauptsächlich auf das besser beobachtbare Linien-Segment stützen.

Der Mittelpunkt als Referenzpunkt

Die Nutzung des Mittelpunktes als Referenzpunkt eines Linien-Segments hat den bedeutenden Vorteil, dass aus den Mittelpunkten der beiden Linien-Segmente eines Objekts und der Objektgeschwindigkeit, wie in Abbildung 45 skizziert, der Objekt-Referenzpunkt unmittelbar bestimmbar ist. Die orientierte Objekt-Box ist auf diese Weise ohne zusätzlichen Rechenaufwand vollständig beschrieben.

Im Gegensatz zum Schwerpunkt des Liniensegments stützt sich der Mittelpunkt wesentlich auf einzelne Scanpunkte. Der Mittelpunkt kann beispielsweise allein aus den äußeren beiden Scanpunkten ermittelt werden. Folglich ist der Mittelpunkt weniger robust.

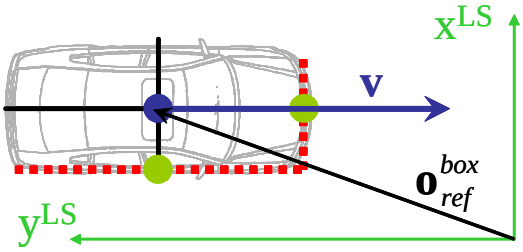


Abbildung 45: Der Objekt-Referenzpunkt (blau) wird aus den Mittelpunkten der Linien-Segmente (grün) mit der Objektgeschwindigkeit **v** bestimmt.

Abhängig von Beobachtungswinkel und Entfernung wird das Liniensegment kürzer als die zu repräsentierende Fahrzeugseite. Dieser Effekt wird überwiegend kompensiert, wenn die eigentliche Länge bzw. Breite des Fahrzeugs berücksichtigt wird. Diese wird im Klassifikations-Modul für bewegte Fahrzeuge ermittelt, indem die Maxima der jeweils in den Zeitschritten ermittelten Längen bzw. Breiten ausgewertet werden.

Bestimmung des Objekt-Referenzpunktes

Im Folgenden wird die Bestimmung des Objekt-Referenzpunktes auf Basis der Mittelpunkte beschrieben. Der erste bzw. letzte Scanpunkt bezeichnet den Scanpunkt, der aus radialer Betrachtung den kleinsten bzw. größten Winkel besitzt.

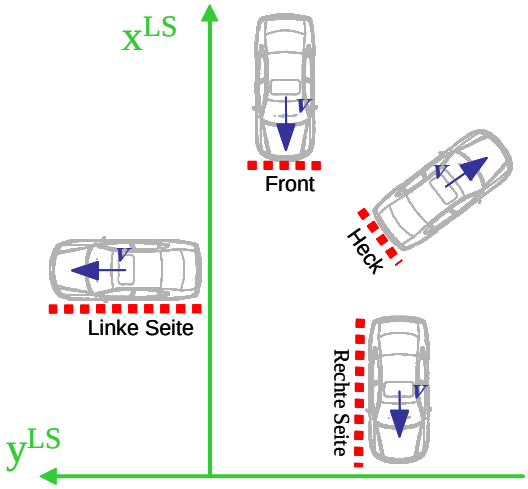


Abbildung 46: Repräsentation von Fahrzeugen durch Scanpunkte, die sich auf eine Linie konzentrieren.

Für den Fall **einer Linie** (wie in Abbildung 46 skizziert) wird nur der Kalman-Filter des entsprechenden Linien-Segments genutzt und dessen Mittelpunkt $\mathbf{o}_{Ref}^{S}$ bzw. $\mathbf{o}_{Ref}^{W}$ als Referenzpunkt verwendet.

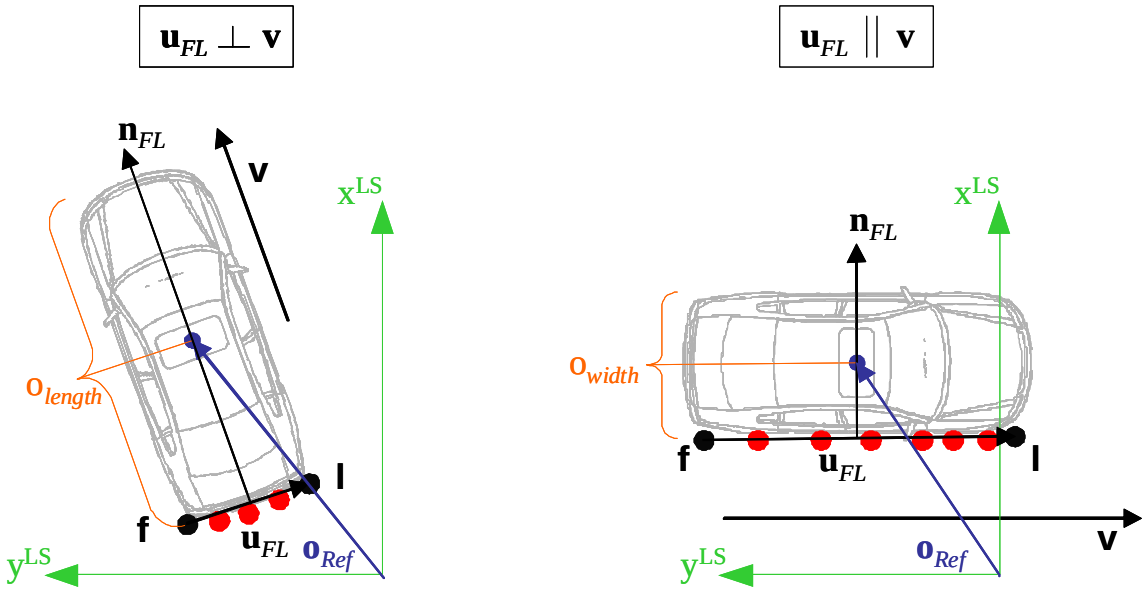


Abbildung 47: Bestimmung des Objekt-Referenzpunktes im Fall einer Linie; Die Orientierung wird mit Hilfe des ersten und letzten Scanpunktes bestimmt.

Der für die Objektbeschreibung zusätzlich benötigte Objekt-Referenzpunkt $\mathbf{o}_{Ref}$ lässt sich aus den Scanpunkten, je nachdem ob sie eine Seite (S) oder das Heck bzw. die Front (W) des Fahrzeugs repräsentieren, wie folgt berechnen (Abbildung 47):

$$\mathbf{u}_{FL} \perp \mathbf{v}: \quad \mathbf{o}_{Ref} = \frac{\mathbf{f}+\mathbf{l}}{2} + \frac{o_{length}}{2} \cdot \frac{\mathbf{n}_{FL}}{|\mathbf{n}_{FL}|}, \qquad (73)$$

$$\mathbf{u}_{FL} \parallel \mathbf{v}: \quad \mathbf{o}_{Ref} = \frac{\mathbf{f}+\mathbf{l}}{2} + \frac{o_{width}}{2} \cdot \frac{\mathbf{n}_{FL}}{|\mathbf{n}_{FL}|}, \qquad (74)$$

mit

$\mathbf{u}_{FL}$	Vektor vom ersten zum letzten Scanpunkt
$\mathbf{v}$	Absolute Geschwindigkeit des Objekts
$\mathbf{f}, \mathbf{l}$	Vektor vom Ursprung zum ersten bzw. letzten Scanpunkt
o_{width}	Maximal vermessene Breite des Objekts (aus Klassifikation)
o_{length}	Maximal vermessene Länge des Objekts (aus Klassifikation)
$\mathbf{n}_{FL}$	Normalenvektor auf $\mathbf{u}_{FL}$

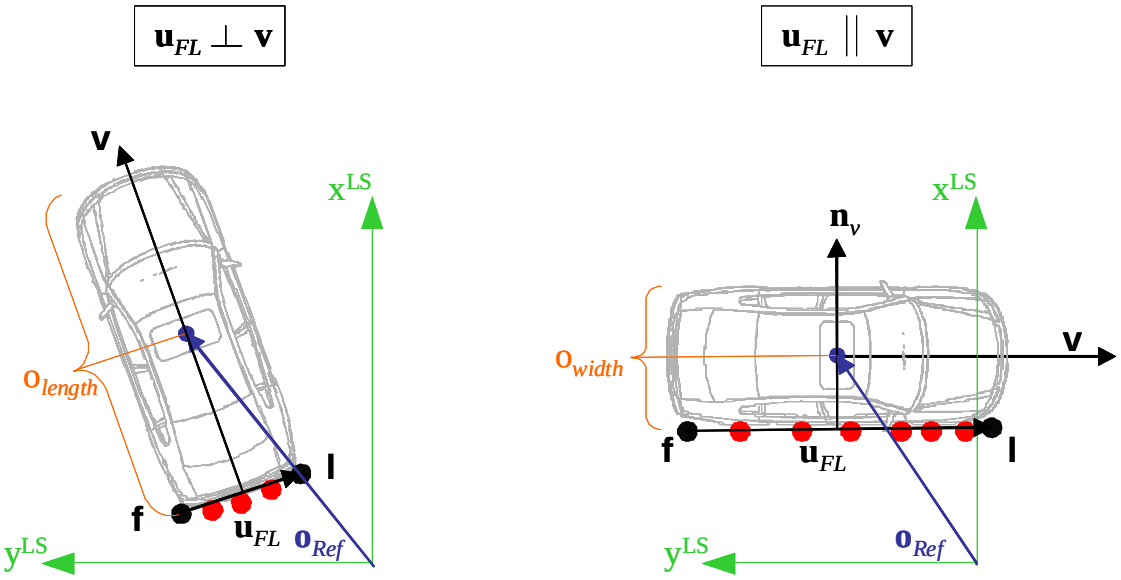


Abbildung 48: Bestimmung des Objekt-Referenzpunktes im Fall einer Linie; Die Orientierung wird mit Hilfe des Geschwindigkeitsvektors.

Die Orientierung bewegter Fahrzeuge kann aus der Geschwindigkeit des letzten Zeitschritts ermittelt werden. Diese ist im Allgemeinen genauer als die Bestimmung der Orientierung auf Basis der Scanpunkte des aktuellen Zeitschritts. Das führt zu folgenden Gleichungen zur Berechnung des Objekt-Referenzpunktes (Abbildung 48)

$$\mathbf{u}_{FL} \perp \mathbf{v}: \qquad \mathbf{o}_{Ref} = \frac{\mathbf{f}+\mathbf{l}}{2} + \frac{o_{length}}{2} \cdot \frac{\mathbf{v}}{|\mathbf{v}|}, \tag{75}$$

$$\mathbf{u}_{FL} \parallel \mathbf{v}: \qquad \mathbf{o}_{Ref} = \frac{\mathbf{f}+\mathbf{l}}{2} + \frac{o_{width}}{2} \cdot \frac{\mathbf{n}_\mathbf{v}}{|\mathbf{n}_\mathbf{v}|}, \tag{76}$$

mit

$\mathbf{n}_\mathbf{v}$ Normalenvektor der Geschwindigkeit

Die aktuelle Geschwindigkeit des Objekts wird allein auf Basis des einen Kalman-Filters ermittelt, dessen Referenzpunkt der Mittelpunkt dieses einzelnen Linien-Segments ist.

Für den Fall **zweier Linien**, siehe auch Abbildung 42, werden beide Kalman-Filter genutzt und die Mittelpunkte der jeweiligen Linien-Segmente (S, W) als Referenzpunkte $\mathbf{o}^{S}_{Ref}$ bzw. $\mathbf{o}^{W}_{Ref}$ verwendet.

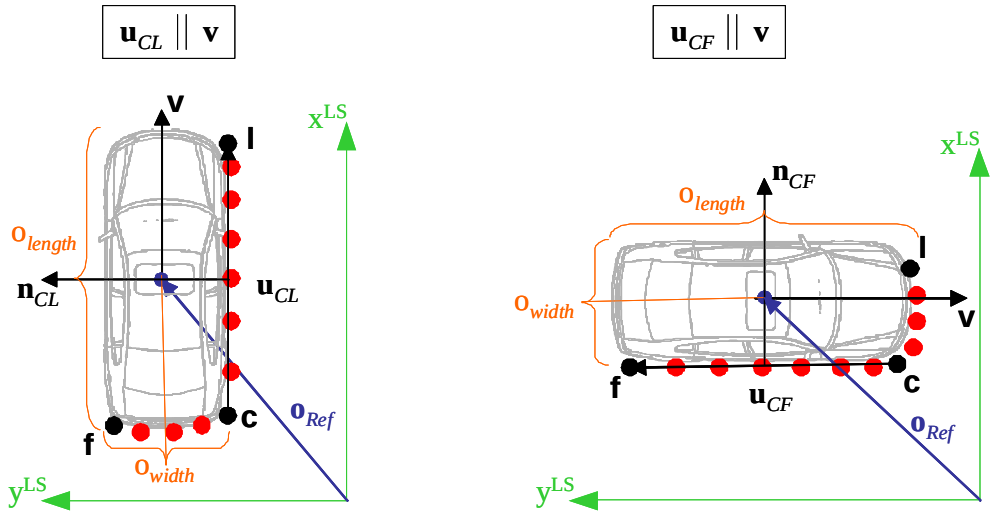


Abbildung 49: Bestimmung des Objekt-Referenzpunktes im Fall zweier Linien; Die Orientierung wird mit Hilfe des dichtesten und letzten bzw. ersten Scanpunktes bestimmt.

Der Objekt-Referenzpunkt $\mathbf{o}_{Ref}$ lässt sich aus den Scanpunkten, die eine Seite (S) und das Heck bzw. die Front (W) des Fahrzeugs repräsentieren, wie folgt berechnen (Abbildung 49).

$$\mathbf{u}_{CL} \parallel \mathbf{v}: \qquad \mathbf{o}_{Ref} = \mathbf{c} + \frac{o_{length}}{2} \cdot \frac{\mathbf{u}_{CL}}{|\mathbf{u}_{CL}|} + \frac{o_{width}}{2} \cdot \frac{\mathbf{n}_{CL}}{|\mathbf{n}_{CL}|}, \tag{77}$$

$$\mathbf{u}_{CF} \parallel \mathbf{v}: \qquad \mathbf{o}_{Ref}^{S,I} = \mathbf{c} + \frac{o_{length}}{2} \cdot \frac{\mathbf{u}_{CF}}{|\mathbf{u}_{CF}|} + \frac{o_{width}}{2} \cdot \frac{\mathbf{n}_{CF}}{|\mathbf{n}_{CF}|}. \tag{78}$$

Mit

$\mathbf{c}$	Vektor vom Ursprung zum dichtesten Punkt
$\mathbf{u}_{CF}$	Vektor vom dichtesten zum ersten Scanpunkt
$\mathbf{u}_{CL}$	Vektor vom dichtesten zum letzten Scanpunkt
$\mathbf{n}_{CF}$	Normalenvektor auf $\mathbf{u}_{CF}$
$\mathbf{n}_{CL}$	Normalenvektor auf $\mathbf{u}_{CL}$

Die aktuelle Geschwindigkeit wird, wie im nächsten Abschnitt beschrieben, auf Basis der beiden Kalman-Filter ermittelt. Dessen Referenzpunkte sind jeweils die Mittelpunkte der entsprechenden Linien-Segmente.

7.4.3 Ermittlung der Geschwindigkeit

Die Innovationsfehler der beiden Kalman-Filter (W bzw. S)

$$\varsigma_k^{W/S} = \begin{pmatrix} \varsigma_{k,x}^{W/S} \\ \varsigma_{k,y}^{W/S} \\ \varsigma_{k,\varphi}^{W/S} \end{pmatrix} = \mathbf{z}_k^{W/S} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^{-W/S} \tag{79}$$

sind ein Maß für die Güte der jeweiligen Komponente des Referenzpunktes jedes einzelnen Linien-Segments. Durch Gewichtung der Innovationsfehler werden die einzelnen Geschwindigkeitskomponenten des Objekts geschätzt.

$$v_{k,x} = \frac{\left(\varsigma_{k,x}^{W}\right)^2 v_{k,x}^{W} + \left(\varsigma_{k,x}^{S}\right)^2 v_{k,x}^{S}}{\left(\varsigma_{k,x}^{W}\right)^2 + \left(\varsigma_{k,x}^{S}\right)^2}, \qquad (80)$$

$$v_{k,y} = \frac{\left(\varsigma_{k,y}^{W}\right)^2 v_{k,y}^{W} + \left(\varsigma_{k,y}^{S}\right)^2 v_{k,y}^{S}}{\left(\varsigma_{k,y}^{W}\right)^2 + \left(\varsigma_{k,y}^{S}\right)^2}, \qquad (81)$$

$$\dot{\varphi}_k = \frac{\left(\varsigma_{k,\varphi}^{W}\right)^2 \dot{\varphi}_k^{W} + \left(\varsigma_{k,\varphi}^{S}\right)^2 \dot{\varphi}_k^{S}}{\left(\varsigma_{k,\varphi}^{W}\right)^2 + \left(\varsigma_{k,\varphi}^{S}\right)^2}. \qquad (82)$$

Wie in Abbildung 44 skizziert, sind bei Fahrzeugen gemeinhin die Unsicherheiten der Positionsschätzung für die beiden Liniensegmente je nach Koordinatenrichtung, abhängig von der Orientierung der vermessenen Fahrzeugseite stark unterschiedlich. Durch die gewichtete Ermittlung der einzelnen Geschwindigkeitskomponenten wird diese Beobachtung genutzt, um eine präzise Geschwindigkeitsschätzung zu erhalten.

Abbildung 50 zeigt den mit dem Zwei-Linien-Verfahren ermittelten Geschwindigkeitsverlauf der simulierten Szene für ein tangential mit 36 km/h passierendes Fahrzeug. Der maximale Fehler (1,2 km/h) in der Geschwindigkeit ist mit dem Zwei-Linien-Verfahren wesentlich geringer als mit der Schwerpunktmethode (Abbildung 41).

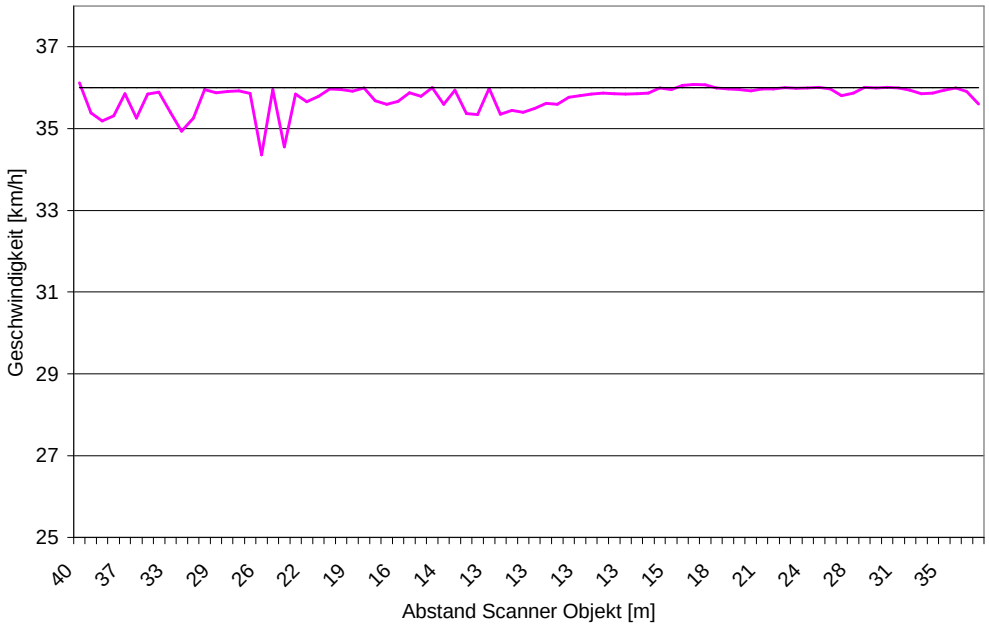


Abbildung 50: Zwei-Linien-Verfahren: Geschwindigkeitsverlauf eines mit 36 km/h passierenden Fahrzeugs (Simulation).

Das Tracking von Fahrzeugen wird durch Nutzung des Zwei-Linien-Verfahrens und

der vorgestellten Methode zur Ermittlung der Geschwindigkeit deutlich genauer. Insbesondere die Schätzung der Geschwindigkeit hat sich signifikant verbessert.

Die geringen Abweichungen sind im Wesentlichen Folge von Längenänderungen der Linien-Segmente von einem Zeitschritt zum Nächsten.

7.4.4 Kompensation der Längenänderung

Abhängig vom Beobachtungswinkel und von der Entfernung des Fahrzeugs wird die Fahrzeugkontur oft nicht vollständig vermessen, siehe auch Abbildung 51.

Geometrische Längenkompensation

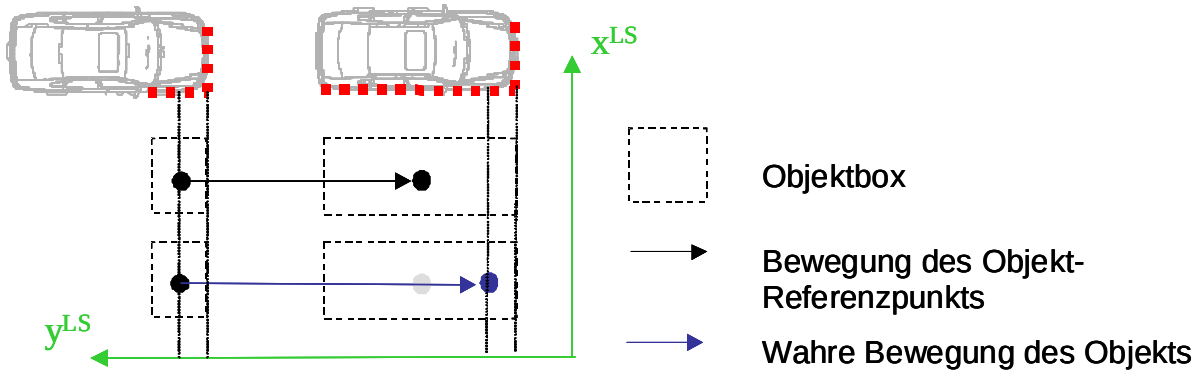


Abbildung 51: Kompensation der Längenänderung.

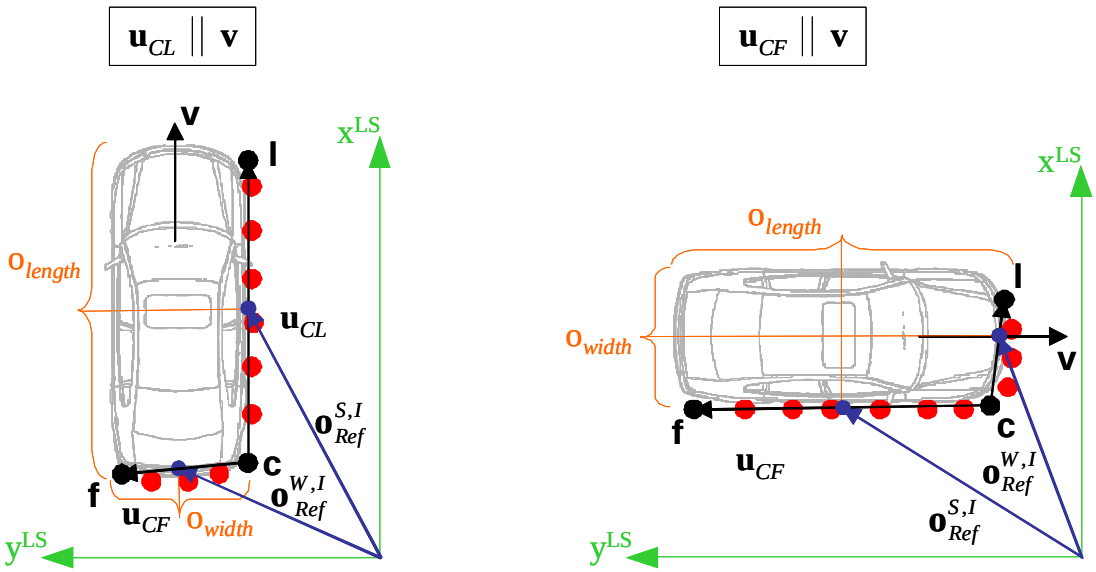


Abbildung 52: Bestimmung der Objekt-Referenzpunkte der Linien-Segmente.

Wird **eine Linie** als Linien-Segment der Fahrzeugkontur beobachtet, ist dieses Liniensegment aufgrund des gemeinhin vorteilhaften Beobachtungswinkels ausreichend stabil und ferner eine rein geometrisch basierte Längenkompensation nicht erfolgversprechend. Zum einen ist die Richtung der notwendigen Kompensation unbekannt, zum anderen ist der Ausgangspunkt nicht eindeutig.

Wenn **zwei Linien** beobachtet werden und sich die vermessene Länge bzw. Breite über die Zeit ändert, kann das im Innovationsschritt der Kalman-Filter für den Referenzpunkt des entsprechenden Linien-Segments (Upskript I) berücksichtigt werden (Abbildung 52).

Als Ausgangspunkt wird jeweils der dichteste Scanpunkt gewählt, da dieser die Fahrzeugkontur erfahrungsgemäß robust repräsentiert.

$$\mathbf{u}_{CL} \parallel \mathbf{v}: \qquad \mathbf{o}_{Ref}^{S,I} = \mathbf{c} + \frac{o_{length}}{2} \cdot \frac{\mathbf{u}_{CL}}{|\mathbf{u}_{CL}|}, \tag{83}$$

$$\mathbf{o}_{Ref}^{W,I} = \mathbf{c} + \frac{o_{width}}{2} \cdot \frac{\mathbf{u}_{CF}}{|\mathbf{u}_{CF}|}, \tag{84}$$

$$\mathbf{u}_{CF} \parallel \mathbf{v}: \qquad \mathbf{o}_{Ref}^{S,I} = \mathbf{c} + \frac{o_{length}}{2} \cdot \frac{\mathbf{u}_{CF}}{|\mathbf{u}_{CF}|}, \tag{85}$$

$$\mathbf{o}_{Ref}^{W,I} = \mathbf{c} + \frac{o_{width}}{2} \cdot \frac{\mathbf{u}_{CL}}{|\mathbf{u}_{CL}|}. \tag{86}$$

Der Objekt-Referenzpunkt ist dann bestimmt durch

$$\mathbf{o}_{Ref}^{I} = \frac{\mathbf{o}_{Ref}^{S,I} + \mathbf{o}_{Ref}^{W,I}}{2}. \tag{87}$$

Nach der Innovation werden die vorherigen unkompensierten Referenzpunkte für die Linien-Segmente eingeprägt, da gemeinhin künftige Beobachtungen eher dieser Länge bzw. Breite ähnlich sind.

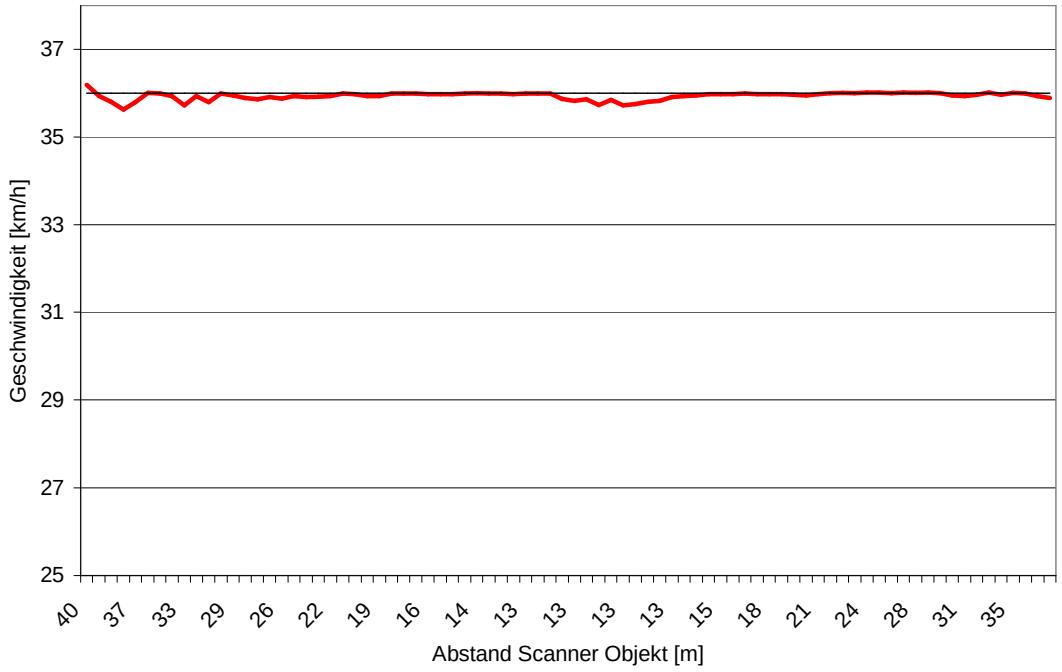


Abbildung 53: Zwei-Linien-Verfahren mit Längenkompensation: Geschwindigkeitsverlauf eines mit 36 km/h passierenden Fahrzeugs (Simulation).

Abbildung 53 zeigt den mit dem Zwei-Linien-Verfahren und Längenkompensation ermittelten Geschwindigkeitsverlauf der simulierten Szene für ein tangential mit 36 km/h passierendes Fahrzeug. Der maximale Fehler (0,3 km/h) in der Geschwindigkeit ist nochmals geringer als mit dem unkompensierten Zwei-Linien-Verfahren (Abbildung 50).

7.5 Ergebnisse

Die signifikante Verbesserung des Trackings auf Basis des Zwei-Linien-Verfahrens ist auch mit realen Daten aus Testfahrten eindeutig zu erleben. Leider stand keine absolute Referenz für die reale Objektgeschwindigkeit zur Verfügung. Damit sind keine quantitativen Aussagen auf Basis von absolutem Fehler und Standardabweichung wie bei den simulierten Szenen möglich. Eine qualitative Bewertung der Performance ist dennoch möglich. Ein wichtiges Kriterium für ein gutes Tracking ist der kontinuierliche Verlauf des Tracks von Gegenständen im Sichtbereich. Gegenstände müssen zusätzlich plausible Geschwindigkeit und Beschleunigungen aufweisen.

Einzelne Fahrzeuge wurden im Straßenverkehr über längere Distanzen verfolgt und die Ergebnisse mit Hilfe von Geschwindigkeitsverläufen, wie in Abbildung 54 beispielhaft dargestellt, qualitativ bewertet. Ein kontinuierlicher Geschwindigkeitsverlauf ist ein wertvoller Hinweis für ein robustes Tracking.

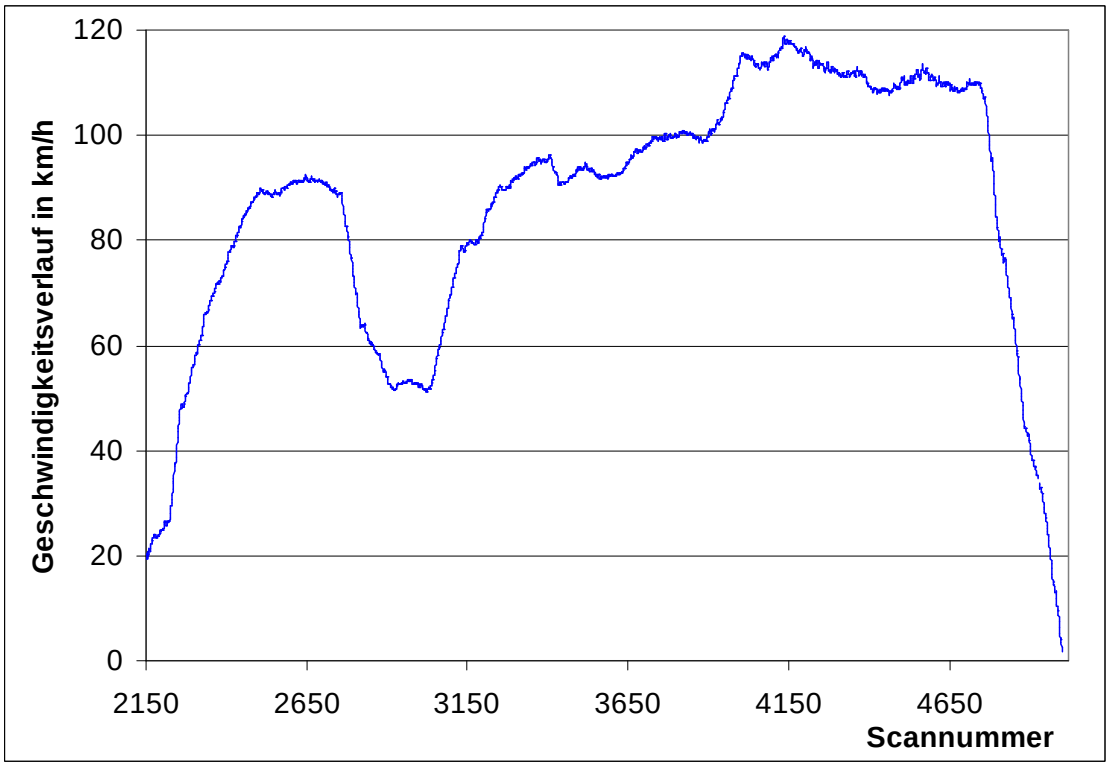


Abbildung 54: Geschwindigkeitsverlauf eines über mehrere Minuten verfolgten PKW, der von einer Landstraße auf eine Autobahn fährt und am Ende auf einem Parkplatz hält.

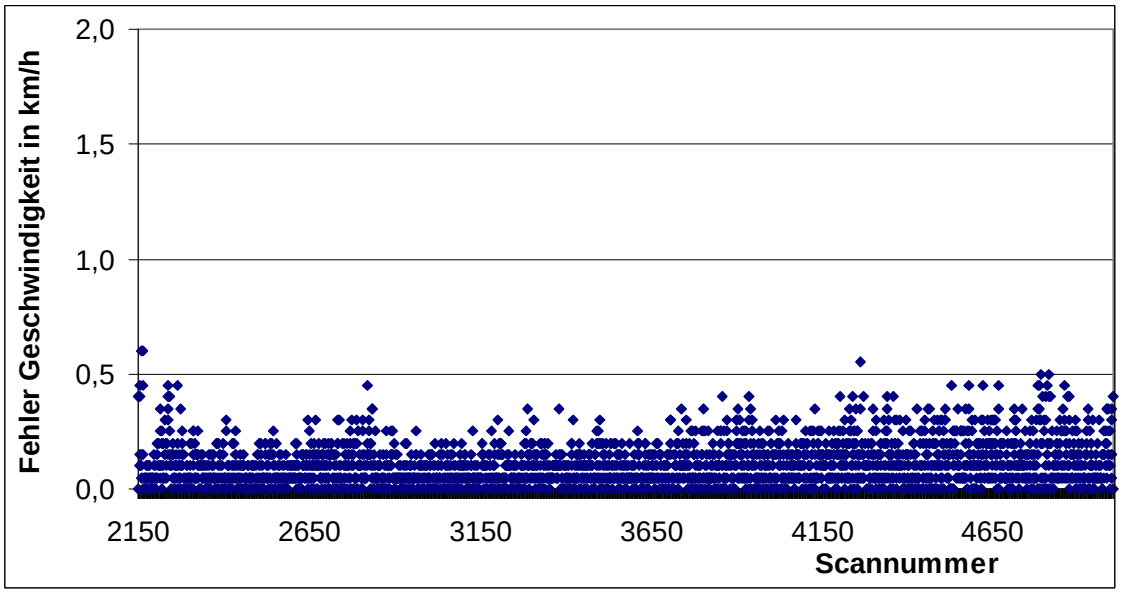


Abbildung 55: Fehlerabschätzung der Geschwindigkeit eines über mehrere Minuten verfolgten PKW, der von einer Landstraße auf eine Autobahn fährt.

Für die Abschätzung des Fehlers in der Geschwindigkeit, Δv_{track}, (Abbildung 55) wurde folgende Operation für die jeweiligen Zeitschritte angewendet

$$\Delta v_{track,n} = v_{track,n} - \left| \frac{v_{track,n+1} + v_{track,n-1}}{2} \right|, \qquad (88)$$

mit

$v_{track,n}$ Ermittelte absolute Geschwindigkeit zum Zeitschritt n

Der daraus ermittelte maximale Fehler von deutlich besser als 1 km/h mit einem durchschnittlichen Fehler von 0,1 km/h ist durchaus beachtlich und zeigt die Ergebnisse einer guten Ermittlung des Objekt-Referenzpunktes (Abbildung 55).

Gleichzeitig ist die Untersuchung eines Extrem-Szenarios zweckmäßig, das eine geeignete Parametrierung der Filter bestätigt. Denn ein kontinuierlicher Geschwindigkeitsverlauf kann auch durch eine starke Filterung erreicht werden, die bei stärkeren Beschleunigungen allerdings zu Diskontinuitäten in der Objektverfolgung, bis hin zu Objektverlusten führt. Das Testen eines Extremszenarios kann mit Hilfe von simulierten Laserscannerdaten erfolgen, da die wesentlichen Aspekte der Filterparametrierung analog zur Realität sind. Als Extremszenario wurde das maximale Verzögern (-12 m/s^2) eines vorausfahrenden Fahrzeugs mit Hilfe der Laserscannersimulation simuliert. Abbildung 56 zeigt, dass auch in diesem Extremszenario kein Objektverlust auftritt, sondern die Geschwindigkeitsschätzung kontinuierlich ist und der maximale Geschwindigkeitsfehler deutlich unter 3 km/h liegt.

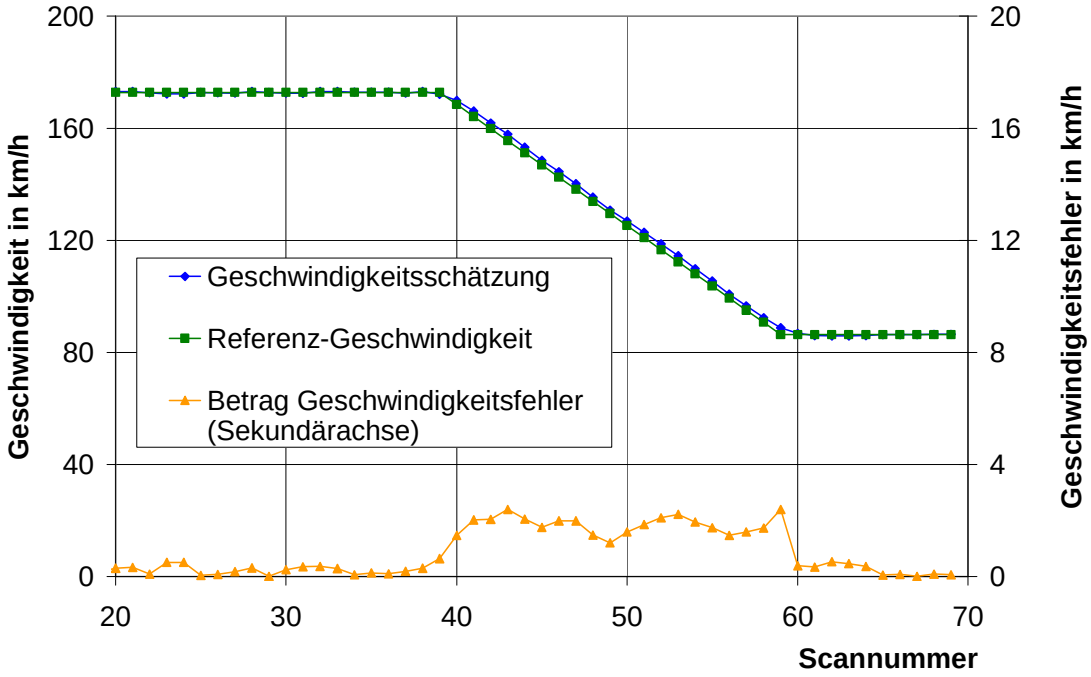


Abbildung 56: Geschwindigkeitsverlauf der Schätzung, der Referenz und des Geschwindigkeitsfehlers für ein Extremszenario: Das simulierte Eigene Fahrzeug fährt mit einer konstanten Geschwindigkeit von 48 m/s und 55 m Abstand zu einem vorausfahrenden Fahrzeug. Das vorausfahrende Fahrzeug bremst nach 4 Sekunden mit 12 m/s^2 bis auf 24 m/s ab (Scannummer 40 bis 59).

Weitere Verbesserungen in der Robustheit des Trackings von Fahrzeugen können durch das Einbringen zusätzlicher Merkmale, wie z.B. die als Retroreflektoren erkannten Heckleuchten des Fahrzeugs oder das Kennzeichen erfolgen [Fuerstenberg 2004b]. Dieses ist vor allem dann von Vorteil, wenn Fahrzeuge teilverdeckt sind und damit auf die Auswertung der Kontur basierende Algorithmen keine eindeutigen Ergebnisse liefern.

7.6 Zusammenfassung

Die in diesem Kapitel diskutierten Methoden zum Tracking nutzen klassenabhängige Kovarianzen, um die Eigenschaften der Gegenstände in der Realität möglichst genau zu beschreiben. Besondere Aufmerksamkeit wurde der präzisen und robusten Ermittlung des Objekt-Referenzpunktes gewidmet, da dieser die Genauigkeit des Trackings dominiert. Zur präzisen Verfolgung von Fahrzeugen wurde ein neuartiges Zwei-Linien-Verfahren entwickelt, das die Beobachtbarkeit von maximal zwei Seiten eines Fahrzeugs nutzt, um insbesondere die Geschwindigkeit hochgenau zu ermitteln. Im Gegensatz zu Fahrzeugen sind Fußgänger mit einem einfachen Modell der ‚freien Masse' sehr präzise zu verfolgen.

Die Ergebnisse der entworfenen Algorithmen zum Tracking belegen eine sehr genaue Geschwindigkeitsschätzung mit hoher Robustheit. Der durchschnittliche Geschwindigkeitsfehler liegt unter 0,1 km/h und der maximale Fehler der Geschwindigkeit bei einer Vollbremsung mit 12 m/s^2 liegt bei deutlich weniger als 3 km/h.

8 KLASSIFIKATION

Um das komplexe Umfeld eines Fahrzeugs zu kategorisieren, ist es zweckmäßig Objektklassen einzuführen. Diese ermöglichen den auf den Objektdaten aufsetzenden Applikationen eine zuverlässigere Funktion, da für unterschiedliche Objekte angepasste Parameter (PreCrash) oder sogar unterschiedliche Entscheidungen (Fußgängerschutz) möglich sind. Außerdem kann ein klassenabhängiges Tracking, wie in Kapitel 7 gezeigt, deutlich bessere Ergebnisse erzielen.

Die beweglichen Verkehrsteilnehmer werden den unterschiedlichen Klassen „CAR“, „TRUCK“, „PEDESTRIAN“ und „BIKE“ zugeordnet. Ortsfeste Gegenstände wie Ampeln, Laternenpfähle, Poller und Bäume werden in der Klasse „SMALL“ zusammengefasst. Leitpfosten können, wenn von der Applikation benötigt, in der Klasse „REFLECTION POST“ trotz ähnlicher Abmessungen gesondert klassifiziert werden, da diese besondere Reflektions-Eigenschaften aufweisen (siehe Abschnitt 4.4). Alle größeren unbewegbaren Objekte wie Leitplanken, Mauern, Busch- und Baumgruppen werden als „BIG“ klassifiziert.

Wie unter anderem in [Fuerstenberg 2003], [Fuerstenberg 2004a] beschrieben, können Gegenstände aufgrund ihrer statischen und dynamischen Eigenschaften, wie Abmessungen im Laserscan (Breite, Länge und ggf. Höhe) oder ihrer ermittelten Geschwindigkeit, unterschieden werden [Kibbel 2003]. In der Literatur gibt es für diese Aufgabe der Klassifikation unterschiedliche Methoden.

Lebewesen lösen Aufgaben anders und häufig besser als dies beim klassischen Ansatz erfolgt. Klassisch wird das Problem zunächst identifiziert, mit einem mathematischen Modell beschrieben, ein Algorithmus daraus formuliert und dieser in einem Programm umgesetzt. Dieses Vorgehen erfordert oftmals ein komplexes unübersichtliches dem wahren Problem unangemessenes Modell.

Aus dem Wunsch von der Natur zu lernen und die Funktionsweise realer Nervensysteme abzubilden, hat sich in den letzten Jahren der Ansatz der künstlichen neuronalen Netze entwickelt. Neuronale Netze zeichnen sich insbesondere durch ihre Lernfähigkeit aus. Sie können eine Aufgabe anhand von Trainingsbeispielen erlernen, ohne dazu explizit programmiert werden zu müssen. Nach dem Training kann das Netz auf neue, unbekannte Situationen angewendet werden – das gelernte Wissen wird verallgemeinert.

1964 entwickelte Lofti Zadeh die Fuzzy-Logik als eine Technologie, die komplexen Systemen zu einer übersichtlichen Beschreibung verhilft [Altrock 1995]. Die Fuzzy-Logik ermöglicht es, nicht exakte und unvollständige Datensätze, wie sie in der realen Welt oft auftreten, z.B. Sprache oder Bilder mathematisch zu beschreiben und zu verarbeiten. Im Gegensatz zur klassischen Logik, die nur zwei scharfe Zustände aufweist – wahr oder falsch (0 oder 1) – kennt die Fuzzy-Logik eine Zugehörigkeitsfunktion, die innerhalb des Wertebereichs 0 und 1 beliebige Werte annehmen kann und die Stärke der Zugehörigkeit eines Objektes zu einer bestimmten Menge beschreibt [Till 1993].

Der hier vorgestellte Ansatz greift den Unschärfenbegriff der Fuzzy-Logik auf und bildet zusätzlich das Wissen von Experten im Algorithmus ab.

8.1 Methodik

In der Zuordnung einer Klasse zu einem Objekt aufgrund seiner ermittelbaren Eigenschaften liegt eine Unschärfe. Diese Unschärfe findet Berücksichtigung, indem für jedes Objekt für alle Klassen eine Güte ermittelt wird.

Es werden daher mehrere Klassifikatoren verwendet, die jeweils ein Kriterium, wie Breite, Länge oder absolute Geschwindigkeit prüfen und dem Objekt eine Güte (k_{ij}) für jeden Klassifikator und jede Klasse zuweisen. Abbildung 57 zeigt die verallgemeinerte Klassifikationsmatrix für ein Objekt. Die Ermittlung der Güten k_{ij} der Klassifikationsmatrix beruht auf umfangreichen Untersuchungen, die – durch Experten interpretiert und abstrahiert – einen Wert zwischen 0 und 1 annehmen können.

	PED	CAR	TRUCK	BIKE	SMALL	BIG
Width	k_{11}	k_{12}	k_{13}	k_{14}	k_{15}	k_{16}
Length	k_{21}	k_{22}	k_{23}	k_{24}	k_{25}	k_{26}
Velocity	k_{31}	k_{32}	k_{33}	k_{34}	k_{35}	k_{36}
Reflector	k_{41}	k_{42}	k_{43}	k_{44}	k_{45}	k_{46}
…	k_{n1}	k_{n2}	k_{n3}	k_{n4}	k_{n5}	k_{n6}

Abbildung 57: Klassifikationsmatrix mit Güten k_{ij} für ein Objekt. In den Zeilen sind die Klassifikatoren aufgetragen, die Spalten repräsentieren die unterschiedlichen Klassen.

Die aktuell ermittelten Ergebnisse der Klassifikationsmatrix werden mittels einer Übergangsmatrix (Abbildung 67) in die zeitliche Filterung integriert, um unterschiedlich wahrscheinliche Klassen-Übergänge zu beschreiben. Die Klasse mit der höchsten zeitlich gefilterten Güte für dieses Objekt kann dann als dem Objekt zugehörige Klasse ausgegeben werden.

8.2 Klassifikation auf Basis unscharfer Mengen

Abbildung 58 zeigt beispielhaft die Daten aus den zugrunde liegenden Untersuchungen zur Breiteninterpretation von Verkehrsteilnehmern.

Oft sind die ermittelten Breiten nahezu eindeutig einer Klasse zuzuordnen, wie z.B. der Breitenbereich zwischen 2 m und 3 m im Nahbereich im Allgemeinen einem LKW (TRUCK) zugeordnet werden kann, wenn es sich um ein bewegtes Objekt handelt. Jedoch werden die für einen LKW ermittelten Breiten mit steigendem Abstand geringer und können zeitweise sogar den eigentlich einen PKW (CAR) kennzeichnenden Breitenbereich unterschreiten. Fußgänger (PED) und Zweiräder (BIKE) sind mittels Breiteninterpretation weder im Nahbereich noch in mittleren Entfernungen zu unterscheiden.

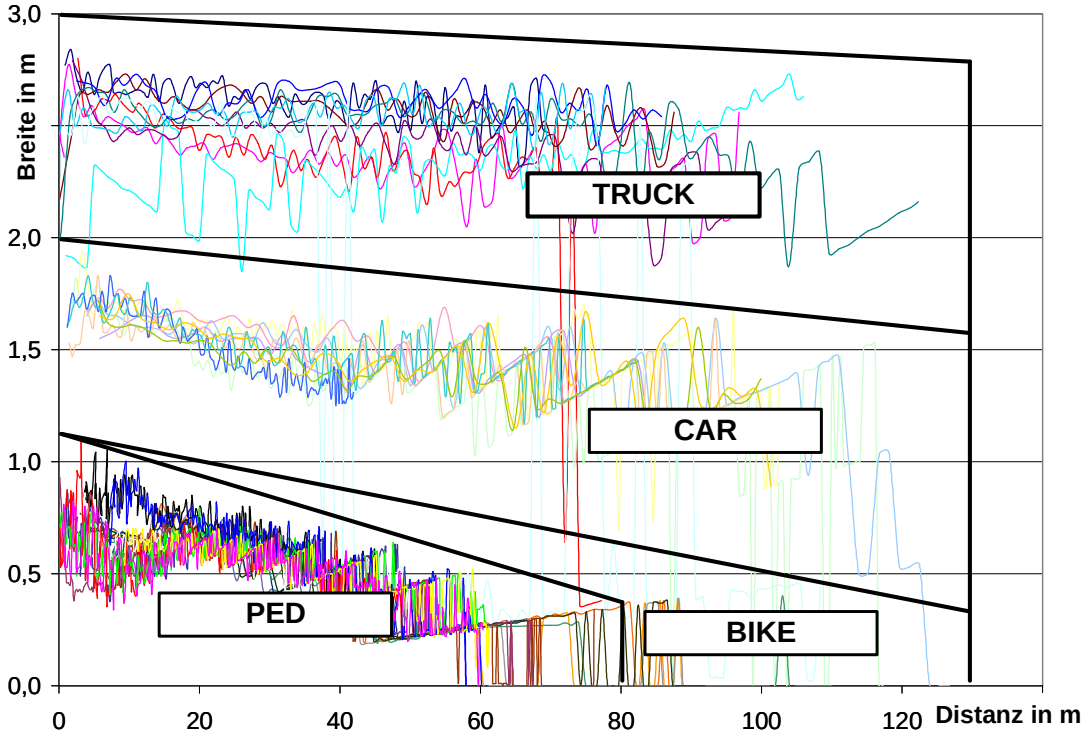


Abbildung 58: Vermessene Breite von jeweils zehn voraus fahrenden bzw. gehenden Verkehrsteilnehmern der unterschiedlichen Klassen über die Distanz zum Laserscanner aufgetragen. Die schwarzen Linien kennzeichnen die gewählten Schwellwerte zwischen den einzelnen Klassen.

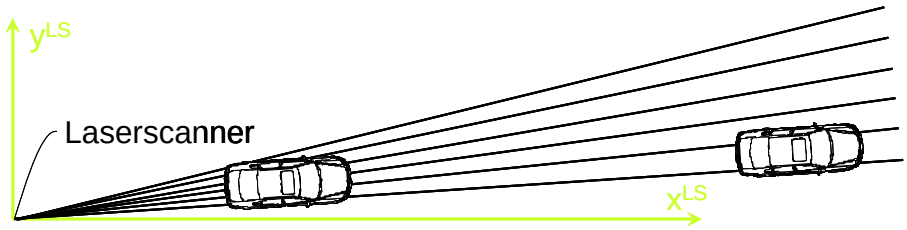


Abbildung 59: Vermessung eines Fahrzeugs in verschiedenen Distanzen.

Die für die Breite ermittelten Schwellwerte zwischen den Klassen sind distanzabhängig, wie in Abbildung 58 dargestellt. Die radialsymmetrischen Stufen sind durch die Winkeldiskretisierung bedingt (Abbildung 59). Ein radial vor dem Laserscanner bewegtes Fahrzeug wird durch maximal n Scanpunkte einer Erfassungsebene vermessen und es ergibt sich die distanzabhängig diskretisierte Breite

$$b = 2 \cdot d \cdot \left(\tan\left(\frac{(n-1)}{2} \Delta\alpha \right) \right), \qquad (89)$$

wobei auch die Größe der Diskretisierungsstufen in der Breite Δb distanzabhängig ist.

$$\Delta b = 2 \cdot d \cdot \left(\tan\left(\frac{\Delta\alpha}{2} \right) \right). \qquad (90)$$

Mit

b	Vermessene Breite des Objekts	Δb	Diskretisierungssprung in der Breite
$\Delta\alpha$	Winkelschrittweite	d	Distanz Laserscanner Gegenstand
n	Anzahl der möglichen Scanpunkte einer Erfassungsebene auf dem Objekt		

Die Querschnittsfläche ($A = \pi \sin^2 \chi\, d^2$) des Laserpulses wächst aufgrund der Strahldivergenz χ mit der Distanz d, damit sich die Strahlen weiterhin überlappen (siehe auch Abschnitt 4.4). An den Kanten der Gegenstände ist die Überdeckung von Laserpuls und Gegenstand nicht mehr vollständig. Mit wachsender Distanz überdeckt die Querschnittsfläche eines Laserpulses eine immer größere Fläche des Gegenstands, wodurch die Wahrscheinlichkeit einer nicht vollständigen Überdeckung steigt. Wird ein bestimmter Überdeckungsgrad unterschritten, ist die zurückgestreute Energie zur Detektion nicht mehr ausreichend. Das wirkt sich mit wachsender Distanz verstärkt auf die Vermessung der tangentialen Ausdehnung aus, wodurch Gegenstände im Laserscan bei größeren Distanzen schmaler erscheinen.

Während sich dieser Sachverhalt noch mathematisch beschreiben lässt, sind andere Effekte stark von nicht bekannten oder nicht bestimmbaren Ursachen dominiert. In der Realität können Fahrzeuge zusätzlich noch teilverdeckt sein oder das Heck bzw. die Front des Fahrzeugs sich in einem nicht beobachtbaren Bereich befinden. Außerdem kann die Reflektivität von ähnlichen Gegenständen sehr unterschiedlich sein, z.B. unterschiedlich stark verschmutzte Fahrzeuge.

Die wahrscheinlichkeitstheoretische Modellierung dieser Einflüsse wäre mit einem schwer einzugrenzenden experimentellen Aufwand verbunden, dessen Erfolg nicht vorherbestimmt wäre. Daher wurde im Rahmen der Arbeit darauf verzichtet.

8.2.1 Basis-Klassifikator

Die Breite eines Gegenstands ist für Gegenstände, die sich ungefähr in longitudinaler Richtung vor dem Testfahrzeug (+/- 45°) bewegen, grundsätzlich beobachtbar und bildet damit den Ausgangspunkt, als sogenannter Basis-Klassifikator, zur Klassifikation des Gegenstands. Für Gegenstände mit lateraler Bewegungsrichtung vor dem Testfahrzeug (45° bis 135° bzw. -45° bis -135°) ist die Länge eines Gegenstands grundsätzlich beobachtbar und wird deswegen zum Basis-Klassifikator.

Die Beobachtbarkeit und damit die Auswahl des Basis-Klassifikators (Breite/Länge) ist abhängig von der Lage und der Orientierung des Gegenstands im Laserscanner-koordinatensystem, wie in Abbildung 60 skizziert.

Der für die Beobachtbarkeit wirksame Winkel, φ_{Obs} berechnet sich aus dem Winkel des Laserscannerkopfes, α, und der Orientierung des Objekts, φ, zu

$$\varphi_{Obs} = \varphi - \alpha, \qquad (91)$$

und bestimmt die Verwendung der Breite oder Länge als Basis-Klassifikator gemäß:

$$
\begin{aligned}
-180° \le \varphi_{Obs} < -135° &\Rightarrow \text{Breite} \\
-135° \le \varphi_{Obs} < -45° &\Rightarrow \text{Länge} \\
-45° \le \varphi_{Obs} < 45° &\Rightarrow \text{Breite} \\
45° \le \varphi_{Obs} < 135° &\Rightarrow \text{Länge} \\
135° \le \varphi_{Obs} < 180° &\Rightarrow \text{Breite}
\end{aligned}
\qquad (92)
$$

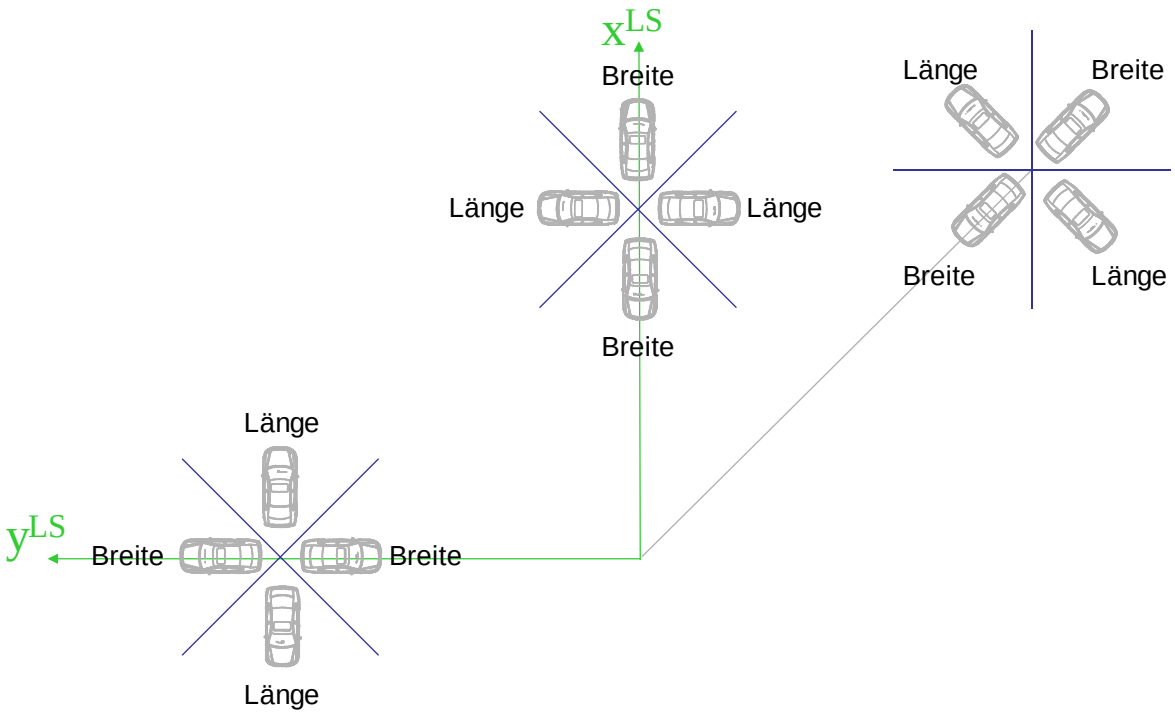


Abbildung 60: Die Auswahl des Basis-Klassifikators (Breite/Länge) abhängig von der Lage und der Orientierung des Objekts im Laserscanner-koordinatensystem.

Es gibt damit genau einen Basis-Klassifikator für jedes Objekt – Breite oder Länge. Alle weiteren Klassifikatoren bilden Ausschlusskriterien ab und werden demzufolge als sogenannten Ausschluss-Klassifikatoren formuliert. So wird ein longitudinal vor dem Testfahrzeug bewegtes Objekt, das aufgrund der Breite eine hohe Güte für „PED“ im Basis-Klassifikator zugeteilt wurde, aufgrund einer hohen Geschwindigkeit (150 km/h) eine sehr geringe Güte für „PED“ im Klassifikator Geschwindigkeit erhalten.

8.2.2 Ermittlung der Güten

Die Güte eines Klassifikators, z.B. für die vermessene Breite, stützt sich auf eine Abschätzung der Wahrscheinlichkeitsdichte durch Experten auf Basis der durchgeführten Untersuchungen. Im darauf folgenden Schritt werden die ermittelten Wahrscheinlichkeiten vereinheitlichend vier Güte-Kategorien zugewiesen (0,0; 0,3; 0,6; 0,9). Diese grobe Einteilung zeigt deutlich die vorhandene Unschärfe in der Interpretation und fördert die Übersichtlichkeit.

Abbildung 61 zeigt die Ermittlung des Gütewertes für den Basis-Klassifikator Breite eines Fußgängers, θ_{Width}^{PED}. Diese erfolgt auf Basis der in Abbildung 58 dargestellten Untersuchungen mit Hilfe der distanzabhängigen Schwellwerte für die Breite eines Fußgängers, b_{th}^{PED} und der maximalen Reichweite auf Fußgänger, $d_{\max}^{PED}$.

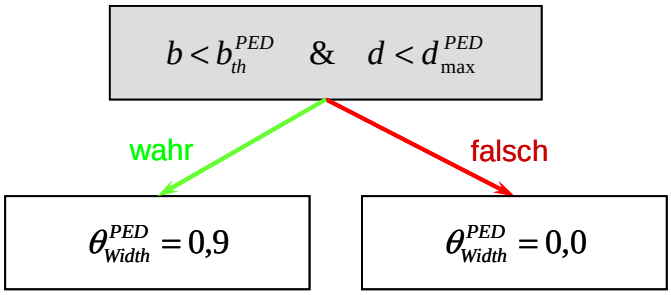


Abbildung 61: Ermittlung des Gütewertes für den Basis-Klassifikator Breite eines Fußgängers, θ_{Width}^{PED}. Mit dem distanzabhängigen Schwellwert für die Breite eines Fußgängers, $b_{th}^{PED} = 1{,}1\,\mathrm{m} - d \cdot 0{,}01$ und der maximalen Reichweite auf Fußgänger, $d_{\max}^{PED} = 80\,\mathrm{m}$.

Die Ermittlung des Gütewertes für den Basis-Klassifikator Breite eines PKW ist variantenreicher, wie in Abbildung 62 dargestellt.

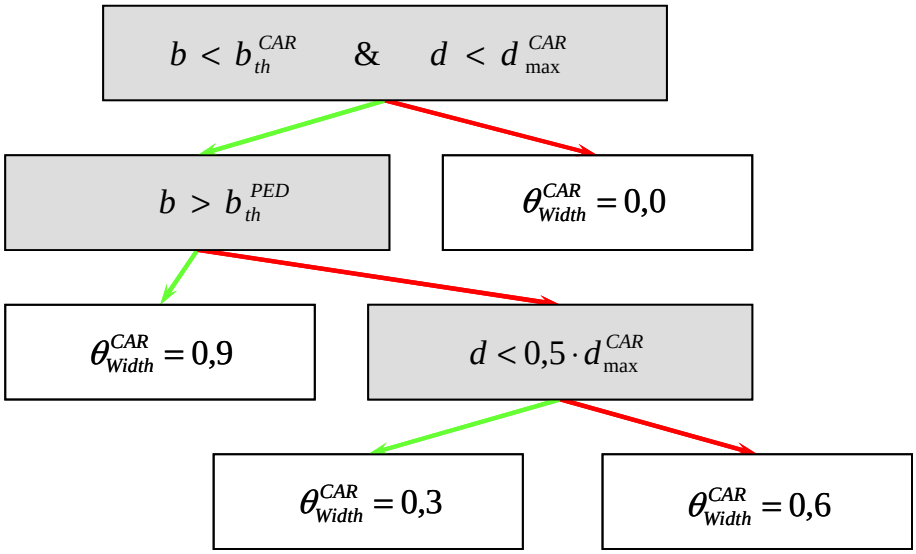


Abbildung 62: Ermittlung des Gütewertes für den Basis-Klassifikator Breite eines PKW, θ_{Width}^{CAR}. Mit dem distanzabhängigen Schwellwert für die Breite eines Fußgängers, $b_{th}^{CAR} = 2{,}0\,\mathrm{m} - d \cdot 0{,}003$ und der maximalen Reichweite auf Fußgänger, $d_{\max}^{CAR} = 130\,\mathrm{m}$.

Die Basis-Klassifikatoren Breite bzw. Länge für die restlichen Klassen werden analog auf Basis der in Abbildung 58 und Abbildung 63 dargestellten Untersuchungen formuliert.

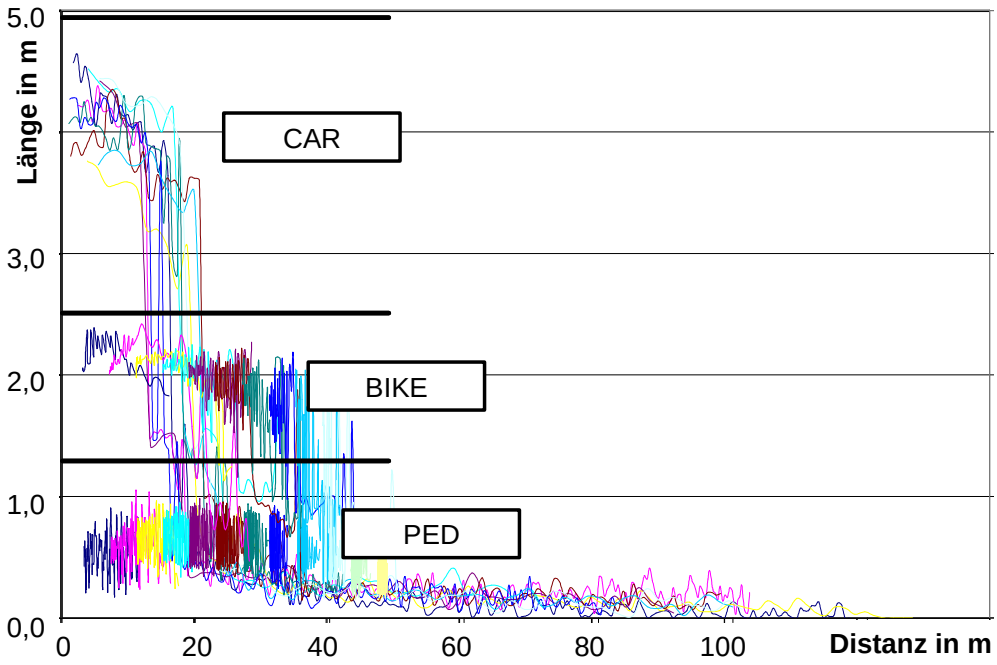


Abbildung 63: Vermessene Länge von jeweils zehn vorbei fahrenden bzw. gehenden Verkehrsteilnehmern unterschiedlicher Klassen über die Distanz zum Laserscanner aufgetragen.

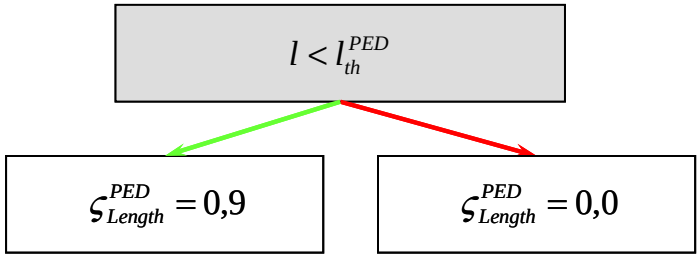


Abbildung 64: Ermittlung des Gütewertes für den Ausschluss-Klassifikator Länge eines Fußgängers, ς_{Length}^{PED}. Mit dem Schwellwert für die Länge eines Fußgängers, $l_{th}^{PED} = 1{,}3\ \mathrm{m}$.

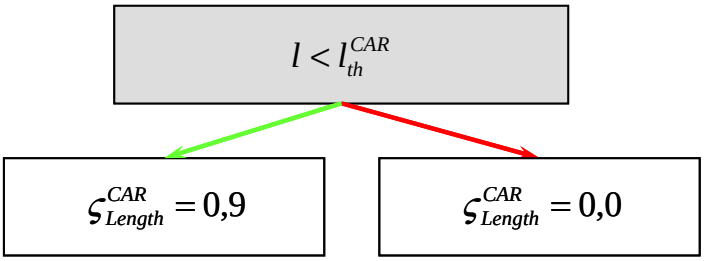


Abbildung 65: Ermittlung des Gütewertes für den Ausschluss-Klassifikator Länge eines PKW, ς_{Length}^{CAR}. Mit dem Schwellwert für die Länge eines PKW, $l_{th}^{CAR} = 5{,}0\ \mathrm{m}$.

Beispielhaft für die Ausschluss-Klassifikatoren ist die Bestimmung der Gütewerte des Ausschluss-Klassifikator Länge für Fußgänger und PKW in Abbildung 64 bzw. Abbildung 65 dargestellt auf Basis der in Abbildung 63 dargestellten Untersuchungen.

Die Ausschluss-Klassifikatoren für die restlichen Klassen werden analog auf Basis der in Abbildung 63 dargestellten und weiterer Untersuchungen formuliert.

Zusätzlich werden die oben beschriebenen Effekte auf Basis von Expertenwissen in die Ermittlung der Güten für jeden Klassifikator eingebracht. So wird einem vorausfahrenden Fahrzeug, dessen Breite z.B. durch eine ermittelte Teilverdeckung schmaler als zu erwarten ist, trotzdem eine höhere Güte zugeteilt.

Klassifikationsmatrix

Die für die einzelnen Klassifikatoren und jeweiligen Klassen ermittelten Güten, $k_{ij} = \varsigma_i^j$ (z.B. $k_{21} = \varsigma_{Length}^{PED}$) werden in einer Klassifikationsmatrix (Abbildung 66) gespeichert und mit einem, aus Fuzzy-Systemen bekannten, Min-Operator ausgewertet. Aus den Einträgen für eine mögliche Klasse (vertikal) wird jeweils das Minimum bestimmt ($k_1 \ldots k_6$).

	PED	CAR	TRUCK	BIKE	SMALL	BIG
Width	k_{11}	k_{12}	k_{13}	k_{14}	k_{15}	k_{16}
Length	k_{21}	k_{22}	k_{23}	k_{24}	k_{25}	k_{26}
Velocity	k_{31}	k_{32}	k_{33}	k_{34}	k_{35}	k_{36}
Reflector	k_{41}	k_{42}	k_{43}	k_{44}	k_{45}	k_{46}
…	k_{n1}	k_{n2}	k_{n3}	k_{n4}	k_{n5}	k_{n6}
	$k_1 = \min(k_{11} : k_{n1})$	$k_2 = \min(k_{12} : k_{n2})$	$k_3 = \min(k_{13} : k_{n3})$	$k_4 = \min(k_{14} : k_{n4})$	$k_5 = \min(k_{15} : k_{n5})$	$k_6 = \min(k_{16} : k_{n6})$

Abbildung 66: Klassifikationsmatrix mit Güten k_{ij} für ein Objekt. Die letzte Zeile zeigt die Klassen-Güte k_j, die mittels Minimum-Operator aus den Güten der jeweiligen Spalte bestimmt wurde.

Übergangsmatrix

Ein Objekt, das seit einiger Zeit aufgrund der Breite mit hoher Güte als PKW klassifiziert wird und aktuell die Breite eines LKW aufweist, sollte schnell (mit hoher Übergangswahrscheinlichkeit) als LKW klassifiziert werden, da die Breitenbestimmung für einen PKW nur sehr selten größer als die tatsächliche Breite ausfällt. Dahingegen sollte ein Objekt, das seit längerem aufgrund der Breite als LKW klassifiziert wurde und aktuell als zu schmal für einen LKW vermessen wird, erst nach längerer Zeit (mit geringer Übergangswahrscheinlichkeit) als PKW klassifiziert werden, da die Breite eines LKW durch Teilverdeckung, Verschmutzung oder Nicht-Beobachtbarkeit wiederholt schmaler erscheinen kann.

Die aktuell ermittelten Ergebnisse der Klassifikationsmatrix werden aus diesem Grund mittels einer Übergangsmatrix (Abbildung 67) in die zeitliche Filterung integriert, um unterschiedlich wahrscheinliche Klassen-Übergänge zu beschreiben.

		z u					
		PED	CAR	TRUCK	BIKE	SMALL	BIG
v o n	PED	u_{11}	u_{12}	u_{13}	u_{14}	u_{15}	u_{16}
	CAR	u_{21}	u_{22}	u_{23}	u_{24}	u_{25}	u_{26}
	TRUCK	u_{31}	u_{32}	u_{33}	u_{34}	u_{35}	u_{36}
	BIKE	u_{41}	u_{42}	u_{43}	u_{44}	u_{45}	u_{46}
	SMALL	u_{51}	u_{52}	u_{53}	u_{54}	u_{55}	u_{56}
	BIG	u_{61}	u_{62}	u_{63}	u_{64}	u_{65}	u_{66}

Abbildung 67: Übergangsmatrix, deren Einträge u_{ij} den Übergang von einer Klasse in eine andere beschreiben.

Auch hier werden die Übergangswahrscheinlichkeiten u_{ij} von Experten ermittelt und vereinheitlichend vier Güte-Kategorien zugewiesen (0,0; 0,3; 0,6; 0,9).

8.2.3 Ermittlung der Klasse

Die Zuordnung einer Klasse zu einem Objekt erfolgt auf Basis der Ergebnisse der Klassifikationsmatrix und einer darauf folgenden zeitlichen Integration mittels Übergangsmatrix.

Die aktuellen Klassen-Güten, k_j^k werden mittels der Übergangsmatrix bewertet

$$\tilde{k}_j^k = \max\left(k_1^k \cdot u_{1j}\,;\quad k_2^k \cdot u_{2j}\,;\quad k_3^k \cdot u_{3j}\,;\quad \ldots\right). \qquad (93)$$

Danach werden die gewichteten Klassen-Güten, $\tilde{k}_j^k$ in die zeitliche Filterung integriert

$$\hat{k}_j^k = \frac{\left(\hat{k}_j^{k-1} \cdot m_C + \tilde{k}_j^k\right)}{m_C + 1} = \hat{k}_j^{k-1} + \frac{-1}{m_C + 1}\left(\hat{k}_j^{k-1} - \tilde{k}_j^k\right), \qquad (94)$$

mit

m_C Filterlänge

Die gefilterten gewichteten Klassen-Güten, $\hat{k}_j^k$ beinhalten weiterhin Güten für jede Klasse ($\hat{k}_1^k$ ... $\hat{k}_6^k$).

Wird – je nach Applikation – eine einzige Klasse als Ausgabe benötigt, kann diese mit Hilfe des Maximums bestimmt werden

$$\hat{k}^k = \max\left(\hat{k}_1^k\,;\quad \hat{k}_2^k\,;\quad \hat{k}_3^k\,;\quad \ldots\right). \qquad (95)$$

Die ermittelte Klasse beinhaltet entsprechend auch die zugehörige Güte.

8.3 Ergebnisse der Klassifikation von PKW und LKW

Einzelne Fahrzeuge wurden im Straßenverkehr über längere Distanzen verfolgt und die Ergebnisse mit Hilfe von Diagrammen, wie in Abbildung 68 beispielhaft dargestellt, bewertet. Auf dieser Basis wurden sowohl „true positive“ (Fahrzeug wird richtig klassifiziert) als auch „false negative“ (Fahrzeug wird nicht als solches klassifiziert) Ereignisse bestimmt.

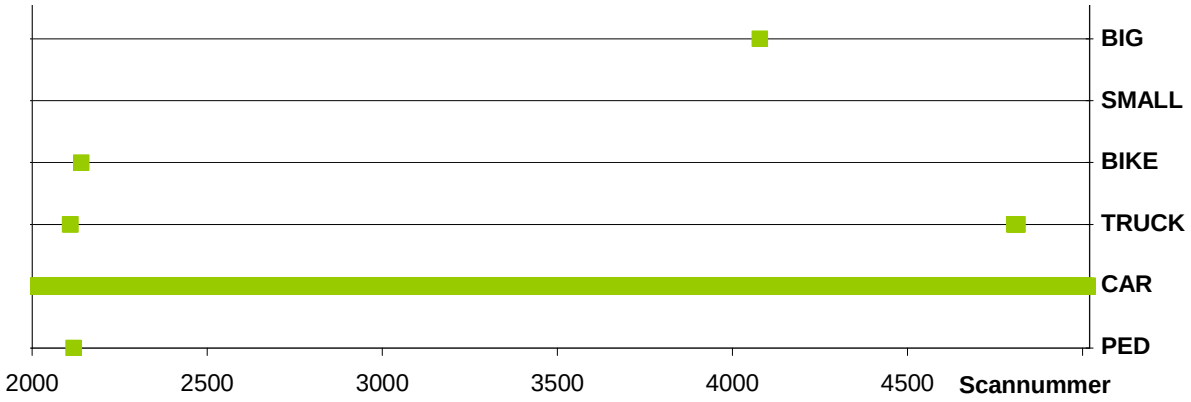


Abbildung 68: Ungefilterte Klassifikationsergebnisse aus Klassifikationsmatrix (Abbildung 66), auf Basis der aktuellen Klassen-Güten, eines über mehrere Minuten verfolgten PKW, der von einer Landstraße auf eine Autobahn fährt.

Abbildung 68 zeigt die ermittelte Klasse (auf Basis der aktuellen Klassen-Güten, k_j) für einen über längere Distanz verfolgten PKW. Diese zeitlich ungefilterten Ergebnisse aus der Klassifikationsmatrix sind besonders aussagekräftig, da temporäre Fehlklassifikationen unmittelbar erkennbar sind. Das Diagramm zeigt fünf Fehlklassifikationen, die in der Ausgabe der gefilterten Klasse nicht mehr vorhanden sind. Auf diese Weise wurden je zehn PKW und LKW bewertet.

Abbildung 69 und Abbildung 70 zeigen die Bewertung der Klassifikationsergebnisse für zehn PKW bzw. LKW, die auf der Autobahn vorausfahrend, vom Testfahrzeug in einem Abstand von 25 bis 75 m verfolgt wurden.

	Anzahl der Scans				Quote		Quote	
	klassifiziert (ohne Filter, $m_C = 0$)		klassifiziert (mit Filter, $m_C = 3$)		klassifiziert (ohne Filter, $m_C = 0$)		klassifiziert (mit Filter, $m_C = 3$)	
	richtig	falsch	richtig	falsch	richtig	falsch	richtig	falsch
PKW 1	2368	15	2383	0	99,4%	0,6%	100,0%	0,0%
PKW 2	626	11	637	0	98,3%	1,7%	100,0%	0,0%
PKW 3	1357	29	1385	1	97,9%	2,1%	99,9%	0,1%
PKW 4	1736	26	1762	0	98,5%	1,5%	100,0%	0,0%
PKW 5	2574	47	2618	3	98,2%	1,8%	99,9%	0,1%
PKW 6	1463	24	1487	0	98,4%	1,6%	100,0%	0,0%
PKW 7	2363	57	2420	0	97,6%	2,4%	100,0%	0,0%
PKW 8	3221	54	3273	2	98,4%	1,6%	99,9%	0,1%
PKW 9	1436	17	1453	0	98,8%	1,2%	100,0%	0,0%
PKW 10	1756	26	1781	1	98,5%	1,5%	99,9%	0,1%

Abbildung 69: Bewertung der Klassifikation auf Basis von ungefilterten und gefilterten Ergebnissen für 10 verschiedene PKW.

	Anzahl der Scans				Quote		Quote	
	klassifiziert (ohne Filter, $m_C = 0$)		klassifiziert (mit Filter, $m_C = 3$)		klassifiziert (ohne Filter, $m_C = 0$)		klassifiziert (mit Filter, $m_C = 3$)	
	richtig	falsch	richtig	falsch	richtig	falsch	richtig	falsch
LKW 1	1384	46	1429	1	96,8%	3,2%	99,9%	0,1%
LKW 2	2168	84	2249	3	96,3%	3,7%	99,9%	0,1%
LKW 3	3276	123	3397	2	96,4%	3,6%	99,9%	0,1%
LKW 4	2854	74	2925	3	97,5%	2,5%	99,9%	0,1%
LKW 5	2311	67	2377	1	97,2%	2,8%	100,0%	0,0%
LKW 6	1847	116	1961	2	94,1%	5,9%	99,9%	0,1%
LKW 7	3742	137	3878	1	96,5%	3,5%	100,0%	0,0%
LKW 8	1433	45	1478	0	97,0%	3,0%	100,0%	0,0%
LKW 9	1842	86	1924	4	95,5%	4,5%	99,8%	0,2%
LKW 10	2634	83	2716	1	96,9%	3,1%	100,0%	0,0%

Abbildung 70: Bewertung der Klassifikation auf Basis von ungefilterten und gefilterten Ergebnissen für 10 verschiedene LKW.

Die Ergebnisse der Fahrzeugklassifikation mit Fehlklassifikationsraten um 1 ‰ zeigen, dass die entwickelte Klassifikation insbesondere für ACC, ANB oder PreCrash Applikationen sehr gut geeignet ist.

Die Diskussion der Fußgängerklassifikation und zugehöriger Ergebnisse erfolgt separat in den folgenden Abschnitten 8.4 und 8.5.

8.4 Algorithmen zur Fußgängererkennung mit Laserscannern

Tracking und Klassifikation von Fußgängern ist eine anspruchsvolle Aufgabe, da die Klassifikation mit besonderer Zuverlässigkeit bei oftmals geringer Latenz nach Erst-Detektion erfolgen soll, insbesondere auch auf Basis der ermittelten Geschwindigkeit.

Die vorhergehenden Abschnitte beschreiben Fußgänger, die mit einem Laserscanner detektiert werden, als Gegenstände mit geringen Abmessungen im horizontalen Entfernungsprofil. Die Anzahl der Scanpunkte im Segment, das einen Fußgänger repräsentiert, variiert mit der Entfernung des Fußgängers vom Laserscanner. Dem Fußgänger wird mit Hilfe der klassenadaptiven Parametrierung ein „freie Masse“ Modell zugewiesen, das auch kurzfristige Änderungen in der Orientierung zulässt.



Abbildung 71: Zwei Fußgänger (Objekt ID 6 bzw. 29) mit einer absoluten Geschwindigkeit von 5 km/h auf einer freien Fläche (Szenario I).

8.4.1 Methodik

Fußgänger weisen im horizontalen Entfernungsprofil ähnliche Abmessungen auf wie z.B. Poller und Pfosten. Die Strategie, einen Fußgänger mit Laserscannern zu erkennen, basiert darauf, dass Fußgänger erst als solche klassifiziert werden, wenn sie sich zusätzlich bewegen oder im Zeitraum der Beobachtung bewegt haben. Dieses Vorgehen ist zielführend, da sich nach [Heinrich 2003] 94 % der Fußgänger während eines Fahrzeug-Fußgänger-Unfalls bewegen.

Wenn ein Gegenstand das erste Mal detektiert wird (Erst-Detektion), basiert die Klassifikation (Erst-Klassifikation) allein auf den horizontalen Abmessungen des Segments, das diesen Gegenstand repräsentiert. Gegebenenfalls werden noch Reflektionseigenschaften der vermessenen Oberflächen berücksichtigt, jedoch sind diese zur Unterscheidung zwischen Pollern und Fußgängern meistens ungeeignet. Die Anordnung der Scanpunkte des Segments als zwei mögliche Halbkreise liefert auch nur schwache Indizien.

Schon beim ersten Zeitschritt nach der Erst-Detektion kann die absolute Geschwindigkeit des Fußgängers ermittelt werden und damit der bewegte Fußgänger als solcher klassifiziert werden. Damit sind bei einer Scanfrequenz von 40 Hz weniger als 75 ms vergangen, bis der Fußgänger nach Eintreten in den Sichtbereich des Laserscanners das erste Mal klassifiziert wird. Innerhalb einer Sekunde kommt dann im Allgemeinen der besonders zuverlässige Klassifikations-Parameter der Beinpendelanalyse hinzu (Abschnitt 8.4.3).

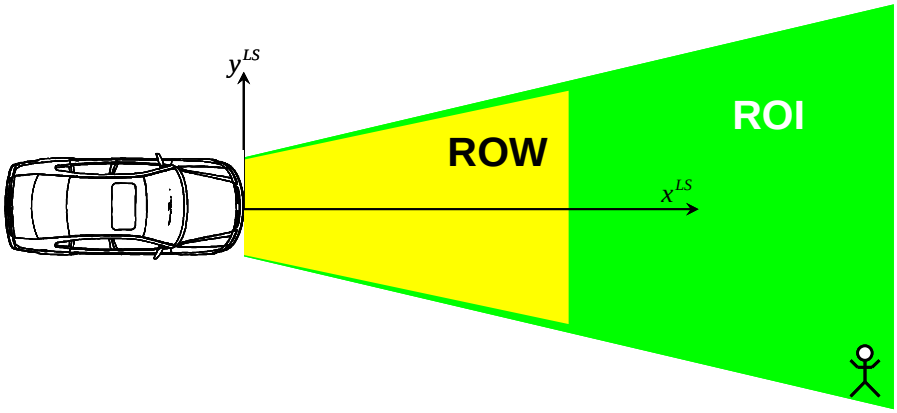


Abbildung 72: Ausdehnung der ROW und der ROI.

Der Bereich vor dem Fahrzeug wird in unterschiedliche Bereiche untergliedert, siehe auch Abbildung 72. Der Initialisierungsbereich (ROI[9]) wird als Trapez entsprechend einer 4-s-Zeitlücke gewählt. Damit erreicht ein Gegenstand die ROI ca. 4 s vor einem möglichen Zusammenprall mit dem Fahrzeug unter Annahme gleichbleibender Bewegungstrajektorien. Das entspricht im Stadtverkehr einer Ausdehnung von longitudinal bis zu 60 m und lateral bis zu ± 8 m, je nach Geschwindigkeit des Testfahrzeugs bzw. des Fußgängers. In der ROI werden Gegenstände nach Größe und Geschwindigkeit initial klassifiziert und zusätzlich die Beinauslenkungen der so klassifizierten Fußgängerkandidaten aufgezeichnet. Ein weiterer Bereich, die sogenannte ROW[10], wird analog einer 2-s-Zeitlücke berechnet (siehe auch Kapitel 9.5.1). Erreicht der Fußgängerkandidat die ROW wird das initiale Klassifikationsergebnis verifiziert und umgehend eine FFT zur Beinpendelanalyse der bis zu diesem Zeitpunkt bestimmten Beinauslenkungen durchgeführt.

8.4.2 Tracking von Fußgängern

Der geometrische Schwerpunkt der Scanpunkte eines sich mit konstanter Geschwindigkeit bewegenden Fußgängers führt im Allgemeinen eine gleichförmige Bewegung aus. Die Auswertung der Scanpunkte auf jedes einzelne Bein hingegen zeigt innerhalb eines Schrittes wie das reale Fußgängerbein stark unterschiedliche Beschleunigungen. Die Geschwindigkeit von Fußgängern wird aus diesem Grund auf

[9] engl. region of interest, ROI

[10] engl. region of warning, ROW

Basis des Schwerpunkts aller den Fußgänger repräsentierenden Scanpunkte ermittelt.

Insbesondere die Unterscheidung von Fußgängern und kleinen statischen Objekten, die absolute Geschwindigkeiten von 0 km/h aufweisen, stellt eine beachtliche Anforderung an die Genauigkeit des Trackings und die Eigenbewegungskompensation. Fußgänger bewegen sich im Allgemeinen mit absoluten Geschwindigkeiten von 3 km/h (langsames Gehen) bis 15 km/h (Laufen). Für die in Abschnitt 9.5.1 diskutierte Warnfunktion hat der relevante Bereich (ROW), in dem ein Fußgänger zuverlässig klassifiziert werden soll eine typische Zeitlücke von 2 s. Das entspricht einer Ausdehnung im Stadtverkehr von longitudinal bis zu 30 m und lateral bis zu ±4 m (je nach Eigengeschwindigkeit). Die unfallfolgenmindernde Applikation (Abschnitt 9.5.2) benötigt einen Klassifikationsbereich von mindestens 4 m longitudinal bzw. 2 m lateral bei vorherrschenden Geschwindigkeiten des eigenen Fahrzeugs gemäß Abschnitt 9.3.1 von 0 bis 60 km/h. So ergibt sich ein zu untersuchender Klassifikationsbereich von 30 m x 8 m.

Das Tracking verfolgt auf Basis der im mitbewegten Laserscannerkoordinatensystem vorliegenden Daten aufeinanderfolgender Scans die Bewegung des Fußgängers und anderer Gegenstände. Durch die Kompensation von Translation und Rotation des eigenen Fahrzeugs wird die absolute Geschwindigkeit ermittelt. Der Fehler aus dem Tracking ist gemeinhin geringer als 1 km/h, wie in Abschnitt 7.5 beschrieben. Im relevanten Geschwindigkeitsbereich von 0 bis 60 km/h kann eine hochgenaue Eigenbewegungsbestimmung erfolgen, wie in Kapitel 1 diskutiert. Die typische Abweichung für Objekte in bis zu 30 m Entfernung ist geringer als 1 km/h. Die Untersuchung eines Extrem-Szenarios, dem starken Verzögern bei Anfahrt auf ein kleines statisches Objekt, ergab maximale Fehler von weniger als 3 km/h zusammen für Tracking und Eigenbewegungskompensation. Damit können auch langsam bewegte Fußgänger zuverlässig klassifiziert werden.

Fußgänger in größerer Entfernung sind nur bei longitudinaler Bewegung gefährdet. Bei Bewegung in lateraler Richtung entfernen sie sich schnell aus dem Bereich der Gefährdung. Diese Anforderung korrespondiert mit den Eigenschaften des Laserscanners, der durch das radiale Meßverfahren eine mit der Entfernung des Gegenstands abnehmende tangentiale Auflösung besitzt, aber longitudinal weiterhin eine sehr gute Auflösung besitzt. Auch die sich in tangentialer Richtung linear zur Entfernung verschlechternde Eigenbewegungskompensation bleibt so ohne Konsequenzen.

Dahingegen sind lateral bewegte Fußgänger im Nahbereich besonders gefährdet, siehe Abschnitt 9.3.2. Hier ist die Genauigkeit des Laserscanners besonders gut und auch die Eigenbewegungskompensation arbeitet sehr präzise.

8.4.3 Beinpendelanalyse

Um die Zuverlässigkeit der Fußgänger-Klassifikation mit Laserscannern weiter zu steigern, kann die in aufeinander folgenden Scans oftmals sichtbare Beinpendelbewegung algorithmisch ausgewertet werden.

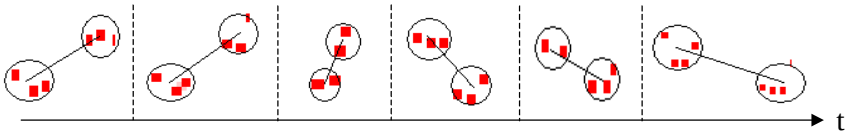


Abbildung 73: Dargestellt sind Scanpunkte (rot) auf Fußgängerbeine zu sechs verschiedenen Zeitpunkten mit je 100 ms Zeitdifferenz (insgesamt 0,5 s).

Die Bewegung eines einzelnen Fußgängerbeins kann in erster Näherung als harmonisch angenommen werden (Minimaler Energieaufwand) und auf diese Weise als Pendelbewegung modelliert werden. Die Auslenkung des Beins, $x^{Ped}(t)$, wird im Fußgängerkoordinatensystem, x^{Ped}, das im Schwerpunkt (der Scanpunkte) des Fußgängers seinen Ursprung hat und in dessen Bewegungsrichtung ausgerichtet ist, durch folgende Differentialgleichung beschrieben:

$$\ddot{x}^{Ped}(t) = -\omega^2 \, x^{Ped}(t) \qquad (96)$$

Die Bewegungsgleichung kann gelöst werden mit

$$x^{Ped}(t) = x_0^{Ped} \sin(\omega t) \quad , \qquad (97)$$

mit

x_0^{Ped} maximale Auslenkung ω Kreisfrequenz

Die Konstanten sind ohne Beschränkung der Allgemeinheit zu Null gesetzt.

Die Scanpunkte auf das jeweilige Fußgängerbein werden als Cluster links bzw. rechts des Ursprungs des Fußgängerkoordinatensystems ermittelt. Aus den Scandaten eines jeden „Bein-Clusters“ wird der geometrische Schwerpunkt berechnet und dessen Auslenkung in Richtung der Ordinate des Fußgänger-koordinatensystems bestimmt.

Abbildung 74 und Abbildung 75 zeigen typische Schrittfrequenzen bei verschiedenen Geschwindigkeiten des Fußgängers.

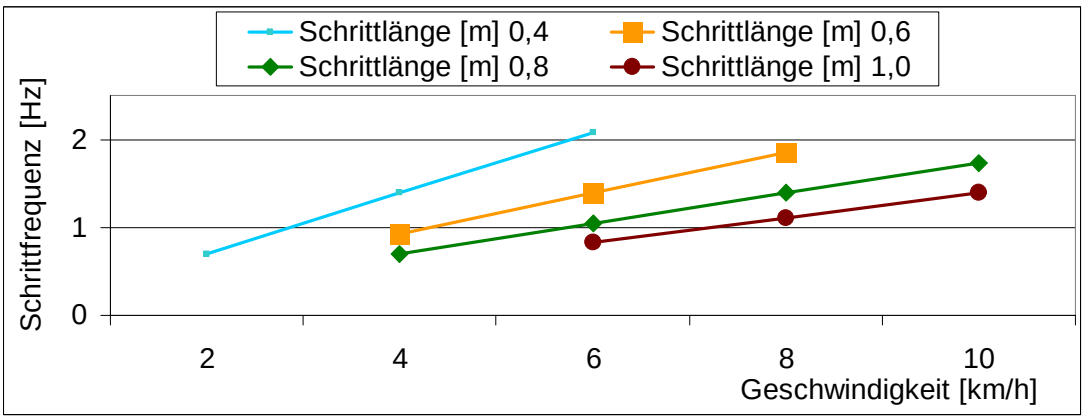


Abbildung 74: Typische Schrittfrequenzen für verschiedene Geschwindigkeiten von Fußgängern bei entsprechender Schrittweite.

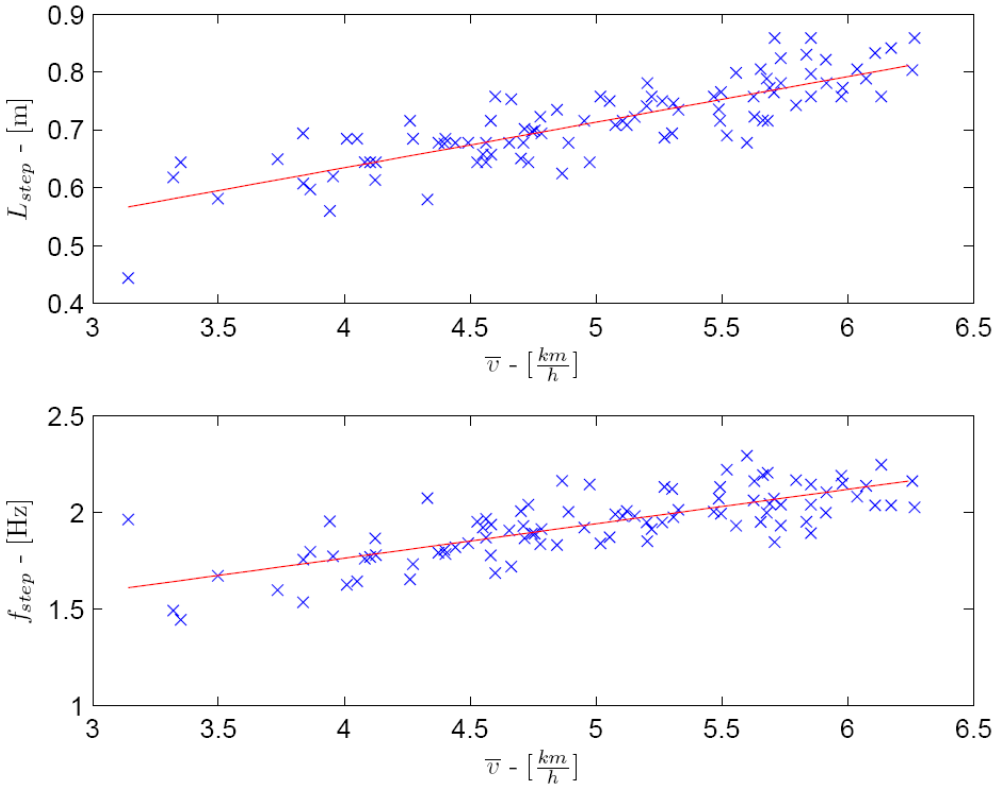


Abbildung 75: Mit Hilfe eines hochauflösenden Experimental-Radars wurden Untersuchungen zu Schrittlängen L_{step} und Bein-Schrittfrequenzen[11] f_{step} durchgeführt [Ritter 2006].

Die ermittelten Auslenkungen der Beine sind vor allem abhängig von dem vertikalen Bereich der Beine, die vom Laserscanner vermessen werden. Die Schrittfrequenz hingegen ist unabhängig von der Stärke der Auslenkung und damit ein zuverlässiges Maß zur Beschreibung der Fußgängerbeinbewegung.

Um die Hauptfrequenzkomponenten der verrauschten Signale zu bestimmen, werden die Beinauslenkungen mit Hilfe der diskreten Fouriertransformation in den Frequenzbereich transformiert. Die Fouriertransformierte eines zeitlich begrenzten Sinussignals ergibt eine um die Frequenz des Sinussignals verschobene Si-Funktion, siehe auch Abbildung 76:

$$\sin(2\pi f_0 t)\cdot \mathrm{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \quad \circ\!\!-\!\!\bullet \quad \begin{aligned} &\frac{1}{2j}\left[\delta(f-f_0)-\delta(f+f_0)\right] * |T|\,\mathrm{Si}(\pi f_0 T) \\ &= \frac{|T|}{2j}\left[\mathrm{Si}(\pi T(f-f_0))-\mathrm{Si}(\pi T(f+f_0))\right] \end{aligned}, \qquad (98)$$

[11] Die Schrittfrequenz hier bezieht sich auf die Analyse der kombinierten Bewegung beider Beine. Im Gegensatz zur Schrittfrequenz eines einzelnen Beines.

mit

$$\mathrm{rect}\left(\frac{t}{T}\right) = \begin{cases} 1 & \text{für } t \in [0, \mathrm{T}] \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \qquad (99)$$

und

f_0 Frequenz des Sinussignals

T Zeitdauer des Sinussignals

δ Dirac-Puls

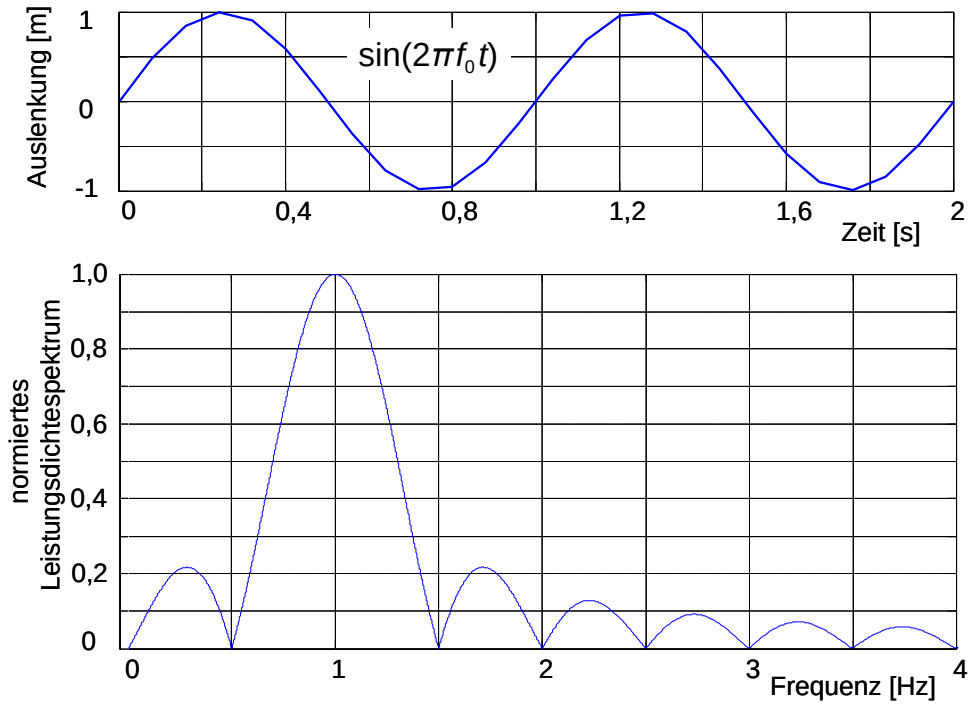


Abbildung 76: Leistungsdichtespektrum eines zeitlich begrenzten Sinussignals (f_0 = 1 Hz, T = 2 s) und die zugehörige Fouriertransformierte.

Abbildung 76 zeigt das Spektrum eines zeitlich begrenzten Sinussignals und die zugehörige Fouriertransformierte. Im Frequenzbereich ergibt sich der Hauptpeak bei der Frequenz des Sinussignals und weitere deutlich kleinere Nebenpeaks in Abständen 1/T, die aufgrund der zeitlichen Begrenzung und der damit verbundenem Faltung mit dem Dirac-Puls entstehen.

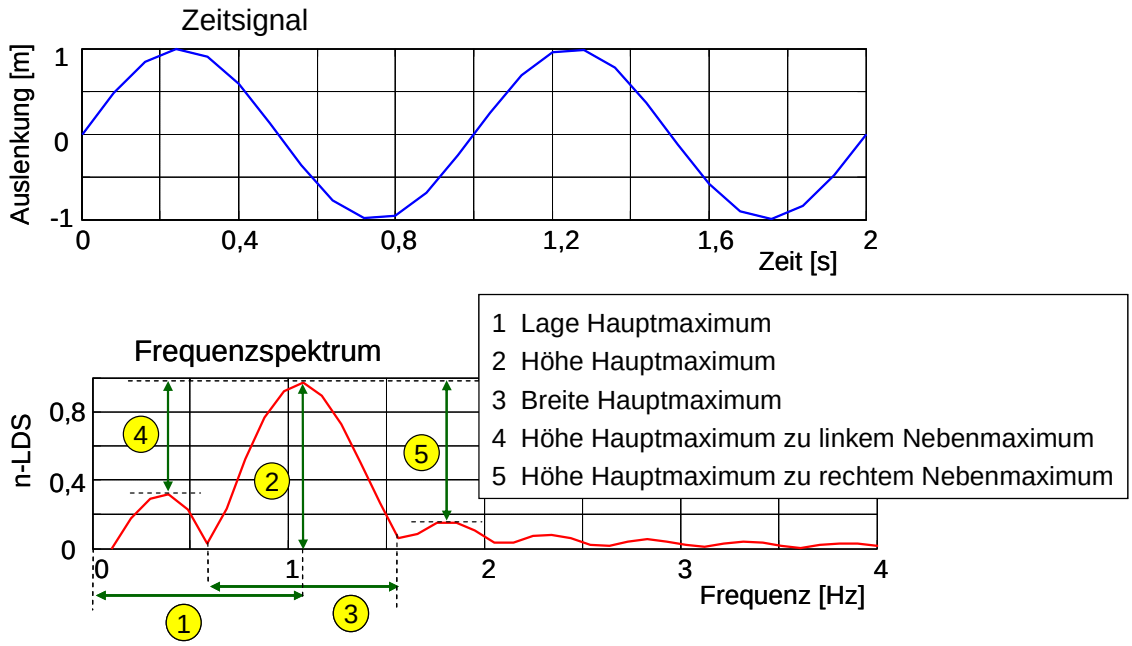


Abbildung 77: Illustration der Kriterien zur Auswertung des normierten Leistungsdichtespektrums (n-LDS).

Die Beinpendelanalyse basiert auf fünf Kriterien (Abbildung 77), die für die zuverlässige Klassifikation als Fußgänger erfüllt sein müssen:

Kriterium 1	$0{,}7\,\mathrm{Hz} < f_M < 2{,}5\,\mathrm{Hz}$	(100)
Kriterium 2	$0{,}2\,\mathrm{m} < X(f_M) < 0{,}5\,\mathrm{m}$	(101)
Kriterium 3	$\Delta f_M < 2{,}4\,\mathrm{Hz}$	(102)
Kriterium 4	$\frac{X(f_{M,l})}{X(f_M)} < 2{,}5$	(103)
Kriterium 5	$\frac{X(f_{M,r})}{X(f_M)} < 2{,}5$	(104)

mit

1	f_M	Lage des Hauptmaximums
	$f_{M,l/r}$	Lage linkes/ rechtes Nebenmaximum
2	$X(f_M)$	Höhe des Hauptmaximums
3	Δf_M	Breite des Hauptmaximums
4	$\frac{X(f_{M,l})}{X(f_M)}$	Verhältnis Höhe Hauptmaximum zur Höhe des linkes Nebenmaximum
5	$\frac{X(f_{M,r})}{X(f_M)}$	Verhältnis Höhe Hauptmaximum zur Höhe des rechten Nebenmaximum

Am Beispiel eines sich in ca. 8 m Entfernung in lateraler Richtung zum Fahrzeug bewegenden Fußgängers werden die Ergebnisse der einzelnen Komponenten der Beinpendelanalyse illustriert. In Abbildung 79 sind die ermittelten Auslenkungen des linken Beins in den 4 Layern über die Zeit aufgetragen. Direkt darunter sind die Ergebnisse der FFT jeweils für die 4 Layer aufgetragen. Zur Ermittlung der Frequenzverläufe wird hier beispielhaft ein Zeitfenster von 1 s in 80 ms Schritten über die ermittelten Auslenkungen verschoben und das Ergebnis in das Frequenzdiagramm eingetragen. Durch das Schieben des Zeitfensters über die 5 s andauernde Erfassung werden virtuell Tests mit 50 Fußgängern erzeugt, die jeweils nur 1 s beobachtet wurden. Die Kurven sind rot, wenn die Kriterien für einen Fußgänger zutreffen, und blau, wenn diese Kriterien nicht erfüllt sind. Abbildung 79 zeigt die 5 Diagramme entsprechend für das rechte Bein.

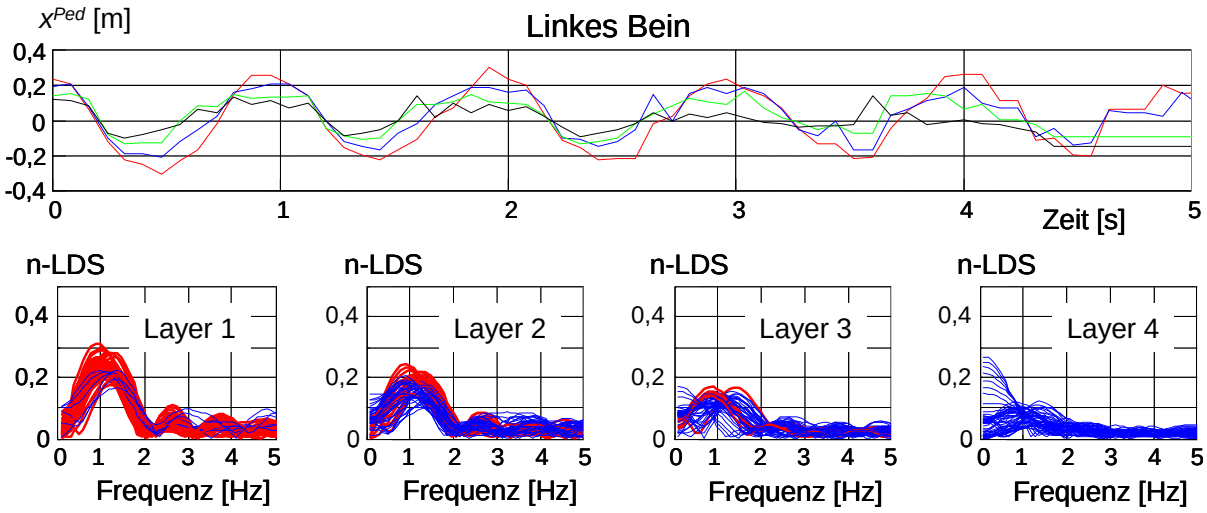


Abbildung 78: Beinpendelanalyse des linken Beins eines sich in ca. 8 m Entfernung in lateraler Richtung zum Fahrzeug bewegenden Fußgängers.

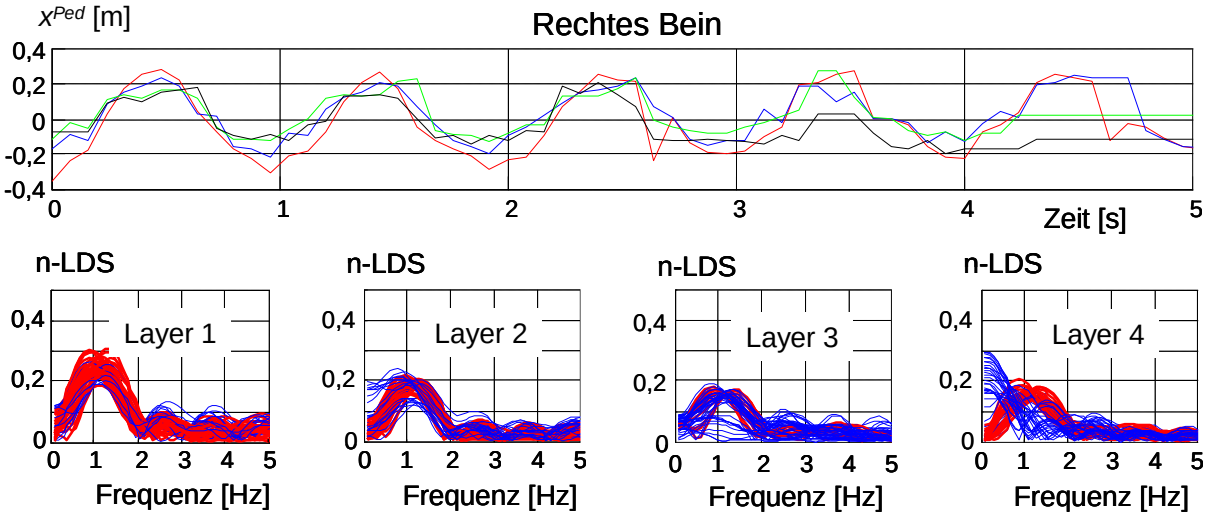


Abbildung 79: Beinpendelanalyse des rechten Beins eines sich in ca. 8 m Entfernung in lateraler Richtung zum Fahrzeug bewegenden Fußgängers.

Viele der nur 1 s langen Beinamplitudenverläufe erfüllen die Kriterien (rot). Mit der implementierten Beinpendelanalyse werden alle Beinamplitudenverläufe einer zeitlichen Länge von mindestens 0,5 s untersucht. Sind die Kriterien das erste Mal in einem Zeitschritt erfüllt erfolgt die Klassifikation als Fußgänger. Durch eine strenge Auslegung der Kriterien erfolgt so eine äußerst zuverlässige Klassifikation.

Im Gegensatz zu der oben diskutierten Beinpendelanalyse eines Fußgängers weist die Beinpendelanalyse eines Radfahrers ein charakteristisches globales Maximum bei 0 Hz auf, wie in Abbildung 80 illustriert. Erst das größte lokale Maximum gibt Aufschluss über die Trittfrequenz des Radfahrers. Damit sind Fußgänger mittels Beinpendelanalyse sehr gut von Radfahrern zu unterscheiden.

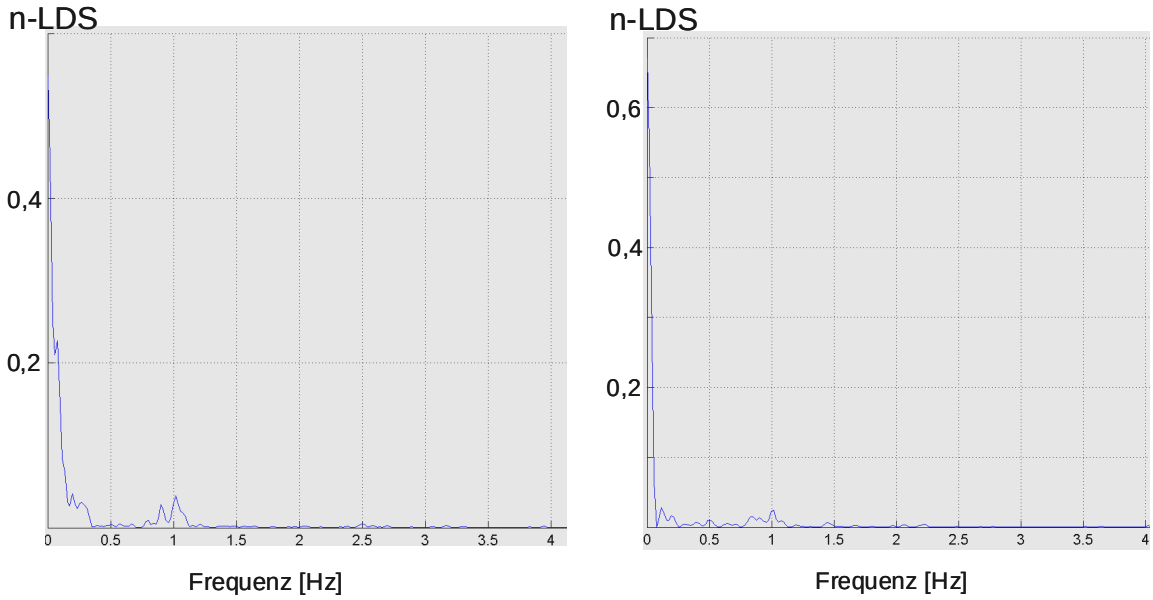


Abbildung 80: Leistungsdichtespektrum der FFT der ermittelten Auslenkung des „linken Beins' (links) bzw. „rechten Beins' (rechts) von fünf Sekunden eines sich entfernenden Radfahrers.

Die Analyse der Beinpendelbewegung ist ein ausschlaggebendes Kriterium für eine zuverlässige Fußgänger-Klassifikation. Die Unterscheidung zwischen Fußgängern und absolut bewegten kleinen Gegenständen wie Bällen oder Radfahrern ist damit signifikant verbessert.

8.5 Ergebnisse der Fußgängererkennung mit Laserscannern

Dieser Abschnitt beschreibt die Bewertung der Fußgängererkennung. Auf Basis einer Auswahl relevanter Testszenarien werden Situationen mit Testpersonen nachgestellt und sowohl die Klassifikationsrate, als auch die Fehlklassifikationsrate bestimmt.

8.5.1 Auswahl der Testszenarien

Die Auswahl der Testszenarien ist für die realitätsnahe Bewertung der Algorithmen essentiell. Im Rahmen des EU Projektes PROTECTOR wurden Testszenarien definiert, die nach Schwierigkeitsgraden abgestuft eine Evaluierung der Algorithmen zur Fußgängererkennung ermöglichen [Cicilloni 2000a]. Die hier beschriebenen

Szenarien wurden ausgehend von den PROTECTOR-Testszenarien entwickelt [Cicilloni 2000b].

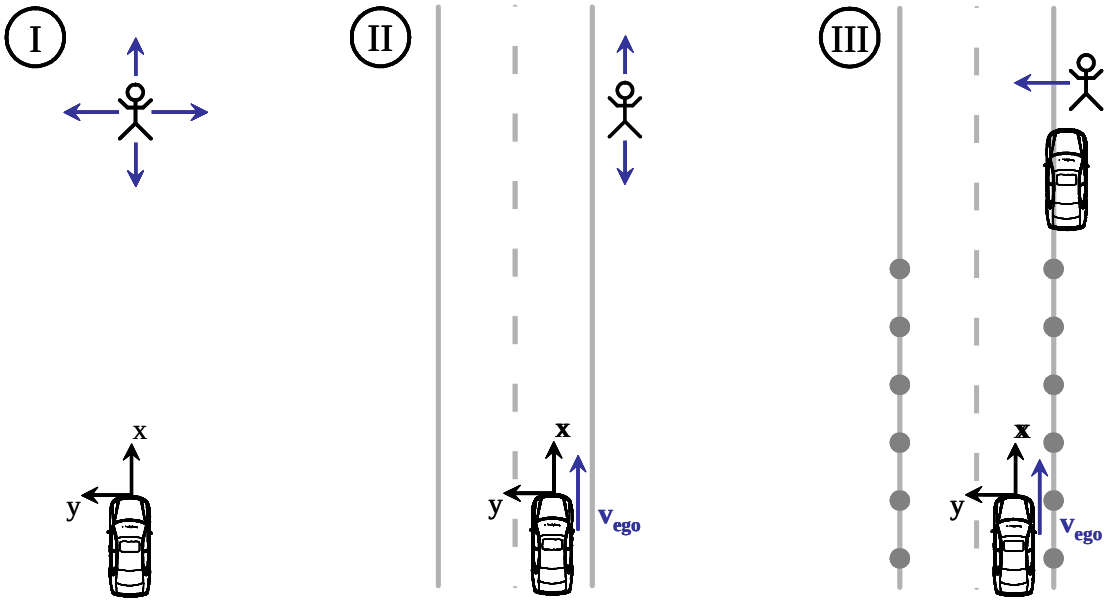


Abbildung 81: Skizzenhafte Beschreibung der drei Testszenarien die im EU Projekt PROTECTOR verwendet wurden [Cicilloni 2000b].

In Szenario I werden zunächst Detektion und Klassifikation von Fußgängern isoliert von allen anderen Einflüssen evaluiert. Dementsprechend wurde die unstrukturierte Umgebung einer großen Freifläche gewählt. Der Auswertebereich wurde extrem groß zu longitudinal 0 bis 60 m und lateral ± 8 m gewählt.

Szenario II beschreibt Situationen im städtischen Fahrzeugumfeld mit verschiedenen Geschwindigkeiten des Testfahrzeugs bis zu 50 km/h. Der Fußgänger bewegt sich entlang der Straße longitudinal auf das Testfahrzeug zu. Die Auswertung erfolgt in der ROW.

Szenario III umfasst lateral die Fahrbahn querende Fußgänger. Hierfür wurden Fahrten sowohl auf einem Testgelände durchgeführt. Auf dem Testgelände kennzeichnen 1 m hohe Zylinder (∅ 0,1 m) die Fahrbahnbegrenzung. Dadurch wird der Schwierigkeitsgrad dieser Szene wesentlich erhöht, da diese gering ausgedehnten statischen Gegenstände nicht als Fußgänger klassifiziert werden dürfen. Während sich das Testfahrzeug mit verschiedenen Geschwindigkeiten bis zu 50 km/h nähert, tritt ein Fußgänger auf die Fahrbahn, der zuvor von einem am Straßenrand parkenden PKW verdeckt wurde. Bewertet wird hier sowohl die Klassifikationsrate als auch die Latenzzeit, die von der Erst-Detektion bis zur Klassifikation vergeht.

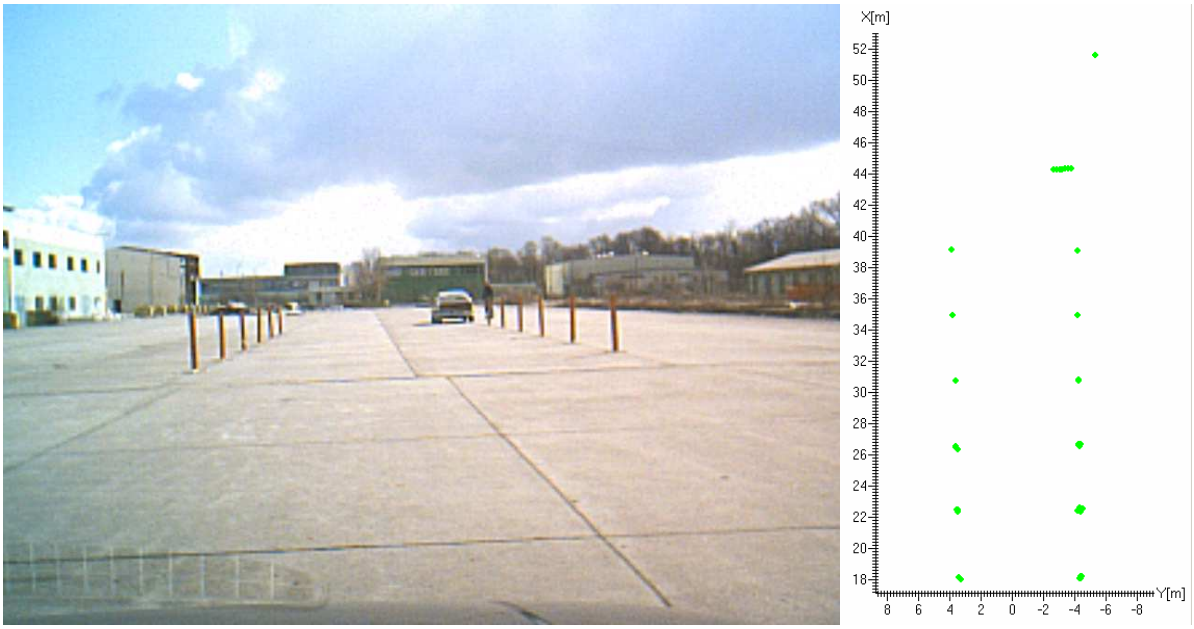


Abbildung 82: Aufbau für eine Situation nach Szenario III auf dem Testgelände.

Nach [Heinrich 2003] ist der Überschreiten-Unfall (Szenario III) in herausragender Anzahl aufgetreten (80 % aller Fahrzeug-Fußgänger-Unfälle). In Abschnitt 9.3.2 werden die verschiedenen Unfalltypen detailliert diskutiert. Der von rechts die Fahrbahn überquerende Fußgänger ist mit 47 % häufigster Unfalltyp. Der von links überquerende Fußgänger ist mit 33 % Anteil zu einem Viertel zusätzlich mit Sichtbehinderung (z.B. parkendes Fahrzeug) eingestuft. 95 % der untersuchten Fußgänger kollidieren seitlich mit dem Fahrzeug. Aufgrund der Relevanz werden zahlreiche Situationen gemäß Szenario III mit einem Fußgänger von links und von rechts sowohl mit als auch ohne Sichtbehinderung durchgeführt.

8.5.2 Ergebnisse

Die durchgeführten Fahrten zu den beschriebenen Szenarien werden auf Basis der folgenden Kriterien bewertet.

Zunächst wird die Anzahl der als Fußgänger klassifizierten Fußgänger (true positive) und andere irrtümlich als Fußgänger klassifizierten Gegenstände (false positive) im Auswertebereich ermittelt. Zusätzlich wird die Anzahl der Fußgänger, die nicht als solche klassifiziert werden (false negative) und alle restlichen Gegenstände die als solche klassifiziert werden (true negative), ermittelt. Lediglich die aufgrund der Latenz von der Detektion bis zur Klassifikation (typisch 2 Scans) entstandenen Nicht-Klassifikationen werden nicht angerechnet.

Die Klassifikationsrate μ_D ergibt sich zu

$$\mu_D = \frac{n_{true\ positive}}{n_{true\ positive} + n_{false\ negative}}, \qquad (105)$$

mit

$n_{true\ positive}$ Anzahl der als Fußgänger klassifizierten Fußgänger

$n_{false\,negative}$ Anzahl der Fußgänger die nicht als solche klassifiziert wurden

Dahingegen ergibt sich die Fehlklassifikationsrate μ_F zu

$$\mu_F = \frac{n_{false\ positive}}{n_{true\ positive} + n_{true\,negative}}, \qquad (106)$$

mit

$n_{false\ positive}$ Anzahl der irrtümlich als Fußgänger klassifizierten Gegenstände

$n_{true\,negative}$ Anzahl der Gegenstände die als Gegenstände klassifiziert wurden

Im Folgenden wird an beispielhaften Situationen der Szenarien I-III die Bewertung erläutert.

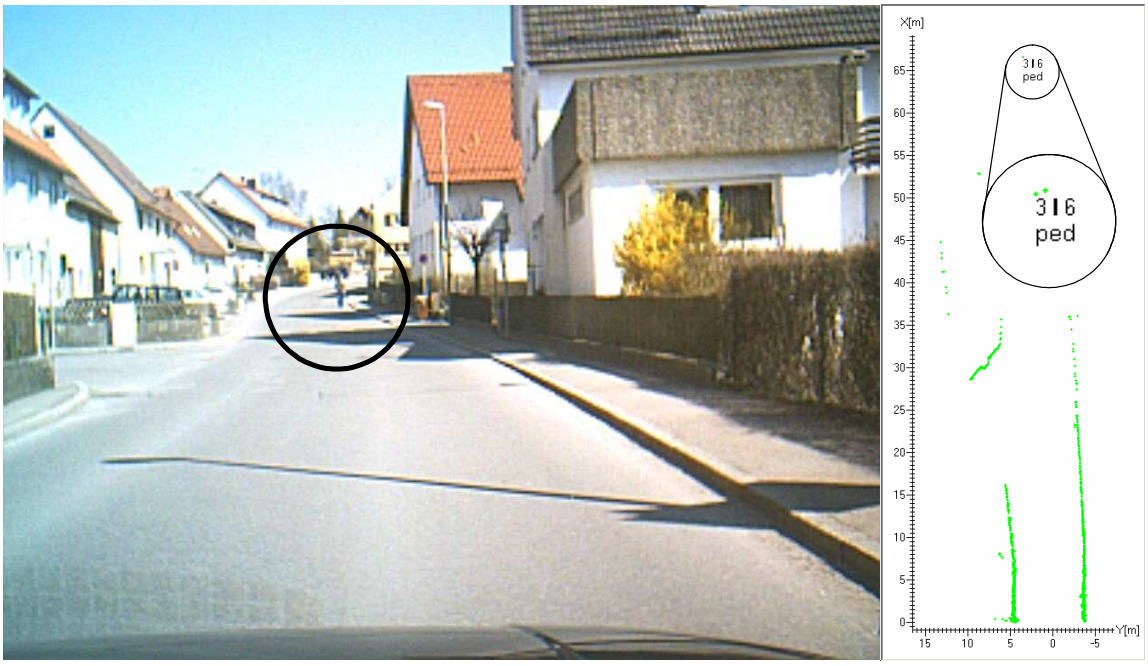


Abbildung 83: Szenario II: Der 66,6 m entfernte Fußgänger (Objekt-ID 3) bewegt sich mit 6 km/h auf das bewegte Testfahrzeug zu.

Abbildung 83 zeigt einen mit 6 km/h auf das bewegte Fahrzeug zugehenden Fußgänger (Objekt-ID 3), der in 66,6 m (x = 66,5 m, y = 3,4 m) Entfernung detektiert und aufgrund Abmessungen und Geschwindigkeit als Fußgänger klassifiziert wird. Der Fußgänger wurde durchgehend verfolgt und damit ist eine sehr zuverlässige Klassifikation möglich.



Abbildung 84: Szenario III: Ein Fußgänger (Objekt-ID 11) tritt hinter einem parkenden PKW mit 6 km/h auf die Fahrbahn (oben). 1,5 s später befindet sich der Fußgänger 3 m vor dem stark bremsenden Fahrzeug (unten).

Die Tests des Szenario III wurden auf einem Testgelände durchgeführt, um die Gefahr für den Probanden durch ein eingeübtes Timing zu minimieren. In Abbildung 84 ist ein mit 6 km/h gehender Fußgänger (Objekt-ID 11) abgebildet, der die Fahrbahn, verdeckt hinter einem parkenden PKW, überquert. Der Fußgänger wird in einer Entfernung von 15,4 m (x = 15,1 m, y = -3,1 m) das erste Mal klassifiziert, nachdem er vorher einmal detektiert wurde.

	Klassifikationsrate	Fehlklassifikationsrate	
			Beinpendelanalyse
Szenario I	1,0	0,0	0,0
Szenario II	1,0	0,2	0,0
Szenario III	1,0	0,2	0,0

Tabelle 6: Ergebnisse der Fußgängererkennung, basierend auf mehr als 3000 Scans je Szenario.

Die für Szenario I durchgeführten Tests zeigen eine Klassifikationsrate von 100% bei keiner Fehlklassifikation (Fehlklassifikationsrate 0%). Dies ist nicht weiter verwunderlich, da bei diesem einfachen Test keine anderen Gegenstände im Auswertebereich zugegen waren.

Im Szenario II werden die entlang der Straße gehenden Fußgänger immer richtig klassifiziert (Klassifikationsrate 100%). Jedoch werden temporär Objekte in der Randbebauung außerhalb der Straße aber innerhalb der ROW irrtümlich als Fußgänger klassifiziert (Fehlklassifikationsrate 19%). Mit Hilfe der Beinpendelanalyse lassen sich auch diese Fehlklassifikationen beseitigen (Fehlklassifikationsrate 0%), dies erzeugt jedoch eine zusätzliche Latenz bis zur zuverlässigen Klassifikation.

Die Auswertung von Szenario III zeigt auch in diesem bedeutenden Szenario Klassifikationsraten von 100% bei wenigen Fehlklassifikationen (Fehlklassifikationsrate 18%). Mit Hilfe der Beinpendelanalyse lassen sich auch hier die Fehlklassifikationen beseitigen (Fehlklassifikationsrate 0%). Die besonders zuverlässige Klassifikation mittels Beinpendelanalyse benötigt eine zusätzliche Latenzzeit bis zur Ausgabe. Speziell bei dieser Konstellation eines lange Zeit verdeckten kurz vor der Kollision hervortretenden Fußgängers, bedarf dies einer gesonderten Betrachtung.

Bestimmung der Latenzzeit

Um die Latenzzeit zu ermitteln werden Tests nach Szenario III ausgewertet, in denen der Fußgänger hinter einem Fahrzeug auf die Straße tritt.

Die erste Detektion liefert horizontale Abmessungen. Schon die zweite Detektion (erstes Wiederfinden) erlaubt es – neben den Abmessungen – eine erste Geschwindigkeitsschätzung (two point differencing) vorzunehmen. Frühzeitig bei der dritten Detektion (zweites Wieder finden) – werden die Abmessungen verifiziert und eine aussagekräftige Geschwindigkeit bestimmt. Zu diesem Zeitpunkt ist im Allgemeinen eine erste vertrauenswürdige Klassifikation von Fußgängern möglich. Unabhängig von der Latenz erfolgt bei 40 Hz Scanfrequenz alle 25 ms eine zusätzliche Detektion. Ein mit 6 km/h gehender Fußgänger hat seine globale Position in der Zeitspanne bis zur Erst-Klassifikation um weniger als 13 cm verändert und wird daraufhin alle 4 cm erneut detektiert. Innerhalb einer Sekunde nach Erst-Detektion kommt dann im Allgemeinen der besonders zuverlässige Klassifikations-Parameter der Beinpendelanalyse hinzu.

Abbildung 85 illustriert die Zeitdauer die nach der Erst-Detektion direkt nach dem Hervortreten hinter dem Fahrzeug vergeht bis die Beinpendelanalyse zuverlässige Ergebnisse liefert.

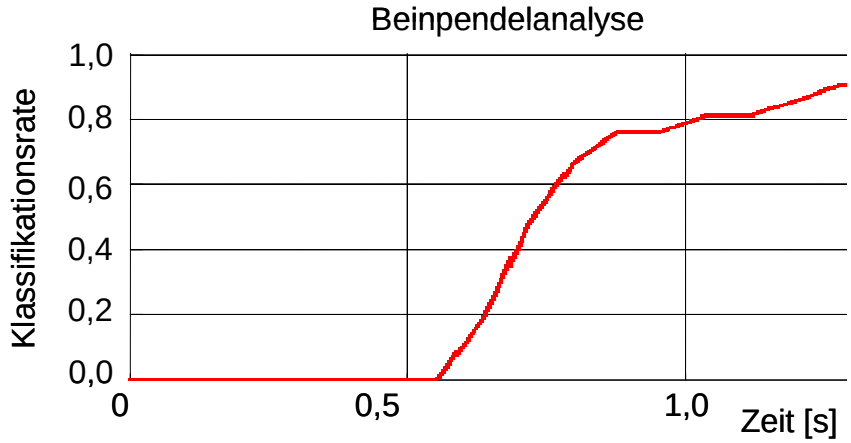


Abbildung 85: Klassifikationsrate in Abhängigkeit von der Beobachtungsdauer nach der Erst-Detektion. 80% der Fußgänger werden nach 1 s Latenzzeit per Beinpendelanalyse zuverlässig klassifiziert.

Ein hinter dem Fahrzeug hervortretender Fußgänger, legt typische Mindest-Distanzen von 1,5 m zurück, bevor er vor dem Fahrzeug ist. Das bedeutet für einen mit 5 km/h bewegten Fußgänger eine Beobachtungszeit von mehr als 1 s. Damit ist auch in diesem Extrem-Szenario in den meisten Fällen eine zuverlässige Klassifikation mittels Beinpendelanalyse möglich.

8.6 Zusammenfassung

Es wurde ein Ansatz zur Klassifikation entworfen, der den Unschärfebegriff aus der Fuzzy-Logik mit Expertenwissen kombiniert. Die Ergebnisse der Klassifikation für vorausfahrende PKW und LKW zeigen beeindruckend geringe Fehlklassifikationsraten um 1 ‰.

Für die Fußgängererkennung wird die typische Beinpendelbewegung des Fußgängers mittels FFT analysiert. Diese ist aufgrund seiner Einzigartigkeit ein besonders zuverlässiges Kriterium.

Zur Bewertung wurden unfallrelevante Testszenarien ausgewählt. Die Tests zeigen, dass schon die Fußgängerklassifikation auf Basis von Abmessungen und Geschwindigkeit den in der Literatur beschriebenen Ergebnissen nicht nachstehen. Mit Hilfe der Beinpendelanalyse wurden Ergebnisse erzielt, die bisher mit den in der Literatur beschriebenen Verfahren nicht möglich waren.

9 FUßGÄNGERSCHUTZ

Jedes Fahrzeug stellt eine Gefährdung sowohl für die Fahrzeuginsassen als auch für die umgebenden Verkehrsteilnehmer dar. Während der Insassenschutz in den vergangenen Jahren stark vorangetrieben wurde und inzwischen einen hohen Sicherheitsstandard erreicht hat, sind Fußgänger – die schwächsten Teilnehmer im Straßenverkehr – immer noch weitgehend ungeschützt.

9.1 Methodik

Der Fußgängerschutz ist eine komplexe Thematik mit zahlreichen verschiedenartigen Aspekten, deren Kenntnis und Beachtung eine erfolgreiche Realisierung stark beeinflusst.

Der hier gewählte Top-Down-Ansatz beginnt mit der Auswertung von Unfallstatistiken und einer anschließenden detaillierten Unfallanalyse. Die daraus hervorgehenden relevanten Szenarien beschreiben die wesentlichen Situationen und Einflussfaktoren, in denen Fußgänger im Straßenverkehr zu Schaden kommen. Insbesondere diese Anforderungen finden bei der Entwicklung der Applikation Fußgängerschutz gewissenhaft Berücksichtigung.

Die anschließende Diskussion reversibler und irreversibler Maßnahmen zum Schutz von Fußgängern ergänzt die Anforderungen aus der Unfallstatistik und benennt die erforderlichen Sensorinformationen und auch die Schwellwerte der technischen Umsetzung. Die daraus abgeleitete Strategie wird maßgeblich von den Anforderungen und der technischen Realisierbarkeit bestimmt. Gleichwohl finden juristische Auslegungen der Produkthaftung Berücksichtigung. Grundsätzlich existieren Strategien zur Unfallvermeidung und zur Unfallfolgenminderung im Fußgängerschutz, deren Stärken und Schwächen ausführlich abgewogen werden.

9.2 Der Fahrzeug-Fußgänger-Unfall

Fußgänger besitzen keine Knautschzone, noch weisen die derzeit bei Fahrzeugen obligatorischen Knautschzonen für das geringe Gewicht von Fußgängern einen erwähnenswerten Deformationsweg auf. Hier ergibt sich wesentliches Potential zur Reduzierung der Verletzungsfolgen eines Fahrzeug-Fußgänger-Unfalls durch Schaffung eines zusätzlichen Deformationsweges am Fahrzeug, der auch Fußgängern dient.

Der Bewegungsablauf des Fußgängers bei einem Fahrzeug-Fußgänger-Unfall kann kinematisch in drei Phasen gegliedert werden [Heinrich 2003].

Der **Primäranprall** umfasst das Anstoßen der unteren Extremitäten an den Stoßfänger des Fahrzeugs, das Abrollen und Aufwerfen. Kurze Zeit später erfolgt der Aufprall der oberen Extremitäten auf die Fahrzeugfront. Die Beine prallen an den Stoßfänger, das Becken auf die Fronthaube und der Kopf hat Hauben- bzw. Windschutzscheibenkontakt. Es folgt ein Ablösen und eine mögliche Flugphase. Bei höherer Geschwindigkeit und ungebremstem Fahrzeug kann der Fußgänger in die Luft geschleudert werden und mit zum Teil mehrfachen Fahrzeugkontakt hinter

diesem Fahrzeug auf die Fahrbahn treffen.

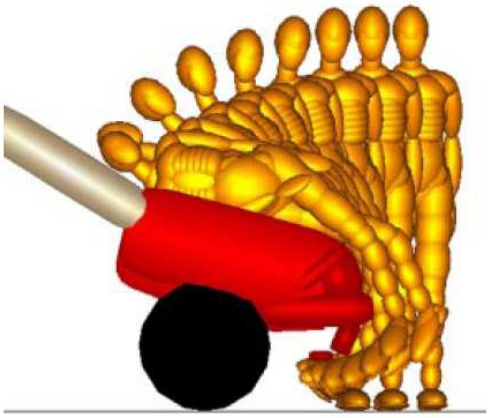


Abbildung 86: Aufschlagen eines Fußgängers auf die Fahrzeugfront (schematische Darstellung) [Quelle: EEVC].

Der **Sekundäraufprall** beschreibt den Aufprall auf die Straße und das Gleiten auf der Fahrbahn bis zum Stillstand.

Der **Tertiäranprall** kann das Anstoßen an ein Hindernis, das Überrollen durch das Kontaktfahrzeug oder ein nachfolgendes Fahrzeug umfassen.

Der Primäranprall ist immer wirksam und dominiert meistens, abhängig von Kollisionsgeschwindigkeit, Anstoßkonstellation und Fahrzeuggeometrie, die Schwere der Verletzungen. Sekundär- und Tertiärphase können auch fehlen.

Damit kann eine veränderte, den Anforderungen eines Fahrzeug-Fußgänger-Unfalls genügende Fahrzeugfront die Unfallschwere beim verunglückten Fußgänger erheblich reduzieren.

9.3 Unfallstatistik

Die Unfallstatistik eignet sich gut, um Zielgruppen und relevante Szenarien zu definieren. Außerdem sollten sowohl Warnstrategien, als auch aktive unfallfolgenmindernde und unfallvermeidende Strategien auf die in der Unfallstatistik beschriebenen Szenarien abgestimmt sein.

Die Zahl der verletzten bzw. getöteten Fußgänger in Europa ist – trotz fallender Tendenz – erschreckend hoch (Abbildung 114). Der Anteil getöteter Fußgänger beträgt 15 % aller im Straßenverkehr getöteten Verkehrsteilnehmer, wie Abbildung 115 zu entnehmen ist.

Weltweit werden ungefähr 436.000 Fußgänger verletzt und mehr als 39.000 getötet (Tabelle 13). Das sind 7% aller Verletzten (Abbildung 110) und 24% aller Getöteten (Abbildung 111) Verkehrsteilnehmer.

Die Statistik zeichnet für Fußgänger in afrikanischen Staaten mit einem Anteil der im Straßenverkehr Getöteten von 30 % bis 50 % ein noch dramatischeres Bild (Abbildung 116).

9.3.1 Detaillierte Unfallanalyse

Die detaillierte Unfallanalyse von [Heinrich 2003] wertet reale Unfalldaten der Medizinischen Hochschule Hannover aus. Auf Basis von 663 Fahrzeug-Fußgänger-Unfällen aus dem Stadtgebiet und dem Landkreis Hannover mit jeweils 149 Details zu Unfallumfeld, Fahrzeug, Fahrer und Fußgänger wurde der Fahrzeug-Fußgänger-Unfall ausführlich statistisch erfasst.

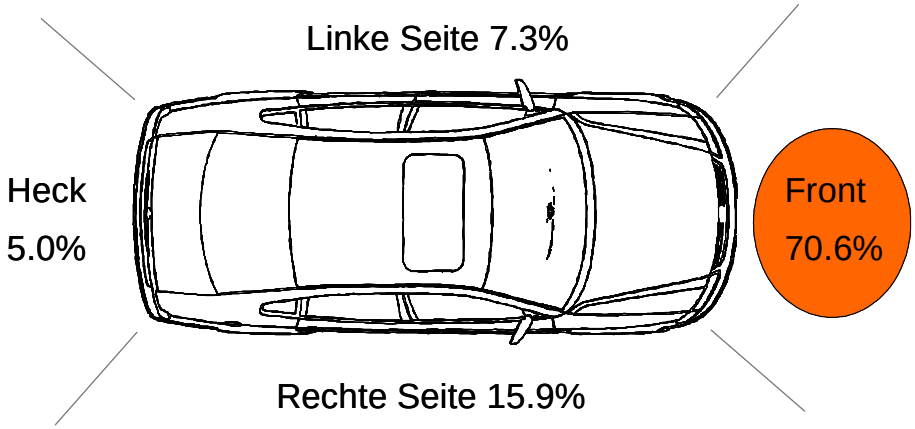


Abbildung 87: Verteilung des Erstkontakts des Fußgängers mit dem Fahrzeug [Heinrich 2003].

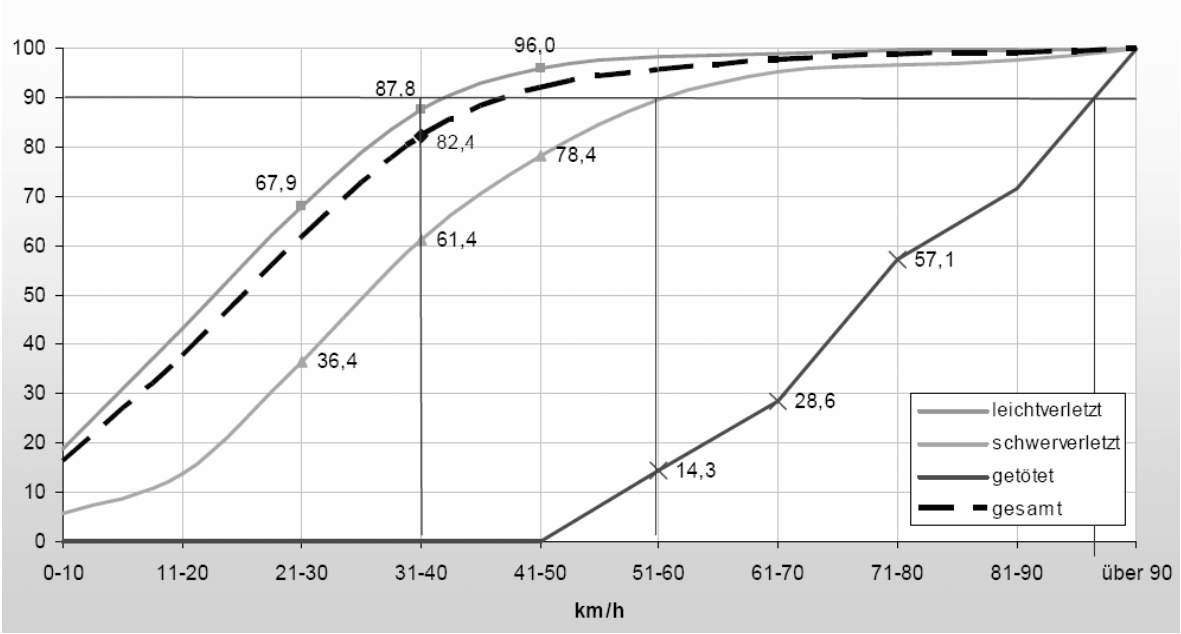


Abbildung 88: Summenhäufigkeit der Verletzungsschwere in Abhängigkeit der Kollisionsgeschwindigkeit des Fahrzeugs beim Fahrzeug-Fußgänger-Unfall untergliedert nach Schwere der Verletzung [Heinrich 2003].

Die meisten in einen Fahrzeug-Fußgänger-Unfall verwickelten Fußgänger haben den Erstkontakt mit der Fahrzeugfront, wie in Abbildung 87 dargestellt. 50 bis 150 ms später schlagen der Oberkörper und der Kopf auf die Haube bzw. die Windschutzscheibe auf.

Die Schwere der Verletzungen des Fußgängers ist wesentlich abhängig von der Geschwindigkeit des beteiligten Fahrzeugs, wie Abbildung 88 zeigt. In einem Geschwindigkeitsbereich des Fahrzeugs von 0 bis 60 km/h erfolgen 96% der Fahrzeug-Fußgänger-Unfälle und 90% aller Fahrzeug-Fußgänger-Unfälle mit schweren Verletzungen des Fußgängers.

Abbildung 89 zeigt die verschiedenen Bewegungsarten des beteiligten Fußgängers unmittelbar vor dem Unfall. Es ist von grundlegender Bedeutung, dass sich 94% aller in einen Fahrzeug-Fußgänger-Unfall verwickelten Fußgänger vor dem Unfall bewegen.

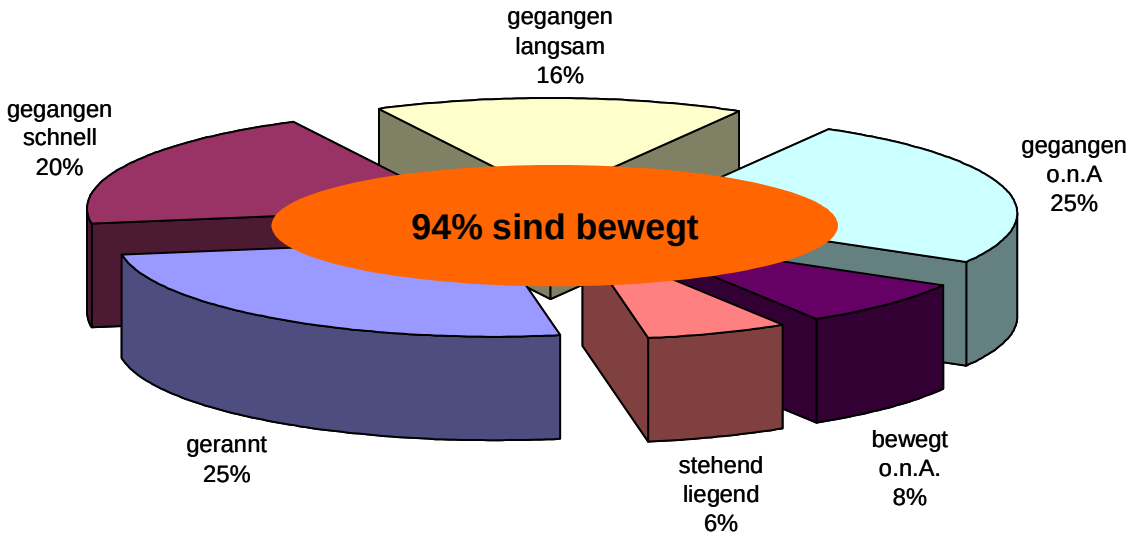


Abbildung 89: Bewegungsarten des Fußgängers beim Fahrzeug-Fußgänger-Unfall [Heinrich 2003].

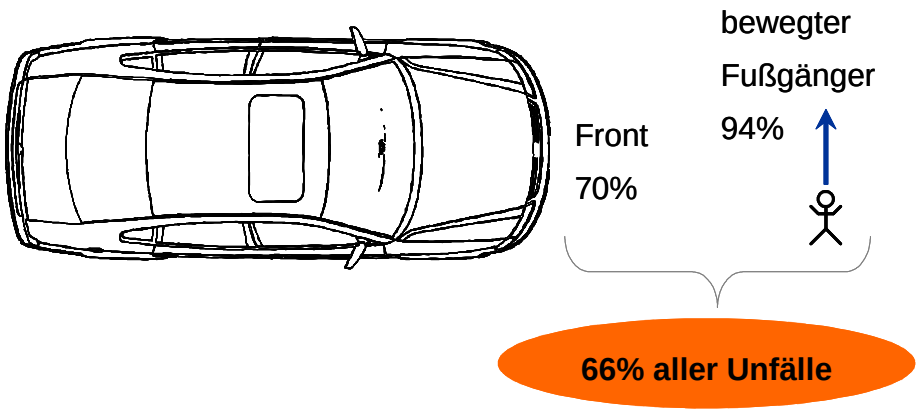


Abbildung 90: Wahrscheinlichkeit des Unfalls eines bewegten Fußgängers mit der Fahrzeugfront in Relation zu allen Fahrzeug-Fußgänger-Unfällen.

Zusammenfassung

Die Unfallforschung beschreibt einen Fahrzeug-Fußgänger-Unfall vorwiegend als Kollision eines bewegten Fußgängers mit der Fahrzeugfront, wie in Abbildung 90 skizziert. Zusätzlich zeigen die Statistiken, dass sich 94 % der untersuchten Fußgängerunfälle innerhalb geschlossener Ortschaften ereignen.

9.3.2 Relevante Szenarien

Die Unfallforschung hat die Unfälle mit Fußgängerbeteiligung in verschiedene Szenarien gegliedert. Abbildung 91 zeigt die verschiedenen Szenarien und die Häufigkeit des Auftretens solcher Unfalltypen im Stadtgebiet und dem Landkreis Hannover.

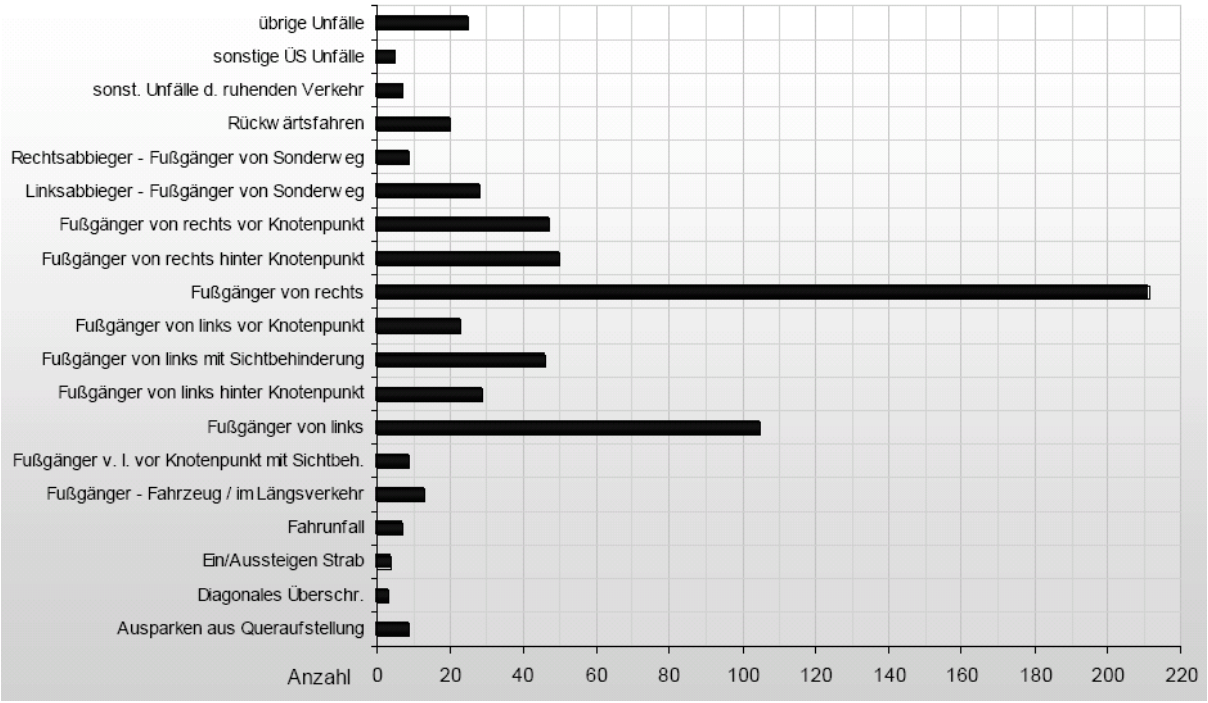


Abbildung 91: Unfallhäufigkeit nach Unfalltyp [Heinrich 2003].

Eine US-amerikanische Untersuchung aus dem Jahr 2003 listet zehn verschiedene Szenarien mit Fußgängerbeteilung und deren Anteile an allen Fahrzeug-Fußgänger-Unfällen (Tabelle 7). Die meisten Fahrzeug-Fußgänger-Unfälle in den USA ereignen sich auf gerader Straße mit einem Fußgänger, der die Straße quert (92 %), teilweise überraschend und schnell (16 %) und zum geringeren Teil an Kreuzungen (36 %).

Zu den verschiedenen Szenarien (Tabelle 7) werden in Tabelle 8 und Tabelle 9 die verschiedenen fahrerseitigen bzw. fußgängerseitigen Einflussfaktoren dargestellt. Die fahrerseitigen Einflussfaktoren werden in wenigen Szenarien durch Sichtverdeckung dominiert (durchschnittlich 10 %). Das Überqueren der Straße an ungeeigneter Stelle ist in einigen Szenarien der überwiegende Fehler von Fußgängern, der zum Fahrzeug-Fußgänger-Unfall führt.

Die meisten Fahrzeug-Fußgänger-Unfalle finden während der Tagesstunden statt, vorwiegend bei guten Wetterbedingungen (Abbildung 92). Trotzdem sollte ein System zum Fußgängerschutz auch in der Nacht und bei widrigen Bedingungen (ca. 40%) funktionieren.

Szenario	Anteil	Beschreibung
1	25,9	Fahrzeug geradeaus; Fußgänger quert die Straße
2	18,5	Fahrzeug geradeaus; Fußgänger quert die Straße an Kreuzung
3	16,0	Fahrzeug geradeaus; Fußgänger springt auf die Straße
4	8,6	Fahrzeug linksabbiegend; Fußgänger quert die Straße an Kreuzung
5	6,2	Fahrzeug rechtsabbiegend; Fußgänger quert die Straße an Kreuzung
6	3,7	Fahrzeug geradeaus; Fußgänger geht entlang der Straße
7	2,5	Fahrzeug geradeaus; Fußgänger springt auf die Straße an Kreuzung
8	2,5	Fahrzeug fährt rückwärts
9	1,2	Fahrzeug geradeaus; Fußgänger nicht auf der Fahrbahn
10	1,2	Fahrzeug geradeaus; Fußgänger spielt auf der Fahrbahn

Tabelle 7: Szenarien einer US-Unfallanalyse mit Fußgängerbeteiligung aus dem Jahr 2003 [Quelle: NHTSA].

	Szenario									
einflußnehmender Faktor (in %)	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**
Alkohol/Drogen	6,1	7,2	1,4	2,8	9,3	14,6	1,3	8,6	16,3	8,3
Beeinträchtigung, z.B. Müdigkeit	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,8	0,0	0,0	1,0	0,0
Abgelenkt	3,0	0,8	1,0	3,0	1,1	3,2	0,2	4,9	9,8	6,4
Sicht verdeckt	3,6	5,4	41,8	5,1	1,5	4,0	34,4	0,7	1,4	4,2
Unangepaßte Geschwindigkeit	1,6	0,4	0,2	0,8	0,2	0,9	0,0	0,3	8,6	0,0
Verkehrschild mißachtet	0,3	3,3	0,0	8,8	12,2	0,0	0,3	0,0	0,0	0,0
Verlust der Fzg-Kontrolle	0,0	0,1	0,0	0,2	0,4	0,2	0,0	0,0	9,5	0,0
Andere Mißachtung	8,5	9,7	3,3	13,4	5,5	4,1	4,8	11,6	9,9	21,7
Fahrerflucht	15,0	22,2	3,1	14,4	22,3	27,7	1,8	26,8	23,8	20,1
Sonstige bei Tag	32,6	26,1	34,4	32,4	30,4	12,8	34,5	24,3	11,0	23,7
Sonstige bei Tag, widrige Witterung	2,8	4,9	1,2	3,2	4,9	2,5	1,9	2,8	0,0	0,0
Sonstige bei Nacht	21,9	15,0	11,7	9,9	7,8	24,9	15,9	11,4	8,7	14,9
Sonstige bei Nacht, widrige Witterung	4,5	4,8	1,9	6,0	4,4	4,3	4,9	8,6	0,0	0,7

Tabelle 8: Fahrerseitige Einflussfaktoren und Witterungsbedingungen in den USA [Quelle: NHTSA].

	Szenario									
einflußnehmender Faktor (in %)	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**
Alkohol/Drogen	9,9	9,5	3,9	3,0	2,0	10,5	3,1	0,6	0,7	0,0
Beeinträchtigung, z.B. Müdigkeit	0,4	1,0	0,3	0,6	0,0	1,8	0,0	0,8	0,0	0,0
Ungeeignetes Überqueren	44,6	17,1	8,7	8,0	9,5	0,0	8,1	16,7	0,5	0,0
Sonstige	45,1	72,4	87,1	88,4	88,5	87,7	88,8	81,9	98,8	100,0

Tabelle 9: Fußgängerseitige Einflussfaktoren in den USA [Quelle: NHTSA].

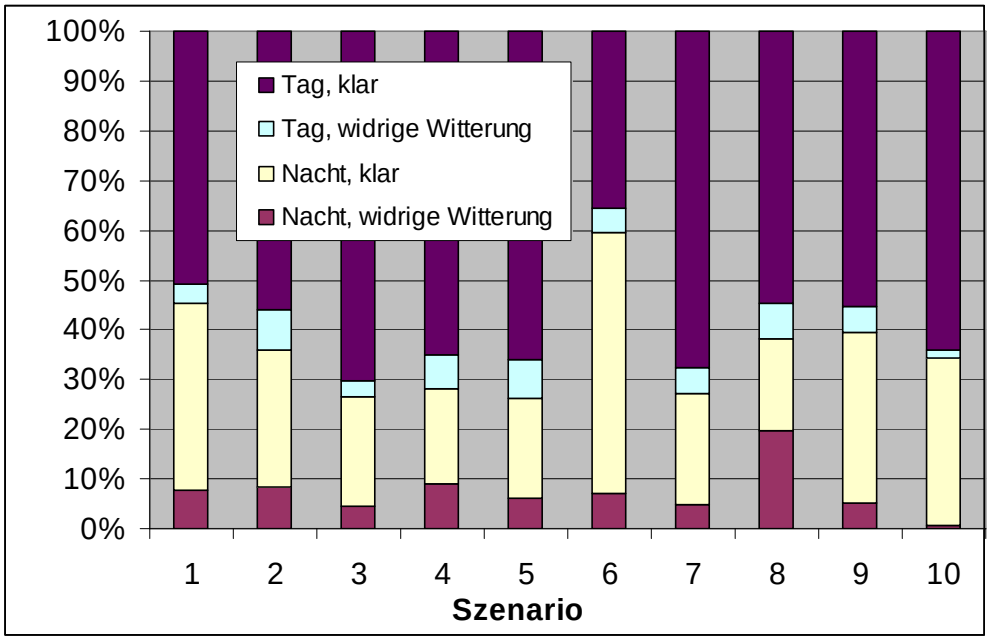


Abbildung 92: Anteil der Fahrzeug-Fußgänger-Unfälle bei verschiedener Witterung und Beleuchtungsbedingungen in den USA [Quelle: NHTSA].

Zusammenfassung

Ein Fußgänger der tagsüber bei guter Witterung von rechts ohne Sichtverdeckung die gerade Fahrbahn betritt und mit einem Fahrzeug kollidiert, ist das vorherrschende Unfallszenario. Zusätzlich sollte die Fußgängererkennung auch bei Nacht, bei widrigen Witterungsbedingungen, in Kurven und bei Sichtverdeckungen zuverlässig arbeiten.

9.4 Reversible und irreversible Aktorik zum Fußgängerschutz

Passive Maßnahmen können helfen, den Fußgänger weniger zu verletzen. So sollte der Vorderwagen möglichst glattflächig und mit großen Radien konstruiert sein, um die Anprallfläche zu vergrößern. Zusätzlich sollte die Steifigkeit des Stoßfängers und des Frontends so dimensioniert werden, beispielsweise durch Nutzung von Stoßfängern mit Schaumkernen, dass ein vorgegebener Verformungsweg bei Kontakt mit einem Fußgänger sichergestellt ist. Scheinwerfer wie auch Fronthauben- und Kotflügelkanten haben aber weiterhin geringe Verformungswege.

Die Verbesserung der passiven Sicherheit allein wird daher aller Voraussicht nach nicht ausreichen, die hohen zukünftigen Anforderungen zum Fußgängerschutz zu erfüllen.

9.4.1 Aktive Motorhaube

Die Fronthaube ist häufig Aufprallregion des Oberkörpers, insbesondere des Kopfes. Ein zusätzlicher Deformationsweg von 10 cm könnte hier signifikante Verbesserungen bewirken.

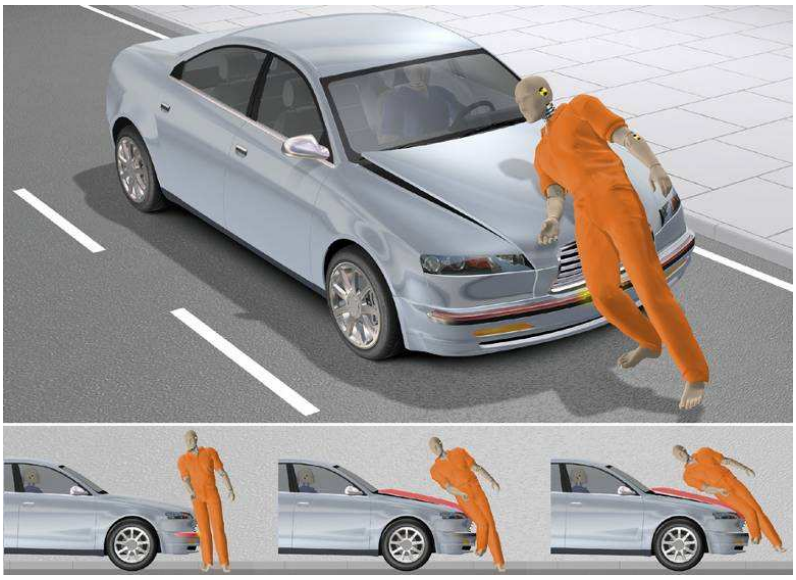


Abbildung 93: Aufstellen der Motorhaube zur Unfallfolgenminderung [Quelle: Continental].

Das aktive Aufstellen einer nachgiebigen Fronthaube bei bevorstehendem Aufprall eines Fußgängers zur Schaffung eines größeren Deformationsraums zwischen Haube und Motor ist eine viel diskutierte Maßnahme (Abbildung 93).

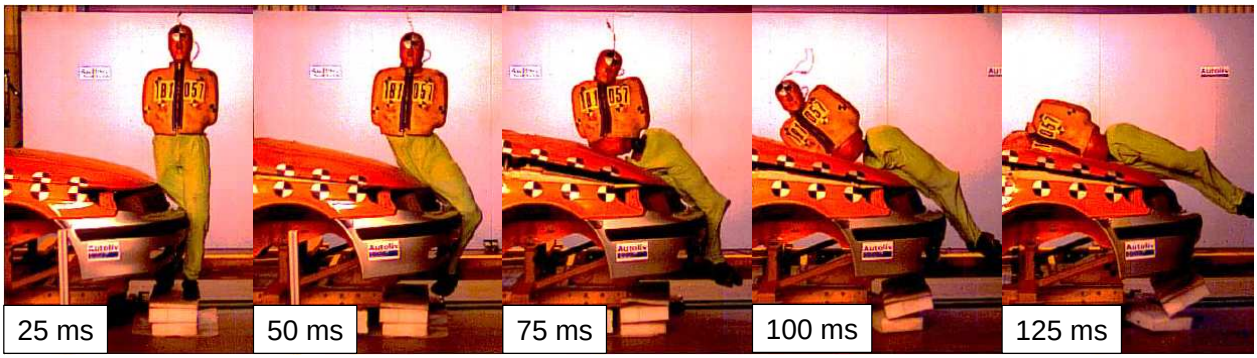


Abbildung 94: Zeitlicher Ablauf des Fahrzeug-Fußgänger-Unfalls [Fredriksson 2001].

Abbildung 94 zeigt den Aufprall des Fußgänger-Dummy auf die Fahrzeugfront zu aufeinander folgenden Zeitpunkten bei einer Geschwindigkeit des Fahrzeugs von ca. 40 km/h. Nach ca. 75 ms ist die Motorhaube aufgestellt. Der Aufprall des Kopfes erfolgt hier ca. 125 ms nach Erstkontakt durch die Beine. Ein solcher Kopfaufprall ist oft mit schweren Verletzungen wie Schädelfrakturen und Schädel-Hirn-Traumata verbunden.

Die Verletzungsschwere am Kopf wird im Allgemeinen durch den „head injury coefficient“ (HIC) bewertet. Ein HIC unter 1000 wird von den Testern im Allgemeinen als positiv bewertet. Testergebnisse für einen Kopfaufprall mit 40 km/h Fahrzeuggeschwindigkeit mit einer handelsüblichen Motorhaube (HIC bis zu 7000) und einer aktiven Motorhaube (HIC unter 1000) zeigen eine Reduzierung des HIC um bis zu 90 %. Dieser Wert ist auch von Kontur, Trägheit und Steifigkeit der Haube abhängig.

9.4.2 Airbag

Die A-Säule muss beim Überschlagen des Fahrzeugs große Steifigkeit bei geringem Querschnitt aufweisen. Diese Eigenschaft hat für einen Menschenkopf schwerwiegende Folgen. Denn die A-Säule sollte im Falle eines Fahrzeug-Fußgänger-Unfalls als möglicher Kontaktbereich eines Erwachsenenkopfes leicht nachgeben. Ein Airbag könnte, gezündet durch den Unfall detektierende Sensorik, den Aufprall des Kopfes sanfter verzögern und so die Unfallfolgen für den Fußgänger wesentlich mindern (Abbildung 95).



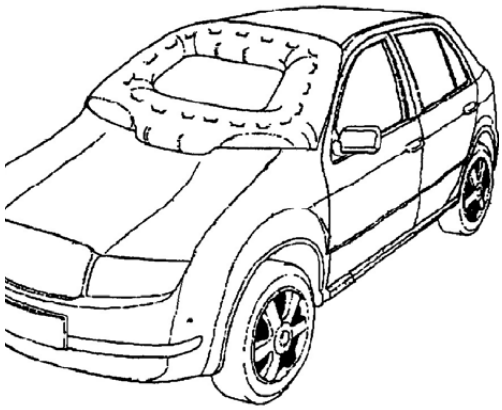


Abbildung 95: Airbag zum Schutz des Fußgängerkopfes bei Aufprall auf die A-Säule (links) [Quelle: Autoliv]. Skizze eines Airbags, der den gesamten Rahmen der Windschutzscheibe bedeckt (rechts) .

Die Gefährdung des Fußgängers durch die steife A-Säule wächst zusätzlich durch die zunehmende Verkürzung der Motorhaube bei vielen neuen Fahrzeugmodellen.

9.4.3 Aktiver Stoßfänger

Aktive Stoßfänger können durch frühzeitiges Ausfahren sowohl den Energieabsorptionsweg vergrößern, siehe Abbildung 96 [Hoffmann 2001]. Je nach Unfallgegner variiert die Kraft zum Zurückdrängen des Stoßfängers (Dämpfung).

Die effektive Nutzung eines aktiven Stoßfängers setzt eine sehr zuverlässige Vorhersage eines bevorstehenden Unfalls und seiner Charakteristik voraus. Folgende Informationen werden benötigt: Art des Unfallgegners, Zeit bis zum Unfall, relative Geschwindigkeit, Ort des Aufpralls am Fahrzeug und der Aufprallwinkel. Sind diese Informationen nicht vorhanden oder unsicher muss der Stoßfänger mit maximaler Dämpfung betrieben werden.



Abbildung 96: Aktiver Stoßfänger [Steiner 1999].

Der Zusammenstoß mit einem kräftigen Baum Bedarf einer hohen Dämpfung im Stoßfänger, wohingegen ein Fußgänger durch eine leichte Dämpfung im Stoßfänger mit einem langen Absorptionsweg weniger stark verletzt wird (Abbildung 97).

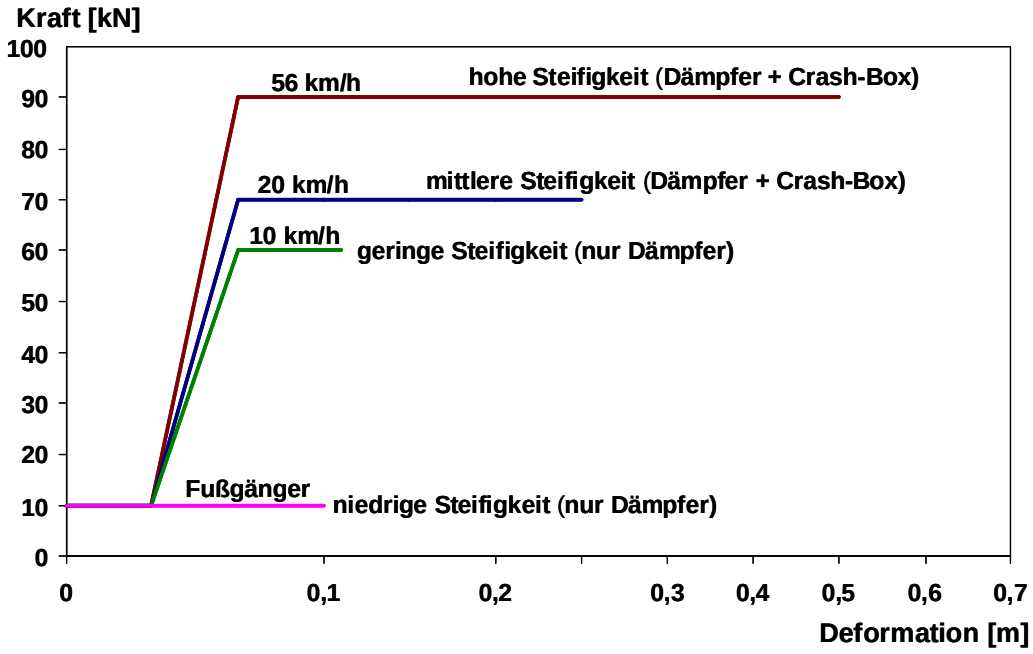


Abbildung 97: Unterschiedliche Dämpfung des aktiven Stoßfängers in Abhängigkeit vom Unfallgegner und der Eigengeschwindigkeit [Marchal 2003a].

Aktive Stoßfänger zeigen sich zum Fußgängerschutz erst dann als wirksame Maßnahme, wenn diese vor dem Aufprall aktiviert werden können. Dann können sie einen wertvollen Beitrag zur Reduzierung der Unfallfolgen auch für Fußgänger leisten. Zum einen werden die Beine des Fußgängers durch den „weicheren“ Stoßfänger weniger stark verletzt, zum anderen kann aber auch die Falltrajektorie des Fußgängers positiv beeinflusst werden [Marchal 2003a].

9.4.4 Notbremsung

Eine Notbremsung kurz vor einem bevorstehendem Fahrzeug-Fußgänger-Unfall und die damit verbundene Reduzierung der Aufprallgeschwindigkeit kann die Verletzungsschwere beim Fußgänger signifikant verringern. Es werden maßgeblich zwei Strategien zur Aktivierung der Notbremsung diskutiert.

Die erste Strategie beruht auf einer direkten Aktivierung der Notbremsung, sobald die Sensordaten einen unmittelbar bevorstehenden Fahrzeug-Fußgänger-Unfall vorhersagen. Diese Strategie erfordert eine absolut zuverlässige Klassifikation des Fußgängers mittels Sensorik. Die irrtümliche Klassifikation eines Nicht-Fußgängers als solchen und eine damit verbundene Aktivierung der Notbremsung würde die Akzeptanz durch die Nutzer in Frage stellen. Zusätzlich drohen haftungsrechtliche Konsequenzen, mit denen bei einem unbegründeten aktiven Eingriff in die Fahrzeugdynamik zu rechnen wäre.

In einer zweiten Strategie wird der unmittelbar bevorstehende Fahrzeug-Fußgänger-Unfall auch mittels vorausschauender Sensorik vorhergesagt. Die Notbremsung wird jedoch erst aktiviert, wenn der Fahrer die Bremse betätigt. Die Vorhersage des Unfalls sorgt für eine Vorkonditionierung des Bremssystems und maximalen Bremsdruck auch bei mäßiger Betätigung des Bremspedals. Hier sind geringfügige Irrtümer in der Klassifikation eher tolerierbar, da die Notbremsung erst durch den Fahrer aktiviert wird.

9.4.5 Fazit der Maßnahmen zum Fußgängerschutz

Eine aktive Motorhaube oder ein Airbag können auch durch sogenannte Kontaktsensoren im Stoßfänger ausgelöst werden. Kontaktsensoren detektieren in Kombination mit Beschleunigungssensoren den Aufprall eines Fußgängers am vorderen Stoßfänger. Im Allgemeinen kann dadurch etwa 50 bis 75 ms nach dem Anstoßen der unteren Extremitäten des Fußgängers an den Stoßfänger eine aktive Motorhaube oder ein Airbag kurz vor dem Aufschlagen auf die Frontpartie des Fahrzeugs ausgelöst werden [Goernig 2002], [Goernig 2003].

Die Aktivierung mittels Kontaktsensorik bleibt jedoch eine unzufriedenstellende Lösung. Die Beine des Fußgängers sind weiterhin ohne zusätzlichen Schutz und die verbleibende Zeitspanne zur Einleitung weiterer Schutzmaßnahmen ist extrem kurz. Oft können sogenannte Bagatell-Unfälle mit Pollern und Pfosten nicht von Unfällen mit einem Fußgänger unterschieden werden, auch wenn in den letzten Jahren große Fortschritte erzielt wurden [Goernig 2004]. Das Aufstellen der Motorhaube durch Kontaktsensoren verliert vollständig ihre Wirkung bei verkürzter Motorhaube, zusätzlich wächst damit auch die Gefährdung des Fußgängers durch die steife A-Säule.

Das frühzeitige Aufstellen der Motorhaube durch vorausschauende einen Unfall vorhersagende Sensorik vor dem Erstkontakt mit den Beinen des Fußgängers hätte signifikante Vorteile:

- Für Kinder und kleinere Menschen, deren Kopf bei einem Fahrzeug-Fußgänger-Unfall früher auf die Motorhaube aufschlägt, wäre die aktive

Motorhaube vollständig aufgestellt.

- Das Aufstellen kann langsam erfolgen und ist damit weniger gefährdend, reversible Systeme wären damit möglich.

- Bei verkürzter Motorhaube können sowohl eine aktive Motorhaube als auch ein A-Säulen Airbag rechtzeitig aktiviert werden.

- Die Aufstellmechanik kann preiswerter realisiert werden.

Eine aufgestellte Motorhaube kann aber, bei Kollision des Fahrzeugs mit Gegenständen größerer Masse, durch die Windschutzscheibe in den Fahrgastraum eindringen und die Fahrzeuginsassen zusätzlich gefährden. Die auslösende Sensorik sollte also unbedingt Fußgänger von ortsfesten Gegenständen und anderen Fahrzeugen unterscheiden können. Die vor dem Unfall benötigten Informationen sind die Zeitspanne bis zum Unfall, die relative Geschwindigkeit, der Ort des Aufpralls am Fahrzeug und die Art des Unfallgegners.

Sowohl der aktive Stoßfänger als auch die Notbremsung erfordern vorausschauende einen Unfall vorhersagende Sensorik. Die vor dem Unfall erforderlichen Informationen sind auch hier die Zeitspanne bis zum Unfall, die relative Geschwindigkeit, der Ort des Aufpralls am Fahrzeug und die Art des Unfallgegners.

Damit bieten Sensoren, die vorausschauend das Fahrzeugumfeld überwachen und zusätzlich eine Unterscheidung zwischen Gegenständen wie Bäumen, Pollern, Fahrzeugen und Fußgängern ermöglichen einen entscheidenden Zeitgewinn zur Unfallvermeidung oder signifikanten Reduzierung der Fußgängerverletzungen.

9.5 Strategien zum Fußgängerschutz

Grundsätzlich sind auch für den Fußgängerschutz Strategien zur Unfallvermeidung und Unfallfolgenminderung zu unterscheiden.

9.5.1 Fußgängerschutz durch Unfallvermeidung

Unfallvermeidende Ansätze binden im Allgemeinen den Fahrer als zentrales Element in eine Warnstrategie ein. Der Fahrer wird durch optische, akustische oder haptische Warnung rechtzeitig auf eine mögliche Kollision hingewiesen und kann durch unmittelbares eigenständiges Handeln, Bremsen oder Lenken, den drohenden Unfall verhindern. Die Gefährdung wird im Wesentlichen auf Basis der Weiterführung der Eigen-Trajektorie und der Trajektorie des Fußgängers ermittelt. Das System greift nicht in die Fahrzeugführung ein. Der Fahrer behält die Kontrolle über die Fahrzeugführung. Dieses ist insbesondere aus produkthaftungsrechtlichen Gesichtspunkten wünschenswert [Schwarz 2005b].

Im Allgemeinen wird daher ein vom Fahrer ausgeführtes Bremsmanöver favorisiert [Walchshaeusl 2006]. Ein Ausweichen des Fahrers bei einer entsprechenden Warnung erfordert gemeinhin eine komplexe Analyse der Situation, um nicht einen durch das Ausweichen induzierten Unfall mit einem anderen Verkehrsteilnehmer oder Hindernis zu bewirken. Eine solche Analyse könnte den Fahrer jedoch stark belasten oder überfordern. Dadurch wäre das Handeln des Fahrers mit beträchtlichen Latenzen und hoher Fehlerquote behaftet. Um den Fahrer rechtzeitig zu einem Bremsmanöver aufzufordern, muss eine Warnung zu einem Zeitpunkt deutlich vor der möglichen Kollision eingeleitet werden. Daraus wird die Warnzeit $T_{TTC,\,W}$ bestimmt[12], die sich im Wesentlichen ergibt aus

- der Zeitdauer zur Interpretation der Warnung bzw. Verständnis der Situation durch den Fahrer (ca. 0,5 – 1 s),
- der Reaktionszeit des Fahrers (ca. 0,5 – 1 s),
- der Totzeit des Bremssystems des Fahrzeugs und
- der Bremszeit – das ist die Zeitdauer vom Einsetzen der Bremsen bis zum Stillstand (ca. 1 – 1,5 s, im Stadtverkehr).

Daraus addiert sich eine notwendige Vorwarnzeit zu ca. 2 – 3,5 s unter Vernachlässigung der Totzeit des Bremssystems. Dieses erfordert einen weit vor dem Fahrzeug ausgedehnten Überwachungsbereich bzw. ROW gemäß Abbildung 98.

Die ROW hat eine longitudinale Ausdehnung von ca. 30 m bei minimaler Vorwarnzeit im städtischen Verkehr. Die laterale Ausdehnung beträgt bei einem geradlinig

[12] engl. time to contact (TTC)

bewegten Eigenfahrzeug ca. 8 m, wenn sich ein Fußgänger mit ca. 7 km/h bewegen würde. Dieses erhöht sich auf bis zu 50 m laterale Ausdehnung bei maximaler Kreisfahrt des eigenen Fahrzeugs.

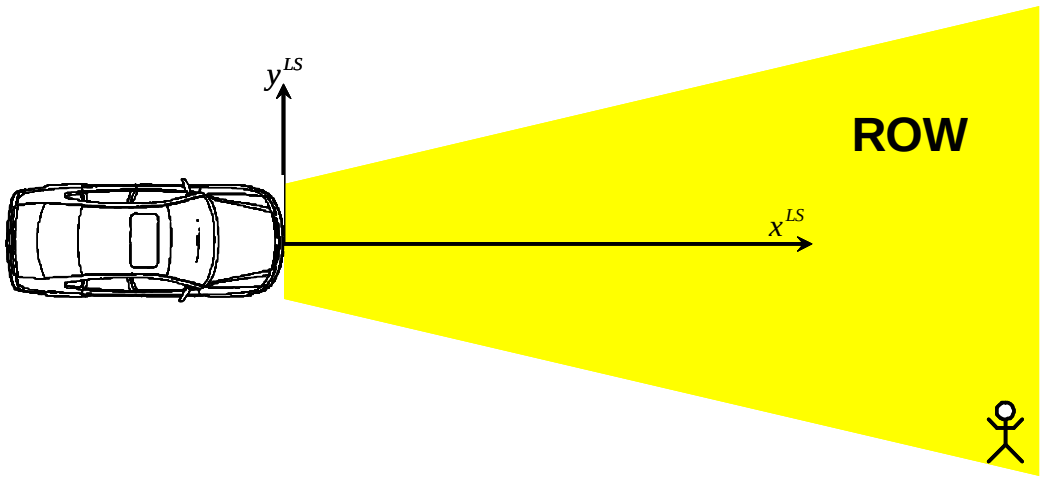


Abbildung 98: Skizzierter Überwachungsbereich vor dem Fahrzeug.

Ein weit vor dem Fahrzeug ausgedehnter Überwachungsbereich gemäß Abbildung 98, wie auch in [Gavrila 2004] und [Marchal 2003a] beschrieben, ist unmittelbar mit einem beträchtlichen Anteil an Fehlalarmen verbunden. Viele Fußgänger, die im Überwachungsbereich als gefährdet ermittelt werden, können dem bevorstehenden Unfall auch nach dem Generieren der Warnung an den Fahrer schon durch einfaches Stehen bleiben entgehen. Dieses ist einem Fußgänger gewöhnlich in Bruchteilen von Sekunden möglich und insbesondere bei roten Fußgängerampeln und Erreichen der Fahrbahnbegrenzung das überwiegende Verhalten.

Infolgedessen ist eine unfallvermeidende Warnstrategie unzweckmäßig, um dem Fahrer erfolgreich bei der Vermeidung von Unfällen mit Fußgängern zu assistieren. Der hohe Anteil an Fehlalarmen wird nicht nur die Akzeptanz durch den Fahrer in Frage stellen, sondern auch eine reflexartige Reaktion durch Konditionierung des Fahrers auf das Warnsignal verhindern.

Eine rechtzeitige Warnung des Fußgängers auf Basis eines fahrzeuggebundenen Warnsignals ist ebenfalls in der Diskussion [Marchal 2005]. Eine Warnung muss jedoch die Zeitdauer zur Interpretation der Warnung durch den Fußgänger und die Reaktionszeit des Fußgängers berücksichtigen. Die Zeitdauer zum Stehen bleiben eines gehenden Fußgängers ist deutlich geringer als die Zeitdauer zur Interpretation und Reaktion. Deswegen hätte auch ein solches System einen hohen Anteil von Fehlalarmen. In Straßen und Kreuzungen mit hoher Fußgängerdichte würden derartig ausgerüstete Fahrzeuge durch häufiges „voreiliges“ Warnen den Unmut vieler Verkehrsteilnehmer erregen. Damit ist auch diese Strategie fragwürdig.

Weitere unfallvermeidende Ansätze erproben gegenwärtig den aktiven Eingriff in die Fahrdynamik unter Übersteuerung des Fahrers. Auch hier werden Bremsmanöver favorisiert [Walchshaeusl 2006]. Da hier die Interpretations- und Reaktionszeit des Fahrers entfallen, berechnet sich die notwendige Triggerzeit zur Vermeidung der Kollision aus folgenden Komponenten:

- der Totzeit des Bremssystems des Fahrzeugs (0,2 – 0,5 s) und
- der Bremszeit – das ist die Zeitdauer vom Einsetzen der Bremsen bis zum Stillstand (ca. 1 – 1,5 s, im Stadtverkehr).

Daraus addiert sich eine notwendige Triggerzeit zu ca. 1,2 – 2 s. Die Triggerzeit ist damit deutlich geringer als die Vorwarnzeit unter Einbindung des Fahrers und kommt der Dynamik eines Fußgängers deutlich näher. Der Anteil der Fehlalarme wird damit deutlich verringert. Trotzdem können reaktionsschnelle Fußgänger auch ohne Mitwirkung des Fahrzeugs einen drohenden Unfall verhindern, wodurch Fehlalarme sicherlich weiterhin die relevanten Alarme dominieren werden. Dieses ist insbesondere aus produkthaftungsrechtlichen Erwägungen bedenklich. Denn eine nicht erforderliche automatisch initiierte Notbremsung mit anschließender Heckkollision kann zu kritischen rechtlichen Situationen führen.

Eine auf Unfallvermeidung zielende Strategie zum Fußgängerschutz ob durch Warnung des Fahrers oder aktive Notbremsung erscheint damit nur unter Duldung häufiger Fehlalarme möglich.

Es bleibt die Möglichkeit die Bremsen des Fahrzeugs vorzuspannen, wenn ein potentieller Fahrzeug-Fußgänger-Unfall vorhergesagt wird. Wird nun eine Bremsung durch den Fahrer ausgelöst, setzt die maximale Verzögerung des Fahrzeugs deutlich schneller ein. Reagiert der Fahrer nicht, bleibt der Unfallverlauf unverändert. Dieser Ansatz wird insbesondere auch wegen produkthaftungsrechtlicher Aspekte von vielen Automobilherstellern unterstützt.

9.5.2 Fußgängerschutz durch Unfallfolgenminderung

Um Fußgängerschutz ernsthaft voranzubringen, ist eine zuverlässige Aussage über einen bevorstehenden Fußgänger-Fahrzeug Unfall erforderlich – Fehlalarme sind zu minimieren. Damit rückt der Ansatz einer unfallfolgenmindernden Strategie in den Fokus, da dort geringere Triggerzeiten ausreichen können.

Im Folgenden wird ein neuartiger in dieser Arbeit entwickelter Ansatz diskutiert. Es wird davon ausgegangen, dass das Vorhandensein eines Fußgängers in einem dynamisch definierbaren Bereich vor dem Fahrzeug zu einem unvermeidbaren Fußgänger-Fahrzeug Unfall führt. Aus diesem Grund wird dieser Bereich hier als „Region of no Escape“ (RONE) bezeichnet. Die Abmessungen der RONE werden mit Hilfe der absoluten Geschwindigkeit des Fußgängers und des Fahrzeugs unter Berücksichtigung von maximal möglichen Beschleunigungen bestimmt.

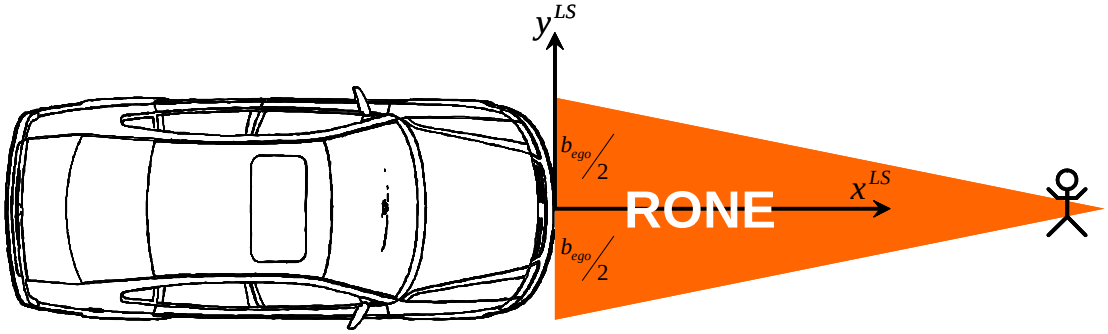


Abbildung 99: Skizzierte RONE vor dem Fahrzeug.

Jeder Fußgänger, der mit der Fahrzeugfront kollidiert, wird sich zu einer definierbaren Zeitspanne vor dem Fahrzeug-Fußgänger-Unfall innerhalb der RONE befinden. Die Dimension der RONE wird unter Berücksichtigung der maximal möglichen Beschleunigung des Fahrzeugs und des Fußgängers ermittelt. Wobei die maximale Verzögerung eines Fahrzeugs innerstädtisch mit weniger als $10\,m/s^2$ abgeschätzt werden kann.

Die mögliche Initial-Beschleunigung eines Fußgängers wurde detailliert untersucht. Es wurden Experimente durchgeführt, in denen Fußgänger mittig vor dem Fahrzeug stehend möglichst schnell den Fahrschlauch des Fahrzeugs verlassen sollten. Die Zeitdauer für das Zurücklegen der Strecke einer halben Fahrzeugbreite $b_{ego}/2 \approx 0{,}8\,m$ aus zentraler Position wurde für zehn Personen ermittelt, wobei verschiedene Fluchtstrategien (vorwärts, rückwärts und seitwärts) angewendet wurden (Abbildung 100).

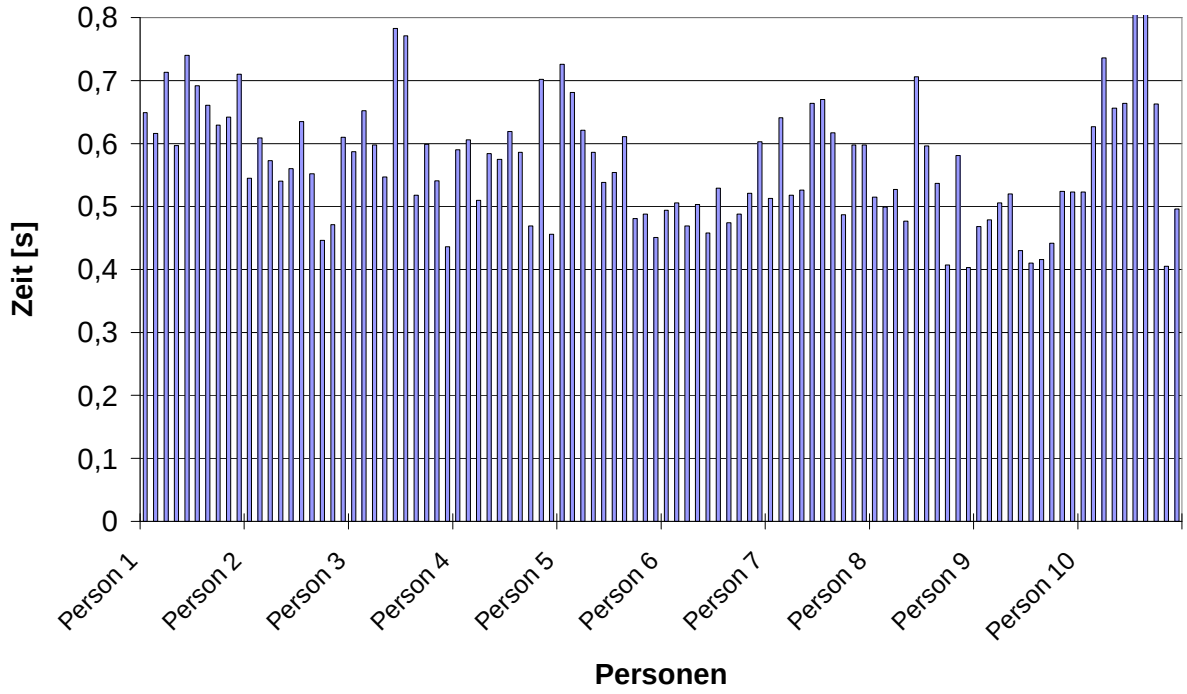


Abbildung 100: Ermittelte Zeitdauer für das Zurücklegen der Strecke einer halben Fahrzeugbreite für 10 verschiedene Personen, die versuchen den Fahrschlauch direkt vor dem Fahrzeug zu verlassen.

Die ermittelten Zeitdauern sind alle größer als 0,4 s. Damit kann die Initial-Beschleunigung abgeschätzt werden zu

$$a_{ped} = \frac{b_{ego}}{T^2} \leq 10\ m/s^2 \,. \qquad (107)$$

Das gemäß Unfallstatistiken der EU und der USA (Abbildung 91 bzw. Tabelle 7) am häufigsten auftretende Unfallszenario, ist ein von der Seite auf die Fahrbahn vor dem Fahrzeug tretender Fußgänger, wie in Abbildung 101 dargestellt.

Die vordere Spitze der RONE definiert die Position eines Fußgängers, an der die maximale „time to contact“ innerhalb der RONE erreicht ist. Ein stehender Fußgänger (siehe auch Abbildung 99) kann sowohl links als auch rechts das Fahrzeug passieren. Der maximale Fluchtweg ergibt sich, wenn der Fußgänger mittig vor dem Fahrzeug steht (½ b_{ego}). Unter Berücksichtigung der Beschleunigungen für Fahrzeug und Fußgänger ergibt sich die maximale Fluchtzeit innerhalb der RONE bis zum Verlassen des Fahrschlauchs, T_{RONE} , aus folgender Gleichung

$$\frac{1}{2}b_{ego} = \frac{1}{2}\left(-a_{ego,y} + a_{ped,y}\right)T_{RONE}^2, \qquad T_{RONE} > 0\,. \tag{108}$$

Mit

$a_{ego,y}$	Laterale Beschleunigung des Fahrzeugs
$a_{ped,y}$	Laterale Beschleunigung des Fußgängers
$v_{ped,y}$	Geschwindigkeit des Fußgängers in lateraler Richtung

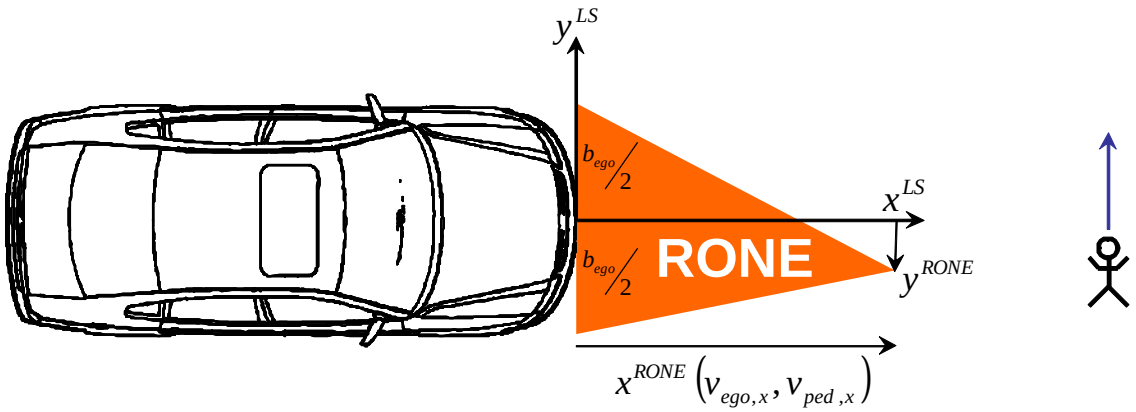


Abbildung 101: Form der RONE unter der Annahme eines seitlich herantretenden Fußgängers[13].

Unter der Annahme eines in lateraler Richtung bewegten Fußgängers, wie in Abbildung 101 schematisch dargestellt, verändert sich obige Gleichung wie folgt:

$$\frac{1}{2}b_{ego} - y^{RONE} = \frac{1}{2}\left(-a_{ego,y} + a_{ped,y}\right)T_{RONE}^2 + v_{ped,y}\,T_{RONE}, \qquad T_{RONE} > 0\,, \tag{109}$$

$$\frac{1}{2}b_{ego} + y^{RONE} = \frac{1}{2}\left(-a_{ego,y} + a_{ped,y}\right)T_{RONE}^2 - v_{ped,y}\,T_{RONE}, \qquad T_{RONE} > 0\,. \tag{110}$$

[13] Die RONE wird hier vereinfacht als Dreieck angenommen. Präzise formuliert wölben sich die nach vorne gerichteten Seiten geringfügig nach außen.

Aus der Addition der Gleichungen (109) und (110) und darauf folgendem Auflösen ergibt sich

$$T_{RONE} = +\sqrt{\left|\frac{b_{ego}}{-a_{ego,y} + a_{ped,y}}\right|} \quad . \qquad (111)$$

Unter den Annahmen

$a_{ego,y,\max} = -10\, m/s^2$	Maximale laterale Beschleunigung des Fahrzeugs
$a_{ped,y,\max} = 10\, m/s^2$	Maximale Beschleunigung des Fußgängers in lateraler Richtung
$b_{ego} = 1{,}6\, m$	Breite des Fahrzeugs

ergibt sich die Zeitdauer bis zu Kollision, wenn sich der Fußgänger auf der vorderen Spitze der RONE befindet, zu

$$T_{RONE,\max} \cong 0{,}28\,\mathrm{s}\,. \qquad (112)$$

Die Position der Spitze der RONE bestimmt sich damit zu

$$x^{RONE} = \begin{pmatrix} x^{RONE} \\ y^{RONE} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{ego,x} - v_{ped,x} \\ -v_{ped,y} \end{pmatrix} T_{RONE}\ , \qquad (113)$$

mit

$v_{ego,x}$	Longitudinale Geschwindigkeit des Fahrzeugs,
$v_{ped,x}$	Geschwindigkeit des Fußgängers in longitudinaler Richtung.

Typische Distanzen der Spitze der RONE bei verschiedenen Geschwindigkeiten sind

$$x^{RONE} \cong \begin{cases} 1{,}4\ m, & für\ v_{ego,x} = 5\ m/s \\ 2{,}8\ m, & für\ v_{ego,x} = 10\ m/s \\ 4{,}2\ m, & für\ v_{ego,x} = 15\ m/s \end{cases}. \qquad (114)$$

Auf Basis dieser RONE-Parameter kombiniert mit der zuverlässigen Klassifikation des Fußgängers aus Abschnitt 8.4 ist ein bevorstehender Fahrzeug-Fußgänger-Unfall mit außerordentlicher Zuverlässigkeit vorherzusagen.

Die für die optimierte Auslösung einer aktiven Motorhaube, eines äußeren Airbags oder eines aktiven Stoßfängers, notwendigen Informationen wie relative Geschwindigkeit, Zeitspanne bis zum Aufprall, Ort des Aufpralls und Aufprallwinkel können auf diese Weise mit der nötigen Präzision bestimmt werden.

9.6 Zusammenfassung

Zur Entwicklung der Algorithmen zum Fußgängerschutz wurde ein Top-Down-Ansatz gewählt, der sich maßgeblich an den Anforderungen aus der Unfallanalyse und der technischen Realisierbarkeit richtet. Es wurden zunächst allgemeine Unfallstatistiken untersucht und daraus relevante Szenarien abgeleitet. In einer detaillierten Unfallanalyse folgte die Diskussion der zum Unfall führenden Faktoren. Zusätzlich wurden die technischen Maßnahmen zum Fußgängerschutz untersucht und die zur zuverlässigen Auslösung nötigen Sensorparameter abgeleitet.

Außerdem wurden sowohl unfallvermeidende als auch unfallfolgenmindernde Strategien zum Fußgängerschutz in ihrer Wirksamkeit bewertet. Es hat sich herausgestellt, dass die unfallvermeidenden Ansätze mit und ohne Einbindung des Fahrers nur unter Duldung häufiger Fehlalarme zu realisieren sind. Es wurde ein unfallfolgenmindernder Ansatz zum Fußgängerschutz entwickelt, der eine äußerst geringe Fehlerrate aufweist und damit auch im Sinne der Produkthaftung gute Chancen zur Realisierung im Fahrzeug hat.

10 APPLIKATIONSSPEZIFISCHE BEWERTUNG DER ERGEBNISSE

10.1 Bewertung Gesamtsystem

Der beschriebene Laserscanner zusammen mit den detailliert ausgeführten Algorithmen kann einer Vielzahl der in den Anforderungen beschriebenen Applikationen als Datenbasis dienen (Abbildung 102).

	Sichtbereich		Objekt-Position	Objekt-Geschwindigkeit		Objekt-kontur	Klassifikation
	Reichweite	Winkel	relative Genauigkeit	relative Genauigkeit	absolute Genauigkeit		
	[m]	[°]	[m]	[m/s]	[m/s]		
ACC	200	30	1,0	0,5	-	-	o°°
ACC Stop&Go	200	100	0,2 - 1,0*	0,5	-	-	o°°
PreCrash	30	60	0,2	0,5	-	+	+°°
Automatische Notbremsung	50	60	0,2	0,5	-	+	o°°
Fußgängerschutz	50	100	0,2	0,5	0,8	-	+°
Nahfeld-Kollisionswarnung	50	60 - 100	0,2	0,5	-	o	o°°
Hindernis- und Kollisionswarnung	100	60 - 100	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	o	o°°
Landstraßenassistent	200	60 - 100	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	o	o°°
Fahrspurverlassenswarnung	5	30 - 60	-	-	-	-	-
Fahrspurhaltung	20 - 50	30 - 60	-	-	-	-	-
Spurwechselassistent	100	30 - 60** 30***	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	-	o°°
Kreuzungsassistent	100	100 - 200	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	+	+°°°
Kollisionsvermeidung	100	100 - 200	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	+	+°°°
Autonomes Fahren	200	360	0,2 - 0,5*	0,5	2,0	+	+°°°

* Entfernungsabhängig
** nach vorne
*** nach hinten

\+ notwendig
o hilfreich
\- nicht benötigt

° Fußgänger, sonstige
°° PKW, LKW, Motorräder, sonstige
°°° PKW, LKW, Motorräder, Fahrräder, Fußgänger, sonstige

Abbildung 102: Die mit grün markierten Anforderungen sind mit einem mittig im Stoßfänger montiertem Laserscanner und den entwickelten Algorithmen für Tracking und Klassifikation von Objekten erfüllt. Die grün-weißen Anforderungen sind mit einem Laserscanner höherer Reichweite bzw. weiteren Laserscannern erfüllbar.

Ein Laserscanner der mittig im vorderen Stoßfänger montiert ist kann mit einem horizontalen Sichtbereich von 100° bis 150° alle vo r dem eigenen Fahrzeug befindlichen Fahrzeuge und Fußgänger verfolgen und klassifizieren. Diese Objekte werden z.B. von einer Kollisionswarnungs- oder Fußgängerschutz-Applikation benötigt. Auch andere Hindernisse werden mit einem detaillierten Abbild der Kontur vermessen, insbesondere Systeme für eine Automatische Notbremsung (ANB) sowie PreCrash Systeme können diese Daten nutzen. Die Rechenzeit der gesamten Algorithmen beträgt weniger als 10 ms (sechs Jahre alter Prozessor; P4, 2,4 GHz)

und erfüllt damit die Anforderungen eines Echtzeitsystems vollständig.

Mit einer Erhöhung der Reichweite auf 200 m werden auch Applikation wie ACC oder Landstraßenassistent möglich. Die entwickelten Algorithmen sind grundsätzlich auch für diese hohen Reichweiten geeignet. Eine erfolgreiche Evaluierung erfolgte bisher in der Simulation. Mehr als ein Laserscanner wird wegen des benötigten Winkelbereichs für die Applikationen Kreuzungsassistenz, Kollisionsvermeidung und insbesondere für Autonomes Fahren benötigt. Die Entfernungsprofile der verschiedenen synchronisierten Laserscanner (Einzelscans) können im Gegensatz zur Fusion auf Objektebene z.B. in einem fusionierten Entfernungsprofil zusammengefasst werden [Fuerstenberg 2006b]. Die Entfernungsdaten der Einzelscans werden relativ zu einem virtuellen Bezugspunkt winkelsortiert im fusionierten Entfernungsprofil abgelegt. Dieses unterscheidet sich insbesondere in den Überlappungsbereichen der einzelnen Entfernungsprofile durch nicht äquidistante Winkelschritte mit oftmals höherer Winkelauflösung. Das fusionierte Entfernungsprofil lässt sich ansonsten wie ein einzelnes Entfernungsprofil verarbeiten. Entsprechend erzielen die vorangehend diskutierten Algorithmen in den durchgeführten Tests vergleichbar gute Ergebnisse.

10.2 Bewertung Fußgängerschutz

Fußgänger gehören zu den ungeschützten und damit zu den am stärksten gefährdeten Verkehrsteilnehmern, das belegen zahllose Unfallstatistiken. Aus diesem Grund gibt es eine zukunftsweisende Initiative der EU, die Automobilhersteller dazu verpflichtet den Fußgängerschutz innerhalb der nächsten Jahre signifikant zu verbessern. Einen Beitrag dazu können die laserscannerbasierte Fußgängererkennung und der vorgeschlagene Ansatz zum Fußgängerschutz leisten.

Im Laserscan werden Fußgänger durch mehrere dicht nebeneinander liegende Scanpunkte detektiert und von Scan zu Scan verfolgt. Durch Auswertung der Kontur, der zugehörigen absoluten Geschwindigkeit und der charakteristischen Beinpendelbewegung werden Fußgänger zuverlässig klassifiziert.

Der für die folgende Bewertung verwendete Sensor ist ein Laserscanner ibeo LUX mit einem horizontalen Öffnungswinkel von 100° und einer Reichweite bis zu 200 m. Alle anderen Eigenschaften entsprechen im Wesentlichen denen des in Kapitel 1 beschriebenen Laserscanners.

10.2.1 Bewertung Fußgängerschutz in RONE

Der im Kapitel 9 beschriebene Ansatz zum Fußgängerschutz durch Unfallfolgenminderung auf Basis einer RONE ist von außerordentlicher Zuverlässigkeit. Da bei 71 % der Fahrzeug-Fußgänger-Unfälle der Fußgänger mit der Fahrzeugfront kollidiert, ist der Laserscanner mittig im vorderen Stoßfänger montiert gut platziert. Damit können eine aktive Motorhaube, ein äußerer Airbag oder ein aktiver Stoßfänger frühzeitig ausgelöst werden.

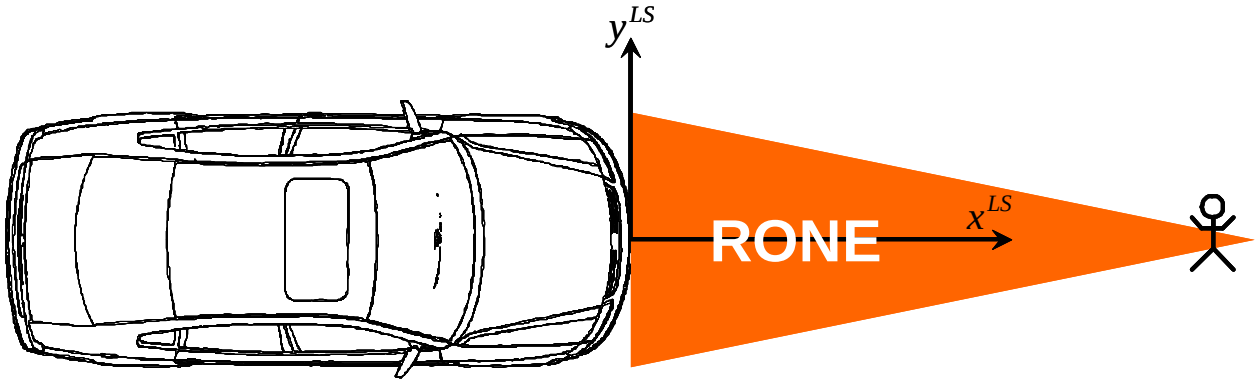


Abbildung 103: Fußgängerschutz durch Unfallfolgenminderung auf Basis der RONE.

Die hier zur Bewertung genutzten Szenarien wurden ausgehend von den Testszenarien im EU-Projekt PROTECTOR entworfen. Die Positivtests wurden auf einer abgesperrten Freifläche durchgeführt und die Klassifikationsrate ermittelt. Zweifellos sind Fehlalarme in einer realen Umgebung aufgrund vieler Gegenstände im Umfeld wahrscheinlicher. Aus diesem Grund wurden die Negativtests im realen Straßenverkehr mit nicht aktiver Aktorik durchgeführt. Die Trigger zur Aktivierung durch die Applikation wurden aufgezeichnet.

Positivtests

Der Abschnitt 8.5 (Ergebnisse der Fußgängererkennung mit Laserscannern) beschreibt den Entwurf der Testszenarien und Methoden zur Evaluierung der Fußgängerklassifikation. Die Positivtests zum Fußgängerschutz werden mit ähnlichen Testszenarien ausgeführt. Die Bewegungsrichtung wurde in drei unterschiedliche Gruppen gegliedert. Die Klassifikationsrate des Fußgängers innerhalb der RONE wird bestimmt. Da ein Fußgänger innerhalb der RONE unvermeidlich mit dem Fahrzeug kollidiert, wurden zwei sich ergänzende Methoden zur gefährdungsfreien Ermittlung der Klassifikationsrate entworfen.

a) Ein Fußgänger-Dummy ohne Beinpendelbewegung wird an einem Seil hängend in die RONE gezogen. Hiermit wird die Klassifikationsrate auf Basis von Form und Geschwindigkeit innerhalb der RONE ermittelt.

b) Dem stehenden Fahrzeug wird eine virtuelle Geschwindigkeit aufgeprägt, damit sich die RONE vor dem Fahrzeug bildet. Der Fußgänger geht auf das Fahrzeug zu. Hier kann das Ergebnis der Beinpendelanalyse bei Erreichen der RONE evaluiert werden. Entsprechend der virtuellen Fahrzeuggeschwindigkeit wird die Bewegungsrichtung des Fußgängers angepasst, damit diese im Fahrzeugkoordinatensystem der Realität gleicht (Abbildung 104, rechts).

Zur Ermittlung des Evaluierungsergebnisses für die Applikation Fußgängerschutz werden die Ergebnisse aus den Methoden a) und b) miteinander verknüpft.

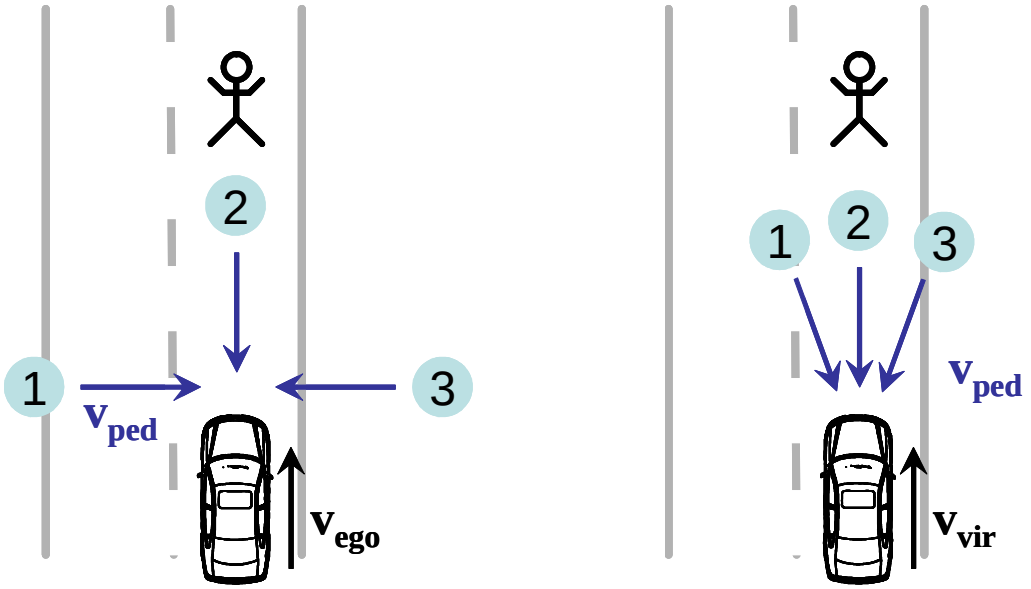


Abbildung 104: Skizze der in den Positivtests untersuchten Bewegungsrichtungen des Fußgängers für ein real bewegtes Fahrzeug (links) bzw. für ein Fahrzeug mit virtuell aufgeprägter Geschwindigkeit (rechts).

Das Auftreffen des Fußgängers auf die Fahrzeugfront erfolgt im Allgemeinen in einem spitzen Winkel, siehe auch Tabelle 10. Da die Geschwindigkeit des Fahrzeugs die des Fußgängers um ein Vielfaches überragt.

Auftreffwinkel		Fußgänger-Geschwindigkeit in km/h	
		3,6	7,2
Fahrzeug-Geschwindigkeit in km/h	30	7°	13°
	50	4°	8°

Tabelle 10: Für Bewegungsrichtung 3 (von rechts querender Fußgänger) beispielhaft berechneter Auftreffwinkel des Fußgängers auf die Fahrzeugfront.

Für jede Bewegungsrichtung und jede Testmethode wurden je zehn Tests mit verschiedenen Abständen zum Fahrbahnrand und unterschiedlichen Geschwindigkeiten von Fahrzeug und Fußgänger mit und ohne Sichtverdeckung am Straßenrand durchgeführt. Bei einem Test der Bewegungsrichtung 3 mit Sichtverdeckung und sehr geringem Abstand zum Fahrbahnrand konnte die Beinpendelanalyse kein Ergebnis liefern.

Klassifikationsrate	Bewegungsrichtung		
	1	2	3
nach Methode a	1,0	1,0	1,0
nach Methode b	1,0	1,0	0,9
nach Methode a & b	1,0	1,0	0,9

Tabelle 11: Ermittelte Klassifikationsrate für den Fußgänger in der RONE nach den verschiedenen Testmethoden.

Der Fußgänger ist bei Betreten der RONE im Allgemeinen schon eine längere Zeit verfolgt worden. Bei allen Tests wurde der Fußgänger auf Basis von Form und Geschwindigkeit innerhalb der RONE richtig klassifiziert. Bei den Szenarien mit zusätzlicher Sichtverdeckung am Straßenrand für querende Fußgänger von rechts (Bewegungsrichtung 3) ist die Erfassungsdauer des Fußgängers gering, bevor er in die RONE tritt. Wenn Hindernisse unmittelbar am Fahrbahnrand stehen und das eigene Fahrzeug ungewöhnlich dicht am Fahrbahnrand fährt ist die Erfassungsdauer zur Ausführung der Beinpendelanalyse nicht immer ausreichend.

Negativtests

Von besonderer Bedeutung zur Akzeptanz der Applikation Fußgängerschutz ist eine äußerst geringe Fehlalarmrate. Jede Auslösung ist üblicherweise mit einem Aufenthalt in der Werkstatt verbunden, um den fälschlich aktivierten Aktuator zu ersetzen. Bisher wurden mehr als 14.000 Kilometer ohne Fehlauslösung zurückgelegt. In Abbildung 105 ist der zugehörige Geschwindigkeitsverlauf dargestellt.

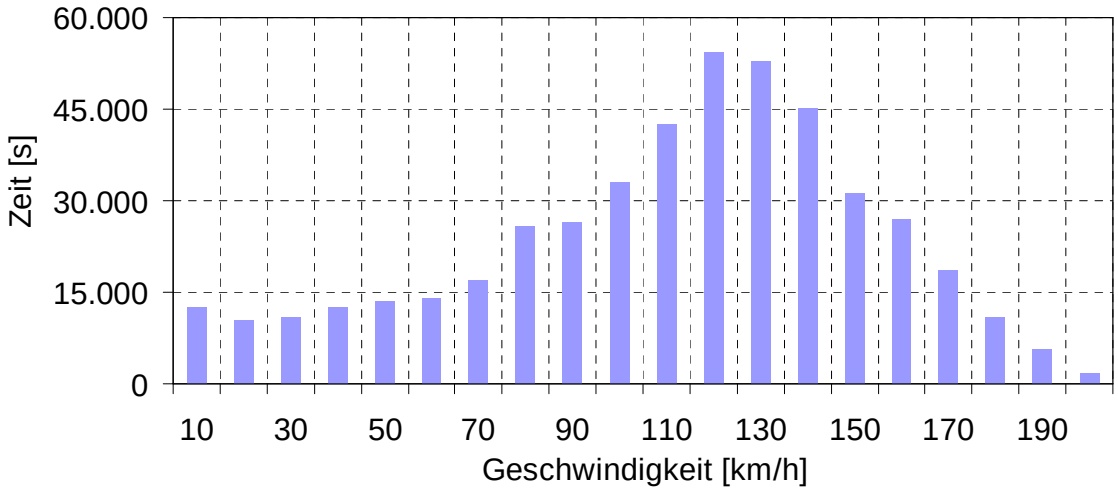


Abbildung 105: Geschwindigkeits-Histogramm der mehr als 14.000 zurückgelegten Kilometer ohne Fehlklassifikationen in der RONE.

10.2.2 Bewertung Fußgängerschutz in ROW

Unfallvermeidende Ansätze zum Fußgängerschutz binden den Fahrer oftmals als zentrales Element in eine Warnstrategie ein. Aus diesem Grund muss die optische, akustische oder haptische Warnung rechtzeitig auf eine mögliche Kollision mit einem Fußgänger hinweisen damit der Fahrer durch unmittelbares eigenständiges Handeln, Bremsen oder Lenken, den drohenden Unfall verhindern kann. Vereinzelte Fehlalarme können durch den Fahrer noch ignoriert werden. Jedoch sollte die Fehlklassifikationsrate klein sein bei gleichzeitig hoher Klassifikationsrate, damit die Akzeptanz durch den Fahrer gewährleistet bleibt.

Dieser Abschnitt bewertet die Klassifikation von Fußgängern in der ROW anhand von mehr als zwei Stunden Testfahrten im innerstädtischen Straßenverkehr unter realen Bedingungen. Im Gegensatz dazu ist die Bewertung in Abschnitt 8.5 auf Basis von mit Testpersonen nachgestellten Situationen durchgeführt worden, um insbesondere die Klassifikationsrate und die Latenzzeit zu bestimmen. In diesem Abschnitt ist die Bewertung der Algorithmen unter realen Bedingungen dargestellt. Die ROW ist entsprechend einer 2-s-Zeitlücke dimensioniert.

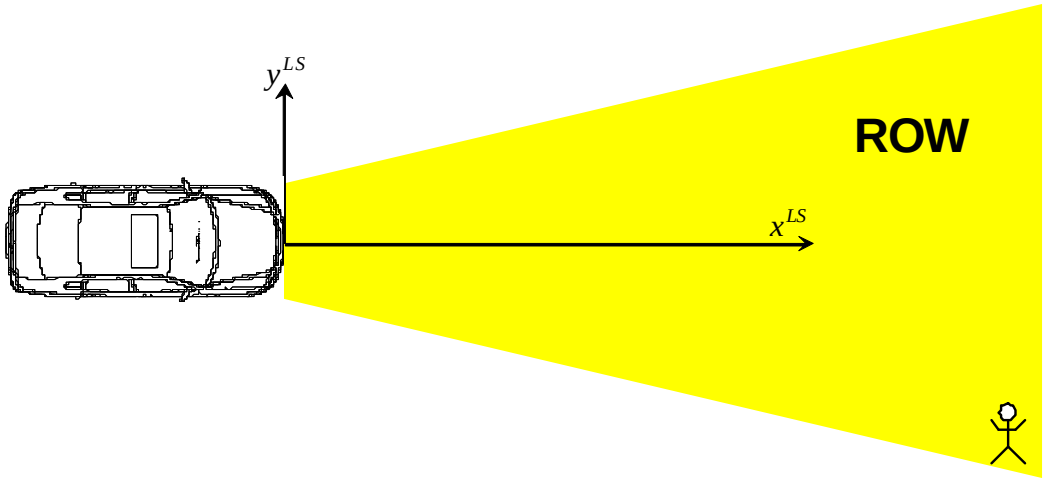


Abbildung 106: Fußgängerschutz durch Unfallvermeidung auf Basis der ROW.

So genannte ROC[14]-Kurven dokumentieren das Verhältnis der Klassifikationsrate in Abhängigkeit der Fehlklassifikationsrate. Es wurde unter Variation der Parameter für die Beinpendelanalyse eine Vielzahl von Paaren aus Klassifikations- und Fehlklassifikationsrate erzeugt und in die ROC-Kurve eingetragen.

[14] engl. receiver operating characteristics, ROC

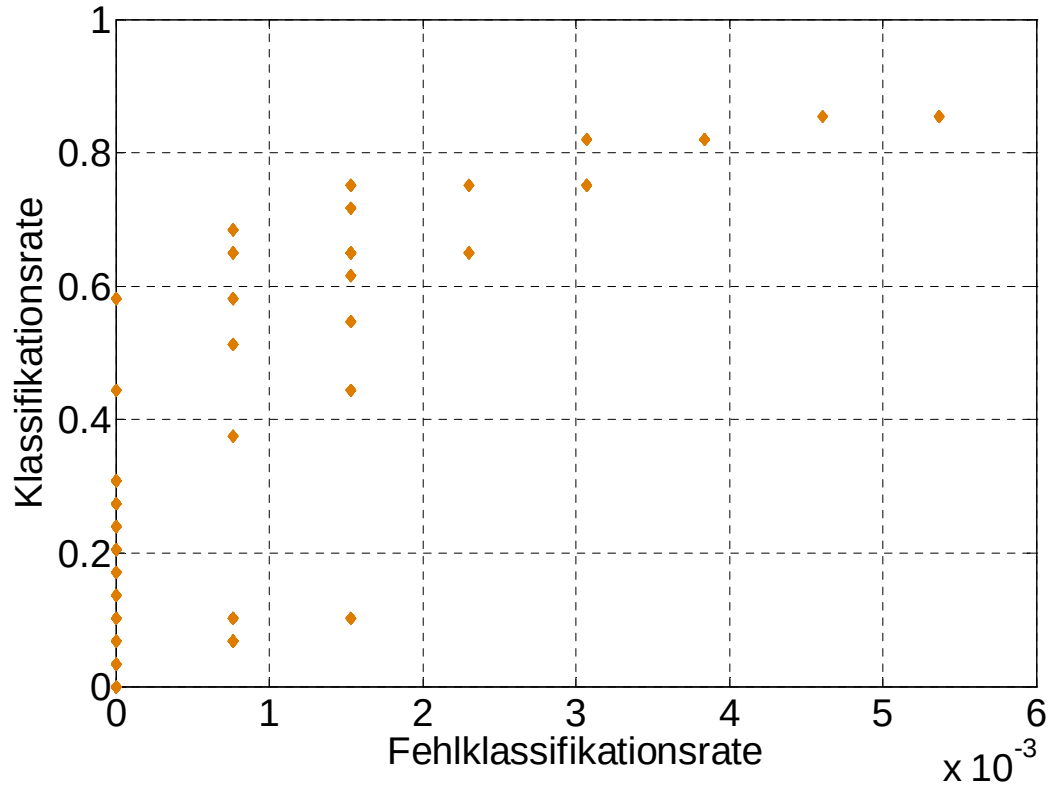


Abbildung 107: ROC-Kurve der Fußgänger-Klassifikation in der ROW.

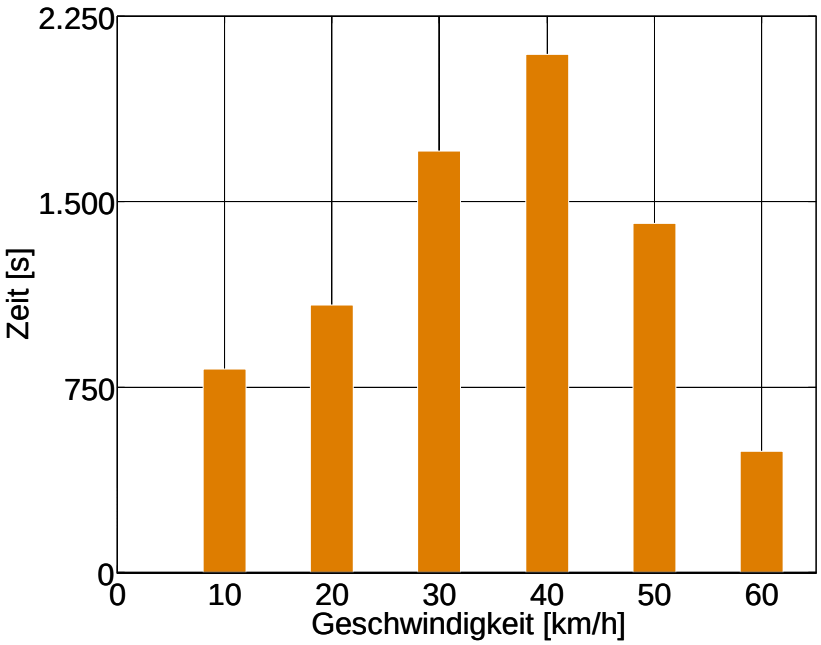


Abbildung 108: Geschwindigkeits-Histogramm der mehr als zwei Stunden Testfahrten im innerstädtischen Straßenverkehr als Bewertungsgrundlage für die Fußgänger-Klassifikation in der ROW.

Die ROC-Kurve (Abbildung 107) zeigt die herausragende Zuverlässigkeit der Fußgänger-Klassifikation in der ROW mit einer Fehlklassifikationsrate von $3 \cdot 10^{-3}$ bei einer Klassifikationsrate von 82%.

Klassifikationsrate	**Fehlklassifikationen**	
	Anzahl	**pro Minute**
58%	0	0
68%	1	$0{,}8 \cdot 10^{-2}$
82%	4	$3{,}3 \cdot 10^{-2}$

Tabelle 12: Fehlklassifikationsanzahl und -rate in Abhängigkeit der Klassifikationsrate von Fußgängern in der ROW für mehr als zwei Stunden Testfahrten im innerstädtischen Straßenverkehr.

In Tabelle 12 sind ausgewählte Werte der Fehlklassifikationsrate dargestellt. Bei einer Klassifikationsrate von 82% wurden vier Fehlklassifikationen in den mehr als zwei Stunden Testfahrten ermittelt ($3{,}3 \cdot 10^{-2}$ Fehlklassifikationen pro Minute). Die Fehlklassifikationsrate ist damit bei gleichzeitig hoher Klassifikationsrate um zwei Größenordnungen besser im Vergleich zu bisher in der Literatur veröffentlichten Ergebnissen, gemäß Abschnitt 2.2 (Tabelle 1 und Tabelle 2). In Abbildung 108 ist das zugehörige Geschwindigkeits-Histogramm dargestellt.

11 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

In der Einleitung werden die hohe Komplexität und die erheblichen Kosten eines umfassenden Sicherheitskonzepts auf Basis vorausschauender Sensorsysteme als Hindernisse einer ausgedehnten Verbreitung identifiziert. Komplexität und Kosten können durch das in dieser Arbeit vorgestellte universelle dynamische Fahrzeugumfeldmodell unter Nutzung eines einzigen kostengünstigen Sensorsystems signifikant reduziert werden, da diese Kombination einer Vielzahl von Applikationen als Datenbasis dienen kann.

Das universelle Fahrzeugumfeldmodell auf Basis eines Laserscanners wurde als allgemeine Datenquelle für diverse Fahrerassistenzsysteme entwickelt, implementiert und getestet. Das Gesamtsystem umfasst Algorithmen zur Segmentierung, Eigenbewegungsermittlung, Tracking und Klassifikation. Zusätzlich wurde eine Prototypenimplementierung zum Fußgängerschutz realisiert und umfassend evaluiert.

Das klassenadaptive Tracking mit dem neuartigen Zwei-Linien-Verfahren zeichnet sich durch eine hohe Robustheit und eine genaue Geschwindigkeitsschätzung aus. Der durchschnittliche Fehler liegt unter 0,1 km/h. Die Klassifikation nutzt einen Ansatz der den Unschärfebegriff aus der Fuzzy-Logik mit Expertenwissen kombiniert. Die damit erzielten Ergebnisse zeigen sehr geringe Fehlklassifikationsraten um 1 ‰.

Insbesondere die Fußgängererkennung ist durch die FFT-basierte parallele Auswertung der zeitlichen Amplitudenverläufe des linken und des rechten Beines in allen vier Layern des Laserscanners besonders robust. Diese Beinpendelanalyse kann mit dem eingesetzten Laserscanner sowohl longitudinal als auch lateral bewegte Fußgänger vor dem Fahrzeug erfolgreich klassifizieren. Die Fußgängererkennung zeigt eine Zuverlässigkeit mit nur vier Fehlklassifikationen in den mehr als zwei Stunden Testfahrten, bei gleichzeitig hoher Detektionsrate (82%). Die Fehlklassifikationsrate ist damit um zwei Größenordnungen besser im Vergleich zu bisher in der Literatur veröffentlichten Ergebnissen, die oft mit wesentlich aufwendigeren Systemen erreicht wurden.

Die auf Basis der Fußgängererkennung entwickelten Ansätze und Methoden zum Fußgängerschutz richten sich nach den Anforderungen aus der detaillierten Unfallanalyse und den recherchierten technischen Maßnahmen zum Fußgängerschutz. Es wurde ein innovativer Ansatz zur Unfallfolgenminderung auf Basis einer RONE (Region of no Escape) entwickelt. Diese RONE beschreibt einen dynamisch definierbaren Bereich vor dem Fahrzeug in dem das Vorhandensein eines Fußgängers zu einem unvermeidbaren Fahrzeug-Fußgänger-Unfall führt. Diese Applikation wurde in Fahrten von mehr als 14.000 km ohne einen einzigen Fehlalarm getestet. Die durchgeführten Positivtests zeigen Detektionsraten von über 80%. Diese hohe Zuverlässigkeit macht eine signifikante Verbesserung des Fußgängerschutzes möglich.

Zusätzlich wurden Ansätze zur Unfallvermeidung durch frühzeitige Warnung des Fahrers diskutiert. Die Einbindung des Fahrers in die Warnstrategie ist hinsichtlich produkthaftungsrechtlicher Aspekte sicherlich zu bevorzugen. Jedoch ist die

Warnung zwei Sekunden vor der potentiellen Kollision auch mit einem bedeutenden Anteil an Fehlalarmen verbunden, da Fußgänger Unfälle oft im letzten Moment vermeiden können, nachdem die Warnung des Fahrers schon erfolgte.

Das Gesamtsystem und insbesondere die darauf aufsetzenden Fußgängerschutz-Algorithmen wurden ausgedehnten Tests unterzogen. Die Fußgängerschutz-Applikation hat in allen relevanten Szenarien mit bemerkenswerten Ergebnissen die Erwartungen übertroffen.

Die in dieser Arbeit vorgestellten Algorithmen werden bei der Firma Ibeo Automobile Sensor GmbH als Basis für weitere Fahrerassistenzsysteme, wie ACC Stop&Go, ANB oder PreCrash verwendet. Es besteht eine große Wahrscheinlichkeit, dass die beschriebenen Algorithmen auch in Serienprodukte von Ibeo Einzug halten und damit den Straßenverkehr von morgen sicherer gestalten.

12 LITERATUR

[ADASE 2004a]	Berthold, U.: ADASE 2 – Introduction and results. ADASE 2 final workshop, Turin, 2004.
[ADASE 2004b]	Ehmanns, D.; Spannheimer, H.: ADASE II Deliverable D 2D: Roadmap, Juli 2004.
[Altrock 1995]	von Altrock, C; Zimmermann, H.-J.: Fuzzy Logic. Oldenbourg Verlag, München, 1995
[Amditis 2005]	Amditis, A. et altera: LATERALSAFE Deliverable D32.2: Project Presentation. Februar 2005.
[Appel 1994]	Appel, H.; Krabbel, G.: Unfallforschung, Unfallmechanik und Unfallrekonstruktion. Verlag INFORMATION Ambs GmbH, 1994
[Bar-Shalom 1988]	Bar-Shalom, Y.; Fortmann, Th. E.: Tracking and Data Association. Academic Press, Orlando, Florida, 1988.
[Beckwith 1998]	Beckwith, D.; Hunter-Zaworski, K.: Passive Pedestrian Detection at Un-signalized Crossings. 77th Annual Transportation Research Board Meeting, 1998.
[Bertozzi 2003]	Bertozzi, M. ; Broggi, A.; Carletti, M.; Fascioli, A.;Graf, T.; Grisleri, P.; Meinecke, M.: IR Pedestrian Detection for Advanced Driver Assistance Systems", in Proceedings of 25th Pattern Recognition Symposium, 2003.
[Bertozzi 2004a]	Bertozzi, M. ; Broggi, A.; Fascioli, Tibaldi, A.: Pedestrian Localization and Tracking System with Kalman Filtering. Proceedings of IV 2004, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[Bertozzi 2004b]	Bertozzi, M. ; Broggi, A.; Grisleri, P.; Tibaldi, P.; Rose, M.D.: A tool for vision based pedestrian detection performance evaluation. Proceedings of IV 2004, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[Beutner 2005]	Beutner, A. et altera: SAFELANE Deliverable D31.22.2: Project Presentation. September 2005.
[Blackman 1986]	Blackman, S.: Multiple Target Tracking with Radar Applications. Artech House, Norwood, MA, 1986.
[Blackman 1999]	Blackman, S.: Design and Analysis of Modern Tracking Systems. Artech House, Norwood, USA, 1999.
[Blervaque 2005]	Blervaque, V. et altera : MAPS&ADAS Deliverable

	D12.21.2 : Subproject Brochure. Januar 2005.
[Bosch 1998]	Bosch GmbH: Elektronisches Stabilitätsprogramm ESP, Technische Unterrichtung, Ausgabe 98/99, 1998, Stuttgart, Germany.
[Bregler 1997]	Bregler, C.: Learning and Recognition Human Dynamics in Video Sequences. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recegnition, San Juan, Puerto Rico, 1997.
[Broggi 2000]	Broggi, A.; Bertozzi, M.; Fascioli, A.; Sechi, M.: “Shape-based Pedestrian Detection”. Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2000.
[Broggi 2004]	Broggi, A.; Fascioli, A.; Carletti, M.: Meinecke, T.: A Multi-Resolution Approach for Infrared Vision-Based Pedestrian Detection. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[Bu 2005]	Bu, F.; Chan, C.Y.: Pedestrian Detection in Transit Bus Applications: Sensing Technologies and Safety Solutions. Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, June 2005.
[Cicilloni 2000a]	Cicilloni, R. et altera : PROTECTOR Deliverable D02.1 : Accident Analysis. September 2000.
[Cicilloni 2000b]	Cicilloni, R. et altera PROTECTOR Deliverable D02.2/ D02.3: User Needs Investigation Results, Critical Scenarios which will benefit from Protector. September 2000.
[Cutler 2000]	Cutler, R.; Davis, L.: Robust real-time periodic motion detection, analysis and applications. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 8, 2000.
[di Giusto 2006]	di Giusto, N.: Evolution of new functionalities in vehicles enabled by the integration of □icrosystems: a route for European competitiveness. Proceedings of AMAA 2006, 10th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, April 2006, Berlin, Germany.
[Duda 2001]	Duda, R.; Hart, P.; Stork, D.: Pattern recognition, 2nd edition. John Wiley and sons, 2001, New York, USA.
[Eisenlauer 2002]	Eisenlauer, S.: Bestimmung der Fahrzeugeigenbewegung auf Basis von 2D Entfernungsprofilen eines Laserscanners. Universität Ulm, Diplomarbeit, Mai 2002, Ulm, Germany.
[EU 2002]	Road Safety Action Plan, The e-safety initiative, April 2002.

	http://europa.eu.int/information_society/programmes/esafety/index_en.htm
[EU 2003]	Amtsblatt der Europäischen Union C74/829, P5_TCI-COD(2003)0033. Juli 2003, Brüssel, Belgium.
[Fang 2003]	Fang, Y.; Yamada, K.; Ninomiya, Y.; Horn, B.; Masaki, I.: Comparison between infrared-image-based and visible-image-based approaches for pedestrian detection. Proceedings of IV 2003, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2003, Ohio, USA.
[Franke 2002]	Franke, U.; Heinrich, S.: Fast Obstacle Detection for Urban Traffic Situations. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 3, No.3, 2002.
[Fredriksson 2001]	Fredriksson, R.; Håland, Y.; Yang, J.: Evaluation of a new pedestrian head injury protection system with a sensor in the bumper and lifting of the bonnet's rear part. Enhanced Safety of Vehicle Conference, June 2001
[Fröming 2006]	Fröming, R.; Schindler, V.: Requirement Engineering for Active Safety Pedestrian Protection Systems based on Accident Research. Proceedings of AMAA 2006, 10th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, April 2006, Berlin, Germany.
[Fuerstenberg 2001]	Fuerstenberg, K.; Baraud, P.; Caporaletti, G.; Citelli, S.; Eitan, Z.; Lages, U.; Lavergne, C.: Development of a Pre-Crash sensorial system – the CHAMELEON project. Proceedings of Joint VDI/VW Congress: Vehicle Concepts for the 2nd Century of Automotive Technology, Wolfsburg, November 2001, Germany.
[Fuerstenberg 2002]	Fuerstenberg, K.; Dietmayer, K.; Eisenlauer, S; Willhoeft, V.: Multilayer Laserscanner for robust Object Tracking and Classification in Urban Traffic Scenes. Proceedings of ITS 2002, 9th World Congress on Intelligent Transport Systems, October 2002, Chicago, USA.
[Fuerstenberg 2003]	Fuerstenberg, K.; Dietmayer, K.; Lages, U.: Laserscanner Innovations for Detection of Obstacles and Road. Proceedings of AMAA 2003, 7th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, May 2003, Berlin, Germany.
[Fuerstenberg 2004a]	Fuerstenberg, K.; Dietmayer, K.: Fahrzeugumfeld-sensierung mit mehrzeiligen Laserscannern. Proceedings of VDI/VDE Congress, Sensoren und Messsysteme 2004, März 2004, Ludwigsburg, Germany.

[Fuerstenberg 2004b]	Fuerstenberg, Kay Ch.; et altera: Tracking mit EPW. Patentanmeldung DE 102004003868.6, Januar 2004.
[Fuerstenberg 2005a]	Fuerstenberg, K.: Intersection Safety – The EC-Project INTERSAFE. Proceedings of ITS 2005, 12th World Congress on Intelligent Transport Systems, November 2005, San Francisco, USA.
[Fuerstenberg 2005b]	Fuerstenberg, K.; et altera: Fahrspurerkennung. Patentanmeldung EP 05001243.4, Januar 2005.
[Fuerstenberg 2005c]	Fuerstenberg, K. et altera: Deliverable D40.4: Requirements for Intersection Safety Applications. October 2005.
[Fuerstenberg 2005d]	Fuerstenberg, K. et altera: Fahrspurerkennung. Patentanmeldung JP 2005-015669, Januar 2005.
[Fuerstenberg 2006a]	Fuerstenberg, K.: Intersection Safety. Proceedings of WIT 2006, 3rd International Workshop on Intelligent Transportation, March 2006, Hamburg, Germany.
[Fuerstenberg 2006b]	Fuerstenberg, K.: Intersection Safety – The EC project INTERSAFE. Proceedings of Vision 2006, October 2006, Rouen, France.
[Fuerstenberg 2006c]	Fuerstenberg, K.; Schulz, R.: Laserscanner for Driver Assistance. Proceedings of WIT 2006, 3rd International Workshop on Intelligent Transportation, March 2006, Hamburg, Germany.
[Gavrila 1999]	Gavrila, D.; Philomin, V.: Real-Time Object Detection for “SMART” Vehicles. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 1999.
[Gavrila 2004]	Gavrila, D.; Giebel, J.: Vision-Based Pedestrian Detection: The PROTECTOR system. Proceedings of IV 2004, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[Gavrila 2007]	Gavrila, D.; Munder, S.: Multi-cue Pedestrian Detection and Tracking from a Moving Vehicle. International Journal of Computer Vision 73(1), Springer Science + Business Media. 2007, United States.
[Gayko 2004]	Gayko, J.: Development, Evaluation and Introduction of a Lane Keeping Assistance System. Proceedings of IV 2004, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[Giebel 2005]	Giebel, J.: Learning Dynamic Shape Models for Bayesian Tracking. Dissertation. October 2005, Mannheim, Germany.

[Goernig 2002]	Goernig, T.: Sensorik für Fußgängerschutzsysteme. HdT Tagung – Schutz der Fußgänger bei Kollisionen mit Pkw, HdT im Forum der Technik beim Deutschen Museum, November 2002, Munich, Germany.
[Goernig 2003]	Goernig, T.: Pre-crash-Sensierung/ Fußgängerschutz. BAIS Frühjahrstagung – Neue Aspekte der Fahrzeugsicherheit bei PKW und Krad, März 2003, Nürnberg, Germany.
[Goernig 2004]	Görnig, T.: From Passive to Active Safety Systems. Proceedings of AMAA 2004, 8th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, März 2004, Berlin, Germany.
[Grubb 2004]	Grubb, G.; Zelinsky, A.; Nilsson, L.; Rilbe, M.: 3D vision sensing for Improved pedestrian safety. Proceedings of IV 2004, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[Guilloux 2006]	Le Guilloux, Y. et altera. : Far Infrared Detection Algorithms for Vulnerable Road Users Protection. Proceedings of AMAA 2006, 10th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, April 2006, Berlin, Germany.
[Heinrich 2003]	Heinrich, T.: Bewertung von technischen Maßnahmen zum Fußgängerschutz am Kraftfahrzeug. Technische Universität Berlin, Studienarbeit, Berlin, 2003
[Hoffmann 2001]	Hoffmann, J.; Kretzschmar, A.: Aktiv-reversible Schutzkonzepte zur Erfüllung der Fußgängerschutzanforderungen nach EEVC WG 17. VDI Innovativer Kfz-Insassen und Partnerschutz, Berlin, September 2001.
[IBEO 2001]	IBEO Produkt-Spezifikation LD ML. 2001.
[Jacobs 2000]	Jacobs: Africa road safety report. 2000.
[Kaempchen 2007]	Kämpchen, N.: Feature-Level Fusion of Laser Scanner and Video Data for Advanced Driver Assistance Systems. Dissertation, 2007
[Kalman 1960]	Kalman, R.E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Transactions of the ASME, Journal of Basic Engineering, Series D 82(1), March 1960.
[Kang 2003]	Kang, S.; Byun, H.; and Lee, S.: Real-Time Pedestrian Detection Using Support Vector Machines. International. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,

	Vol. 17, No. 3, 2003.
[Kerridge 2004]	Kerridge, J.; Armitage, A.; Binnie, D.; Lei, L.: Monitoring the Movement of Pedestrians using Low-cost Infrared Detectors: Initial Findings. TRB annual meeting, 2004.
[Kibbel 2003]	Kibbel, J.: Untersuchung zur Klassifikation von Objekten mit mehrzeiligen Laserscannern. Studienarbeit, Universität Ulm, 2003
[Kibbel 2004]	Kibbel, J.: Fahrspurerkennung in Videobildsequenzen und Entfernungsprofilen eines mehrzeiligen Laserscanners. Universität Ulm, Diplomarbeit, März 2004, Ulm, Germany.
[Kibbel 2005]	Kibbel, J.; Justus, W.; Fuerstenberg, K.: Lane Estimation and Departure Warning using Multilayer Laserscanner. Proceedings of WIT 2005, 2nd International Workshop on Intelligent Transportation, March 2005, Hamburg, Germany.
[Kirchner 2000]	Kirchner, A.: Sensordatenverarbeitung eines Laserscanners für autonome Fahrfunktionen von Kraftfahrzeugen. Dissertation, 2000, Hamburg, Germany.
[Knoll 2004]	Knoll, P.; Schaefer, B.; Guettler, H.; Bunse, M.; Kallenbach, R.: Predictive Safety System – Steps Towards Collision Mitigation. SAE Technical Paper, November 2004.
[Knoll 2005]	Knoll, P.: Welchen Beitrag zur Unfallverhütung kann die Technik leisten? Deutscher Bundestag – Fachgespräch Verkehrsicherheit, Juni 2005, Berlin, Germany
[Koizumi 2003]	Koizumi, J.: Statement by Prime Minister Junichiro Koizumi (Central Traffic Safety Policy Council chairman) on Achieving a Reduction to Half the Number of Annual Traffic Accident Fatalities. Japanese government, Januar 2003.
[Lages 2001]	Lages, Ulrich: Untersuchungen zur aktiven Unfallvermeidung von Kraftfahrzeugen. Dissertation, 2001.
[Linzmeier 2002]	Linzmeier, D.: Sensor- und Objektmodell gestützte Assoziation mit Kalman-Filtern. Universität Ulm, Mai 2002, Ulm, Germany
[Linzmeier 2004]	Linzmeier, D.; Mekhaiel, M.; Dickmann, J.; Dietmayer, K.: Pedestrian Detection with Thermopiles using an Occupancy Grid. IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, 2004.
[Linzmeier 2006]	Linzmeier, D.; Dietmayer, K.; Mekhaiel, M.; Skutek, M.: Fußgängerdetektionssystem basierend auf Radar und

	Thermopile Sensoren. VDI Jahrbuch 2006, Fahrzeug und Verkehrstechnik, April 2006, Düsseldorf, Germany.
[Lombardi 2003]	Lombardi, P.: A Model of Adaptive Vision System: Application to Pedestrian Detection by Autonomous Vehicles, PhD thesis, Università di Pavia, Italy and Université de Paris XI, France, 2003.
[Lombardi 2004]	Lombardi, P.; Zavidovique, B.: A Context-Dependant Vision System for Pedestrian Detection. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[Maekinen 2005]	Maekinen, T. et altera: IP PReVENT Deliverable D4, Version 4.0: Requirements for Preventive Safety Applications, October 2005.
[Marchal 2003a]	Marchal, P. et altera: Deliverable D6: Strategies in Terms of Vulnerable Road Users Protection. Public Deliverable of the EC-Project SAVE-U, December 2003.
[Marchal 2003b]	Marchal, P. et altera: Deliverable D8: Sensor Systems Architecture. Public Deliverable of the EC-Project SAVE-U, October 2003.
[Marchal 2005]	Marchal, P. et altera: Deliverable 27: Final report. Deliverable of the EC-Project SAVE-U, August 2005.
[Mengel 2004]	Mengel, P.: UseRCams Deliverable D52.300.1: UseRCams General Specification. December 2004.
[Miglietta 2005]	Miglietta, M et altera: APALACI Deliverable D50.23: Project Presentation. October 2005.
[Mitschke 1990]	Mitschke, M.: Dynamik der Kraftfahrzeuge, Band C: Fahrverhalten, 2.Auflage, Springer-Verlag, 1990, Berlin Heidelberg, Germany.
[Mohan 2001]	Mohan, A.; Papageorgiou, C.; Poggio, T.: Example-Based Object Detection in Images by Components. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 4, 2001.
[NHTSA 2004]	2003 Early Assessment Estimates of Motor Vehicle Crashes. National Center for Statistics and Analysis, U.S. National Highway Traffic Safety Administration, May 2004.
[Noecker 2007]	Noecker, et altera: WILLWARN final report. Deliverable. January 2007.
[Noyce 2002]	Noyce, D.; Dharmaraju, R.: An Evaluation of Technologies for Automated Detection and Classification of Pedestrians

	and Bicyclists. Massachusetts Highway Department report, 2002.
[Park 2005]	Park, S. et altera: PROFUSION Deliverable D15.11: Project Presentation. October 2005.
[Ritter 2006]	Ritter, H.; Fölster, F., Rohling, H.: Identification of pedestrian with radars. Proceedings of WIT 2006, 3rd International Workshop on Intelligent Transportation, March 2006, Hamburg, Germany.
[Roessler 2006]	Roessler, B.; Fuerstenberg, K.; Lages, U.: Intersection Safety – the EC Project INTERSAFE. Proceedings of AMAA 2006, 10th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, April 2006, Berlin, Germany.
[Saroldi 2004]	Saroldi, A. et altera: SASPENCE Deliverable D20.33: Functional Requirements. November 2004.
[Schäfer 2002]	Schäfer, M.: Untersuchung zur Nutzung von Echopulsbreiten eines Laserscanners. Studienarbeit, Universität Ulm, 2002.
[Schmidt 2006]	Schmidt, M.: Entwicklung eines Spurassistenten basierend auf Laserscannerdaten. Diplomarbeit, Technische Universität Hamburg-Harburg, 2006.
[Schulze 2006]	Schulze, M.; Irion, J.; Mäkinen, T.; Flament, M.: Accidentology as a Basis for Requirements and System Architecture of Preventive Safety Applications. Proceedings of AMAA 2006, 10th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, April 2006, Berlin, Germany.
[Schwarz 2005a]	Schwarz, J.: Code of Practice for development, validation and market introduction of ADAS. Proceedings of ITSeurope 2005, The 5th European Congress and Exhibition on Intelligent Transport Systems and Services, June 2005, Hanover, Germany.
[Schwarz 2005b]	Schwarz, J. et altera: RESPONSE 3 Workshop, November 2005, München, Germany.
[Shashua 2004]	Shashua, A.; Gdalyahu, Y.; Hayun, G.; Pedestrian Detection for Driving Assistance Systems: Single-frame Classification and System Level Performance. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[Simeth 2003]	Simeth, B.: Untersuchung zur Nutzung der Echopulsbreiten

	eines mehrzeiligen Laserscanners. Studienarbeit, Universität Ulm, 2003
[Sjögren 2005]	Sjögren, A. et altera: INSAFES Deliverable D60.1: Project Presentation. December 2005.
[Steiner 1999]	Steiner, M.: Schutzvorrichtung für ein Kraftfahrzeug. Patentanmeldung DE 198 18 586 C1: September 1999.
[Streller 2005]	Streller, D.: Multi-Hypothesen-Ansatz zur Erkennung und Verfolgung von Objekten in Verkehrsszenen mit Laserscannern. Dissertation, 2005.
[Stüker 2005]	Stüker, D: Heterogene Sensordatenfusion zur robusten Objektverfolgung im automobilen Straßenverkehr. Dissertation, 2004.
[Tatschke 2006]	Tatschke, T. et altera.: PROFUSION2 – towards a Modular, Robust and Reliable Fusion Architecture for Automotive Environment Perception. Proceedings of AMAA 2006, 10th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, April 2006, Berlin, Germany.
[Till 1993]	Till, T.: Fuzzy Logik: Grundlagen, Anwendungen. Franzis Verlag, München 1993
[Tons 2004]	Tons, M.; Doerfler, R.; Meinecke, M.; Obojski, M.: Radar Sensors and Sensor Platform used for Pedestrian Protection in the EC-funded project SAVE-U. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 2004, Parma, Italy.
[UN 2004]	United Nations Stakeholder Forum on Global Road Safety. April 2004, www.globalroadsafety.org.
[Viola 2005]	Viola, P.A.; Jones, M.J.; Snow, D: Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance. International Journal of Computer Vision 63(2), 2005.
[Walchshaeusl 2006]	Walchshaeusl, et altera.: Detection of road users in fused sensor data streams for collision mitigation. Proceedings of AMAA 2006, 10th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, April 2006, Berlin, Germany.
[Weiland 2003]	Weiland, H.: Segmentierung des Entfernungsprofils eines Multilayer Laserscanners. Studienarbeit, Universität Ulm, 2003
[Weiss 2004]	Weiss, T.: Globale Positionsbestimmung eines Fahrzeugs durch Fusion von Fahrzeug- und GPS-Daten zur Erstellung

	einer digitalen Karte. Universität Ulm, Diplomarbeit, April 2004, Ulm, Germany.
[Weiss 2007]	Weiss, T.: Landmark Navigation for Robust Object Tracking in Skidding Manoeuvres Using Laser Scanners. Proceedings of AMAA 2007, 11th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications, May 2007, Berlin, Germany.
[Welch 2001]	Welch, G.; Bishop, G.: An Introduction to the Kalman Filter. University of North Carolina, Department of Computer Science. http://www.cs.unc.edu/~welch, 2001.
[Xu 2002]	Xu, F.; Fujimura, K.: Pedestrian Detection and Tracking with Night Vision. In Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2002.
[Yasutomi 1994]	Yasutomi, S.; Mori, H.: A Method for Discriminating of Pedestrian based on Rhythm. Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1994.
[Zhao 2000]	Zhao, L.: Stereo- and Neural Network-Based Pedestrian Detection. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 1, No. 3, 2000.
[Zhao 2001]	Zhao, L.: Dressed Human Modeling, Detection and Parts Localization. Ph.D. Thesis, The Robotics Institute, Carnegie Mellon University, July 2001.
[Zomotor 1991]	Zomotor, A.: Fahrwerktechnik: Fahrverhalten, 2.Auflage, Vogel-Buchverlag, 1991, Würzburg, Germany.

13 GLOSSAR

13.1 Abkürzungen

ABS	Antiblockiersystem
ACC	Adaptive Cruise Control, Adaptive Abstandsregelung
ACEA	Association des Constructeurs Européens D'Automobiles, Vereinigung der europäischen Automobilhersteller
ANB	Automatische Notbremsung
CA	Collision Avoidance, Kollisionsvermeidung
CM	Collision Mitigation, Unfallfolgenminderung
EC	European Commision, Europäische Kommision
EEVC	European Enhanced Vehicle-safety Committee, Europäisches Komitee zur Verkehrssicherheit
EP	Europäisches Parlament
ESP	Elektronisches Stabilitätsprogramm
FAS	Fahrerassistenzsystem
FFT	Fast Fourier Transform, Schnelle Fouriertransformation
FMCW	Frequency modulated continuous wave, Frequenz modulierte Sender mit stetigem Ausgangssignal
JP	Japan
LDW	Lane Departure Warning, Fahrspurverlassenswarnung
LKA	Lane Keeping Assistant, Fahrspurhaltung
n-LDS	normierten Leistungsdichtespektrums
ROI	Region of Interest, Bereich von Interesse
RONE	Region of no Escape, Bereich ohne Fluchtmöglichkeit
ROW	Region of Warning, Warnbereich
US	United States, Vereinigte Staaten
UWB	Ultra wide band, Breitband
VRU	Vulnerable Road User, verletzbare Verkehrsteilnehmer

13.2 Formelzeichen

Kapitel 4

$A = \pi \sin^2 \chi \, d^2$	Gesamtquerschnittsfläche des Laserpulses
b	Breite eines Fahrzeughecks.
c_{Obj}	Reflektivität des Gegenstands
d	Distanz Laserscanner Gegenstand
$d_{n,i}$	Distanz für den n-ten Kanal und i-ten Subkanal
d_{REF}	Referenzmessung
E	Bestrahlungsstärke an der Empfängerfläche
f_{Laser}	Laserpulsfrequenz
f_{update}	Scanfrequenz
k	Anzahl der Entfernungsmessungen auf ein Objekt
$s_{EP}(d)$	Schwellwert
Δt	Zeitlicher Abstand zwischen den Messungen
Δt_{EP}	Echopulsbreite
$x_n ; y_n ; z_n$	Koordinaten für den n-ten Kanal
α	Winkel des Laserscannerkopfes, Winkel des „Laserstriches“
$\Delta\alpha$	Winkelschrittweite
γ	Einfallswinkel auf Empfänger
ε_{abs}^{d}	absoluten Fehler
η	Einfallswinkel auf Gegenstand
ρ_n	Winkel des n-ten Kanals bezüglich neutraler Achse
σ_a	Beschleunigungsgenauigkeit
σ_d	Varianz einer Entfernungsmessung
$\overline{\sigma}_{d,k}$	Varianz für k gleichartige unabhängige Entfernungsmessungen
σ_v	Geschwindigkeitsgenauigkeit
σ_α^{SP}	Winkelgenauigkeit
ϕ_0	Sendeleistung des Lasers
χ	Strahldivergenz des Laserpulses

Kapitel 5

d	Radiale Entfernung vom Laserscanner zum Objekt
d_o	Basisabstand
$d_{o,x/y}$	Basisabstand in x- bzw. y-Richtung
$d_{zul,x/y}$	Zulässige Distanz in x- bzw. y-Richtung
Δd_{ij}	Abstand
f_d	Distanzfaktor

$f_{d,x/y}$	Distanzfaktor in x- bzw. y-Richtung
(x_i, y_i)	Scanpunkt i

Kapitel 6

l_h	Abstand zwischen Schwerpunkt und Hinterachse des Fahrzeugs
l_v	Abstand zwischen Schwerpunkt und Vorderachse des Fahrzeugs
$s_{obj,x/y}$	relative Position von Gegenständen im Erfassungsbereich des Laserscanners
T	Updaterate
$u_{obj,x/y}^{trans}$	Translations-Anteil der relativen Geschwindigkeit eines Objekts
v_{ego}	Eigengeschwindigkeit
$v_{obj,x}^{rel}$	x-Komponente der relativen Geschwindigkeit eines Objekts
$v_{obj,y}^{rel}$	y-Komponente der relativen Geschwindigkeit eines Objekts
x_{obj}^{LS}	x-Koordinate eines Objekts im Laserscanner Koordinatensystem
(x^G, y^G)	Globale Ebene
$\Delta x, \Delta y, \Delta\psi$	Translation bzw. Rotation des eigenen Fahrzeugs zwischen zwei Scans
y_{obj}^{LS}	y-Koordinate eines Objekts im Laserscanner Koordinatensystem
β	Schwimmwinkel
$\dot{\psi}$	Gierrate
δ	Vorderradeinschlagwinkel
$\dot{\psi} \cdot s_{obj,y/x}^G$	Rotations-Anteil der relativen Geschwindigkeit eines Objekts

Kapitel 7

$\mathbf{A}$	$n \times n$ Systemmatrix
$\mathbf{B}$	$n \times l$ Steuerungsmatrix
$\mathbf{c}$	Vektor vom Ursprung zum dichtesten Punkt
$\mathbf{e}_k^-$	Schätzfehler des a priori Zustandsvektors
$\mathbf{e}_k$	Schätzfehler des a posteriori Zustandsvektors
f_{Laser}	Laserpulsfrequenz
f_{update}	Scanfrequenz
$\mathbf{f}$	Vektor vom Ursprung zum ersten Scanpunkt
$\mathbf{H}$	$m \times n$ Messmatrix
$\mathbf{l}$	Vektor vom Ursprung zum letzten Scanpunkt
$\mathbf{n}_{CF}$	Normalenvektor des Vektors vom dichtesten zum ersten Scanpunkt
$\mathbf{n}_{CL}$	Normalenvektor des Vektors vom dichtesten zum letzten Scanpunkt.
$\mathbf{n}_{FL}$	Normalenvektor des Vektors vom ersten zum letzten Scanpunkt
$\mathbf{n}_{\mathbf{v}}$	Normalenvektor der Geschwindigkeit
o_{length}	Maximal vermessene Länge des Objekts (aus Klassifikation)

$\mathbf{o}_{ref}^{SP}(x,y)$	geometrischen Schwerpunktes
$\mathbf{o}_{Ref}^{S/W,I}$	Objekt-Referenzpunkt im Innovationsschritt für die Seite (S) bzw. Breite (W)
o_{width}	Maximal vermessene Breite des Objekts (aus Klassifikation)
$\mathbf{P}_k$	Fehlerkovarianzmatrix
$\mathbf{P}_k^-$	a priori Fehlerkovarianzmatrix
$\mathbf{Q}$	$n \times n$ Prozessrausch-Kovarianzmatrix
$\mathbf{R}$	$m \times n$ Kovarianzmatrix des Messrauschens
$\mathbf{S}$	Innovationskovarianzmatrix
$\mathbf{u}_{FL}$	Vektor vom ersten zum letzten Scanpunkt
$\mathbf{u}_{CF}$	Vektor vom dichtesten zum ersten Scanpunkt
$\mathbf{u}_{CL}$	Vektor vom dichtesten zum letzten Scanpunkt
$\mathbf{u}_k$	$l \times 1$ Steuerungsvektor
$\mathbf{v}$	Absolute Geschwindigkeit des Objekts
$\mathbf{v}_k$	$n \times 1$ Messrauschen
$v_{track,n}$	Ermittelte absolute Geschwindigkeit zum Zeitschritt n
v_x , v_y	Geschwindigkeitskomponenten in Richtung der x- bzw. y-Komponente
$\mathbf{w}_k$	$n \times 1$ Prozessrauschen
x, y	Position des Objekts
$\mathbf{x}_k$	$n \times 1$ Zustandsvektor
$\hat{\mathbf{x}}_k^-$	a priori Zustandsvektor
$\hat{\mathbf{x}}_k$	a posteriori Zustandsvektor
$\mathbf{z}_k$	$m \times 1$ Messvektor
$a_{\max}$	Maximale Beschleunigung
σ_d^{SP}	Wiederholgenauigkeit in der Entfernungsmessung
$\sigma_{ORP,x/y}$	Standardabweichungen für die Position in x bzw. y
$\sigma_{ORP,\varphi}$	Standardabweichungen für die Orientierung
σ_α^{SP}	Wiederholgenauigkeit im Winkel
φ	Orientierung des Objekts
$\dot{\varphi}_{\max}$	Maximale Gierrate

Kapitel 8

b	Vermessene Breite des Objekts
b_{th}^{PED}	distanzabhängiger Schwellwert für die Breite eines Fußgängers
Δb	Diskretisierungssprung in der Breite
d	Distanz Laserscanner Gegenstand
$d_{\max}^{PED}$	maximale Reichweite auf Fußgänger
f_M	Lage des Hauptmaximums

$f_{M,l/r}$	Lage linkes/ rechtes Nebenmaximum
Δf_M	Breite des Hauptmaximums
f_0	Frequenz des Sinussignals
k_{ij}	Güte
k_j^k	Aktuelle Klassen-Güten
$\tilde{k}_j^k$	gewichtete Klassen-Güten
$\hat{k}_j^k$	gefilterten gewichteten Klassen-Güten
m_C	Filterlänge
n	Anzahl der möglichen Scanpunkte einer Erfassungsebene auf dem Objekt
$n_{false\,negative}$	Anzahl der Fußgänger die nicht als solche klassifiziert wurden
$n_{false\ positive}$	Anzahl der irrtümlich als Fußgänger klassifizierten Gegenstände
$n_{true\,negative}$	Anzahl der Gegenstände die als Gegenstände klassifiziert wurden
$n_{true\ positive}$	Anzahl der als Fußgänger klassifizierten Fußgänger
T	Zeitdauer des Sinussignals
$X(f_M)$	Höhe des Hauptmaximums
α	Winkel des Laserscannerkopfes
θ_{Width}^{PED}	Basis-Klassifikator Breite eines Fußgängers
μ_D	Klassifikationsrate
μ_F	Fehlklassifikationsrate
φ_{Obs}	für die Beobachtbarkeit wirksame Winkel
φ	Orientierung des Objekts
χ	Strahldivergenz
ω	Pendelfrequenz

Kapitel 9

$a_{ego,y}$	Laterale Beschleunigung des Fahrzeugs
$a_{ego,y,\max}$	Maximale laterale Beschleunigung des Fahrzeugs
a_{ped}	Initial-Beschleunigung des Fußgängers
$a_{ped,y}$	Beschleunigung des Fußgängers in lateraler Richtung
$a_{ped,y,\max}$	Maximale Beschleunigung des Fußgängers in lateraler Richtung
b_{ego}	Breite des Fahrzeugs
$v_{ego,x}$	Longitudinale Geschwindigkeit des Fahrzeugs
$v_{ped,y}$	Geschwindigkeit des Fußgängers in lateraler Richtung
$v_{ped,x}$	Geschwindigkeit des Fußgängers in longitudinaler Richtung.

14 ANHANG

14.1 Initialisierung des Zustandsvektors

Wird ein Gegenstand das erste Mal vermessen (Erst-Detektion), werden Position, Orientierung und Geschwindigkeit initial geschätzt, um dem Kalman-Filter einen Startwert zu übergeben.

Die Initialisierung in der Position wird mit Hilfe des aktuellen Objekt-Referenzpunktes durchgeführt. Die Orientierung wird aus dem Segment geschätzt. Allein die Geschwindigkeit kann aufgrund eines Zeitschritts nicht bestimmt werden. Damit ist die Annahme einer Geschwindigkeit von 0 km/h als Initialwert die beste allgemeine Schätzung, die vor allem für ortsfeste Gegenstände einen guten Startwert darstellt.

Mäßige Ergebnisse erzeugt dieser Initialisierungsansatz vor allem für schneller bewegte Gegenstände wie PKW, LKW oder Zweiräder. Das Einschwingen kann für diese Verkehrsteilnehmer mit den gewählten Modellparametern – nur maximal mögliches Beschleunigen bzw. Verzögern sind modelliert – einige Zeitschritte dauern. Die anfängliche Schätzung der Geschwindigkeit weicht stark von der realen Geschwindigkeit ab, wie in Abbildung 109 skizziert.

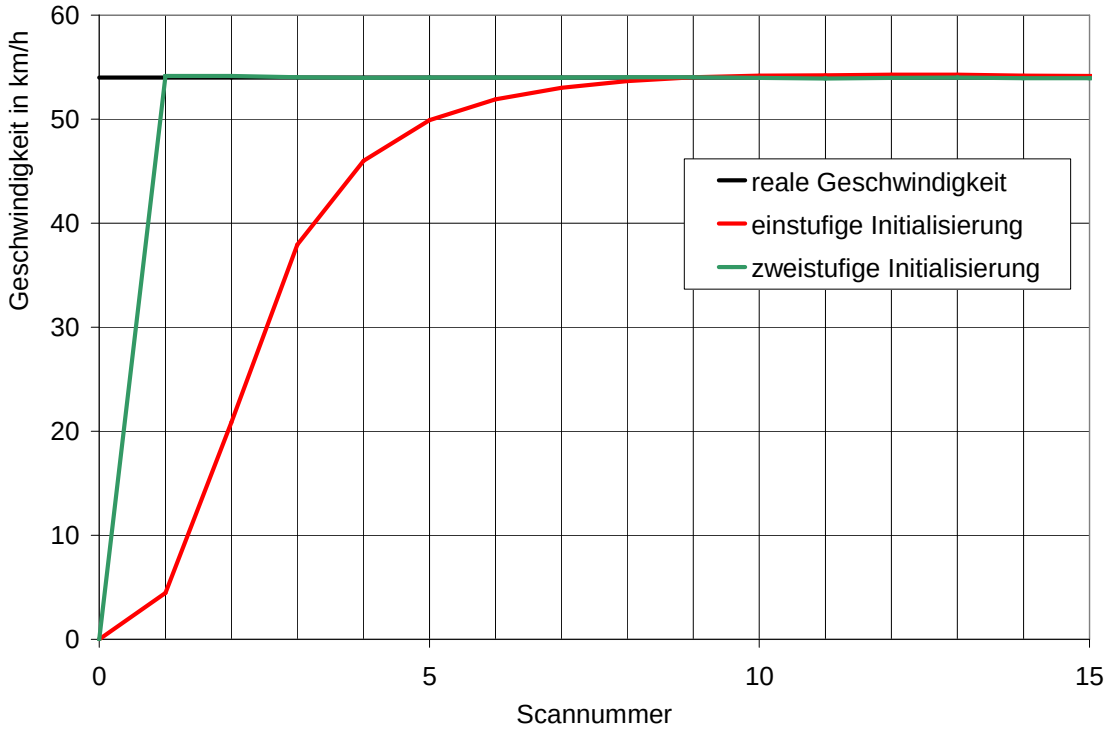


Abbildung 109: Simulation eines sich mit 54 km/h entfernenden PKW. Einschwingdauern der Geschwindigkeit für die ein- bzw. zweistufige Initialisierung.

Mit Hilfe einer zeitlich zweistufigen Initialisierung des Kalman-Filters kann die Einschwingzeit erheblich reduziert werden (Abbildung 109). Beim ersten

Wiederfinden des Gegenstands wird die Geschwindigkeit auf Basis der Verschiebung des Objekt-Referenzpunktes (two-point-differencing) vom letzten zum aktuellen Zeitschritt direkt ermittelt (ohne Filterung durch den Kalman-Filter). Die so ermittelte Geschwindigkeit dient auch im nächsten Zeitschritt als Startwert. Damit ist die Geschwindigkeit meistens schon im ersten Zeitschritt treffend geschätzt und beim zweiten Zeitschritt frühzeitig eingeschwungen. Die dadurch entstehende Latenz zwischen Erst-Detektion und zuverlässiger Geschwindigkeitsschätzung beträgt geringe 50 bzw. 100 ms bei 40 bzw. 20 Hz Scanfrequenz. Dahingegen vergehen auf Basis der einstufigen Initialisierung schon in der Simulation erhebliche 200 bzw. 400 ms bis die Geschwindigkeitsschätzung eingeschwungen ist.

14.2 Unfallstatistiken

	Gesamt	Fußgänger	Fahrrad	Moped	Motorrad	PKW	Sonstige
Getötet	164.677	39.670	6.872	3.151	10.972	75.615	28.397
Verletzt	6.118.844	436.422	236.027	163.854	227.946	3.751.024	1.303.571
Gesamt	6.283.521	476.092	242.899	167.005	238.918	3.826.639	1.331.968

Tabelle 13: Unfallzahlen für UN Staaten [Quelle UNECE].

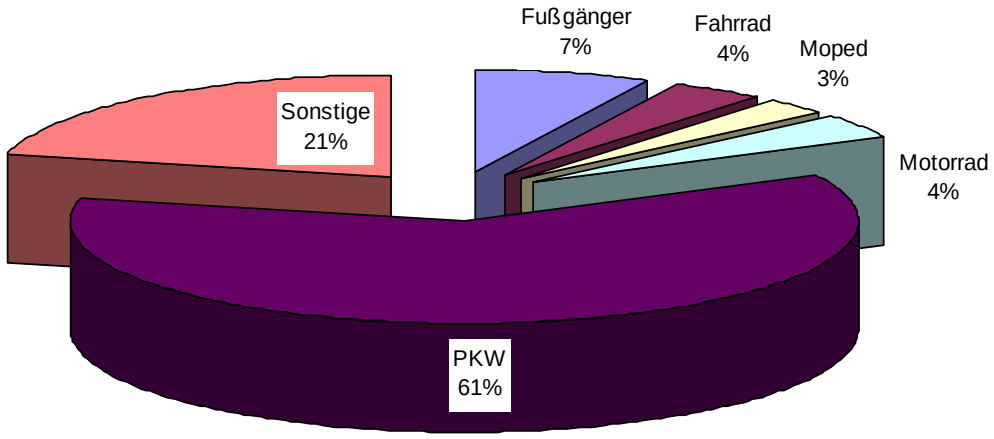


Abbildung 110: Verteilung der verletzten Verkehrsteilnehmer weltweit [Quelle: UNECE].

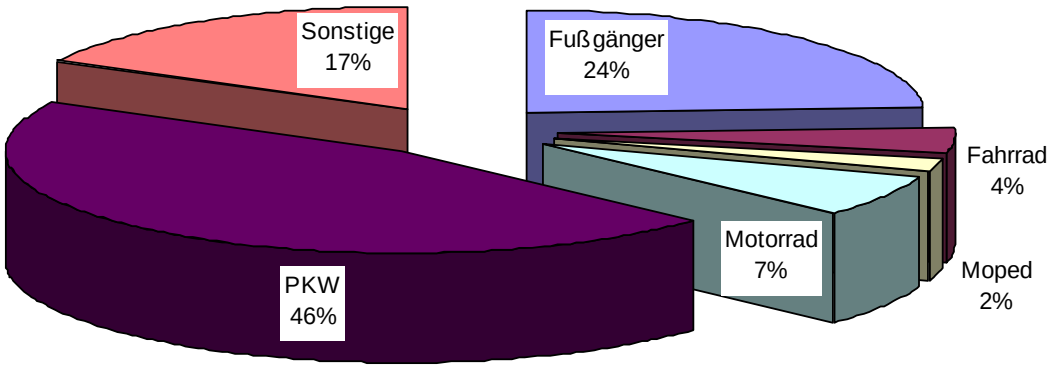


Abbildung 111: Verteilung der getöteten Verkehrsteilnehmer weltweit [Quelle: UNECE].

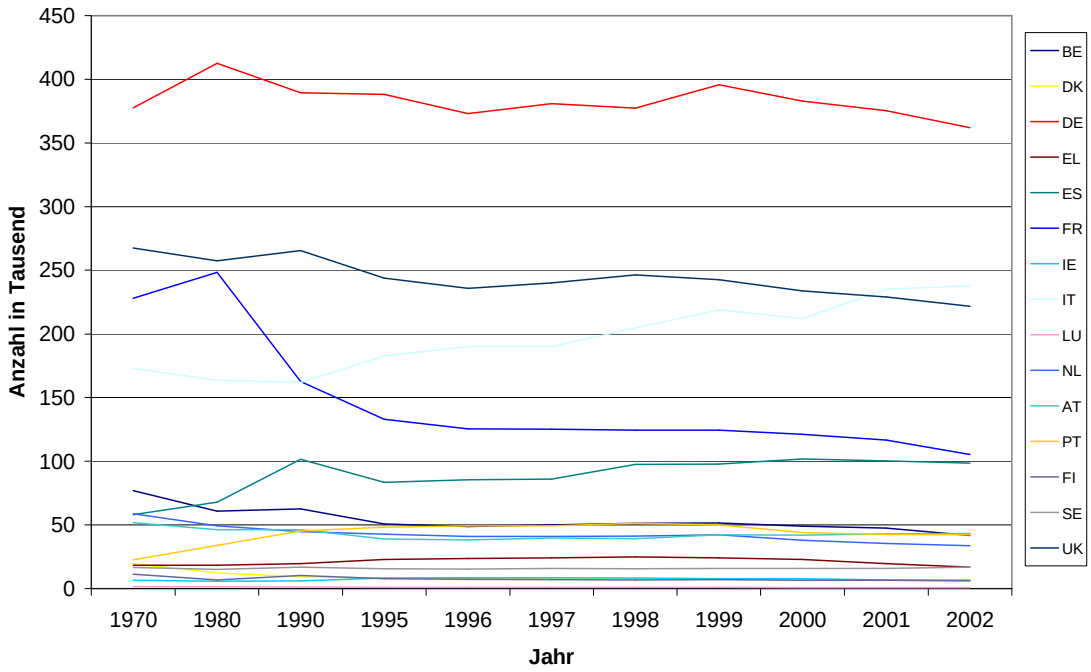


Abbildung 112: Unfälle im europäischen Straßenverkehr von 1970 – 2002 (15 EU Staaten[15]) [Quelle: EU DG TREN].

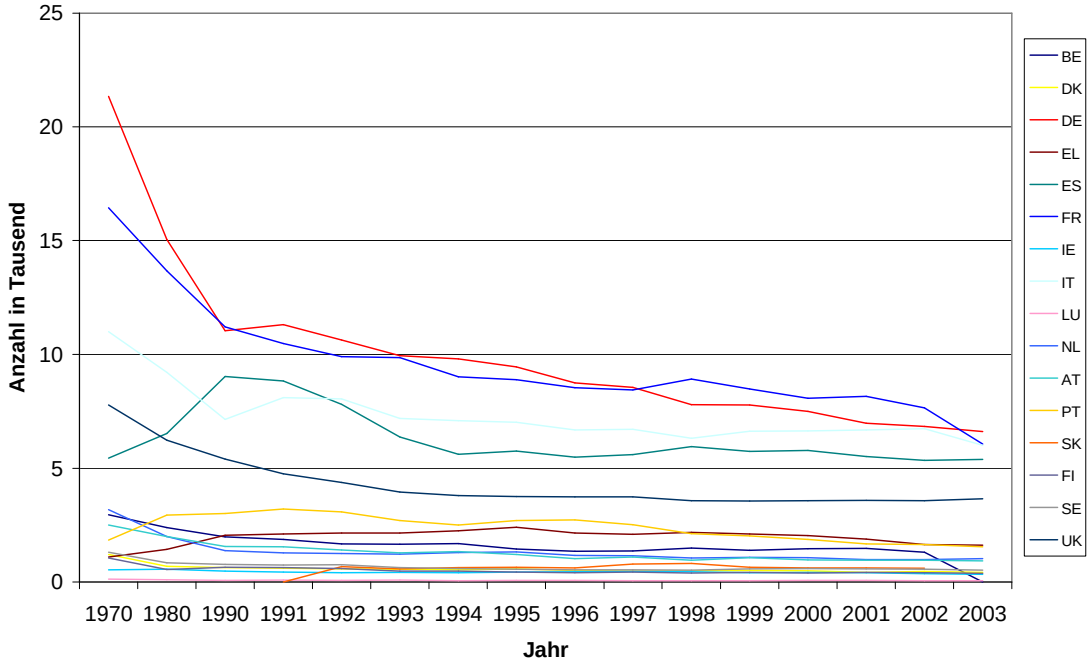


Abbildung 113: Unfalltote im europäischen Straßenverkehr von 1970 – 2003 (15 EU Staaten[16]) [Quelle: EU DG TREN].

[15] Daten aus Belgien, Dänemark, Deutschland, Griechenland, Spanien, Frankreich, Irland, Italien, Luxemburg, Niederlande, Österreich, Portugal, Finnland, Schweden und Großbritannien.

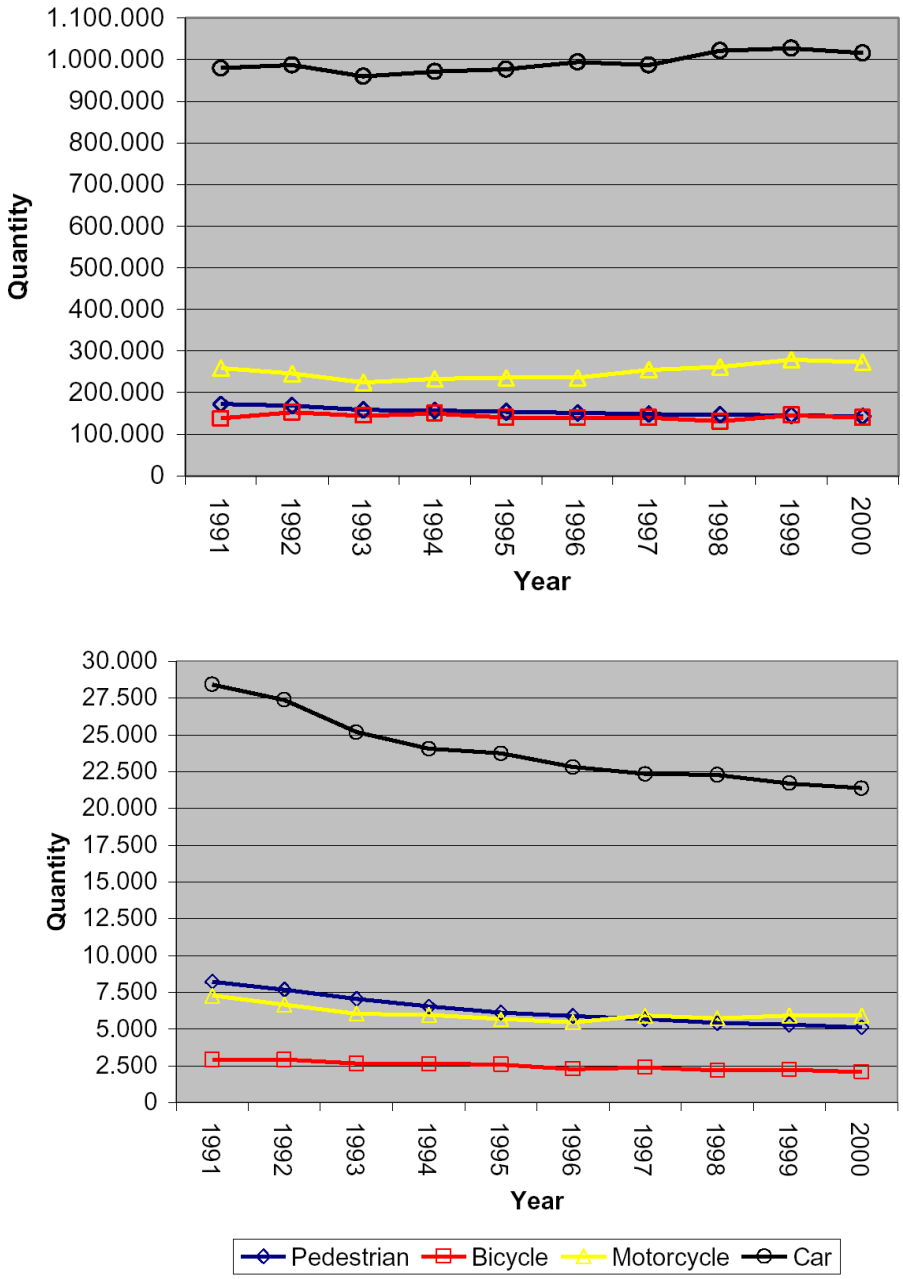


Abbildung 114: Im europäischen Straßenverkehr (12 EU Staaten[17]) 1991 - 2000 jährlich verletzte (oben), bzw. getötete (unten) Verkehrsteilnehmer nach Typ des Verkehrsteilnehmers untergliedert [Quelle: BAST].

[16] Daten aus Belgien, Dänemark, Deutschland, Griechenland, Spanien, Frankreich, Irland, Italien, Luxemburg, Niederlande, Österreich, Portugal, Finnland, Schweden und Großbritannien.

[17] Daten aus Belgien, Deutschland, Frankreich, Italien, Niederlande, Dänemark, Spanien, Irland, Österreich, Finnland, Schweden und Großbritannien. Daten aus Griechenland, Portugal und Luxemburg leider nicht verfügbar.

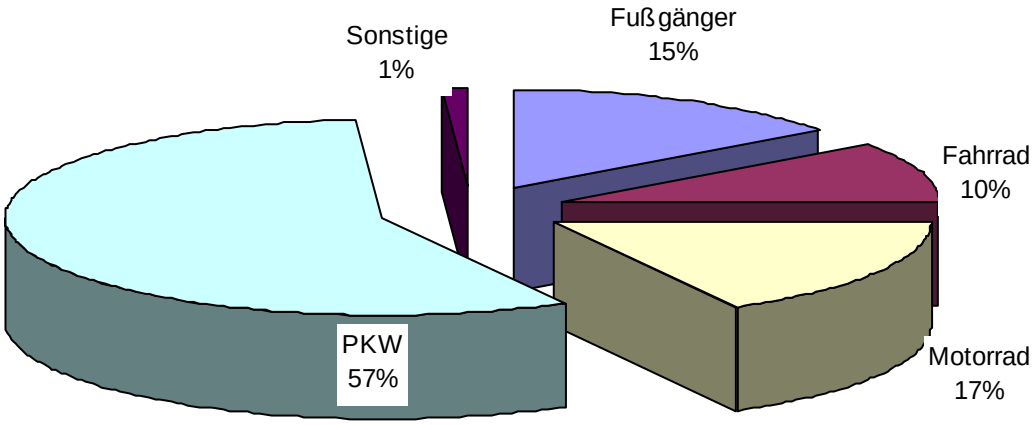


Abbildung 115: Verteilung der im europäischen Straßenverkehr (15 EU Staaten[18]) im Jahr 2000 getöteten Verkehrsteilnehmer nach Typ des Verkehrsteilnehmers untergliedert [Quelle: BAST].

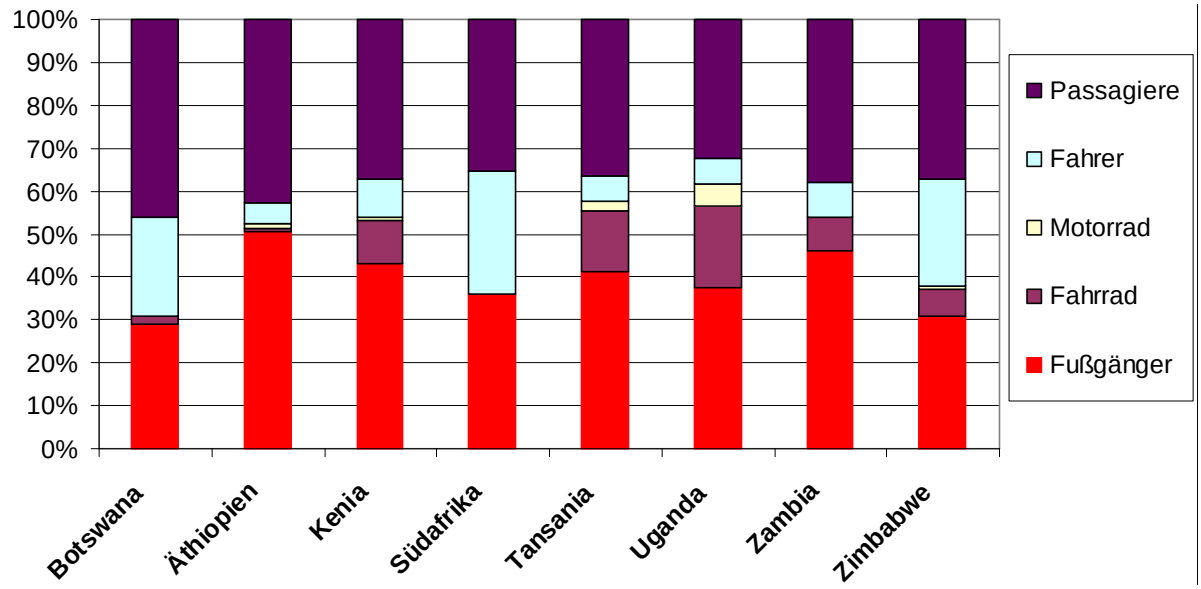


Abbildung 116: Verteilung der Getöteten im Straßenverkehr nach Typ des Verkehrsteilnehmers ausgewählter afrikanischer Staaten in den 1996 – 1998 [Jacobs 2000].

[18] Daten aus Belgien, Deutschland, Frankreich, Italien, Niederlande, Dänemark, Spanien, Irland, Österreich, Finnland, Schweden Großbritannien, Griechenland, Portugal und Luxemburg.

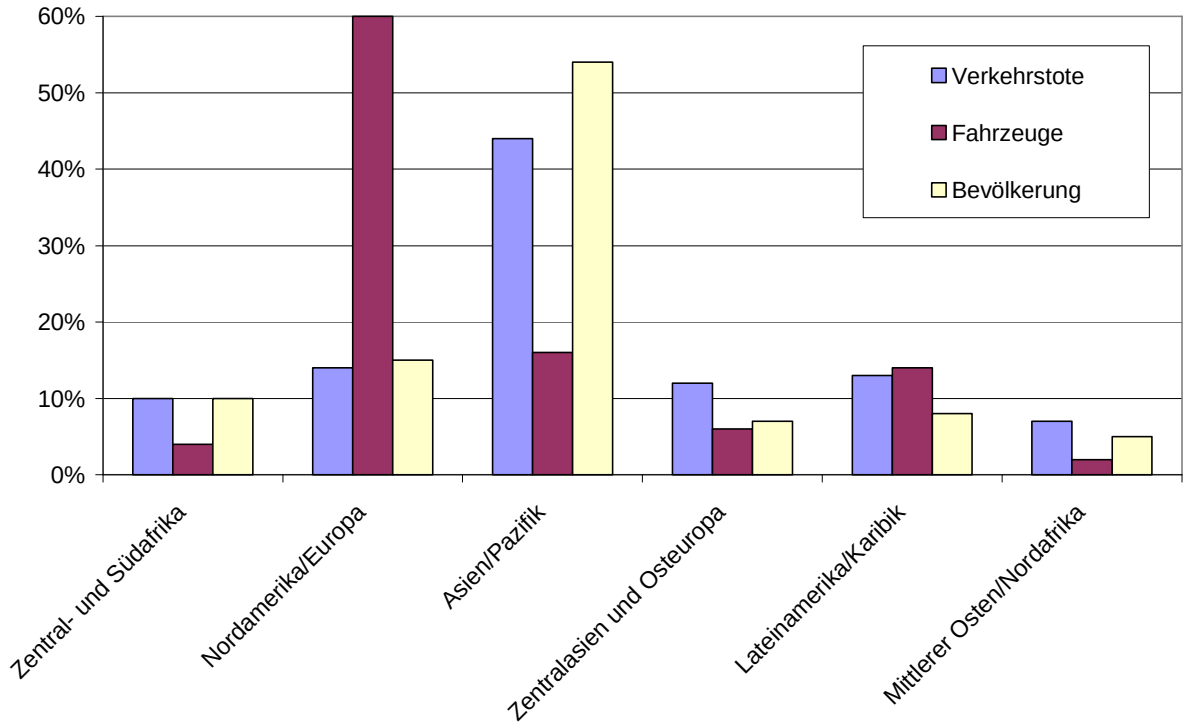


Abbildung 117: Weltweite Verteilung der Verkehrstoten im Vergleich zur Fahrzeugverbreitung und der Bevölkerungsverteilung nach Regionen [Jacobs 2000].

14.3 Segmentierungsparameter

Parameter	Wert	
d_o	0,7 m	Basisabstand
$d_{o,x}$	0,5 m	Basisabstand in x-Richtung
$d_{o,y}$	0,5 m	Basisabstand in y-Richtung
f_d	0,007	Distanzfaktor
$f_{d,x}$	0,010	Distanzfaktor in x-Richtung
$f_{d,y}$	0,005	Distanzfaktor in y-Richtung
$f_{v,x}$	0,02 s	Geschwindigkeitsfaktor in x-Richtung
$f_{v,y}$	0.003 s	Geschwindigkeitsfaktor in y-Richtung

14.4 Begriffsdefinitionen

Gegenstand	Ein Gegenstand der realen Welt ist z.B. ein Fußgänger, PKW, Baum, Haus, Mauer, …
Scanpunkt	Messung von Entfernung und Winkel eines Einzelschusses
Datenerfassung	Messvorgang
Detektion	Datenerfassung, Segmentierung.
Scan	Menge der Scanpunkte für eine Umdrehung des Laserscannerkopfes
Segmentierung	Aufteilung semantisch zusammengehöriger Scanpunkte in Gruppen
Segment	Scanpunktcluster
Prädiktion	Zeitliche Vorhersage von (Objekt-)Zuständen und Transformation in den Messraum (Inverses Sensormodell)
Assoziation	Zuordnung von vorverarbeiteten Scanpunkten zu prädizierten (Objekt-) Zuständen
Integration	Einbringen der assoziierten vorverarbeiteten Scanpunkte in die Zustandsschätzung
Objektverfolgung	Prädiktion, Assoziation, Integration
Objektgenerierung	Instanzierung eines Gegenstands-Modells mit Initialisierung aller Parameter unter Verwendung der assoziierten Segmentinformationen.
Klassifikation	Modellklassen-Objekt-Zuordnung
Erstklassifikation	Initiale Modellklassen-Objekt-Zuordnung ohne Objekt-Historie
Erkennung	Detektion, Objektgenerierung, Objektverfolgung, Klassifikation von Gegenständen
Bounding-Box	Kleinstes Rechteck, welches alle Scandaten eines oder mehrerer Segmente umfasst
Objekt-Orientierte Bounding-Box	Bounding-Box, die zusätzlich Modellwissen, Objektzustände und Kontext zur Festlegung der Orientierung nutzt
Objekt-Box	Box, die zusätzlich Modellwissen, Objektzustände und Kontext zur Festlegung der Größe und Orientierung nutzt
Objektmodell	Mathematische Beschreibung eines Gegenstandes der Realität. Diese können sein: Bewegungsgleichungen, geometrische

	Beschreibung, Template, Textur, Farbinformation
Klasse	Kategorie von Gegenständen mit ähnlichen Eigenschaften (z.B. Person, PKW, LKW, Leitpfosten). Eine Klasse enthält mindestens ein Objektmodell und seine statische und dynamische Parametrierung.
Objekt	Instanz einer Klasse. Abbild möglichst genau eines Gegenstandes der Realität. Additive Parameter der Beschreibung können sein: Geometrische Abmessungen, dynamischer Zustand
Suchbereich	Der Suchbereich wird bei der Assoziation benutzt und wird als orientierte Box im Scanner-Koordinatensystem dargestellt. Berechnet wird der Suchbereich aus der Unsicherheit des prädizierten Zustands einer Hypothese, plus deren Größe und einem Offset-Wert
RONE	Engl. Region of no Escape. Beschreibung eines Bereichs vor dem Fahrzeug in dem der Fahrzeug-Fußgänger-Unfall unvermeidbar ist
ROW	Engl. Region of Warning. Beschreibung eines Bereichs vor dem Fahrzeug in dem eine Warnung des Fahrers erfolgen sollte