

Ein Sensorfusionssystem für automotive Sicherheits- und Komfortapplikationen

Autoren: Nico Kaempchen, Kay Ch. Fuerstenberg, Klaus C.J. Dietmayer
Universität Ulm, Abteilung Mess-, Regel- und Mikrotechnik
Albert-Einstein-Allee 41, D-89081 Ulm
Tel.: +49 731 50 26326, Fax: +49 731 50 26301
Email: Nico.Kaempchen@e-technik.uni-ulm.de

Stichwörter: Sensor Fusion, Fahrerassistenz, Laserscanner, Video

KURZFASSUNG

In etablierten Fahrerassistenzsystemen basiert jede Applikation auf ihren eigenen Sensoren, die das Fahrzeugumfeld beobachten. Die Entwicklung zukünftiger, fortgeschrittener Fahrerassistenzsysteme zeigt, dass mehrere Sensorsysteme notwendig sind, um die gewünschte Zuverlässigkeit und Präzision der Assistenzfunktion zu erreichen. Es wird ein Sensorfusionssystem vorgestellt, das basierend auf einem Laserscanner und Videosystem als allgemeine Plattform für mehrere Sicherheits- und Komfortapplikationen dient. Durch die Sensorfusion wird ein weites Blickfeld erreicht und die Sicherheit und Genauigkeit der Schätzungen in den relevanten Regionen signifikant erhöht. Robuste Objektverfolgung und Klassifikation, Fahrspurschätzung und Fußgängererkennung ermöglichen eine breite Unterstützung von Applikationen wie Fahrspurverlassenswarnung, Automatische Notbremsung, Stauassistent (ACC Stop&Go), PreCrash und Fußgängerschutz.

1 EINLEITUNG

Eine weiterhin zunehmende Anzahl von Unfällen innerhalb der Grenzen der EU und weiterhin zahlreiche Verletzte und Tote erzeugen starken Bedarf nach aktiven Sicherheitssystemen, die das Fahrzeugumfeld erfassen. Gefährliche Situationen können dann vor dem tatsächlichen Eintreten eines Unfalls erkannt werden und, falls sich der Unfall nicht vermeiden lässt, frühzeitige Gegenmaßnahmen und Insassenschutzmaßnahmen eingeleitet werden.

Kürzlich abgeschlossene Projekte, die sich mit Fahrerassistenzfunktionen beschäftigten, konzentrierten sich auf Applikationen wie PreCrash (CHAMELEON) [1], ACC Stop&Go (CARSENSE) [2] und der Erkennung von verletzlichen Verkehrsteilnehmern (PROTECTOR [17] und das Nachfolgeprojekt SAVE-U [18]). Diese Fahrerassistenzapplikationen benötigen verschiedene Sensoren, die nicht nur komplementär sondern auch redundant sind. Die Forschung im Automobilbereich hat sich daher mit Fusion mehrerer Sensoren beschäftigt [2, 3, 4, 5, 6, 7]. Das Ziel ist eine aus den fusionierten Sensordaten resultierende Fahrzeugumfeldbeschreibung, die für die Fahrerassistenzapplikationen relevant, aber nicht spezifisch für eine bestimmte Applikation ist. Solch ein Fusionssystem kombiniert die unterschiedlichen Sensordaten zu einer einheitlichen, konsistenten Umfeldbeschreibung. Dadurch kann das Blickfeld eines einzelnen Sensors erweitert sowie die Sicherheit und Präzision der Schätzung erhöht werden. Ferner ist dieses Systemdesign ökonomisch effizient, da verschiedene Applikationen gemeinsam mehrere Sensoren nutzen.

In Abschnitt 2 wird das Sensorfusionssystem spezifiziert. Abschnitt 3 erläutert das Objekttracking und die Klassifikation des Laserscanners. Die Bildverarbeitung wird in Abschnitt 4 dargestellt. Die Ergebnisse der Sensorfusion werden in Abschnitt 5 präsentiert und Abschnitt 6 schließt mit einer Zusammenfassung.

2 SENSOR FUSION

2.1 ALLGEMEINE HIGH-LEVEL SENSOR FUSION

Die allgemeine Architektur eines zentralisierten High-Level Sensorfusionssystems enthält die in Abbildung 1 gezeigten Komponenten [6]. Die Umfeldbeschreibung beinhaltet Objekte, die durch ihren Zustand bestimmt sind. Es gibt verschiedene Objektmodellklassen für Lkws (Truck), Pkws (Car), Zweiräder (Bike), Fußgänger (Pedestrian) und für kleine (Small) und große stationäre Objekte (Big). Zusätzlich werden die Straße und der Eigenzustand modelliert.

Die Objekte der Umfeldbeschreibung werden aufgrund ihrer dynamischen Modellierung zeitlich prädiziert, um sie mit den eintreffenden Sensordaten zu synchronisieren. Die Objektzustände werden mit dem inversen Sensormodell in den Merkmalsraum der Sensordaten transformiert und mit den Sensordaten assoziiert. Falls eine Assoziation zustande kommt, wird der Objektzustand mit dem entsprechenden Sensordatum aktualisiert. Die Objektverwaltung generiert, initialisiert und löscht Objekte der Umfeldbeschreibung.

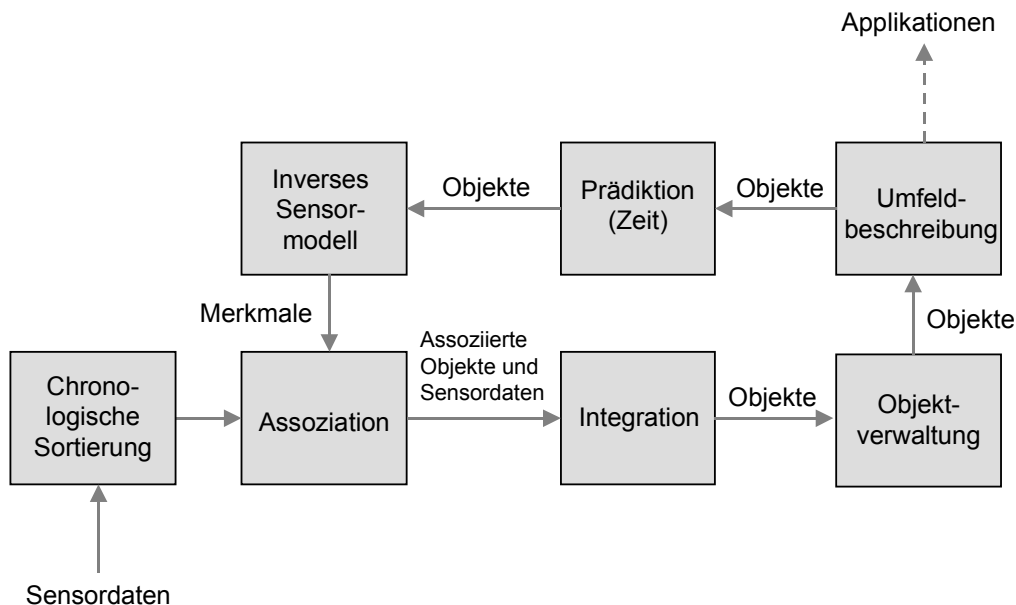


Abbildung 1: Allgemeine Architektur eines zentralisierten High-Level Sensorfusionssystems.

2.2 SYNCHRONISATION

Die Sensorfusion kombiniert mehrere Sensormessdaten, um eine hochwertigere Zustandsschätzung zu erlangen. Die Assoziation und Integration benötigen die Synchronisation der Sensordaten mit der Umfeldbeschreibung. Die Umfeldbeschreibung wird auf den Zeitpunkt der Messdatenakquisition prädiziert. Dann können die Sensordaten assoziiert und in die Objektzustände integriert werden. Eine präzise Synchronisation setzt eine ausreichend genaue globale Zeitbasis für alle Sensoren und das Fusionssystem voraus.

Um eine zeitkonsistente Objektzustandsschätzung zu erhalten müssen die Sensordaten in der Reihenfolge zur Aktualisierung der Objektzustandsschätzung herangezogen werden, in der sie akquiriert wurden. Dies ist eine kritische Bedingung für ein Sensorfusionssystem. Abhängig von der Synchronisationsstrategie müssen die Messdaten zur chronologischen Sortierung zwischengespeichert werden, wodurch eine Latenz im Fusionssystem entsteht. Für sehr zeitkritische Applikationen wie PreCrash oder Automatische Notbremsung ist die gesamte Systemlatenz von besonderem Interesse. Der Vorteil dieser Fahrerassistenzfunktionen wird dramatisch geschmälert, wenn ihre Reaktionszeit zu hoch ist, verglichen mit der

hohen Geschwindigkeit von Pkws und somit der in extremen Situationen sehr kurzen Zeit bis zu einem Aufprall. Das Ziel ist die Minimierung der Systemlatenz und damit auch der Tot-Zeit des Sensorfusionssystems. Verschiedene Synchronisationsstrategien führen zu unterschiedlichen worst-case Latenzzeiten. Es kann gezeigt werden, dass synchronisierte Sensoren die Latenzzeit, die durch das chronologische Sortieren entsteht, minimieren können [7]. Ein zusätzlicher Vorteil von synchronisierten Sensoren ist die konstante und somit auch deterministische Latenzzeit.

In unserem Ansatz werden zwei Umfeldsensoren, ein Multilayer Laserscanner und eine Videokamera, verwendet. Um die Sensoren zu synchronisieren, wird die Kamera dann getriggert, wenn der drehende Laserscannerkopf in Richtung der optischen Achse der Kamera ausgerichtet ist. Dadurch wird erreicht, dass die Sensoren immer zum gleichen Zeitpunkt das dynamische Umfeld vermessen und ihre Messdaten somit direkt assoziierbar sind. Zudem entsteht keine Latenzzeit bei der chronologischen Sortierung der Daten.

2.3 LOW-LEVEL FUSION VON LASERSCANNER UND KAMERA

Um neben dem zeitlichen Bezug durch die Synchronisierung auch den räumlichen Bezug herzustellen, werden die Sensoren kalibriert. Dazu wird der Anbauort und die Ausrichtung der Sensoren sowie die inneren Parameter der Kamera bestimmt. Abbildung 2 zeigt ein Kamerabild, in das die Laserscannerdaten projiziert sind. Durch eine präzise Kalibrierung und Synchronisation können Bildregionen direkt mit Laserscannerdaten assoziiert werden. Diese Zuordnung von Distanzen zu Bildbereichen ist ein großer Vorteil dieses Low-Level Fusionsansatzes. In Abbildung 2 stimmen die Laserscannerdaten, die das Fahrzeugheck des vorausfahrenden Lkws vermessen, sehr gut mit den Bildinformationen überein. Die Präzision der Assoziation kann auch anhand der Hüte, die die Baustelle begrenzen, begutachtet werden.



Abbildung 2: Links: Messdaten des Laserscanners aus der Vogelperspektive. Der durch die grauen Linien aufgespannte Winkelbereich gibt den Sichtbereich der Kamera an. Rechts: Laserscannerdaten in das Videobild projiziert.

2.4 SYSTEMARCHITEKTUR

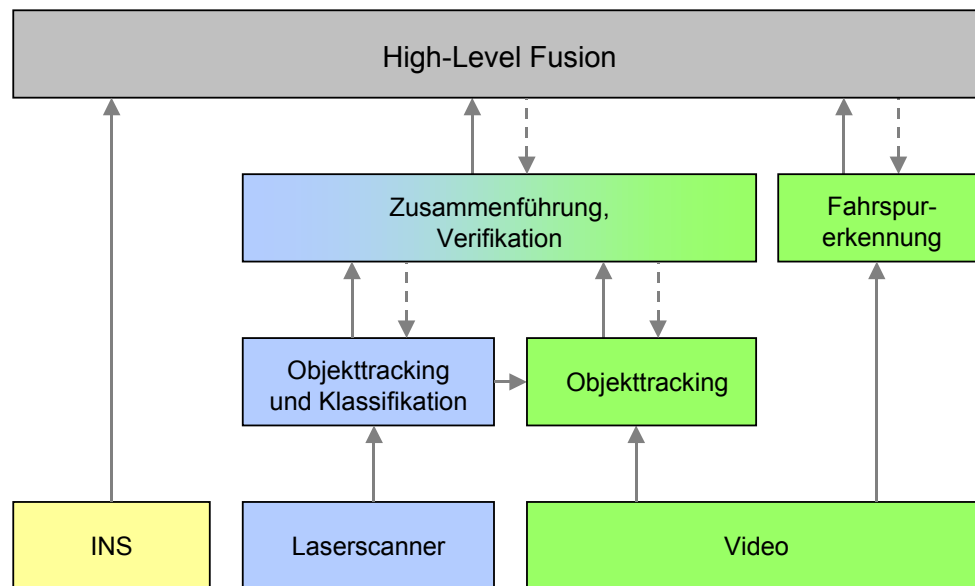


Abbildung 3: Systemarchitektur mit verschiedenen Fusions-Ebenen.

Die in dem hier vorgestellten Ansatz genutzten Sensoren sind ein Laserscanner mit vier Scanebenen (s. Abschnitt 3), eine monochrome monokulare Kamera und ein Inertiales Navigationssystem (INS). Der Laserscanner ist im Bereich des vorderen Stoßfängers und die Kamera hinter der Frontscheibe neben dem inneren Rückspiegel montiert. Der Sichtbereich des Laserscanners verglichen mit dem der Kamera geht aus Abbildung 2 hervor. Der horizontale Messbereich des Laserscanners ist mit 180° wesentlich größer als der horizontale Öffnungswinkel der Kamera von 28° . Allerdings ist die horizontale Auflösung des Laserscanners mit 0.5° bei 20 Hz wesentlich geringer als die horizontale Auflösung des 640×480 Bild-elemente großen Bildes mit 0.044° .

Beide Sensoren werden in dem Sensorfusionsansatz so kombiniert, dass möglichst viele Synergieeffekte ausgenutzt werden (Abbildung 3). Der Laserscanner verfolgt und klassifiziert Fahrzeuge, Zweiräder und Fußgänger im 180° Winkelbereich vor dem Fahrzeug. Die Bildverarbeitung schätzt die Fahrspur und die Position des eigenen Fahrzeugs in der Fahrspur. Ein anderes Bildverarbeitungsmodul führt basierend auf der Objektverfolgung des Laserscanners ein eigenes Objekttracking durch. Dabei werden die laterale Ablage, die laterale Geschwindigkeit und die Breite des Objektes vermessen. Ein weiteres Modul führt die Daten des Laserscanners und der Bildverarbeitung zusammen und verifiziert die Ergebnisse.

Die High-Level Fusion kombiniert die vom INS ermittelte Eigenbewegung, die Fahrspur-schätzung und die detektierten Objekte in eine konsistente Umfeldbeschreibung. Basierend auf der Umfeldbeschreibung können Applikationen das Spurverlassen erkennen, Hindernisse im Fahrkorridor bestimmen oder Zielobjekte für eine Abstandsregelung einer Fahrspur zuordnen sowie potentiell gefährdete Fußgänger ermitteln.

3 LASERSCANNER

Der verwendete mehrzeilige Laserscanner, der Firma IBEO Automobile Sensor GmbH, basiert auf den Erfahrungen, die mit Vorgängersensoren in verschiedenen Projekten gewonnen wurden [8],[9],[10],[11].

Der Laserscanner ist augensicher (Laserklasse 1) und hat einen horizontalen Erfassungsbereich von bis zu 270° mit einer Winkelauflösung von 0,25° bei 10 Hz Scanfrequenz. Der vertikale Öffnungswinkel beträgt 3,2° und ist in 4 Ebenen unterteilt. Der Objekterfassungsbereich beträgt bis zu 100 m und die Messgenauigkeit 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, Lkws/Busse, stationäre Objekte) wechselwirkt (Reflexion oder Streuung) woraufhin im Empfänger der genau entgegengesetzt zur vorherigen Ausbreitungsrichtung zurückkehrende Echopuls detektiert werden kann. Die Zeitdauer zwischen dem Senden und der Detektion des Echopulses ist direkt proportional zur Entfernung des vermessenen Gegenstands. Dieser Vorgang wird mit einer Laserpulsfrequenz von 14,4 kHz wiederholt, wobei der ausgesandte Laserpuls über ein rotierendes Prisma mit wählbaren 10 Hz bis 40 Hz Rotationsfrequenz rechtwinklig abgelenkt wird. Pro Umdrehung entsteht damit ein ebenes, im Winkel äquidistantes Entfernungsprofil (Scan) der Umgebung.

3.1 SEGMENTIERUNG

Der Segmentierungsprozess dient dazu, dicht nebeneinander liegende Messpunkte zusammenzufassen, die wahrscheinlich alle den gleichen Gegenstand in der Realität vermessen. Messpunkte werden verschiedenen Segmenten zugeordnet, wenn der physikalische Abstand zwischen den Messpunkten eine zulässige Distanz zwischen den Messpunkten überschreitet.

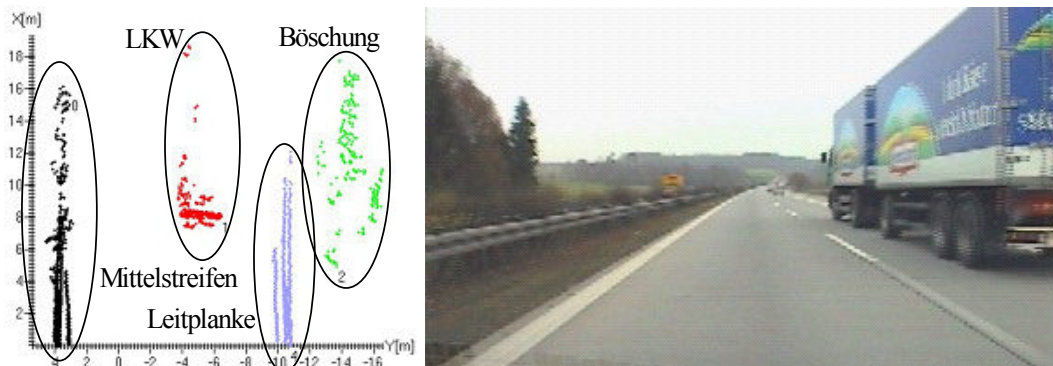


Abbildung 4: Segmentierte Messungen eines Laserscanners (links) einer Autobahnszene (rechts).

Um dem radialen Messverfahren gerecht zu werden, wird ein distanzabhängiger Term addiert. Da jedoch nicht nur das Messverfahren die Erfassung der umgebenden Gegenstände beeinflusst, sondern auch die Struktur der Umgebung Einfluss nimmt, ist die Ermittlung der zulässigen Distanz abhängig von der Lage im Laserscannerkoordinatensystem. Zusätzlich ist die Wahl der Segmentierungsparameter von dem Straßentyp (BAB, Landstraße, Stadt) abhängig, da beispielsweise im städtischen Umfeld der Abstand zwischen Fahrzeugen geringer sein kann als auf schnell befahrenen Autobahnen. Dieses wird durch einen geschwindigkeitsabhängigen Term in der zulässigen Distanz, wie folgt berücksichtigt:

$$a_x = o_x + \frac{f_{d,x}}{d_{Ref}} d + \frac{f_{v,x}}{v_{Ref}} v_{ego}, \quad (1)$$

$$a_y = o_y + \frac{f_{d,y}}{d_{Ref}} d + \frac{f_{v,y}}{v_{Ref}} v_{ego}, \quad (2)$$

mit:

a_x	Zulässige Distanz in x-Richtung	a_y	Zulässige Distanz in y-Richtung
o_x	Offset in x-Richtung	o_y	Offset in y-Richtung
$f_{d,x}$	Distanzfaktor in x-Richtung	$f_{d,y}$	Distanzfaktor in y-Richtung
$f_{v,x}$	Geschwindigkeitsfaktor in x-Richtung	$f_{v,y}$	Geschwindigkeitsfaktor in y-Richtung
d_{Ref}	Referenzdistanz	v_{Ref}	Referenzgeschwindigkeit
		v_{ego}	Eigengeschwindigkeit

3.2 OBJEKTVERFOLGUNG

Die statischen Eigenschaften von Gegenständen werden durch die Segmente im einzelnen Scan beschrieben. Durch das Zuordnen der den Gegenstand von Scan zu Scan repräsentierenden Segmente zu einem sogenannten Objekt können beispielsweise die Relativgeschwindigkeiten der umgebenden Gegenstände berechnet werden (dynamische Eigenschaften). Unter Berücksichtigung der Eigenbewegung lässt sich zusätzlich die absolute Geschwindigkeit ermitteln. Dieses kann entweder mit Hilfe der ESP-Sensorik erfolgen [12] oder basierend auf relative Geschwindigkeiten von stationären Objekten, wie Laternen und Leitpfosten [13]. Letzteres liefert überzeugende Ergebnisse sowohl bei definierten, als auch bei nicht definierten Fahrsituationen wie Schleudern.

Das modellbasierte Verfolgen von Gegenständen, das sogenannte Objekttracking, ist Kern der im folgenden beschriebenen Algorithmen und wird mit in der Literatur bekannten Kalman Filtern durchgeführt [14],[15].

Zunächst wird der Zustandsvektor $\mathbf{x}(k) = (x, v_x, y, v_y, \varphi, \omega)$ und die Schätzfehlerkovarianzmatrix $\mathbf{P}(k)$ auf den nächsten Messzeitpunkt prädiert. Dabei wird jedem Objekt ein Modell der freien Bewegung mit konstanter Geschwindigkeit zugrunde gelegt. Um trotzdem verschiedene maximal zulässige Beschleunigungen für unterschiedliche Objektklassen (Fußgänger, Zweiräder, Pkws, Lkws/Busse, stationäre Objekte) zu modellieren und damit die Schätzqualität zu erhöhen, werden diese in der Modellkovarianzmatrix \mathbf{Q} durch klassenspezifische Modellkovarianzen berücksichtigt.

Als Nächstes erfolgt die Assoziation von im aktuellen Scan ermittelten Segmenten zu prädierten Objekten. Aus nicht zugewiesenen Segmenten werden neue Objekte generiert. Die Assoziation wird im nächsten Abschnitt detailliert beschrieben.

Zuletzt wird im Innovationsschritt die neue Messung $\mathbf{y}(k+1)$, gegeben durch den aus den assoziierten Segmenten berechneten Objekt-Referenzpunkt, mit dem prädierten Zustand $\mathbf{x}^-(k+1)$ gewichtet kombiniert und damit ein neuer Zustand $\mathbf{x}(k+1)$ mit einer dazugehörigen Schätzfehlerkovarianzmatrix $\mathbf{P}(k+1)$ ermittelt. Sollte keine Messung (assoziiertes Segment) vorliegen wird allein der prädierte Zustand verwendet.

3.2.1 Assoziation

In diesem Schritt erfolgt die Zuordnung der Segmente des aktuellen Scans zu prädierten Objekten. Damit das Zuordnungskriterium nicht für alle Segment-Objekt-Kombinationen bestimmt werden muss wird zunächst ermittelt, welche Segmente sich innerhalb des rechteckigen Suchraums eines Objekts befinden. Der Suchraum ist gemäß des Objektkoordinaten-

systems \mathbf{x}^{Obj} ausgerichtet, das sich im Allgemeinen an der Richtung des Vektors der Objektgeschwindigkeit orientiert.

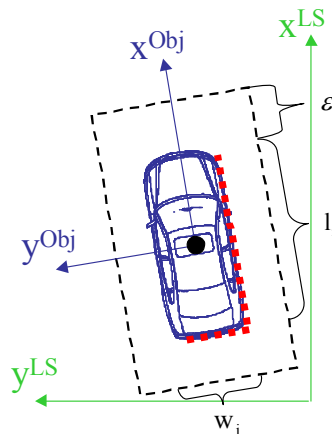


Abbildung 5: Suchraum.

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 5) gemäß

$$\varepsilon = a \cdot \sqrt{s_i}, \quad (3)$$

wobei a ein Skalierungsfaktor und s_i das entsprechende Element aus der Innovationskovarianzmatrix ist:

$$\mathbf{S}(k+1) = \mathbf{C} \mathbf{P}^-(k+1|k) \mathbf{C}^T + \mathbf{R}. \quad (4)$$

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. Dabei ist die Bestimmung des Objekt-Referenzpunkts von erheblicher Bedeutung, da dessen genaue Ermittlung wesentlich die Qualität des Tracking bestimmt (siehe auch Abbildung 6).

Segment				
Video-Bild				
Distanz	10 m	18 m	42 m	79 m

Abbildung 6: Verteilung von Messungen des Laserscanners auf der Fahrzeugkontur je nach Lage und Distanz.

3.2.2 Bestimmung des Objekt-Referenzpunkts

Ein einfaches Verfahren berechnet den geometrischen Schwerpunkt $\mathbf{o}_{ref}^{SP}(x, y)$ aller N zum Segment gehörenden Messungen p_i des Laserscanners zu

$$\mathbf{o}_{Ref}^{SP}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i(x, y). \tag{5}$$

Dieses Verfahren ist für die meisten Gegenstände gut geeignet, da es sehr robust gegen Störungen ist. Jedoch hat es für Fahrzeuge, deren Kontur sich je nach Erfassungswinkel stark verändert, deutliche Schwächen (Abbildung 7).

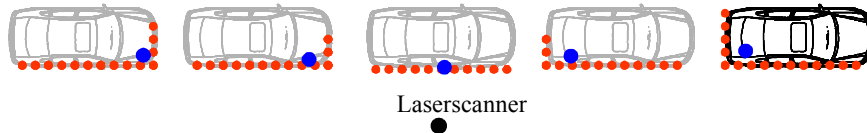


Abbildung 7: Wandern des aus den Messungen berechneten geometrischen Schwerpunkts (●) innerhalb der Fahrzeugkontur für ein passierendes Fahrzeug.

Um diese Problematik zu lösen wurde eine alternative Methode zur Bestimmung des Objekt-Referenzpunkts entwickelt.

3.2.3 Zwei Linien Verfahren

Dieses Verfahren orientiert sich daran, dass Fahrzeuge im Allgemeinen durch ein Segment oder Segmentkombinationen repräsentiert werden, deren Messpunkte sich auf eine oder zwei Linien konzentrieren (Abbildung 8a). Diese Linien werden entweder dadurch ermittelt, dass unterschieden wird in eine Linie parallel und/oder eine Linie senkrecht zur Objektgeschwindigkeit (Abbildung 8b) oder, bei nicht vorhandener Objektgeschwindigkeit, durch Teilung an der zum Laserscanner dichtesten Messung (Abbildung 8c). Die beiden ermittelten Linien werden mit jeweils einem Kalman-Filter einzeln verfolgt (Abbildung 8a).

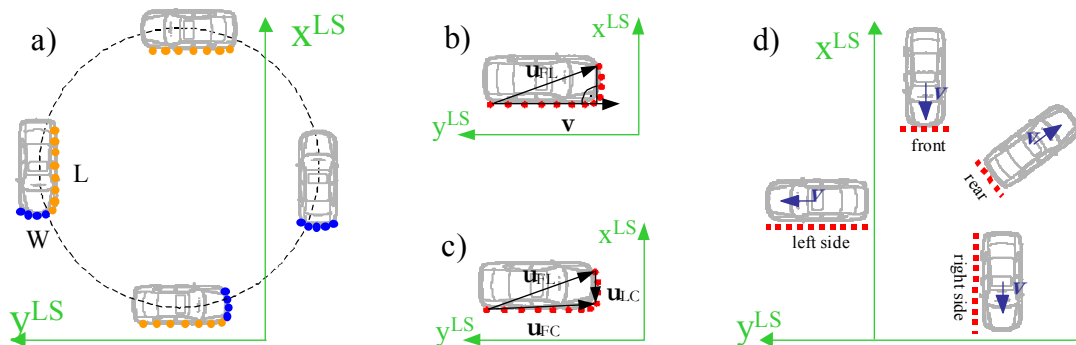


Abbildung 8: Repräsentation von Fahrzeugen durch Messpunkte, die sich auf eine oder zwei Linien konzentrieren (a, d) und Ermittlung dieser Linien (b, c).

Für den Fall einer Linie (Abbildung 8d) lässt sich der Objekt-Referenzpunkt \mathbf{o}_{Ref} aus den Messungen, je nachdem ob sie eine Seite oder das Heck bzw. die Front des Fahrzeugs repräsentiert, wie folgt berechnen:

$$\mathbf{o}_{Ref} = \frac{\mathbf{f} + \mathbf{l}}{2} + \frac{\mathbf{o}_{length}}{2} \cdot \mathbf{n}_{FL}, \tag{6}$$

$$\mathbf{o}_{Ref} = \frac{\mathbf{f} + \mathbf{l}}{2} + \frac{\mathbf{o}_{width}}{2} \cdot \mathbf{n}_{FL}, \quad (7)$$

mit

\mathbf{f} Vektor vom Ursprung zum ersten Punkt,

\mathbf{l} Vektor vom Ursprung zum letzten Punkt,

\mathbf{o}_{width} Maximal vermessene Breite des Objekts (aus Historie),

\mathbf{o}_{length} Maximal vermessene Länge des Objekts (aus Historie).

Der verwendete Normalenvektor berechnet sich zu

$$\mathbf{n}_{FL} = \frac{1}{\sqrt{u_{FL,y}^2 + u_{FL,x}^2}} \begin{pmatrix} -u_{FL,y} \\ u_{FL,x} \end{pmatrix}, \quad (8)$$

mit

\mathbf{u}_{FL} Vektor vom ersten zum letzten Punkt.

Für den Fall zweier Linien (Abbildung 8a) lässt sich der Objekt-Referenzpunkt \mathbf{o}_{Ref} aus den Messungen, die eine Seite und das Heck bzw. die Front des Fahrzeugs repräsentieren, wie folgt berechnen:

$$\mathbf{u}_{FC} \parallel \mathbf{v}: \quad \mathbf{o}_{Ref} = \mathbf{f} + \frac{O_{length}}{2} \cdot \frac{\mathbf{u}_{FC}}{|\mathbf{u}_{FC}|} + \frac{O_{width}}{2} \cdot \mathbf{n}_{FC}, \quad (9)$$

$$\mathbf{u}_{LC} \parallel \mathbf{v}: \quad \mathbf{o}_{Ref} = \mathbf{l} + \frac{O_{length}}{2} \cdot \frac{\mathbf{u}_{LC}}{|\mathbf{u}_{LC}|} + \frac{O_{width}}{2} \cdot \mathbf{n}_{LC}, \quad (10)$$

mit

\mathbf{u}_{FC} Vektor vom ersten zum dichtesten Punkt,

\mathbf{u}_{LC} Vektor vom letzten zum dichtesten Punkt,

\mathbf{n}_{FC} Normalenvektor vom ersten zum dichtesten Punkt,

\mathbf{n}_{LC} Normalenvektor vom letzten zum dichtesten Punkt.

Damit ist der Objekt-Referenzpunkt für das Objekt bestimmt.

3.2.4 Ermittlung der Geschwindigkeit

Mit Hilfe des Innovationsfehlers

$$\boldsymbol{\alpha}(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{C} \cdot \mathbf{x}^-(k | k-1) \quad (11)$$

lässt sich die Güte des Objekt-Referenzpunkts jeder einzelnen Linie bestimmen

$$g^{W/L}(k) = \alpha_x^{W/L}(k)^2 + \alpha_y^{W/L}(k)^2, \quad (12)$$

wobei W und L die Linien wie in Abbildung 8 gezeigt bezeichnen. Damit wird ein Gewichtungsfaktor berechnet

$$g(k) = \frac{g^W(k)}{g^W(k) + g^L(k)}, \quad (13)$$

mit dem die Geschwindigkeit des Objekts $v(k)$ sehr genau ermittelt werden:

$$v(k) = g(k) \cdot v^L(k) + (1 - g(k)) \cdot v^W(k). \quad (14)$$

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

3.3 KLASSIFIKATION

Um das komplexe Umfeld eines Fahrzeugs zu kategorisieren werden Objektklassen eingeführt, die zwischen Fußgängern, Zweirädern, Pkws, Lkws/Bussen aber auch stationären Gegenständen wie Leitpfosten und Leitplanken differenzieren. Wie schon in früheren Veröffentlichungen beschrieben können Gegenstände aufgrund ihrer Abmessungen im Laserscan und ihrer Geschwindigkeit unterschieden werden [12],[13],[16].

Das hier beschriebene Verfahren beachtet die zugrundeliegende Unschärfe in der Entscheidung einem Objekt genau eine Klasse zuzuordnen, indem es für jedes Objekt für jede vorhandene Klasse ein Vertrauensmaß bestimmt. Die Klasse mit dem höchsten Vertrauensmaß für dieses Objekt wird dann als zugehörige Klasse ausgegeben.

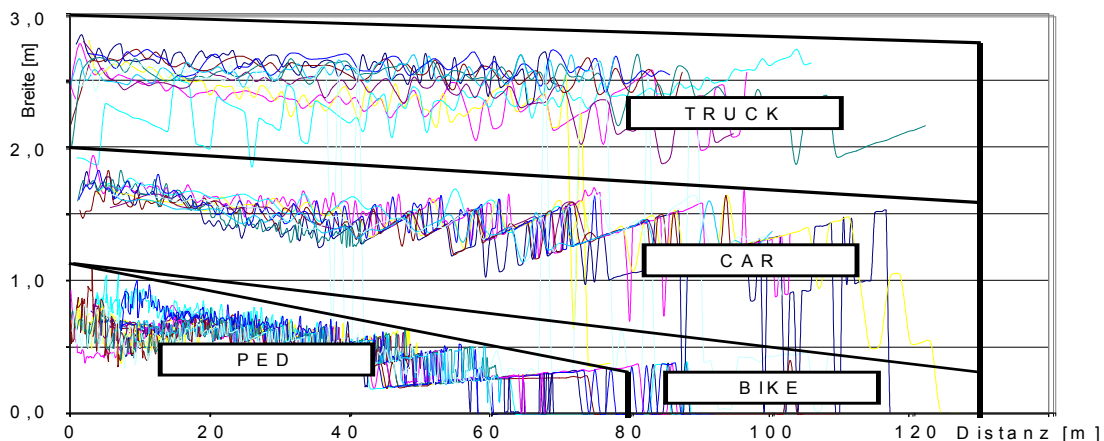


Abbildung 9: Vermessene Breite von jeweils zehn Objekten der unterschiedlichen Klassen über der Distanz zum Laserscanner aufgetragen.

Es werden mehrere Klassifikatoren verwendet, die jeweils ein Kriterium wie Breite, Länge oder absolute Geschwindigkeit prüfen und dem Objekt eine Güte für jede Klasse zuweisen. Die Ermittlung der Güten für jeden Klassifikator beruht auf umfangreichen Untersuchungen. In Abbildung 9 sind beispielhaft die Daten aus den zugrundeliegenden Untersuchungen zur Breitenermittlung von Verkehrsteilnehmern dargestellt. Oft sind die ermittelten Breiten eindeutig einer Klasse zuzuordnen, wie der Breitenbereich zwischen 2 m und 3 m im Nahbereich einem Lkw zugeordnet ist, wenn es sich um ein bewegtes Objekt handelt.

Im Folgenden wird beispielhaft für alle anderen Klassifikatoren die Ermittlung des Breiten-Klassifikators dargestellt.

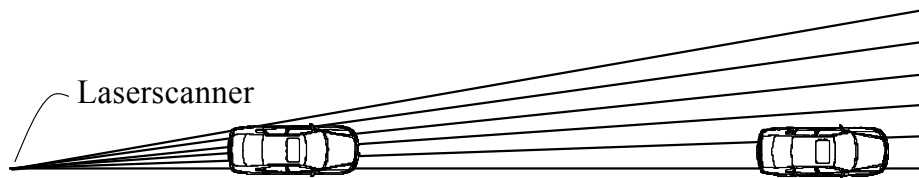


Abbildung 10: Vermessung eines Fahrzeugs in verschiedenen Distanzen.

Die ermittelten Grenzen für die Breite zwischen den Klassen sind distanzabhängig, wie Abbildung 9 zu entnehmen ist. Die radialsymmetrischen Stufen sind durch die Winkeldiskretisierung bedingt (Abbildung 10). Ein radial vor dem Laserscanner bewegtes Fahrzeug wird durch maximal n Messungen einer Erfassungsebene vermessen und es ergibt sich die distanzabhängig diskretisierte Breite eines vermessenen Fahrzeughecks zu

$$B = 2 \cdot d \cdot \left(\tan \left(\frac{(n-1)}{2} \alpha \right) \right), \quad (15)$$

wobei auch die Größe der Diskretisierungsstufen in der Breite ΔB distanzabhängig sind:

$$\Delta B = 2 \cdot d \cdot \left(\tan \left(\frac{\alpha}{2} \right) \right), \quad (16)$$

mit

- | | | | |
|-----|--|------------|---------------------------------------|
| B | Vermessene Breite des Objekts, | ΔB | Diskretisierungssprung in der Breite, |
| d | Distanz Laserscanner Gegenstand, | α | Winkelschrittweite, |
| n | Anzahl der möglichen Messungen einer Erfassungsebene auf dem Objekt. | | |

An den Kanten der Gegenstände ist die Überlappung 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. Dieses wirkt sich mit wachsender Distanz verstärkt auf die Vermessung der zur Strahlausbreitung tangentialen Ausdehnung aus, wodurch Gegenstände im Laserscan bei größeren Distanzen schmaler erscheinen. In der Realität können Fahrzeuge zusätzlich noch teilverdeckt sein oder das Heck beziehungsweise die Front des Fahrzeugs sich in einem nicht beobachtbaren Bereich befinden.

Die wahrscheinlichkeitstheoretische Modellierung dieser Einflüsse wäre mit einem schwer einzugrenzenden experimentellen Aufwand verbunden, dessen Erfolg zudem nicht vorherbestimmt wäre. Aus diesen Gründen basiert die Güte eines Klassifikators, beispielsweise für die vermessene Breite, zunächst auf der Auswertung der Wahrscheinlichkeitsdichte der durchgeführten Untersuchungen. Im folgenden Schritt werden die errechneten Wahrscheinlichkeiten vereinfachend in vier Gruppen eingeteilt (0,0; 0,3; 0,6; 0,9). Daraufhin werden die oben beschriebenen Einflüsse auf Basis von a priori Wissen und Heuristiken in die Ermittlung der Güten für jeden Klassifikator eingebracht. So wird ein vorausfahrendes Fahrzeug, dessen Breite beispielsweise durch eine ermittelte Teilverdeckung schmaler als zu erwarten ist, trotzdem einer höheren Gütegruppe zugeteilt.

Die Güten der einzelnen Klassifikatoren (Breite, Länge, Geschwindigkeit oder detektierte Reflektoren) für die jeweiligen Klassen werden in einer Klassifikationsmatrix (Abbildung 11) gespeichert und mit einem, aus Fuzzy-Systemen bekannten, Min-Max-Kriterium ausgewertet. Aus den Einträgen für eine mögliche Klasse (vertikal) wird das Minimum bestimmt ($k_1 \dots k_6$).

	PED	CAR	TRUCK	BIKE	SMALL	BIG
Breite	k_{11}	k_{12}	k_{13}	k_{14}	k_{15}	k_{16}
Länge	k_{21}	k_{22}	k_{23}	k_{24}	k_{25}	k_{26}
Geschwindigkeit	k_{31}	k_{32}	k_{33}	k_{34}	k_{35}	k_{36}
Reflektoren	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 11: Klassifikationsmatrix für ein Objekt.

	PED	CAR	TRUCK	BIKE	SMALL	BIG
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 12: Übergangsmatrix, die den Übergang von einer Klasse in eine andere beschreibt.

Die Ergebnisse $k_1 \dots k_6$ aus der Klassifikationsmatrix werden über die Zeit gefiltert. Der aktuell ermittelte Wert wird mit einem Faktor aus der Übergangsmatrix (Abbildung 12) in die zeitliche Filterung integriert, um unterschiedlich wahrscheinliche Übergänge zu beschreiben. Ein Objekt, das seit einiger Zeit aufgrund der Breite als Pkw klassifiziert wird und aktuell die Breite eines Lkws aufweist, sollte schnell (ohne starke Hysterese: hohe Übergangswahrscheinlichkeit) als Lkw klassifiziert werden, da ein Pkw keine zu große Breite aufweisen kann. Dagegen 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 (starke Hysterese: geringe Übergangswahrscheinlichkeit) als Pkw klassifiziert werden, da die Breite durch Teilverdeckung, Verschmutzung oder Nicht-Beobachtbarkeit wiederholt als schmaler erscheinen kann.

Das gefilterte Ergebnis beinhaltet weiterhin für jedes Objekt Güten für jede Klasse ($\hat{k}_1 \dots \hat{k}_6$). Die auszugebende Klasse wird mit Hilfe des Maximums aus den gefilterten Ergebnissen bestimmt und ist gegeben durch

$$\hat{k} = \max(\hat{k}_1 \dots \hat{k}_6). \quad (17)$$

4 BILDVERARBEITUNG

Ein Vorteil des Messprinzips des Laserscanners ist, dass nur dort wo tatsächlich ein Gegenstand ist, eine Reflektion detektiert wird. Der Laserscanner ist dadurch sehr zuverlässig in der Detektion von Objekten. Wurde eine Reflektion erkannt, wird die Distanz zum Gegenstand mit einer hohen Genauigkeit vermessen. Beide Sensorcharakteristiken sind Schwachstellen in monokularen Bildverarbeitungsansätzen. Objektdetektion und Distanzmessungen können nur modellbasiert unter vielen Annahmen durchgeführt werden, wodurch sie unzuverlässig und ungenau sind. Ein Videobild hat andererseits eine wesentlich höhere Auflösung und zudem Texturinformation. Durch die Zusammenführung der Vorteile beider Messprinzipien entsteht ein Bildverarbeitungsmodul, welches gesteuert ist von der Objektdetektion

des Laserscanners und die Bestimmung der lateralen Position und Geschwindigkeit sowie der Breite verbessert.

4.1 AUFMERKSAMKEITSSTEUERUNG

In Abbildung 13 ist eine typische Szene auf einer Bundesautobahn (BAB) dargestellt. Drei Fahrzeuge (Car) werden vom Laserscanner erkannt. Zwei dieser Objekte befinden sich im überlappenden Sichtbereich beider Sensoren, ein Fahrzeug (ID: 3) wird nur vom Laserscanner vermessen. Die vom Laserscanner detektierten Objekte werden mit Hilfe einer homogenen Transformation, die durch die Kalibrierung der Sensoren gegeben ist, in das Bild projiziert. Ein zeitlicher Abgleich ist nicht notwendig, da der Bildaufnahmezeitpunkt auf den Messzyklus des Laserscanners synchronisiert ist.

Aus Position, Breite und Typ des Objekts, die von der Laserscannerdatenverarbeitung ermittelt werden, kann eine „Region of Interest“ (ROI) gebildet werden, in der das vollständige Objekt vermutet wird (Abbildung 14).

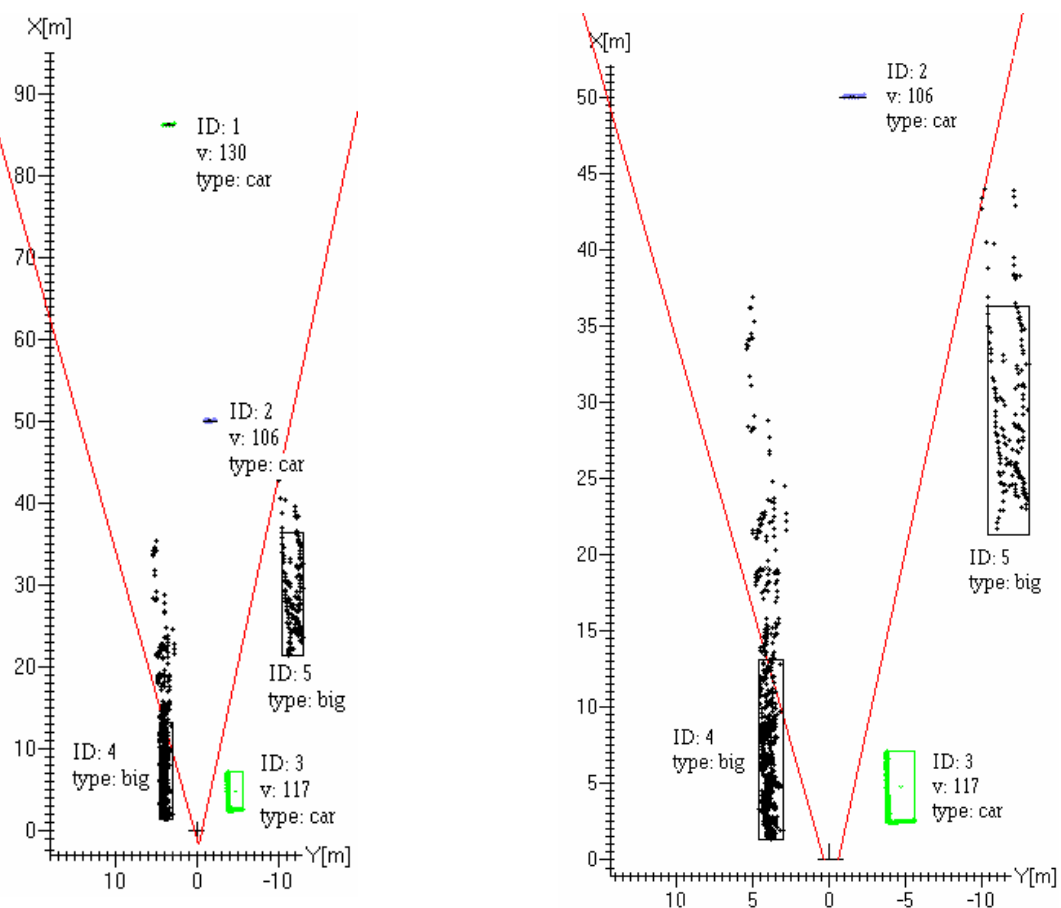


Abbildung 13: Eine typische Bundesautobahnszene (links: Sichtbereich bis 100m, rechts bis 50m). Die schwarzen Punkte zeigen die Messwerte des Laserscanners.

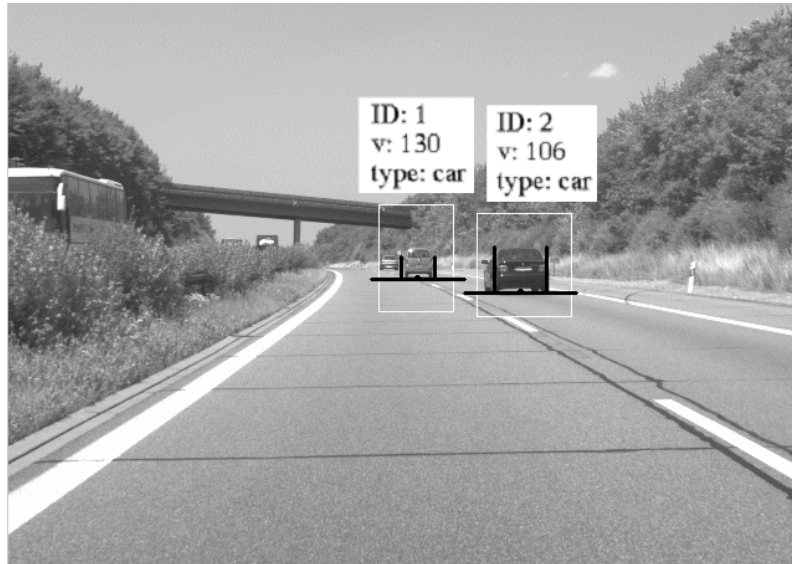


Abbildung 14: Die selbe Szene aus Abbildung 13 aus Sicht der Kamera. Die weißen Kästen um die Fahrzeuge deuten die ROIs an. Die schwarzen U-Formen zeigen die von der Bildverarbeitung ermittelte Position und Breite der Fahrzeuge.

4.2 OBJEKTVERMESSUNG

Die ROI von jedem Objekt wird nach Merkmalen untersucht, die die Existenz eines Fahrzeuges anzeigen. Abhängig von der Klassifikation des Laserscanners in Pkws (Car) oder Lkws (Truck), wird nach unterschiedlichen Merkmalen gesucht. Durch die Verwendung von adaptiven Schwellwerten ist die im Folgenden erläuterte Bildverarbeitung weitgehend unabhängig von unterschiedlichen Lichtverhältnissen.

4.2.1 Schatten

Ein wichtiges Merkmal ist der dunkle Unterboden eines Fahrzeuges und seine schwarzen Reifen. Für Fahrzeuge im Fernbereich ($>50\text{m}$) nehmen diese dunklen Bereiche eine spezielle Form an. Wie in Abbildung 15a gezeigt wird, sind Grauwerte der Reifen und einige Bildzeilen darüber sehr dunkel.

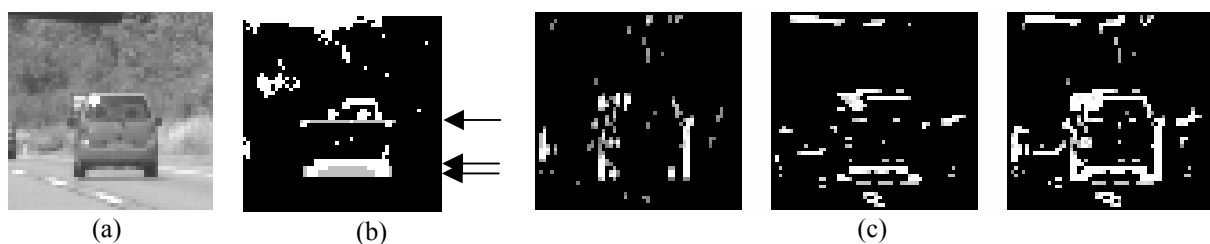


Abbildung 15: (a) ROI. (b) In grau die Reifen-Hypothesen im binären Bild (mit Pfeil angedeutet). (c) Vertikale, horizontale and kombinierte Bildkanten.

Um nach solchen Mustern zu suchen, wird ein binäres Bild von der ROI berechnet. In Abbildung 15b werden alle Bildpunkte in weiß dargestellt, die einen von der Beleuchtung abhängigen Grauwert unterschreiten. Alle Bildpunkte die über dem Schwellwert liegen sind schwarz. Mögliche Formen und Größen der Muster, die Unterboden und Reifen repräsentieren, sind motiviert durch die möglichen Breiten von Pkws und ihren Reifen. Die Mustervorlage wird auf die Entfernung skaliert, die vom Laserscanner vermessen wurde.

Das Reifen-Muster wird in jeder Bildzeile des ROI gesucht, wobei minimale und maximale Größen von Pkws und ihren Reifen berücksichtigt werden. Jede Übereinstimmung wird als Hypothese vorgehalten. In Abbildung 15b sind die Hypothesen in grau dargestellt und am Rand des Bildes durch Pfeile gekennzeichnet. Danach wird nach dunklen Regionen gesucht, die den Unterboden repräsentieren. Für alle Hypothesenkombinationen wird die wahrscheinlichste ermittelt und ausgegeben. Damit ist die Position und Breite des Fahrzeugs im Bildbereich bekannt. Zusammen mit der vom Laserscanner gemessenen Entfernung kann eine sehr genaue Position des Objekts im dreidimensionalen Koordinatensystem des Ego-Fahrzeuges berechnet werden.

Da diese Mustersuche nur auf Pkws im Fernbereich angewendet werden kann, müssen für andere Fahrzeugtypen und Positionen andere Merkmale in Betracht gezogen werden.

4.2.2 Bildkanten

Abbildung 15c zeigt horizontale, vertikale und kombinierte Kanten in der ROI des Objekts. Die ROI wird nach einer starken Unterstützung von vertikalen Kanten untersucht, die auf linke und rechte Ecke des Fahrzeughecks schließen lassen. Verschiedene Hypothesen werden mit der erwarteten, von der Laserscannerdatenverarbeitung ermittelten Breite und Position der Kanten, gewichtet. Besonders bei Lkws hat sich dieses Merkmal als besonders robust und präzise herausgestellt.

4.2.3 Symmetrie

Als letztes Merkmal wird die Symmetrie in der ROI berechnet. Der Symmetrieoperator wird genutzt, um mögliche Hypothesen von linken und rechten Kantenpaaren auf ihre Wahrscheinlichkeit hin zu untersuchen, die tatsächlichen Ecken des Fahrzeughecks darzustellen.

Die Symmetrie hat sich jedoch als ein unzuverlässiges Merkmal herausgestellt, da sie zum einen durch Beleuchtung, Schattenwürfe und den Blickwinkel gestört werden kann. Zum anderen gibt es Fahrzeuge, deren Heck keine Symmetrie aufweist.

4.3 MERKMALVERFOLGUNG

Um die Schätzungen über die Zeit zu stabilisieren werden markante Merkmale im ROI verfolgt. Zusätzlich zu einer Verdichtung der Merkmalwahrscheinlichkeit liefert diese Merkmalverfolgung eine Schätzung der lateralen Geschwindigkeit des Objekts, wenn sie mit der vom Laserscanner ermittelten Entfernung skaliert wird.

5 ERGEBNISSE

Die ersten automatischen Abstandsregler (ACC), basierend auf einem Radarsensor, haben gezeigt, dass ihre Ungenauigkeit in der Schätzung der lateralen Position vorausfahrender Fahrzeuge in einer unsicheren und verzögerten Spuruordnung und damit in einem schlechten Regelverhalten resultieren.

Der vorgestellte Fusionsansatz wurde in Hinblick auf die Schätzgenauigkeit der lateralen Position vorausfahrender Fahrzeuge getestet. Abbildung 16 zeigt die Distanz x eines vorausfahrenden Fahrzeugs. Der Pkw wurde zu jedem Zeitpunkt in einer Distanz von 50 – 100 m von beiden Sensoren erkannt und vermessen. Der zweite Graph zeigt die von der Laserscannerdatenverarbeitung ermittelte Breite (*width*) im Vergleich zur fusionierten Schätzung. Darunter ist die geschätzte laterale Position des vorausfahrenden Fahrzeugs aufgezeichnet. Alle Schätzwerte sind aus Einzelbildern und einem einzigen Laserscan ermittelt worden. Es wurde keine Filterung angewendet.

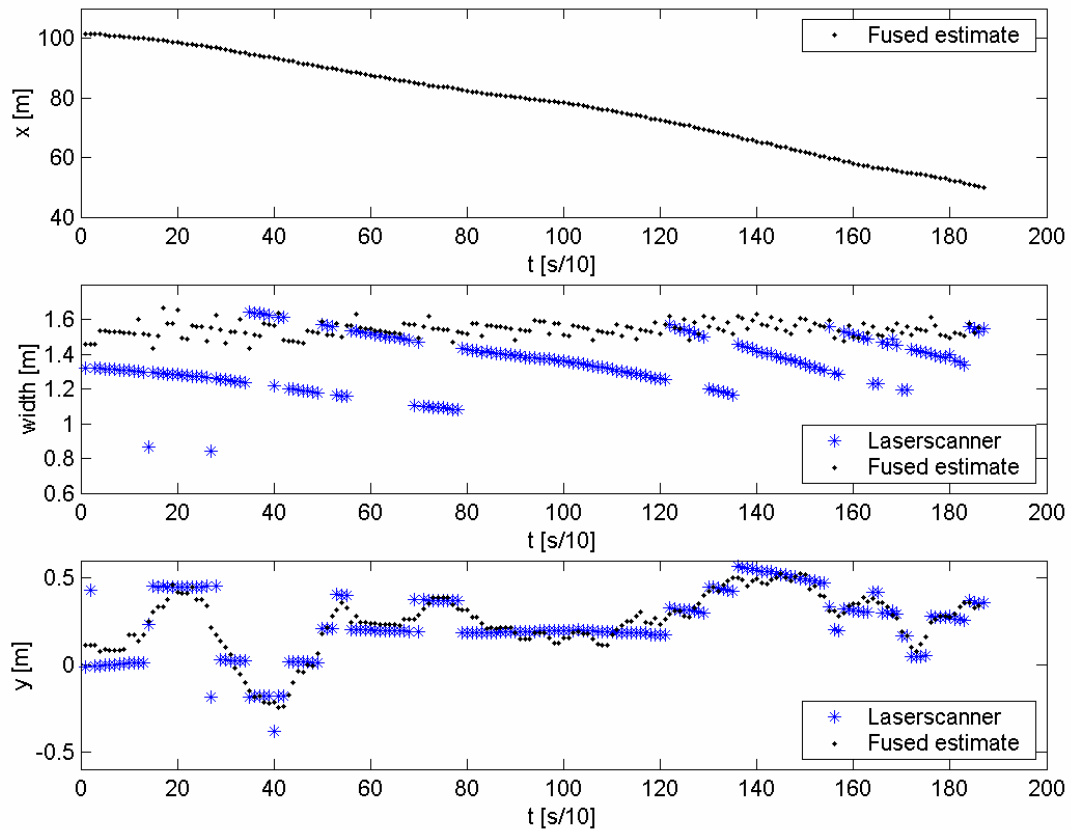


Abbildung 16: Entfernung x , Breite $width$ und die laterale Ablage y eines vorausfahrenden Fahrzeugs.

Die Schätzung der Breite und lateralen Position des Laserscanners zeigen die in Abschnitt 3.3 erläuterte Diskretisierung, die von der Winkelauflösung des Laserscanners herrührt. Es ist deutlich zu erkennen, dass die Bildverarbeitung besonders im Fernbereich die Genauigkeit der Breitenschätzung und der lateralen Positionsschätzung signifikant erhöht.

6 ZUSAMMENFASSUNG

Ein Sensorfusionssystem wurde präsentiert, welches die Objektverfolgung eines Laserscanners mit einem Videobild basierten Verfahren kombiniert, sowie die Fahrspur und die Eigenbewegung in eine dynamische Umfeldbeschreibung integriert. Die Objektverfolgung im Nahbereich ($<50\text{m}$) stützt sich hauptsächlich auf den Laserscanner, der einen Sichtbereich von annähernd 180° vor dem Fahrzeug abdeckt. Der Laserscanner führt eine Objektverfolgung durch und klassifiziert die erkannten Objekte, insbesondere Fußgänger.

Im Fernbereich wird die Schätzung der lateralen Position vorausfahrender Fahrzeuge durch ein Bildverarbeitungsmodul verbessert. Die fusionierte Schätzung weist eine hohe Genauigkeit auf, die für eine frühe Erkennung von Spurwechseln notwendig ist. Die Umfeldbeschreibung ist unabhängig von der Applikation und kann von mehreren automotiven aktiven Sicherheits- und Komfortfunktionen genutzt werden.

7 LITERATUR

- [1] Kay Fuerstenberg, Pierre Baraud, Gabriella Caporaletti, Silvia Citelli, Zafrir Eitan, Ulrich Lages, and Christoph Lavergne, "Development of a Pre-Chrash sensorial system — the CHAMELEON Project," in *VDI Berichte 1653: Fahrzeugkonzepte für das 2. Jahrhundert Automobiltechnik 2001*, Wolfsburg, Germany, 2001, pp. 289–310.

- [2] Dr. Jochen Langheim, A.J. Buchanan, Ulrich Lages, and M.Wahl, "CARSENSE—New environment sensing for advanced driver assistance systems," in *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium 2001*, Tokyo, Japan, 2001, pp. 89–94.
- [3] C. Stiller, J. Hipp, C. Rössig, and A. Ewald, "Multisensor obstacle detection and tracking," *Image and Vision Computing*, vol. 18, pp. 389–396, 2000.
- [4] Dominique Gruyer, Cyril Royere, and Veronique Berge-Cherfaoui, "Credibilist multi-sensor fusion for the mapping of dynamic environment," in *Fusion 2000*, Paris, France, July 2000.
- [5] A. Vukotich and Alexander Kirchner, "Sensor fusion for driver-assistance-systems," in *Elektronik im Kraftfahrzeug*, Baden-Baden, Germany, 2001.
- [6] K.C.J. Dietmayer, A. Kirchner and N. Kaempchen, "Fusionsarchitekturen zur Umfeldwahrnehmung für zukünftige Fahrerassistenzsysteme," in *Fahrerassistenzsysteme*, Springer Verlag, Germany, 2003, accepted
- [7] N. Kaempchen and K. C. J. Dietmayer, "Data synchronization strategies for multi-sensor fusion", in *Proceedings of the 10th World Congress on Intelligent Transport Systems and Services*, Madrid, Spain, 2003, No. T2250
- [8] Weisser, H.; Schulenberg, P.; Bergholz, R.; Lages, U.: Autonomous Driving on Vehicle Test Tracks: Overview, Motivation and Concept. *IEEE International Conference on Intelligent Vehicles*, Stuttgart, Germany, 1998.
- [9] Langheim, J.; etc.: CARSENSE – Sensing of Car Environment at Low Speed Driving. *Proceedings of ITS 2000, 7th World Congress on Intelligent Transport Systems*, Turin, Italy, 2000.
- [10] Tango, F.; Carrea, P.; Gobetto, E.: The Development of a Smart Pre-Crash System – the CHAMELEON project. *Proceedings of ITS 2000, 7th World Congress on Intelligent Transport Systems*, Turin, Italy, 2000.
- [11] Fuerstenberg, Kay Ch.; Baraud, Pierre; Caporaletti, Gabriella; Citelli, Silvia; Eitan, Zafir; Lages, Ulrich; Lavergne, Christophe: 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, Germany, November 2001.
- [12] Fuerstenberg, K.Ch.; Dietmayer, K.C.J; 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*, Chicago, USA, October 2002.
- [13] Fuerstenberg, K.Ch.; Dietmayer, K.C.J.; Lages, U.: *Laserscanner Innovations for Detection of Obstacles and Road*. *Proceedings of AMAA 2003, 7th International Conference on Advanced Microsystems for Automotive Applications*, Berlin, Germany, May 2003.
- [14] Blackman, S.S.: Multiple Target Tracking with Radar Applications. *Artech House*, Norwood, MA, 1986.
- [15] Bar-Shalom, Y.; Li, X.R.: Estimation and Tracking, Principles, Techniques, and Software. *Artech House*, Boston, 1993.
- [16] Fuerstenberg, K. Ch.; Hipp, J.; Liebram, A. (2000) A Laserscanner for detailed traffic data collection and traffic control. *Proceedings of ITS 2000, 7th World Congress on Intelligent Transport Systems*, Turin, Italy, 2000.
- [17] Cicilloni, R.; Deutsche, S.; Oltersdorf, K.M.; Gavrila, D.; : Results of vulnerable road user protection systems in PROTECTOR. *Proceedings of ITS 2003, 10th World Congress on Intelligent Transport Systems*, Madrid, Spain, November 2003.
- [18] Marchal, P.; Gavrila, D.; Letellier, L.; Meinecke, M.-M.; Morris, R.; Töns, M.: Save-U: an innovative sensor platform for vulnerable road user protection. *Proceedings of ITS 2003, 10th World Congress on Intelligent Transport Systems*, Madrid, Spain, November 2003.