

Positionierung eines Fahrzeugs in unbekanntem Gebieten mit Hilfe von Laserscannern

Localization in Unknown Environments Using Laser Scanner

Thorsten Weiss und Klaus Dietmayer

Viele Komfort- und Sicherheitsapplikationen benötigen eine präzise Information über die Eigenbewegung des Fahrzeugs. Aus den Daten von serienmäßig in heutigen Fahrzeugen verbauten Sensoren kann die Eigenbewegung bestimmt werden. Im Rahmen dieser Arbeit werden Algorithmen vorgestellt, die die Genauigkeit der Eigenbewegungsbestimmung mit Hilfe eines Laserscanners verbessern. Ein rasterbasierter und ein merkmalsbasierter SLAM Algorithmus für den robusten Einsatz im realen Straßenverkehr erlaubt die präzise Eigenbewegungsbestimmung in Innenstadt-, Landstraßen und Autobahnszenarien und auch in extremen Fahrmanövern wie Schleudern oder Drift.

Many assistant and safety applications depend on an accurate movement estimation of the host vehicle. In this work algorithms are proposed, which are able to improve the movement estimation using laser scanners. A grid based and a feature based SLAM method is proposed, which is adapted to real traffic scenarios. With the help of these algorithms precise movement estimation in standard urban, country road and highway scenarios and in extreme situations such as skidding is enabled.

Schlagwörter: Eigenbewegungsbestimmung, SLAM, Laserscanner, Online-Karte, Schleudern

Keywords: Movement estimation, SLAM, laser scanner, online map, skidding

1 Einleitung

Viele auf den Daten von Umfeldsensoren basierende automotiv Anwendungen benötigen präzise Informationen über die Eigenbewegung des Fahrzeugs. Um beispielsweise die Position, die Geschwindigkeit und die Orientierung von Objekten über Grund mit Hilfe von Umfeldsensoren wie Laserscanner, Radar oder Video präzise bestimmen zu können, ist die Kenntnis der genauen Bewegung des eigenen Fahrzeugs unerlässlich.

Die Fahrzeugbewegung kann aus serienmäßig verbauten ABS¹/ESP²-Sensoren wie Lenkwinkel-, Gierraten- und Raddrehzahlsensoren bestimmt werden. Ein möglicher Ansatz zur Bestimmung der Verschiebung und der Orientie-

rungsänderung eines Fahrzeugs zwischen zwei Zeitpunkten wird in Abschnitt 2 vorgestellt.

Diese Sensoren weisen jedoch eine gewisse Messunsicherheit auf, was zu Fehlern in der Eigenbewegungsbestimmung führt. Vor allem bei Reifenschlupf, Schleudern oder Drift des Fahrzeugs kann die Eigenbewegung des Fahrzeugs mit Hilfe dieser Sensoren nicht mehr ausreichend genau bestimmt werden. Um eine präzise Eigenbewegungsschätzung sowohl in diesen extremen als auch in gemäßigten Fahrmanövern zu ermöglichen, werden in Abschnitt 3 Algorithmen vorgestellt, die die Daten eines automotiven Laserscanners zur präzisen Eigenbewegungsschätzung hinzuziehen.

Stationäre Objekte im Fahrzeugumfeld werden aus den Laserscannerdaten extrahiert und als Fixpunkte zur Berechnung der Fahrzeugbewegung herangezogen. Da der

¹ ABS – Antiblockiersystem

² ESP – Elektronisches Stabilitätsprogramm

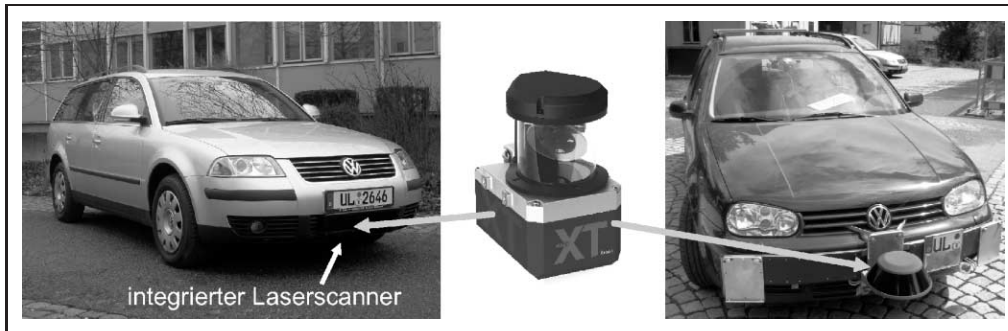


Bild 1: Versuchsfahrzeuge mit integrierten Laserscannern.

Laserscanner Geschwindigkeiten von Objekten nicht direkt messen kann, werden in Abschnitt 3.1 Algorithmen zur Generierung einer Online-Karte eingeführt, die die Trennung von sich bewegenden und stationären Gegenständen erlaubt. In dieser Arbeit werden zwei verschiedene Ansätze zur Bestimmung der Fahrzeugbewegung vorgestellt.

Mit Hilfe eines robusten rasterbasierten Ansatzes, der in Abschnitt 3.2 vorgestellt wird, wird die Eigenbewegungsschätzung vor allem in Hinblick auf die Bestimmung der Orientierungsänderung des Fahrzeugs in Innenstadt-, Landstraßen- und Autobahnscenarien verbessert. In Extremsituationen wie Schleudern oder Drift ist eine Eigenbewegungsbestimmung des Fahrzeugs mit Hilfe des in Abschnitt 3.3 eingeführten merkmalsbasierten Ansatzes möglich.

Da der Laserscanner Daten für Applikationen wie Stauassistenten, Fußgängerschutz, ACC³ Stop & Go, PreCrash oder Kreuzungsassistenten liefert, stellen die hier vorgestellten Algorithmen eine Alternative zu einer kostenintensiven zusätzlichen Inertialsensorik und eine weitere Anwendung des Multiapplikations-Laserscanners dar [2; 7].

2 Eigenbewegungsbestimmung mit Seriensensoren

2.1 Versuchsträger

Der Laserscanner ALASCA XT der Firma IBEO Automobile Sensor GmbH liefert ein detailliertes Entfernungprofil des Fahrzeugumfelds. Die Laserscanner wurden an der Fahrzeugfront wie in Bild 1 dargestellt montiert. Der horizontale Sichtbereich des Laserscanners beträgt abhängig von der Einbauposition und dem Gehäuse 160°–180°. Der Laserscanner erfasst die Umgebung in vier Scanebenen mit einem vertikalen Öffnungswinkel von 3,2°. Die Scanfrequenz wurde im Rahmen der Arbeit zu 12,5 Hz gewählt. Die serienmäßig verbauten ABS/ESP-Sensoren werden zur Eigenbewegungsschätzung verwendet. Zur quantitativen Bewertung von Algorithmen wird das Referenzsystem ADMA⁴ der Firma Genesys verwendet. Eine IMU⁵,

die drei Laserfaserkreise und drei Beschleunigungssensoren beinhaltet, bestimmt präzise die Bewegungsänderung und die Drehraten des Fahrzeugs. Die Positionsgenauigkeit des Systems beträgt in Verbindung mit einem hochgenauen RTK⁶-GPS⁷-Empfänger unter optimalen Bedingungen bis zu 2 cm.

2.2 Bestimmung der Eigenbewegung

In Fahrsituationen ohne stark ausgeprägten Reifenschlupf oder Drift erfolgt die Berechnung der Eigenbewegung auf Basis der integrierten Serien-ABS/ESP-Sensoren, die die Gierrate $\dot{\psi}_{m,i}$, die Raddrehzahlen des rechten und linken Hinterrades $v_{l,i}$, $v_{r,i}$ und den Lenkwinkel α_i messen. Die Messdaten werden bei den verwendeten Fahrzeugen über den CAN-Bus in Datenblöcken, die jeweils einen der genannten Messwerte enthalten, versandt. Die Datenblöcke treffen alle 20 ms ein. Um die Translation Δx_f , Δy_f und die Orientierungsänderung $\Delta \psi_f$ des Fahrzeugs zwischen zwei Laserscans, die alle 80 ms eintreffen, berechnen zu können, wird die Translation $\Delta x_{f,i}$, $\Delta y_{f,i}$ und die Orientierungsänderung $\Delta \psi_{f,i}$ für die einzelnen Datenblöcke, die zwischen zwei Laserscans liegen, berechnet und akkumuliert (siehe Bild 2).

Zur Berechnung der Translation und Orientierungsänderung wird ein Einspurmodell zu Grunde gelegt. Für die Positionsänderung \dot{x}_f und \dot{y}_f und für die Gierrate $\dot{\psi}$ gilt:

$$\dot{x}_f = v \cdot \cos \psi \quad (1)$$

$$\dot{y}_f = v \cdot \sin \psi \quad (2)$$

$$\dot{\psi}_f = \text{const} \quad (3)$$

⁶ RTK – Real Time Kinematik

⁷ GPS – Global Positioning System

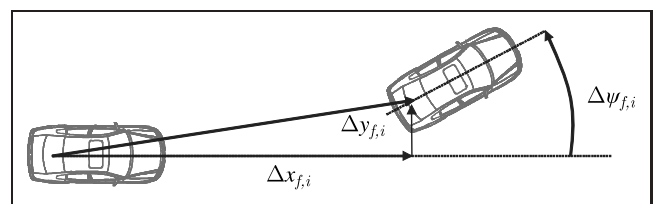


Bild 2: Verschiebung $\Delta x_{f,i}$, $\Delta y_{f,i}$ und Orientierungsänderung $\Delta \psi_{f,i}$ des Fahrzeugs.

³ ACC – Adaptive Cruise Control (Abstandsregeltempomat)

⁴ ADMA – Automotive Dynamic Motion Analyzer

⁵ IMU – Inertial Measurement Unit

ψ_f ist der Gierwinkel und v die Geschwindigkeit des Fahrzeugs. Durch Integration kann die Verschiebung des Fahrzeugs innerhalb der Zeitspanne T_b ermittelt werden:

$$x_{f,i} = x_{f,i-1} + \Delta x_{f,i} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \Delta x_{f,i} &= \int_{t=0}^{T_b} v_i \cdot \cos(\psi_{i-1} + \dot{\psi}_i \cdot t) dt \\ &= \frac{v_i}{\dot{\psi}_i} \sin(\psi_{i-1} + \dot{\psi}_i \cdot T_b) - \frac{v_i}{\dot{\psi}_i} \cdot \sin \psi_{i-1} \end{aligned} \quad (5)$$

$$y_{f,i} = y_{f,i-1} + \Delta y_{f,i} \quad (6)$$

$$\Delta y_{f,i} = -\frac{v_i}{\dot{\psi}_i} \cos(\psi_{i-1} + \dot{\psi}_i \cdot T_b) + \frac{v_i}{\dot{\psi}_i} \cdot \cos \psi_{i-1} \quad (7)$$

Die Orientierung des Fahrzeugs $\psi_{f,i}$ ist der Winkel der Fahrzeuglängsachse relativ zu einem Startwinkel:

$$\psi_i = \psi_{i-1} + \Delta \psi_i \quad (8)$$

$$\Delta \psi_i = \int_{t=0}^{T_b} \dot{\psi} dt = +\dot{\psi} \cdot T_b \quad (9)$$

Für den Sonderfall $\dot{\psi}_i \rightarrow 0$ ergibt sich:

$$x_{f,i} = x_{f,i-1} + v_i \cdot T_b \cdot \cos \psi_{i-1} \quad (10)$$

$$y_{f,i} = x_{f,i-1} + v_i \cdot T_b \cdot \sin \psi_{i-1} \quad (11)$$

$$\psi_i = \psi_{i-1} \quad (12)$$

Die Geschwindigkeit des Fahrzeugs v_i wird aus dem Mittelwert der beiden nicht angetriebenen Hinterradgeschwindigkeiten $v_{l,i}$ und $v_{r,i}$ berechnet:

$$v_i = \frac{v_{l,i} + v_{r,i}}{2} \quad (13)$$

Die Gierrate $\dot{\psi}_i$ kann einerseits aus den Messdaten des Gierratensensors $\dot{\psi}_{m,i}$ und andererseits aus dem Ackermannwinkel δ_m , also dem Radeinschlagwinkel berechnet werden. Dieser wird aus dem Lenkradwinkel α_i abgeleitet. l ist der Radstand des Fahrzeugs.

$$\dot{\psi}_i = \dot{\psi}_{m,i} \quad (14)$$

$$\dot{\psi}_i = \frac{v_i}{l} \cdot \tan \delta_{m,i} \quad (15)$$

Untersuchungen der Messgenauigkeit der Gierratenbestimmung mit Hilfe des ADMA Referenzsystems ergaben, dass die Bestimmung der Gierrate mit Hilfe des Lenkradwinkelsensors in langsam gefahrenen Manövern wie dem Abbiegen in Innenstädten oder Einparken eine höhere Genauigkeit liefert als der Gierratensensor.

Bei langsamen Kurvenfahrten ist die Unsicherheit der resultierenden Bestimmung der Orientierungsänderung des serienmäßig verbauten Gierratensensors aufgrund der geringen Gierrate und der Diskretisierung der Daten recht hoch. Bei hoher Geschwindigkeit und hohen Kurvengeschwindigkeiten sind die Daten des Gierratensensors jedoch präziser, da

dessen inertiales Messprinzip nicht von Drift- und Schlupf-effekten der Reifen beeinträchtigt wird. Auch eine Modellierung und Berücksichtigung des Schwimmwinkels brachte nicht die hohe Genauigkeit des Gierratensensors in schnell gefahrenen engen Kurven. Der nicht zu vernachlässigende Offsetfehler, den die meisten Serien-Gierratensensoren aufweisen, wird im Stand bestimmt und fortwährend kompensiert. Zur Umschaltung der beiden Sensordaten wurden mit Hilfe des Referenzsystems geeignete Schwellwerte für die Geschwindigkeit und die Gierrate gewählt.

3 Eigenbewegungsschätzung mit Laserscannerdaten

Die Ergebnisse des letzten Abschnitts zeigen, dass die Eigenbewegungsbestimmung auf Basis der ESP-Sensoren vor allem in Kurvenfahrten eine Unsicherheit hinsichtlich der Bestimmung der Orientierungsänderung aufweist. Für einige Anwendungen reicht die Genauigkeit aus, jedoch profitieren viele Applikationen von einer präziseren Bestimmung der Eigenbewegung.

Beispielsweise kann die Schätzung der Lateralgeschwindigkeit von Fahrzeugen mit Hilfe von Laserscannern signifikant verbessert werden [2]. Auch die Verfolgung von fernen Objekten wie Fußgängern und die Bestimmung ihrer Trajektorien profitieren durch eine genauere Eigenbewegungsbestimmung.

Navigationssysteme nutzen die Eigenbewegungsbestimmung zur Koppelnavigation, um ausbleibende GPS-Messungen in Tunneln oder Häuserschluchten zu überbrücken. Der akkumulierte Fehler der Koppelnavigation wird durch eine präzisere Eigenbewegungsschätzung verringert. Auch weitere Applikationen wie die Fahrkorridorbestimmung [6] und die Positionierung mit Kartenlandmarken [5] gewinnen an Genauigkeit und Robustheit.

Weiterhin kann die Bewegung des Fahrzeugs in Schleuderszenarien oder bei Driftmanövern des Fahrzeugs mit den Seriensensoren nicht hinreichend genau bestimmt werden, da die Raddrehzahlen keine gültige Aussage über die Bewegung des Fahrzeugs treffen. Vor allem in diesen extremen Situationen ist jedoch eine genaue Bestimmung der Eigenbewegung für zukünftige Sicherheitsapplikationen von großer Bedeutung.

Um die Genauigkeit der Eigenbewegungsschätzung zu erhöhen, wurden Algorithmen entwickelt, die die Daten des Laserscanners nutzen, um die Eigenbewegung des Fahrzeugs präziser zu bestimmen. Im Rahmen von Forschungstätigkeiten aus dem Gebiet der Robotik wird diese Problemstellung unter dem Begriff SLAM⁸ behandelt. Diese Ansätze können in zwei Algorithmenfamilien unterteilt werden [3; 4].

Beim rasterbasierten Ansatz wird fortwährend eine Rasterkarte der Umgebung wie in Abschnitt 3.1 beschrieben erstellt, der aktuelle Laserscan möglichst passgenau auf diese

⁸ Simultaneous Localization and Mapping – Simultane Erstellung einer Umgebungskarte und die Positionierung relativ zu der erstellten Karte

gelegt und daraus die genaue Bewegung des Fahrzeugs bestimmt. In Abschnitt 3.2 wird ein Ansatz für die Verwendung im automotiven Umfeld eingeführt. Abschnitt 3.3 führt einen merkmalsbasierten Ansatz ein, bei dem stationäre Gegenstände im Fahrzeugumfeld detektiert und als Landmarken zur Bestimmung der Eigenbewegung herangezogen werden.

3.1 Online-Karte

Wie bereits erwähnt, wird bei SLAM Ansätzen das stationäre Umfeld zur Bestimmung der Eigenbewegung herangezogen. Da der Laserscanner Geschwindigkeiten von detektierten Objekten nicht direkt messen kann, wurden zur robusten Unterscheidung von stationären und sich bewegenden Objekten Algorithmen zur Erstellung einer Online-Karte entwickelt, die verwandt zu Occupancy-Grid-Ansätzen sind [4]. Die Online-Karte stellt im Rahmen dieser Arbeit die Basis für den rasterbasierten und den merkmalsbasierten Ansatz dar.

Das Gebiet um das Fahrzeug wird zu quadratischen Gitterzellen diskretisiert. Jede Gitterzelle m_i der Online-Karte beinhaltet die Historie der Messungen aller vergangener Zeitschritte $z_1 \dots z_{t-1}$ in Form einer Besetzungswahrscheinlichkeit $0 < p(m_i | z_1 \dots z_{t-1}) < 1$. Zellen mit hoher Besetzungswahrscheinlichkeit von $p(m_i) > 0,5$ gelten als besetzt, Zellen mit niedriger Besetzungswahrscheinlichkeit von $p(m_i) < 0,5$ als unbesetzt.

3.1.1 Verschieben der Online-Karte

Das Fahrzeug bewegt sich virtuell über die Zellen der Online-Karte. Da die Online-Karte eine feste Größe aufweist, muss diese in jedem Zeitschritt verschoben werden. Die Eigenbewegungsbestimmung mit ESP-Sensoren liefert die Translation und Orientierungsänderung zwischen zwei Messzeitschritten des Laserscanners, woraus die Position des Fahrzeugs relativ zum Koordinatensystem der Online-Karte berechnet und die Karte entsprechend nachgeführt wird. Bild 3 verdeutlicht die Nachführung der Online-Karte. Zellen m_r am Rand der Online-Karte erhalten die Besetzungswahrscheinlichkeit $p(m_r | z_1 \dots z_{t-1}) = 0,5$ und gegenüberliegende Zellen werden gelöscht. Die Orientierung des Fahrzeugs wird ebenfalls entsprechend der Orientierungsänderung der Eigenbewegungsbestimmung korrigiert. Das Fahrzeug dreht sich also relativ zum Koordinatensystem der Online-Karte.

3.1.2 Erweitertes Inverses Sensormodell

Die Unsicherheiten der Eigenbewegungsbestimmung und des Laserscanners führen zu einer unsicheren Position der Distanzmessungen im Koordinatensystem der Online-Karte. Dadurch können ferne Distanzmessungen nicht eindeutig einer bestimmten Zelle zugeordnet werden. Wird dieser Effekt nicht beachtet, so werden Distanzmessungen in aufeinander folgenden Zeitschritten oftmals verschiedenen Zellen zugeordnet. Dies hat zur Folge, dass vor allem kleine sta-

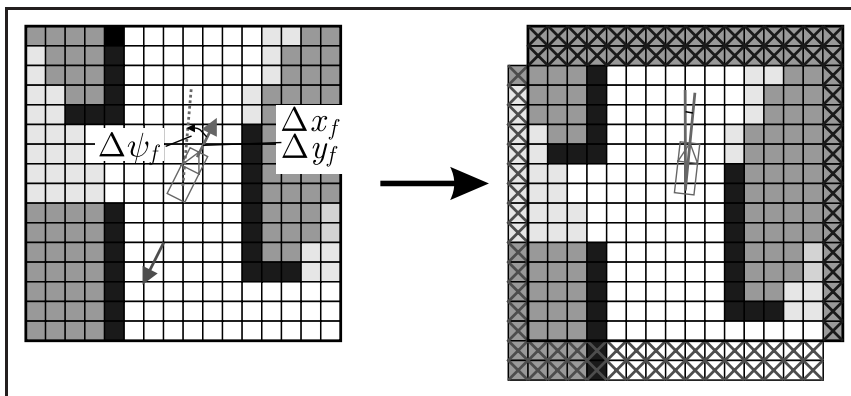


Bild 3: Nachführen der Online-Karte.

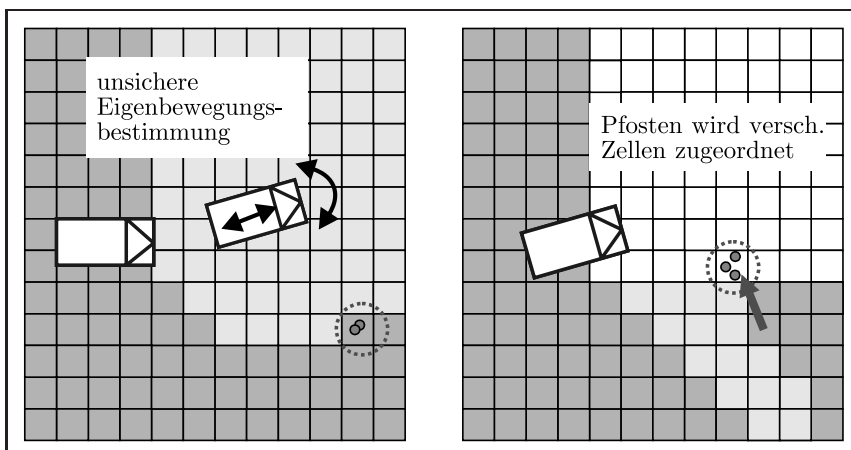


Bild 4: Ohne Berücksichtigung der Unsicherheiten der Eigenbewegungsschätzung würden kleine ferne Objekte nicht in die Karte eingetragen, da sich Messpunkte in aufeinander folgenden Zeitschritten nicht in den selben Zellen befinden.

tionäre Objekte wie Ampel-, Schilder- oder Leitpfosten nicht in die Online-Karte eingetragen werden. Bild 4 verdeutlicht dies an einem Beispiel. Dies verschlechtert die Leistungsfähigkeit des merkmalsbasierten SLAM-Ansatzes (Abschnitt 3.3) und auch anderer Algorithmen wie beispielsweise der Fahrkorridorerkennung mit Leitpfosten oder sonstigen kleinen Gegenständen, die die Randbebauung repräsentieren.

Mit Hilfe eines inversen Sensormodells werden die Besetzungswahrscheinlichkeiten $p(m_i|z_t)$ der Zellen aus den Distanzmessungen des Laserscanners bestimmt. Die vorliegende Formulierung berücksichtigt Unsicherheiten der Eigenbewegungsbestimmung und Messunsicherheiten des Laserscanners.

Bild 5 zeigt die Unsicherheiten beispielhaft. Die resultierende 3- σ -Ellipse überstreicht mehrere Zellen. Die Besetzungswahrscheinlichkeit für alle Mittelpunkte der Zellen $x_{mp,i}, y_{mp,i}$, die innerhalb der 3- σ -Ellipse liegen, wird mit Hilfe einer zweidimensionalen Wahrscheinlichkeitsfunktion berechnet:

$$f(x_{mp,i}, y_{mp,i}) = \frac{1}{k \cdot 2\pi\sigma_\psi\sigma_d} \cdot \exp\left(-\frac{x_{mp,i}}{2 \cdot \sigma_\psi^2} - \frac{y_{mp,i}}{2 \cdot \sigma_d^2}\right) \quad (16)$$

Der Skalierungsfaktor k ist die einzige heuristische Größe und kann entsprechend der Anforderung der Applikation

gewählt werden. Zur Verdeutlichung sind in Bild 6 Besetzungswahrscheinlichkeiten für drei unterschiedliche Unsicherheitswerte dargestellt.

Falls die Eigenbewegung auf Basis der ESP-Sensoren berechnet wurde, wird die Unsicherheit einen größeren Wert annehmen als bei der Verwendung von korrigierenden SLAM-Ansätzen, wie sie in den folgenden Abschnitten vorgeschlagen werden. Die Unsicherheiten werden als unabhängig und gaußverteilt angenommen. Andere Wahrscheinlichkeitsverteilungen sind hierbei ohne weiteres anwendbar.

Das Distanzprofil des Laserscans enthält weiterhin Informationen über freie Bereiche. Zellen, die sich zwischen dem Laserscanner und einem detektierten Objekt oder im Bereich von Winkelschritten, in denen kein Objekt detektiert wurde, befinden, erhalten eine Besetzungswahrscheinlichkeit $p(m_i|z_t) < 0,5$. Die Besetzungswahrscheinlichkeiten dieser Zellen werden nicht auf einen festen Wert gesetzt, sondern steigen mit der radialen Entfernung d zum Laserscanner an:

$$p(m_i, d) = \begin{cases} \frac{0,4 \cdot d_{min}}{d_{max}} & \text{for } 0 \leq d \leq d_{min} \\ \frac{0,4}{d_{max}} \cdot d & \text{for } d_{min} \leq d \leq d_{max} \\ 0,5 & \text{for } d > d_{max} \end{cases} \quad (17)$$

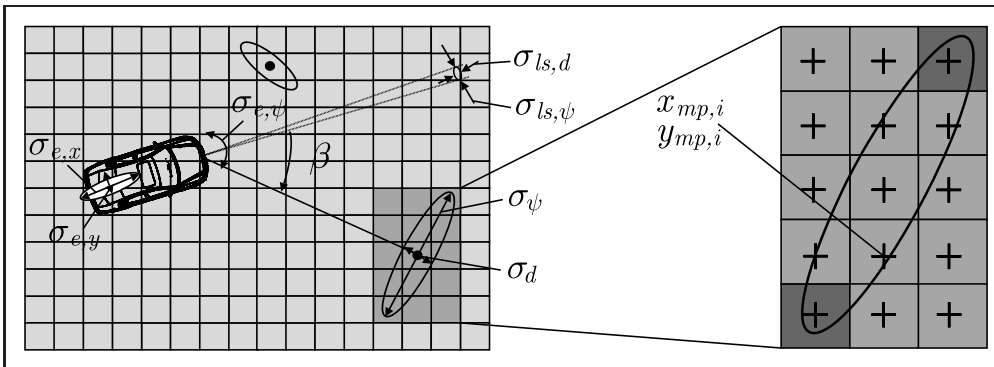


Bild 5: Die resultierenden Unsicherheiten σ_ψ und σ_d werden aus den Unsicherheiten der Eigenbewegungsbestimmung $\sigma_{e,x}, \sigma_{e,y}$ und $\sigma_{e,\psi}$, den Unsicherheiten des Laserscanners $\sigma_{ls,d}$ und $\sigma_{ls,\psi}$ und dem Winkel zwischen der Fahrzeuglängsachse und der Geraden vom Laserscanner zur Distanzmessung β mit Hilfe des Gauß'schen Fehlerfortpflanzungsgesetzes berechnet. Die Besetzungswahrscheinlichkeiten der Zellen an der Position $x_{mp,i}, y_{mp,i}$, die innerhalb der 3- σ -Ellipse liegen, werden nach Gleichung (16) bestimmt.

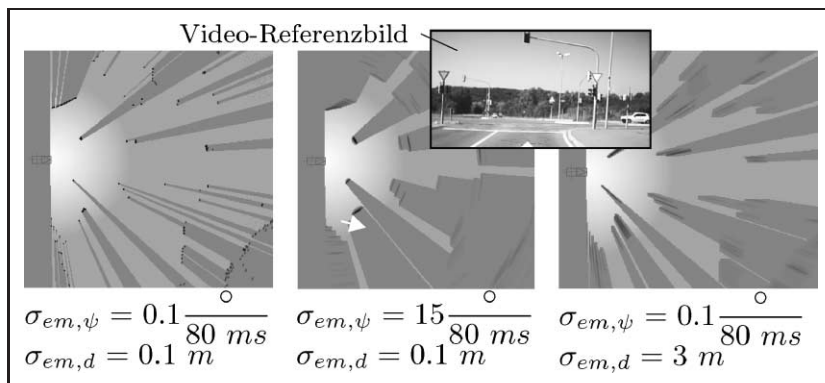


Bild 6: Auswirkung verschiedener Unsicherheiten auf die Besetzungswahrscheinlichkeiten der Zellen $p(m_i|z_t)$. Links: Unsicherheit für die Eigenbewegungsbestimmung mit ESP-Sensoren. Mitte und rechts: Große Werte für die Orientierungsunsicherheit und die Positionsunsicherheit.

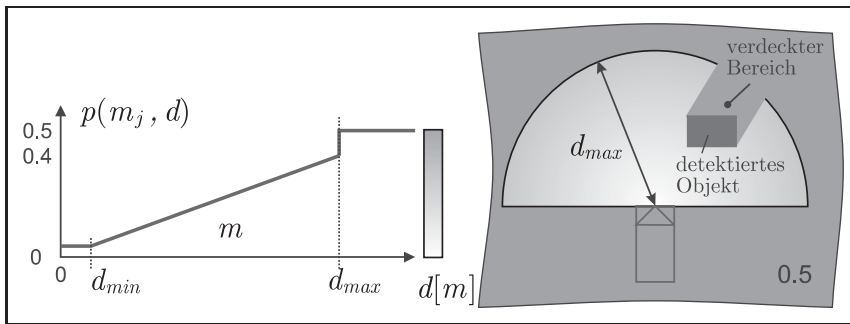


Bild 7: Die Besetzungswahrscheinlichkeiten von vermeintlich freien Zellen steigen in Abhängigkeit des radialen Abstandes d zum Laserscanner nach Gleichung (17) an.

d_{max} beschreibt die maximal betrachtete radiale Entfernung zum Laserscanner, d_{min} gibt eine untere Schranke an. Bild 7 veranschaulicht den Wahrscheinlichkeitsverlauf.

Diese Formulierung hat entscheidende Vorteile im Straßenumfeld. Nahe Objekte, wie beispielsweise stehende Fahrzeuge, die sich zu bewegen beginnen, werden schneller aus der Online-Karte entfernt, da im Nahbereich ein kleiner Wert für die Besetzungswahrscheinlichkeit der Zellen gewählt wird. In großer Entfernung detektiert der Laserscanner in manchen Fällen keine Echos von kleinen Objekten. Dies wird durch den ansteigenden Verlauf der Besetzungswahrscheinlichkeit berücksichtigt.

3.1.3 Aktualisierung der Online-Karte

Die Besetzungswahrscheinlichkeiten der Zellen der Online-Karte des aktuellen Zeitschritts $p(m_i|z_1 \dots z_t)$ werden mit Hilfe eines Binary Bayes Filters berechnet:

$$p(m_i|z_1, \dots, z_t) = \frac{S}{1+S} \quad (18)$$

$$S = \frac{p(m_i|z_t)}{1-p(m_i|z_t)} \cdot \frac{p(m_i|z_1, \dots, z_{t-1})}{1-p(m_i|z_1, \dots, z_{t-1})} \quad (19)$$

Um numerische Probleme zu vermeiden, verbleiben die Besetzungswahrscheinlichkeiten innerhalb einer Schranke ϵ :

$$\epsilon < p(m_i|z_1, \dots, z_t) < 1 - \epsilon \quad (20)$$

3.2 Rasterbasierter SLAM – gridSLAM

Die Idee des gridSLAM-Algorithmus besteht darin, die Distanzmessungen des aktuellen Laserscans möglichst genau auf die bereits erzeugte Online-Karte einzupassen und daraus die Bewegung des Fahrzeugs zu berechnen. Die Position des Fahrzeugs relativ zur Online-Karte wird hierzu in diskreten Schritten verschoben und gedreht. Bei jeder Position und Orientierung wird die Anzahl der Zellen bestimmt, in denen sich Distanzmessungen in besetzten Zellen in der Online-Karte befinden. Die Position und Orientierung mit der maximalen Anzahl wird zum Update der Online-Karte und zur Korrektur der Eigenbewegungsschätzung verwendet.

Hierzu müssen die Distanzmessungen, die im Koordinatensystem des Laserscanners gegeben sind, in das Koordinatensystem der Online-Karte transformiert werden. Dies

bedeutet bei der hohen Anzahl von Messpunkten einen recht hohen Rechenaufwand. Um einen echtzeitfähigen Algorithmus zu erhalten, muss die Anzahl der getesteten Winkel- und Positionsschritte eingeschränkt werden.

Eine umfangreiche Voruntersuchung mit realen Daten in innerstädtischen Gebieten, Landstraßen- und Autobahn-szenarien sollte zeigen, welche Suchbereiche und Schrittweiten gewählt werden müssen, um eine robuste und zugleich präzise Arbeitsweise des Algorithmus zu erhalten [1].

Diese Voruntersuchung ergab, dass die Bestimmung der Translation, also der zurückgelegte Weg, mit Hilfe der Eigenbewegungsbestimmung in driftfreien Fahrmanövern hinreichend genau bestimmt werden kann. Die eigentliche Fehlerquelle ist die Schätzung der Orientierungsänderung zwischen zwei Laserscans. Der Winkelfehler ist hierbei zwar lediglich in einem Bereich von ca. $0,1^\circ$ bis $0,6^\circ$ pro Zeitschritt (80 ms), doch bereits dieser geringe Fehler verschlechtert aufbauende Applikationen signifikant. Weiterhin sind Konturen von stationären Objekten in der Online-Karte nicht mehr scharf eingetragen.

Eine sehr robuste und zugleich präzise Korrektur des Orientierungsfehlers wird durch den Test von sieben oder neun Winkelschritten im Bereich von $-0,8^\circ$ bis $0,8^\circ$ erreicht. Der Algorithmus ist damit in Echtzeit ausführbar (ca. 20 ms, PC mit Pentium IV 1,6 GHz).

Sich bewegende Objekte können das Ergebnis des Algorithmus verfälschen. Entgegenkommende Fahrzeuge bewegen sich auf bereits als frei markierten Zellen und werden somit vom gridSLAM-Algorithmus vernachlässigt. Vorausfahende Fahrzeuge erzeugen jedoch einen Schweif hinter dem Fahrzeugheck. Ein Algorithmus zur Detektion der Schweife markiert diese in der Online-Karte. Die Zellen, in denen sich ein Schweif befindet, werden von dem gridSLAM-Algorithmus nicht berücksichtigt. Bild 8 zeigt einige beispielhafte Schweife und das Ergebnis der Schweifdetektion. Auch die Geschwindigkeit und Orientierung des Fahrzeugs kann mit Hilfe dieses Algorithmus bestimmt werden [6].

Um den Effekt der Winkelkorrektur in Bezug auf die verbesserte Darstellung der stationären Infrastruktur in der Online-Karte zu verdeutlichen, ist eine Fahrt durch eine enge Kurve in der Innenstadt in Bild 9 dargestellt. Konturen von stationären Gegenständen sind hier durch die Verwendung von gridSLAM sehr viel schärfer abgebildet.

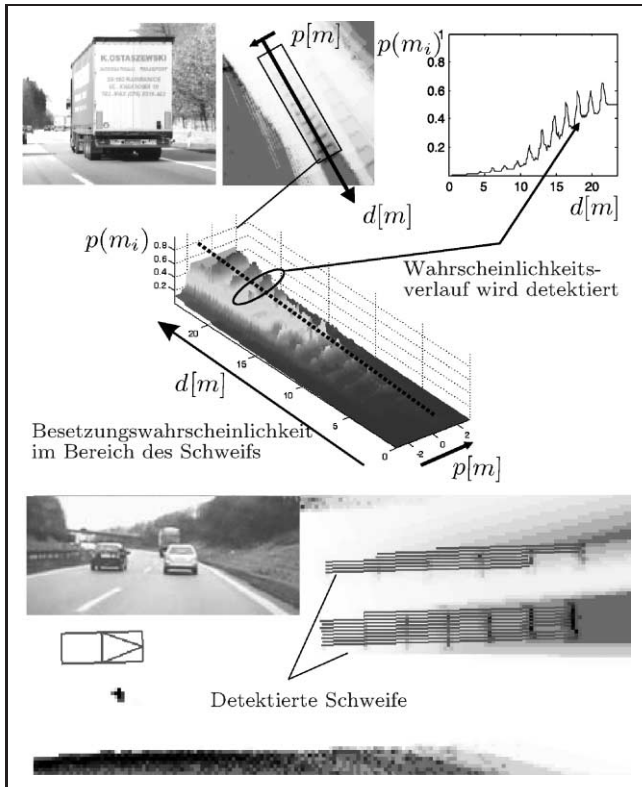


Bild 8: Vorausfahrende Fahrzeuge erzeugen Schweiße in der Online-Karte. Der typische Verlauf der Besetzungswahrscheinlichkeiten wird detektiert. Die Bereiche in der Online-Karte, die einen Schweiße aufweisen, werden von dem gridSLAM-Algorithmus vernachlässigt.

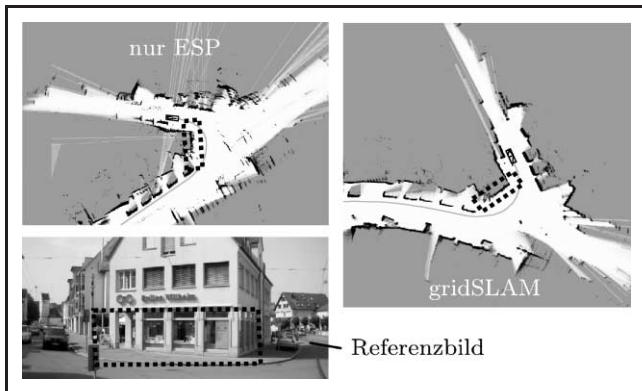


Bild 9: Enge Kurve in einer innerstädtischen Szene. Links: ohne gridSLAM-Algorithmus unter Berücksichtigung der Unsicherheiten der Eigenbewegungsbestimmung. Rechts: mit gridSLAM.

Durch die Kompensation dieser Winkelfehler werden Algorithmen zur Koppelnavigation verbessert. Bild 10 zeigt die Trajektorie einer Fahrt durch die Innenstadt und auf der Landstraße und im Vergleich die Trajektorie, die mit Hilfe des Referenzsystems aufgezeichnet wurde.

3.3 Merkmalsbasierter SLAM

Beim merkmalsbasierten Ansatz werden stationäre Landmarken, die eine bestimmte Eigenschaft aufweisen wie eine Ecken-, Geraden- oder Punktform aus dem Laserscan extrahiert und über die Zeit verfolgt, was einem „Entlang-

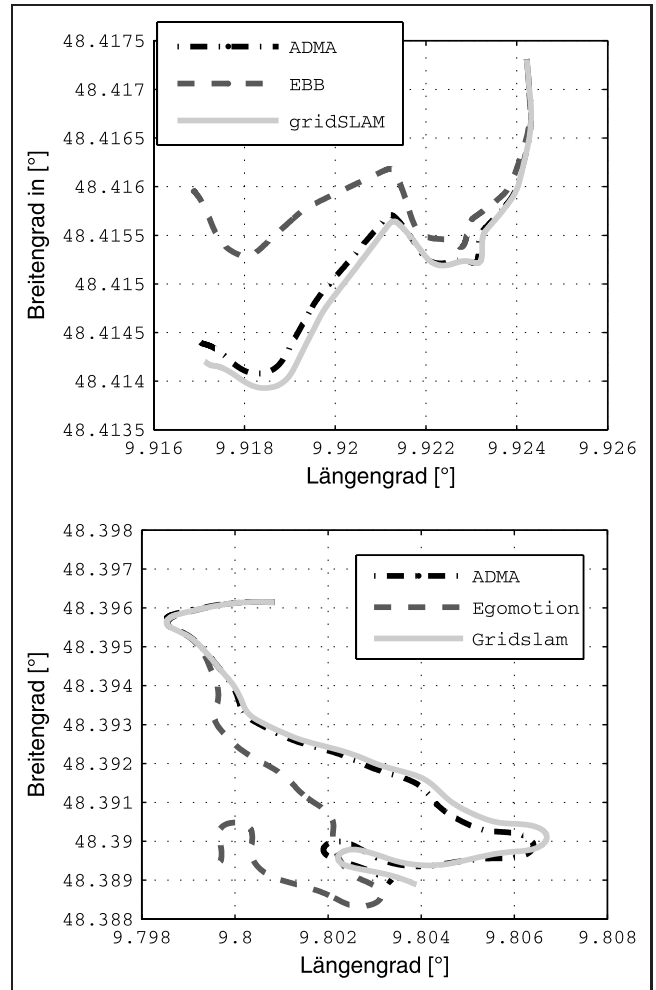


Bild 10: Vergleich der berechneten Trajektorien. Die Fehler der Trajektorie, die mittels Koppelnavigation aus der Eigenbewegungsbestimmung (EBB) berechnet werden, werden durch den Einsatz von gridSLAM signifikant verringert. Die resultierende Trajektorie kommt der realen Trajektorie (ADMA) sehr viel näher. Oben: Innenstadtszene. Unten: Landstraßenszene.

hangeln“ an diesen stationären Gegenständen entspricht. Die Untersuchung dieser in der Literatur vielfach behandelten Ansätze sollte zeigen, welche Algorithmen sich im Verkehrsumfeld zur Erhöhung der Genauigkeit der Eigenbewegungsbestimmung eignen.

Ein wesentlicher Unterschied im realen Straßenverkehr, vor allem in innerstädtischen Szenarien im Vergleich zu Indoorszenarien, die vielfach im Bereich der Robotik behandelt werden, ist die hohe Anzahl von beweglichen Objekten und das verschiedenartige, sich schnell ändernde stationäre Umfeld. Aufgrund von hohen Geschwindigkeiten des Fahrzeugs in Autobahn- oder Landstraßenszenarien ist das stationäre Umfeld auch nur wenige Zeitschritte im Sichtbereich des Laserscanners.

Die eigentliche Kernherausforderung bei im Straßenverkehr einsetzbaren merkmalsbasierten SLAM-Ansätzen ist eine robuste Detektion von stationären Gegenständen aus den Daten des Laserscanners. Eine robuste Assoziation dieser Landmarken eines Laserscans zu denen des nächsten Scans ist eine weitere Herausforderung. Zur robusten Detektion

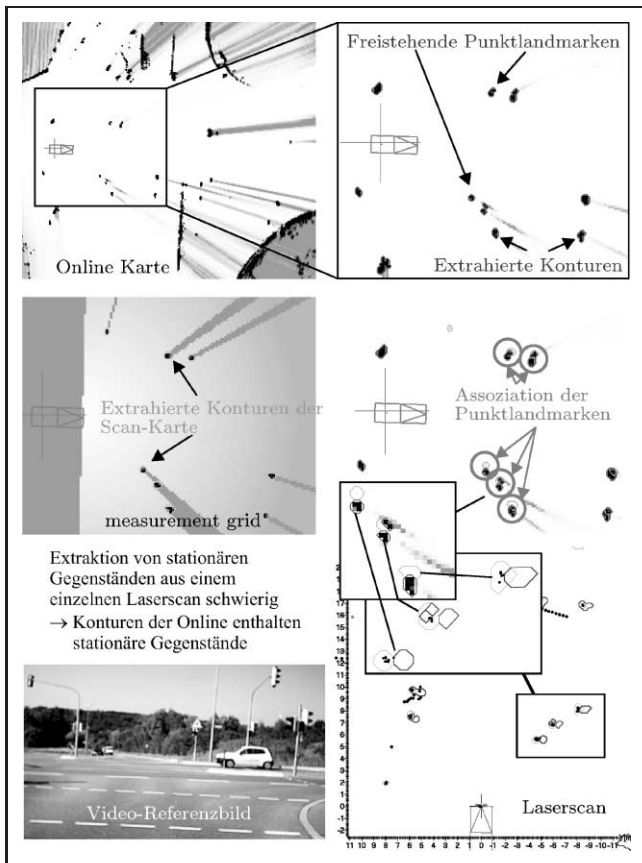


Bild 11: Punktländer werden aus den Konturen der Online-Karte extrahiert. Nach erfolgreicher Assoziation mit Hilfe des TrAss [5]-Algorithmus wird die Bewegung des Fahrzeugs berechnet.

von stationären Gegenständen wird in dieser Arbeit die Online-Karte verwendet. Der hier vorgeschlagene Ansatz vereint somit die rasterbasierte mit der merkmalsbasierten Methode, weshalb hier die Bezeichnung hybridSLAM gewählt wurde.

Ein Konturextraktionsalgorithmus markiert alle Umrisse von zusammenhängenden Objekten in der Online-Karte. Das Ergebnis der Konturextraktion ist in Bild 11 am Beispiel einer Kreuzungsszene dargestellt. Kleine Objekte wie Pfosten werden nun als Landmarken markiert und mit Hilfe des Assoziationsalgorithmus TrAss einander zugeordnet [5]. Dadurch lässt sich die Fahrzeugbewegung berechnen. Diese Vorgehensweise erlaubt eine robuste Detektion und Assoziation von Punktländern, die vor allem in Innenstadtszenarien häufig gefunden werden können, aber auch in Landstraßen- und Autobahnszenarien in Form von Leitpfosten vorhanden sind.

Eine Einschränkung des Algorithmus ist die nicht in allen Szenarien gegebene Funktionalität. In Szenarien, in denen keine Punktländer vorhanden sind, kann keine Positions- und Orientierungskorrektur erfolgen.

Durch die Erstellung von akkuraten Online-Karten mit Hilfe des gridSLAM-Algorithmus wird die präzise Extraktion von Punktländern verbessert. Punktländer werden in Standardsituationen ständig extrahiert. Drift-

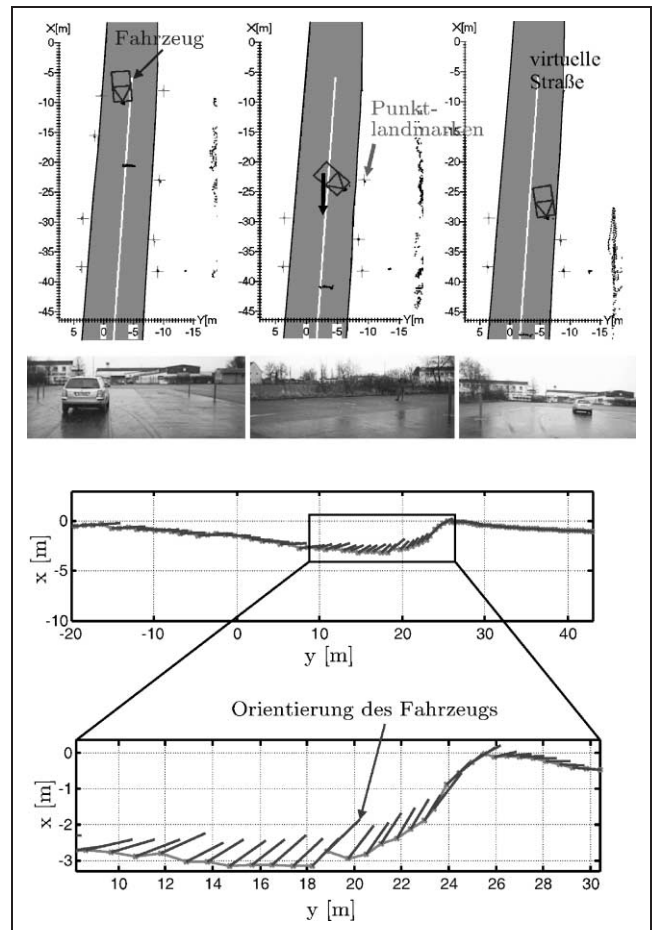


Bild 12: Oben: Das Fahrzeug führt auf einer Schleuderfläche eine Driftbewegung aus. Eine virtuelle Straße wurde zur Visualisierung eingezeichnet. Unten: Trajektorie und Orientierung des Fahrzeuges während des Driftmanövers. Die Orientierung konnte mit Hilfe des hybridSLAM-Ansatzes korrekt bestimmt werden.

oder Schleudermanöver werden basierend auf den ESP-Daten detektiert. Die Positionierung erfolgt in diesen extremen Szenarien mit Hilfe von hybridSLAM.

Bild 12 zeigt die Trajektorie einer Testfahrt auf einer Schleuderfläche. Mit Hilfe der Punktländer wird die Bewegung des Fahrzeuges korrekt abgebildet.

Der Vorteil gegenüber dem im letzten Abschnitt vorgestellten gridSLAM-Algorithmus ist die Möglichkeit, ohne zusätzlichen Rechenaufwand auch die Translation des Fahrzeuges zu korrigieren. Hierdurch ist die Bestimmung der Positions- und Orientierungsänderung des Fahrzeuges auch in Schleuder- und Driftmanövern in Echtzeit möglich.

4 Zusammenfassung und Ausblick

Algorithmen zur Bestimmung der Eigenbewegung eines Fahrzeuges mit Hilfe von ESP-Sensoren und Möglichkeiten der Verbesserung der Eigenbewegungsbestimmung mit Hilfe von Laserscannerdaten wurden vorgeschlagen. Die rasterbasierte gridSLAM-Methode liefert sehr robust in nahezu allen Szenarien eine präzise Korrektur des

Orientierungsfehlers. Der merkmalsbasierte hybridSLAM-Algorithmus erlaubt Korrekturen in Extremsituationen wie Drift oder Schleudern, wobei hier geeignete kleine Objekte im Fahrzeugumfeld vorhanden sein müssen. Zukünftige Arbeiten verwenden Freiformlandmarken, die in nahezu allen Verkehrsszenarien vorhanden sind, als weitere Landmarkentypen.

Danksagung

Diese Arbeit wird von der Firma IBEO Automobile Sensor GmbH unterstützt.

Literatur

- [1] F. Flögel. Rasterbasierter Slam für automotive Applikationen. Master's thesis, Universität Ulm, 2008.
- [2] N. Kaempchen, M. Buehler, and K. Dietmayer. Feature-level fusion for free-form object tracking using laserscanner and video. *Proceedings of 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Las Vegas, USA, 2005*.
- [3] F. Lu and M. Evangelos. Robust pose estimation in unknown environments by matching 2d range scans. 1994.
- [4] S. Thrun, D. Fox, and W. Burgard. *Probabilistic Robotics*. MIT Press, 1 edition, 2005.
- [5] T. Weiss, N. Kaempchen, and K. Dietmayer. Precise ego-localization in urban areas using laserscanner and high accuracy feature maps. *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2005, Las Vegas, USA, 2005*.
- [6] T. Weiss, B. Schiele, and K. Dietmayer. Robust lane detection in urban and highway scenarios using a laser scanner and on-

line occupancy grids. In *Intelligent Vehicle Symposium (IV), Istanbul, Turkey., 2007*.

- [7] S. Wender and K. Dietmayer. A feature level fusion approach for object classification. In: *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Istanbul, Turkey, 2007*.

Manuskripteingang: 9. Juni 2008.



Dipl.-Ing. Thorsten Weiss ist wissenschaftlicher Mitarbeiter in der Gruppe ARGOS am Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik an der Universität Ulm. Hauptaufgaben sind die Entwicklung und Erforschung neuer Ansätze zur Erstellung von präzisen und detaillierten digitalen Karten mit Laserscannern und Videosystemen sowie die präzise Positionsbestimmung von Fahrzeugen im Dezimeterbereich.

Adresse: Universität Ulm, Institut für Mess-, Regel- und Mikrotechnik, 89081 Ulm, Fax: +49-(0)731-5026301, E-Mail: Thorsten.Weiss@uni-ulm.de



Prof. Dr.-Ing. Klaus Dietmayer ist Professor und Direktor des Instituts für Mess-, Regel- und Mikrotechnik an der Universität Ulm. Seine Forschungsinteressen liegen im Bereich der Fahrzeugumfeld-erfassung mit Multisensorsystemen, dynamischen Modellierung und Interpretation von Verkehrsszenen, Methoden zur Informationsfusion und Multi-Objekttracking unter Betrachtung von Zustands- und Existenzunsicherheit sowie der Nutzung Crossmodaler Bildgebender Verfahren und Signalverarbeitung zur Navigationsunterstützung bei interventionellen sowie chirurgischen Herzoperationen.

Adresse: wie oben,
E-Mail: Klaus.Dietmayer@uni-ulm.de