

Aktive Wahrnehmung für Autonome Fahrzeuge

Alois Unterholzner*, Michael Himmelsbach und Hans-Joachim Wünsche

Zusammenfassung: Die Wahrnehmung des Fahrzeugumfelds ist Grundvoraussetzung für autonomes Fahren. Hierfür wird sowohl eine hohe Sensorauflösung als auch ein großes Gesichtsfeld benötigt. Aktive Wahrnehmung, d.h. die aktive Änderung der Sensororientierung, ist eine Möglichkeit beides zu erreichen. Allerdings erfordert aktive Wahrnehmung die Auswahl einer geeigneten Sensororientierung. Dieser Beitrag präsentiert eine neue Methode für die Auswahl der Sensororientierung in städtischen Verkehrsszenarien. Die Auswahl der Sensororientierung basiert auf drei Kriterien: Der Bedeutung von Verkehrsteilnehmern für die aktuelle Situation, dem verfügbaren Wissen über einen Verkehrsteilnehmer unter Berücksichtigung alternativer Sensororientierungen sowie der räumlichen Erfassung des relevanten Fahrzeugumfelds durch den Sensor.

Schlüsselwörter: aktive Wahrnehmung, autonome Fahrzeuge, Informationstheorie

1 Einleitung

Für erfolgreiches Manövrieren innerhalb einer Kreuzung ist es unerlässlich zu wissen welche Kreuzungsarme von anderen Fahrzeugen belegt sind. Dies erfordert eine Umfeldwahrnehmung mit großem horizontalen Gesichtsfeld. Allerdings können die meisten Sensoren nur einen Teil des Fahrzeugumfelds wahrnehmen, da sie nur über einen relativ kleinen Öffnungswinkel verfügen. Um trotzdem eine ausreichende Umfeldwahrnehmung zu gewährleisten gibt es zwei Möglichkeiten: Die Verwendung mehrerer Sensoren, oder die Verwendung eines Sensors dessen Orientierung aktiv verändert werden kann (aktiver Sensor). Die Verwendung eines aktiven Sensors erfordert die Wahl einer geeigneten Sensororientierung bzgl. der aktuellen Fahraufgabe. Rechtsabbiegen erfordert beispielsweise eine andere Wahrnehmungsstrategie als Linksabbiegen, da sich die Bedeutung von Gegenverkehr für beide Aufgaben erheblich unterscheidet.

2 Verwandte Arbeiten

Aktive Wahrnehmung wurde bereits in unterschiedlichen Bereichen einschließlich humanoider Roboter [1], Überwachungsaufgaben [2] und autonomer Fahrzeuge [3, 4] eingesetzt. Die meisten dieser Ansätze wählen ihre Sensoraktionen basierend auf informationstheoretischen Konzepten, d.h. der Bewertung von Sensoraktionen bzgl. der Entwicklung der Unsicherheit geschätzter Zustandsvariablen. Eine Blickrichtungssteuerung für die Selbstlokalisierung und Hindernisvermeidung eines humanoiden Roboters wird in [1] präsentiert.

*Alle Autoren sind Mitarbeiter des Instituts für Technik Autonomer Systeme (TAS), Universität der Bundeswehr München, 85577 Neubiberg, Deutschland. Kontakt: {alun, mihi, jw}@unibw.de

In dieser Arbeit werden Selbstlokalisierung und Hindernisvermeidung als konkurrierende Aufgaben betrachtet, welche unabhängig voneinander versuchen ihre individuelle Kostenfunktion zu minimieren. Die Kostenfunktion basiert auf der geschätzten Kovarianz der Roboter- bzw. Hindernisposition. Die beiden Kostenfunktionen werden mit Hilfe einer auf der Nutzentheorie basierenden Entscheidungsebene kombiniert. Die Bestimmung von Zoom und Orientierung von Überwachungskameras ist ein weiteres Anwendungsgebiet aktiver Wahrnehmung. Hier ist der Kompromiss zwischen möglichst hoher Auflösung und maximalem Gesichtsfeld von Interesse. In [2] werden Zoom und Orientierung mehrerer Kameras für eine Überwachungsaufgabe koordiniert. Dabei wird versucht die prädierte Entropie von getrackten und von bisher unentdeckten Objekten gleichermaßen zu minimieren. Ein Konzept für eine Blickrichtungssteuerung für autonome Fahrzeuge wird in [3] vorgestellt. Es wird vorgeschlagen bei der Wahl der Kamerablickrichtung die aktuelle Verkehrssituation, die Pläne des autonomen Fahrzeugs und die Beobachtbarkeit einzelner Verkehrsteilnehmer bzgl. der Kamerablickrichtung zu berücksichtigen. Für Kreuzungsmanöver, z.B. Einfädeln in fließenden Verkehr, ist Boss, der Gewinner der DARPA Urban Challenge, mit Radar- und LIDAR-Sensoren hoher Reichweite ausgestattet [4]. Je ein Radar- und ein LIDAR-Sensor sind gemeinsam auf einer Schwenkvorrichtung angebracht. Jeweils eine dieser Schwenkvorrichtungen ist rechts bzw. links am Fahrzeug montiert. Zur frühzeitigen Erkennung von Gegenverkehr wird die Orientierung dieser Sensoreinheiten bzgl. der räumlichen Abdeckung der Kreuzungsarme optimiert.

3 Aktive Wahrnehmung

Wir gehen von der Annahme aus, dass eine geeignete Strategie für die aktive Wahrnehmung von der aktuellen Situation abhängig sein sollte. Im Rahmen dieser Arbeit besteht eine Situation $S = \{G, R, O, D\}$ aus vier Komponenten: Der Topologie und Geometrie G , den Verkehrsregeln R , dem beabsichtigtem Fahrziel D des Egofahrzeugs und einer Menge von Objekten O , welche sich aus den anderen Verkehrsteilnehmern zusammensetzt. Das vorgeschlagene System zur aktiven Wahrnehmung berücksichtigt die Bedeutung aller Objekte O bezüglich S , die prädierte Unsicherheit des Objektzustands $o \in O$, die sich für unterschiedliche Sensororientierungen $\Omega = \{\Omega_1 \dots \Omega_m\}$ ergibt, und die Abdeckung der für die aktuelle Situation relevanten Fahrzeugumgebung durch den Sensor. Basierend auf diesen Kriterien wird eine Sensororientierung $\Omega \in \Omega$ ausgewählt, die es den Wahrnehmungsmodulen des autonomen Fahrzeugs ermöglicht, die benötigten Informationen für ein erfolgreiches Manöver bereitzustellen.

3.1 Situationsbeschreibung

Um die große Menge möglicher Situationen zu bewältigen, werden die statischen Charakteristika einer Situation auf eine abstrahierte parametrisierbare Situationsbeschreibung SB abgebildet. Aus der so gewonnenen Situationsbeschreibung ergibt sich die Relevanz von Objekten für die jeweilige Situation S und eine Menge von Fixationspunkten, um die (geometrische) Erfassung der Situation durch den Sensor zu gewährleisten.

Die Anfahrt auf eine Kreuzung ist für die Untersuchung der aktiven Wahrnehmung mit am interessantesten, weshalb sich alle folgenden Ausführungen in dieser Arbeit darauf beziehen. Gleichzeitig gilt es zu beachten, dass die Anfahrt auf eine Kreuzung nicht einer,

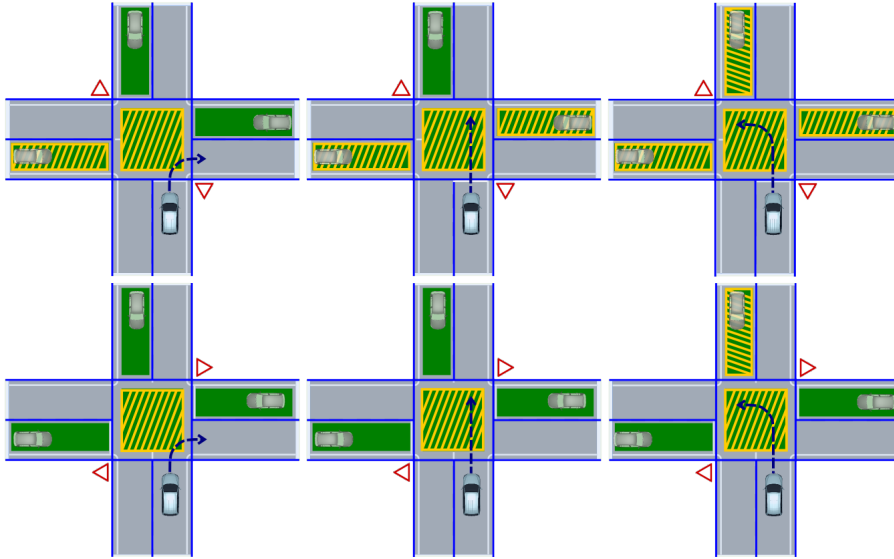


Abbildung 1: Sechs Kreuzungsszenarien bestehend aus drei unterschiedlichen Fahrmanövern mit wechselnder Vorfahrtsstraße (Details im Text).

sondern vielen möglichen Situationen entspricht, welche sich durch die Komponenten G , R , D und O unterscheiden. Abb. 1 zeigt beispielhaft sechs verschiedene Situationen, die sich aus der Variation von Regeln und Fahrzielen ergeben.

3.1.1 Topologie und Geometrie

Jede Situationsbeschreibung enthält eine geometrische und topologische Beschreibung der für die jeweilige Situation relevanten Fahrzeugumgebung. Nur Objekte, die in dieser Umgebung enthalten sind, werden bei der Auswahl der Sensororientierung berücksichtigt.

Fahrspuren variabler Länge, Breite und Krümmung bilden die Grundelemente der Umgebungsbeschreibung. Eine eindeutige Beschreibung der Lage der Fahrspuren zueinander ist ebenfalls in der Umgebungsbeschreibung enthalten. Fahrspuren können zu Straßen gruppiert werden, Kreuzungen bestehen wiederum aus Straßen und dem Kreuzungszentrum. Die Fahrspuren und das Kreuzungszentrum sind in Abb. 1 blau umrandet.

Neben den topologischen und geometrischen Informationen werden Fahrspuren weitere Eigenschaften wie Fahrtrichtung und Priorität $w_{geometry}$ der Fahrspur zugewiesen, wobei die Priorität das Kollisionsrisiko mit Objekten auf dieser Fahrspur beschreibt. Objekte auf Fahrspuren mit Fahrtrichtung Kreuzungszentrum stellen ein höheres Risiko für das autonome Fahrzeug dar als Objekte auf Fahrspuren mit entgegengesetzter Fahrtrichtung. Fahrspuren mit erhöhter Priorität aufgrund ihrer Fahrtrichtung sind in Abb. 1 grün unterlegt. Um die Relevanz eines Objekts für eine Situation bewerten zu können, wird jedem Objekt die Priorität $w_{geometry}$ der Fahrspur zugewiesen, auf der sich das Objekt befindet.

3.1.2 Geplante Manöver

Die Parameter Start- und Ziel-Fahrspur werden verwendet, um das beabsichtigte Fahrmanöver zu spezifizieren. Ob es sich bei einem Manöver beispielsweise um Rechts- oder

Linksabbiegen handelt, wird durch diese beiden Parameter und die Lage der Spuren zueinander festgelegt. Das geplante Manöver und die Vorfahrtsberechtigung der einzelnen Fahrspuren werden verwendet, um Fahrspuren mit besonders hohem Kollisionsrisiko bzgl. der Situation S zu identifizieren. Das Risiko einer Kollision mit einem entgegenkommenden Fahrzeug unterscheidet sich z.B. für Rechts- oder Linksabbiegen beträchtlich. Das Kollisionsrisiko im Kreuzungszentrum ist immer besonders hoch. Bereichen mit besonders hohem Kollisionsrisiko wird eine hohe Priorität $w_{geometry}$ zugewiesen. Diese Bereiche sind in Abb. 1 gelb schraffiert.

3.1.3 Beobachtung relevanter Bereiche

Die Auswahl der möglichen zukünftigen Sensororientierungen Ω basiert auf Objektpositionen. Allerdings erfordert die Beobachtung aller relevanten Bereiche einer Situation S nicht nur die Beobachtung bereits bekannter Objekte, sondern auch die Beobachtung von Bereichen, in denen bislang keine Objekte detektiert wurden. Deshalb werden, ähnlich zu [2], künstliche (unentdeckte) Objekte an Orten platziert, an denen das Erscheinen neuer Objekte erwartet wird. Die kleinen transparenten Fahrzeuge auf den Fahrspuren mit Fahrtrichtung Kreuzungszentrum in Abb. 1 repräsentieren diese sog. erwarteten Objekte. Durch diese erwarteten Objekte wird die Erfassung der relevanten Fahrzeugumgebung durch den Sensor gewährleistet.

3.2 Prädiktion der Schätzqualität

Für die erfolgreiche Durchführung eines Fahrmanövers ist neben der Bedeutung eines Objekts $o \in O$ bzgl. einer Situation S auch der Objektzustand und die Unsicherheit über diesen Zustand von entscheidender Bedeutung. Die Unsicherheit über einen Objektzustand hängt von den verfügbaren Messungen des Objekts ab. Ob Messungen eines Objekts vorliegen oder nicht hängt wiederum von den gewählten Sensororientierungen ab. Zur Beurteilung der unterschiedlichen Sensororientierungen wird für jedes $\Omega \in \Omega$ die Unsicherheit der Objektzustände durch Simulation eines rekursiven Bayes'schen Schätzers prädiziert.

3.2.1 Sensororientierung

Die zukünftigen Sensororientierungen Ω werden so gewählt, dass jedes relevante Objekt für mindestens eine Sensororientierung $\Omega \in \Omega$ sichtbar ist. Ein Objekt wird als sichtbar bezeichnet, wenn es sich innerhalb der Apertur des Sensors befindet. Weiterhin wird angenommen, dass Messungen nur für sichtbare Objekte möglich sind.

3.2.2 Objektbewegung

Die Objektbewegung ist als planare Kreisbewegung mit konstanter Geschwindigkeit v und konstanter Gierrate $\dot{\psi}$ modelliert. Die Bewegungsgleichungen lauten

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k + Tv \cos(0.5T\dot{\psi}) \\ y_{k+1} &= y_k + Tv \sin(0.5T\dot{\psi}) \\ \psi_{k+1} &= \psi_k + T\dot{\psi} \end{aligned} \tag{1}$$

mit Objektposition (x, y) , Orientierung ψ und Zykluszeit T . Mit diesen Gleichungen können sowohl statische als auch nicht-holonome dynamische Bewegungen beschrieben werden. Die Objektposition hat einen Einfluss auf die Bedeutung von Objekten für eine Situation S . Objekte in der Nähe des Egofahrzeugs haben eine größere Bedeutung als weiter entfernte Objekte. Außerdem wird die Position verwendet, um die Sichtbarkeit von Objekten bzgl. einer Sensororientierung Ω zu ermitteln.

3.2.3 Modellierung Bayes'scher Schätzprozesse

Die Umfeldwahrnehmung des autonomen Fahrzeugs beruht auf verrauschten Sensordaten. Daher werden die Messungen mit Hilfe eines Bayes'schen Schätzprozesses gefiltert. Das Schätzergebnis ist eine Wahrscheinlichkeitsverteilung $p(\hat{\mathbf{x}}_{k|k} | \mathbf{y}_k, \Omega_k)$ der Zufallsvariablen \mathbf{x}_k , welche von der Messung $\mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k)$ und der Sensororientierung $\Omega_k \in \mathbf{\Omega}_k$ zum Zeitpunkt t_k abhängt.

Die zeitliche Entwicklung dieser Verteilung wird für jede mögliche zukünftige Sensororientierung $\Omega_{k+N} \in \mathbf{\Omega}_{k+N}$ durch Simulation von N Iterationsschritten des Schätzers prädictiert, um den Einfluss der Sensororientierung auf die zukünftige Wahrscheinlichkeitsverteilung $p(\hat{\mathbf{x}}_{k+N|k} | h(\hat{\mathbf{x}}_{k+N|k}), \Omega_{k+N})$ beurteilen zu können. Während eines Simulationsdurchgangs von Zeitpunkt $k+1$ zum Zeitpunkt $k+N$ wird die Sensororientierung Ω nicht verändert, d.h. der Sensor bleibt auf Objekt $o = o_\Omega$ gerichtet.

Für die Prädiktion der Verteilung $p(\hat{\mathbf{x}}_{k|k} | \mathbf{y}_k, \Omega_k)$ werden zwei unterschiedliche Modelle eines Bayes'schen Schätzprozesses benötigt: eines für die Detektion neuer unbekannter Objekte und eines für das Tracking bereits bekannter Objekte.

Für bereits getrackte Objekte schätzt die Umfeldwahrnehmung des Fahrzeugs Mittelwert $\bar{\mathbf{x}}$ und Kovarianzmatrix \mathbf{P} einer gauß'schen Zufallsvariablen. Der Verlauf dieser beiden Größen und damit der Wahrscheinlichkeitsverteilung des getrackten Objekts wird mittels eines Modells für das Objekt-Tracking prädictiert.

Die Wahrscheinlichkeit zukünftiger Objektdetektionen wird mit Hilfe der in Abschnitt 3.1.3 eingeführten erwarteten Objekte modelliert. Je länger der Ort, an dem ein erwartetes Objekt platziert wurde, nicht von einem Sensor beobachtet wird, desto größer wird die Unsicherheit, ob sich an diesem Ort ein reales unentdecktes Objekt befindet oder nicht. Umgekehrt sinkt nach einer Beobachtung durch den Sensor die Unsicherheit über die Existenz eines Objekts an diesem Ort. Das bedeutet, dass vor einer Messung die Unsicherheit über die Existenz eines erwarteten und damit noch unentdeckten Objekts höher als nach einer Messung ist. Die Unsicherheit über die Existenz eines erwarteten Objekts wird durch die Wahrscheinlichkeitsverteilung einer diskreten Existenzwahrscheinlichkeit ausgedrückt.

Objekt-Tracking Für die Simulation des Objekt-Trackings werden Position und Orientierung des getrackten Objekts als gauß'sche Zufallsvariable mit Zustandsvektor $\mathbf{x} = (x, y, \psi)^T$ aufgefasst. Um das Schätzergebnis des zugehörigen Schätzverfahrens der Umfeldwahrnehmung vom gegenwärtigen Zeitpunkt k bis zu einem zukünftigen Zeitpunkt $k+N$ zu prädictieren, wird ein Unscented Kalman Filter (UKF [5]) verwendet. Das UKF wird mit dem geschätzten Zustand $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ und der zugehörigen Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{k|k}$ des Wahrnehmungsmoduls initialisiert. Die Objektbewegung, beschrieben durch Gleichung (1), dient als Prozessmodell des UKF, als Messung wird die prädictierte (x, y) -Position des Objekts verwendet. Für die Innovation der prädictierten Kovarianz wird das Messrauschen

des realen Objekttrackers verwendet. Das in der Simulation des Objekt-Trackings verwendete Prozessrauschen entspricht dem im Schätzprozess des realen Trackers verwendeten.

Objekt-Detektion Die Lage des erwarteten Objekts wird im Gegensatz zum getrackten Objekt als deterministisch angenommen. Zur Simulation des Objektdetektors wird ein diskretes Hidden Markov Model (HMM [6]) verwendet, um die diskrete Verteilung $p(\mathbf{x}_{k+N|k}|\mathbf{y}_k, \Omega_k) = (\neg e \ e)_{k+N|k}^T$ von o zu präzisieren. Dabei bezeichnet e die Wahrscheinlichkeit $p(e(o) = \text{true})$, dass o existiert, und $\neg e$ die Wahrscheinlichkeit $p(e(o) = \text{false})$, dass o nicht existiert. Die Existenz des Objekts o wird wiederum ähnlich zu [2] als Geburts- und Sterbeprozess mit zwei möglichen Zuständen $\{0, 1\}$ und identischen Intensitäten $\mu_a = \mu_d = \mu$ modelliert, d.h. Erscheinen und Verschwinden eines Objekts sind innerhalb eines Zeitintervalls gleich wahrscheinlich. Der Geburts- und Sterbeprozess kann als zeitdiskreter Markov-Prozess mit der Transitionsmatrix

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}) = \begin{pmatrix} 1 - \mu & \mu \\ \mu & 1 - \mu \end{pmatrix} \quad (2)$$

beschrieben werden. Die stationäre Verteilung des Markov-Prozesses $(\neg e \ e)^T = (0.5 \ 0.5)^T$ für $k \rightarrow \infty$ kann mit Hilfe der Transitionsmatrix (2) ermittelt werden. Unabhängig vom Anfangswert \mathbf{x}_0 werden Existenz und Nichtexistenz von o also gleich wahrscheinlich, wenn über einen längeren Zeitraum keine Messungen für o vorliegen. Messungen werden mit Hilfe des Sensormodells $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k)$ in den Schätzprozess integriert. Das Sensormodell gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass ein Objekt detektiert wird, wenn es existiert. Ohne vorherige Messung kann über die Existenz von erwarteten Objekten keine Aussage getroffen werden, daher werden Existenz bzw. Nichtexistenz als gleich wahrscheinlich angenommen und mit $e = \neg e = 0.5$ initialisiert.

3.2.4 Prädiktion

Die Prädiktion der Schätzergebnisse wird für jede Sensororientierung Ω aus der Menge der möglichen Orientierungen $\mathbf{\Omega}$ durchgeführt. Zu Beginn eines Prädiktionszyklusses für eine Sensororientierung Ω werden für die in der Simulation verwendeten Objekte O Kopien der realen Objekte O_{real} erstellt, da für jeden Prädiktionszyklus die simulierten Objekte O mit Hilfe der realen Objekte initialisiert werden. Nach der Initialisierung wird die Simulation für N Prädiktionschritte durchgeführt. Während dieser N Prädiktionschritte bleibt der Sensor auf das Objekt $o_\Omega \in O$ gerichtet. In jedem Prädiktionschritt wird für jedes Objekt $o \in O$ je ein simulierter Prädiktions- und Innovationsschritt durchgeführt. Falls ein Objekt nicht sichtbar ist, entfällt der Innovationsschritt. Die Prädiktion der Schätzergebnisse liefert für jedes $\Omega \in \mathbf{\Omega}$ und jedes Objekt $o \in O$ zum Zeitpunkt $k + N$ eine prädisierte Objektlage $(x, y, \psi)_{k+N}^T$ und die prädisierte Wahrscheinlichkeitsverteilung $p(\hat{\mathbf{x}}_{k+N|k}|h(\hat{\mathbf{x}}_{k+N|k}), \Omega_{k+N})$. Wie im Folgenden beschrieben, werden die prädisierten Schätzergebnisse für die Auswahl der nächsten Sensororientierung Ω_{real} verwendet.

3.3 Wahl der Sensororientierung

Die Auswahl einer Sensororientierung Ω basiert auf zwei Kriterien: Der Bedeutung der Objekte O bzgl. der Situation S und der prädisierten Unsicherheit, die sich aus einer bestimmten Sensororientierung Ω ergibt.

3.3.1 Priorität von Objekten

Die Bedeutung eines Objekts o wird durch dessen Priorität w charakterisiert. Die Priorität w hängt ab von der prädizierten Distanz $d = \sqrt{x_{k+N}^2 + y_{k+N}^2}$ und der Priorität der Fahrspur bzw. des Kreuzungszentrums $w_{geometry}$, auf dem sich das Objekt befindet. Als resultierende Priorität ergibt sich

$$w = w_{distance} \cdot w_{geometry} = \frac{c}{d} \cdot w_{geometry} \quad (3)$$

wobei mit der Konstante c der Einfluss der prädizierten Distanz auf die Priorität w gewichtet werden kann.

3.3.2 Quantifizierung der Unsicherheit

Die prädizierte Unsicherheit des Objektzustands ist das zweite wichtige Kriterium für die Auswahl der Sensororientierung. Als Maß für die Unsicherheit wird die Entropie H verwendet. Die Entropie $H(\hat{\mathbf{x}}_{k+N|k}, \Omega, o)$ wird für jede Sensororientierung $\Omega \in \mathbf{\Omega}$ und für jedes Objekt $o \in \mathcal{O}$ berechnet. Je kleiner die Entropie eines Objekts ist, um so mehr ist über dieses Objekt bekannt. Allerdings unterscheidet sich die Berechnung der Entropie für diskrete und kontinuierliche Zufallsvariablen [7]. Die Entropie einer diskreten Zufallsvariable wird mit der Gleichung

$$H_d(\mathbf{x}) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i) \quad (4)$$

berechnet. Dabei bezeichnet n die Anzahl der möglichen Realisierungen der Zufallsvariable \mathbf{x} . Für erwartete Objekte ist $n = 2$, da diese Objekte entweder existieren oder nicht. Die Entropie einer gauß'schen Zufallsvariablen wird mit Hilfe der Formel

$$H_g(\mathbf{x}) = \frac{n}{2} + \frac{1}{2} \log((2\pi)^n |\mathbf{P}|) \quad (5)$$

berechnet. Dabei ist n die Dimension des Zustandsvektors \mathbf{x} und $|\mathbf{P}|$ die Determinante der Kovarianzmatrix \mathbf{P} . $H_g(\mathbf{x})$ beschreibt die Unsicherheit über den Zustand getrackter Objekte.

Obwohl H_d und H_g die Kompaktheit der zugrundeliegenden Verteilung beschreiben können sie nicht direkt verglichen werden. Daher werden eine maximale Entropie H_{max} und eine minimale Entropie H_{min} eingeführt, um H_g zu normalisieren. H_{max} ist die maximal tolerierbare Unsicherheit. Wird H_g größer als H_{max} , besteht ein hohes Risiko, dass das Wahrnehmungsmodul das Objekt verliert. H_{min} definiert die minimale Unsicherheit und entspricht der Entropie, die sich bei eingeschwungenem Kalman Filter ergibt. Die normalisierte Entropie H_c der gauß'schen Zufallsvariablen lautet:

$$H_c = \frac{H_g - H_{min}}{H_{max} - H_{min}} \quad (6)$$

Damit liegt H_c im Bereich $0 \dots 1$ und kann mit H_d verglichen werden. Ist $H_{c/d} = 1$, herrscht große Unsicherheit bzgl. des Objektzustands, $H_{c/d} = 0$ bedeutet hingegen größtmögliche Sicherheit.

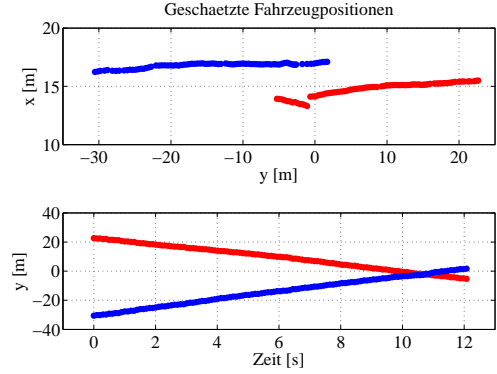


Abbildung 2: Links: Luftbild der in den Experimenten behandelten Situation. Ebenfalls gezeigt sind getrackte Objekte (rot und blau) und erwartete Objekte (grün). Rechts: Geschätzte Positionen des linken (rot) und rechten Objekts (blau).

3.3.3 Nutzenfunktion

Die Objektprioritäten w und die prädizierten Entropien $H_{c/d}$ jeden Objekts $o \in O$ werden verwendet, um den Nutzen

$$U(\Omega) = \sum_{i=1}^{|O|} w_i (1 - H_{c/d}(\Omega, o_i)) \quad (7)$$

einer Sensororientierung Ω bzgl. einer Situation S zu berechnen. Schlussendlich wird diejenige Sensororientierung Ω_{real} gewählt, welche den Nutzen $U(\Omega)$ maximiert:

$$\Omega_{real} = \arg \max_{\Omega} (U(\Omega)) \quad (8)$$

4 Ergebnisse und Fazit

Um den hier vorgestellten Ansatz für aktive Wahrnehmung zu bewerten, wurden Laborexperimente mit verschiedenen Wahrnehmungsstrategien durchgeführt, denen jeweils 360° LIDAR-Daten für das Kreuzungsszenario aus Abb. 1 zugrunde lagen. In diesem Szenario nähern sich das Egofahrzeug sowie zwei weitere Fahrzeuge – eines auf der Spur links, ein anderes auf der Spur rechts vom Egofahrzeug – einer Kreuzung (Abb. 2). Dabei ist die Distanz des Egofahrzeugs zum linken Fahrzeug die meiste Zeit geringer als die zum rechten Fahrzeug.

Es wird ein rechtshändiges Koordinatensystem verwendet, dessen x -Achse in Fahrtrichtung des Egofahrzeugs zeigt. Dementsprechend haben Fahrzeuge links vom Egofahrzeug positive y -Koordinaten und Fahrzeuge rechts vom Egofahrzeug negative y -Koordinaten. Sensororientierungen in Richtung der linken Fahrbahn sind positiv, in Richtung der rechten Fahrbahn negativ.

In einem ersten Experiment wurde die gesamte Apertur des Sensors genutzt. Die so erhaltenen Ergebnisse dienen als Basis zum Vergleich der folgenden Experimente, bei denen die Apertur künstlich auf 40° reduziert wurde und alle 0.5 Sekunden eine aktive Auswahl der Sensorblickrichtung stattfand, um das Verhalten eines aktiven Sensors, z.B. einer Kameraplattform, zu simulieren. Unter Verwendung der in [8] präsentierten Methode

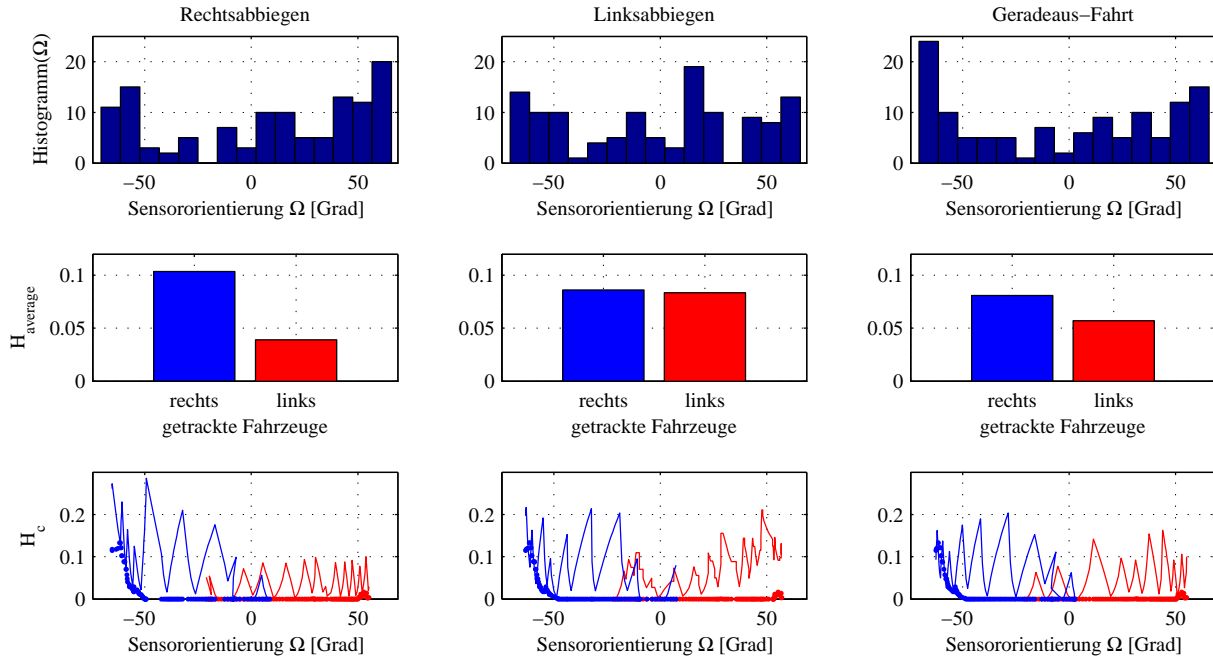


Abbildung 3: Resultate der aktiven Wahrnehmung in einem Kreuzungsszenario mit den drei verschiedenen Zielmanövern Rechtsabbiegen, Linksabbiegen und Geradeaus-Fahrt.

konnten die beiden Fahrzeuge in allen Experimenten durchweg verfolgt werden, auch wenn für manche der gewählten Blickwinkel nicht immer beide Fahrzeuge gleichzeitig sichtbar waren. Der Ansatz für aktive Wahrnehmung wurde für die drei in der oberen Reihe von Abb. 1 dargestellten Szenarien ausgewertet. Das Egofahrzeug soll einmal gerade über die Kreuzung fahren, einmal links sowie einmal rechts abbiegen, dabei muss es den anderen Fahrzeugen jedes Mal Vorfahrt gewähren.

Für das Abbiegemanöver nach rechts zeigt das Histogramm der Sensororientierungen in Abb. 3 eine Präferenz für den Bereich links vom Egofahrzeug. Dementsprechend sind sowohl die Entropie H_c als auch die durchschnittliche Entropie $H_{average}$ für das linke Fahrzeug (rot gekennzeichnet in Abb. 3) im Vergleich zum rechten Fahrzeug (blau) klein. Die aktive Wahrnehmung zeigt also das erwartete, von menschlichen Fahrern bekannte Verhalten. Zum Vergleich zeigen die dick gestrichelten Kurven in der unteren Zeile von Abb. 3 die Entropien, die unter Verwendung der vollen Apertur erzielt wurden.

Die Prioritäten $w_{geometry}$ von linker, rechter und Geradeaus-Spur sind für das Linksabbiege-manöver identisch, und somit sind die ausgewählten Sensororientierungen annähernd gleich in Richtung dieser Spuren verteilt. Dementsprechend zeigt das Histogramm Häufungen für Sensororientierungen nach links, nach rechts und nach (schräg links) vorne. Wie zu erwarten sind auch die durchschnittlichen Entropien des linken und rechten Fahrzeugs ähnlich. Im Vergleich zum Rechtsabbiege-manöver sind die Entropien beider Fahrzeuge ausgeglichener: da die Aufmerksamkeit nunmehr nicht nur auf das linke Fahrzeug gerichtet wird, steigt dessen Entropie leicht, wohingegen die des rechten Fahrzeugs sinkt.

Wird die Kreuzung geradeaus überquert, sind linke und rechte Spur wiederum gleich priorisiert. Der entgegenkommende Verkehr besitzt dann jedoch geringere Priorität. Im Vergleich zum Linksabbiegen fehlt daher im Histogramm die Häufung für Sensororientierungen nach vorne. Stattdessen ist die Blickrichtung mehr auf die beiden Spuren links

und rechts des Egofahrzeugs konzentriert. Da hier für das linke Fahrzeug eine geringere Distanz als für das rechte vorhergesagt wird, ist seine Distanzpriorität $w_{distance}$ größer, was zu einer leicht geringeren durchschnittlichen Entropie $H_{average}$ führt.

Insgesamt zeigt die vorgeschlagene aktive Wahrnehmung in den drei ausgewerteten Szenarien alle gewünschten Eigenschaften: sie gewährleistet eine ausreichende Abdeckung großer Szenen durch im Sichtbereich eingeschränkte Sensoren und erlaubt gleichzeitiges Verfolgen mehrerer, sich nicht dauerhaft im Sichtbereich befindlicher Objekte. Dabei wird die Entropie der Objekte bezüglich der vorliegenden Fahrsituation minimiert. Das Verhalten des Wahrnehmungssystems ergibt sich aus der Situationsbeschreibung SB , welche die Vielzahl real möglicher Verkehrssituationen effektiv auf die Prioritäten der beteiligten Objekte abbildet, und den prädierten Objektentropien. Eine kohärente probabilistische Formulierung erlaubt die Prädiktion der Entropie sowohl von getrackten Objekten als auch von künstlichen erwarteten Objekten.

In weiteren Untersuchungen soll das aktive Wahrnehmungssystem in komplexeren Situationen, die eine höhere Anzahl auch schnellerer Objekte beinhalten, evaluiert werden. Ein Einsatz des Systems im Online-Betrieb eines autonomen Fahrzeugs soll ebenfalls getestet werden. Eine systematische Untersuchung des Einflusses verschiedener Objektverfolgungsmodule sowie der von ihnen berichteten Schätzfehlerkovarianzmatrizen auf das Verhalten des Systems ist ebenfalls von großem Interesse.

Literatur

- [1] J. F. Seara und G. Schmidt, "Gaze Control Strategy for Vision-Guided Humanoid Walking," *Automatisierungstechnik*, Bd. 53, Nr. 2, S. 49–58, 2005.
- [2] E. Sommerlade und I. Reid, "Probabilistic surveillance with multiple active cameras," in *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Mai 2010, S. 440–445.
- [3] M. Pellkofer und E. D. Dickmanns, "EMS-Vision: Gaze control in Autonomous Vehicles," in *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2000.
- [4] C. Urmson *et al.*, "Autonomous Driving in Urban Environments: Boss and the Urban Challenge," *Journal of Field Robotics: Special Issue on the 2007 DARPA Urban Challenge*, Bd. 25, Nr. 8, S. 425–466, 2008.
- [5] S. J. Julier und J. K. Uhlmann, "Unscented Filtering and Nonlinear Estimation," *Proceedings of the IEEE*, Bd. 92, Nr. 3, S. 410–422, März 2004, Invited Paper.
- [6] S. J. Russell und P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 2. Ausg. Pearson Education, 2003.
- [7] C. Arndt, *Information Measures: Information and its Description in Science and Engineering*, 1. Ausg., Ser. Signals and Communication Technology. Springer, 2004.
- [8] M. Himmelsbach, T. Luettel, und H.-J. Wuensche, "Real-Time Object Classification in 3D Point Clouds Using Point Feature Histograms," in *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS 2009*, St. Louis, MO, USA, Okt. 2009, S. 994–1000.