



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

AW1 Ausarbeitung

Ruben Jungnickel

Sensorfusion für Automobile

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung	1
1.1. Sensorfusion	1
1.2. Projekt RecBar	2
1.3. Anforderungen an automobile Sensorik	3
2. Grundlagen	4
2.1. Umfeldmodellierung	4
2.2. Arten der Sensorfusion	4
2.3. Aktuelle Fusionssysteme	6
3. Anwendungen	7
3.1. Occupancy Grid Map	7
3.2. Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)	9
4. Fazit	10
4.1. Risiken und Umsetzbarkeit	10
4.2. Literaturüberblick	10
A. Anhang	11
A.1. RecBar Laserscannerfusion	11
A.2. Ebenen einer Sensorfusion	12

Tabellenverzeichnis

1.	erwartete Verbesserungen mit verschiedenen Fusionsarten (vgl. Kämpchen, 2007 , S.14)	2
2.	Beispiel einer Funktiondefinition nach ASIL (vgl. Walderyd, 2010 , S.12)	3
3.	Anwendbarkeit unterschiedlicher Fusionsansätze	6
4.	Literaturüberblick für automotive Sensorfusion	10

Abbildungsverzeichnis

1.	Fusion in synchronen und asynchronen Sensornetzwerken (Effertz (2009))	5
2.	inverses Sensormodell eines Laserscanners. (Frei blau / Belegt Rot) (Bouzouraa und Hofmann, 2010 , S.295)	7
3.	Belegungskarte nach Bayes und Dempster Shafer	8
4.	der SLAM-Prozess (Pancham u. a., 2011 , S.2)	9
5.	Aufbau der Laserscannerfusion im RecBar Projekt	11
6.	Fusion auf verschiedenen Ebenen (Kämpchen (2007))	12

1. Einleitung

Die Anzahl umgebungserfassender Sensorsysteme im Automobil steigt seit Jahren kontinuierlich. 2016 wird Audi erstmals, zusätzlich zu den vorhandenen Ultraschall- und Radarsensoren, auch einen Laserscanner in Serienproduktion verwenden (Heide, 2013, vgl.). Trotz des seriennahen Einsatzes von verschiedenen Sensorssystemen im Automobil, gibt es noch offene Fragen bezüglich der Fusion der gewonnenen Sensordaten.

Die einheitliche Darstellung verschiedener Daten auf gemeinsamer Ebene durch eine Sensorfusion wurde bereits in mehreren Arbeiten untersucht Effertz (2009) Kämpchen (2007) Garcia u. a. (2008). Jedoch ist das Thema, im Hinblick auf unterschiedliche Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) und den verschiedenen Anforderungen hieraus, immer noch aktuell (vgl. Schueler u. a., 2012, S.692). Mit Hilfe von Datenfusionen können Schwächen einzelner Sensorsysteme ausgeglichen und eine höhere Ausfallssicherheit (Robustheit) mittels Redundanz gewährleistet werden (vgl. Kämpchen, 2007, S.14). Damit die Datenqualität für ADA-Systeme auch bei Stau oder in städtischer Umgebung stabil bleibt, sind verschiedene Sensorsysteme, die den gleichen Sichtbereich überwachen, bei sicherheitskritischen Manövern, wie z.B. einer Notbremsung, erforderlich (vgl. Schueler u. a., 2012, S.692).

In dem folgenden Abschnitt wird der Begriff der Sensorfusion erläutert. Weiterhin wird das Forschungsprojekt *RecBar* vorgestellt und die Ausgangslage beschrieben. Zuletzt wird in diesem Abschnitt auf die speziellen Anforderungen automobiler Sensorik eingegangen.

Abschnitt 2 beschreibt die verschiedenen Arten der Sensorfusion und gibt einen Überblick über den aktuellen Stand der Technik. **Abschnitt 3** geht im Detail auf kartenbasierte Darstellung und Verarbeitung fusionierter Daten ein und stellt die SLAM-Technologie für eine genaue Selbstlokalisierung in Bezug auf Umgebungskarten vor. **Abschnitt 4** bewertet die vorgestellten Ansätze bezüglich der Umsetzbarkeit und Risiken. Weiterhin wird eine Zusammenfassung der vorgestellten Technologien und Ansätze angegeben.

1.1. Sensorfusion

Das Wort Fusion wird in der Literatur für unterschiedliche Anwendungen und Aufgaben verwendet, diese werden hier erläutert. Außerdem werden verschiedene Konfigurationsmöglichkeiten einer Sensorfusion vorgestellt.

Der Begriff Sensorfusion beschreibt das Verschmelzen von Daten unterschiedlicher Sensoren. Sensorfusion hat das Ziel, dass die Daten des Fusionsergebnisses in einem beliebigen Aspekt eine höhere Güte als die gewonnen Einzeldaten des jeweiligen Sensors aufweisen (vgl. Elmenreich, 2002, S.8).

Weiterhin unterscheidet Stüker in homogene und heterogene Sensornetzwerke. In einem homogenen Sensornetzwerk arbeiten alle Sensoren mit dem selben physikalischen Messprinzip und unterliegen somit den selben physikalischen Einschränkungen (wie z.B. Reichweite, Genauigkeit und Rauschempfindlichkeit). In heterogenen Sensornetzwerken werden dagegen unterschiedliche Messtechniken verwendet, sodass unter Umständen Schwächen eines Sensors, durch einen anderen wieder ausgeglichen werden können (vgl. Stüker, 2003, S.6).

Elmenreich und Stüker unterscheiden in drei Typen der Sensorkonfiguration mit unterschiedlichen Fusionszielen:

- **komplementäre Fusion**

Bei der komplementären Fusion werden die verwendeten Sensoren so ausgerichtet, dass der überlappende Sichtbereich möglichst klein ist. Der Gesamterfassungsbereich der fusionierten Sensoren wird vergrößert. Fällt ein Sensor in einer komplementären Fusion aus, gibt es stets auch einen Informationsverlust, z.B. in Form einer Verkleinerung des Erfassungsbereiches (vgl. [Stüker, 2003](#), S.6).

- **kompetitive Fusion**

Eine kompetitive Fusion wird angewendet, wenn jeder einzelne Sensor unabhängige Daten eines gemeinsamen Objektes liefert. Fällt ein Sensor aus, ist in diesem Fall mit keinem Datenverlust zu rechnen. Die Ausfallssicherheit und Robustheit wird erhöht (vgl. [Elmenreich, 2002](#), S.15). In der Literatur wird diese Art der Sensorkonfiguration auch redundante Konfiguration genannt (vgl. [Stüker, 2003](#), S.6).

- **kooperative Fusion**

In einem kooperativen Sensornetzwerk werden mehrere Sensoren benutzt um neue Informationen zu erzeugen, die mit einem einzelnen Sensor nicht zur Verfügung stehen würden. Der Unterschied zwischen kooperativer und kompetitiver Sensorkonfiguration besteht in dem Informationsgewinn durch die kooperative Fusion. Ein Beispiel für eine kooperative Fusion ist die Triangulation (vgl. [Elmenreich, 2002](#), S.17).

Tabelle 1 zeigt zusammenfassend die erwarteten Vorteile einer Sensorfusion mit verschiedenen Anbaukonfigurationen.

Vorteil	komplementär	kompetitiv	kooperativ
Verbesserung der Genauigkeit	○	○	●
Verbesserung der Objektklassifikation	○	○	●
Verfügbarkeit	○	●	○
Vergrößern des Gesamterfassungsbereich	●	○	○
Detailreiche Objektbeschreibung	○	○	●

Tabelle 1: erwartete Verbesserungen mit verschiedenen Fusionsarten (vgl. [Kämpchen, 2007](#), S.14)

1.2. Projekt RecBar

Das Projekt RecBar (Realtime Ethernet Backbone for Cars) stellt den Kontext dieser Arbeit dar und wird hier kurz vorgestellt.

RecBar hat sich zum Ziel gesetzt den CAN-Backbone (Basisnetz oder Verbindungskernbereich eines Telekommunikationsnetzes) eines Serienwagen durch einen Realtime Ethernet Backbone zu ersetzen, um mit diesem die Leistungsfähigkeit eines Realtime Ethernet zu demonstrieren.

Durch die steigende Anzahl verwendeter ECUs (Electronical Control Unit) im Automobil wird die verfügbare Übertragungsbandbreite bisheriger Kommunikationsmedien wie CAN oder MOST zunehmend ausgeschöpft. Im Rahmen von RecBar werden Werkzeuge für die Simulation von verschiedenen Steuergeräten im Auto entwickelt, um eine störungsfreie Übertragung bei hoher Bus-Last zu gewährleisten.

Für die Auslastung des Backbones sollen zwei Laserscanner sorgen, die in einer komplementären Sensorfusion in einem homogenen Sensornetz betrieben werden (siehe hierfür [Abbildung 5](#) im Anhang).

1.3. Anforderungen an automobiler Sensorik

Function	Failure Mode	Situation	User effect	ASIL	Safety goal	Safe state
Brake activation	Commission	Driving	Brakes unintended activates	D	Brakes shall not be activated unintended	Deflated

Tabelle 2: Beispiel einer Funktiondefinition nach ASIL (vgl. [Walderyd, 2010](#), S.12)

Je nach bereitgestellter Funktionalität werden im Automobil besondere Sicherheitsanforderungen an die verwendete Sensorik gestellt. ASIL (Automotive Safety Integrity Level) als Analyseverfahren von Gefahren aus ISO-26262 hat sich etabliert und wird hier vorgestellt.

ASIL stellt dem Entwickler einen Katalog für Verfahren zur Fehler- und Risikoanalyse bereit. ASIL unterscheidet in vier Stufen $A \rightarrow D$, wobei A die niedrigste Stufe und D die höchste Stufe ist (vgl. [Hillenbrand, 2011](#), S.10). Bei einer Gefahr mit der Stufe A muss eventuell nichts unternommen werden und sie kann als akzeptables Risiko hingenommen werden (vgl. [Walderyd, 2010](#), S.12).

Jede in ASIL kategorisierte Gefahr sollte mindestens ein Safety Goal haben. Ein Safety Goal beschreibt die Situation, die nicht eintreten sollte (siehe [Tabelle 2](#)). Diese Situation gilt es mit mehreren Maßnahmen zu verhindern.

Die Kategorisierung in einer der vier ASIL- Stufen erfolgt nach folgenden Kriterien:

- **exposure:** Die *exposure* ist ein Maß für die Frequenz einer auftretenden Gefahr.
- **classification:** Die *classification* ist ein Maß für die Kontrollierbarkeit der Situation nach Eintreten der Gefahr.
- **severity:** Die *severity* beschreibt das mögliche Unfallsmaß bei eintretender Gefahr.

Advanced Driver Assistance Systeme

Die Advanced Driver Assistance Systeme haben einen hohen Anspruch an die Sicherheitsanforderungen. So gehören adaptive cruise control (ACC), lane departure warning (LDW) oder collision warning (CW) zu den ADA-Systemen (vgl. [Schueler u. a., 2012](#), S.692). Um diese hohen Anforderungen an ADA-Systeme zu erfüllen, sind mehrere Sensoren notwendig ([Kämpchen, 2007](#), S.13).

Betrachte man die Zuverlässigkeit und die Rauschempfindlichkeit als zwei grundlegende Probleme eines Sensors, so kann eine Sensorfusion dem Systemdesigner dienen, um ASIL-Anforderungen zu erfüllen. Um den Zuverlässigkeitsgrad eines kritischen System zu verbessern wird üblicherweise ein Redundanzkonzept eingeführt z.B. eine kompetitive Sensorfusion (vgl. [Heckemann u. a., 2011](#), S.8).

2. Grundlagen

Eine Sensorfusion lässt sich auf verschiedene Arten betreiben. Ein Aspekt ist dabei die Synchronität der Messungen und ein weiterer der Datenaustausch zwischen Sensoren und zentraler Fusionseinheit. In diesen weiteren Abschnitten wird auf erwähnte Aspekte sowie auf aktuelle Forschungsarbeiten zum Thema Sensorfusion und die dafür notwendigen Grundlagen der Umfeldmodellierung eingegangen.

2.1. Umfeldmodellierung

Um eine einheitliche Beschreibung der Umgebung zu gewährleisten wird die Umgebung in der Praxis auf zwei verschiedene Modelle abgebildet.

Die objektbasierte Umfeldmodellierung beschreibt jedes Objekt durch einen Zustandsvektor. Häufig werden auch rechteckige Objektboxen mit Geschwindigkeit, Position und Größe für die Beschreibung gewählt (Wender, 2008, S.38) (Schueler u. a., 2012, S.695). Einzelne Objekte werden über die Zeit verfolgt und so ihre Dynamik bestimmt. Diese Funktion wird auch Objekttracking genannt. Implementiert werden Objekttrackingverfahren mit Bayes'schen Filteralgorithmen wie Kalman- oder Partikel-Filter. Eine Übersicht über Trackingverfahren kann bei ((Effertz, 2009, S.36 ff) (Stüker, 2003, S.24 ff) (Mählich, 2009, S.15 ff)) gefunden werden.

Die kartenbasierte Umfeldmodellierung beschreibt das Umfeld in diskreten, meist quadratischen, Zellen. Der mögliche Inhalt einer jeden Zelle ist frei definierbar. So könnte eine Zelle z.B. Belegungs-, Höhen- oder Farbinformationen enthalten.

2.2. Arten der Sensorfusion

Mehrere Sensoren lassen sich auf unterschiedliche Weise kombinieren. Sollen gemeinsam beobachtete Objekte erfasst werden, setzt dies eine Synchronisation der Daten auf einen bestimmten Zeitpunkt voraus (Stüker, 2003, S.18 ff.) (Effertz, 2009, S.68 ff.).

Ein weiterer Aspekt ist der Datenaustausch der fusionierten Sensoren. Sensordaten müssen nicht ausschließlich auf ihren Rohdaten fusioniert werden. Es bieten sich weitere Abstraktionsebenen für den Datenaustausch bei einer Sensorfusion an. Die Wahl der Abstraktionsebene wurde in mehreren Arbeiten untersucht Kämpchen (2007) Aeberhard u. a. (2012) Garcia u. a. (2008). Auf die o.g. Aspekte wird im folgenden Abschnitt eingegangen.

Synchrone und asynchrone Sensorfusion

Sensornetzwerke lassen sich in synchrone und asynchrone Netzwerke klassifizieren. Je nach Klasse des Sensornetzwerkes gibt es unterschiedliche Verfahren in welcher Weise fusionierte Daten in das Objekttracking eingebracht werden müssen.

Bei synchronen Sensornetzwerken erfolgt die Messung gleichzeitig und die Daten der Einzelmessungen liegen stets zum selben Zeitpunkt bereit. Ist dies der Fall bietet sich eine parallele Fusion an (vgl. Effertz, 2009, S.69). Bei der parallelen Fusion werden alle einem Objekt zugeordneten Messwerte gleichzeitig eingebracht (vgl. Stüker, 2003, S.19) (siehe Abbildung 1a).

Asynchrone Sensornetzwerke bestehen häufig aus heterogenen Sensoren, da diese sich meist wegen einer unterschiedlichen Aktualisierungsrate oder Messverfahren nicht synchronisieren lassen (Stüker,

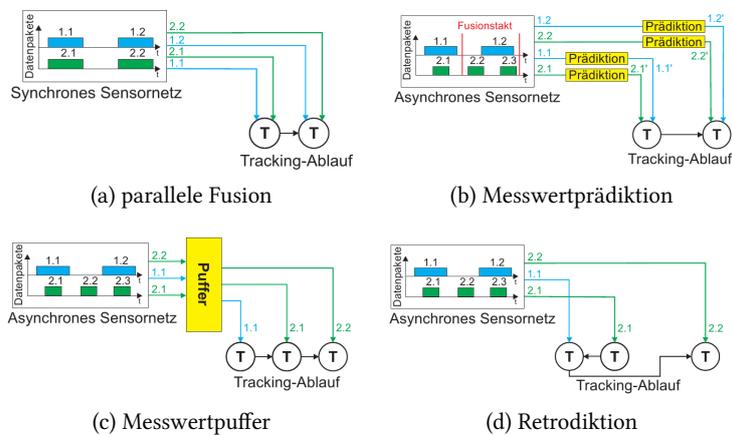


Abbildung 1: Fusion in synchronen und asynchronen Sensornetzwerken (Effertz (2009))

2003, S.21). Effertz und Stueker beschreiben drei verschiedene Verfahren der Sensorfusion in asynchronen Sensornetzwerken:

- **Messwertprädiktion** auf gemeinsamen Fusionstakt: Anhand eines festen Fusionszeitpunktes müssen die zuvor aufgenommenen Sensordaten auf diesen Zeitpunkt präzisiert werden. Dies hat einen Verlust an Genauigkeit zur Folge (vgl. Effertz, 2009, S.69). Nach der Prädiktion werden die sensorspezifischen Objektzustände in einen gemeinsamen Track überführt (Track-zu-Track-Assoziation) (vgl. Stüker, 2003, S.21). Eine Voraussetzung für den Einsatz eines gemeinsamen Fusionstakt ist jedoch eine Messung der Objektdynamik (siehe Abbildung 1b).
- **Messwertpuffer**: Beim Einsatz eines Messwertpuffers werden die Sensordaten sequentiell in die Sensorfusion eingebracht. Für jeden Sensor gibt es einen eigenen Aktualisierungszyklus des Objekttrackings (siehe Abbildung 1c).
- **Retrodiktion** der Messwerte: Durch Übertragungslatenzen kann es unter Umständen zu Störungen in der Empfangsreihenfolge von Messinformationen kommen. In diesem Fall kann dann eine Prädiktion des Messdatums in die Vergangenheit erfolgen (Retrodiktion). So kann eine verspätete Messung auch nachträglich in das Tracking aufgenommen werden (vgl. Effertz, 2009, S.69).

Abstraktionsebenen

Eine Sensorfusion kann auf verschiedenen Abstraktionsebenen stattfinden. Kämpchen und Elmenreich beschreiben drei Kategorien der verschiedenen Fusionsebenen (Kämpchen, 2007, S.37 ff.) (Elmenreich, 2002, S.14).

- **Low-Level Fusion**: Bei der Sensorrohdatenfusion werden verschiedene Messungen in ein gemeinsames Koordinatensystem übertragen (siehe auch Abbildung 6c im Anhang). Bei der

Rohdatenfusion können nur Sensoren des gleichen Typs verwendet werden, da die Rohdaten aneinander angehängt werden.

Weiterhin ist für eine genaue Rohdatenfusion ein synchrones Sensornetzwerk eine Voraussetzung (vgl. [Kämpchen, 2007](#), S.38), da für oben beschriebene Ansätze, wie Messwertprädiktion oder Retrodiktion, bereits Messung über die Objektdynamik vorhanden sein müssen, diese jedoch in Rohdaten nicht existieren.

- Feature-Level Fusion: Eine Sensorfusion auf Basis von Merkmalen hat das Ziel eine optimale Information für ein anschließendes Objekttracking zu liefern und dabei eine minimale Bandbreite beim Datenaustausch zu nutzen ([Kämpchen, 2007](#), S.40). Die Sensorrohdaten werden komprimiert und auf Merkmale (Features) abgebildet. Diese Merkmale sind anschließend zu übertragen und zu fusionieren (siehe Abbildung [6b](#) im Anhang).
- High-Level Fusion: Bei der High-Level Fusion findet das Objekttracking intern in jedem Sensor statt. Bei der anschließenden Fusion werden lediglich getrackte Objekte übertragen. Die Fusion geschieht nachfolgend auf Objekt-Ebene (Track-zu-Track-Assoziation).

Effertz beschreibt eine weitere Technik der Sensorfusion als kartenbasierte Sensorfusion. Das gemeinsame Umfeldmodell wird hier als Karte beschrieben. In synchronen Sensornetzwerken können Messdaten von verschiedenen Sensoren direkt in eine gemeinsame Kartendarstellung fusioniert werden (siehe Abbildung [6a](#) im Anhang). In asynchronen Sensornetzwerken wird die gemeinsame Karte vom Sensor mit der höchsten Messfrequenz dominiert. Effertz schlägt in diesem Fall für jeden Sensor separate Karten vor, die wiederum in eine gemeinsame Karte überführt werden (vgl. [Effertz, 2009](#), S.70).

[Tabelle 3](#) fasst die beschriebenen Anwendbarkeiten der verschiedenen Fusionsansätze zusammen.

Fusionsebenen	Umfeldmodell		Sensornetzwerk	
	objektbasierte	kartenbasiert	synchron	asynchron
Low-Level-Fusion	-	-	✓	×
Feature-Level-Fusion	-	-	✓	×
High-Level-Fusion	✓	×	✓	✓
kartenbasiert-Fusion	×	✓	✓	✓

Tabelle 3: Anwendbarkeit unterschiedlicher Fusionsansätze

Genauere Feature- und Low-Level-Fusionen sind ausschließlich mit synchronen Sensornetzwerken realisierbar, da hier Dynamikinformationen von Objekten i.d.R. für eine Messwertprädiktion fehlen. Das Umfeldmodell bei Low- oder Feature-Level-Fusion ist beliebig zu wählen und wird in [Tabelle 3](#) durch ein “-” gekennzeichnet.

2.3. Aktuelle Fusionssysteme

[Schueler u. a. \(2012\)](#) stellt ein seriennahes 360°Fusionssystem mit heterogener Sensorik im Automobil vor. In diesem System werden objektbasierte und kartenbasierte Umfeldmodellierung genutzt und in einem “PERCEPTION SYSTEM” miteinander kombiniert.

3. Anwendungen

Mit Hilfe einer Belegungskarte können Rohdaten- mit Dynamikinformationen erweitert werden (Dynamikerkennung). In Zukunft sollen Karteninformationen weiter genutzt werden, um den geschätzten Objektzustand zu verbessern.

[Aeberhard u. a. \(2012\)](#) stellt ein High-Level Fusionssystem in einem 12 Sensor 360°System vor. Es wird ein neues System der Objektfusion mit "information matrix fusion" (IMF) vorgestellt. IMF ist ein Track-zu-Track-Assoziationsverfahren, welches die gleiche Genauigkeit bietet wie Low-Level Fusionssysteme mit zentralisierten Kalmanfilter (vgl. [Aeberhard u. a., 2012](#), S.1724).

3. Anwendungen

Wie im letzten Kapitel vorgestellt arbeiten aktuelle Fusionssysteme mit karten- und objektbasierter Umfeldmodellierung.

In diesem Abschnitt wird auf die kartenbasierte Umfelderkennung mittels Belegungskarten (Occupancy Grid Maps) eingegangen. Weiterhin wird gezeigt, dass für eine genaue Kartenerstellung eine genaue Selbstlokalisierung Voraussetzung ist. Verfahren zur Selbstlokalisierung (SLAM) werden im weiteren Abschnitt behandelt.

3.1. Occupancy Grid Map

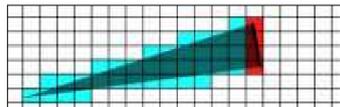


Abbildung 2: inverses Sensormodell eines Laserscanners. (Frei blau / Belegt Rot) ([Bouzouraa und Hofmann, 2010](#), S.295)

Zellen einer Occupancy Grid Map weisen Belegungswahrscheinlichkeiten auf. Eine Zelle ist belegt, wenn sich an der Position ein nicht überfahrbares Objekt befindet. Eine weitere Zelleigenschaft in Belegungskarten sind Frei-Raum-Informationen. Frei-Raum-Informationen kennzeichnen den befahrbaren Raum und sind für viele Fahrerassistenzsysteme eine wichtige Information (vgl. [Homm u. a., 2010](#), S. 1006). Um aus einem Sensor Frei- und Belegtmessungen zu gewinnen wird meist ein inverses Sensormodell angewandt, welches diese Informationen bereitstellt (siehe [Abbildung 2](#)). Weitere Informationen zu inversen Sensormodellen siehe bei ([Thrun, 2002](#), S.4), ([Schmid, 2012](#), S.41) und ([Weiss u. a., 2007](#), S.185). Occupancy Grid Maps zur Umfelderkennung haben sich in den letzten Jahrzehnten zu einer führenden Modellierung entwickelt (vgl. [Thrun, 2002](#), S.1) und werden im folgenden Abschnitt mittels zwei verschiedener Theorien für Belegungskarten beschrieben.

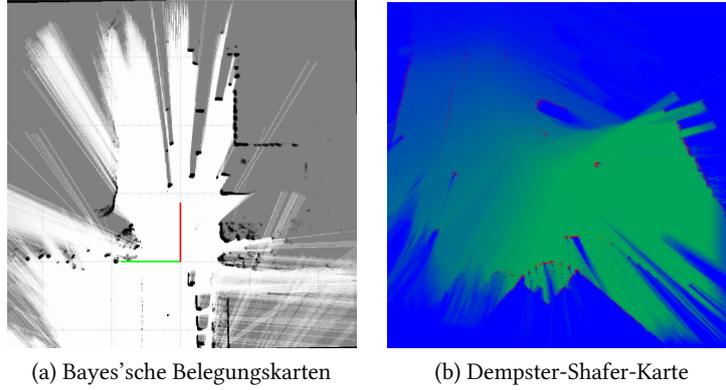


Abbildung 3: Belegungskarten nach Bayes und Dempster Shafer

Bayes'sche Belegungskarten

Eine Zelle enthält eine Belegungswahrscheinlichkeit $[0, 1]$. Wobei 0 frei bedeutet und 1 belegt.

$$P[Z|Y_k] = P[z(1, 1), \dots, z(M, N)|Y_k] \quad (1)$$

$$P[y_{k+1}|z_{k+1}] = \frac{P[z_{k+1}|y_{k+1}] * P[y_{k+1}]}{P[z_{k+1}]} \quad (2)$$

Gesucht ist eine A-posteriori-Wahrscheinlichkeitsverteilung der Gesamtkarte unter Berücksichtigung aller Messdaten Y bis zum Zeitpunkt k (siehe [Gleichung 1](#)). Dies wird mit dem binären Bayes-Filter erreicht (siehe [Gleichung 2](#)). Weiterhin hat sich bei den Occupancy Grid Maps die sogenannte Log-Odds Form durchgesetzt (siehe [Gleichung 3](#)) (vgl. (Effertz, 2009, S.61) und (Baig u. a., 2009, S.403)). Mit der Log-Odds Form lässt sich der aufwendige Normierungsterm aus [Gleichung 2](#) vermeiden und es ergibt sich [Gleichung 4](#) für die Zellaktualisierung.

$$l[z_k] = \log \frac{P[z_k]}{1 - P[z_k]} \quad (3)$$

$$l[z_{k+1}] = \log \frac{p[z_{k+1}|y_{k+1}]}{1 - p[z_{k+1}|y_{k+1}]} + \log \frac{p[\bar{z}_{k+1}]}{1 - p[\bar{z}_{k+1}]} + l[z_k] \quad (4)$$

Der Term $\log \frac{p[z_{k+1}|y_{k+1}]}{1 - p[z_{k+1}|y_{k+1}]}$ aus [Gleichung 4](#) beschreibt die Messwertaktualisierung einer Zelle unter Betrachtung der zuletzt eingegangenen Messung. Der Term $\log \frac{p[\bar{z}_{k+1}]}{1 - p[\bar{z}_{k+1}]}$ beschreibt das A-priori-Wissen (Vorkenntnisse) der Zelle. Vorkenntnisse über Zellen lassen sich beispielsweise über digitales Kartenmaterial erzeugen. Ist kein A-priori-Wissen bekannt ergibt sich der Wert Null (Effertz, 2009, S.61). $l[z_k]$ aus der [Gleichung 4](#) beschreibt den letzten Zellwert.

Existieren keine Vorkenntnisse über die Zellbelegung und wird die Messwertaktualisierung bereits in logarithmischer Darstellung angegeben, kann eine Zellaktualisierung aus [Gleichung 4](#) mit lediglich einer Addition ausgeführt werden. Ein Beispiel einer Bayes'schen Belegungskarte zeigt [Abbildung 3a](#).

Dempster Shafer Theorie

Die Bayes'schen Belegungskarten haben bei konfliktbehafteten Messinformationen ihre Nachteile (vgl. Effertz, 2009, S.62). Eine Messung wird lediglich auf die Belegungswahrscheinlichkeit $P[z_k]$ abgebildet. Die Belegungswahrscheinlichkeit wird mit zwei unterschiedlichen Messung erzeugt (frei/belegt). Effertz zeigt in einem Beispiel, dass bei konfliktbehafteten Messinformationen das binäre Bayes-Filter kein Informationsgewinn im Vergleich zum Ausgangszustand liefert (Effertz, 2009, S.67).

Bei der Dempster-Shafer Beweis-Theorie werden Wahrscheinlichkeiten mit Evidenzen erweitert. Eine Evidenz besteht aus einer Wahrscheinlichkeit und aus einem Maß für die Plausibilität (degree of belief) (vgl. Schmid, 2012, S.60).

Angewendet auf die Belegungskarten ergibt sich die Potenzmenge 2^Ω zu Gleichung 5.

$$2^\Omega = \left\{ \begin{array}{l} \emptyset \\ B \\ F \\ \{B, F\} = U \end{array} \right\} \begin{array}{l} \text{(leere Menge)} \\ \text{(belegt)} \\ \text{(frei)} \\ \text{(unbekannt / keine Aussage)} \end{array} \quad (5)$$

Das Vertrauensmaß der Evidenz U wird aus dem Belegzustand B und den Freizustand F kombiniert. Misst der Sensor nun mit einer 60 prozentigen Wahrscheinlichkeit für eine Belegung heißt das im Unterschied zu der Bayes Theorie nicht, dass die Zelle zu 40 % frei ist, sondern das der Zustand der Zelle zu 40 % unbekannt ist (vgl. Schmid, 2012, S.60). Ein Beispiel einer Belegungskarte nach Dempster-Shafer zeigt Abbildung 3b.

3.2. Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)

Für eine genaue Belegungskarte, wie im letzten Abschnitt beschrieben, ist eine Selbstlokalisierung eine Voraussetzung (vgl. Schmid, 2012, S.90). Die Karte wird mit der Zeit über die Fahrzeugbewegung kompensiert (verschoben). Bei ungenauer Kompensation der Karte ergeben sich an den Rändern Artefakte. Für dieses Problem kann ein "Simultaneous Localization and Mapping"-Verfahren kurz (SLAM) Abhilfe schaffen.

SLAM ist eine gut erforschte Methode um die genaue Fahrzeugposition festzustellen Baer u. a. (2009), Baig u. a. (2009), Wu und Sun (2010), Thrun u. a. (2005). Es wird mit Hilfe einer Bewegungsmessung sowie zusätzlichen Daten von umgebungserfassenden Sensoren die neue Fahrzeugposition geschätzt. Positionsinformationen von statischen Objekten dienen dem SLAM als Referenz um mit den Umgebungsmessdaten eine neue Fahrzeugposition zu schätzen. Abbildung 4 zeigt den Prozessablauf.

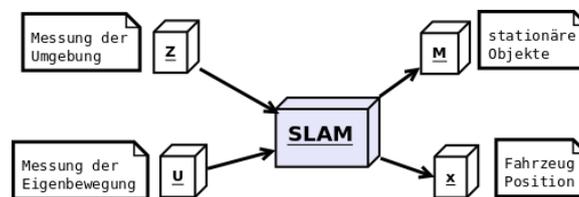


Abbildung 4: der SLAM-Prozess (Pancham u. a., 2011, S.2)

4. Fazit

In den letzten Abschnitten wurde ein grober Überblick über das Thema Sensorfusion im Automobil gewährt. Es wurde auf die unterschiedlichen Arten von Sensorfusionen, sowie auf die Grundlagen der sensorgestützten Umfelderkennung eingegangen ([Abschnitt 2](#)). Im vorherigen Kapitel wurde die kartenbasierte Umfelderkennung näher beschrieben ([Abschnitt 3](#)).

Für eine Masterarbeit im Projekt RecBar ist zunächst zu untersuchen, welche der vorgestellten Arten der Sensorfusion, in Kombination mit einem Realtime Ethernet Backbone, am geeignetsten sind. Weiterhin ist, in Hinblick auf ein mögliches Fahrassistenzsystem, eine geeignete Umfeldmodellierung zu wählen. Eine Umfeldmodellierung auf Kartenbasis kann eine objektbasierte Umfeldmodellierung weiter verbessern [Schueler u. a. \(2012\)](#). Hier gilt es eine geeignete Methode zu finden, beide Modellierungen sinnvoll zu koppeln. Schueler schlägt zwar eine Architektur für die Kopplung vor, er schreibt jedoch, dass sich der Objektzustand noch weiter mit Informationen aus Belegungskarten verbessern ließe (vgl. [Schueler u. a., 2012, S.697](#)).

4.1. Risiken und Umsetzbarkeit

Eine Arbeit auf Basis einer Sensorfusion hat das Risiko zu umfangreich zu werden und die eigentlichen interessanten wissenschaftlichen Aspekte aus den Augen zu verlieren. Um dies zu verhindern sollten zunächst Teilbereiche aus dem Thema bearbeitet werden, um so nicht die Aufgabe zu verfehlen.

Eine Belegungskarte auf Grundlage der Dempster-Shafer Evidenztheorie bietet sich zwar für Sensorfusionen an, diese Vorteile werden jedoch mit einem größeren Rechenaufwand erkauft. Zum Vergleich lässt sich eine Bayes'sche-Zellaktualisierung mit einer Addition berechnen. Ein Vergleich zur Dempster-Shafer Zellaktualisierung bietet sich an. Ein entwickeltes Fusionssystem muss mindestens Soft-Realtime Anforderungen für eine Life-Präsentation erfüllen können, somit ist eine Übersteigerung der Rechenkapazität ein Risiko.

4.2. Literaturüberblick

In den letzten Abschnitten wurde auf das Thema der Sensorfusion in verschiedenen Aspekten und mit verschiedenen Quellen eingegangen. [Tabelle 4](#) soll einen kurzen Überblick auf die erwähnten Themen und wichtiger Literatur gewähren.

Themen				
Anforderungen	Synchronisation	Umfeldmodellierung		SLAM
		objektbasiert	kartenbasiert	
Walderyd (2010)		Effertz (2009)		Wu und Sun (2010)
Hillenbrand (2011)	Rabel u. a. (2004)	Wender (2008)	Baig u. a. (2009)	
Kämpchen (2007)	Nico u. a. (2003)	Kämpchen (2007)	Thrun u. a. (2005)	
	MacQueen (1967)	Mählich (2009)	Bouzouraa und Hofmann (2010)	Panchar u. a. (2011)
Schlummer (2012)	Mählich u. a. (2006)		Thrun (2002)	Baer u. a. (2009)
	Stüker (2003)		Garcia u. a. (2008)	Lin u. a. (2012)

Tabelle 4: Literaturüberblick für automotive Sensorfusion

A. Anhang

A.1. RecBar Laserscannerfusion

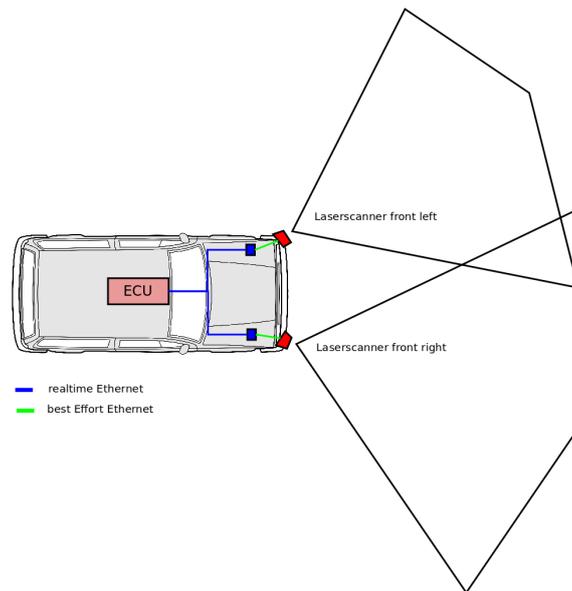


Abbildung 5: Aufbau der Laserscannerfusion im RecBar Projekt

A.2. Ebenen einer Sensorfusion

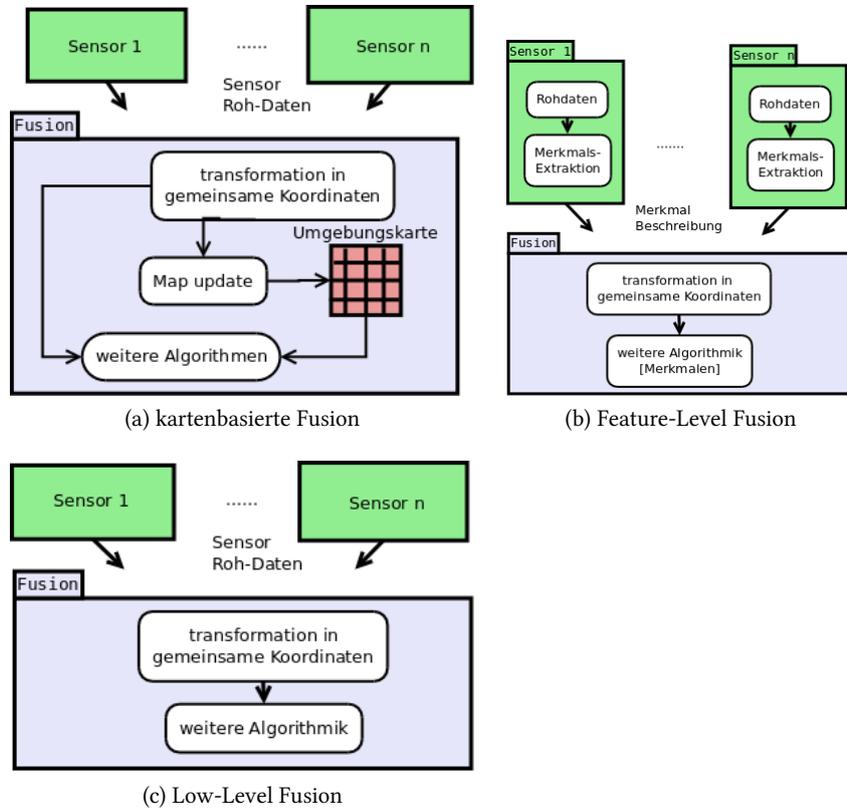


Abbildung 6: Fusion auf verschiedenen Ebenen (Kämpchen (2007))

Literatur

- [Aeberhard u. a. 2012] AEBERHARD, M. ; SCHLICHTHARLE, S. ; KAEMPCHEN, N. ; BERTRAM, T.: Track-to-Track Fusion With Asynchronous Sensors Using Information Matrix Fusion for Surround Environment Perception. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 13 (2012), Nr. 4, S. 1717–1726. – ISSN 1524-9050
- [Baer u. a. 2009] BAER, M. ; BOUZOURAA, M.E. ; DEMIRAL, C. ; HOFMANN, U. ; GIES, S. ; DIEPOLD, K.: EgoMaster: A central ego motion estimation for driver assist systems. In: *Control and Automation, 2009. ICCA 2009. IEEE International Conference on*, 2009, S. 1708–1715
- [Baig u. a. 2009] BAIG, Q. ; VU, Trung-Dung ; AYCARD, O.: Online localization and mapping with moving objects detection in dynamic outdoor environments. In: *Intelligent Computer Communication and Processing, 2009. ICCP 2009. IEEE 5th International Conference on*, 2009, S. 401–408
- [Bouzouraa und Hofmann 2010] BOUZOURAA, M.E. ; HOFMANN, U.: Fusion of occupancy grid mapping and model based object tracking for driver assistance systems using laser and radar sensors. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010 IEEE*, 2010, S. 294–300. – ISSN 1931-0587
- [Effertz 2009] EFFERTZ, Jan: *Autonome Fahrzeugführung in urbaner Umgebung durch Kombination objekt- und kartenbasierter Umfeldmodelle*, Technischen Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, Dissertation, Februar 2009. – URL <http://www.digibib.tu-bs.de/?docid=00029859>
- [Elmenreich 2002] ELMENREICH, Wilfried: *Sensor Fusion in Time-Triggered Systems*, Technischen Universität Wien, Dissertation, Oktober 2002. – URL http://www.vmars.tuwien.ac.at/~wilfried/papers/elmenreich_Dissertation_sensorFusionInTimeTriggeredSystems.pdf
- [Garcia u. a. 2008] GARCIA, R. ; AYCARD, O. ; VU, Trung-Dung ; AHRHOLDT, M.: High level sensor data fusion for automotive applications using occupancy grids. In: *Control, Automation, Robotics and Vision, 2008. ICARCV 2008. 10th International Conference on*, 2008, S. 530–535
- [Heckemann u. a. 2011] HECKEMANN, Karl ; GESELL, Manuel ; PFISTER, Thomas ; BERNS, Karsten ; SCHNEIDER, Klaus ; TRAPP, Mario: Safe Automotive Software. In: KÖNIG, Andreas (Hrsg.) ; DENGEL, Andreas (Hrsg.) ; HINKELMANN, Knut (Hrsg.) ; KISE, Koichi (Hrsg.) ; HOWLETT, RobertJ. (Hrsg.) ; JAIN, LakhmiC. (Hrsg.): *Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems* Bd. 6884. Springer Berlin Heidelberg, 2011, S. 167–176. – URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-23866-6_18. – ISBN 978-3-642-23865-9
- [Heide 2013] HEIDE, Frank: Der will nur einparken! In: *Handelsblatt Online* (2013), Januar. – URL <http://www.handelsblatt.com/auto/nachrichten/computer-soll-oberklasse-audi-lenken-der-will-nur-einparken/7677484.html>
- [Hillenbrand 2011] HILLENBRAND, M.: *Funktionale Sicherheit nach ISO 26262 in der Konzeptphase der Entwicklung von Elektrik/Elektronik Architekturen von Fahrzeugen*. KIT Scientific Publ., 2011

- (Steinbuch series on advances in information technology). – URL <http://books.google.de/books?id=IsUxPfoqjRoC>. – ISBN 9783866448032
- [Homm u. a. 2010] HOMM, F. ; KAEMPCHEN, N. ; OTA, J. ; BURSCHKA, D.: Efficient occupancy grid computation on the GPU with lidar and radar for road boundary detection. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010 IEEE*, 2010, S. 1006–1013. – ISSN 1931-0587
- [Kämpchen 2007] KÄMPCHEN, Nico: *Feature-Level Fusion of Laser Scanner and Video Data for Advanced Driver Assistance Systems*, Universität Ulm, Dissertation, Juli 2007. – URL <http://vts.uni-ulm.de/doc.asp?id=5958>
- [Lin u. a. 2012] LIN, Kuen-Han ; CHANG, Chun-Hua ; DOPFER, Andreas ; WANG, Chieh-Chih: Mapping and Localization in 3D Environments Using a 2D Laser Scanner and a Stereo Camera. In: *J. Inf. Sci. Eng.* 28 (2012), Nr. 1, S. 131–144
- [MacQueen 1967] MACQUEEN, J. B.: Some Methods for Classification and Analysis of MultiVariate Observations. In: CAM, L. M. L. (Hrsg.) ; NEYMAN, J. (Hrsg.): *Proc. of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* Bd. 1, University of California Press, 1967, S. 281–297
- [Mählich u. a. 2006] MÄHLISCH, M. ; SCHWEIGER, R. ; RITTER, W. ; DIETMAYER, K.: Sensorfusion Using Spatio-Temporal Aligned Video and Lidar for Improved Vehicle Detection. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2006 IEEE*, 2006, S. 424–429
- [Mählich 2009] MÄHLISCH, Mirko: *Filtersynthese zur simultanen Minimierung von Existenz-, Assoziations- und Zustandsunsicherheiten in der Fahrzeugumfelderfassung mit heterogenen Sensordaten*, Universität Ulm, Dissertation, August 2009. – URL <http://vts.uni-ulm.de/doc.asp?id=7188>
- [Nico u. a. 2003] NICO, Multi-Sensor F. ; KAEMPCHEN, Nico ; DIETMAYER, Klaus: *Data Synchronization Strategies For*. 2003
- [Pancham u. a. 2011] PANCHAM, Ardhisha ; TLALE1, Nkgatho ; BRIGHT1, Glen: Literature Review of SLAM and DATMO. In: *Robotics and Mechatronics Conference of South Africa (ROBMECH 2011)*, 2011, S. 130–136
- [Rabel u. a. 2004] RABEL, M. ; SCHMEISER, A. ; GROSSMANN, H.P.: Communication architecture for sensorfusion systems. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2004 IEEE*, 2004, S. 363–368
- [Schlummer 2012] SCHLUMMER, Marco H.: *Beitrag zur Entwicklung einer alternativen Vorgehensweise für eine Proven-in-Use-Argumentation in der Automobilindustrie*, Bergischen Universität Wuppertal, Dissertation, März 2012. – URL <http://elpub.bib.uni-wuppertal.de/servlets/DerivateServlet/Derivate-2868/dd1201.pdf>
- [Schmid 2012] SCHMID, Matthias R.: *Umgebungserfassung für Fahrerassistenzsysteme mit hierarchischen Belegungskarten*. Neubiberg, Universität der Bundeswehr München, Fakultät für Luft- und Raumfahrttechnik, Dissertation, 2012. – URL <http://athene.bibl.unibw-muenchen.de:8081/download/90500/90500.pdf>

- [Schueler u. a. 2012] SCHUELER, K. ; WEIHERER, T. ; BOUZOURAA, E. ; HOFMANN, U.: 360 Degree multi sensor fusion for static and dynamic obstacles. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE*, 2012, S. 692–697. – ISSN 1931-0587
- [Stüker 2003] STÜKER, Dirk: *Heterogene Sensordatenfusion zur robusten Objektverfolgung im automobilen Straßenverkehr*, Carl von Ossietzky-Universität Oldenburg, Dissertation, November 2003. – URL <http://oops.uni-oldenburg.de/201/>
- [Thrun 2002] THRUN, Sebastian: Learning Occupancy Grids With Forward Sensor Models. In: *Autonomous Robots* 15 (2002), S. 111–127
- [Thrun u. a. 2005] THRUN, Sebastian ; BURGARD, Wolfram ; FOX, Dieter: *Probabilistic Robotics*. Cambridge, MA : MIT Press, 2005 (Intelligent Robotics and Autonomous Agents). – ISBN 978-0262201629
- [Walderyd 2010] WALDERYD, Frederik: *Hazard identification and safety goals on power electronics in hybrid vehicles*, Chalmers University of Technology, Diplomarbeit, September 2010. – URL <http://webfiles.portal.chalmers.se/et/MSc/FredrikWalderydMSc.pdf>
- [Weiss u. a. 2007] WEISS, T. ; SCHIELE, B. ; DIETMAYER, K.: Robust Driving Path Detection in Urban and Highway Scenarios Using a Laser Scanner and Online Occupancy Grids. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2007 IEEE*, 2007, S. 184–189. – ISSN 1931-0587
- [Wender 2008] WENDER, S.: *Multisensorsystem zur erweiterten Fahrzeugumfelderfassung*, Universität Ulm, Dissertation, 2008. – URL <http://books.google.de/books?id=yzvFcQAACAAJ>
- [Wu und Sun 2010] WU, Ming ; SUN, Ji-Ying: Simultaneous localization, mapping and detection of moving objects with mobile robot in dynamic environments. In: *Computer Engineering and Technology (ICCET), 2010 2nd International Conference on* Bd. 1, 2010, S. V1–696–V1–701