

# Fusion von Sensordaten am Beispiel von Sicherheitsanwendungen in der Automobiltechnik

## Sensor Data Fusion for Safety Applications in Automotive Environment

Michael Skutek und Dirk Linzmeier

---

Der Artikel beschreibt unterschiedliche Ansätze zur Fusion von Sensordaten beispielhaft an zwei Sicherheitsanwendungen im Automobilbereich – *PreCrash* und *Fußgängererkennung*. Der Fokus liegt nicht ausschließlich auf der Fusionstheorie selbst; auch die Anforderungen der Anwendungen und die sensortechnischen Voraussetzungen sind dargestellt. Für die *PreCrash*-Funktion werden zwei Ansätze zur Fusion von Radarsensoren und einem Laserscanner vorgestellt. Das Fußgängerdetektionssystem besteht aus einer Anordnung von Thermopile-Sensoren, die zur Bestimmung der Fußgängerposition fusioniert werden.

This article deals with different approaches of multi-sensor data fusion by considering two automotive applications, namely *PreCrash* and *Pedestrian Recognition*. Apart from providing a basic introduction to fusion theory, this article also discusses the challenging demands and requirements for the automotive applications. The presented *PreCrash* application fuses the information from laser scanner and radar sensors, using two different approaches. The pedestrian detection system consists of an array of thermopile infrared sensors, which are fused to determine the pedestrian position.

**Schlagwörter:** Sensordaten-Fusion, Laserscanner, Radar, Thermopile, *PreCrash*, Fußgängererkennung

**Keywords:** Sensor data fusion, laser scanner, radar, thermopile, *PreCrash*, pedestrian detection

---

## 1 Einleitung

Viele Komfort- und Sicherheitsanwendungen für Fahrzeuge setzen Informationen bezüglich des Fahrzeugumfeldes voraus. So hängen vor allem Komfort-Anwendungen wie z. B. Einparkhilfe oder „intelligente“ Tempomaten von zuverlässigen Informationen über das aktuelle Umfeld des Fahrzeugs ab. Käufer akzeptieren Fehlverhalten nur in einem sehr geringen Maße. Für Sicherheitsanwendungen sind die Anforderungen an die Zuverlässigkeit noch um einiges höher. Die gelieferte Information muss möglichst in jeder Fahrzeugsituation verlässlich vorliegen. Die akzeptable Rate von Fehlverhalten ist hier noch wesentlich geringer als bei Komfortsystemen.

Dieser Artikel stellt zwei Beispiele für mögliche (Signalverarbeitungs-)Ansätze solcher Sicherheitssysteme vor.

Eines dieser Systeme ist ein *PreCrash*-System. Im Unterschied zu Vorwarn-Systemen oder Kollisionsvermeidungssystemen generiert ein *PreCrash*-System unmittelbar vor einem bevorstehenden Unfall Informationen, die es dann einer nachgeschalteten Aktuatorik zur Verfügung stellt. Eine Möglichkeit der Nutzung dieser Informationen stellt die zeitgenaue Auslösung bekannter Einrichtungen wie z. B. reversible Gurtstraffer dar. Um eine größtmögliche Schutzwirkung dieser Aktuatoren zu erreichen, ist die zeitgenaue Auslösung sehr wichtig. Weiterhin besteht mit den von einem *PreCrash*-System gelieferten Informationen die Möglichkeit, zu entscheiden, welche Sicherheitseinrichtungen mit welchen Parametern auszulösen sind. Ein Sensorsystem für die *PreCrash*-Anwendung muss in der Lage sein, Angaben zur Lage und der relativen Geschwindigkeit eines unfallrelevanten Objektes zu einer definierten Zeit vor dem Aufprall zu liefern.

Viele fahrzeugtechnische Innovationen der letzten 30 Jahre zielten auf die Vermeidung oder Verringerung von Personenschäden beim Unfall. Die so genannte passive Sicherheit hat zu einem großen Teil dazu beigetragen, dass die Zahl tödlicher Verletzungen der Fahrzeuginsassen stark zurückgegangen ist. Mehr noch als bisher ist die Automobilindustrie daran interessiert, die aktiven Sicherheitssysteme zum Schutz von ungeschützten Verkehrsteilnehmern voranzutreiben. Innovative Sicherheitssysteme sollen in der Zukunft durch aktive Maßnahmen dafür sorgen, dass Fußgänger im Straßenverkehr besonders geschützt werden.

In diesem Artikel wird als zweites Beispiel ein System zur Fußgängerdetektion, basierend auf Infrarotsensoren (Thermopiles), vorgestellt. Hierbei liegt der Fokus vor allem auf den Methoden der Signalverarbeitung für die Sensoranordnung. Mit Hilfe eines solchen Systems oder des Systems in Kombination mit anderen Sensortypen, soll es in der Zukunft möglich sein, die Sicherheit von Fußgängern im Straßenverkehr durch aktive Sicherheitsmaßnahmen zu erhöhen.

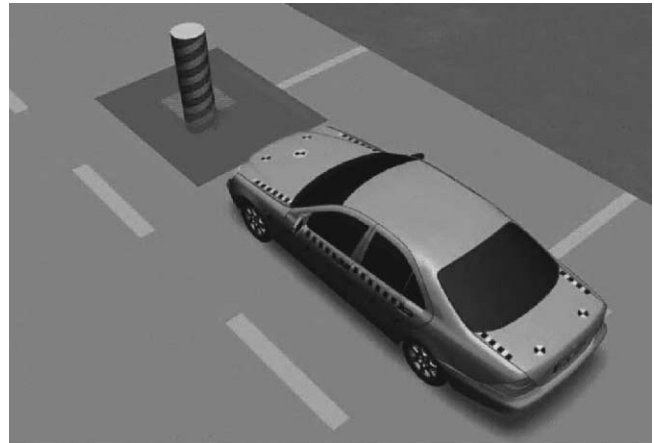
Die präsentierten PreCrash-Arbeiten wurden im Rahmen des Projektes APALACI durchgeführt, einem Unterprojekt des EU-Vorhabens PReVENT. PReVENT ist eine Europäische Förderinitiative im 6. Rahmenprogramm zur erheblichen Verbesserung der Sicherheit und deutlichen Reduktion von Opfern im Straßenverkehr. Ziel des APALACI Projektes ist die Entwicklung, Realisierung und Demonstration eines Systems in Fahrzeugen zur Verbesserung der Unfall-Prävention und Verringerung der Unfallschwere durch den Einsatz innovativer Sensoren und die Implementierung robuster Sensorfusionsarchitekturen.

## 2 Die Anwendungen

### 2.1 PreCrash

Zum Erreichen einer PreCrash-Funktionalität liefert das Sensorsystem Daten zu Position und relativer Geschwindigkeit von erfassten Objekten im Fahrzeugumfeld. Aufgrund dieser Daten trifft das System die Entscheidung, ob diese Objekte zu einem Unfall führen werden oder nicht.

Hierfür nutzt das System einen „kritischen Abstand“, der unter anderem durch einen Zeitschwellwert  $t_c$  bestimmt ist. Dieser Zeitschwellwert hängt zum einen von der Zeit  $t_a$  ab, die die Aktuatorik zur Auslösung benötigt und zum anderen von einem definierten Offset ( $t_o = t_c - t_a$ ). Die Zykluszeit der Sensorik und die zeitliche Verzögerung, ausgelöst durch die Laufzeit der Information durch die Signalverarbeitung, bestimmt den Wert für diesen (positiven) Zeitversatz. Die Wirkung der meisten Aktuatoren verschlechtert sich nicht durch zu zeitige Auslösung, wohl aber durch zu späte. Somit wirkt sich eine Wahl eines großen Wertes  $t_o$  nicht negativ auf die Aktuatorik aus, vergrößert jedoch die Wahrscheinlichkeit von Falschauslösungen: Steigende Werte  $t_o$  vergrößern den „kritischen Abstand“ und somit die Gefahr von Fehl- oder Falsch-Detektionen bei gegebenen Messfehlern und Messauflösung (insbesondere im Bezug auf



**Bild 1:** Kritischer Bereich.

Winkelangaben) der Sensorik. Ein zu großer Wert  $t_o$  kann zudem eine Auslöseschwelle  $t_c$  bewirken, die schon außerhalb der Zielszenarien von „unvermeidbaren Unfällen“ liegen.

Der „kritische Abstand“ ist neben dem Zeitschwellwert  $t_c$  noch durch die Relativgeschwindigkeit zwischen Fahrzeug und Objekt bestimmt. Dieser Abstand ist die Entscheidungsbasis für das PreCrash-System: Sobald ein oder mehrere Objekte diesen Abstand unterschreiten, steht ein Unfall bevor und entsprechende Informationen sind an nachgeschaltete Einrichtungen weiterzuleiten<sup>1</sup>.

Die geometrischen Abmessungen des „kritischen Bereiches“ zwischen „kritischem Abstand“ und einem Minimalabstand (Fahrzeuggrenze) hängen von den Anforderungen ab; zumeist vom benötigten Öffnungswinkel des Erkennungsbereiches oder dem maximal betrachteten Aufprallwinkel zwischen Fahrzeugachse und Objektbahn. Bild 1 zeigt ein Beispiel für einen „kritischen Bereich“ für einen Aufprallwinkel von  $0^\circ$ .

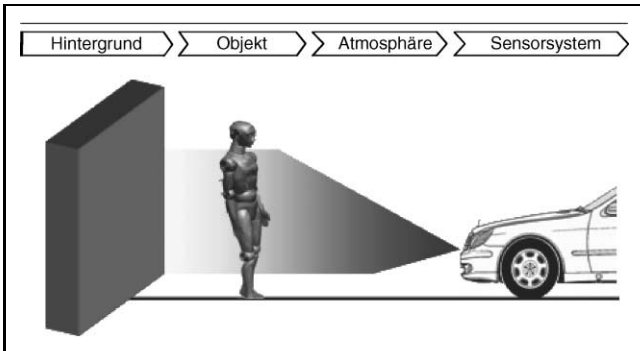
### 2.2 Fußgängerdetektion mit passiven Infrarotsensoren

Jedes Objekt, so auch der menschliche Körper, sendet Wärmestrahlung aus, dessen Wellenlänge von seiner Temperatur abhängt. Das Maximum der Wärmestrahlung des Menschen liegt im Infrarotbereich bei ca.  $9\text{--}10\ \mu\text{m}$  und kann von passiven Infrarotsensoren detektiert werden. Voraussetzung für die Infrarotdetektion ist ein Strahlungscontrast zwischen Objekt und Hintergrund.

Infrarotstrahlung (IR-Strahlung) – auch als Wärmestrahlung bezeichnet – ist Teil der optischen Strahlung und damit Teil des elektromagnetischen Spektrums.

Verschiedene Objekte, die in einem Raum angeordnet sind, tauschen ständig Energie in Form von elektromagnetischer Strahlung aus. In einem abgeschlossenen System, bei dem weder Energie in das System hinein noch aus dem System

<sup>1</sup> Die Entscheidung kann auch noch von weiteren (Neben-)bedingungen wie z. B. der Objektklasse abhängig gemacht werden, was hier allerdings nicht weiter behandelt wird.



**Bild 2:** Messszenario bei der Fußgängerdetektion.

heraus fließen kann, stellt sich durch den Strahlungsaustausch ein Gleichgewicht ein, in dem alle Objekte die gleiche Temperatur besitzen. In der Realität ist diese Situation näherungsweise in einer unbelebten Landschaft bei Nacht vorzufinden. In einer solchen Szene unterscheidet sich die Abstrahlung der einzelnen Objekte nur dadurch, dass die Objekte eventuell verschiedene Emissionsgrade besitzen.

Die Situation ändert sich, wenn einzelne Objekte durch Umsetzung von chemischer, elektrischer oder mechanischer Energie kontinuierlich beheizt werden. Durch die kontinuierliche Zufuhr von Wärmeenergie wird das Gleichgewicht gestört und das beheizte Objekt nimmt eine höhere Temperatur an als die Umgebung. Dies ist z. B. bei Lebewesen oder Maschinen der Fall. Durch die Beheizung steigt der Strahlungscontrast zwischen dem beheizten Objekt und der Umgebung an; das Objekt hebt sich somit vom Hintergrund ab. In Bild 2 ist ein Messszenario dargestellt, welches zur Veranschaulichung der Infrarotdetektion dienen soll.

Das hier vorgestellte Fußgängerdetektionssystem überwacht einen kritischen Bereich, der ähnlich dem des PreCrash-Systems ist. Die Ausdehnung des Bereiches hängt von der Auslösezeit  $t_a$  der Aktuatorik, der Relativgeschwindigkeit zwischen Fußgänger und Fahrzeug und der Sensorik ab (siehe Gleichungen (1) und (3) im nachfolgenden Abschnitt). Das System erkennt, ob sich eine Person innerhalb des kritischen Bereiches befindet und bestimmt seine Position. Aufgrund dieser Information ist es möglich, eine bevorstehende Kollision zu erkennen.

## 3 Das Sensorsystem

### 3.1 Anforderungen an die Sensorik

Um die geforderten Funktionalitäten einer Anwendung zu erfüllen, müssen die verwendeten Sensoren gewissen Anforderungen genügen. Typischerweise hängen die Anforderungen zusammen und beeinflussen sich gegenseitig.

Die wichtigsten Anforderungen sind:

**Detektionsleistung** Die oben beschriebenen Sicherheitssysteme sollten alle für ihre Anwendung relevanten Objekte in ihrem Sichtfeld innerhalb der spezifizierten Zeit und mit einer ausreichenden Güte detektieren können. Diese

Anforderung kann wiederum in verschiedene Unterpunkte aufgeteilt werden:

- Detektionsfähigkeit in Abhängigkeit der Reflexionseigenschaften typischer Objekte
- Verfügbare Information
- Messauflösung
- Messgenauigkeit.

**Messzykluszeit** Die maximal im Fahrzeugumfeld auftretenden Relativgeschwindigkeiten sind sehr hoch. Die Messzykluszeit muss dementsprechend klein sein und in einem sinnvollen Verhältnis zur Aktivierungszeit  $t_c$  stehen.

Für eine genügend akkurate Schätzung bezüglich der Objektidentität, der Objektposition, der Bewegungsrichtung und der relativen Geschwindigkeit benötigt ein Tracking-Algorithmus im Durchschnitt 3–4 Messzyklen. Weiterhin ist zu betrachten, ob die Abtastungen in einem festen oder einem variablen Zeitraster erfolgen.

**Reichweite** Die Anforderungen bezüglich der maximalen Reichweite hängen von speziellen Anforderungen der Anwendung selber, von der Aktivierungszeit, der maximal möglichen bzw. noch berücksichtigten Relativgeschwindigkeit und der Messzykluszeit ab.

Die maximale Entfernung  $r_{max}$ , in der typische Objekte noch detektierbar sein müssen, ist folgendemmaßen aus der maximalen Relativgeschwindigkeit  $v_{rel,max}$  bei der gegebenen Messzykluszeit  $t_z$ , der gegebenen Aktivierungszeit  $t_c$  und der Anzahl der benötigten Messzyklen  $c$  zu berechnen, um eine ausreichend exakte Objektinformation zu erhalten:

$$r_{max} = v_{rel,max} \cdot (t_c + c \cdot t_z) \quad (1)$$

$$= v_{rel,max} \cdot ((t_a + t_o) + c \cdot t_z) \quad (2)$$

Der kleinste, noch detektierbare Abstand berechnet sich aus

$$r_{min} = v_{rel,min} \cdot t_c \quad (3)$$

mit  $v_{rel,min}$  als kleinste noch zu betrachtende Relativgeschwindigkeit.

**Öffnungswinkel** Um eine robuste Detektionsleistung und eine große Abdeckung der verschiedenen (Unfall-) Szenarien zu erreichen, sollte der Öffnungswinkel so groß wie möglich sein. In anderen Worten: Der Sichtbereich sollte in einem möglichst kurzen Abstand vom Fahrzeug (spätestens ab dem minimalen Detektionsabstand  $r_{min}$ ) schon die volle Breite des Fahrzeugs abdecken.

**Zuverlässigkeit** Die Sensorik muss den Anforderungen der automobilen Umgebung genügen.

**Mehrfachverwendung** Das Sensorsystem sollte sich für verschiedene Anwendungen eignen [17], um Kosten und Einbauplatz zu sparen.

**Verfügbarkeit** Die Sensoren müssen in ausreichender Stückzahl verfügbar sein.

### 3.2 Sensorauswahl

Als mögliche Sensortypen für die Umfelderkennung kommen in erster Linie optische Sensoren und Radarsensoren in Frage. Es gibt viele in der Literatur beschriebene Anwendungen, die oben genannte Sensortypen verwenden; beispielhaft seien hier [7] und [16] genannt. Die Auswahl der jeweiligen Sensortypen ist entsprechend der im vorherigen Abschnitt dargestellten Anforderungen stark anwendungsspezifisch.

Zum Beispiel kommen bei Ansätzen wie „autonomes Fahren“ [11;15] oder „Adaptive Cruise Control“ [19] oft Kameras zur Fahrspurerkennung und zur robusteren Objektdetektion zum Einsatz. Ein weiteres Anwendungsfeld von Kameras ist die Klassifikation von Objekten.

Kameras bieten jedoch keine direkte Abstandsinformation, was für bestimmte Anwendungen wie z.B. das hier vorgestellte PreCrash-System von Nachteil ist. Andere optische Sensoren, basierend auf (Laser-) Entfernungsmessung liefern bereits eine Entfernungsinformation und bei genügend hoher Winkelauflösung auch eine Kontur der Objekte bzw. eine vereinfachte Möglichkeit, unterschiedliche Objekte voneinander zu trennen. Optische Sensoren unterliegen jedoch Einschränkungen durch Wettereinflüsse. Radarsensoren sind diesbezüglich unempfindlicher und bieten oft Abstands- und Winkelinformationen, können aber in der Regel keine Konturinformationen bereitstellen.

In dem hier beschriebenen PreCrash-System kommen zwei Nahbereichsradarsensoren und ein Laserscanner zum Einsatz, um einen möglichst robusten Betrieb auch unter schwierigeren Wetterbedingungen zu erreichen.

Die sichere Erkennung von Fußgängern kann eine positionsbestimmende Sensorik allein nicht gewährleisten. Das Fußgängererkennungssystem nutzt daher Infrarotsensoren (Thermopiles), um Fußgänger von anderen Objekttypen unterscheiden zu können. Für diese Aufgabe kämen auch Kameras in Betracht, jedoch stellen Thermopiles eine preisgünstige Alternative dar.

Nachfolgend eine kurze Beschreibung der Sensoren:

**Radare** Die Radarsensoren liefern Ziele innerhalb eines Bereiches von etwa 30 m mit einem Öffnungswinkel von ca. 60°. Diese Ziele sind hauptsächlich durch Entfernung und Winkel gekennzeichnet.

**Laserscanner** Der Laserscanner ist ein optischer Sensor, welcher innerhalb eines definierten Erkennungsbereiches in Winkelschritten die Entfernung misst. Als Resultat erhält man ein Entfernungsprofil auf einer oder mehreren Ebenen. Der hier verwendete Laserscanner misst vier Ebenen gleichzeitig. Eine ausführlichere Beschreibung ist in [14] zu finden.

**Thermopiles** Grundsätzlich unterscheidet man Infrarotdetektoren in zwei Klassen: Photonen- bzw. Quantendetektoren und thermische Detektoren. Thermopiles gehören zu der Kategorie thermischer Detektoren. Thermische Detektoren sind über den gesamten Wellenlängenbereich emp-

findlich, d.h. von Röntgenstrahlung bis zum fernen Infrarot.

Thermoelektrische Sensoren nutzen den thermoelektrischen Effekt, auch Seebeck-Effekt genannt. Hierbei erzeugt der Temperaturunterschied zwischen Absorberschicht und Wärmesenke eine elektrische Spannung, die proportional zur Temperaturdifferenz und zum Seebeck-Koeffizienten des verwendeten Materials ist.

Ein Thermopile-Modul besteht aus einem Infrarotsensor (genannt Thermopile) und einem ASIC<sup>2</sup> zur Signalverarbeitung und Umgebungstemperaturkompensation.

### 3.3 Versuchsträger

Der Aufnahme von Messdaten und dem Test der Signalverarbeitung beider Anwendungen dient ein Versuchsfahrzeug, in dem neben den Sensoren auch Rechner integriert sind. In der Stoßstange befinden sich zwei Nahbereichsradare. Der Laserscanner ist hinter dem Kühlergrill befestigt. Die Thermopiles befinden sich auf einer im Frontbereich des Fahrzeuges angebrachten Metallleiste, die eine veränderliche Positionierung der Sensoren ermöglicht [12].

Zwei Rechner, davon ein Echtzeit-Rechnersystem, sind im Kofferraum montiert. Die Signalverarbeitungssoftware läuft auf dem Echtzeit-Rechnersystem, an welches alle Sensoren angeschlossen sind. Zudem ist der Zugriff auf die fahrzeugeigenen ESP-Daten mit Hilfe dieses Rechners möglich. Der zweite Rechner dient vornehmlich der Bedienung des Systems und der Anzeige der Ergebnisse. Zudem läuft auf diesem Rechner ein Video-Dokumentationssystem, welches Video-Daten parallel zu den Messungen zu Dokumentationszwecken aufzeichnet.

## 4 Sensordatenfusion

### 4.1 Allgemein

Das Ziel eines Umfeldsensierungssystems ist das Sammeln von Informationen über das Umfeld. Diese sollten exakt, komplett, verlässlich und frei von Mehrdeutigkeiten sein. Mithilfe der Sensordatenfusion kommt man diesem Ziel zumindest potentiell näher als bei der Verwendung einzelner Sensoren. Mehrere Sensoren decken mehr und größere Bereiche im Umfeld ab. Im Allgemeinen führt die Sensordatenfusion zu einer umfassenderen Beschreibung des Umfelds und sie verbessert auch in vielen Fällen die Zuverlässigkeit des Gesamtsystems<sup>3</sup>. Dieses „Mehr an Information“ kann mehr Information im Sinne von Redundanz (*konkurrierende Fusion*) oder im Sinne von unterschiedlichen Arten der Information von unterschiedlichen Quellen (*kooperative* oder *komplementäre Fusion*) sein. Die in der Praxis häufig vorkommende Kombination aus diesen Typen wird auch als *hybride Fusion* bezeichnet.

<sup>2</sup> Application Specific Integrated Circuit. Darunter wird eine anwendungsspezifische integrierte Schaltung verstanden (Custom-Chip).

<sup>3</sup> Diese Eigenschaft wird oft ausgenutzt, um einen hochwertigen und teuren Sensor durch mehrere und in der Summe wesentlich billigere, aber auch weniger leistungsfähige Sensoren zu ersetzen.

In den hier vorgestellten Anwendungsbeispielen sind im Fall von PreCrash die Aspekte der *konkurrierenden Fusion* und im Fall der Fußgängererkennung die der *kooperativen Fusion* besonders wichtig.

Um z. B. im Falle von PreCrash eine sehr niedrige Falschalarmrate zu erreichen, nutzt das System vor allem die Redundanz der Sensorik. Redundanz entsteht hier im zweifachen Sinne: Zum einen stellt das mehrfache Vorhandensein von Sensoren, die weitestgehend gleichartige Information liefern, Redundanz dar. Zum anderen ist es eine Form von Redundanz, bei der verschiedene Sensortypen mit unterschiedlichen physikalischen Grundprinzipien (*heterogene Fusion*) das Umfeld sensieren und damit das Gesamtsystem auch unter schwierigen Wetterbedingungen noch funktionsfähig bleibt. Weiterhin liefern die Sensoren jeweils zusätzliche Informationen (z. B. Kontur) und erweitern zum Teil den Erkennungsbereich vor dem Fahrzeug.

Im Gegensatz dazu gewinnt die Signalverarbeitung für die Fußgängererkennung aus der geschickten Verknüpfung der Messdaten der einzelnen Sensoren erst die eigentliche Information: Die Position des Objekts. Die Sensoren, die für sich allein nicht die gewünschte Art von Information liefern können, kooperieren somit.

Neben der Einteilung in verschiedene Fusionstypen existieren noch weitere Möglichkeiten der Unterscheidung der Fusionsansätze. So kann man die Fusion anhand der Ebene einordnen, auf welcher die Fusion geschieht. Diese Ebenen können:

- die Signal-Ebene,
- die Merkmalsebene oder
- die Entscheidungsebene

sein. Die Einordnung in diese Ebenen hängt vor allem von der verwendeten Fusionsarchitektur ab. Eine recht bekannte und oft verwendete Architektur ist das Kalman-Filter, mit dem sich vor allem komplementäre und kooperative Ansätze realisieren lassen. Aber auch andere Formen der Verknüpfung wie zum Beispiel mit der Regel von Bayes oder dem Dempster-Shafer-Verfahren sind möglich. Ein weiteres Verfahren ist die Fusion mittels Klassifikator [6]. Aber auch einfache AND/OR-Verknüpfungen oder das hier später vorgestellte Gitter-Verfahren können der Sensordatenfusion dienen. Es wird deutlich, dass der allgemeine Begriff Sensordatenfusion nicht mit bestimmten Architekturen oder Ansätzen verbunden ist, sondern alle Möglichkeiten und Werkzeuge umfasst, die der Verknüpfung von Daten aus unterschiedlichen Quellen dienen [1].

Die Sensordatenfusion bzw. die Verknüpfung mehrerer Sensoren für eine Anwendung hat allerdings auch gewisse Nachteile. So steigen beispielsweise oft die Kosten für das Sensorsystem, ausgenommen die Fälle, in denen mehrere billige Sensoren einen teuren Sensor ersetzen. Der zeitliche Aufwand bei Verarbeitung der Sensordaten (Rechenzeit) und auch der Aufwand bei der Entwicklung des Systems steigen ebenso wie der Platzbedarf für die zusätzlichen Sensoren an. Die gestiegene Komplexität des Gesamtsystems ist oft eine Ursache für zusätzliche Fehler bei der

Implementierung. Probleme wie die Synchronisation der Messdaten erfordern oft weiteren Aufwand.

## 4.2 Fusionsarchitekturen für PreCrash

### Logische Struktur des Systems

Die nachfolgenden Abschnitte gehen auf mögliche Ansätze für die Fusion der Sensordaten ein. Wie im vorherigen Abschnitt schon dargestellt, existiert eine Vielzahl von teilweise auch gleichwertigen Möglichkeiten, die Sensordaten zu fusionieren. Hier soll kurz die (so weit wie möglich generalisierte) logische Struktur des Gesamtsystems vorgestellt werden.

Die logische Struktur eines PreCrash-Systems besteht aus den in Bild 3 dargestellten Komponenten.

Die Sensordaten werden, abhängig von der Fusionsarchitektur, vor dem eigentlichen Schritt der heterogenen Fusion vorverarbeitet. Solche Vorverarbeitungsschritte sind zum Beispiel die Segmentierung (Zuordnung der Messpunkte des Laserscanners zu realen Objekten) oder das Herausfiltern von Rauschen oder das Verfolgen und Glätten der Daten (Tracking). Eine weitere Möglichkeit ist die Verknüpfung von Sensordaten eines Sensortyps – in diesem Falle die Fusion der Daten der Radarsensoren.

Der eigentliche Fusionschritt ordnet die Daten der verschiedenen Sensoren einander zu und verknüpft diese dann. Hierbei werden die (Positions-)Daten aus den jeweiligen Sensorkoordinaten in das Fahrzeugkoordinatensystem transferiert und bei Bedarf zeitlich synchronisiert. Eine etwaige Sensorausfall-Erkennung befindet sich parallel zu dieser Systematik und bestimmt unter anderem die Gewichtung der jeweiligen Sensordaten und schätzt die Qualität der ausgegebenen Daten.

Ein nachfolgender Schritt extrahiert die relevanten Informationen, die aus diesem Fusionschritt resultieren. Ein eng

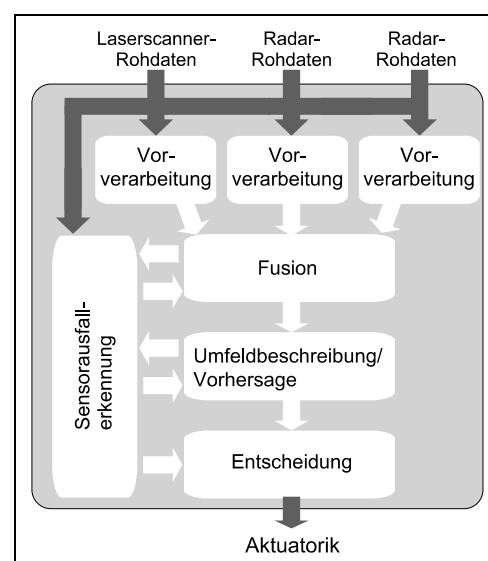


Bild 3: Logische Struktur des PreCrash-Systems.

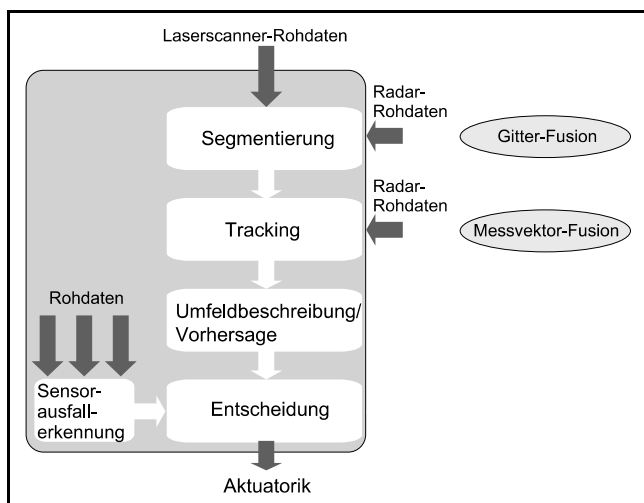
damit verknüpfter letzter Schritt ist die Risikoabschätzungs- bzw. Entscheidungsstufe. Diese schätzt mithilfe verschiedener Filterstrategien die Kollisionswahrscheinlichkeit für die einzelnen Objekte und aktiviert die Aktuatorik bei Bedarf zur passenden Zeit.

**Messvektor-Fusion**

Grundsätzlich existieren viele Möglichkeiten, die Daten der verschiedenen Sensoren zu fusionieren. Recht naheliegende Ansätze bestehen in der Fusion im Kalman-Filter [5; 20] (parallele oder sequentielle Abarbeitung [9]). Ein dritter und oft verwendete Fusionsansatz ist die Messvektor-Fusion [9]. Die Idee dahinter ist die voneinander unabhängige Signal(vor)verarbeitung der Daten für jeden einzelnen Sensor bis hin zur Generierung von Messvektoren auf denen dann die nachgeschaltete Fusion basiert. Dieser Ansatz ist besonders bei der Verwendung von Sensoren geeignet, die gleiche oder ähnliche Daten liefern, die auch aus teilweise verschiedenen Bereichen des Umfelds stammen können.

Bild 4 zeigt Signalverarbeitungsschritte, die vor während und nach der Fusion der Sensoren abzarbeiten sind, um die gewünschte Funktionalität des PreCrash-Systems zu realisieren. So steht am Anfang eine Vorverarbeitung der Daten der jeweiligen Sensoren, welche sich in der Regel zwischen den Sensortypen unterscheidet. Die Daten des Laserscanners durchlaufen eine Segmentierungsstufe, welche Störungen ausfiltert und die einzelnen Messpunkte realen Objekten in der Umgebung zuordnet. Diese Stufe ist im nachfolgenden Kapitel ausführlicher beschrieben.

Eine nachgeschaltete Stufe – ein Tracking-Algorithmus – ordnet die Segmente der jeweiligen Messzyklen generierten Objekten zu, glättet den Bewegungsverlauf bzw. die Positionswerte mithilfe von Werten aus vergangenen Messzyklen und extrahiert gleichzeitig Informationen wie die Geschwindigkeiten. Innerhalb dieser Komponente findet auch die Sensordatenfusion statt.



**Bild 4:** Signalverarbeitungsschritte des PreCrash-Systems.

Kern dieser Komponente ist ein Kalman-Filter mit einem recht einfachen zugrunde liegenden Zustandsvektor:

$$\hat{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} x \\ \dot{x} \\ y \\ \dot{y} \\ \varphi \end{pmatrix}. \tag{4}$$

Der Vektor enthält die Position  $x, y$  sowie die Geschwindigkeitskomponenten  $\dot{x}, \dot{y}$  und den Orientierungswinkel  $\varphi$  des Objekts. Der Tracking-Algorithmus prädiziert sowohl den neuen Objektzustand  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$  mithilfe der Systemmatrix  $\mathbf{A}$  und dem alten Zustand  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  als auch den Fehler in Form einer Kovarianzmatrix  $\mathbf{P}_k^-$  unter Verwendung des Modellfehlers  $\mathbf{Q}$ , der Systemmatrix  $\mathbf{A}$  und des alten Fehlers  $\mathbf{P}_{k-1}$  für den nächsten Messzyklus

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} \tag{5}$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}. \tag{6}$$

und ordnet danach die Messung  $\mathbf{z}_k$  der Prädiktion  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$  zu. Diese Zuordnung geschieht in der Regel mit Hilfe eines Assoziationsverfahrens (z. B. Global Nearest Neighbor [9]) unter Beachtung einer Nähebeziehung – im vorliegenden Fall mittels statistischer Distanz für die prädizierte Objektposition  $x_p, y_p$  und die gemessene Objektposition  $x_m, y_m$ :

$$d = \frac{(x_p - x_m)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y_p - y_m)^2}{\sigma_y^2}. \tag{7}$$

Diese Form beschreibt gleichzeitig ein Gate (in der Regel für  $d = 1$ ), innerhalb dessen sich die Messungen befinden müssen, um zugeordnet zu werden. In die Werte für  $\sigma_x^2$  und  $\sigma_y^2$  fließen sowohl der erwartete Fehler der Prädiktion aus  $\mathbf{P}_k^-$ , der Messfehler des Sensors und bei Fusion von mehreren Sensoren auch der Fehler, der durch unterschiedliche Messzeitpunkte entstehen kann, mit ein. Die Zuordnung der Messung erfolgt dann für die Messung mit dem kleinsten  $d$ ; wie oben bereits beschrieben nur dann, wenn sich dieses unterhalb einer gewissen Schwelle befindet ( $d \leq 1$ ). Weitere nutzbare Merkmale der Objekte wie Größe oder Orientierungswinkel können auf ähnliche Weise in die Zuordnungsentscheidung mit einfließen.

Das Kalman-Filter verknüpft anschließend Messung und Prädiktion gewichtet, wobei die Gewichtung variabel ist:

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\mathbf{P}_k^- \mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1} \tag{8}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K} (\mathbf{z}_k - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_k^-) \tag{9}$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{C})\mathbf{P}_k^- . \tag{10}$$

Die Kalman-Matrix  $\mathbf{K}$  ergibt sich aus der Verknüpfung der Prädiktionsfehler  $\mathbf{P}_k^-$  und der Messmatrix  $\mathbf{C}$  mit dem Messfehler  $\mathbf{R}$  und bestimmt den jeweiligen Anteil der Prädiktion  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$  und der Messung  $\mathbf{z}_k$  an der Schätzung des neuen Zustandes  $\hat{\mathbf{x}}_k$ . Sie findet ebenso für die Bestimmung des Schätzfehlers  $\mathbf{P}_k$  Verwendung.

Die eigentliche Fusion der Sensordaten findet bei der Erzeugung des Messvektors  $\mathbf{z}_k$  statt. Die Verknüpfung der

Sensordaten des Laserscanners  $\mathbf{z}_{LMS}$  mit den Sensordaten der Nahbereichsradare  $\mathbf{z}_{SRR1}$ ,  $\mathbf{z}_{SRR2}$  geschieht unter Einbeziehung jeweiliger Messkovarianzmatrizen des Laserscanners  $\mathbf{R}_{LMS}$  und der Radare  $\mathbf{R}_{SRR1}$ ,  $\mathbf{R}_{SRR2}$ :

$$\mathbf{R} = [\mathbf{R}_{LMS}^{-1} + \mathbf{R}_{SRR1}^{-1} + \mathbf{R}_{SRR2}^{-1}]^{-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{z}_k = [\mathbf{R}_{LMS}\mathbf{R}_{SRR1} + \mathbf{R}_{LMS}\mathbf{R}_{SRR2} + \mathbf{R}_{SRR1}\mathbf{R}_{SRR2}]^{-1} \cdot [\mathbf{R}_{SRR1}\mathbf{R}_{SRR2}\mathbf{z}_{LMS} + \mathbf{R}_{LMS}\mathbf{R}_{SRR2}\mathbf{z}_{SRR1} + \mathbf{R}_{LMS}\mathbf{R}_{SRR1}\mathbf{z}_{SRR2}]. \quad (12)$$

In einem eindimensionalen Beispiel nur für die  $x$ -Komponente der zu bestimmenden kombinierten Position zeigt sich die Gewichtung der Messwerte anhand der Varianzen

$$\frac{x}{\sigma^2} = \frac{x_{LMS}}{\sigma_{LMS}^2} + \frac{x_{SRR1}}{\sigma_{SRR1}^2} + \frac{x_{SRR2}}{\sigma_{SRR2}^2}. \quad (13)$$

mit der kombinierten Varianz

$$\frac{1}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma_{LMS}^2} + \frac{1}{\sigma_{SRR1}^2} + \frac{1}{\sigma_{SRR2}^2}. \quad (14)$$

Es ergibt sich letztendlich

$$x = \frac{\frac{x_{LMS}}{\sigma_{LMS}^2} + \frac{x_{SRR1}}{\sigma_{SRR1}^2} + \frac{x_{SRR2}}{\sigma_{SRR2}^2}}{\frac{1}{\sigma_{LMS}^2} + \frac{1}{\sigma_{SRR1}^2} + \frac{1}{\sigma_{SRR2}^2}}. \quad (15)$$

Bei dieser Verknüpfung sind die Objekte aus den jeweiligen Sensor-Koordinatensystemen in ein einheitliches Koordinatensystem zu transferieren. Die aus dieser Verknüpfung resultierende Messung steht damit am Eingang des Tracking-Filters als Messvektor  $\mathbf{z}_k$  analog einer Messung eines Einzelsensorsystems zur Verfügung.

Eine nachfolgende Komponente extrahiert aus den globalen Objektlisten relevante Informationen zur Gütebestimmung der Schätzungen, prädiziert die Bewegung der Objekte über mehrere Zeitschritte voraus und bestimmt die Zeit bis zu einem etwaigen Aufprall sowie den Aufprallort.

Bei der Erzeugung der beschriebenen Informationen können jedoch Fehler auftreten – entweder durch fehlerbehaftete Signalverarbeitung oder durch fehlerhafte Detektionen der Sensoren (Scheinziele oder nicht detektierte Objekte). Um die Fehler des PreCrash-Systems zu minimieren, bestimmt eine Entscheidungsstufe die Verlässlichkeit der Informationen bezüglich der Objektidentität und der Objektinformationen. Hierfür bewertet ein Bayes-Klassifikator die Informationen zur Objektbewegung anhand verschiedener Parameter, für die Statistiken von Crash- und NoCrash-Fällen vorliegen.

Bei der Entscheidung zur Objektidentität kommt eine weitere Fusionsarchitektur zum Einsatz: der *Dempster-Shafer-Algorithmus*<sup>4</sup>.

Die Wahrscheinlichkeit der Existenz eines Objekts bestimmt jeder Sensor anhand einer Funktion, die auf der Anzahl der Detektionen innerhalb des Lebenszeitraumes

eines Objektes basiert. Das Wissen über ungünstige Betriebszustände (z. B. Geschwindigkeitsbereiche oder Sichtbereiche) oder Sensorausfälle lässt die Einführung von Unsicherheiten bezüglich der Sensoraussagen zu. Die einzelnen Sensoraussagen gehen damit in ein Maß für die Annahme der Objektexistenz, die Ablehnung der Objektexistenz und die Unsicherheit über. Diese werden mittels Dempster-Shafer-Algorithmus zu einer gemeinsamen Aussage zur Objektexistenz fusioniert und wiederum mittels Dempster-Shafer-Algorithmus mit der Aussage des Bayes-Klassifikators verknüpft, um eine Aussage bezüglich der Wahrscheinlichkeit für „kollidierendes Objekt“ zu erhalten. Auf Grundlage dieser Entscheidung erfolgt die Aktivierung geeigneter Aktuatoren.

Die hier vorgestellte Lösung eines PreCrash-Systems, basierend auf der Fusion von Messvektoren, wird durch folgende Vor- und Nachteile gekennzeichnet: Der Vorteil liegt in der recht einfachen Erweiterbarkeit durch zusätzliche Sensorik und der einfachen Einbeziehung der Qualität der Messwerte bei der Fusion.

Die Fusion der Sensordaten auf einer hohen Ebene, wie hier bei der Messvektor-Fusion dargestellt, hat jedoch auch Nachteile. So ist die Detektionsleistung der fusionierten Sensoren in einigen Fällen nicht optimal nutzbar. Die Filter-Algorithmen der einzelnen Sensoren können nicht auf die Daten anderer Sensoren zurückgreifen. Zudem erschweren die unterschiedlichen Messverfahren und die daraus resultierenden unterschiedlichen Objekt-Repräsentationspunkte der jeweiligen Sensoren die Verknüpfung der Messwerte bzw. führen zu Fehlern. Ein weiterer Nachteil dieses Ansatzes besteht in der Komplexität des Trackingfilters: Der Assoziationschritt wird durch das Einbeziehen mehrerer Sensoren wesentlich aufwändiger als bei Einzelsensorsystemen.

### Gitterbasierter Ansatz

Die Fusion mit Hilfe eines Gitters leitet sich aus dem Verfahren ab, mit der die Messpunkte des Laserscanners gefiltert und segmentiert bzw. zusammengefasst werden können.

Die Grundidee der gitterbasierten Segmentierung ist sehr einfach und schnell beschrieben: Die Suchbereiche zur Zuordnung von einzelnen Messpunkten zueinander stellen hier die Zellen eines Gitters dar (Bild 5).

Die Messwerte aller Scan-Ebenen des Laserscanners werden in dieses Gitter projiziert ①. Anhand eines einfachen Filterkriteriums (zum Beispiel Anzahl der Messpunkte pro Zelle) erfolgt eine Markierung der Zelle als belegt ②. Ein entsprechend der Anforderungen gewählter Clusteralgorithmus (zum Beispiel „Connected Component Labeling“) ordnet die jeweils zusammengehörenden Zellen einander zu ③. Diese Information, zurückprojiziert auf die Messwerte ④, stellt dann die Segmentierung und gleichzeitige Verknüpfung der verschiedenen Ebenen unter optimaler Ausnutzung der Detektivität der verschiedenen Ebenen dar. Anstelle

<sup>4</sup> Dieser Algorithmus ist elementarer Bestandteil des Systems zur Fußgängerdetektion und dort auch kurz beschrieben.

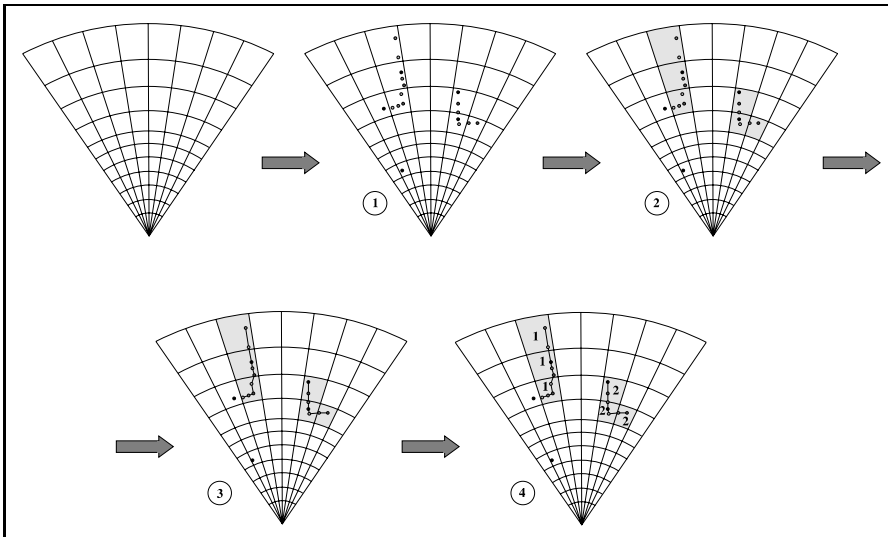


Bild 5: Beispiel für ein Segmentierungsgitter.

verschiedener Scan-Ebenen eines Sensors lassen sich aber auch mehrere Laserscanner, welche an unterschiedlichen Orten am Fahrzeug befestigt sind, so fusionieren, dass sich die Messwerte bei Ausfällen z. B. durch Abschattung oder Totalreflexion ergänzen. Dieser Ansatz kann so z. B. als weitere Lösung für ein in [11] beschriebenes Problem der Zuordnung von Daten verschiedener Laserscanner dienen. Die Suchbereiche, abgebildet durch die Zellen, sind nur einmal während des Starts zu berechnen (dynamische Anpassung für jeden Messzyklus ist allerdings auch möglich), was Rechenzeit spart. Die Verwendung eines Gitters zur Segmentierung und einer ersten Filterung der Messwerte stellt somit einen sehr allgemeinen und anpassbaren Ansatz dar, der gerade die Kombination der einzelnen Messebenen sehr vereinfacht. Neben der Kombination der verschiedenen Scan-Ebenen miteinander erlaubt diese Vorgehensweise natürlich auch die Kombination mit den Radar-Messwerten. Diese sind analog der Laserscanner-Messpunkte einzutragen und zusammen mit den Messdaten des Laserscanners per Zellenmarkierung und anschließendem Clustering zusammenzufassen. Das entstehende Segment kann zusätzlich die Information, welche Sensoren zu seiner Entstehung beigetragen haben, auch für nachgelagerte Verarbeitungsschritte vorhalten.

Die genaue Abbildung des Gitters ist entsprechend den Anforderungen frei definierbar. Zu beachten sind hier die Randbedingungen, welche zum einen aus den geometrischen Eigenschaften des Messverfahrens und zum anderen aus den Abmessungen der zu erwartenden Objekte resultieren. Auch bestimmen die Anforderungen der Anwendung den Aufbau des Gitters.

Sinnvoll für die Verwendung des Ansatzes in der Fahrzeugumgebung ist eine feste Schrittweite in radialer Richtung ( $r$ ) für besonders kleine  $r$  und für besonders große  $r$  aufgrund der Adaption an reale Objektgrößen. Im mittleren Teil sollte sich dann die Schrittweite zur Anpassung an die geometrischen Eigenschaften des Messverfahrens entsprechend erhöhen.

Die Winkelauflösung ist unter Beachtung der Winkelauflösung des Sensors und der zu erwartenden Objekte anzupassen (z. B. geringere Auflösung im Randbereich aufgrund von unerwünschten und weit verteilten Messpunkten bei Bebauung und vor allem bei Pflanzen und damit sich über die Zeit stark verändernden Segmenten).

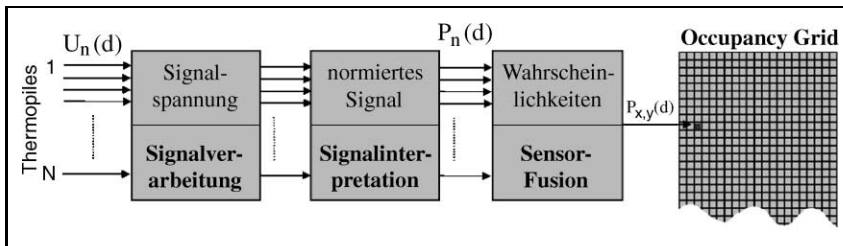
Die nachfolgenden Signalverarbeitungsschritte entsprechen denen in Bild 4 dargestellten bzw. im vorherigen Abschnitt beschrieben; mit anschließendem Tracking, Umfeldbeschreibung und Entscheidungsstufe. Das Trackingverfahren, insbesondere der Assoziationsschritt, entspricht aufgrund der zeitigen Fusion der Messwerte dem eines Einzelsensorsystems.

Dieser Fusionsansatz ist im Vergleich zu dem vorherigen weniger aufwändig und weniger rechenintensiv. Vor allem der Aufwand in der Assoziationsstufe des Trackingfilters ist deutlich geringer als beim vorher beschriebenen Ansatz, da diese Stufe bei dem Gitter-Ansatz der eines Einzelsensorsystems entspricht. Auch trägt er der Tatsache mehr Rechnung, dass Sensoren mit unterschiedlichen Messverfahren zu unterschiedlichen Objekt-Repräsentationspunkten führen können, indem sich die Radar-Messpunkte innerhalb der Laserscanner-Messpunkte einordnen und keine oder nur sehr geringe Verschiebung des gemeinsamen Objektbezugs punktes herbeiführen. Er kann jedoch nur zur Anwendung kommen, wenn die Messzeitpunkte der verschiedenen Sensoren nicht zu weit auseinander liegen. Gerade bei hohen Relativgeschwindigkeiten zwischen Fahrzeug und Objekten im Umfeld würden sich dann die Messpunkte unterschiedlicher Sensoren, die zu demselben Objekt gehören, nicht mehr in den gleichen oder benachbarten Gitter-Zellen befinden.

### 4.3 Thermopile Sensorfusion bei der Fußgängerdetektion

Die Fußgängerdetektion mit passiven Infrarotsensoren (Thermopiles) basiert auf der Temperaturdifferenz zwischen Fußgänger und Hintergrund. Tritt ein Fußgänger in





**Bild 6:** Überblick über das Fußgängerdetektionssystem.

das Sichtfeld (FOV) eines Thermopiles, erhöht sich dessen Thermospannung und somit auch sein Ausgangssignal. Mit Hilfe dieser Spannungsänderung können Fußgänger detektiert werden.

Aktive Sicherheitssysteme für den Fußgängerschutz benötigen aber nicht nur die Information, dass sich ein Fußgänger im kritischen Bereich vor dem Fahrzeug befindet, sondern auch seine genaue Position. Eine zuverlässige Positionsbestimmung wird durch eine spezielle Anordnung von mehreren Sensoren erreicht, deren Sichtfelder sich im kritischen Bereich überlappen. Durch die Überlappung der Sichtfelder der einzelnen Thermopiles ist eine eindeutige Positionsbestimmung möglich. Die Optimierung dieser Anordnung wird in [12] ausführlich beschrieben.

Das Fußgängerdetektionssystem, basierend auf Thermopiles, kann in mehrere Teilschritte gegliedert werden und ist in Bild 6 dargestellt.

Viele Objekte im Straßenverkehr haben ähnliche Temperatureigenschaften wie Fußgänger, deshalb ist eine aufwändige Signalinterpretation notwendig. Zusätzlich haben viele äußere Faktoren, wie beispielsweise die Umgebungstemperatur, Einfluss auf die Messergebnisse. Aus diesem Grund findet eine Signalvorverarbeitung statt, die diese Einflüsse reduziert.

Um der inhärenten Unsicherheit bei der Detektion gerecht zu werden, wird nicht binär entschieden, ob sich ein Fußgänger im Sichtfeld (FOV) des Sensors befindet. Stattdessen wird die Sicherheit der Entscheidung durch eine Wahrscheinlichkeit ausgedrückt. Das hier vorgestellte Verfahren berechnet mehrere Wahrscheinlichkeiten, die sich mit Hilfe der Evidenztheorie (auch Dempster-Shafer-Theorie) zu einer Wahrscheinlichkeit pro Sensor zusammenfassen lassen. Als letzter Schritt erfolgt die Zusammenfassung der einzelnen Sensorwahrscheinlichkeiten zu einer Wahrscheinlichkeit für das Vorhandensein eines Fußgängers.

### Dempster-Shafer-Theorie

Die Dempster-Shafer-Theorie (DST) ist eine wahrheitsbasierte Datenfusionsmethode, die besonders hilfreich ist, wenn einzelne Sensoren eine unzuverlässige Entscheidung liefern. Die Information über ein Ereignis, das von mehreren Sensoren beobachtet wird, kann mit Hilfe der Dempster-Kombinationsregel zu einer Wahrscheinlichkeit verknüpft werden.

Den Grundstein der DST legte Arthur Dempster 1967 mit seinem Modell zur Abschätzung von oberen und unteren Wahrscheinlichkeiten eines Ereignisses [21] und seiner

Verallgemeinerung des Satzes von Bayes [2]. Diese mathematische Basis erweiterte Glenn Shafer in seinem Werk „A Mathematical Theory of Evidence“ [3]. Barnett [8] verwendete erstmals den Begriff Dempster-Shafer-Theorie.

In der DST wird von einer Menge sich gegenseitig ausschließender Ereignisse ausgegangen. Sie wird **Wahrnehmungsrahmen** (frame of discernment)  $\Theta$  genannt. Ein Beispiel für einen Wahrnehmungsrahmen ist  $\theta = \{A, B, C\}$ . Zu diesem Wahrnehmungsrahmen gibt es eine Potenzmenge  $2^\theta = \{\emptyset, \{A\}, \{B\}, \{C\}, \{A, B\}, \{A, C\}, \{B, C\}, \{A, B, C\}\}$ .

Eine Funktion  $m : 2^\theta \rightarrow [0, 1]$  heißt **Massefunktion**, wenn gilt:

$$m(\emptyset) = 0 \tag{16}$$

$$\sum_{X \in 2^\theta} m(X) = 1. \tag{17}$$

Jedem Ereignis wird eine Wahrscheinlichkeit  $m(\{A\})$ ,  $m(\{B, C\})$  zugeordnet. Dabei bedeutet  $\{A, B\}$  wörtlich *A oder B*. Die Wahrscheinlichkeit  $m(\{A, B, C\})$  ist dann die Differenz zwischen der Summe aller anderen Wahrscheinlichkeiten und 1.

Die **Kombinationsregel**  $\oplus$  ist eine Verallgemeinerung des Satzes von Bayes. Sie liefert zu zwei Massefunktionen  $m_1$  und  $m_2$  eine neue, verknüpfte Massefunktion  $m = m_1 \oplus m_2$ . Die Kombinationsregel lautet:

$$m_1 \oplus m_2(X) := \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = X} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}, & X \neq \emptyset \\ 0 & X = \emptyset. \end{cases} \tag{18}$$

Die Verknüpfung  $\oplus$  ist *kommutativ* und *assoziativ*. D. h. es gilt:

$$m_1 \oplus m_2 = m_2 \oplus m_1 \tag{19}$$

$$(m_1 \oplus m_2) \oplus m_3 = m_1 \oplus (m_2 \oplus m_3). \tag{20}$$

Mit dieser Regel ist es möglich, Informationen aus mehreren Beweisquellen zu kombinieren. Durch das Verknüpfen zweier Wahrscheinlichkeiten wird die Unschlüssigkeit verringert.

### Sensordatenfusion mit Dempster-Shafer-Theorie

Im einfachsten Fall, der bayes'schen Verknüpfung, sollen die Sensoren nur zwei Entscheidungsmöglichkeiten haben,

die sich gegenseitig ausschließen. Ein Fußgänger wird detektiert ( $F$ ), oder „kein Fußgänger“ wird detektiert ( $\bar{F}$ ). Folglich,  $\theta = \{F, \bar{F}\}$  und  $2^\theta = \{\emptyset, F, \bar{F}, \theta\}$ .

Weiterhin wird angenommen, dass es keine Unschlüssigkeit gibt ( $m(\theta) = 0$ ). Der Sensor entscheidet sich also immer für einen der beiden Fälle. Daraus folgt mit Gleichung (16) und (17)

$$m(F) = 1 - m(\bar{F}). \quad (21)$$

$F$  und  $\bar{F}$  sind nur Teilmengen von sich selbst und einer einzigen weiteren Menge ( $\theta$ ). Massefunktionen zweier sich gegenseitig ausschließender Ereignisse heißen bei Shafer [3] auch *bayessche Funktion*, da in diesem Fall die DST – die eine Verallgemeinerung des Satzes von Bayes ist – mit diesem numerisch identisch ist.

Für die Verknüpfungsregel ergibt sich in diesem Fall:

$$m_1 \oplus m_2(F) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = F} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)} \quad (22)$$

$$m_1 \oplus m_2(F) = \frac{m_1(F) \cdot m_2(F)}{1 - m_1(\bar{F}) \cdot m_2(F) - m_2(\bar{F}) \cdot m_1(F)} \quad (23)$$

$A_i$  und  $B_j$  sind Elementarereignisse der Menge  $2^\theta$ . Die Summe im Nenner der Gleichung (22) ist als Normalisierungsfaktor zu betrachten. Die verknüpfte Wahrscheinlichkeit beider Sensoren wird durch  $m_1 \oplus m_2(F)$  repräsentiert.

Durch den Übergang von Bayes zu Dempster-Shafer eröffnet sich die Möglichkeit, die Unsicherheit der Entscheidung mit zu berücksichtigen. Die Unsicherheit, ob es sich um einen Fußgänger handelt oder nicht, wird während der Signalinterpretation für jeden einzelnen Sensor berechnet. Die Verknüpfung der einzelnen Sensorwahrscheinlichkeiten ergibt sich dann aus Gleichung (22) zu:

$$(m_1 \oplus m_2)(F) = \frac{m_1(F) \cdot m_2(F) + m_1(\theta) \cdot m_2(F) + m_1(F) \cdot m_2(\theta)}{1 - m_1(\bar{F}) \cdot m_2(F) - m_2(\bar{F}) \cdot m_1(F)} \quad (24)$$

Die Wahrscheinlichkeiten oder Überzeugungen der einzelnen Sensoren werden entsprechend der *FOV* auf ein Gitternetz mit Besetzungswahrscheinlichkeiten (*Occupancy-Grid*) abgebildet. Für jede Gitterzelle werden anhand des Sensormodells genau die Sensoren berücksichtigt, die diese Zelle sehen können. Ihre kombinierten Wahrscheinlichkeiten ergeben die aktuelle Besetzungswahrscheinlichkeit. Die Besetzungswahrscheinlichkeiten werden mit jeder neuen Messung aktualisiert. Durch die Akkumulation der Wahrscheinlichkeiten kristallisiert sich nach einigen Messungen ein Bereich hoher Wahrscheinlichkeitswerte heraus, der die Position des Fußgängers repräsentiert (Bild 7). Das *Occupancy Grid* wurde an der Carnegie Mellon University zur Modellierung der Umgebung eines mobilen Roboters entwickelt [13]. Seit der Einführung der Gitter fand

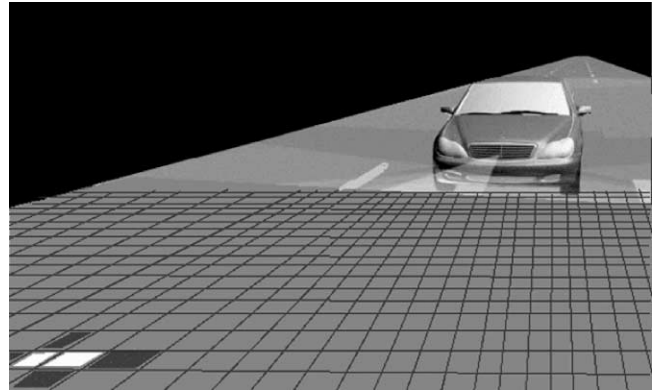


Bild 7: Occupancy Grid.

eine kontinuierliche Weiterentwicklung und Verwendung für verschiedenste Anwendungen statt. Die wesentlichen Nachteile dieser Methode liegen hauptsächlich in der zeit- aufwändigen Berechnung der einzelnen Gitterwahrscheinlichkeiten und in der häufig gemachten Annahme einer statischen Umgebung. Diese Annahme, die ein multidimensionales Problem auf viele eindimensionale Probleme reduziert, muss jedoch getroffen werden, um die Gitterwahrscheinlichkeiten in Echtzeit berechnen zu können. Aus diesen Gründen erfolgte in einigen Bereichen eine Ablösung dieser Methode durch andere Verfahren.

Die *Occupancy Grid* Methode ist jedoch hervorragend für die Positionsbestimmung von Fußgängern mit Thermopiles geeignet, da diese Sensoren nur als Sensorarray eine grobe Positionsinformation liefern und eine genaue Positionsschätzung erst über mehrere Messzyklen möglich ist. Durch die Abbildung der Position – und dabei handelt es sich nicht um einen Punkt  $P(x, y)$  sondern um eine Fläche  $A$  – auf das Gitter, entsteht über mehrere Zyklen eine Schnittmenge sich überlappender Flächen. Diese Schnittmenge (Gebiet höchster Wahrscheinlichkeit) repräsentiert die Position des detektierten Fußgängers. Auch die Annahme einer statischen Umgebung ist akzeptabel, wenn berücksichtigt wird, dass sich das eigene Fahrzeug viel schneller als die Fußgänger in seiner Umgebung bewegt und der Erfassungsbereich maximal 8 m beträgt. Eine ausführliche Beschreibung dieser Vorgehensweise befindet sich in [18].

## 5 Zusammenfassung

Dieser Beitrag stellt zwei Beispiele von Sicherheitsanwendungen in der Automobiltechnik vor. Aus den beschriebenen Anwendungen PreCrash und Fußgängerdetektion folgen die hier im Detail beschriebenen Anforderungen an die Sensorik, aus denen sich die Wahl der Sensoren ableiten lässt. Für das PreCrash-System kommen zwei Nahbereichsradare und ein Laserscanner, für die Fußgängerdetektion Thermopile-Sensoren zum Einsatz. Diese Sensoren, die direkt (Laserscanner, Radar) oder indirekt (Thermopiles) die Position bestimmen, eignen sich besonders für die oben genannten Anwendungen.

Die Signalverarbeitung für beide Anwendungen basiert auf der Sensordatenfusion, mit dem Hauptziel, einen robusten Betrieb zu ermöglichen bzw. die Objektposition mithilfe von Sensoren bestimmen zu können, die diese Information originär nicht liefern. Die dafür vorgestellten Ansätze sind bereits bekannte Verfahren zur Fusion, aber auch neu entwickelte Verfahren, die speziell auf die Anwendung und die Charakteristiken der verwendeten Sensorik zugeschnitten sind. Diese Verfahren zielen im Falle des Gitter-Algorithmus' auf eine möglichst optimale Ausnutzung der Detektionsleistung der Sensoren schon auf niedriger Fusionsebene und der Berücksichtigung der Zuordnungsprobleme bei der Fusion von Daten unterschiedlicher Sensoren.

Die Fusion der Thermopile-Sensoren basiert auf zuvor berechneten Wahrscheinlichkeiten und Unsicherheiten, die mithilfe der Dempster-Shafer-Theorie zu einer Gesamtwahrscheinlichkeit kombiniert werden. Diese Wahrscheinlichkeit in Verbindung mit einem Occupancy Grid ermöglicht es, eine Entscheidung anhand aufsummierter Wahrscheinlichkeitswerte innerhalb einer kurzen Zeitspanne zu treffen.

Die vorgestellten Systeme befinden sich zur Zeit in der Entwicklungsphase, der sich eine Evaluierungsphase auf Basis einer Echtzeit-Implementierung im Fahrzeug anschließt. Die Bewertung der Funktion erfolgt anhand realer Messdaten.

## Literatur

- [1] L. Wald *A European proposal for terms of reference in data fusion* International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. XXXII, Part 7, 651-654, 1998.
- [2] A. Dempster *A Generalization of Bayesian Interference* Journal of the Royal Statistical Society, 30, 1968.
- [3] G. Shafer *A Mathematical Theory of Evidence* Princeton University Press, 1976.
- [4] R. Mende, A. Zander *A Multifunctional Automotive Short Range Radar System* GRS 2000, Berlin, Oktober 2000.
- [5] R. E. Kalman *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems* Transactions ASME, Journal of Basic Engineering, 82:35-45, 1960.
- [6] M. Skutek, M. Mekhaïel, G. Wanielik *A PreCrash System based on Radar for Automotive Applications* IEEE IV 2003, Intelligent Vehicles Symposium, Columbus, Ohio, USA, 2003.
- [7] Z. Sun, R. Miller, G. Bebis, D. DiMeo *A Real Time PreCrash Vehicle Detection System* IEEE Workshop on Application of Computer Vision. Orlando, FL, 2002.
- [8] H. Barnett *Computational methods for a mathematical theory of evidence* Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Vancouver, 1981.
- [9] S. Blackman, R. Popoli *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*, Artech House, Boston, London, 1999.
- [10] A. W. Stroupe, M. C. Martin, T. Balch *Distributed Sensor Fusion for Object Position Estimation by Multi-Robot Systems* Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 2001. Vol. 2, pp. 1092-1098.
- [11] J.-C. Becker *Fusion der Daten der objekterkennenden Sensoren eines autonomen Straßenfahrzeugs* Fortschritt-Berichte VDI, Reihe 8 Meß-, Steuerungs- und Regelungstechnik, VDI Verlag GmbH, Düsseldorf, 2002.
- [12] D. Linzmeier, M. Skutek, T. Abay, M. Mekhaïel, K. Dietmayer *Grid-based Optimal Sensor Arrangement within a Sensor Array for 2-D Position Estimation* SPIE European Symposium on Optics/Photonics in Defence and Security, London, England, October 2004.
- [13] H. P. Moravec, A. Elfes *High resolution maps from wide angle sonar* Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp. 116-121, 1985.
- [14] U. Lages *Laserscanner for Obstacle Detection* 6th International Conference - AMAA 2002 - Advanced Microsystems for Automotive Applications, Berlin.
- [15] C. Stiller, J. Hipp, C. Rössig, A. Ewald *Multisensor Obstacle detection and tracking* Image and Vision Computing Journal, 18(5):389-396, Apr. 2000.
- [16] F. Kruse, S. Milch, H. Rohling. *Multi Sensor System for Obstacle Detection in Train Applications* GRS 2002, Bonn, September 2002.
- [17] R. Moritz *Pre-crash Sensing - Functional Evolution based on Short Range Radar Sensor Platform* SAE Technical Papers Series, 2000-01-2718.
- [18] D. Linzmeier, M. Mekhaïel, J. Dickmann, K. C. J. Dietmayer *Pedestrian Detection with Thermopiles using an Occupancy Grid* IEEE ITSC Conference on Intelligent Transportation Systems, Washington, USA, October 2004.
- [19] A. Gern, U. Franke, P. Levi *Robust Vehicle Tracking Fusing Radar and Vision* Proc. IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, Baden-Baden, Germany, August 2001.
- [20] R. Rojas *The Kalman Filter* Freie Universität Berlin, Institut für Informatik, <http://robocup.mi.fu-berlin.de/buch/kalman.pdf>.
- [21] A. Dempster *Upper and Lower Probabilities induced by a Multivalued Mapping* Annals of Math. Statistics, 38, 1967.

Manuskripteingang: 28. September 2004.



**Dipl.-Ing. Michael Skutek** ist seit 2001 wissenschaftlicher Mitarbeiter der Technischen Universität Chemnitz und arbeitet an seiner Dissertation in Zusammenarbeit mit DaimlerChrysler AG, Forschungszentrum Ulm zum Thema „Fusion von Laserscanner und Radar“.

Adresse: DaimlerChrysler AG, Forschungszentrum Ulm, Wilhelm-Runge-Str. 11, 89081 Ulm, Tel.: +49-731-5052236, Fax: +49-731-5054105, E-Mail: [tu-chemnitz.skutek@daimlerchrysler.com](mailto:tu-chemnitz.skutek@daimlerchrysler.com)



**Dipl.-Ing. Dirk Linzmeier** ist seit 2003 wissenschaftlicher Mitarbeiter der Universität Ulm und arbeitet an seiner Dissertation in Zusammenarbeit mit DaimlerChrysler AG, Forschungszentrum Ulm zum Thema „Fusion von Radar und Thermopiles“.

Adresse: DaimlerChrysler AG, Forschungszentrum Ulm, Wilhelm-Runge-Str. 11, 89081 Ulm, Tel.: +49-731-5052293, Fax: +49-731-5054105, E-Mail: [uni\\_ulm.linzmeier@daimlerchrysler.com](mailto:uni_ulm.linzmeier@daimlerchrysler.com)