

Informationsfusion – Eine Übersicht

*Heinrich Ruser, Universität der Bundeswehr München,
Fernando Puente León, Technische Universität München*

Manuskripteingang: 13. November 2006; zur Veröffentlichung angenommen: 10. Januar 2007

Mit Informationsfusion wird der Prozess bezeichnet, Daten aus unterschiedlichen Sensoren oder Informationsquellen mit dem Ziel zu verknüpfen, neues oder präziseres Wissen über physikalische Größen, Ereignisse und Situationen zu gewinnen. Im Beitrag werden eine Systematisierung der verschiedenen Ansätze und Modelle der Informationsfusion vorgenommen und allgemeine Kriterien bei der Herangehensweise an die Fusionsaufgabe vorgestellt. Ausgehend von den Anforderungen an die Messaufgabe bestimmen die Art und das bekannte oder erlernbare Wissen über die Informationsquellen und die Messobjekte sowie der vertretbare mathematische Aufwand die Wahl der Fusionsalgorithmen. Hierzu wird ein Überblick über verschiedene methodische Ansätze gegeben, welche in vielen Anwendungen eine wichtige Rolle spielen.

Schlagwörter: Informationsfusion, Datenfusion, Sensorintegration, Fusionsmodelle, Multisensorsystem, Abstraktionsebenen

Information Fusion – An Overview

Information fusion denotes the process of combining data from different sensors or information sources to obtain new or more precise knowledge on physical quantities, events, or situations. This paper undertakes a systematization of the existing models and approaches to information fusion and presents general criteria to accomplish the fusion task. Starting with the requirements of the measurement task, both the type and the knowledge of the information sources and the measurands as well as the mathematical complexity constrain the choice of the fusion algorithms. We give an overview of different approaches which play an important role in many applications.

Keywords: Information fusion, data fusion, sensor integration, fusion models, multi-sensor system, abstraction levels

1 Einleitung

Das Konzept der Daten- oder Informationsfusion¹ (Information im Sinne von „Bedeutung“ oder „Wissen“) ist einfach zu verstehen: Mit der Nutzung verschiedenartiger Informationsquellen wird neues oder präziseres Wissen über physikalische Größen, Ereignisse und Situationen gewonnen, dazu oft in kürzerer Zeit und zu geringeren Kosten. Informationen können dabei

sowohl Rohsignale von Sensoren als auch mathematisch oder verbal beschriebene Eigenschaften von Objekten sein. Auf Sensoren als Informationsquellen übertragen, soll also – bildlich gesprochen – durch Kombination zweier Sensoren S_1 und S_2 mit üblicherweise unterschiedlichen Wirkprinzipien die Leistungsfähigkeit $L(S_1 \cup S_2)$ des Multisensorsystems so erhöht werden, dass $L(S_1 \cup S_2) > L(S_1) + L(S_2)$ oder zumindest $L(S_1 \cup S_2) > \max\{L(S_1), L(S_2)\}$ [1]. Dabei wird vielfach zwischen den Begriffen *Sensorintegration* und *Datenfusion* unterschieden: Integration bezeichnet den

¹ Beide Begriffe werden synonym verwendet.

synergetischen Einsatz mehrerer Sensoren zur Lösung einer Detektions-, Klassifikations- oder Identifikationsaufgabe, während Fusion die eigentliche Kombination der Daten (z. B. Zeit- oder Ortssignale, Parameter, Aussagen) der beteiligten Sensoren beinhaltet [2].

Eine oft zitierte Definition beschreibt die Informationsfusion als „*a multilevel, multifaceted process dealing with the automatic detection, association, correlation, estimation, and combination of data and information from single and multiple sources to achieve refined position and identity estimates, and complete and timely assessments of situations and threats, and their significance*“ [3]. Eine neuere, allgemeinere Formulierung spricht von einem formalen Rahmen „*that expresses the means and tools for the alliance of data originating from different sources; it aims at obtaining information of greater quality, the exact definition of ‚greater quality‘ will depend upon the application*“ [4]. Damit wird insbesondere der Schwerpunkt auf die allgemeine Qualität des Fusionsergebnisses als herausragendes Ziel des Fusionsprozesses gelegt, wobei darunter sowohl die technischen Parameter und Leistungsmerkmale (*performance*) als auch die Effektivität (*effectiveness*) und der Nutzen für den Anwender (*benefit*) gezählt werden.

Informationsfusion ist ein integraler Bestandteil der Wahrnehmung vieler technischer und biologischer Systeme [5; 6]. Darüber hinaus liefert sie auch eine wichtige Rückkopplung über die Qualität der Daten der einzelnen Sensoren. Ein wesentlicher Nachteil von Einzelsensoren ist nämlich die Unfähigkeit, die inhärente Unsicherheit bei der Interpretation des Sensorsignals (z. B. in Bezug auf eine beobachtete Größe) zu beheben. Mit der Fusion von Informationen aus verschiedenen Quellen können die Wahrnehmungsfähigkeiten erweitert und die Glaubwürdigkeit der Sensoraussage erhöht werden.

Die Einsatzgebiete der Informationsfusion sind sehr vielseitig und betreffen u. a. Anwendungen in der Messtechnik, Militärtechnik, Robotik, Navigation, Fahrerassistenz, Medizintechnik, Fernerkundung, Fertigungstechnik und der automatischen Sichtprüfung [5]. Dabei stehen oftmals Aufgaben wie die Erkennung und Klassifikation von Objekten sowie ihre Zustandsschätzung (z. B. die Bestimmung ihres Abstandes und ihrer Geschwindigkeit) im Vordergrund. Ein Integrationsansatz zur Umfeldwahrnehmung ist beispielsweise die Messwertverknüpfung von Abstandssensoren mit abgestuften Entfernungsmessbereichen: Kraftsensoren für die direkte Manipulation, kapazitive und induktive Näherungsschalter für den unmittelbaren Sensornahbereich, Ultraschallsensoren, dann Stereokameras für mittlere Entfernungen sowie Radarsensoren für den Fernbereich. Eine zentrale Frage betrifft dabei die Strategie zur Fusion multisensorieller Daten [7–11]. Der vorliegende Beitrag gibt zunächst einen Überblick über

gebräuchliche Strukturen und Methoden zur Verknüpfung von Informationen und geht dann auf Beispiele und Entwicklungstendenzen ein.

2 Fusionsmodelle

Bild 1 zeigt das Schema eines allgemeinen Multi-sensorsystems [2]. Alle bekannten Objekte im Erfassungsbereich und ihre relevanten Zustandsparameter (z. B. deren Lage, Trajektorie und Orientierung relativ zum Sensor) sind in einem sog. *Weltmodell* zusammengefasst, welches zyklisch oder bedarfsorientiert aktualisiert wird, um beispielsweise Veränderungen der Objektzustände oder neu hinzukommende Objekte zu erfassen. Anhand von *Sensormodellen* und der Kenntnis über den Zustand der Sensoren können statistische Aussagen über die Sensordaten gemacht werden.

In vielen Übersichten wird auf das sog. JDL-Modell² gemäß Bild 2 verwiesen [3; 11; 12], das insbesondere für militärische Anwendungen Grundlage vieler systematischer Einteilungen von Fusionsansätzen ist. Es besteht aus fünf Stufen der Informationsverdichtung. Neben der Vorverarbeitung der Einzelinformationen (*Level 0*) erfolgt die Einteilung der Fusionsaufgaben in folgende Ebenen:

- **Objekterkennung und Zustandsschätzung** (*Level 1*) durch iterative Fusion der Sensordaten. Hierzu gehören eine Registrierung der Daten, eine Objektdetektion, eine Zuordnung der Detektionsergebnisse unterschiedlicher Sensoren, die Verfolgung der Objekttrajektorien und ggf. eine Objektklassifikation. Das Ergebnis dieser Schritte liefert das sog. *Situationsbild* und gestattet u. a. die Prädiktion des Objektverhaltens.
- **Situationsanalyse** (*Level 2*): Sie beinhaltet die Zuordnung der Objekte zu einem Szenario – in der Regel durch eine zeitliche Analyse ihrer Trajektorien – und ermöglicht eine Interpretation ihrer Bewegungsmuster.
- **Bedrohungsanalyse** (*Level 3*): Nachdem die „Intention“ der beobachteten Objekte identifiziert wurde, bewertet das Fusionssystem in dieser Ebene Handlungsoptionen im Sinne einer Risikominimierung.
- **Prozessoptimierung** (*Level 4*) durch laufende Bewertung des Gesamtprozesses und Interaktion mit den anderen Ebenen, z. B. zur aktiven Steuerung der Datenerfassung („Aktives Messen“).

Trotz seiner häufigen Erwähnung in der Literatur liefert das JDL-Modell keine Beschreibung der eigentlichen Datenfusion, sondern beschränkt sich auf eine hierar-

² Dieses Modell wurde benannt nach dem *Data Fusion Subpanel of the Joint Directors of Laboratories* des US-amerikanischen Verteidigungsministeriums.

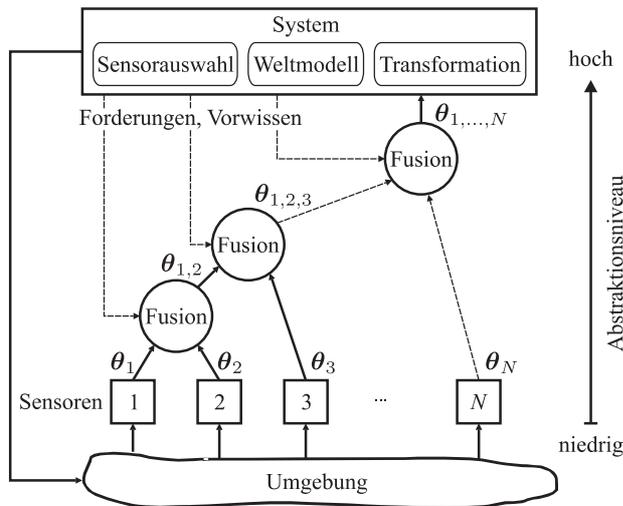


Bild 1: Prinzip der Multisensorintegration und Datenfusion [2].
Figure 1: Principle of multi-sensor integration and data fusion [2].

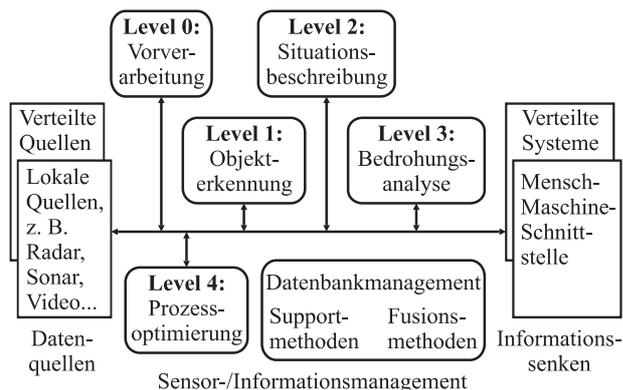


Bild 2: JDL-Modell.
Figure 2: JDL model.

chische Einteilung der Informationsverarbeitung. Ferner fällt es – vor allem jenseits militärischer Szenarien – manchmal schwer, die Funktion der Ebenen 2 und 3 zu erkennen.

Demgegenüber wird im neueren Omnibus-Modell Messen als Regelkreis („Aktives Messen“) dargestellt; siehe Bild 3 [13]. Die vier Aufgaben

- Messen (Wahrnehmung, Signalverarbeitung),
 - Ausloten (Merkmalsextraktion, Mustererkennung),
 - Entscheiden (Kontextverarbeitung, Entscheidung) und
 - Handeln (Steuerung, Ressourceneinsatz)
- durchlaufen einen Regelkreis, wobei die Übergänge zwischen diesen Funktionen mit verschiedenen Fu-

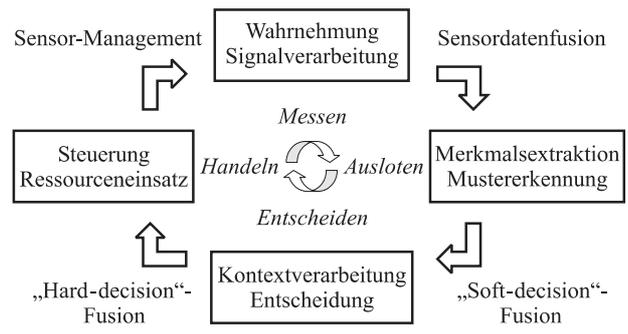


Bild 3: Omnibus-Modell.
Figure 3: Omnibus model.

sionsstufen korrespondieren (Sensorfusion, „Soft-decision“-Fusion, „Hard-decision“-Fusion und Sensor-Management.

3 Konzepte zur Sensorintegration und Datenfusion

Der Aussagegewinn durch den Einsatz von Multisensorsystemen bei der Erfassung einer Größe beruht in der Regel auf der Verknüpfung *redundanter* oder *komplementärer* Informationen [1; 2]. Durch Redundanz kann die Unsicherheit (z. B. in Form der Varianz) der Sensorsignale verringert, das Signal-zu-Rausch-Verhältnis erhöht sowie die Plausibilität der Aussage überprüft und damit die Sensorzuverlässigkeit gesteigert werden. Durch heterogene Sensoren können komplementäre (sich ergänzende) Informationen aufgenommen werden. Ihre Auswertung führt zu einem gegenüber Einzelsensoren oder redundanten Sensoren erweiterten Ansprechbereich auf verschiedene Objektmerkmale und zur Eliminierung von Mehrdeutigkeiten durch Ergänzung unvollständiger Informationen der Einzelsensoren.

Die Eignung von Konzepten zur Integration von Einzelsensoren in einem Multisensorsystem ist vom Einsatzort und der Art der Sensordaten abhängig. Es lassen sich verschiedene Fälle unterscheiden; siehe Bild 4:

- *Konkurrierende Integration:* Fusion gleichartiger Sensordaten mit gleicher Nutzinformation mit dem Ziel, Unsicherheiten zu reduzieren – z. B. durch Mittelung. Ein Beispiel hierfür ist die Akkumulation von Bildern, die unter gleichen Aufnahmebedingungen erfasst wurden, zur Rauschunterdrückung.
- *Komplementäre Integration:* Fusion gleichartiger Sensordaten mit unterschiedlicher Nutzinformation

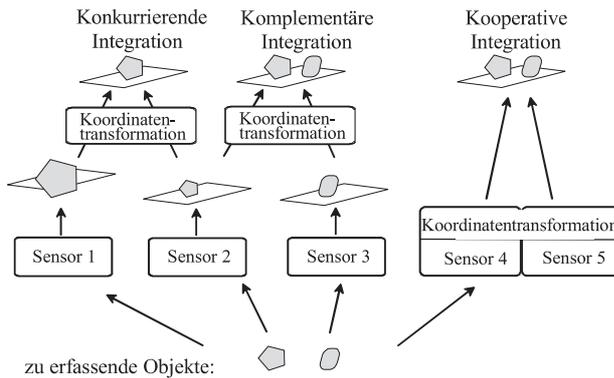


Bild 4: Einteilung von Konzepten zur Sensorintegration.
Figure 4: Classification of sensor integration approaches.

mit dem Ziel, Informationslücken zu vervollständigen. In diesem Fall würde sich eine Mittelung destruktiv auf die Messdaten auswirken. Ein Beispiel für eine komplementäre Integration ist die Verknüpfung von Sensoren mit unterschiedlichen Messbereichen.

- **Kooperative Integration:** In diesem Fall liegt die Nutzinformation verteilt vor, sodass sämtliche Messdaten ausgewertet werden müssen, um auf die Messgröße schließen zu können – z. B. weil ein Sensorsignal erst mit Hilfe von Signalen anderer Sensoren interpretiert werden kann. Ein Beispiel hierfür ist die Berechnung einer Tiefenkarte aus einem Stereo-Bildpaar [14].

Die Lösungsansätze für die Fusionsaufgabe lassen sich in drei Grundmuster einteilen [10; 12]:

- **M-aus-N-Entscheidung** für *M* der *N* vorliegenden Informationsquellen;

- Verrechnung aller entsprechend der Zuverlässigkeit oder des Informationsgehaltes gewichteten Quellen;
- Planung des Sensoreinsatzes, etwa durch Auswahl des für eine Messaufgabe am besten geeigneten Sensors (1-aus-N-Entscheidung, beispielsweise für eine Hinderniserkennung in zwei Stufen: die Objektumgebung wird zunächst mit einer Kamera qualitativ bestimmt und dann die Entfernung zum erkannten Hindernis mit dem Ultraschall-Laufzeitverfahren vermessen).

3.1 Abstraktionsebenen

Für die Ausführung der Datenfusion werden – abhängig vom Abstraktionsniveau – drei Möglichkeiten unterschieden: Fusion auf *Signalebene*, *Merkmalebene* und *Symbolebene*. Dabei ist die Fusion auf einer höheren Abstraktionsebene meist effizienter, jedoch nicht notwendigerweise effektiver, da sie mit Datenreduktion und einem Informationsverlust einhergeht.

- Auf der *Signalebene* werden die Signale von Einzelsensoren direkt kombiniert. Voraussetzungen sind die Vergleichbarkeit der Messsignale sowie deren Registrierung und Synchronisation.
- Auf der *Merkmalebene* werden Signaldeskriptoren fusioniert, um verbesserte Schätzwerte bestimmter Signaleigenschaften zu erhalten. Dies ist insbesondere dann sinnvoll, wenn auf der Signalebene keine zeitliche oder räumliche Kohärenz der Daten der Einzelsensoren hergestellt werden kann oder muss.
- Auf der *Symbolebene* werden symbolische Signaldeskriptoren – wie z. B. Detektions- oder Klassifikationsergebnisse – kombiniert, um etwa anhand jeweils zugeordneter Wahrscheinlichkeiten Entscheidungen zu treffen.

Im Falle der Merkmalsfusion wie auch der Symbolfusion können Ergebnisse aus darunterliegenden

Fusionsebene	Signalebene	Merkmalebene	Symbolebene
Art der zu fusionierenden Daten	Signale, Messdaten	Signaldeskriptoren	Symbole, Objekte, Entscheidungen, Äquivalenzklassen
Zielsetzung	Signalschätzung, Parameterschätzung	Merkmalschätzung, Parameterschätzung	Klassifikation, Mustererkennung
Abstraktionsgrad	niedrig	mittel	hoch
Geeignete Datenmodelle	Zufallsprozesse, Zufallsvariablen	Zufallsvektoren	Wahrscheinlichkeitsverteilungen
Voraussetzungen für die Fusion (räumlich/zeitlich)	Registrierung/Synchronisation (<i>alignment</i>)	Zuordnung der Merkmale (<i>association</i>)	Zuordnung der Symbole (<i>association</i>)
Typische Komplexität	hoch	mittel	gering

Tabelle 1: Gegenüberstellung von Fusionsebenen.
Table 1: Comparison of fusion levels.

Abstraktionsebenen berücksichtigt werden. In der Tabelle 1 sind die unterschiedlichen Fusionsebenen gegenübergestellt.

3.2 Fusionsarchitekturen

Hinsichtlich der Fusionsarchitektur wird zwischen *zentraler Datenfusion* mit *einem* Entscheidungszentrum und *verteilter Datenfusion* mit lokalen Entscheidungszentren sowie Mischformen von beiden Varianten unterschieden [8; 12]. Bei der zentralen Fusion bleiben bis zur Verknüpfung sämtliche Informationen erhalten, es fallen jedoch unter Umständen (z. B. bei Sensorarrays) hohe Datenmengen an. Aufgrund begrenzter Bandbreite und geforderter Echtzeitfähigkeit sowie der Komplexität zentraler Fusionsmethoden werden daher häufig trotz des damit verbundenen Informationsverlustes die Sensorinformationen vor Ort von lokalen Entscheidungszentren ausgewertet und nur die Ergebnisse an ein zentrales Entscheidungszentrum weitergegeben.

3.3 Objektdetektion

Viele Anwendungen von Multisensorsystemen betreffen eine verbesserte Detektion von Objekten. Hierbei wird oft die Amplitude der gemessenen Signale – je nach Sensorart ggf. nach Hüllkurvendetektion, Signalaufbereitung, Matched-Filterung o. Ä. – mit einer Schwelle γ verglichen. Signale, welche die Schwelle γ überschreiten, werden als Nutzsignale angesehen (Hypothese H_1), die anderen als Rauschen interpretiert (Hypothese H_0); siehe Bild 5(a). Zur Bewertung der Leistungsfähigkeit des Detektors wird, ausgehend von geeigneten

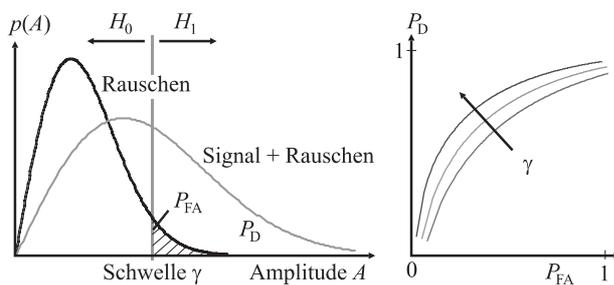


Bild 5: (a) Amplitudenverteilung mit Detektionswahrscheinlichkeit P_D und Falschalarmwahrscheinlichkeit P_{FA} bei Schwellenauswertung; (b) Empfängercharakteristiken (ROC-Kurven).
Figure 5: (a) Amplitude distribution with detection probability P_D and false alarm probability P_{FA} in the case of a threshold analysis; (b) receiver operating characteristics (ROC).

Signal- und Rauschmodellen, die Wahrscheinlichkeit P_D bestimmt, dass der Detektor ein vorhandenes Objekt erkennt (Detektionswahrscheinlichkeit). Wesentlich ist darüber hinaus vor allem die Falschalarmwahrscheinlichkeit P_{FA} (ein nicht vorhandenes Objekt wird als erkannt angegeben) [15]. Der Zusammenhang zwischen der Detektionswahrscheinlichkeit P_D und der Falschalarmwahrscheinlichkeit P_{FA} ist eine Funktion der Detektionsschwelle γ und lässt sich durch sog. Empfängercharakteristiken (ROC-Kurven, engl. *Receiver Operating Characteristic*) darstellen; siehe Bild 5(b). Für bekannte Verteilungsdichtefunktionen von Signal und Rauschen kann γ tabellierten ROC-Kurven entnommen werden. Zur Detektion wird vielfach das *Neyman-Pearson-Kriterium* angewendet: Die Detektorschwelle wird so bestimmt, dass P_D für eine fest vorgegebene Falschalarmwahrscheinlichkeit P_{FA} maximiert wird. Damit wird das Ziel verfolgt, speziell bei Ortungs- und Überwachungsaufgaben eine hohe Glaubwürdigkeit der Aussagen zu sichern und Kosten durch Falschalarme zu verhindern.

4 Fusionsmethoden

Die Sensorsignale werden typischerweise sensornah, d. h. vor der Fusion, vorverarbeitet. Anschließend ist unter Umständen eine räumliche Koordinatenanpassung (Registrierung) oder eine Synchronisation der Sensorsignale erforderlich. Die Verarbeitung der Sensordaten erfolgt somit meist in mehreren Schritten. Ein einfaches Beispiel hierzu ist in Bild 6 dargestellt.

Eine grundlegende Einteilung erfolgt – abhängig von der Art der Zielgröße – in *gitterbasierte* (geometrische) und *parameterbasierte* (numerische) Ansätze [1; 12].

4.1 Gitterbasierte Ansätze

Gitterbasierte Fusionsansätze werden seit Langem zur Fahrwegplanung und Navigation von Robotern angewendet [1]. Dabei werden aus der Kombination sequenzieller und zeitgleicher Abstandsmessungen homogener oder heterogener Sensoren (Ultraschall, Infrarot, Laser) Belegungswahrscheinlichkeiten einer Rasterstruktur (*occupancy grid*) bestimmt, um daraus

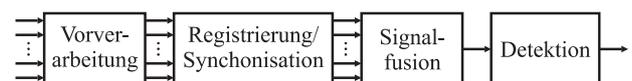


Bild 6: Verarbeitungsschritte für eine Datenfusion (Beispiel).
Figure 6: Processing stages of a data fusion (example).

ein Abbild der Szene zu gewinnen. Im Verlauf der sog. Kartographierung wird dann die Belegungswahrscheinlichkeit unbesetzter und besetzter Bereiche kumuliert und anhand einer Schwellenentscheidung ausgewertet. Durch sequentielle Messungen aus unterschiedlichen Positionen wird das Belegungsgitter aktualisiert. Liefern Messungen von verschiedenen Ortspunkten und aufeinanderfolgenden Zeitpunkten fortlaufend hohe Belegungswerte für eine bestimmte Zelle, so vergrößert sich die Wahrscheinlichkeit, dass sich dort ein Objekt befindet. Gegensätzliche Sensoraussagen schwächen sich dagegen ab.

4.2 Parametrische Fusionsmethoden

Für die Verschmelzung der Messergebnisse von Einzelsensoren eines Multisensorsystems wurde eine Vielzahl sog. parametrischer Fusionsmethoden entwickelt [1; 12]. Eine übliche Einteilung erfolgt in

- merkmalsbasierte Ansätze,
- probabilistische Ansätze,
- Fuzzy-Methoden sowie
- neuronale Ansätze.

Zu den Erstgenannten zählen der gewichtete Mittelwert und das Kalman-Filter. Häufig anzutreffende probabilistische Ansätze sind die Methoden der Klassischen und der Bayes'schen Statistik [17] sowie ihre Verallgemeinerung zur sog. Dempster-Shafer-Evidenztheorie [5]. Zu ihrer Betrachtung sei zunächst das Fusionsproblem anhand des in Bild 7 gezeigten Parameterschätzmodells formuliert.

Von einer Quelle wird ein Parameter θ emittiert, der eine Realisierung der Zufallsgröße Θ darstellt. Bei der Zielgröße θ kann es sich um eine Messgröße handeln, aber auch um latente Konstrukte, die keinen Anspruch auf physikalische Realität haben müssen. Im letzteren Fall kann θ als eine Idealisierung der Sensordaten \mathbf{m}_i verstanden werden, bei der gewünschte oder bekannte Eigenschaften der Zielgröße selbst berücksichtigt werden. Mit Hilfe mehrerer Sensoren werden die Daten \mathbf{m}_i erfasst, die ebenfalls als Realisierungen eines Zufallsprozesses \mathbf{M} aufzufassen sind. Die Messung entspricht der Abbildung $\Theta \mapsto \mathbf{M}$, die sich mathematisch mittels der bedingten Wahrscheinlichkeitsverteilung

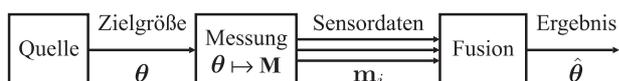


Bild 7: Informationsfusion als Parameterschätzproblem.

Figure 7: Information fusion as a parameter estimation problem.

(WV) von $\mathbf{M}|\Theta$ beschreiben lässt. Im Folgenden sei angenommen, dass es sich bei θ und \mathbf{m} um kontinuierliche Größen handelt, sodass die WV anhand einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (WDF) beschrieben wird.

Eine besonders für zeitkritische Anwendungen elementare Methode der konkurrierenden Datenfusion ist die Bildung des **gewichteten Mittelwertes** der Sensorsignale \mathbf{m}_i ($i = 1, \dots, N$) von N redundanten Sensoren:

$$\hat{\theta} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i \mathbf{m}_i. \quad (1)$$

Durch die Wichtungsfaktoren w_i mit $\sum_{i=1}^N w_i = 1$ wird der Einfluss unsicherer Werte gegenüber sicheren Werten vermindert. Der Schätzwert $\hat{\theta}$ enthält aber keine Aussage über die Qualität des Fusionsergebnisses.

Kalman-Filter werden häufig eingesetzt, um redundante Messwerte dynamischer Systeme auf einer niedrigen Ebene der Signalverarbeitung zu fusionieren [16]. Das rekursive Schätzverfahren bestimmt aus verrauschten Daten den Zustand eines Zufallsprozesses mit minimaler Fehlervarianz. Voraussetzung sind dynamische Sensor- und Umgebungsmodelle sowie Vorwissen über die Anfangszustände. Aus dem gesamten verfügbaren Wissen wird eine Schätzung der gewünschten Variablen mit minimaler quadratischer Abweichung erzeugt. In jedem neuen Fusionsschritt werden nur die bisherige Gesamtunsicherheit und die Unsicherheit des neuen Messwertes berücksichtigt. Dadurch ist, abgesehen von systematischen Effekten, z. B. Offsets, eine exakte Unsicherheitsabschätzung des Endergebnisses möglich. Werte mit größerer Unsicherheit beeinflussen die aktuelle Schätzung weniger als genaue Werte. Problematisch ist unter Umständen die Bestimmung geeigneter Anfangswerte.

Der **Klassischen Statistik** liegt eine empirische, frequentistische Interpretation von Wahrscheinlichkeiten zugrunde, bei der zwar die Sensordaten \mathbf{m}_i als Zufallsgrößen angesehen werden, nicht jedoch die Messgröße θ selbst [17]. Die Schätzung von θ anhand der Sensordaten \mathbf{m}_i stützt sich auf die sog. Likelihoodfunktion³ $p_{\mathbf{M}|\Theta}(\mathbf{m}|\theta)$, die dafür als Funktion von θ aufgefasst und maximiert wird:

$$\hat{\theta}_{\text{ML}} = \arg \max_{\theta} \{p_{\mathbf{M}|\Theta}(\mathbf{m}|\theta)\}. \quad (2)$$

Der zugehörige Wert $\hat{\theta}_{\text{ML}}$ heißt Maximum-Likelihood- oder ML-Schätzwert.

In der **Bayes'schen Statistik** wird auch die Messgröße θ als Realisierung einer Zufallsgröße

³ Zur Illustration: Im Falle wiederholt beobachteter Sensordaten \mathbf{m}_i entspräche die Likelihoodfunktion der Häufigkeitsverteilung der Beobachtungsdaten [18].

Θ aufgefasst, weshalb die A-priori-WDF $p_{\Theta}(\theta)$ zur Bestimmung der A-posteriori-WDF $p_{\Theta|M}(\theta|\mathbf{m})$ herangezogen wird:

$$p_{\Theta|M}(\theta|\mathbf{m}) = \frac{p_{M|\Theta}(\mathbf{m}|\theta) p_{\Theta}(\theta)}{p_M(\mathbf{m})}. \quad (3)$$

Durch Maximierung dieser Gleichung erhält man die Maximum-a-posteriori-Lösung (MAP-Lösung) für den zu schätzenden Parameter θ :

$$\hat{\theta}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\theta} \{p_{\Theta|M}(\theta|\mathbf{m})\}. \quad (4)$$

Diese Vorgehensweise hat den wesentlichen Vorteil, dass sie die Angabe der WV für den zu schätzenden Parameter θ bei gegebenen Messdaten \mathbf{m}_i zulässt, wohingegen die klassische Vorgehensweise lediglich die Angabe der WV für die Sensordaten \mathbf{m}_i bei gegebenem Parameterwert θ erlaubt [19].

Die **Dempster-Shafer-Evidenztheorie** wird oftmals als eine Erweiterung der Wahrscheinlichkeitstheorie oder als eine Verallgemeinerung der Bayes'schen Statistik betrachtet. Sie basiert auf zwei nichtadditiven Maßen – dem Grad des Dafürhaltens (*degree of belief*) und der Plausibilität – und bietet die Möglichkeit, Ungewissheit detaillierter auszudrücken [19]. In praktischen Aufgabenstellungen ist es jedoch nicht immer möglich, das verfügbare Wissen über die relevanten Größen derart differenziert darzustellen und somit die theoretischen Möglichkeiten dieses Ansatzes voll auszuschöpfen.

Methoden der **Fuzzy-Logik** basieren auf der Verallgemeinerung des Mengenbegriffes mit dem Ziel, eine unscharfe Wissensrepräsentation zu erlangen. Dies erfolgt anhand einer sog. Zugehörigkeitsfunktion, die jedem Element einen Grad der Zugehörigkeit zu einer Menge zuordnet [20]. Aufgrund der Willkür bei der Wahl dieser Funktion stellt die Fuzzy-Mengentheorie eine sehr subjektive Methode dar, die sich besonders zur Repräsentation von menschlichem Wissen eignet. In der Informationsfusion werden Fuzzy-Methoden eingesetzt, um Ungewissheit und Vagheit im Zusammenhang mit den Sensordaten zu handhaben [19].

Ein weiteres Paradigma zur Fusion von Sensordaten sind die künstlichen **Neuronalen Netze** (NN). Diese basieren auf meist softwaresimulierten Verarbeitungseinheiten, welche zu einem Netzwerk verschaltet werden, um bestimmte Aufgaben zu lösen. Ihr Einsatz ist besonders vorteilhaft, wenn es schwer oder nicht möglich ist, einen Algorithmus zur Kombination der Sensordaten zu spezifizieren. In solchen Fällen wird dem NN in einer Trainingsphase mittels Testdaten das gewünschte Verhalten beigebracht. Nachteilig an NN sind die mangelnden Möglichkeiten zur Einbindung von A-priori-Wissen über die an der Fusion beteiligten Größen.

5 Beispiele

5.1 Dopplerfrequenzkoinzidenz

Als Beispiel dient ein Multisensoransatz, welcher auf der direkten Vergleichbarkeit der Nutzsignale beruht, wohingegen Störsignale durch die unterschiedlichen Funktionsprinzipien der Einzelsensoren unkorreliert sind. Zur Messung von Geschwindigkeit und Entfernung von Objekten wird die Phasenkoinzidenz von Ultraschall- und Mikrowellen-Echosignalen ausgewertet, wobei die reflektierten Ultraschall- und Mikrowellensignale mit kohärenten Echofrequenzen empfangen werden, während Störsignale unterschiedlich auf beide Wellen einwirken. Mit der Fusion der diversitär-redundanten Ultraschall- und Mikrowellen-Dopplersignale kann die Falschalarmquote ohne Verlust an Nachweisempfindlichkeit um Größenordnungen gesenkt werden [22].

In Bild 8 ist das Prinzipbild des Multisensors dargestellt. Der Mikrowellensensor und der Ultraschallsensor sind ortsnahe zueinander angeordnet und stehen damit unter annähernd gleichem Einblickwinkel zu den interessierenden Nutzobjekten. Die Trägerfrequenzen betragen 40 kHz für Ultraschall (Wellenlänge $\lambda_U = 8$ mm) und 24 GHz für Mikrowellen (Wellenlänge $\lambda_M = 12$ mm, K-Band). Die Datenfusion und Signalauswertung erfolgen auf einer digitalen Auswertepattform.

Die Proportionalität zwischen der gemessenen Dopplerfrequenz f_D im Empfangssignal und der Geschwindigkeitskomponente v_r in Wellenausbreitungsrichtung ist nur durch die Wellenlänge des Ortungssignals im Ausbreitungsmedium gegeben, nicht jedoch durch die Wellennatur. Die in beiden Systemen registrierten Dopplerfrequenzen f_{D_U} und f_{D_M} von nicht ruhenden Objekten stehen also im reziproken Verhältnis zu den Wellenlängen λ_U und λ_M der ausgesandten Wellen:

$$\frac{f_{D_M}}{f_{D_U}} = \frac{\lambda_U}{\lambda_M}. \quad (5)$$

Eine Überprüfung der Bedingung Gl. (5) zeigt also, ob die registrierten Dopplersignale von Nutzobjekten herrühren oder Störsignale sind.

Für die automatische Auswertung der Dopplerfrequenzkoinzidenz wird die Amplitude der Kreuzkorrelationsfunktion $r(\tau)$ aus den (harmonischen) Ultraschall- und Mikrowellen-Empfangssignalen $u(t)$ und $m(t)$ ausgewertet, welche ein Maß für die Ähnlichkeit der beiden Empfangssignale liefert:

$$r(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T u(t-\tau) m(t) dt. \quad (6)$$

Die Berechnung erfolgt im Fourierbereich. Aus den komplexen Spektren $U(f)$ und $M'(f)$ der Ultraschall- und der entsprechend dem Wellenlängenverhältnis λ_U/λ_M normierten Mikrowellensignale $u(t)$ bzw. $m'(t)$ wird die Kreuzleistungsdichte $R(f)$ geschätzt:

$$R(f) = \frac{1}{T} (U(f) \cdot M'^*(f)) \tag{7}$$

mit $M'^*(f)$ konjugiert komplex zu $M'(f)$. Stimmen die Perioden in $u(t)$ und $m'(t)$ überein, so weist der Betrag von $R(f)$ ein scharfes Maximum für diese Frequenz auf.

Mit Hilfe eines Maximum-Likelihood-Schätzers wird für komplementäre Hypothesen das Ereignis gesucht, dessen Auftreten am wahrscheinlichsten ist. Für den vorliegenden Fall lässt sich nachweisen [22], dass

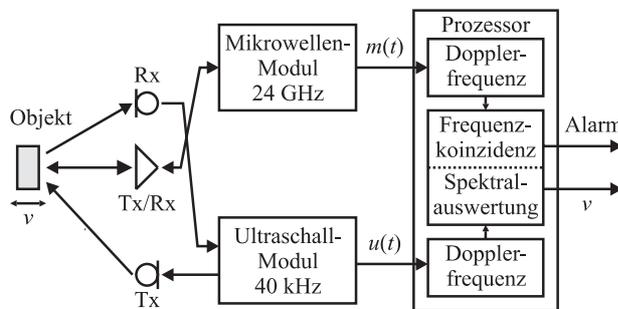


Bild 8: Ultraschall-Mikrowellen-Dualsensor [22].
Figure 8: Ultrasound microwave dual sensor [22].

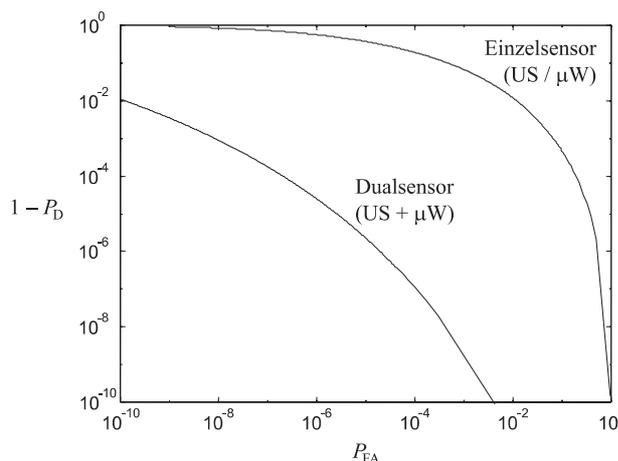


Bild 9: ROC-Kurven des Dualsensors im Vergleich zu Einzelsensoren.
Figure 9: ROC curves of the dual sensor compared to the single sensors.

das entsprechende Likelihoodverhältnis Λ die folgende Form hat:

$$\Lambda = \frac{2}{\sigma_U^2 \sigma_M^2} |U(f_D) M'^*(f_D)| \tag{8}$$

(σ_U^2, σ_M^2 : Rauschvarianzen des Ultraschall- und des Mikrowellensignals) und damit die Berechnung der Kreuzleistungsdichte der Empfangssignale der Einzelsensoren ein *statistisch* optimales Fusionsverfahren darstellt.

Zur Veranschaulichung des Detektionsvermögens des Empfängers werden ROC-Kurven aufgestellt. Für ein gegebenes Signal-zu-Rausch-Verhältnis (SNR = 6 dB) wurden die ROC-Kurven für die Bewegungsdetektion mit einem Sensor und mit zwei gleichzeitig betriebenen diversitär-redundanten Sensoren berechnet. Dargestellt ist die für ein Alarmsystem aussagekräftigere Wahrscheinlichkeit $P_{FM} = 1 - P_D$ eines Übersehens einer Alarmsituation (Fehlalarm) über der Wahrscheinlichkeit P_{FA} eines falschen Alarms im Vergleich zum Detektionsvermögen eines Einzelsensors; siehe Bild 9.

5.2 Fusion von Belichtungsserien

Schließlich soll am Beispiel einer Belichtungsserie gezeigt werden, wie eine Bildserie unter Variation eines Parameters – der Verschlusszeit – zu einem Resultatbild höherer Güte fusioniert wird. Herkömmliche Bildsensoren haben einen relativ schmalen nutzbaren

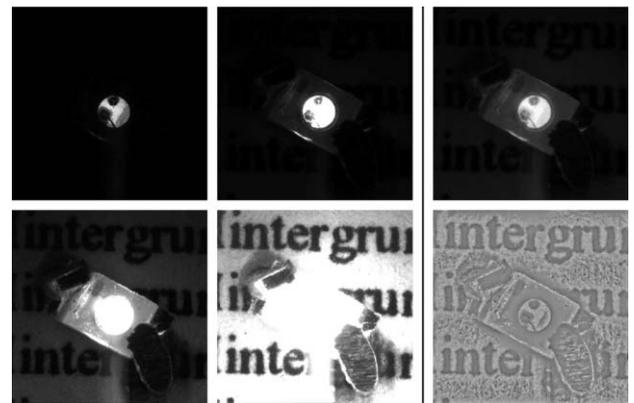


Bild 10: Beispiel zur Fusion von Belichtungsserien zur Gewinnung eines Bildes mit gleichmäßigem SNR auf hohem Niveau: Belichtungsserie (links); Fusionsergebnis (rechts).

Figure 10: Fusion example of an exposure series to generate an image with a uniform SNR at a high level: exposure series (left); fusion result (right).

Dynamikbereich. Natürliche und technische Szenen können jedoch eine wesentlich höhere Dynamik aufweisen. Das bedingt, dass sehr helle Szenenbereiche zu einer Übersteuerung des Sensors führen und in dunklen Bereichen die Szeneninformation mit nur sehr geringem SNR erfasst wird oder gar im Rauschen verschwindet. Daher wird eine Bildserie derart gewonnen, dass alle Szenenbereiche in mindestens einem Bild der Serie mit adäquatem SNR enthalten sind. Bei der anschließenden Fusion werden die Regionen mit bestem SNR zu einem Resultatbild verschmolzen, das überall ein hohes SNR aufweist [23].

In Bild 10 sind links vier Bilder einer Belichtungsreihe einer hell leuchtenden LED vor einem davon nicht direkt angeleuchteten Hintergrund zu sehen. Das obere rechte Bild zeigt das logarithmierte Fusionsergebnis, welches eine erweiterte Dynamik und ein im Mittel deutlich höheres SNR aufweist. Zur visuellen Bewertung des Ergebnisses zeigt das untere rechte Bild das Fusionsresultat nach Durchführung einer Homogenisierung des lokalen mittleren Grauwertes und des lokalen Kontrastes. Man beachte insbesondere, dass in diesem Bild sowohl sehr hell ausgeleuchtete als auch dunkle Bereiche der Szene deutlich erkannt werden können.

6 Zusammenfassung und Ausblick

In vielen technischen Systemen werden zur Funktionsüberwachung und Ausfallsicherung mehrere baugleiche Systemgruppen parallel betrieben (*strukturelle Redundanz*). Demgegenüber werden die hier behandelten Multisensorsysteme eingesetzt, um die Aussagequalität einer Messaufgabe, verglichen mit Ergebnissen, die mit Einzelsensoren erzielt wurden, zu verbessern – oder eine solche Aussage erst möglich zu machen.

Begünstigt durch neue Anforderungen in vielen Bereichen des modernen Lebens (Automobiltechnik, Medizin, Robotik, Umweltbeobachtung, *Ambient Intelligence*, Sicherheit) und bedeutende Fortschritte auf dem Gebiet der Miniaturisierung intelligenter Sensoren als allgegenwärtigen Datenquellen hat die Informationsfusion in der jüngsten Vergangenheit vermehrte Aufmerksamkeit erfahren [24]. Abschließend soll auf drei Forschungsgebiete eingegangen werden, für die in Zukunft eine zunehmende Bedeutung prognostiziert wird.

Modellbasierte Signalauswertung

Grundlegend für die Informationsfusion sind die Modellierung des Verhaltens der Einzelsensoren und die Ableitung geeigneter Merkmale als Träger der gewünschten Information aus dem aufgenommenen Signal. Dabei spielen Kriterien zur Beurteilung

von Wissen (Plausibilität, Unsicherheit) eine große Rolle, die in einem Multisensorsystem z. B. erlernbar sein können. Mit dieser Lernfähigkeit und dem Zuwachs an Wissen geht auch eine Vervollständigung („Überbrückung“) unvollständiger Daten einher. Durch kontinuierliche Beobachtung der Modellparameter können der Sensorzustand während des Betriebs überwacht und Driften oder Alterungseffekte erkannt und korrigiert werden [25].

Fusion ohne Vorwissen über Sensorverhalten

Insbesondere beim Einsatz von Multisensorsystemen in unbekanntem Umgebungen (z. B. zur Steuerung autonomer Fahrzeuge) ist es sinnvoll, laufend eine Auswahl der zu fusionierenden Sensoren zu treffen, beispielsweise anhand eines Rankings nach bestimmten allgemeinen Leistungsparametern wie dem SNR oder der Auflösung oder durch Formulierung der Sensorkombinationen nach Fuzzy-Regeln. Diese Art dynamische Fusion mit situationsspezifischer Wichtung ist oftmals robuster gegenüber ungewissen, bisher nicht erfassten Einflussgrößen als die Verknüpfung sämtlicher Quellen [26; 27].

Sensornetzwerke

Netze bestehend aus einer Vielzahl von einfachen Sensorknoten können als preiswerte und effiziente Alternative zu klassischen Sensoranordnungen zur Überwachung größerer geographischer Gebiete oder komplexer physikalischer Systeme dienen. Sie zeichnen sich durch eine dynamisch anpassbare Struktur aus: So können bei Bedarf zusätzliche Knoten eine Netzregion verstärken oder einzelne Knotenausfälle durch Nachbarknoten kompensiert werden. Die Knoten werden oft als logische Sensoren behandelt, wobei nur der Ausgang bewertet und weitergegeben wird.

Literatur

- [1] M. A. Abidi und R. C. Gonzalez (Hrsg.). *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*. Academic Press, San Diego, 1992.
- [2] R. C. Luo und M. G. Kay. Multisensor integration and fusion in intelligent systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 19(5):901–931, 1989.
- [3] F. E. White. *Data Fusion Lexicon*. Data Fusion Subpanel of the Joint Directors of Laboratories (JDL), Technical Panel for C³, Naval Ocean Sciences Center, San Diego, 1991.
- [4] L. Wald. Some terms of reference in data fusion. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3):1190–1193, 1999.
- [5] J. Beyerer, F. Puente León und K.-D. Sommer (Hrsg.). *Informationsfusion in der Mess- und Sensortechnik*, Universitätsverlag Karlsruhe, Karlsruhe, 2006.

- [6] M. O. Ernst und H. H. Bülthoff. Merging the senses into a robust percept. *Trends in Cognitive Sciences*, 8(4):162–169, 2004.
- [7] S. C. Thomopoulos. Sensor integration and data fusion. *Journal of Robotic Systems*, 7:337–372, 1990.
- [8] M. Kokar und K. Kim. Review of multisensor data fusion architectures and techniques. In: *Int. Symp. on Intelligent Control*, Chicago, 1993.
- [9] R. R. Murphy. Biological and cognitive foundations of intelligent sensor fusion. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – part A*, 26(1):42–51, 1996.
- [10] B. V. Dasarathy. Sensor fusion potential exploitation – innovative architectures and illustrative applications. *Proceedings of the IEEE*, 85(1):24–38, 1997.
- [11] L. A. Klein. *Sensor and Data Fusion: A Tool for Information Assessment and Decision Making*. SPIE Press, Bellingham, 2004.
- [12] D. Hall. *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*. Artech House, Boston, London, 1992.
- [13] M. Bedworth und J. O'Brien. The Omnibus model: A new model of data fusion?. *IEEE AES Systems Magazine*, 30–36, April 2000.
- [14] M. Heizmann und F. Puente León. Fusion von Bildsignalen. *Technisches Messen*, 74, 2007.
- [15] M. I. Skolnik. *Radar Handbook*. McGraw-Hill, 1990.
- [16] K. Kroschel. *Statistische Informationstechnik*. Springer, Heidelberg Berlin, 2004.
- [17] J. Beyerer. *Verfahren zur quantitativen statistischen Bewertung von Zusatzwissen in der Messtechnik*. VDI Verlag, Düsseldorf, 1999.
- [18] K.-D. Sommer, O. Kühn, F. Puente León und B. Siebert. A Bayesian approach to information fusion for evaluating the measurement uncertainty. In: *Proc. IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, S. 507–511, 2006.
- [19] X. E. Gros. *NDT Data Fusion*. Arnold, London, 1997.
- [20] G. J. Klir und B. Yuan. *Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications*. Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1995.
- [21] J. Pearl. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*. Morgan Kaufmann, San Francisco, 1988.
- [22] H. Ruser. *Ultraschall-Mikrowellen-Sensorsystem zur Geschwindigkeits- und Abstandsmessung mit diversitär-redundanter Auswertung der Phasensignale*. Dissertation, Universität der Bundeswehr München, 2003.
- [23] J. Beyerer und F. Puente León. Bildoptimierung durch kontrolliertes Aktives Sehen und Bildfusion. *Automatisierungstechnik*, 53(10):493–502, 2005.
- [24] R. C. Luo, C.-C. Yih und K. L. Su. Multisensor fusion and integration: approaches, applications and future research directions. *IEEE Sensors Journal*, 2(2), 2002.
- [25] H. Ruser und M. Horn. „Multisignal“-Sensorik am Beispiel von Witterungssensoren auf der Basis temperaturabhängiger Widerstände. *Technisches Messen* 73(7–8):422–431, 2006.
- [26] F. Cremer, K. Schutte, J. G. M. Schavemaker und E. den Breejen. A comparison of decision-level sensor-fusion methods for anti-personnel landmine detection. *Information Fusion*, 2(3):187–208, 2001.
- [27] G. Shayer, O. Cohen, E. Korach und Y. Edan. Ranking sensors using an adaptive fuzzy logic algorithm. *IEEE Sensors Journal*, 5(1):59–67, 2005.



Dr.-Ing. Heinrich Ruser ist wissenschaftlicher Laborleiter am Institut für Mess- und Automatisierungstechnik der Universität der Bundeswehr München.

Hauptarbeitsgebiete: Intelligente Sensoren und Sensor-Arrays, Sensor-Aktor-Systeme für den privaten Lebensbereich, Multisensorsysteme.

Adresse: Universität der Bundeswehr München, Institut für Mess- und Automatisierungstechnik, Werner-Heisenberg-Weg 39, 85577 Neubiberg, E-Mail: heinrich.ruser@unibw.de



Prof. Dr.-Ing. Fernando Puente León leitet das Fachgebiet Verteilte Messsysteme an der Technischen Universität München.

Hauptarbeitsgebiete: Mess- und Automatisierungstechnik, Signalverarbeitung, automatische Sichtprüfung und Bildverarbeitung, Mustererkennung, Informations-

fusion und Datenübertragung.

Adresse: Technische Universität München, Fachgebiet Verteilte Messsysteme, Theresienstr. 90/N5, 80333 München, E-Mail: f.puente@tum.de