

IITB

Fraunhofer

visIT

[Fusion]

Essay – Objektorientierte Fusion

Architektur zur Objekt-
verfolgung in Sensornetzwerken

Lokale Bayes'sche Fusion

Weniger ist oft mehr

Bayes'sche Fusion
in der mobilen Robotik

3/2007

www.iitb.fraunhofer.de

ISSN 1616-8240



Fraunhofer

Institut
Informations- und
Datenverarbeitung

Impressum

Herausgeber
Prof. Dr.-Ing. Jürgen Beyerer

Redaktion
Sibylle Wirth

Layout und graphische Bearbeitung
Christine Spalek

Druck
Engelhardt und Bauer
Karlsruhe

Anschrift der Redaktion

Fraunhofer-Institut für
Informations- und Datenverarbeitung IITB

Fraunhoferstr. 1
76131 Karlsruhe
Telefon +49 721 6091-300
Fax +49 721 6091-413
presse@iitb.fraunhofer.de

© Fraunhofer IITB
Karlsruhe 2007

ein Institut der Fraunhofer-Gesellschaft
zur Förderung der angewandten
Forschung e. V. München

8. Jahrgang
ISSN 1616-8240

Bildnachweis

Personen Fotos
indigio Werbefotografie

Deckblatt Composé
Julia Heid

Fraunhofer IITB

Nachdruck, auch auszugsweise,
nur mit vollständiger Quellenangabe und
nach Rücksprache mit der Redaktion.

Belegexemplare werden erbeten.

Inhalt

Essay

Seite 4 **Objektorientierte Fusion –
Informationsdrehscheibe und relevantes Abbild der realen Welt**
Jürgen Beyerer

Themen

Seite 8 **Architektur zum videobasierten Multi-Sensor Multi-Object
Tracking in verteilten kollaborativen Sensornetzwerken**
Eduardo Monari

Seite 10 **Lokale Bayes'sche Fusion**
Jennifer Sander, Michael Heizmann

Seite 12 **Weniger ist oft mehr**
Dirk Mühlenberg

Seite 14 **Bayes'sche Fusion in der mobilen Robotik**
Thomas Emter, Christian W. Frey

Liebe Freunde des IITB,

bei vielen informationstechnischen Aufgabenstellungen hat man mehr als eine Informationsquelle, die es auszuwerten gilt, möchte man auf der Basis aller verfügbaren Informationen die bestmögliche Entscheidung treffen. Der Mensch geht dabei ohne größere Schwierigkeiten auch mit sehr unterschiedlichen Quellen um. Während ihm die Heterogenität der Informationen (unterschiedliche Abstraktionsgrade und physikalische Diversität) weniger Probleme zu machen scheint, stößt er bald an seine Grenzen, wenn umfangreiche Datenaufkommen verschiedener Herkunft schnell und präzise ausgewertet und hinsichtlich einer Aufgabenstellung verschmolzen werden sollen. Demgegenüber haben automatisierte Systeme zur Fusion unterschiedlicher Informationsquellen vor allem mit der Heterogenität ihre Schwierigkeiten; wir berichteten über dieses Thema bereits in unserer visIT 2_2005.

Die Fusion von Sensordaten, Vorwissen, Wissensbeständen in Datenbanken usw. mit dem Ziel bestmögliche Entscheidungen im Rahmen gegebener Aufgabenstellungen automatisch und unter Verwendung von IT-Systemen zu fällen, ist seit Jahrzehnten eine wissenschaftliche Herausforderung, die viele Forscher intensiv beschäftigt. Das IITB arbeitet schon lange und aus unterschiedlichen methodischen Blickwinkeln an diesem Themenkomplex. Mit diesem Heft wollen wir Ihnen erneut verständliche Einblicke in unsere Forschung auf dem Gebiet der Fusion heterogener Quellen geben.

Der Aufsatz »Objektorientierte Fusion« bespricht die Definition einer geeigneten Informationssenke für Informationen unterschiedlicher Quellen. Zur Beschreibung des interessierenden Geschehens in einem relevanten Ausschnitt der realen Welt wird eine objektorientierte abstrakte Modellwelt generiert, die alle anfallenden Informationen geordnet und wohlstrukturiert unterzubringen erlaubt.

Im Beitrag von Eduardo Monari wird die Objektverfolgung in einem großen verteilten Ensemble von Kameras vorgestellt, wie es derzeit am IITB aufgebaut wird. Der objektorientierte Fusionsansatz ist dabei einer der Kerngedanken. Wie man die Komplexität Bayes'scher Fusionsverfahren erheblich reduzieren kann, wird im Artikel »Lokale Bayes'sche Fusion« von Jennifer Sander und Dr. Michael Heizmann besprochen.

Dirk Mühlenberg zeigt in »Weniger ist oft mehr« wie logikbasierte Fusion dazu dienen kann, Informationen bedarfsgerecht zu verdichten.

Thomas Emter und Christian Frey schließlich behandeln in ihrem Beitrag »Fusion für Navigation und Kartenerstellung« die Verschmelzung unterschiedlicher Informationsquellen für den Einsatz autonom patrouillierender mobiler Systeme.

Karlsruhe, im Dezember 2007
Jürgen Beyerer

Editorial



Jürgen Beyerer

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'J. Beyerer', written in a cursive style.

Objektorientierte Fusion – Informationsdrehscheibe und relevantes

In technisch kognitiven Systemen müssen automatisierte Entscheidungen oft auf der Basis von Informationen¹ aus heterogenen Quellen getroffen werden [1]. Solche Informationen können z. B. von unterschiedlichen Sensoren oder aber auf höherem Abstraktionsniveau z. B. aus Datenbanken stammen. Vorwissen und physikalische Gesetzmäßigkeiten stellen ebenfalls Informationsquellen dar, deren Berücksichtigung zur Qualität der Entscheidung beiträgt. In diesem Aufsatz soll es nun weniger um die eigentliche Fusion unterschiedlicher Quellen gehen als vielmehr um die Festlegung eines geeigneten Fusionsresultates, das einerseits aussagekräftig die Essenz vorhandener Informationen verkörpert und andererseits technisch einfach zu realisieren ist.

Den relevanten Ausschnitt der Welt kann man abstrakt als ein Fenster des Interesses definieren, das von räumlichen Dimensionen, aufgabenbezogenen Sachdimensionen und der Zeit aufgespannt und in seiner Ausdehnung beschränkt wird, siehe Abbildung 1.

Zur formalen Repräsentation dieses Weltausschnittes dient ein objektorientiertes Modell, das alle aufgabenrelevanten Objekte als Instanzen aufgabenspezifischer Klassen enthält. Um den Bezug zu Objekten der realen Welt zu betonen, wird den zugehörigen speziellen Klassen die Klasse *Ding* zugrunde gelegt. Die objektorientierte Modellwelt ist also angefüllt mit Instanzen spezieller Dinge, die mit interessierenden Attributen ausgestattet und die wechselseitig durch Relationen verknüpft sind.

In Bezug auf die Fusion² heterogener Quellen wird diese Modellwelt nun als ein »Digitaler Sandkasten« gesehen, in den Dinginstanzen als Repräsentanten erkannter Objekte der realen Welt eingebracht, attribuiert und in Zusammenhang mit anderen Dinginstanzen gebracht werden. Dabei geht es nicht nur um eine geometrische Repräsentation, sondern um die Modellierung aller relevanten Objekteigenschaften und Beziehungen zwischen Objekten.

Zur Beschreibung der Attribute von Dingen und Relationen werden im Idealfall Degree-of-Belief (DoB) Verteilungen verwendet, die es erlauben, neben Fakten auch deren Unsicherheiten und wechselseitige Abhängigkeiten zu beschreiben. DoB-Verteilungen haben überdies die günstige Eigenschaft, gemischt sowohl diskrete und kontinuierliche wie auch unterschiedlich skalierte Größen (nominal, ordinal, metrisch, absolut skalierte) ganz zwanglos behandeln zu können. In der Praxis müssen die DoBs geeignet numerisch oder parametrisch angenähert werden.

Für neue Informationen aus beliebigen Quellen stellt diese Modellwelt somit die ideale Senke dar. Das Motto ist: Für jede relevante Information muss es einen »Platz« im Modell geben, wo diese eingebracht werden kann.

¹ Information dient hier als Sammelbegriff für alles Nützliche (Signale, Daten, Regeln, Hinweise, Wissen, Expertisen, ...) im Hinblick auf die Lösung einer gegebenen Aufgabe.

² Fusion bezeichnet das förderliche Zusammenfassen, Überlagern und Nutzen aller relevanten Informationsquellen im Hinblick auf die Lösung einer gegebenen Aufgabenstellung.



Prof. Dr.-Ing. Jürgen Beyerer

Institutsleiter
Fraunhofer IITB Karlsruhe

Telefon 0721 6091-210
juergen.beyerer@iitb.fraunhofer.de
www.iitb.fraunhofer.de

Abbild der realen Welt

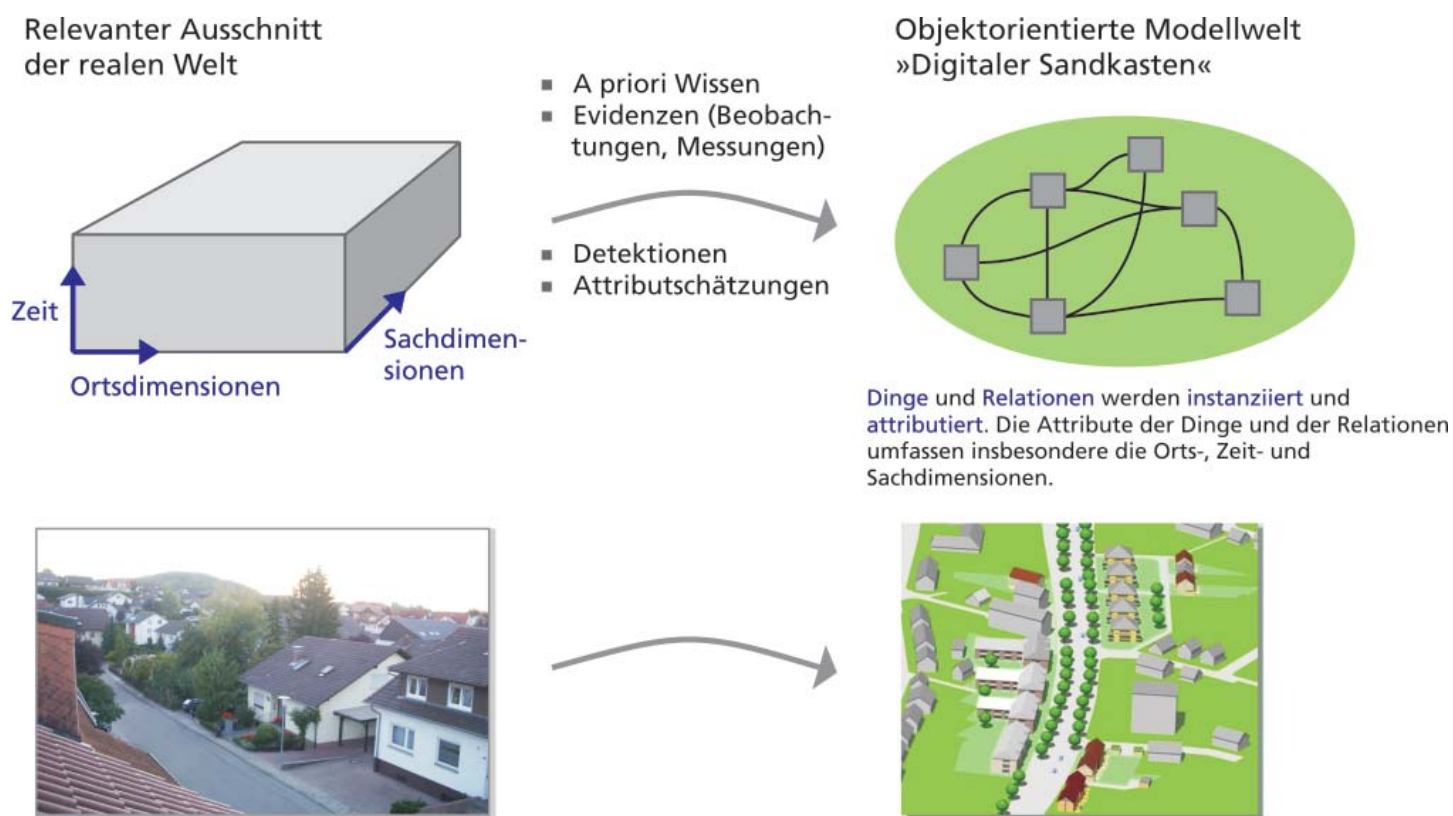


Abb. 1: Abstraktion des für eine Aufgabenstellung relevanten Ausschnittes der realen Welt und Abbildung auf eine objektorientierte Modellwelt.

Zufließende Informationen werden verwendet, um die Modellwelt mit Dinginstanzen zu füllen, diese zu aktualisieren, genauer zu attributieren, Beziehungen zwischen Dingen genauer zu spezifizieren, also mithin, um die Modellwelt zu einem immer detaillierteren und genaueren Abbild des relevanten Weltausschnittes zu machen. Hat man z. B. neue Informationen über ein Attribut einer bereits bestehenden Dinginstanz, so fasst man deren mit diesem Attribut assoziierte DoB als a priori DoB auf, die mit der neuen Information im Sinne einer Likelihoodfunktion zu einer a posteriori DoB verschmolzen wird, die dann wiederum in die Dinginstanz zurück geschrieben wird. Die Bayes'sche Methodik ist hierfür eine geeignete mathematische Basis [2].

Die Modellwelt entkoppelt in gewissem Sinne unterschiedliche Informationsquellen und stellt deren gemeinsames Gedächtnis dar. Jede Quelle verändert mit ihrer Information die Modellwelt in spezifischer Weise. So könnte z. B. ein Sensor Objekte detektieren und eine entsprechende Dinginstanz in die Modellwelt einspeisen. Andere Sensoren könnten dann dieses Objekt räumlich verfolgen, indem sie die Ortsattribute der Dinginstanz sukzessive aktualisieren, auch dann noch, wenn das Objekt längst aus dem Erfassungsbereich des ersten Sensors verschwunden wäre.

So gesehen stellt die Modellwelt eine Informationsdrehzscheibe dar, in der Quellen ihre Informationen gezielt einspeisen können. Daneben kann man

Prozesse betreiben, die unabhängig von den Informationsquellen die Modellwelt auswerten und gegebenenfalls auch manipulierend eingreifen. Beispiele sind Prozesse, die die Konsistenz und Plausibilität der aktuellen Modellwelt prüfen bzw. wieder herstellen, oder aber Mechanismen, die bestimmte kritische Situationen detektieren und einen entsprechenden Alarm auslösen können.

Fließen über längere Zeit keine Informationen zu, verliert die Modellwelt an Aktualität. Diese Alterung der Modellwelt kann durch ein dingspezifisches Anwachsen der Unsicherheiten der Attribute, d. h. durch ein Abflachen der zugehörigen DoB-Verteilungen abgebildet und mit einem entsprechenden Prozess realisiert werden.

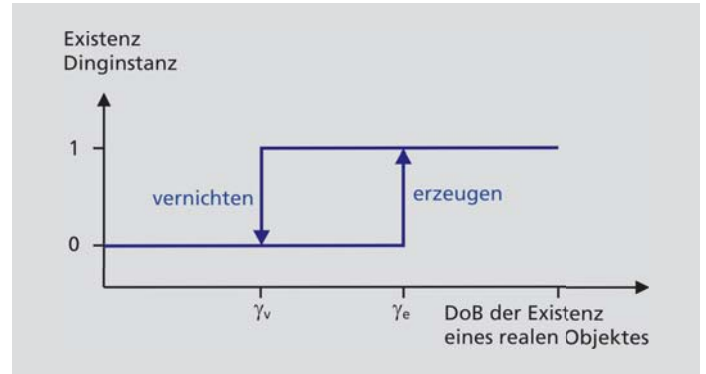


Abb. 2: Jede Dinginstanz enthält eine DoB in Bezug auf die Existenz des repräsentierten Objektes. Fällt diese unter ein Niveau γ_v , wird die Instanz vernichtet.

Dinginstanzen werden schließlich wieder vernichtet, wenn sie das Fenster des Interesses verlassen. Da bei der Entdeckung realer Objekte und der Instanziierung entsprechender Dinginstanzen auch Fehldetektionen auftreten können, muss jede Instanz auch eine DoB über die Existenz des repräsentierten realen Objektes enthalten. Fällt diese mit der Zeit oder aufgrund neuer Informationen unter ein gewisses Niveau, wird die Instanz ebenfalls entfernt. Allerdings muss hier eine Hysterese wirksam sein, die der Existenz von Instanzen eine gewisse Trägheit verleiht und mithin verhindert, dass bezüglich eines realen Objektes eine Sequenz kurzlebiger Dinginstanzen entsteht, siehe Abbildung 2.

Um der *closed-world-assumption* der OO-Modellierung zumindest teilweise zu entgehen, kann man für unbekannte Dinge eine Blanko-Klasse einführen. Diese sind mit einem Satz von Standardattributen (z. B. Ort, Existenz) sowie Attributen mit zur Entwurfszeit unbekannter Semantik ausgestattet. Für die letztgenannten können zusätzlich Erklärungsattribute eingeführt werden, um zur Laufzeit Erläuterungen zu Attributen ablegen zu können.

Letztendlich dient die Modellwelt in zweierlei Hinsicht der Fusion heterogener Quellen. Zum einen können verschiedene Informationen zum gleichen Attribut im engeren Sinne fusioniert werden. Zum anderen können Informationen zu unterschiedlichen Attributen in den Dinginstanzen objektbezogen zusammengeführt werden, ohne sie im engeren Sinne zu fusionieren.

Abbildung 3 zeigt am Beispiel des Forschungsprojektes NEST³ den Nutzen einer objektorientierten Fusion. In NEST wird ein fortschrittliches Videoüberwachungssystem am IITB entwickelt, an das viele Kameras über das Internet angeschlossen und ausgewertet werden können. Auf der Basis von Vorwissen über eine zu überwachende Liegenschaft (z. B. Lagepläne) und über die von den Kameras zufließenden Informationen wird eine Modellwelt instanziiert.

Entdeckt eine der Kameras z. B. eine Person, so wird eine entsprechende Instanz im Modell erzeugt und die durch die Kamera bestimmbaren Attribute werden mit Werten (DoBs) belegt. Ver-

³ NEST: Network Enabled Surveillance and Tracking

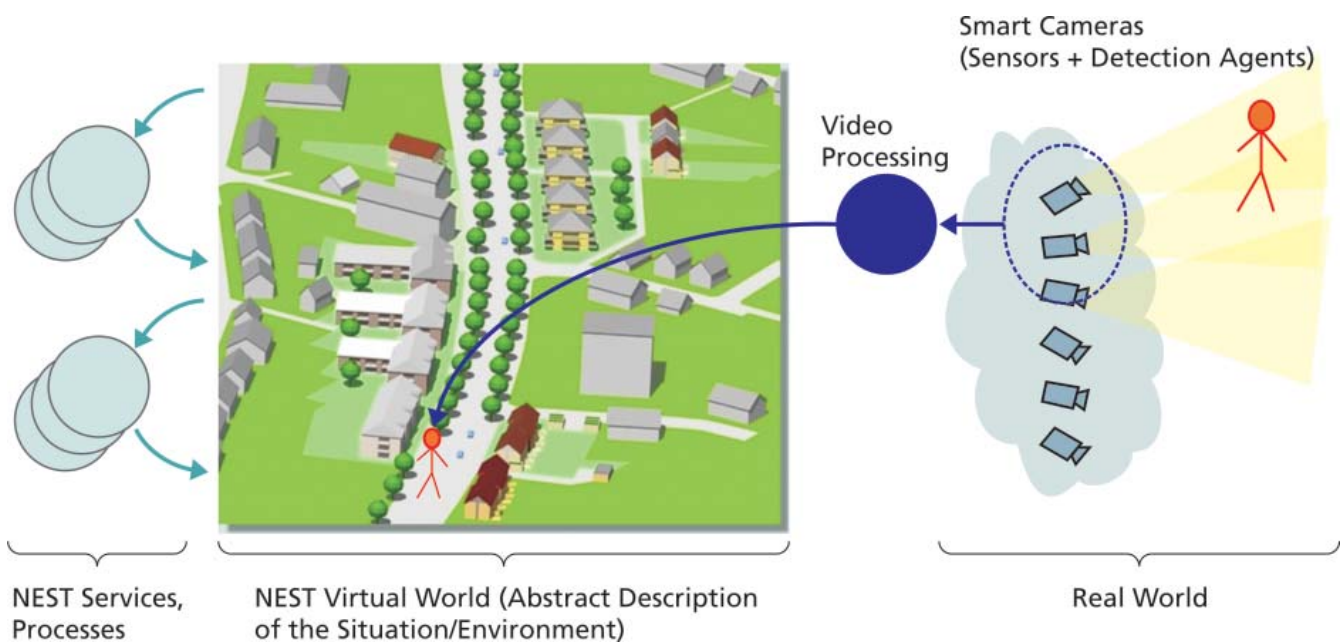


Abb. 3: Beispiel einer objektorientierten Modellwelt als Basis für das verteilte Kameraüberwachungssystem NEST.

lässt die Person den Sichtbereich der ersten Kamera, so existiert die Instanz einer Person im Modell dennoch weiter; sie wird nicht vergessen, nur weil sie gerade nicht sichtbar ist. Kommt die Person dann in den Sichtbereich einer anderen Kamera, so wird diese keine neue Instanz einer Person erzeugen, sofern sie anhand der von ihr eruierten Attribute die im Modell schon vorhandene Instanz wiedererkennt. Allerdings kann sie für Attribute der Instanz, die bisher noch nicht bestimmt wurden ggf. Werte (DoBs) eintragen oder bereits belegte durch Fusion mit den neuen Informationen verbessern.

Die Kameras in Abbildung 3 fungieren also als Informationsquellen, die alle zur Aktualisierung und ständigen Verbesserung des Modells des relevanten Weltausschnittes beitragen. Unmittelbar einsichtig ist, dass natürlich auch Informationen von anderen Sensoren in die Modellwelt eingespeist werden können. Ebenso klar ist, dass mehrere parallele

Prozesse, z. B. zur Aufrechterhaltung der Konsistenz oder um auffälliges Verhalten von Personen zu detektieren usw., auf die Modellwelt parallel zugreifen können und somit eine weitgehende Entkopplung zwischen Informationseinspeisung und Informationsnutzung gewährleistet wird. Weitere Details zu NEST finden Sie im Artikel von Herrn E. Monari in diesem Heft.

Eine interessanter Ansatz für die integrierte, objektorientierte Modellierung von sensorbasierten Informationen aus unterschiedlichen Quellen ist die Spezifikation »Observations and Measurements« des OGC (Open Geospatial Consortium) [3]. Dabei werden Beobachtungen (observations) aus der realen Welt als zeit- und raumbezogenes Ereignis aufgefasst, das einem Verfahren und einer Dinginstanz zugeordnet ist. Das Verfahren kann sowohl für die Beschreibung eines Sensors stehen, aber auch genauso das Ergebnis einer Simulation oder einer statistischen Berech-

nung sein. Der Ansatz eignet sich daher sehr gut für die formale Beschreibung eines mehrstufigen Fusionsprozesses. Das IITB arbeitet seit langem aktiv im OGC mit. Aktuelle Beiträge betreffen die Spezifikation von Sensordiensten im Rahmen des europäischen Projekts SANY (Sensors Anywhere), in dem das IITB federführend die Spezifikation einer OGC-basierten Architektur für Sensordienste leitet [4].

Literatur:

- [1] J. Beyerer, D. Paul, H.-B. Kuntze, R. Schönbein, Th. Usländer
visIT 2_2005 [Fusion] Fraunhofer IITB, 2005
- [2] J. Beyerer, J. Sander, S. Werling:
Lokale Bayes'sche Methodik zur lokalen Fusion heterogener Informationsquellen.
tm – Technisches Messen 74 (3), S. 103-111,
Oldenbourg Verlag, München, 2007
- [3] S. Cox (Editor): Observation & Measurements -
Part 1: Observation Schema. OGC Document
07-022r1, approved as OpenGIS® specification,
October 2007
- [4] T. Usländer (Editor): Specification of the
Sensor Service Architecture V0. SANY Project
Deliverable D2.3.1, November 2007

Architektur zum videobasierten Multi-Sensor in verteilten kollaborativen Sensornetzwerken

Karlsruhe, Montagmorgen. Ein Gast betritt das Foyer des Fraunhofer IITB und meldet sich zum Besuch bei Herrn Mustermann am Empfang an. Das Empfangspersonal trägt Name und Ziel des Besuchs in die NEST-Bedienersoftware ein. Dann bittet der Empfang den Gast in die Kamera über der Empfangstheke zu schauen und Sekunden später wird ein Besucherausweis mit Lichtbild ausgedruckt.

Der Besucher macht sich auf den Weg zu Herrn Mustermann und das NEST-System nimmt im Hintergrund die Assistenzfähigkeit auf. Ein Routenplaner berechnet automatisch die möglichen Wege vom Foyer zum Büro von Herrn Mustermann. Kameras behalten den Gast im Blick. Ein NEST-Dienst prüft zyklisch, ob sich der Gast auf dem richtigen Weg befindet und ob er sich in zulässigen Bereichen des IITB-Gebäudes aufhält. Wenn nicht – und nur in diesem Fall – wird das Personal am Empfang benachrichtigt. Ist der Gast bei Herrn Mustermann angekommen, wird die Überwachungsaufgabe mit einer Meldung an das Empfangspersonal quittiert.

Dies ist eines von vielen Szenarien die im Eigenforschungsprojekt NEST realisiert werden. Hierbei ergibt sich speziell für die Videoauswertung als Beobachtungseinheit des NEST-Systems die Herausforderung des Multi-Sensor Multi-Target Tracking (MSMT). Darunter versteht man die Fähigkeit des Überwachungssystems, mehrere Objekte sensorübergreifend verarbeiten und verfolgen zu können. Anstelle einer zentralen Verwaltung und Fusion von Einzeltrajektorien

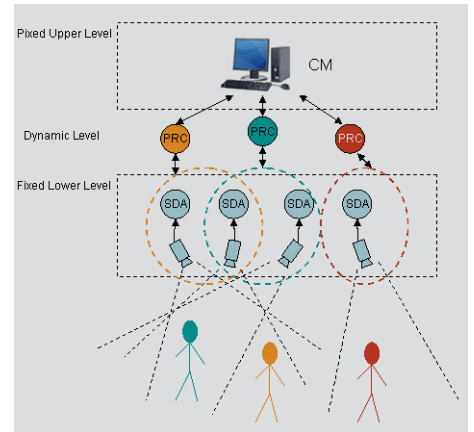


Abb. 1: Objektorientierte »Processing Cluster«.

(aus unterschiedlichen Sensoren) wird im Rahmen der Eigenforschung NEST der Gedanke der »objektorientierten Fusion« in kollaborative agentenbasierte verteilte Sensornetzwerke untersucht. Insbesondere liegt hier das Augenmerk auf der Konzeption eines IP-Videobasierten MSMT-Tracking-Systems, dessen Einsatz auch in sehr großen Sensornetzen denkbar wäre (z. B. zur Objektverfolgung in Großstädten).

In diesem Beitrag soll der Gedanke der objektorientierten Fusion im Zusammenhang mit der Aufgabe der kameraübergreifenden Objektverfolgung vorgestellt werden.

Die Architektur

Der elementare Punkt der Systemarchitektur ist, Videoauswertungsprozesse so zu organisieren und zu steuern, dass Systemressourcen ihre Abhängigkeit von der Anzahl an Sensoren minimieren und lediglich von der Anzahl der aufgetragenen Aufgaben und den zu beobachtenden Objekten abhängig sind.



M. Eng. Eduardo Monari

Autonome Systeme
und Maschinensehen
Fraunhofer IITB Karlsruhe

Telefon 0721 6091-583
eduardo.monari@iitb.fraunhofer.de
www.iitb.fraunhofer.de/ASM

or Multi-Object Tracking

ken

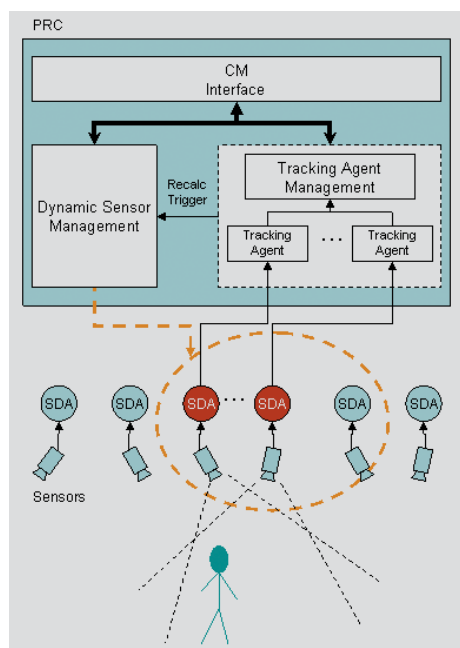


Abb. 2: Die PRC-Architektur.

Um dies zu ermöglichen, wurde eine hybride Topologie entworfen (Abbildung 1). Mit Hilfe dieser Topologie werden die dezentral verarbeitenden Komponenten, sogenannte *Specialized Detection Agents* (SDAs) mit dynamischen, aber hierarchisch verwalteten Prozessen (*Processing Clusters*, PRCs) kombiniert. Die Verwaltung dieses dynamischen Levels übernimmt ein »Cluster Manager« (CM).

Die niedrigste Hierarchieebene besteht aus intelligenten Sensorknoten. Diese bestehen aus dem Sensor selbst sowie einer einfachen Auswertekomponente zur Ereignisdetektion (z. B. Bewegungsdetektion). Die ereignisgesteuerte Auswertung sorgt dafür, dass lediglich Sensordaten, die relevante Auffälligkeiten detektiert haben, durch komplexere Verfahren ausgewertet werden.

Die höchste Systemebene ist durch den Cluster Manager (CM) gegeben. Wird von einem SDA eine Auffälligkeit registriert, wird diese dem *Cluster Manager* gemeldet. Falls sich die Detektion mit einer vom Nutzer vorgegebenen Aufgabe (Task) vereinbaren lässt, beauftragt der CM einen PRC mit der Trackingaufgabe bzw. mit der Verarbeitung der Sensordaten. Der CM ist somit zum einen zuständig für die PRC-Verwaltung, zum anderen fungiert er als Kommunikations-Schnittstelle zwischen externen Komponenten (Datenbanken, User-Interface usw.), den SDAs und dem dynamischen Level.

Das dynamische Level selbst besteht aus den instanziierten Verarbeitungsclustern (PRCs, Abbildung 2). PRCs sind hierbei Prozesse mit einem höheren Ressourcenbedarf (z. B. Trackingalgorithmen) und mit der Fähigkeit multisensorielle Auswertungen und Datenfusion vorzunehmen. An dieser Stelle erkennt man die objektorientierte Architektur des Systems. Für jedes detektierte oder zu beobachtende Objekt in der Welt ist ein zugehöriges PRC zuständig (Abbildung 1).

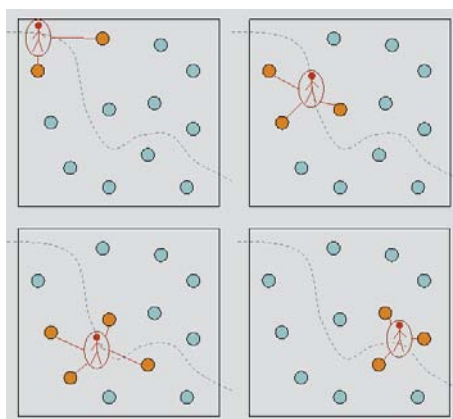


Abb. 3: Dynamisches Sensor Clustering.

Dieser Prozess ist ausschließlich zur Verwaltung eines einzelnen Objektes bzw. einer einzelnen Aufgabe ausgelegt.

Eine weitere Besonderheit der PRCs ist die selbständige Verwaltung der Sensorknoten zur multisensoriellen Auswertung. Ein dynamisches Sensor-Clustering ermittelt zyklisch die zur aktuellen Position des Objekts relevanten Sensoren, was eine kontinuierliche Veränderung der Clustermittglieder bedingt. Dadurch findet in der objektorientierten Sicht keine wirkliche »Objekt-Übergabe« zwischen Kameras, sondern vielmehr ein dynamischer Austausch von Sensorquellen innerhalb des Clusters statt (Abbildung 3).

Zusammenfassung

Die hier vorgestellte Architektur stellt ein neues Konzept zur aufgaben- und objektorientierten Verfolgung von Objekten in großen Sensornetzwerken dar. Anhand der dynamischen Verarbeitungscluster, die direkt an Objekte und nicht an Sensorknoten geknüpft sind, wird erreicht, dass die Trackingaufgabe auch in sehr großen Sensornetzwerken mit minimaler Rechenlast durchgeführt werden kann. Die Rechenkapazität wird hierbei nicht durch die Anzahl an Sensorknoten begrenzt, sondern durch die Anzahl an gleichzeitig zu verarbeitenden Aufgaben. Im Rahmen des Forschungsprojekts NEST wird diese »Low-Level-Architektur« dann ihre Anwendbarkeit unter Beweis stellen.



Dipl.-Math. Jennifer Sander

Lehrstuhl für Interaktive
Echtzeitsysteme,
Institut für Technische Informatik,
Universität Karlsruhe (TH)

Telefon: 07 21 / 6 08-59 17

jsander@ies.uni-karlsruhe.de

www.ies.uni-karlsruhe.de



Dr.-Ing. Michael Heizmann

Leiter der Forschungsgruppe
Variable Bildgewinnung
und -verarbeitung
Fraunhofer IITB Karlsruhe

Telefon: 07 21 / 60 91-3 29

michael.heizmann@iitb.fraunhofer.de

www.iitb.fraunhofer.de/VBV

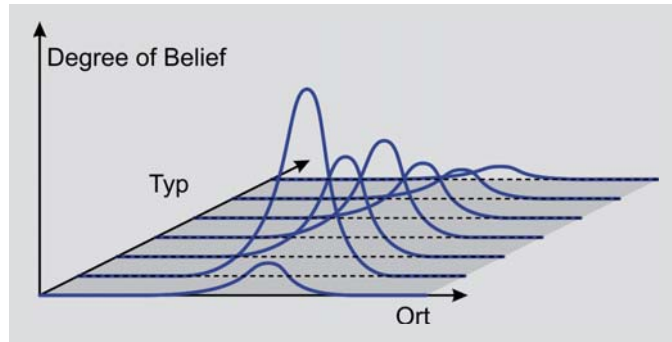


Abb. 1: Modellierung der Information über den Ort (kardinal, kontinuierlich) und den Typ (nominal, diskret) eines Objekts in Form einer zweidimensionalen »Degree-of-Belief«-Verteilung.

Um Informationen aus unterschiedlichen Quellen zu vereinigen, müssen diese in einer für den Experten aussagekräftigen, mathematisch exakten und algorithmisch handhabbaren Struktur vorliegen. Eine solche Wissensrepräsentation ist die probabilistische Modellierung, bei der sämtliche Informationen in Gestalt von Wahrscheinlichkeitsverteilungen in einer »Degree-of-Belief«-Deutung beschrieben werden. Die Information über ein Objekt mit bestimmten Eigenschaften (z. B. Ort und Typ eines Fahrzeugs) lässt sich als mehrdimensionale Verteilung darstellen, bei der jede Eigenschaft eine eigene Dimension aufspannt (Abbildung 1). Solche Verteilungen werden für alle verfügbaren Informationsquellen (Sensorsysteme, aber auch A-priori-Wissen) generiert und stellen eine aussagekräftige Repräsentation der jeweils verfügbaren Information dar.

Die eigentliche Fusion besteht dann in der Multiplikation der Verteilungen. Dabei wird nach der Bayes'schen Vorgehensweise im ersten Schritt die A-priori-Verteilung mit der Likelihood-Funktion zur ersten A-posteriori-Verteilung fusioniert. Diese Verteilung wird zur A-priori-Verteilung für den zweiten Schritt, in welchem diese mit der auf der Information eines weiteren Sensors

beruhenden Likelihood-Funktion zur zweiten A-posteriori-Verteilung verschmolzen wird. Die Kette lässt sich so lange fortsetzen, bis alle Informationsquellen schrittweise zum Fusionsergebnis beitragen [3]. Dieser sog. »naive« Bayes'sche Fusionsansatz ist zwar für statistisch bedingt unabhängige Quellen mathematisch exakt, er besitzt jedoch den Nachteil, dass zur Gewinnung des Ergebnisses alle Verteilungen über das mehrdimensionale Definitionsgebiet multipliziert werden müssen, was in der Praxis meist zu aufwendig ist.

Der hohe Aufwand lässt sich jedoch wesentlich reduzieren durch die Einführung lokaler Verteilungen, die eine nur teilweise detaillierte Analyse ermöglichen [5].

Durch eine verteilte Realisierung dieses lokalen »naiven« Bayes'schen Fusionschemas mittels eines Multiagentensystems sind die Vorteile der Agententechnologie nutzbar und die Rechenzeit bis zur Bestimmung des Fusionsergebnisses lässt sich weiter absenken. Zudem entsteht eine Analogie zwischen verteilter lokaler Bayes'scher Fusion und kriminalistischen Ermittlungen [1,2,4]. Charakteristisch für Letztere sind besonders die Heterogenität der vorliegenden Informationen und die lokalen Sicht-

weisen einzelner Ermittler, von denen jeder seine Untersuchungen ausgehend von einer Spur auf einen bestimmten örtlichen, zeitlichen und gegenständlichen Ausschnitt des Gesamtszenarios konzentriert.

In der Initialisierungsphase der Fusionsarchitektur (Abbildung 2) werden alle vorhandenen Informationsbeiträge zunächst mit datenspezifischen Operatoren nach aufgabenrelevanten Auffälligkeiten (Spuren) abgesucht. Jede Spur kann einen Fusionsagenten erzeugen, dessen Aufgabe darin besteht, wie ein kriminalistischer Ermittler durch Modellierung und Weiterentwicklung einer lokalen Verteilung die Informationsbeiträge im Hinblick auf seine Spur

auszuwerten. Die lokale Auswertung und Fusion sämtlicher Informationsbeiträge geschieht nach Abschluss der Initialisierung sequentiell in der Ermittlungsphase. Hier wird die Signifikanz jeder Spur je nach Sachlage erhärtet oder entkräftet. Ist dabei ein Fusionsagent nicht in der Lage, auf bestimmte Informationsbeiträge zuzugreifen oder diese auszuwerten, so kann er wie ein kriminalistischer Ermittler dafür die Unterstützung eines maschinellen oder menschlichen Expertenagenten (Sachverständigen) anfordern.

Die Fusionsarchitektur weist einen hohen Grad an Skalierbarkeit auf und kann auch im Fall stark beschränkter Ressourcen eingesetzt werden. Werden

die in der Initialisierungsphase detektierten Auffälligkeiten gemäß ihrer Signifikanz geordnet, so lassen sich – statt für alle – auch nur für die wichtigsten Spuren Fusionsagenten erzeugen. Zusätzlich bietet sich eine Priorisierung der instanziierten Fusionsagenten an, indem die verfügbaren Ressourcen unter ihnen entsprechend der Signifikanz ihrer Spuren verteilt werden.

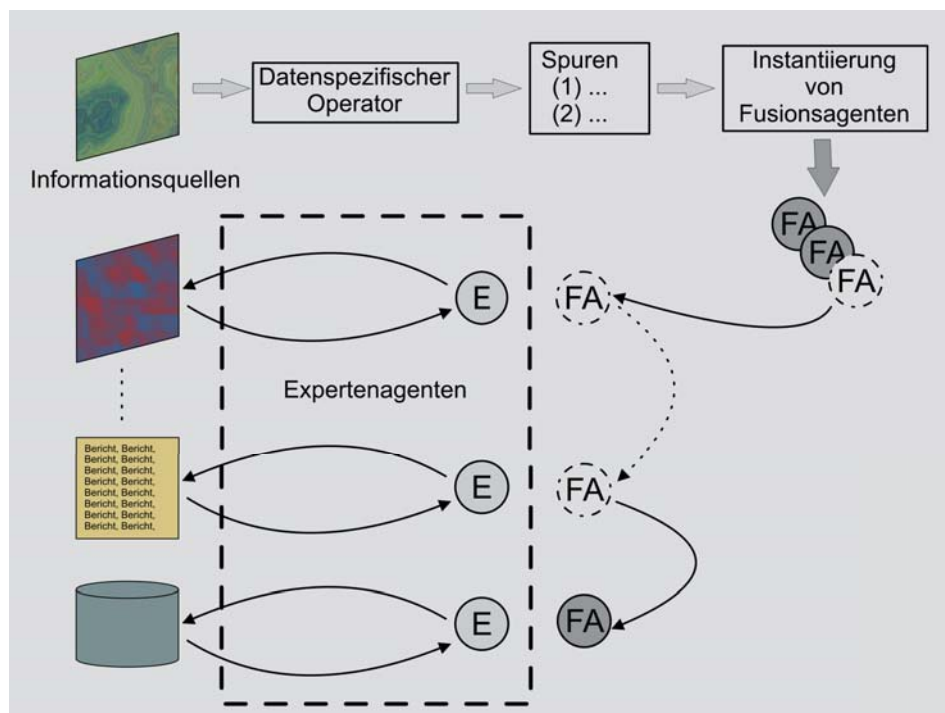


Abb. 2: Schematische Darstellung der Initialisierungsphase für eine Informationsquelle und der anschließenden Ermittlungsphase eines durch diese Quelle instanziierten Fusionsagenten (FA) für den »naiven« Bayes'schen Fusionsansatz. Der Fusionsagent hat die Aufgabe, mit Hilfe von Expertenagenten (E) seine Spur lokal weiterzuverfolgen, indem er sämtliche verfügbare Information lokal betrachtet und sie sukzessive probabilistisch kombiniert.

Literatur:

- [1] J. Beyerer, M. Heizmann, J. Sander: Fuselets – An agent based architecture for fusion of heterogeneous information and data. In: Multisensor, Multisource Information Fusion: Architectures, Algorithms, and Applications 2006, Belur V. Dasarathy (Hrsg.), Proceedings of SPIE 6242, S. 235-243, 2006
- [2] J. Beyerer, J. Sander, S. Werling: Fusion heterogener Informationsquellen. In: Informationfusion in der Mess- und Sensortechnik, Beiträge des VDI/VDE-GMA Expertenforums »Informationsfusion in der Mess- und Sensortechnik 2006«, J. Beyerer, F. Puente León, K.-D. Sommer (Hrsg.), S. 21-37, Universitätsverlag Karlsruhe, 2006
- [3] J. Sander, J. Beyerer: Fusion agents – realizing Bayesian fusion via a local approach. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI06), S. 249-254, Heidelberg, 03.-06.09.2006 (auf CD)
- [4] J. Beyerer, J. Sander, S. Werling: Bayes'sche Methodik zur lokalen Fusion heterogener Informationsquellen. In tm – Technisches Messen 74 (3), S. 103-111, Oldenbourg Verlag, München, 2007
- [5] J. Sander, J. Beyerer: Local Bayesian fusion realized via an agent based architecture. In: INFORMATIK 2007 – Informatik trifft Logistik, Beiträge der 37. Jahrestagung der Gesellschaft für Informatik e.V. (GI), Band 2, R. Koschke, O. Herzog, K.-H. Rödigler, M. Ronthaler (Hrsg.), S. 95-99, 2007

Weniger ist oft mehr

Logikbasierte Informationsfusion

Um schnell auf die sich ständig ändernden und unsicheren Umgebungen militärischer Missionen in heutigen Krisengebieten reagieren zu können, benötigen militärische Entscheidungsträger ein umfassendes *Lagebewusstsein* des Operationsgebiets. Hierzu müssen sie sich auf relevante Aufklärungsinformationen entsprechend ihrer Aufgabe abstützen können. Die Entscheidungszyklen haben sich kontinuierlich verkürzt, verfügbare Daten sind wesentlich komplexer und die Missionen variationsreicher geworden. Daher sind Kommandeure aller Ebenen auf eine erweiterte Entscheidungsunterstützung angewiesen.

Da die Menge an verfügbaren Informationen stetig ansteigt, wird die Koordination und korrekte Verteilung der Informationen zum Empfänger als »passend aufbereitete« Informationen immer schwieriger. Das kann zu einer *Datenüberfrachtung* und letztendlich wieder zum *Informationsmangel* führen. Eine fundamentale Aufgabe moderner

Informationssysteme ist daher das korrekte *Filtern und Fusionieren* von Daten zu Informationen, um Entscheidungsträgern – abhängig von ihrer Rolle und Aufgabe – eine korrekte Sicht auf den stets komplexer werdenden Informationsraum zu geben.

Es werden vier Ebenen der Fusion nach dem amerikanischen Verteidigungsministerium (DoD) identifiziert (Abbildung 1). Die erste Ebene befasst sich mit der Fusion von Daten unterschiedlicher Sensoren und der Identifikation aufklärungsrelevanter Objekte (AROs) bei einem niedrigen Vertrauenslevel und hoher Datenfülle. Die zweite Ebene betrifft das Zusammenfassen der AROs in militärische Taxonomien, eng gekoppelt an die Sicht des Kommandeurs, welche durch seine Aufgaben und Zuständigkeit bestimmt wird. Die dritte Ebene befasst sich mit Schlussfolgerungen aus Level 2 in Bezug auf das Verhalten der feindlichen Einheiten, den Absichten und der möglichen Bedrohung für die eigenen Einheiten und die Zivilbevölkerung. Die oberste Ebene wird von der Analyse der Informations-



Dipl.-Phys. Dirk Mühlenberg

Interoperabilität und Assistenzsysteme
Fraunhofer IITB Karlsruhe

Telefon 0721 6091-252
dirk.muehlenberg@iitb.fraunhofer.de
www.iitb.fraunhofer.de/IAS

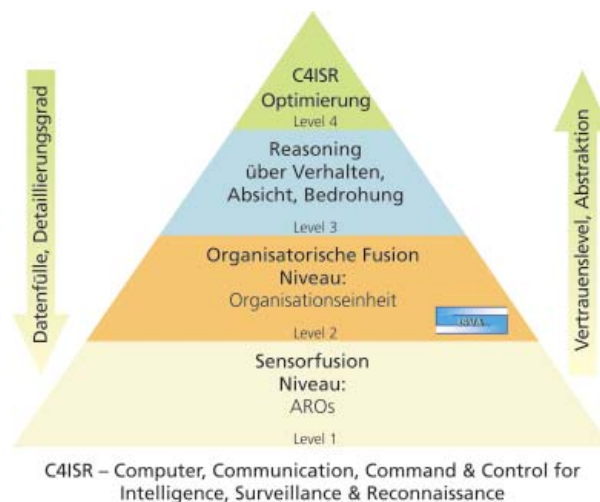


Abb. 1: Fusionspyramide nach DoD.

gewinnungs-Prozesse bestimmt. Hier werden die Prozesse der unteren Ebenen auf ihre Korrektheit und Effizienz bewertet und gegebenenfalls optimiert.

Fusion im Kooperativen Informationssystem

Ein Informationssystem kann Anfragen des Nutzers mit verschiedenen Methoden beantworten. Die vorhandenen Daten können

1. über eine Integration zusammengeführt und dem Nutzer kompakt angezeigt,
2. über den Zugriff auf Ontologien ermittelt und im semantischen Zusammenhang dargestellt, oder
3. über eine logikbasierte Fusion als neue Information zurückgegeben werden. Neben der Fusion über Produktionsregeln (Aggregation) können auch Geschäftsregeln (Constraints) durchgesetzt werden.

1. Eine zentrale Komponente bildet dabei die »Bilddarstellung«, die zur Visualisierung der Bilder dient, aber auch als Hintergrund und Bezugsfläche bei der Eingabe von ortsbezogenen Koordinatenfestlegungen, z. B. für raumbezogene Abfragen oder zur Vermessung von abgebildeten Objekten (Länge, Breite, Fläche, Volumen, Anzahl, Richtung, Abstand etc.).
2. Eine Ontologie stellt eine Beschreibung von Konzepten (Begriffen) und Beziehungen (Relationen) in einem Diskursbereich (Domäne) dar, die der Benutzer mit einem SW-System und anderen Benutzern teilen kann. Ontologien verbinden das menschliche Verständnis von Symbolen mit der Verarbeitungsmöglichkeit von Maschinen.

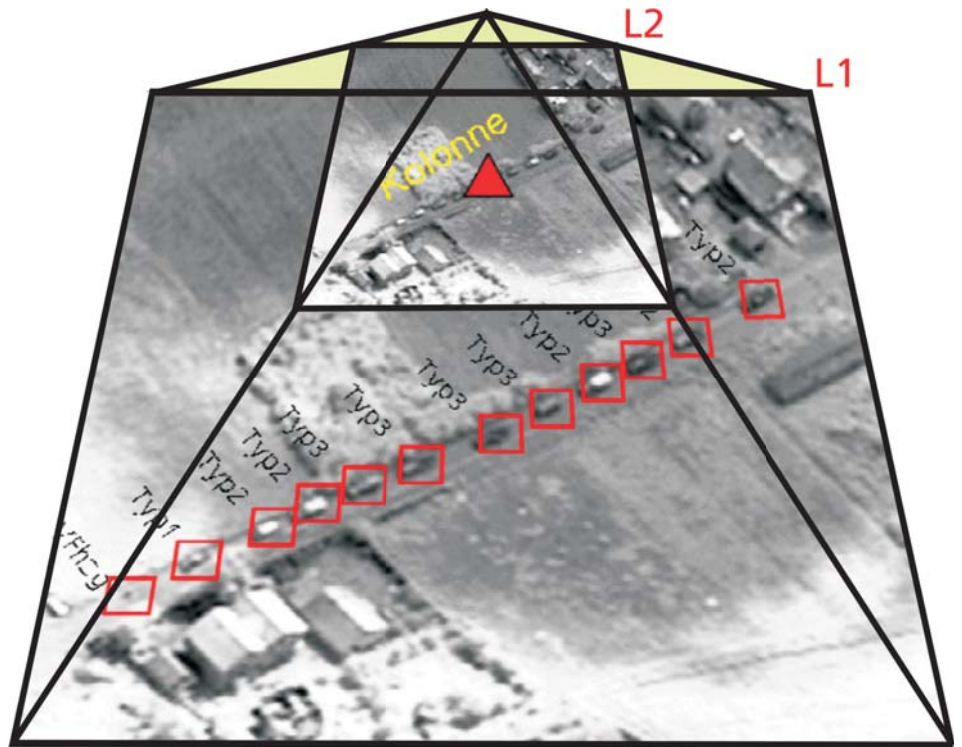


Abb. 2: Ebenengerechte Darstellung (schematisch) - Sicht für Auswerter (L1) und Kommandeur (L2), Typ 1-3 sind unterschiedliche Kraftfahrzeugtypen.

Im Folgenden wird ein Beispiel für den dritten Fall vorgestellt.

Organisatorische Fusion am Beispiel einer Fahrzeugkolonne

In Abbildung 2 ist das Ergebnis einer Klassifikation einer Reihe von LKWs (z. B. Resultat eines Bildauswerteprozesses) auf einem Straßenabschnitt dargestellt. Der Abstraktionsgrad der Szene ist für Auswerter korrekt, aber ungeeignet für Kommandeure. Deren Sicht muss Symbole für Aktionen beteiligter Einheiten (militärische Gruppierungen) in einer thematischen Karte unterstützen.

Die Fusion erfolgt über die Identifikation der Zugehörigkeit (räumliche und zeitliche Nähe, gemeinsames Ziel und ge-

plante Ankunftszeit) eines ARO zu einer Kolonne. Das Abonnement eines Nutzers über sein Interessensgebiet umfasst z. B. eine logistische Anfrage nach einer LKW Kolonne, die Ergebnisse dafür sind dem Nutzer – in einer seiner Rollen entsprechenden – Sicht zu präsentieren. Darüber hinaus ist der zeitliche Verlauf von Ereignissen wichtig zur Vorhersage von Feindbewegungen (Verhalten), hier wird über ein Historienkonzept eine Unterstützung zur Trackbildung und -fusion gegeben. Die Fusion basiert auf verschiedenen Logiken. Unsicherheiten in den Ausgangsdaten (Klassifikationsergebnisse) führen über die angewendeten Algorithmen zu einer Wahrscheinlichkeit für die Bildung der Kolonneninstanz und der Tracks in der Wissensbasis.

Themen



Dipl.-Ing. Thomas Emter

Lehrstuhl für Interaktive
Echtzeitsysteme,
Institut für Technische Informatik,
Universität Karlsruhe (TH)

Telefon 0721 6091-503
thomas.emter@iitb.fraunhofer.de
www.iitb.fraunhofer.de/MRD



Dipl.-Ing. Christian W. Frey

Mess-, Regelungs- und
Diagnosesysteme
Fraunhofer IITB Karlsruhe

Telefon 0721 6091-332
christian.frey@iitb.fraunhofer.de
www.iitb.fraunhofer.de/MRD

Bayes'sche Fusion in der mobilen Robotik



Abb. 1: Mobiler Roboter.

»Wo bin ich und wohin gehe ich?« ist eine der grundlegendsten Fragen, die es in der mobilen Robotik zu lösen gilt. So ist es für die autonome Navigation unbedingt erforderlich, dass sich der mobile Roboter (Abbildung 1) in seiner Umgebung selbst lokalisieren kann. Hierfür wird er mit einer Vielzahl von Sensoren ausgestattet, welche sich prinzipiell in zwei Klassen aufteilen lassen. Propriozeptive Sensoren geben Informationen über den Zustand des Roboters selbst, z. B. Inkrementalgeber zur Messung der Radumdrehungen – auch Odometrie genannt – und Inertialsensoren zur Bestimmung der Dreh- und Linearbeschleunigungen. Exterozeptive Sensoren nehmen die Umwelt wahr. Dazu gehören Laserscanner (LIDAR), Ultraschall, Kameras aber auch absolute Navigationssensorik wie differentielles GPS (DGPS) und Kompass. Stehen lediglich propriozeptive Sensoren zur Verfügung, kann die Position und Ausrichtung des Roboters mittels Koppelnavigation geschätzt werden.

Ausgehend von einem Startpunkt, der bekannt sein muss, wird die Lokalisierung anhand der gemessenen Geschwindigkeit und Ausrichtung in bestimmten Zeitintervallen berechnet. Da nur relative Messungen eingehen und die Sensoren fehlerbehaftet sind, akkumuliert sich der globale Fehler der Lokalisierung wie in Abbildung 2 anhand des roten Pfades zu sehen, d. h. die Unsicherheit wächst unbeschränkt über die zurückgelegte Wegstrecke an.

Absolut messende Navigationssensoren wie GPS und Kompass sind zwar nicht der Fehlerakkumulation unterworfen, unterliegen jedoch störenden Einflüssen durch die Bebauung. So ist die Beeinträchtigung der Messungen des Kompasses durch lokale Beeinflussungen des Erdmagnetfeldes, z. B. durch Metallzäune, stark räumlich variant. Die maßgebliche Fehlerquelle bei einem DGPS ist die Mehrwegausbreitung, welche von den Orbitalpositionen der Satelliten in Bezug auf die Gebäude und Emp-

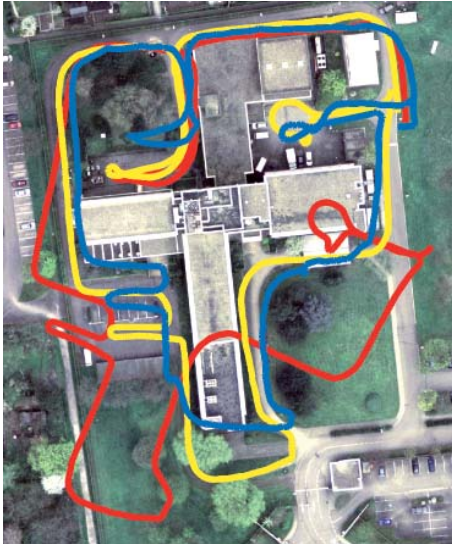


Abb. 2: Eine Fahrt um das IITB. (roter Pfad: Odometrie+Intertialsensor, blauer Pfad: DGPS, gelber Pfad: Fusionsergebnis).

fänger abhängt. Daher ergeben sich je nach Bebauung lokal unterschiedliche Reflexionen und Abschattungen, welche vor allem im Nahbereich von hohen Gebäuden stark ausgeprägt sein können. Zudem ist die Mehrwegepfadsituation durch die Bewegung der Satelliten zeitvariant. Dadurch ergeben sich Fehler in der Positionsschätzung, die mehrere Meter betragen können und somit, am blauen Pfad zu sehen, keine Navigation mit ausreichender Genauigkeit erlauben (Abbildung 2).

Es besteht jedoch die Möglichkeit, die vorgenannten Sensormessungen mittels Multi-Sensor-Datenfusion unter Berücksichtigung der jeweiligen Sensorunsicherheiten zu kombinieren und dadurch die Schätzung der Position und Ausrichtung zu verbessern. Auf Grundlage der Bayes'schen Methodik lässt sich die Fusion der Sensoren unter Einbezug der zugehörigen statistischen Unsicherheiten mathematisch formulieren und als ein so genanntes rekursives Bayesfilter

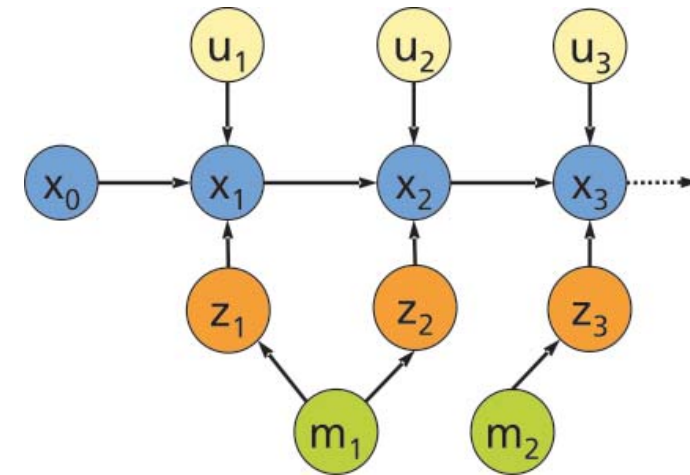


Abb. 3: SLAM als ein dynamisches Bayes-Netz. (x_k : Pfad, u_k : propriozeptive Sensoren, z_k : exterozeptive Sensoren, m_i : Kartenmerkmal i , k : Zeitschritt).

realisieren (z. B. Kalman- oder Partikelfilter). In Abbildung 2 ist eine signifikante Verbesserung der Lokalisierung durch Verwendung eines adaptiven Partikelfilters im gelben Pfad dargestellt. Als alleinige Informationsquelle zur Navigation in einer georeferenzierten Karte ist das Fusionsergebnis jedoch immer noch zu ungenau und in Gebäuden stehen absolut messende Navigationssensoren nicht zur Verfügung.

Es wird also zusätzlich eine Karte benötigt, in der sich der Roboter mit seinen die Umgebung beobachtenden Sensoren wie LIDAR und Kameras lokalisieren kann. Da die Karte in der Regel nur mit den fehlerbehafteten Sensordaten des Roboters erstellt werden kann, resultiert folgende Problemstellung: Um eine genaue Karte aufzubauen, muss sich der Roboter simultan in der bisher aufgenommenen und fehlerbehafteten Karte lokalisieren und diese ständig aktualisieren. Bei der so genannten simultanen Lokalisierung und Karten-

erstellung (engl.: SLAM) besteht die Schwierigkeit darin, dass die Fehler in der Karte mit der Unsicherheit der Lokalisierung korreliert sind.

Einen Lösungsansatz bietet die Modellierung des SLAM-Problems und dessen zugrundeliegenden statistischen Abhängigkeiten als dynamisches Bayes-Netz (Abbildung 3). Daraus ergeben sich als Zustandsvariablen der Pfad des Roboters und die Kartenmerkmale, die sich wieder mittels rekursiver Schätzung in jedem Zeitschritt aus den Sensordaten schätzen lassen. Durch mehrmalige Beobachtung von Kartenmerkmalen verringern sich die Unsicherheiten in der Karte und die Korrelationen zwischen den Kartenmerkmalen werden maximiert, d. h. die Karte konvergiert zu einer besseren Lösung.

Karlsruhe

Fraunhofer-Institut für
Informations- und
Datenverarbeitung IITB
Fraunhoferstraße 1
76131 Karlsruhe
Telefon +49 721 6091-0
Fax +49 721 6091-41 3
info@iitb.fraunhofer.de
www.iitb.fraunhofer.de

Ilmenau

Fraunhofer-Anwendungszentrum
Systemtechnik AST
Am Vogelherd 50
98693 Ilmenau
Telefon +49 3677 461-132
Fax +49 3677 461-100
claudia.schrickel@ast.iitb.fraunhofer.de
www.ast.iitb.fraunhofer.de

Beijing

Representative for Production and
Information Technologies
Unit 0610, Landmark Tower 2
8 North Dongsanhuan Road
Chaoyang District
100004 Beijing, PR China
Telefon +86 10 65900-621
Fax +86 10 65900-619
muh@fraunhofer.cn

