

Ein reaktiver Modellierungsansatz für Mensch-Roboter-Kollaboration in Rettungs- und Brandszenarien der Feuerwehr

Marius Gürtler, Nils Mandischer, Mathias Hüsing, Burkhard Corves
Institut für Getriebetechnik, Maschinendynamik und Robotik, RWTH Aachen, 52074 Aachen, DE
Jens Pottebaum, Daniel Roesmann und Iris Gräßler
Heinz Nixdorf Institut, Universität Paderborn, 33102 Paderborn, DE
{guertler, mandischer, huesing, corves}@igmr.rwth-aachen.de,
{jens.pottebaum, daniel.roesmann, iris.graessler}@hni.uni-paderborn.de

Kurzfassung

In der Feuerwehr gewinnen Robotersysteme zunehmend an Bedeutung. Diese werden aber nicht für den autonomen Innenangriff, sondern nur teilautonom unter sehr kontrollierten Bedingungen eingesetzt. Dadurch wird das Potenzial der Technologie nicht ausgeschöpft. Um weitere Anwendungsfelder zu öffnen, stellt diese Arbeit einen Ansatz zur Umsetzung von Mensch-Roboter-Kollaboration in Rettungs- und Brandszenarien vor. Dazu wird zunächst ein Grundmodell vorgestellt, das einen Rahmen für den Ansatz aufspannt. Dabei wird in einer kalten Lage das a-priori Wissen und in einer warmen Lage das akut ermittelte Wissen am Einsatzort repräsentiert und ausgedrückt, wie diese Lagedarstellungen miteinander interagieren. Darauf aufbauend wird ein Modell vorgestellt, das es ermöglicht, sowohl aus Roboter-, als auch Mensch-Sicht, die Entscheidungsfindung der Akteure abzuleiten und basierend darauf eigene Entscheidungen zu treffen. Der Beitrag schließt mit der Auflistung von Arbeitshypothesen.

Abstract

Robotic systems are becoming increasingly important in firefighting and rescue. These are not used for autonomous indoor attack, but only semi-autonomously under very controlled conditions. This means that the potential of the technology is not fully exploited. In order to open up further fields of application, this work presents an approach with which human-robot-collaboration can be implemented in rescue and fire emergency scenarios. To this end, a basic model is first presented that provides a framework for the approach. Thereby, the a-priori knowledge is represented in a cold situation and the acutely determined knowledge at the scene in a warm situation. It is further expressed how these situation representations interact with each other. Based on this, a model is presented that makes it possible to derive the decision making of the actors from the robot as well as the human point of view and to make own decisions based on this. The paper concludes with a list of working hypotheses.

1 Einleitung

Im Innenangriff der Feuerwehr sind bisher keine kommerziellen Roboterplattformen verfügbar, die mit dem Menschen aktiv interagieren. Ein Beispiel-Anwendungsszenario ist die Unterstützung eines Angriffstrupps durch ein Unmanned Ground Vehicle (UGV) zum Materialtransport oder zur Bergung von Menschen. Voraussetzung für die Interaktion ist ein gegenseitiges Verständnis möglicher und intendierter Aktionen, insbesondere Bewegungen. Eine Interpretation der Roboterintention ist für den Menschen bislang unmöglich, sodass die Akzeptanz für autonome Handlungen aktuell gering ist. Gleichzeitig existieren noch keine umfänglichen Modelle, die das Verhalten des menschlichen Angriffstrupps für den Roboter abbilden und somit antizipierbar machen. Um einen zukünftigen Einsatz von Robotern beispielsweise als Teil eines innovativen Angriffstrupp-Konzepts zu ermöglichen, entwickeln das Institut für Getriebetechnik, Maschinendynamik und Robotik (IGMR) und das Heinz-Nixdorf-Institut (HNI) gemeinsam einen Modellierungsansatz für ein gegenseitiges Verständnis von Menschen und Robotern in Rettungsszenarien.

Der Ansatz beruht auf der zentralen Annahme, dass Roboter und Menschen in einem Rettungsszenario nach einem gemeinsamen Modell reaktiv Entscheidungen ableiten können. In eine Richtung kann aus dem Modell das Verständnis des Menschen durch den Roboter und durch Modell-Invertierung das Roboterverständnis durch den Menschen abgeleitet werden. Durch die Invertierung bildet sich ein Kreislauf, in dem ein Akteur aus der Beobachtung des Ausführungsverhaltens die Entscheidungsfindung des anderen Akteurs ableitet und daraus wiederum eigene Reaktionsentscheidungen trifft. Das entstehende zyklische Beobachtungs-Entscheidungs-Ablaufschema ist in Abbildung 3 dargestellt. Zielsetzung dieses Beitrags ist die Definition des Modells als invertierbares Element in diesem Ablaufschema. Hierzu werden die Spannweite des Modells, die Ein- und Ausgangsinformationen und die möglichen Modellrichtungen definiert, sowie zukünftig avisierte Erweiterungen vorgestellt.

2 Grundkonzept

Innerhalb dieses Abschnitts wird das Grobkonzept des Modellierungsansatzes beschrieben. Das Gesamtmodell um-



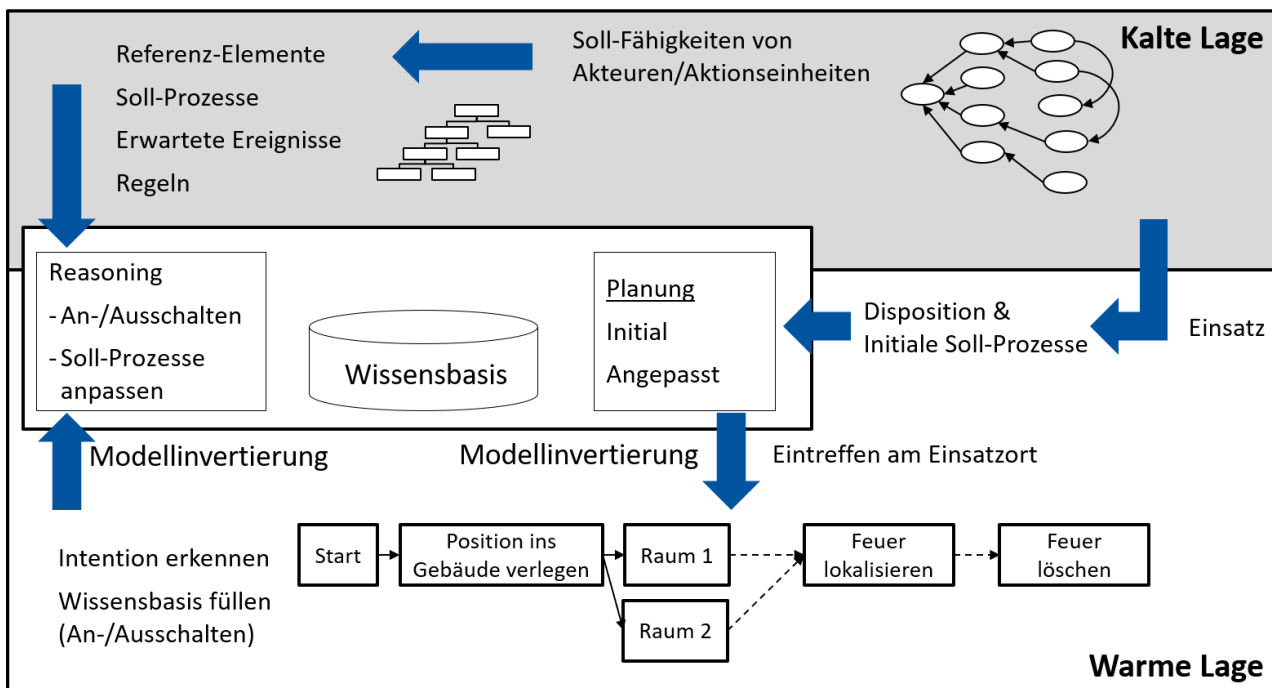


Bild 1 Grundkonzept des Modells

fasst die Repräsentation der kalten Lage, der warmen Lage, sowie der Planung und Steuerung (siehe Bild 1). Die kalte Lage beinhaltet die Informationen, die unabhängig von einem akuten Einsatz sind; die einsatzspezifischen Informationen, die sich aus dem dynamischen Verlauf ergeben und mit einer Gefahrenmeldung bzw. -erkennung initiiert werden, stellen die warme Lage dar [7]. Das Planungs- und Steuerungs-Teilmodell stellt den Kern des Forschungsbeitrags dar: Durch Invertierung von Planung und Steuerung sind Wahrnehmung und Intentionserkennung möglich.

Die kalte Lage umfasst Referenz-Elemente für die Domäne der Gefahrenabwehr, insbesondere der nicht-polizeilichen Gefahrenabwehr durch die Feuerwehr. Dies ist zum einen ein Referenzprozessmodell, welches eine strukturierte Übersicht über Einsatzstrukturen (vgl. Brandschutzbedarfsplanung sowie Alarm- und Ausrückeordnung) sowie Soll-Prozesse gibt und die Soll-Fähigkeiten abbildet. Zum anderen beinhaltet es ein Ereignismodell, welches die zu erwartenden Ereignisse abstrahiert (aufbauend auf [3, 9]). Ereignisse werden als diskrete Veränderung von Zuständen verstanden; einfache Ereignisse können komplexe Ereignisse bedingen [6]. Die Entwicklung dieser Modelle basiert auf den bundeseinheitlichen Feuerwehr-Dienstvorschriften (FwDV, insbesondere [2]), die kommunal adaptiert und auf besondere Herausforderungen wie demographische Strukturen oder kritische Infrastrukturen ausgelegt werden. Erweitert wird dies durch die individuelle Betrachtung von Akteuren sowie Aktionseinheiten. Akteure sind hierbei zu verstehen als Menschen sowie Roboter im Einsatztrupp. Als Aktionseinheiten werden Gruppen von Akteuren in unterschiedlichen Zusammensetzungen bezeichnet [4]. Akteure sowie Aktionseinheiten besitzen – persönlich oder gruppenbezogen – individuelle Fähigkeiten zur Be-

wältigung spezifischer Aufgaben innerhalb eines Soll-Prozesses. Zur Metamodellierung der Soll- und Ist-Fähigkeiten wird ein ontologiebasierten Ansatz verfolgt. Fähigkeiten werden dabei verstanden als die semantische Beschreibung der Gesamtheit der zur Ausführung einer bestimmten Aufgabe bereitgestellten Könnens. Diese Beschreibungen werden genutzt, um auf Basis eines semantischen Matchings Regeln der Aufgabenzuordnung zu definieren. Dieses Partialmodell stellt die Grundlage für die warme Lage dar.

Die fremde Lage, welche einen Zustand in einem spezifischen Einsatz beschreibt, ergibt sich aus einer Ereignisfolge; die eigene Lage ist Ergebnis einer Prozessabfolge, die aus Aktivitäten des Referenz-Prozessmodells abgebildet werden kann [11]. Zu Beginn wird ein Gefahrenereignis in der Einsatzleitstelle dokumentiert und explizit modelliert. Auf Basis der bis dahin bekannten initialen Informationen erfolgt eine Disposition von Aktionseinheiten mit Festlegung initialer Soll-Prozesse, die z.B. die Absicherung der Gefahrenstelle und die Ersterkundung vor Ort beinhalten. Da derartige Einsätze grundsätzlich durch ein Fehlen von Informationen in dynamischer Umgebung als komplexe Situationen gekennzeichnet sind, kommt es innerhalb des Einsatzes zu einer Spezifizierung oder Anpassung des Prozesses. Auf diese Änderungen müssen die einzelnen Akteure über alle Führungsebenen mit entsprechender IT-Unterstützung [10] bis zum Truppmittglied reagieren. Da eine drahtlose Kommunikation, beispielsweise über WLAN, zwischen den unterschiedlichen Akteurstypen (Mensch & Roboter) an den Einsatzorten gestört werden kann, erfolgt die Abstimmung durch die Erkennung der Intention des Akteurs. Diese wird auf Basis der Sensordaten (optischer Sensoren bzw. Augen) und Bewegungsmuster

ermittelt. Diese Informationen dienen neben den Referenz-Elementen als Input zur Instanziierung des Planungs- und Steuerungs-Teilmodells.

Innerhalb des Planungs- und Steuerungsmoduls erfolgt die Anpassung der bestehenden Planung. Der Abgleich der Intention der Akteure mit den Referenz-Elementen ermöglicht die Integration echtzeitnaher Daten in die Umplanung. Durch ein Reasoning werden auf Basis der erkannten Intention Ereignisse aus den Referenzelementen an- bzw. ausgeschaltet. Hierdurch wird der bestehende bzw. initiale Soll-Prozess angepasst.

3 Verhaltensmodellierung

In diesem Abschnitt werden die zwei Sichtweisen des Modells erläutert. Das Ziel ist, dass der Mensch das Deuten des Roboterhaltens erlernt. Im Gegenzug wird der Roboter in die Lage versetzt, aus der menschlichen Aktion, Intentionen, Handlungsweisen und Ziele sowie eigene Entscheidungen abzuleiten.

3.1 Abbildung des Roboterhaltens durch den Menschen

Handlungen des Menschen beruhen im Feuerwehreinsatz auf der Erkundung der Lage, der Planung von Handlungen und der entsprechenden Umsetzung [1]. Entscheidungsprozesse berücksichtigen die Komplexität und insbesondere die Dynamik der Lage [5, 8]. Kognitive Prozesse werden durch unterschiedliche Lernformate wie häufige Übungen mit wechselnden Szenarien auf der Truppeebene und Planspielen auf Führungsebenen trainiert. Während Handlungsoptionen auf Truppeebene repetitiv geübt werden können (z.B. das Absichern einer Einsatzstelle, das Herstellen einer Wasserversorgung und das Erkunden einer Raums nach trainiertem Schema), müssen auf höheren Führungsebenen kreative Fähigkeiten stärker eingesetzt werden. Die intuitive Interpretation von Ereignissen und Bewegungen ist grundlegendes Ziel aller Lernformate. Die Rückführung des Roboterhaltens auf Grundlage der getroffenen Roboter-Aktionsentscheidungen durch den Menschen erfolgt entsprechend aus Intuition und Training. Der Mensch kann sich durch die Rückführung weitere Informationen über die Lage vor Ort ableiten, ohne dazu eine klassische Roboter-Mensch-Kommunikationsschnittstelle zu verwenden. Direkte, visuelle und/oder auditive Wahrnehmung wird kombiniert mit der Information über Kommunikationsschnittstellen, insbesondere Sprechfunk. Dazu muss der Mensch mit dem Prozess der nachstehenden Verhaltensmodellierung durch den Roboter und dessen Modellinvertierung im Training vertraut gemacht werden.

3.2 Abbildung des Menschverhaltens durch den Roboter

Die Wahrnehmung und Interpretation des Menschverhaltens kann dem Roboter wichtige Erkenntnisse über die Umgebung und den Stand des Einsatzes liefern.

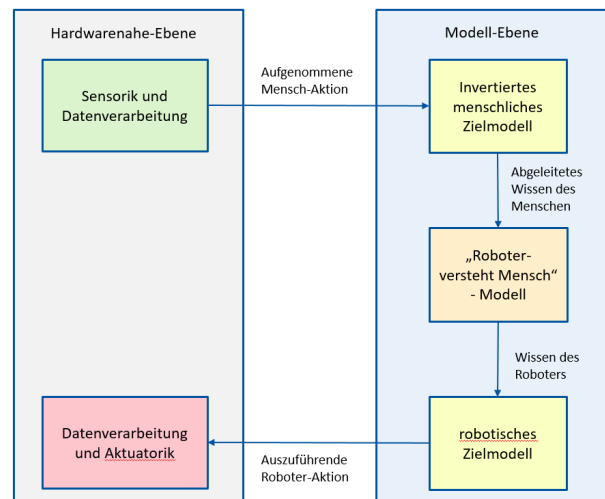


Bild 2 Generierung von Wissen durch das Verständnis des Menschverhaltens

Dieser Prozess gliedert sich in eine Hardwarenahe-Ebene und eine Modell-Ebene (vgl. Bild 2). In Ersterer findet die Sensorik und Verarbeitung der Messdaten statt, um eine ausgeführte Aktion des Menschen zu detektieren sowie die Verarbeitung und Ausführung einer Roboter-Aktion mittels dessen Aktuatoren. In der Modell-Ebene gibt es jeweils eine menschliche und eine robotische Zielmodellierung sowie eine Modellierung der menschlichen Entscheidungen. Ein Zielmodell wird zur dynamischen Auswahl eines aktuellen Zieles aufgrund der zugrundeliegenden Wissensbasis verwendet. Es umfasst die bisherige Wissensbasis aus der kalten Lage inklusive der im Vorfeld definierten Einsatzziele sowie einen Definitionssatz möglicher Nebenziele und eine Priorisierung dieser Ziele. Nebenziele werden dynamisch in der warmen Lage erzeugt und können zum Beispiel verfolgt werden, um als Verkettung die vorausgesetzten Schritte zum Erfüllen eines Einsatzzieles abzubilden. Eine Verkettung von Nebenziele muss nicht geschlossen sein, wenn Zwischenschritte noch unbekannt sind. Nebenziele können daher auch genutzt werden, um weiteres Wissen für die Wissensbasis zu generieren, sodass möglicherweise diese Zwischenschritte aufgedeckt werden und die Kette geschlossen werden kann. Während diese Grundstruktur und die Einsatzziele für Mensch und Roboter identisch ist, unterscheiden sich die Instanzen der Nebenziele und die Priorisierung.

Das Zielmodell des Menschen kann über Invertierung (vgl. Abschnitt 4) genutzt werden, um eine über die Sensorik erfasste menschliche Aktion und dem damit einhergehenden verfolgten Ziel auf das zugrundeliegende menschliche Wissen abzuleiten. Ein einfaches Beispiel ist die Erfassung einer Einsatzkraft, die einen bestimmten Raum betritt, sodass unter dem gemeinsamen Einsatzziel *Feuer löschen* auf einen Brand in diesem Raum geschlossen werden kann. Dieses Wissen erfüllt das Nebenziel *Feuer lokalisieren*, welches Voraussetzung für das Einsatzziel ist. Das abgeleitete Wissen des Menschen wird in die Wissensbasis des Roboters aufgenommen, sodass es in der robotischen Zielmodellierung berücksichtigt werden kann.

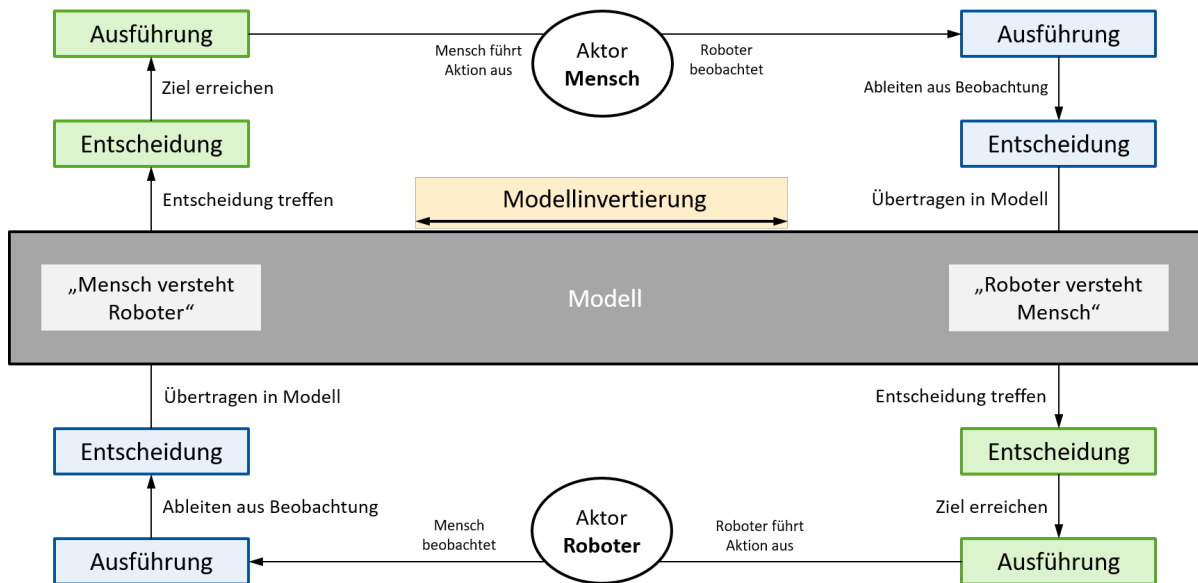


Bild 3 Struktur des invertierbaren Modells

4 Modellinvertierung

Modellinvertierung als Begriff lässt sich analog zur Invertierung einer Matrixgleichung interpretieren, wie sie in der Robotik beispielsweise in der direkten und inversen Kinematik Verwendung findet. Hierbei wird ein Eingang linear auf einen Ausgang abgebildet. Wird die Matrix anschließend invertiert, bildet nun der Ausgang linear auf den Eingang ab. Je nach Dimension der Matrix sind die Abbildungen ein- oder mehrdeutig (Redundanz) [12].

Einem ähnlichen Konzept bedient sich die Modellinvertierung im vorgestellten Ansatz. Das Modell beschreibt die Entscheidungsfindung der beteiligten Akteure Mensch und Roboter. Durch Invertierung des Modells lässt sich die jeweils gegenläufige Sichtweise ableiten: Roboter interpretiert Menschentscheidung oder Mensch interpretiert Roboterentscheidung. Hierbei lässt sich die Modellinvertierung auf unterschiedliche Arten durchführen:

- (1) Mathematische Abbildung
- (2) Invertierungs-Blackbox
- (3) Informationsinvertierung
- (4) Umverteilung von Modellkomponenten
- (5) Eingangs-Ausgangs-Äquivalenz

Wenn sich Aspekte durch einen mathematischen Bezug ausdrücken lassen, beispielsweise durch maschinelles Lernen abgeleitete Matrizen und Faltungen, ist oft auch eine mathematische Invertierung möglich. Dabei kommt es aber zwangsläufig zu Mehrdeutigkeiten, da die Anzahl Eingänge nicht der Anzahl Ausgänge entsprechen wird. Falls die mathematischen Abbildungen nicht-linear sind könnte das Modell linearisiert werden - dies kommt aber nicht ohne Informationsverlust aus [13]. Daher soll vielmehr eine gemeinsame Wissensbasis verwendet werden, um ähn-

liche Gleichungen für Ein- und Ausgangsabbildung aufzustellen, die wiederum die Modellinvertierung wiedergeben, ohne mathematisch invertierbar zu sein. Diese Abbildung nennen wir Invertierung-Blackbox, da v.a. die Ein- und Ausgänge für das Gesamtmodell relevant sind und nicht die reine mathematische Beschreibung.

Das Konzept der mathematischen Invertierung wird kombiniert mit der semantischen Modellierung mittels Ontologien. Im einfachsten Fall lässt sich hier informelles Wissen direkt invertieren, indem inverse Relationen explizit modelliert werden. Ein Beispiel: 'Der Mensch entnimmt immer eine Gasflasche, wenn er über den Roboter greift.' wird überführt in die inverse Aussage 'Dem Roboter wird immer eine Gasflasche entnommen, wenn der Mensch über den Roboter greift.'. Während die Grundaussage direkt eindeutig invertierbar ist, müssen aber Teilaspekte nicht invertierbar sein oder können zu Mehrdeutigkeiten führen. Im Beispiel ist nicht bekannt, ob eine Gasflasche auch anderweitig entnommen werden kann. Ist eine Information nicht direkt invertierbar kann die Eingangs-Ausgangs-Invertierung auch durch Umverteilung von Informationsketten geschehen. Hierbei können im Gegensatz zur Informationsinvertierung Teilaspekte invertierbar sein, während die Grundaussage selbst nicht direkt invertierbar ist.

Unabhängig, ob das Wissen mathematisch oder informell beschrieben wird, existiert auch der Fall, dass sich ein Modell sowohl auf den Mensch als auch auf den Roboter anwenden lässt. In dem Fall sind Ein- und Ausgang gleich und es existiert eine Eingangs-Ausgangs-Äquivalenz.

Unter der Annahme, dass sich eine vollständige Modellinvertierung umsetzen lässt, führt dies dazu, dass sich Verhaltensweisen von Mensch und Roboter interpretieren lassen. Somit ist eine Vorhersage des Verhaltens möglich. Doch welche Folgen ergeben sich daraus? Im Folgenden werden sechs Hypothesen vorgestellt.

5 Hypothesen

H1: Es existiert ein Modell für Mensch und Roboter

Als Grundannahme für diese Arbeit muss zunächst ein Modell für Mensch und Roboter existieren, das die beschriebenen Eigenschaften aufweist. Dabei stellt diese Hypothese selbst keinen Anspruch auf Vollständigkeit des Modells.

H2: Modellinvertierung ist möglich

Damit die folgenden Hypothesen realisiert werden können, muss die Annahme stimmen, dass das zugrundeliegende Modell invertierbar ist.

H3: Mensch und Roboter werden sich ähnlicher

In einem naiven Modell sind Roboter- und Menschverhalten weit voneinander entfernt. Während der Mensch intuitiv handelt, reagiert der Roboter taktisch und kühl auf seine Umgebung. Damit ein Modell invertierbar wird, müssen sich zunächst Mensch und Roboter in ihrem Verhalten annähern.

H4: Lernen ist ein inhärenter Bestandteil des Modells

Als Folge aus der H2 müssen folglich beide Akteure - Mensch und Roboter - voneinander Lernen und gegenseitig Verhaltensmuster adaptieren. In der Praxis wird dies beim Menschen durch Training mit dem Roboter und beim Roboter durch maschinelles Lernen ermöglicht.

H5: Ein Roboter kann Entscheidungen ableiten

Unabhängig vom Modell und dessen Invertierung, müssen auch Eingänge in die Modell-Blackbox vorhanden sein. Dementsprechend muss der Roboter in die Lage versetzt werden, die Menschentscheidung aus der Beobachtung seines/ihrer Verhaltens ableiten zu können. Das wiederum setzt voraus, dass der Mensch sich in diskreten Zuständen oder einer probabilistischen Mischung dieser Zustände befinden kann und dass beide Akteure auf ein gemeinsames Ziel zuarbeiten.

H6: Menschverhalten ist interpretierbar

Als Folge aus H4 muss vorausgesetzt werden, dass sich menschliches Verhalten in einem Modell abbilden und interpretieren lässt.

6 Zusammenfassung

Damit Mensch und Roboter in Einsatzszenarien zusammenarbeiten können, muss ein gegenseitiges Verständnis hergestellt werden. Dazu stellt diese Arbeit einen Ansatz vor, der eine Ableitung menschlichen und robotischen Verhaltens aus der Beobachtung der umgesetzten Tätigkeiten zulässt. Zentrales Element ist eine Modellinvertierung, die eine Abstraktion und Interpretation der Beobachtung in eine Ausführungsentscheidung ermöglicht. Dazu wurden alle Komponenten erklärt und die sich daraus ergebenden Folgen in Form von Arbeitshypothesen vorgestellt. Im nächsten Schritt soll das Modell weiterentwickelt werden, sodass eine grundsätzliche Eignung zur Erfüllung der Hypothesen nachgewiesen werden kann.

7 Literatur

- [1] Katastrophenschutz und zivile Verteidigung (AFKzV) Arbeitskreis V der Innenministerkonferenz Ausschuss Feuerwehrangelegenheiten. *FwDV100 - Führung und Leitung im Einsatz. Führungssystem.* 1999.
- [2] Katastrophenschutz und zivile Verteidigung (AFKzV) Arbeitskreis V der Innenministerkonferenz Ausschuss Feuerwehrangelegenheiten. *FwDV3 - Einheiten im Lösch- und Hilfeleistungseinsatz.* 2003.
- [3] Alexander Artikis, Robin Marterer, Jens Pottebaum, and Georgios Paliouras. Event processing for intelligent resource management. In *Proceedings of the 20th European Conference on Artificial Intelligence, ECAI'12*, pages 943–948, NLD, 2012. IOS Press.
- [4] Benedikt Birkhäuser, Jens Pottebaum, and Rainer Koch. Unterstützung von Einsatzentscheidungen der Feuerwehr auf Basis IT-unterstützter Kräftekoordination. In Stefan Fischer, Erik Maehle, and Rüdiger Reischuk, editors, *Informatik 2009 – Im Focus das Leben*, page 147, Bonn, 2009.
- [5] Berndt Brehmer. Dynamic decision making: Human control of complex systems. *Acta Psychologica*, 81(3):211–241, 1992.
- [6] Opher Etzion and Peter Niblett. *Event processing in action.* Manning, Greenwich, Conn., 2011.
- [7] Herbert Ferch and Michael Melioumis. *Führungsstrategie: Großschadenlagen beherrschen.* Fachbuchreihe Brandschutz. Kohlhammer, Stuttgart, 3., überarbeitete auflage edition, 2021.
- [8] Gary Klein. A recognition primed decision (rpd) model of rapid decision making. In Gary Klein, editor, *Decision making in action.* Ablex Publishing Corporation, Norwood, N.J., 1995.
- [9] Jens Pottebaum, Alexander Artikis, Robin Marterer, Georgios Paliouras, and Rainer Koch. Event definition for the application of event processing to intelligent resource management. In Maria A. Santos, Luísa Sousa, and Eliane Portela, editors, *Proceedings of the 8th International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management (IS-CRAM)*, 2011.
- [10] Jens Pottebaum and Christina Schäfer. IT-Systeme für das Krisenmanagement. In Christian Reuter, editor, *Sicherheitskritische Mensch-Computer-Interaktion*, pages 273–294. Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2021.
- [11] Heinrich Schläfer. *Das Taktikschema: Grundlagen der Einsatzführung.* Kohlhammer, Stuttgart and Berlin and Köln, 4., neu bearb. Auflage edition, 1998.
- [12] Bruno Siciliano and Oussama Khatib. *Handbook of Robotics.* Springer, Berlin Heidelberg, 2009.
- [13] Philip Thomas. Linearization. In *Simulation of Industrial Processes for Control Engineers*, pages 296–307. Elsevier Butterworth-Heinemann, Oxford, 1999.

DuEPublico

Duisburg-Essen Publications online

UNIVERSITÄT
DUISBURG
ESSEN

Offen im Denken

ub | universitäts
bibliothek

In: Siebte IFToMM D-A-CH Konferenz 2021

Dieser Text wird über DuEPublico, dem Dokumenten- und Publikationsserver der Universität Duisburg-Essen, zur Verfügung gestellt. Die hier veröffentlichte Version der E-Publikation kann von einer eventuell ebenfalls veröffentlichten Verlagsversion abweichen.

DOI: 10.17185/duepublico/74064

URN: urn:nbn:de:hbz:464-20210217-144421-5



Dieses Werk kann unter einer Creative Commons Namensnennung 4.0 Lizenz (CC BY 4.0) genutzt werden.