

# Mensch-Tracking zur Identifizierung des Voranschreitens von Roboterunterstützten Rettungseinsätzen der Feuerwehr

## Human Tracking for the Identification of Mission Progress in Robot-Assisted Firefighting

Iris Gräßler, Daniel Roesmann, Jens Pottebaum Universität Paderborn, Heinz-Nixdorf-Institut, Lehrstuhl für Produktentstehung, 33102 Paderborn, Deutschland, (iris.graessler,daniel.roesmann,jens.pottebaum)@hni.upb.de

Burkhard Corves, Nils Mandischer, Marius Gürtler RWTH Aachen University, Institut für Getriebetechnik, Maschinendynamik und Robotik, 52062 Aachen, Deutschland, (corves,mandischer,guertler)@igmr.rwth-aachen.de

### Kurzfassung

Im Rahmen von Großeinsätzen der Feuerwehr werden Rettungsroboter unterstützend eingesetzt. Dabei agieren diese stets auf einem niedrigen Autonomiegrad. Um Roboter als gleichgestellte Mitglieder in Truppeinheiten mit mehreren Einsatzkräften integrieren zu können, müssen Roboter in die Lage versetzt werden, das Voranschreiten des Einsatzes und damit die aktuelle Lage abschätzen zu können. Eine Möglichkeit dazu ist ein System zur Verbindung von Mensch-Tracking und Prozessmodellierung. Die Bewegung der Einsatzkräfte wird kontinuierlich durch eine redundante Sensorfusion aus Kamera-, Laser- und Radardaten erfasst. Damit kann der Ist-Einsatzzustand bestimmt und in Bezug auf den Soll-Einsatzzustand bewertet werden. Mit den generierten Informationen wird das Prozessmodell des Einsatzes adaptiert, welches die Grundlage für die Entscheidung des Roboters ist. Die Validierung des Systems erfolgt anhand des Prozesses der Personenrettung.

### Abstract

Rescue robots are used to support fire-brigade during large-scale operations. In doing so, they always operate at a low level of autonomy. In order to integrate robots as equal members in squad units with several firefighters, robots must be enabled to assess the progress of the operation and thus the current situation. One way to do this is with a system that combines human tracking and process modeling. The movement of the task forces is continuously recorded by a redundant sensor fusion of camera, thermal, laser and radar data. This allows the actual state of use to be determined and evaluated in relation to the target state. The generated information is used to adapt the process model of the mission, which is the basis for the decision of the robot. The validation of the system is based on the process of rescuing people.

## 1 Einleitung

Rettungsrobotik ist ein aufstrebendes Forschungsfeld im Bereich der zivilen Sicherheit. Im Rahmen von Großeinsätzen, wie dem Brand der Kathedrale von Notre-Dame, werden Roboter unterstützend eingesetzt. Unmanned Ground Vehicles (UGVs) dringen in schwer zugängliche Bereiche vor und liefern Daten zur besseren Einschätzung der Einsatzlage. Durch den Einsatz von UGV im Innenangriff können Einsatzkräfte von gefährlichen und körperlich belastenden Aufgaben entlastet werden. Zurzeit werden Rettungsroboter lediglich mit geringem Autonomiegrad, i.d.R. teleoperiert, eingesetzt. Innerhalb von Forschungsprojekten werden erste halbautonome Systeme entwickelt. Entscheidend für eine geeignete Mensch-Roboter-Kollaboration ist, dass die Roboter Kenntnis über den aktuellen Status und das weitere Voranschreiten des Rettungseinsatzes haben. Innerhalb eines Projekts des A-DRZ [1] wird hierzu die Interpretation von verbaler Kommunikation der Einsatzkräfte genutzt. Im Innenangriff kann es jedoch stellenweise zu starken Rauschsignalen und weiteren Funkstörungen kommen [2].

Eine robuste Möglichkeit, Prozesswissen zu generieren,

stellt die Verbindung aus Mensch-Tracking und Prozessmodellierung dar. Der Rettungsroboter agiert als gleichgestelltes, autonomes Mitglied in einem Angriffstrupp und beobachtet dabei seinen Trupppartner. Durch den Einsatz geeigneter Sensorsysteme wird der aktuelle Zustand eines Menschen durchgehend ermittelt, woraus zukünftige Aktionen abgeleitet werden können. Ziel dieses Beitrags ist die Darstellung eines Systems zur automatisierten Identifikation des Voranschreitens eines roboterunterstützten Rettungseinsatzes der Feuerwehr. Das System ist modular aufgebaut und besteht aus drei Kernmodulen: (a) Mensch-Tracking, (b) Zustandsbestimmung und (c) Prozess-Mining.

Der Beitrag ist wie folgt aufgebaut: In Kapitel 2 werden die Grundlagen des Mensch-Trackings, der Zustandsbestimmung und des Prozess-Minings beschrieben. Darauf aufbauend werden bestehende aktuelle Ansätze robotergestützter Rettungsansätze analysiert und die Forschungslücke herausgearbeitet (Kapitel 3). Als Lösungsansatz in Bezug auf diese Lücke erfolgt die eigentliche Systementwicklung in Kapitel 4. Das entwickelte System wird anhand eines Fallbeispiels validiert (Kapitel 5). Abschließend

wird im sechsten Kapitel eine kurze Zusammenfassung und ein Ausblick gegeben.

## 2 Stand der Technik

Der robotergestützte Feuerwehreinsatz gliedert sich typischerweise grob in drei Phasen: (a) Erkundung und Einsatzplanung, (b) Entschluss und Umsetzung sowie (c) Nachbereitung und Aufräumen. Teilautonome Rettungsroboter werden aktuell vor allem in der ersten Phase eingesetzt. Hier übernehmen die Roboter Aufgaben temporal und räumlich getrennt vom Menschen. Aktuelle Projekte der zivilen Sicherheit beschäftigten sich vor allem mit Mensch-Roboter-Interfaces (z.B. [3,4]), die eine einfache Teleoperation von Robotern und Drohnen ermöglichen sollen. Direkte physische Kollaboration zwischen Mensch und Roboter im Einsatz gibt es nicht.

### 2.1 Mensch-Tracking in der Feuerwehr

Eine Möglichkeit Bewegungen und Zustände von Einsatzkräfte zu bestimmen bietet das Mensch-Tracking. Durch den Einsatz geeigneter Kameras und weiterer Sensoren können Daten, wie die aktuelle Position und Haltung, bestimmt werden. Das Mensch-Tracking kann grundsätzlich auf drei Arten durchgeführt werden: Körper-, Bein-Tracking oder eine Kombination aus beidem. In Einsätzen der Feuerwehr kommt es oft zu Situationen, in denen die Sicht durch Rauch eingeschränkt ist. Daher kann herkömmliche Robotersensorik (Laser oder Kamera) nicht verwendet werden. Stojanovic et al. [5] benutzen Korrelationsfilter zum Tracking von Körpermerkmalen mit Thermalkameras. Baek et al. [6] verwenden stattdessen eine Adaption des *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) zur Identifizierung der Merkmale. Benlin, Motai und Rogers [7] verwenden eine omnidirektionale Thermalkamera und basieren das Tracking auf der Detektion von menschlichen Verhaltensmustern in Langzeitdaten. Chamorro, Collier und Gronin [8] detektieren menschliche Gesten mit einem 3D-LiDAR basierend auf neuronalen Netzen. Die Gesten entspringen dem Militär, sind aber auf die Feuerwehr übertragbar und somit trotz der verwendeten Sensorik für den Einsatzfall interessant. Körper-Tracking ist oft durch den Sichtwinkel der (Thermal-)Kameras eingeschränkt. Bein-Tracker können eingesetzt werden, um insbesondere in komplexen Umgebungen, eine robuste Wahrnehmung des Menschen zu realisieren. Ein Beispiel für eine derartige Datenfusion wird im SPENCER Projekt realisiert [9].

Zhao et al. [10] verfolgen Beinpaare basierend auf Millimeterwellenradar. Majer et al. [11] detektieren Beinpaare mit einer Kombination aus LiDAR und Ultrabreitband-Radar. Das System ermöglicht eine adaptive Sensor-Fusion abhängig der Sicht Einschränkungen durch Nebel. Während beide Systeme zur Detektion von Bewegungen auf die Phasenverschiebung des Radars (Doppler Effekt) setzen, klassifizieren Mandischer et al. [12] Beinpaare basierend auf reinen Geometrie- und Intensitäts-Eigenschaften. Dies ermöglicht eine Auswertung auch bei hoher Relativgeschwindigkeiten oder ungenauer Roboterodometrie.

### 2.2 Prozessmodellierung in der Feuerwehr

Für die Mensch-Roboter-Kollaboration ist neben der Wahrnehmung spezifischer Bewegungen, bzw. Zustände der Einsatzkräfte, die Einordnung in den Einsatzprozess für die Interpretation von Intentionen der Einsatzkraft entscheidend. Dies ermöglicht die Bestimmung der Intention der Einsatzkraft und die Ableitung von unterstützenden Prozessschritten durch den Roboter. Rettungseinsätze zeichnen sich durch ein komplexes, dynamisches Umfeld aus, in dem stets neue unvorhersehbare Zustände eintreten [13]. Weiterhin unterliegen sie strikten Verhaltens- und Kommunikationsregeln, die einsatzspezifisch adaptiert werden. Die Regeln basieren auf bestehenden Führungs- und Einsatztaktiken [14, 15], bundesweit gültigen Feuerwehrdienstvorschriften und gesetzlichen Regularien der Feuerwehr [16, 17]. Diese bestimmen zentrale Prozesse unter Benennung von Aufgaben, Organisationseinheit, verwendeter Ressourcen und Sicherheitshinweisen [18]. Aufgrund der hohen Dynamik wird innerhalb der Sicherheitsforschung die Anwendung von Referenzprozessmodellen in Rettungseinsätzen diskutiert. Das Referenzprozessmodell stellt ein abstraktes Modell dar, welches Wissen und Erfahrungen aus Einsätzen dokumentiert, die Semantik festlegt und als Grundlage für die einsatzspezifische Prozessmodellierung genutzt werden kann. Diese Modellierung erfolgt innerhalb der Feuerwehr in unterschiedlichen Modellierungssprachen, wie Ereignisgesteuerte Prozesskette (EPK), Business Process Model and Notation (BPMN) oder Unified Modeling Language (UML). Die effektive Anpassung der laufenden Prozesse an neue Situationen wechselnder Aktivitäten und Zustände erfordern eine effektive Anpassung. Hierzu schlagen Autoren wie Fahland und Woith [19] sowie Hofmann et al. [20] eine adaptive Prozessmodellierung vor. Auf Basis spezifischer Ereignisse oder Zustände erfolgt unter Einbeziehung zeitlicher Abfolgen und/oder ortsbezogener Konflikte eine automatisierte Analyse und Adaption der Prozesse. In den hier referenzierten Projekten schafft dies eine geeignete Prozesstransparenz für das Informationsmanagement der Einsatzleitung, sowie die Koordination in der Einsatzsituation.

## 3 Verwandte Projekte

In der Forschung existieren erste Ansätze für (teil)autonome robotergestützte Rettungseinsätze der Feuerwehr. Im Projekt **Smokebot** wurde ein Roboter entwickelt, der für die Unterstützung von Einsatzkräften der Feuerwehr in unwegsamem Gelände mit limitierten Wahrnehmungsmöglichkeiten ausgelegt wurde. Der Roboter wird zur Exploration und Kartierung der Umgebung eingesetzt, wobei die Karte mit Handskizzen initialisiert werden kann. Im Vordergrund steht die Entwicklung eines Sensorsystems, das ein 3D-Radar, eine Thermalkamera und Sensoren zur Bestimmung der chemischen Zusammensetzung von Gasen, sowie klassische Sensoren, wie Kamera und LiDAR, fusioniert. Dadurch wird eine Durchdringung von Staub und Rauch ermöglicht [21, 22]. Auf dieses Sensorsystem werden etablierte Kartierungs-

und Navigationsalgorithmen angewendet.

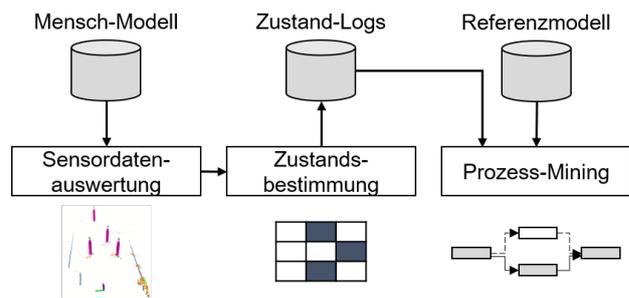
Innerhalb des Projektes **Long-Term Human-Robot Teaming for Robot-Assisted Disaster Response (TRADR)** [23] wird auf Basis des **Natural human-robot cooperation in dynamic environments (NIFTI)**-Projektes der Einsatz von Mensch-Roboter-Teams zur Exploration von Großschadenslagen wie Naturkatastrophen in Form von Erdbeben und Hochwasser untersucht. Hierzu werden die Informationen autonomer UGVs und UAVs vernetzt, um ein einheitliches Bild zu schaffen und Aufgaben zuzuordnen. Grundlage hierzu bildet die Datenfusion von Sensordaten, sowie Karten. Weiterhin war TRADR das erste Projekt, welches die gesprochene Kommunikation zwischen den Truppmitgliedern einbindet. Dies wird unter anderem vom A-DRZ [1] aufgegriffen wird.

**Robots To Re-Construction (Bots2ReC)** [24] beschäftigte sich mit der Renovierung von Asbest-befallenen Wohnhäusern. Für den Menschen sind derartige Umgebungen lebensfeindlich. In Bot2ReC wurde ein mobiler Manipulator entwickelt, der teilautonom Wände abschleifen und Fliesen entfernen kann. Zwei besonders im Kontext der Rettungsrobotik relevante Arbeitspakete umfassen die semantische Kartierung der Wohnungen. Dies beinhaltet die hierarchische Detektion und Anordnung von Wänden, Türen und Fenstern zu räumlichen Organisationseinheiten, sowie die Navigation im Schleifstaub. Hierzu entstanden Radarbasierte Kartierungs- und Lokalisierungsverfahren [25,26], die auch in der Feuerwehr genutzt werden können.

**Celidon** befasste sich mit der Wahrnehmung von Einsatzkräften im Inneneinsatz basierend auf Ultrabreitband-Funksignalen von außerhalb des Gebäudes [27]. Ziel der Lokalisierung ist die Visualisierung der Truppbewegungen zum Einsatz in der Brandausbildung und zur Orientierung im Gebäude über Augmented Reality im Helmvisier. Die Projektergebnisse sollen mit *Dräger* zur Marktfähigkeit gebracht werden.

## 4 Systementwicklung

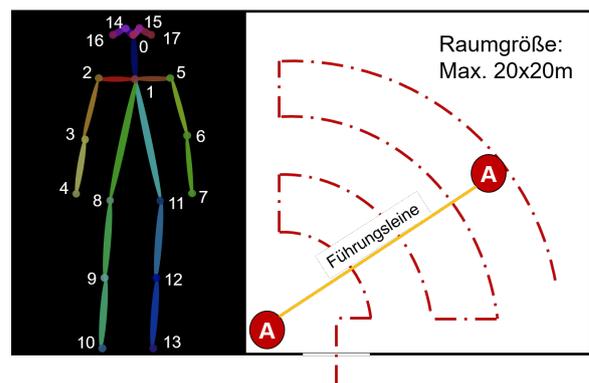
Der Innenangriff der Feuerwehr ist dynamisch und geprägt von unvorhersehbaren Ereignissen. Die Akteure müssen situativ Entscheidungen mit dem obersten Ziel der Rettung von Menschen und Tieren treffen. Das entwickelte System zur Identifikation des Voranschreitens eines Rettungseinsatzes der Feuerwehr besteht aus drei Elementen, die aufeinander aufbauend erfolgen (siehe Abbildung 1). Zu Beginn erhält das System Input von den Sensoren des Rettungsroboters. Dies umfasst Kamera-, Laser- und Radardaten. Die Sensordaten-Auswertung erfolgt unter anderem mit einem Beintracking-System und einem Mensch-Posendetektor. Die Ergebnisse werden weiterverarbeitet, um Rückschlüsse auf den aktuellen Zustand des Einsatzes zu ziehen. Dies geschieht mithilfe eines probabilistischen Abgleichs zum definierten Referenzprozessmodell. Dadurch werden Rückschlüsse auf erfolgte Prozessschritte gewonnen und zukünftige Tätigkeiten abgeleitet. Nachfolgend werden die drei Module erläutert.



**Abbildung 1** Systemarchitektur zur Identifikation des Voranschreitens eines Rettungseinsatzes

### 4.1 Mensch-Tracking

Das Mensch-Tracking findet auf zwei Ebenen statt. Mit einer Kamera werden spezifische Zielpersonen identifiziert und im Wahrnehmungsbereich der Kamera verfolgt. Dazu wird der von Lukezic et al. [28] vorgestellte *Fully-Correlational Long-Term Tracker* verwendet. Gleichzeitig werden alle Personen im Umkreis des Roboters über Beintracking verfolgt. Die Methodik basiert auf einem Radar-Tracking mit adaptivem Kalman-Filter [12]. Dadurch wird ein kontinuierliches Tracking ohne Einschränkung durch sensorabhängige Sichtbereiche ermöglicht. Die Daten werden heuristisch fusioniert. Das Mensch-Tracking bietet Auskunft über unterschiedliche Eigenschaften der anwesenden Personen: Position, Geschwindigkeit, Bewegungstrajektorien, Pose der Beine, Kohäsion des Trupps. Weitere Daten werden über den Posenerkennung von OpenPose generiert (s. Abbildung 2). Über Kombination der Tracking-Daten mit Umgebungsinformationen (z.B. Karte, Semantik) oder Körperposeninformationen lassen sich weitere abstrakte Eigenschaften, wie Bewegungsmuster, spezifische Körperhaltungen oder Bewegungsabläufe ableiten.



**Abbildung 2** Links: Menschmodell des Posendetektors [30]; rechts: Idealisierter Ablauf einer Tauchertechnik aus Lehrmaterialien der Feuerwehr [31]

### 4.2 Zustandsbestimmung

Die Zustandsbestimmung basiert auf den erhobenen möglichen Zuständen der Referenzprozessmodellierung von Rettungseinsätzen. Das Referenzprozessmodell beruht auf

dem Wissen aus Führungs- und Einsatztaktiken sowie Feuerwehr-Dienstvorschriften (siehe Abschnitt 2.2). Es stellt somit das bestehende Wissen zum allgemeinen Vorschreiten eines Einsatzes dar. Aufgrund des systematischen Ansatzes erfolgt die Modellierung mithilfe der Modellierungssprache SysML. Hierzu wird das Aktivitätsdiagramm zur Prozessmodellierung und das Zustandsdiagramm zur Zustandsmodellierung genutzt. Die möglichen Zustände werden mit Ausprägungsformen der analysierbaren Eigenschaften des Mensch-Tracking gegenübergestellt. Hierzu wird eine Zustands-Eigenschaftsmatrix verwendet, die auf dem Referenzprozessmodell und der Hardwareauswahl basiert. Tabelle 1 zeigt daraus eine beispielhafte Auswahl an Eigenschaften und Ausprägungen für das in Kapitel 5 diskutierte Fallbeispiel. Innerhalb der Matrix werden den einzelnen Zuständen Eigenschaftsausprägungen gewichtet (+/-, 0/S/M/W) zugeordnet. Dabei kann sowohl die An-, als auch Abwesenheit einer Ausprägung berücksichtigt werden. Insbesondere die Abwesenheit von Ausprägungen hat einen hohen Einfluss auf das Klassifikationsergebnis. Auf Basis der Ist-Eigenschaftswerte aus den Sensorausgaben erfolgt eine probabilistische Zustandsbestimmung.

**Tabelle 1** Zustandsmatrix mit Eigenschaften und deren Ausprägungen, sowie Einfluss der Merkmale auf die Zustandsklassifikation

Eigenschaft	Ausprägung	(1)	(2)	(3)	(4)
		Annäherung (kein Rauch)	Hitzeprüfung (kein Rauch)	Raumsuche (Rauch)	Personenber- gung (Rauch)
I Bewegungsgeschwindigkeit	Hoch	+ S	- S	- S	- S
	Gering	+ W	- W	+ W	+ M
	Keine	- S	+ S	+ W	+ W
II Beschleunigung	Linear	0	- S	- W	0
	Schwingend	0	- W	+ S	0
	Keine	0	+ S	- S	0
III Bewegungsmuster	Rechte Hand-Suche	+ S	0	- S	0
	Linke-Hand-Suche	+ S	0	- S	0
	Tauchertechnik	- S	0	+ S	0
	Baumtechnik	- S	0	+ S	0
	undefiniert	0	+ S	0	0
IV Beinpose	Siehend	+ S	0	- S	0
	Hockend/Kniend	- W	0	+ S	0
	undefiniert	- S	+ S	- W	0
V Armbewegungsmuster	Türprüfung	- S	+ S	- S	- S
	undefiniert	0	- S	0	0
VI Körperhaltung	Siehend	+ S	0	- S	0
	Hockend/Kniend	- W	0	+ S	0
	Liegend	- S	0	0	+ S
	undefiniert	0	0	- S	0

+/-: An-/Abwesenheit der Ausprägung W/M/S: schwacher/mittlerer/starker Einfluss 0: indifferent

### 4.3 Prozessmining

Auf Basis der Zustandsbestimmung werden Zustandslogs generiert, die die Zustände der Einsatzkräfte während des Rettungseinsatzes erfassen und speichern. Die Zustandsabfolge wird mit dem Referenzprozessmodell verknüpft. Das Referenzmodell abstrahiert den Rettungseinsatz, ist allgemeingültig, anpassbar und für spezifische Prozesse anwendbar. Im Einsatzfall werden die Referenzprozesse erweitert und konkretisiert, um geeignete Maßnahmen einzuleiten. Das grundsätzliche Vorgehen des Prozessminings erfolgt in den drei grundsätzlichen Schritten: Prozessentdeckung, Konformitätsprüfung und Modellerweiterung [32]. Innerhalb der Prozessentdeckung werden die erhobenen Zustand-Logs in einen Prozessgraphen übertragen. Nachfolgend wird der ausgewählte Referenzprozess angepasst. Hierzu werden mögliche Prozesse, bzw. Prozessfolgen,

auf Basis des Prozessgraphen hinzugefügt. Beispielsweise werden durch den Zustand *Hitzeprüfung einer Tür* weitere Prozessschritte, wie *Tür öffnen* und *Raum erkunden* freigeschaltet. Innerhalb der Konformitätsprüfung erfolgt hierzu zudem der Ist/Soll-Prozessabgleich, um die Konformität und Richtigkeit der erhobenen Zustände zu prüfen. Weiterhin werden die Zustands- und Prozessprotokolle genutzt, um das Referenzmodell zu erweitern. Dies dient dazu Wissen für zukünftige Einsätze zu speichern.

## 5 Fallbeispiel

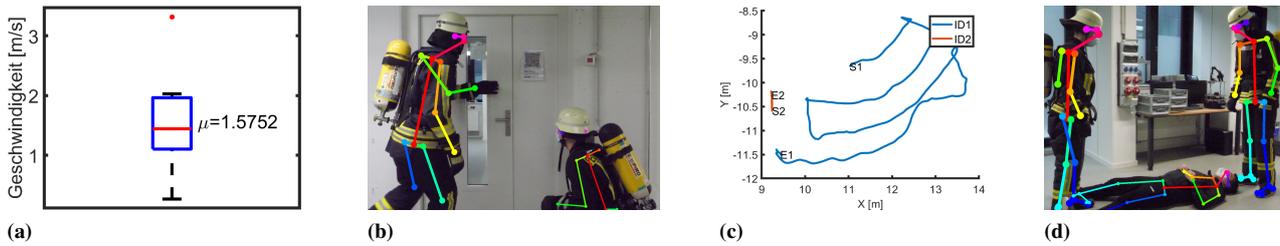
Das vorgestellte System wird mittels eines selbst durchgeführten Fallbeispiels validiert. Es werden ein SICK-S300 Lidar und eine Digitalkamera auf einem Summit XL-Steel verwendet. Der Einsatz findet in den Laboren des Institutes für Getriebetechnik, Maschinendynamik und Robotik (IGMR) der RWTH Aachen statt. Ein Angriffstrupp von zwei Personen (Truppführer und Truppmann) führt innerhalb der Phase 2: *Bergung von Verschütteten aus leicht zugänglichen Stellen* eine biologische Ortung durch. Die verletzte Person befindet sich im angrenzenden verrauchten Raum. Hierzu müssen sich die Einsatzkräfte zunächst (1) dem richtigen Raum annähern, (2) eine Hitzeprüfung der Tür durchführen, (3) mit einer geeigneter Suchtechnik den Raum durchsuchen und abschließend (4) ist die Person mit einer geeigneten Tragetechnik bergen.

### 5.1 Datenauswertung

Über den gesamten Einsatz werden die aktuellen Ausprägungen der einzelnen Eigenschaften aus den Sensordaten bestimmt. Dazu werden Bewegungsgeschwindigkeit, Beschleunigung, Bewegungstrajektorie und -muster, sowie Beinpose mit dem Mensch-Tracking ermittelt. Die Körperhaltung und das Armbewegungsmuster werden über die Posenerkennung bestimmt. Zur Unterscheidung zwischen den Ausprägungen werden geeignete Grenzwerte für alle metrischen Größen definiert. Für die Körperposen werden beispielsweise Winkelgrößen zwischen den Körperteilen und für die Geschwindigkeitszuteilung in *hoch* und *gering* ein Schwellenwert von 0,8 m/s verwendet. Die Muster werden zunächst händisch ausgewertet. Eine maschinelle Auswertung ist zukünftig geplant. In Abbildung 3 sind besonders charakteristische Messdaten für jeden der vier Zustände abgebildet, die nachfolgend interpretiert werden: (3a) Hohe Bewegungsgeschwindigkeit während des Annäherungsvorgangs; (3b) Wechsel von kniender in die aufrechte Position und eine wellenförmige Handbewegung bei der Hitzeprüfung; (3c) Bogenförmiges Bewegungsprofil als Anwendung der Tauchertechnik mit leichtem Defekt im letzten Bogen (die zweite Person verharrt annähernd statisch); (3d) Bergung einer liegenden Person

### 5.2 Zustandsbestimmung

Für die Zustandsbestimmung werden die beschreibenden Eigenschaftsausprägungen (+/-, 0/S/M/W) aus Tabelle 1 in Faktoren  $f_i \in \{-3, 3\}$  übersetzt. Dies kann durch eine zu-



**Abbildung 3** Charakteristische Messdaten der Messreihen in den Zuständen (1)-(4) analog zu Tabelle 1 (von links): Boxplot der Geschwindigkeitsverteilung, Skelettdetektion, Geschwindigkeitsverteilung über Zeit, Pfade der beteiligten Personen

sätzliche Gewichtung erweitert werden. Abschließend werden die Werte summiert und in prozentuale Verteilungen überführt. Dabei werden Gesamtwerte  $F = \sum f_i \leq 0$  als null gewertet (s. Tabelle 2).

**Tabelle 2** Klassifikationswerte (absolut und prozentual) der Zustände abhängig der Messwerte

Messreihe	(1)	(2)	(3)	(4)
(1)	<b>+12 (75%)</b>	-9 (0%)	-12 (0%)	-3 (0%)
(2)	-10 (0%)	<b>+15 (100%)</b>	-1 (0%)	-2 (0%)
(3)	-4 (0%)	-5 (0%)	<b>+13 (100%)</b>	+1 (22%)
(4)	+4 (25%)	-4 (0%)	-4,5 (0%)	<b>+3,5 (78%)</b>

Jede Zustandsänderung wird in einem Log erfasst (s. Tabelle 3). Eine Zustandsänderung ist erfolgt, wenn ein Zustand die Wahrscheinlichkeit von 40% übersteigt oder unterschreitet. Die Zustände im Logbuch werden nach jedem Eintrag mit dem Referenzprozessmodell abgeglichen. Dadurch werden notwendige zukünftige Prozessschritte, die aus der Handlung folgen freigeschaltet. So schaltet beispielsweise die Hitzeprüfung mit anschließender Türöffnung die Raumsuche des neu eröffneten Raumes frei.

**Tabelle 3** Zustandslogbuch (uZ: unbekannter Zustand)

Log	Zustand 1	Zustand 2
12:05:01	75% Annäherung	25% Personenbergung
12:05:14	100% Hitzeprüfung	-
12:05:45	uZ	uZ
12:06:10	100% Raumsuche	-
12:07:30	78% Personenbergung	22% Raumsuche

In dem reduzierten Szenario der Personenbergung werden die Zustände zuverlässig klassifiziert und mögliche zukünftige Prozessschritte freigeschaltet. Es ist anzumerken, dass durch die händische Auswertung keine großen Ungenauigkeiten in die Ausprägungsbestimmung eingebracht werden. Daher ist in der vollautomatischen Klassifikation mit ungenaueren Endwerten zu rechnen. Das Ergebnis zeigt aber eine grundlegende Eignung des Ansatzes zur Bewertung des Einsatzfortschritts in realen Rettungslagen.

## 6 Zusammenfassung und Ausblick

Innerhalb des Beitrags wurde ein System zur Identifizierung des Voranschreitens von Roboter-unterstützten Rettungseinsätzen der Feuerwehr vorgestellt. Dies stellt

eine Voraussetzung für die effiziente Mensch-Roboter-Kollaboration im Feuerwehreinsatz dar. Das vorgestellte System besteht aus den drei Elementen Mensch-Tracking, Zustandsbestimmung und Prozessmining. Innerhalb des Mensch-Tracking werden die Bewegungen der Einsatzkraft kontinuierlich durch eine redundante Sensorfusion aus Kamera-, Laser- und Radardaten aufgezeichnet. Dabei werden Position, Bewegungsrichtung, Bewegungsgeschwindigkeit, Beinpose, Armbewegung und die Körperhaltung erfasst. Innerhalb der Zustandsbestimmung werden mithilfe eines Referenzprozessmodells aus den Sensordaten Prozesszustände probabilistisch abgeleitet. Auf Basis der Zustandsbestimmung wird die Zustandsabfolge in Logs gespeichert. Mittels der Zustandslogs werden Prozessschritte freigeschaltet, die durch Mitglieder des Einsatztrupps (Mensch oder Roboter) ausgeführt werden können. Das System wurde anhand eines selbst durchgeführten Fallbeispiels zur Bergung von Verschütteten aus leicht zugänglichen Stellen validiert. Die erfolgreiche Validierung liefert erste Erkenntnisse über die Eignung. In zukünftigen Schritten erfolgt die komplett automatisierte Zustandsbestimmung, sowie die Erweiterung von unterschiedlichen Einsatzzielen. Dies ist die Grundlage für den Einsatz von autonom-kollaborativ agierenden Rettungsrobotern in dynamischen Abläufen von kritischen Einsatzsituationen.

## 7 Literatur

- [1] Willms, C.; Houy, C.; Rehse, J. R.; Fettke, P.; Kruijff-Korbayova, I.: *Team communication processing and process analytics for supporting robot-assisted emergency response*. In: International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (2019), Würzburg.
- [2] Koj, S.; Fisahn, S.; Garbe, H.: *Echtzeit-Spektralanalyse zur Identifikation von Störquellen in Kraftfahrzeugen*. In: Internationale Fachmesse und Kongress für Elektromagnetische Verträglichkeit, Köln, 2020, S. 223-230.
- [3] Gancet, J.; Motard, E.; Naghsh, A.; Roast, C.; Arancón, M. M.; Marques, L.: *User interfaces for human robot interactions with a swarm of robots in support to firefighters*. In: International Conference on Robotics and Automation (2010), Anchorage, USA.
- [4] Kruijff, G. J. M.; et al.: *Designing, developing, and deploying systems to support human-robot teams in*

- disaster response. In: *Advanced Robotics* (2014), 28, 23, S. 1547-1570.
- [5] Stojanovic, M.; Vlahovic, N.; Stankovic, M.; Stankovic, S.: *Deep Features in Correlation Filters for Thermal Image Tracking*. In: *Symposium on Neural Networks and Applications* (2018), Belgrad, SRB.
- [6] Baek, J.; Hong, S.; Kim, J.; Kim, E.: *Efficient Pedestrian Detection at Nighttime Using a Thermal Camera*. In: *Sensors* (2017), 17, 8, MDPI, Basel, SUI.
- [7] Benli, E.; Motai, Y.; Rogers, J.: *Human Behavior-Based Target Tracking With an Omni-Directional Thermal Camera*. In: *Transactions on Cognitive and Developmental Systems* (2019), 1, 1, IEEE, Piscataway, USA.
- [8] Chamorro, S.; Collier, J.; Grondin, F.: *Neural Network Based Lidar Gesture Recognition for Realtime Robot Teleoperation*. In: *International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics* (2021), New York City, USA.
- [9] Linder, T.; Breuers, S.; Leibe, B.; Arras, K. O.: *On Multi-Modal People Tracking from Mobile Platforms in Very Crowded and Dynamic Environments*. In: *International Conference on Robotics and Automation* (2016), Stockholm, SWE.
- [10] Zhao, P.; et al.: *mID: Tracking and Identifying People with Millimeter Wave Radar*. In: *International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems* (2019), Santorini, GRC.
- [11] Majer, F.; Yan, Z.; Broughton, G.; Ruichek, Y.; Krajnik, T.: *Learning to see through haze: Radar-based Human Detection for Adverse Weather Conditions*. In: *European Conference on Mobile Robots* (2019), Prag, CZE.
- [12] Mandischer, N.; Koop, I.; Granich, A.; Heberling, D.; Corves, B.: *Radar Tracker For Human Legs Based on Geometric and Intensity Features*. In: *European Signal Processing Conference* (2021), Dublin, IRL.
- [13] Ruppel, U.; Wagenknecht, A.: *Improving emergency management by formal dynamic process-modelling*. In: *Conference on Information Technology in Construction* (2007), Maribor, SVN.
- [14] Pulm, B.: *Einsatztaktiken für Führungskräfte*. Kohlhammer Verlag, Stuttgart, 2017.
- [15] Richmann, D.: *Geschäftsprozessmanagement bei der Feuerwehr*. Kohlhammer Verlag, Stuttgart, 2017.
- [16] Institut der Feuerwehr NRW: *Feuerwehr-Dienstvorschrift 100: Führung und Leitung im Einsatz - Führungssystem*. 1999.
- [17] Institut der Feuerwehr NRW: *Feuerwehr-Dienstvorschrift 3: Einheiten im Lösch- und Hilfeleistungseinsatz*. 2008.
- [18] Berrang, A.; Houy, C.; Rehse, J.-R.; Fettke, P.: *Prozessorientierte Schulung von Einsatzkräften für robotergestützte Rettungsmissionen der Feuerwehr*. In: *WI2020 Community Tracks* (2020), S. 153-167.
- [19] Fahland, D.; Woith, H.: *Towards Process Models for Disaster Response*. In: *International Conference on Business Process Management, Business Process Management Workshops* (2008), S. 254-265, Milan, ITA.
- [20] Hofmann, M.; Betke, H.; Sackmann, S.: *Automated Analysis and Adaptation of Disaster Response Processes with Place-Related Restrictions*. In: *Proceedings of the ISCRAM 2015 Conference* (2015), S. 266-276, Kristiansand, NOR.
- [21] Fritsche, P.; Zeise, B.; Hemme, P.; Wagner, B.: *Fusion of radar, LiDAR and thermal information for hazard detection in low visibility environments*. In: *International Symposium on Safety, Security and Rescue Robotics* (2017), Shanghai, CHN.
- [22] Xing, Y.; et al.: *Mobile Robot Multi-sensor Unit for Unsupervised Gas Discrimination in Uncontrolled Environments*. In: *IEEE Sensors* (2017), Glasgow.
- [23] Kruijff-Korbayová, I.; et al.: *TRADR Project: Long-Term Human-Robot Teaming for Robot Assisted Disaster Response*. In: *KI - Künstliche Intelligenz, German Journal on Artificial Intelligence* (2015), 29, 2, S. 193-201.
- [24] Corves, B.; Haschke, T.; Hüsing, M.: *Robots to Re-Construction — The Roadmap to Robotized Asbestos Removal*. now publishers, Boston-Delft, 2021.
- [25] Charaf Eddine, S.; Haschke, T.; Weil, S.; Corves, B.: *Enabling autonomous asbestos removal: Towards automatic unbiased evaluation of estimated maps*. In: *International Conference on Information and Automation* (2017), Macao, CHN.
- [26] Mandischer, N.; Charaf Eddine, S.; Hüsing, M.; Corves, B.: *Radar SLAM for Autonomous Indoor Grinding*. In: *IEEE Radar Conference* (2020), Florenz, ITA.
- [27] Tiemann, J.; Fuhr, O.; Wietfeld, C.: *CELIDON: Supporting First Responders through 3D AOA-based UWB Ad-Hoc Localization*. In: *International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications* (2020), Thessaloniki, GRC.
- [28] Lukezic, A.; Zajc, L. C.; Vojir, T.; Matas, J.; Kristan, M.: *FuCoLoT - A Fully-Correlational Long-Term Tracker*. In: *Computer Vision – ACCV* (2018), Perth, AUS.
- [29] Cimolino, U.; Fuchs, M.; Ridder, A.; Südmersen, J.: *Innenangriff - Moderne Brandbekämpfung in Gebäuden*. ecomed-Storck, Landsberg am Lech, 2018.
- [30] Hidalgo, G. OpenPose Doc - Output <http://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose/blob/master/doc>
- [31] Feuerwehr Lutterberg *Atemschutz-Notfallmanagement*. [http://www.feuerwehr-lutterberg.de/sites/technik/agt\\_notfall.html](http://www.feuerwehr-lutterberg.de/sites/technik/agt_notfall.html)
- [32] van der Aalst, W. M. P.: *Process Mining. Discovery, Conformance and Enhancement of Business Processes*. Springer Verlag, Berlin, 2011.