

Kapitel 1

Einleitung

Manuelle Tätigkeiten sind für bis zu 50 Prozent der Kosten eines Materialflusssystem (MFS) verantwortlich [KLR07]. In den Hochlohnländern Europas ist ihre Effizienz entscheidend für den Erfolg von Logistiknetzwerken und für die Sicherung von Arbeitsplätzen [Brü15, S. 202]. Die zeitliche Erfassung manuell durchgeführter Arbeitsschritte, insbesondere ein Vergleich zwischen den damit verbundenen Handhabungs- und Fortbewegungszeiten, ist Grundvoraussetzung für die zielgerichtete Verbesserung von Strukturen und Prozessen in einem MFS ([DN15, S. 8]; [Cal+17a]; [Fra18, S. 19–20]).

Die gegenwärtige Praxis der Planung, Steuerung und Optimierung von MFS stützt sich meist auf die Erfahrungswerte der Verantwortlichen und nur fallspezifisch einsetzbare Lösungen ([Gud10, S. 869]; [AMW10]; [AT14]). Zeitwirtschaftliche Methoden sind in der Durchführung aufwändig, benötigen geschultes Personal und ermöglichen lediglich die Quantifizierung von Durchschnitts- bzw. Stichprobenwerten ([Kre+10, S. 5]; [DK17]; [BP15]). Modellbasierte Ansätze zur Bestimmung von Zeitanteilen gehen von stark idealisierten Annahmen hinsichtlich der Bewegungsausführung aus.

Human Activity Recognition (HAR) bezeichnet die automatische Klassifikation manueller Tätigkeiten [AAA21, S. 2 ff.]. HAR verarbeitet Eingangsdaten, wie z. B. Videos, Bilder, Beschleunigungswerte körpergetragener Sensoren u. v. m. ([BBS14]; [CJK17]), um Aktivitäten automatisch wiederzuerkennen und zeitlich zu erfassen. In den letzten Jahren gewannen dabei Convolutional Neural Networks (CNN) an Bedeutung ([GBC16, S. 330]; [Rei+19a]).

Menschen führen die gleiche Bewegung nie zweimal auf dieselbe Weise aus, ihr Bewegungsverhalten ist nicht deterministisch. Vielmehr handelt es sich um „Wiederholungen ohne Wiederholung“ [SD11]. Aufgrund der Interklassengleichheit und Intra-Klassenvariabilität ist eine hohe Beobachtungsanzahl zum Trainieren eines Klassifikators notwendig ([BBS14, S. 4 f.]; [OR16]). Die Aufzeichnung und insbesondere die manuelle Annotation von Zeitreihen für die Datensatzerstellung bedingt somit immensen Aufwand [Yor+18].

Bisherige HAR-Arbeiten für industrielle Prozesse basieren auf der Bewegungserfassung mithilfe von Inertial Measurement Units (IMUs). Sie fassen Tätigkeiten wie bspw. *Fortbewegung* oder *Entnahme* jeweils als Aktivitätsklasse auf [Fel18, S. 130]. Die zugrunde liegende Annahme, dass sämtliche Aktivitätsklassen im Vorhinein bekannt sind und sich ihre Anzahl, Definition und Abgrenzung im Nachhinein nicht verändert ([AR17]; [PY10]), ist in Zeiten sich in immer kürzeren Zyklen intelligent an die Gegebenheiten anpassender MFS ([GH10, S. 349–351]; [HK15]) kritisch zu sehen.

Mitarbeiter, die sich durch ein Lager bewegen, tragen dabei ggf. Gegenstände ein- oder beidhändig oder schieben einen Wagen. Sie hantieren mit einem hinsichtlich der Handhabungseigenschaften kaum einzuschränkenden Spektrum von Gegenständen in unterschiedlichen Posen [BL95]. Die Berücksichtigung jeweils neuer Klassen für jede Aktivitätsvariante verkompliziert jedoch die Annotation und verringert die Beispielmenge je Klasse. Eine unmittelbare Assoziation eines Sensormusters zu einer spezifischen Aktivität ist folglich nicht zielführend, um die Vielfältigkeit menschlicher Bewegungen in der Logistik in einem HAR-Verfahren abzubilden.

Im industriellen Umfeld werden bevorzugt IMUs zur Datenaufnahme eingesetzt, da sie auch in anspruchsvollen Umgebungen zuverlässig funktionieren und ihr Einsatz ohne Rückschluss auf Personen möglich ist [Two+18]. Die Annotation von IMU-Aufnahmen durch Menschen ist jedoch nur mit synchronisierten Videoaufnahmen möglich, da Aktivitäten nicht allein aus den Messwerten erkennbar sind. Eine manuelle Annotation ist nicht nur aufwändig, sondern führt auch zu inter- und intrasubjektiv unterschiedlich gesetzten Labels, wie Kreuz- und Wiederholungstests zeigen [Fel18, S. 145].

Neben abweichenden Aktivitätsdefinitionen je logistischem Szenario, d. h. dem betrachteten Ausschnitt eines MFS, sind auch die IMUs je nach Aufnahmemodus unterschiedlich konfiguriert. Bereits annotierte Datensätze lassen sich somit nicht ohne weiteres zusammenführen, um eine sensor- und somit ggf. szenarienübergreifende Anwendbarkeit eines Klassifikators zu erreichen. Bisher existiert kein ganzheitliches Vorgehen zur Erstellung annotierter Datensätze menschlicher Aktivitäten zum Trainieren eines Klassifikators, der in seiner Anwendbarkeit nicht auf spezifische Lagersystem- bzw. Sensorkonfigurationen beschränkt ist.

Dieser Arbeit liegt die Motivation zugrunde, die Potenziale von markerbasiertem Motion Capturing (MMC) und einer attributbasierten Repräsentation menschlicher Aktivitätsklassen für HAR in der Logistik nutzbar zu machen. MMC-Systeme bieten eine sehr hohe Genauigkeit bei der Bewegungserfassung ([Mer+17]; [Eic+16]) und sind die im Vergleich zu markerlosen Systemen ausgereifere Technologie ([Pfi+14]; [CSC14]; [SSS18]). Ihr Einsatz ist zwar nur in kontrollierten Laborumgebungen möglich, jedoch benötigt die Annotation von MMC-Zeitreihen wegen ihrer Visualisierung als Skelettmodell grundsätzlich keine Videoaufnahmen. Die Repräsentation von Klassen

mithilfe semantischer Attribute ermöglicht das Transferlernen menschlicher Aktivitäten [AR17]. In einer Domäne gelernte Merkmale, z. B. die Bewegungen bei der Handhabung einer Verpackungseinheit, werden dabei für eine andere Domäne, d. h. ein anderes MFS mit einer vergleichbaren Aktivität, wiederverwendet. In der Folge ist eine Aufwandsverringerung der Datensatzerstellung bei der Berücksichtigung weiterer MFS zu erwarten. Bisher ist der Ansatz der attributbasierten Repräsentation nicht hinsichtlich menschlicher Tätigkeiten in der Industrie bzw. in der Logistik erprobt worden [Rei+19a].

Diese Arbeit verfolgt **drei Forschungsziele**:

Erstes Ziel ist die szenarienübergreifende Nutzbarmachung annotierter Daten, um eine jeweils fallspezifische Erhebung zu vermeiden. Zu diesem Zweck sind die Aktivitätsklassen manueller Aktivitäten mit semantischen Attributen zu beschreiben. Dadurch wird eine szenarienspezifische Adaption der Aktivitätsdefinitionen durch Anpassung der ihnen jeweils zugeordneten Attribute ermöglicht.

Ein szenarienübergreifend anwendbarer Klassifikator benötigt zum Training ein breites Spektrum von Personen und Bewegungsmustern. Das **zweite Ziel** ist die Generierung des entsprechenden Datensatzes zum Training auf Zeitreihen eines MMC in einer kontrollierten Laborumgebung. Dies verfolgt den Zweck einer semiautomatischen Annotation zur Aufwandsminimierung. Von einem Referenz-Klassifikator vergebene Labels werden dabei von Menschen validiert. Die manuelle Annotation entfällt. Die Synchronisierung der MMC-Zeitreihen mit in MFS praktisch einsetzbaren Sensoren wie z. B. IMUs ermöglicht das gleichzeitige Labeln ihrer Zeitreihen.

Bisher ist nicht erforscht, ob ein Referenz-Klassifikator die Erstellung eines annotierten IMU-Datensatzes ermöglicht, auf dem ein Klassifikator trainiert werden kann, der eine vergleichbare Erkennungsleistung in realen Systemen erbringt wie Ansätze ohne Referenz. Somit ist das **abschließende Ziel**, den IMU-Klassifikator, der auf Daten aus einer Laborumgebung trainiert wird, in einer realen Umgebung zu testen und somit zu zeigen, dass die Bewegungsaufnahmen hinreichend realitätsnah sind.

Die Erreichung der oben genannten Forschungsziele geht mit der Beantwortung folgender Forschungsfragen (FF) einher:

- FF 1* Auf welche Weise werden Aktivitätsklassen in der Logistik durch Attribute repräsentiert, um sie szenarienübergreifend zu beschreiben?
- FF 2* Wie wird ein Datensatz realitätsnaher Aufnahmen manueller Logistiktätigkeiten in einer Laborumgebung erstellt?
- FF 3* Welchen Einfluss hat die Zuhilfenahme einer MMC-Referenz auf die Datensatzerstellung und die Leistung eines auf IMU-Zeitreihen arbeitenden Klassifikators zur Anwendung in Realsystemen?

Zusammenfassend ist ein Verfahren zur Erstellung eines MMC-Datensatzes zu entwickeln, das menschliche Aktivitäten in der Logistik mithilfe semanti-

scher Attribute adaptiv beschreibt, realitätsnahe Bewegungsmuster beinhaltet und die automatische Annotation anderer Datenquellen, im Rahmen dieser Arbeit von IMUs, zulässt. In dieser Vision sind Datenaufnahmen nicht mehr in jedem betrachteten MFS notwendig. Sie beschränken sich auf diejenigen Bewegungsmuster, welche die Referenz noch nicht beinhaltet. Zentraler wissenschaftlicher Beitrag dieser Arbeit ist somit die Entwicklung eines Verfahrens zur attributbasierten Erkennung menschlicher Aktivitäten in industriellen Prozessen am Beispiel der Logistik, abgekürzt AtHARL.

Das Vorgehen der Arbeit gliedert sich im Anschluss an eine einführende Erläuterung der terminologischen und technologischen Grundlagen in drei Teile, siehe Abbildung 1.1. Eine Literaturrecherche hält die Anforderungen an AtHARL der bisherigen Forschungsarbeit entgegen, um die Forschungslücke abzuleiten. Der eigene Lösungsentwurf besteht zum einen aus einem dreistufigen Verfahren, das sich aus der formalen Beschreibung menschlicher Aktivitäten mithilfe semantischer Attribute, der Erstellung des MMC-Referenzdatensatzes sowie der Zeitreihenklassifikation zur semi-automatischen Annotation zusammensetzt. Zum anderen wird ein Bewertungsrahmen für das Verfahren aus der Forschungslücke abgeleitet, d. h. die zu evaluierenden Kriterien werden bestimmt. Durch die Anwendung des Verfahrens auf logistische Szenarien der industriellen Praxis findet eine kriteriengeleitete und praxisrelevante Bewertung des Verfahrens statt, die eine empirisch fundierte Reflexion ermöglicht.

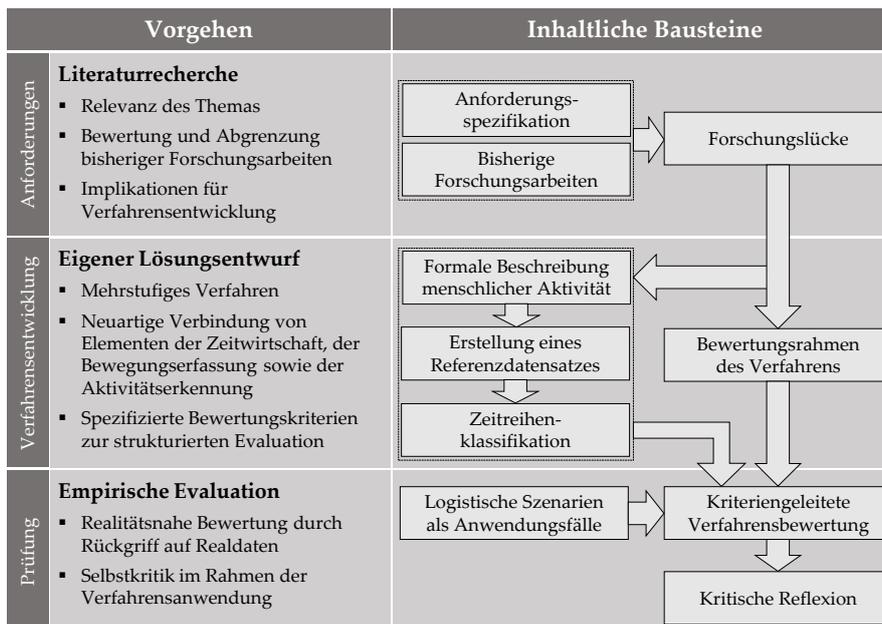


Abb. 1.1 Vorgehen und inhaltliche Struktur der Forschungsarbeit