



Roboter-Patient zum Trainieren von sicheren
Interaktionen mit kritisch Kranken

Von der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg – Fakultät für Medizin und
Gesundheitswissenschaften – zur Erlangung des Grades eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

genehmigte Dissertation

von Herrn Jan Hendrik Röhl

geboren am 11. November 1989 in Reinbek

Gutachter:

Prof. Dr.-Ing. Andreas Hein

Zweitgutachterin:

Prof. Dr.-Ing. Vanessa Cobus

Tag der Disputation: 19.09.2025

Danksagung

Mein Betreuer, Herr Prof. Dr.-Ing. Andreas Hein von der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg, stand mir in den vergangenen Jahren stets mit Rat und Tat zur Seite und führte mit mir zahlreiche fachliche Diskussionen, ohne die diese Dissertation in dieser Form nicht zustande gekommen wäre. Für alle Möglichkeiten, Motivation und Unterstützung gilt mein besonderer Dank.

Ebenso möchte ich mich bei Prof. Dr.-Ing. Vanessa Cobus von der Jade Hochschule dafür bedanken, dass sie sich die Zeit genommen und als Zweitgutachterin fungiert hat.

Des Weiteren möchte ich mich bei Dr.-Ing. Sandra Hellmers und Prof. Dr. med. Ulf Günther für Ihr Engagement und Ihre Zeit bedanken, meine Prüfungskommission zu vervollständigen.

Zusätzlich möchte ich mich bei Prof. Dr. med. Ulf Günther für die Beratung in medizinischer Hinsicht und seine Begeisterung für mein Dissertationsthema bedanken, dies war ein steter Antrieb und Motivation.

Des Weiteren möchte ich mich bei meinen Kolleg:innen der Abteilung Assistenzsysteme und Medizintechnik und dem OFFIS e.V. für ihr stets offenes Ohr und die zahlreichen Hilfestellungen bedanken. Hierbei möchte ich insbesondere meine Bürokolleg:innen Linda Bergmann und Steffen Busse hervorheben, mit denen ein kontinuierlicher fachlicher aber auch persönlicher Austausch stattfand.

Nicht zu vergessen sind natürlich meine Eltern, die mich immer unterstützt haben und dabei nie Ihren Glauben an mich verloren haben.

Ein ganz besonderer Dank gilt meiner Partnerin Johanne, die mich all die Jahre über die Stationen in ganz Deutschland durch alle Höhen und Tiefen begleitet hat. Ohne Sie wäre ich heute nicht der, der ich heute bin. Danke!

Kurzfassung

Für das Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken gibt es bisher die Möglichkeit, mit Schauspielpatient:innen oder direkt mit kritisch Kranken unter Anleitung von Fachpersonen zu trainieren. Diese Möglichkeiten stehen ausschließlich medizinischem Personal in der Aus- und Weiterbildung zur Verfügung, jedoch nicht dem sozialen Umfeld (insbesondere den Angehörigen) von kritisch Kranken.

Aufgrund der weltweit steigenden Lebenserwartung und des damit einhergehenden steigenden Risikos von Pflegebedürftigkeit oder kritischen Erkrankungen steigt die Relevanz von zeitlich flexiblen, standardisierten und wiederholbaren Trainingsmöglichkeiten. Hierfür eignen sich insbesondere robotische Systeme wie Roboter-Patient:innen.

Die Nutzung von Roboter-Patient:innen für die Aus- und Weiterbildung, insbesondere in der Zahnmedizinischen sowie psychiatrischen Aus- und Weiterbildung, wurde bereits in einigen Studien untersucht. Hierbei stellte sich insbesondere heraus, dass Lerneffekte mit innovativen Systemen wie Roboter-Patient:innen zu einem höheren und langfristigeren Wissenstransfer führen als mit Methoden wie Vorlesungen. Die bisher eingesetzten Roboter-Patient:innen dürfen zum Teil nicht berührt werden und verwenden manuell definierte Bewegungs- und Verhaltensmuster, die von den Autoren selbst zum Teil als unrealistisch beschrieben werden. Als alternative Methoden zu Vorlesungen in der Aus- und Weiterbildung wurden auch Schauspielpatient:innen oder bettseitiges Training mit realen kritisch Kranken genutzt. Schauspielpatient:innen sind rar, bettseitiges Training ist stark vom Patientenaufkommen abhängig und beide Methoden werden in der Literatur hinsichtlich der Vergleichbarkeit unterschiedlicher Trainingsdurchläufe kritisiert.

Für ein zeitlich flexibles, standardisiertes und wiederholbares Training zur sicheren Interaktion mit kritisch Kranken wurde in dieser Arbeit eine androide Roboter-Patientin entwickelt, die in der Lage ist, sensorisch erfasste individuelle und bzw. oder krankheitsspezifische Bewegungs- und Verhaltensmuster zu replizieren.

Dazu wurden Studien zur Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster vorgestellt, in denen beispielsweise ein eigens entwickeltes Multi-Sensor-Monitoring-System zur automatisierten Erfassung komplexer Interaktionen eingesetzt wurde. Bei der Entwicklung der androiden Roboter-Patientin wurden die Anforderungen an Gelenkwinkel und -geschwindigkeiten aus der Literatur abgeleitet. Anschließend wurden individuelle bzw. krankheitsspezifische Bewegungs- und Verhaltensmuster exemplarisch anhand einer komplexen Interaktion (Kopfbewegung) und Armbewegungen von einer Schauspielpatientin repliziert und sowohl technisch als auch subjektiv evaluiert. Anschließend wurde die in dieser Arbeit entwickelte androide Roboter-Patientin für ein klinisches Assessment-Training eingesetzt und mit der Darstellung einer Schauspielpatientin verglichen.

Bei der Erfassung von Interaktionen konnte ein potentiell komplexes Reiz-Reaktions-Schema (mit einer Geste und einem Schallpegel als Reiz) erfasst werden. Dabei wurde eine Kopfbewegung

eines kritisch Kranken mit einer individuellen Amplitude von 2,19 cm und einer Frequenz von 2,61 Hz erfasst. Unter anderem konnte das bereits erwähnte potentielle komplexe Reiz-Reaktions-Schema mit der androiden Roboter-Patientin repliziert werden.

In einer weiteren Studie wurde die Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmustern von den teilnehmenden Personen hinsichtlich des Anthropomorphismus (menschliche Eigenschaften von nichtmenschlichen Wesen) vergleichbar mit der Darstellung einer Schauspielpatientin von den teilnehmenden Personen wahrgenommen. Zusätzlich eignete sich die androide Roboter-Patientin für die Interaktion mit teilnehmenden Personen mit und ohne medizinischen Hintergrund.

Im Rahmen eines klinischen Assessment-Trainings mit der androiden Roboter-Patientin gaben die Teilnehmenden mit 6,0 von 6,0 Punkten an, dass sie sich vorstellen könnten, erneut mit der androiden Roboter-Patientin zu trainieren. Darüber hinaus konnten sie sich eher vorstellen, die erlernten klinischen Assessments in einem Training erneut anzuwenden als eine Gruppe, die nur mit einer Schauspielpatientin trainiert hatte.

Die in dieser Arbeit entwickelte androide Roboter-Patientin wird nicht nur für medizinisches Personal, sondern auch für das soziale Umfeld von kritisch Kranken nutzbar sein. Somit wird der Einsatz nicht nur im Kontext der medizinischen Aus- und Weiterbildung von Bedeutung sein, sondern zusätzlich zu sichereren Interaktionen des sozialen Umfeldes mit kritisch Kranken beitragen.

Abstract

Currently, training in the safe interaction with critically ill patients can be done with simulated patients, standardized patients or directly with critically ill patients. These options are only available to medical personnel in training and not to the social environment of critically ill patients.

Due to increasing life expectancy worldwide and the associated increased risk of needing care or suffering from a critical illness, the importance of flexible, standardized and repeatable training options is growing. Robotic systems, such as robot-patients, are particularly well suited for this purpose.

The use of robot-patients in education and training, especially in dental and psychiatric education and training, has been investigated in several studies. In particular, it has been found that learning effects with innovative systems such as robot-patients lead to a higher and longer-term transfer of knowledge than with methods such as lectures. Some of the robot-patients used to date cannot be touched and use manually defined movement and behavior patterns, some of which the authors themselves describe as unrealistic. Simulated patients or bedside training with critically ill patients have also been used as alternatives to lectures in education and training. Simulated patients are rare and have been criticized in the literature regarding the comparability of different training sessions. Bedside training is highly dependent on the number of suitable patients.

To provide flexible, standardized, and repeatable training for safe interaction with critically ill patients, an android robot-patient was developed in this thesis that was able to replicate sensory recorded individual and/ or disease-specific movement and behavioral patterns.

For this purpose, studies on the recording of individual and/ or disease-specific movement and behavior patterns were presented, e.g. using a specially developed multi-sensor monitoring system to record complex interactions. For the development of the android robot-patient, the requirements for joint angles and speeds were derived from the literature. Using a complex interaction (head movement) and arm movements of a critically ill patient and a simulated patient as an example, individual or disease-specific movement and behavior patterns were replicated and evaluated both technically and subjectively. Subsequently, the developed android robot-patient was used for clinical assessment training and compared with the performance of a simulated patient.

During the recording of interactions, a potential complex stimulus-response scheme (with a gesture and a sound level as stimulus) was recorded. A head movement of a critically ill patient was recorded with an individual amplitude of 2.19 cm and a frequency of 2.61 Hz. Among other, the potential complex stimulus-response scheme described above could be replicated with the android robot-patient.

In an additional study, the replication of individual and/or disease-specific movement and behavior patterns was perceived by participants as comparable to a simulated patient in terms of anthropomorphism (human characteristics of non-humans). In addition, the android robot-patient was suitable for interaction with participants with and without a medical background.

As part of a clinical assessment training with the android robot-patient, the participants indicated with 6.0 out of 6.0 points that they could imagine training with the android robot-patient again. In addition, they were more likely to apply the clinical assessments they had learned again in a training session than a group that had only trained with a simulated patient.

The android robot-patient developed in this thesis will be usable not only for medical staff, but also for the social environment of critically ill patients. Its use will therefore not only be important in the context of medical education and training, but will also contribute to safer interactions between the social environment and critically ill patients.

Abkürzungsverzeichnis

AAC	„Augmented and Alternative Communication“
API	„Application Programming Interface“
ARP	androide Roboter-Patient:innen
ASR	„Automatic Speech Recognition“
ATI	„Affinity for Technology Interaction“
AR	„Augmented Reality“
ikBuV	individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster
CAM-ICU	„Confusion Assessment Method for the Intensive Care Unit“
CAN-Bus	„Controller Area Network Bus“
CEC	„Clarity Enhancement Challenge“
CPC	„Clarity Prediction Challenge“
DC-Antrieb	Gleichstromantrieb
DoF	„Degree of Freedom“
EKG	Elektrokardiogramm
G-ARP	Gruppe androide Roboter-Patientin
G-SP	Gruppe Schauspielpatient:in
HRP	humanioide Roboter-Patient:innen
ISE	„Integral Square Error“
KV2	Kinect für Windows v2
Roboterarm	KUKA LBR iiwa 7 R800
K-SDK	Kinect für Windows SDK 2.0
K4A	Azure Kinect DK
LED	Leuchtdiode
MSE	„Mean Squared Error“
MONI	Multi-Sensor-Monitoring-System
MK4A	Multi-Kinect-System
MW-R	„Multiway Registration“
OSCE	„Objective Structured Clinical Examination“

PID	„Proportional–Integral–Derivative“
RIR	„Room Impulse Response“
RoI	„Region of Interest“
RoMo-A	Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus
RoMo-T	Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus
ROS	„Robot Operating System“
SBC	Single-Board-Computer
SNR	„Signal to Noise Ratio“
SP	Schauspielpatient:in
TP	teilnehmenden Personen
ToF	„Time of Flight“
VR	„Virtuell Reality“
WER	„Word Error Rate“
WIP	„Word Information Preserved“

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	V
Abstract	VII
Abkürzungsverzeichnis	IX
1 Einleitung	1
2 Motivation und Hintergrund	3
2.1 Demographischer Wandel	3
2.1.1 Die Welt wird älter	3
2.1.2 Fachkräftemangel	4
2.2 Medizinischer Hintergrund	4
2.2.1 Künstliche Beatmung	5
2.2.2 Delirium	6
2.2.3 Hörverlust	6
2.3 Training sozialer Interaktionen mit kritisch Kranken	7
2.3.1 Schauspielpatient:innen	7
2.3.2 Training klinischer Assessments	8
2.3.3 Training sozialer Interaktionen	8
2.4 Fazit	9
3 Stand der Forschung	11
3.1 Verhalten	11
3.2 Terminologie zur Beschreibung des Verhaltens von Schauspielpatient:innen und Roboter-Patient:innen	15
3.3 Trainingspuppen	15
3.4 Technikgestützte Lehr- und Lernsysteme	17
3.5 Roboter-Patient:innen	18
3.6 Monitoring-Systeme	24
3.7 Erfassung von Bewegungs- und Verhaltensmustern	26
3.8 Kritik am Stand der Forschung	27
4 Eigener Ansatz	31
4.1 Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	32

4.2	Androide Roboter-Patientin	33
4.3	Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	33
4.4	Nutzung der androiden Roboter-Patientin	34
5	Realisierung	35
5.1	Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	35
5.1.1	Multi-Sensor-Monitoring-System zur Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	36
5.1.2	Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster mit Body-Tracking-Algorithmen	48
5.2	Androide Roboter-Patientin	49
5.2.1	Hardware	52
5.2.2	Menschliche Eingabemuster	60
5.2.3	Robotische Bewegungssequenzen	63
5.2.4	Interaktionsmodus	64
5.2.5	Szenariomodus	64
5.3	Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	65
5.3.1	Replikation einer Interaktion	66
5.3.2	Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	67
5.3.3	Hörverlust	69
5.4	Nutzung der androiden Roboter-Patientin	75
5.4.1	Kontinuierlich reproduzierbare Fähigkeiten	76
5.4.2	Nonverbale Kommunikationsfähigkeiten	79
6	Evaluation und Diskussion	81
6.1	Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	81
6.1.1	Multi-Sensor-Monitoring-System zur Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	81
6.1.2	Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster mit Body-Tracking-Algorithmen	89
6.1.3	Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster während eines klinischen Assessments	92
6.1.4	Evaluationserkenntnisse	96
6.2	Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster mit robotischen Systemen	97
6.2.1	Replikation einer Interaktion	97
6.2.2	Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster	99
6.2.3	Hörverlust	106

6.2.4	Evaluationserkenntnisse	114
6.3	Nutzung der androiden Roboter-Patientin	114
6.3.1	Studiendesign	114
6.3.2	Charakterisierung der teilnehmenden Personen	117
6.3.3	Subjektive Evaluation	117
6.3.4	Evaluationserkenntnisse	120
7	Zusammenfassung, Limitationen und Ausblick	121
7.1	Zusammenfassung	121
7.2	Limitationen	123
7.3	Ausblick	124

1. Einleitung

Mit der steigenden Lebenserwartung der Weltbevölkerung und dem damit verbundenen erhöhten Risiko altersbedingter oder lebensbedrohlicher bzw. kritischer Erkrankungen steigt die Relevanz der medizinischen Versorgung [1, 2, 3, 4, 5]. Bei der Gewährleistung der medizinischen Versorgung von Patient:innen haben alltägliche sichere Interaktionen oder klinische Assessments einen großen und wichtigen Anteil [6]. Dies gilt sowohl für die häusliche als auch für die stationäre medizinische Versorgung. Für die Aufrechterhaltung einer adäquaten medizinischen Versorgung mit sicheren Interaktionen spielt die Aus- und Weiterbildung des (ggf. zukünftigen) medizinischen Personals (Pfleger:innen, Ärzt:innen etc.) sowie des sozialen Umfelds (z. B. betroffene Angehörige) eine entscheidende Rolle [7, 8]. Bekanntlich besteht bereits heute ein Mangel an medizinischem Personal [8]. Dieser Fachkräftemangel betrifft nicht nur die alltägliche medizinische Versorgung, sondern auch die Aus- und Weiterbildung von (ggf. zukünftigem) medizinischem Personal. Einige Ausbildungsmethoden sind besonders personalintensiv oder vom Patientenaufkommen abhängig, wodurch zusätzliche Hürden zu überwinden sind [9].

Es gilt daher, entsprechende Konzepte für langfristige Lösungen zu entwickeln, die den angesprochenen Engpass seitens der medizinischen Versorgung für die zukünftige Aus- und Weiterbildung zeitlich flexibel, standardisiert und wiederholbar gestalten. Diese Arbeit konzentriert sich auf einen technischen Lösungsansatz. Dabei werden bereits vorhandene Konzepte und Methoden erweitert, die die Aus- und Weiterbildung zeitlich flexibel, standardisiert und wiederholbar gestalten und zusätzlich unabhängig vom Patientenaufkommen sind, aber dennoch individuelle und bzw. oder krankheitsspezifische Bewegungs- und Verhaltensmuster von Patient:innen nutzen. Im Folgenden wird daher zunächst auf die Motivation und den Hintergrund eingegangen. Anschließend wird der Stand der Forschung dargestellt. Aus der Kritik am Stand der Forschung wird ein eigener Ansatz abgeleitet. Der eigene Ansatz wird im weiteren Verlauf der Arbeit zunächst realisiert und anschließend erfolgt eine Evaluation und Diskussion der Ergebnisse. Zum Abschluss der Arbeit werden die wichtigsten Erkenntnisse zusammengefasst und ein Ausblick auf zukünftige Arbeiten gegeben.

2. Motivation und Hintergrund

In diesem Abschnitt der Arbeit werden die Motivation und die Hintergründe dargestellt, die zum Thema Roboter-Patient:innen zum Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken geführt haben. Dabei wird zunächst auf den demographischen Wandel und den weit verbreiteten Fachkräftemangel eingegangen und deren Auswirkungen auf die medizinische Versorgung beschrieben (siehe Abschnitt 2.1). Anschließend wird der medizinische Hintergrund und die Definition von kritisch Kranken, auf die im Verlauf der Arbeit besonders eingegangen wird, beschrieben (siehe Abschnitt 2.2). Des Weiteren wird auf den Hörverlust und deren Verbreitung in der Bevölkerung eingegangen und somit die Relevanz für die Betrachtung aufgezeigt. Danach wird auf das heutige Training der sozialen Interaktion mit kritisch Kranken eingegangen und beschrieben, was Schauspielpatient:innen sind und wie klinische Assessments und soziale Interaktionen trainiert werden (siehe Abschnitt 2.3).

2.1 Demographischer Wandel

Der demographische Wandel bietet Herausforderungen und Chancen, die im Folgenden anhand der alternden Weltbevölkerung und den Auswirkungen des Fachkräftemangels beschrieben werden.

2.1.1 Die Welt wird älter

Die Lebenserwartung der Menschen steigt in den meisten Regionen der Welt an, wodurch, trotz sinkender Geburtenraten, die Weltbevölkerung wächst [1, 2]. Die demographische Entwicklung hin zu einer immer älter werdenden Bevölkerung erfordert eine stärkere Beachtung der medizinischen Versorgung, denn Altern ist mit chronischen Erkrankungen wie Diabetes mellitus oder Demenz, aber auch mit schwersten akuten Erkrankungen wie Darmkrebs und Delirium (bei Aufenthalt in Intensivstationen) assoziiert [3, 4]. Entsprechend der altersassoziierten Erkrankungen muss die Versorgung an die Bedürfnisse einer alternden Gesellschaft angepasst werden, denn der Anteil der Bevölkerung über 65 Jahre lag in Europa im Jahr 2001 bei 15,8 % und im Jahr 2020 bereits bei 20,6 % [10]. Dies wird auch am Beispiel Dänemarks deutlich. Bis zum Jahr 2050 wird erwartet, dass die dänische Bevölkerung im Alter von 70 Jahren und älter 56,2 % (Stand 2013: 37,5 %) der Krankenhaustage verursacht [11]. Zudem wird erwartet, dass die Krankenhaustage in Dänemark zwischen 2013 und 2050 um 42 % zunehmen werden [11]. Gleichzeitig hat der Alterungsprozess einen direkten Einfluss auf altersbedingte Krankheiten, wodurch die Wahrscheinlichkeit, im Alter zu erkranken, steigt [12, 13]. In der Europäischen Union (EU) wird damit gerechnet, dass die Zahl der Patient:innen mit langfristiger Pflegebedürftigkeit von 2020 bis 2070 um neun Millionen steigen wird (Stand 2020: 19,7 Millionen; Prognose für 2070: 28,7 Millionen), was einem Zuwachs von ca. 45,7 % entspricht [5].¹

¹Dies gilt für die folgenden Länder: Österreich, Belgien, Tschechische Republik, Deutschland, Dänemark, Estland, Spanien, Frankreich, Griechenland, Kroatien, Ungarn, Irland, Italien, Luxemburg, Niederlande, Polen, Portugal, Schwe-

Der demographische Wandel mit einer steigenden Zahl älterer und pflegebedürftiger Patient:innen führt zu einer zunehmenden Bedeutung der häuslichen Pflege und des Verständnisses für das Umfeld der Patient:innen, ihrer Angehörigen und der Pflegekräfte.

2.1.2 Fachkräftemangel

In Deutschland und Europa ist der Fachkräftemangel (Stand 2022) größer als in den letzten beiden Jahrzehnten [14]. Im Juli 2022 waren 49,7 % der Unternehmen in Deutschland vom Fachkräftemangel betroffen [14].

Wenn Patient:innen eine medizinische Versorgung benötigen, stehen sie weltweit vor Herausforderungen [7]. Trotz des allgemein bekannten Fachkräftemangels muss die Versorgung von Patient:innen gewährleistet und an die Bedürfnisse der Patient:innen angepasst werden [8]. Dafür muss ausreichend medizinisches Personal zur Verfügung stehen, nicht nur für die tägliche Versorgung, sondern auch für die Aus- und Weiterbildung [9]. Zusätzlich muss eine Überlastung von Ärzt:innen sowie informellen und formellen Pflegekräften vermieden werden, da eine Überlastung mit der Patientensicherheit assoziiert ist [15]. Der Fachkräftemangel macht sich insbesondere bei den Pflegekräften bemerkbar, da allein in Deutschland bis 2049 mindestens 280.000 zusätzliche Pflegekräfte benötigt werden [16].

2.2 Medizinischer Hintergrund

Es gibt eine Vielzahl von Patient:innen, die in ärztlicher Behandlung sind und/ oder chronisch oder sogar kritisch krank sind. In dieser Arbeit liegt der Fokus aus medizinischer Sicht auf den kritisch Kranken. Für den Begriff kritisch krank gibt es keine einheitliche Definition [17]. Es ist jedoch offensichtlich, dass hier Patient:innen gemeint sind, die sich in einem lebensbedrohlichen Zustand befinden und/ oder eine intensive medizinische Versorgung benötigen, um zu überleben. Grundsätzlich lassen sich diese kritisch Kranken in die folgenden Kategorien einteilen, die zunächst genannt und im Folgenden beschrieben werden [17].

Hohes Risiko von bevorstehendem Tod: Diese kritisch Kranken haben (möglicherweise plötzlich auftretende) Krankheiten oder sind in Zuständen, die potenziell kurzfristig zum Tod führen können. In diese Kategorie können Verschlechterungen des Zustand kritisch Kranker, die mit hoher Wahrscheinlichkeit lebensbedrohlich sind, oder eine akute lebensbedrohliche Verletzung oder Erkrankung eingeordnet werden [17].

Funktionsstörung lebenswichtiger Organe: Darunter ist zu verstehen, dass mindestens ein, jedoch oft mehrere Organe oder Organsysteme versagen oder zu versagen drohen. Darüber hinaus können auch respiratorische Insuffizienz oder Bewusstseinsstörungen oder Störungen der Vitalparameter dieser Kategorie zugeordnet werden [17].

Behandlung, um den Tod zu vermeiden: In dieser Kategorie kann eine sofortige Behandlung erforderlich sein, um den Tod kritisch Kranker zu verhindern. Außerdem kann die Notwendigkeit einer Organunterstützung bestehen. Darüber hinaus kann im weiteren Verlauf der Behandlung ein Bedarf an Intensivpflege oder Spezialpflege erforderlich sein [17].

Potenzial für Reversibilität: Behandelbare, lebensbedrohliche, reversible (oder potenziell reversible) Erkrankungen oder Organversagen fallen in diese Kategorie [17].

Diese Arbeit konzentriert sich auf die sichere Interaktion mit kritisch Kranken unabhängig von der exakten Kategorie. Dabei wird sich auf künstlich beatmete kritisch Kranke mit und ohne Delirium beschränkt, was im Folgenden beschrieben wird.

2.2.1 Künstliche Beatmung

Die künstliche Beatmung von kritisch Kranken kann erhebliche Auswirkungen auf die alltägliche Kommunikation der Grundbedürfnisse mit dem sozialen Umfeld des kritisch Kranken haben. Im Jahr 2005 wurden bereits 6,6 von 100.000 Menschen in Europa zu Hause künstlich beatmet [18].

Unter Berücksichtigung des Zugangsweges für die Atemluft kann die künstliche Beatmung kritisch Kranker in nicht-invasive und invasive Beatmung unterteilt werden [19]. Für die nicht-invasive Beatmung stehen verschiedene Hilfsmittel (sogenannte Interfaces) zur Verfügung (Vollgesichts-, Mund- und Nasenmasken oder Beatmungshelme), bei deren Anwendung eine verbale Kommunikation seitens des kritisch Kranken möglich bleibt [20]. Im Gegensatz dazu erfolgt die invasive Beatmung über einen Endotrachealtubus oder eine Trachealkanüle [19]. Ein Endotrachealtubus wird durch den Mund in die Luftröhre eingeführt und mit einem Cuff (aufblasbare Manschette aus Kunststoff) abgedichtet, so dass keine Luft an dem Endotrachealtubus vorbeiströmen kann. Eine Trachealkanüle wird über einen Luftröhrenschnitt (Tracheotomie) in die Luftröhre eingeführt und mit einem Cuff abgedichtet, so dass die oberen Atemwege umgangen werden [21]. Mit einem Kanülenhalteband (auch Fixationsband, Trageband) werden sowohl ein Endotrachealtubus als auch eine Trachealkanüle am kritisch Kranken fixiert. Im Vergleich zur nicht-invasiven Beatmung wird die invasive Beatmung in der Intensivmedizin wesentlich häufiger eingesetzt [22]. Der Endotrachealtubus wird bei 89,0 %, die Nasenmaske bei 4,1 %, die Gesichtsmaske bei 4,9 % und die Trachealkanüle bei 2,0 % der beatmeten kritisch Kranken eingesetzt [23]. Der Einsatz der verschiedenen Interfaces ist individuell auf die Patient:innen bzw. die therapeutische Intention abzustimmen [22]. Ein großer Vorteil der nicht-invasiven Beatmung ist, dass der kritisch Kranke weiterhin an einer verbalen Kommunikation teilnehmen kann [22]. Bei invasiver Beatmung ist die Kommunikation jedoch erschwert [22].

Schwierigkeiten in der Kommunikation zwischen nonverbalen beatmeten kritisch Kranken und Pflegekräften wurden bereits von Happ et al. beschrieben [24]. In dieser Studie benutzten die nonverbalen beatmeten kritisch Kranken hauptsächlich Gesten (nonverbale Kommunikation), z. B. Ja-/Nein-Gesten (Kopfschütteln, -nicken), Händedruck oder weitere Gesten (beispielsweise Armbewegungen), aber wenig oder gar keine alternativen Kommunikationsmethoden. Ihre Ergebnisse zeigten, dass 73,7 % der Kommunikationsversuche zwischen erfahrenen Pflegekräften und nonverbalen beatmeten kritisch Kranken erfolgreich waren. Erfolgreiche Kommunikation bedeutete in diesem Fall, dass die Nachricht vom Empfänger empfangen und verstanden wurde. Die Kommunikation scheiterte jedoch, wenn der kritisch Kranke die Hilfe der Pflegekräfte benötigte, diese aber nicht erhielt. Die Pflegekräfte, die an dieser Studie teilnahmen, hatten durchschnittlich 11,3 Jahre Berufserfahrung in der Intensivpflege und waren weder in Unterstützter Kommunikation noch in alternativen Kommunikationsmethoden geschult. Zusätzlich werden kritisch Kranke seltener seitens des medizinischen Personals in verbale Kommunikationen und Interaktionen als verbal ansprechbare kritisch Kranke einbezogen [25].

2.2.2 Delirium

Die Häufigkeit von Delirium bei Älteren (65 Jahre und älter), die in der Gesellschaft leben, ist grundsätzlich eher gering (ein bis zwei %) [26]. Jedoch steigt mit dem Alter die Häufigkeit von Delirium an und erreicht bei Älteren (85 Jahren und älter), die in der Gesellschaft leben, bereits eine Häufigkeit von 14 % [26]. Dies steigt unter anderem in Langzeitpflegeeinrichtungen [27]. Hier ist die Häufigkeit von Delirium insbesondere bei Pflegebedürftigen mit kognitiven Einschränkungen bereits bei 33,3 % vorzufinden [27]. Ähnliches trifft auf ältere kritisch Kranke (65 Jahre und älter) nach einer Herzoperation zu [28]. Beispielsweise wurde in einer Studie ermittelt, dass 31 % der kritisch Kranken ein postoperatives Delirium nach einer Herzoperation entwickelten [28]. In einer weiteren Studie trat Delirium bei 64 % der beatmeten kritisch Kranken auf einer Intensivstation auf [29].

Das Delirium ist eine schwere neurokognitive Störung, die als Folge einer medizinischen Erkrankung oder einer medikamenteninduzierten psychotischen Störung auftreten kann [30, 31]. Bei mindestens einem Drittel der kritisch Kranken, die auf der Intensivstation künstlich beatmet werden, tritt ein Delirium auf [32, 33, 34]. Es gibt drei wesentliche Subtypen des Deliriums: Das hyperaktive, das hypoaktive und das „gemischte“ (das sowohl Merkmale des hyperaktiven als auch des hypoaktiven Deliriums aufweisen kann) Delirium [35]. Die Ausprägung der Symptome des hypoaktiven Deliriums reicht von einer kaum merklichen Verlangsamung der Bewegungen (leichtes hypoaktives Delirium) bis hin zu unnatürlicher Sprache und Bewegung (schweres hypoaktives Delirium) [36]. Im Gegensatz dazu reichen die Symptome des hyperaktiven Deliriums von minimaler Unruhe bis hin zu ständiger Bewegung, die ein ärztliches Gespräch unmöglich macht [36]. Bei dem gemischten Subtyp von Delirium können sich das hypo- und hyperaktive Delirium abwechseln [36].

Das Erkennen eines Deliriums ist wichtig, da es mit einer verlängerten Verweildauer auf der Intensivstation und im Krankenhaus, einer langfristigen kognitiven Beeinträchtigung und einer erhöhten Mortalität assoziiert ist [34, 37, 38, 39]. Insbesondere das Auftreten von Delirium im Zusammenhang mit schweren Erkrankungen scheint mit einer erhöhten Mortalität assoziiert zu sein [32]. Für die Diagnose von Delirium gibt es etablierte Assessments, deren Anwendung jedoch an Herausforderungen wie der Arzt-Patienten-Kommunikation und unzureichendem Wissen über Assessments oder Delirium scheitern kann [40].

2.2.3 Hörverlust

Der bereits beschriebene demographische Wandel geht einher mit altersbedingten Beeinträchtigungen oder Erkrankungen. Dies lässt sich am Beispiel vom Hörverlust verdeutlichen, denn mit steigendem Alter nimmt die Häufigkeit von Hörverlusten in der Bevölkerung zu [41]. 51 % der älteren Menschen (älter als 53 Jahre) sind von Hörverlust betroffen [42]. 27,5 % haben einen leichten (26 - 40 dB) und 23,8 % einen mittelschweren bis schweren (≥ 40 dB) Hörverlust auf beiden Ohren [42]. Bei einer klinischen Population kann davon ausgegangen werden, dass 64,0 % einen Hörverlust aufweisen [42].

Es gibt drei Typen von Hörverlust [43]. Einerseits kann ein Hörverlust durch Blockaden im Gehörgang ausgelöst werden, wodurch der Schall nicht (mehr) ohne Beeinträchtigung bis zum Innenohr gelangt (Schallleitungsschwerhörigkeit) [43]. Des Weiteren kann eine Beschädigung im Innenohr vorhanden sein, was einem sensorineuralem Hörverlust entspricht (Schallempfindungsschwerhörigkeit) [43]. Dieser kann innerhalb von Tagen, Wochen oder Jahren (bei lärmbedingtem Hörverlust) entstehen. Zusätzlich gibt es die gemischte Schwerhörigkeit bzw. Hörverlust [43]. In diesen Typ fällt beispielswei-

se der bereits angedeutete altersbedingte Hörverlust, der verschiedenste Gründe haben kann [43].

Ein Hörverlust von 10 dB wird bereits mit einer Abnahme der kognitiven Leistungsfähigkeit bei Erwachsenen in Verbindung gebracht [44]. Darüber hinaus besteht bereits bei einem Hörverlust von weniger als 25 dB ein klinisch signifikanter Zusammenhang mit dem Auftreten depressiver Symptome bei Älteren (50 Jahre und älter) [44]. Die Prävalenz von Hörverlust ist bei kritisch Kranken mit diagnostizierter Herzinsuffizienz oder diagnostiziertem Delirium mit einem höheren Alter assoziiert [26, 28, 45, 46]. Dies hat direkte Auswirkungen auf die Kommunikation zwischen kritisch Kranken und dem medizinischen Personal und kann weitreichende Auswirkungen auf die medizinische Versorgung kritisch Kranker haben [47, 48].

2.3 Training sozialer Interaktionen mit kritisch Kranken

Kritisch Kranke können aufgrund eines Unfalls oder einer Erkrankung ihre natürliche Fähigkeit, sich verbal auszudrücken, verlieren und für eine gewisse Zeit oder für den Rest ihres Lebens auf eine non-verbale Kommunikation angewiesen sein. Ein Beispiel hierfür sind die bereits angesprochenen invasiv beatmeten kritisch Kranken und/ oder kritisch Kranke mit Delirium. Für das Training sozialer Interaktionen mit kritisch Kranken werden häufig Schauspielpatient:innen eingesetzt, insbesondere für das Training klinischer Assessments oder sozialer Interaktionen, wie Patientengespräche.

2.3.1 Schauspielpatient:innen

1968 wurde erstmals das Konzept von „simulated patients“ beschrieben, die zur Darstellung von individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster (ikBuV) realer Kranker für die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal eingesetzt werden [49]. Bei dem Begriff Schauspielpatient:innen wird mittlerweile zwischen realen Kranken („simulated patients“) und gesunden Schauspieler:innen („standardized patients“) differenziert [50].

Die „simulated patients“ sollen trotz bereits bekannter Diagnose im Rahmen der Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal ein erstes Ersuchen um ärztliche Hilfe darstellen und die Beschwerden entsprechend präsentieren [50]. Hierbei ist es wichtig, dass der real Erkrankte darüber informiert ist, dass es im Rahmen der Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal zu Fehldiagnosen kommen kann [50]. Eine exakte Reproduzierbarkeit mit „simulated patients“ wird nicht angestrebt, sondern es darf und soll eine gewisse Varianz in den ikBuV auftreten, genau wie bei einem Ersuch um ärztliche Hilfe [50]. Eine Vergleichbarkeit zwischen den einzelnen Durchgängen der Aus- und Weiterbildung des medizinischen Personals ist daher nicht möglich.

Die „standardized patients“ sind speziell ausgebildete gesunde Schauspieler:innen, die sich ikBuV von Kranken aneignen und diese für die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal darstellen können [50]. Mit Hilfe der Standardisierung durch die „standardized patients“ soll eine Vergleichbarkeit zwischen den verschiedenen Trainingsgruppen bei der Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal ermöglicht werden [50].

Im weiteren Verlauf der Arbeit werden sowohl „standardized patients“ als auch „simulated patients“ mit dem Begriff Schauspielpatient:in (SP) zusammengefasst.

Durch die Darstellung von ikBuV durch SP kann eine risikofreie Umgebung geschaffen werden, in der medizinisches Personal seine Fähigkeiten an realen, lebenden und reagierenden SP entwickeln und bewerten kann [49]. SP gelten als effektive Lernmethode, sind aber selten und können mit hohen Kosten

verbunden sein, was ein Hindernis für ihren Einsatz darstellen kann [51, 52, 50]. Die SP ermöglichen die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal in Bereichen, die aufgrund eines geringen Patientenaufkommens oder der Sicherheit kritisch Kranker nicht abgedeckt werden können [53]. Abgesehen vom Wert der SP gibt es auch Bedenken. Zum einen sind die Darstellungen der SP von Fall zu Fall sehr unterschiedlich, zum anderen ist ein Vergleich der Erfahrungen einer Gruppe mit denen einer anderen Gruppe nicht möglich (Reproduzierbarkeit) [54].

2.3.2 Training klinischer Assessments

Für das Training klinischer Assessments von medizinischem Personal werden verschiedene Lehr- und Lernmethoden eingesetzt, die unterschiedliche Vor- und Nachteile haben und sich unterschiedlicher Techniken bedienen.

Einerseits wird die Vorlesung für große Gruppen verwendet, da sie die Möglichkeit bietet, einer großen Anzahl von medizinischem Personal die Grundlagen zu vermitteln [55]. Ein Nachteil der Vorlesung ist, dass nur 42 % der Inhalte kurz nach einer Vorlesung von den Zuhörern erinnert werden und dieser Wert innerhalb einer Woche auf 20 % des Inhalts absinkt [55]. Darüber hinaus wird auch in Kleingruppen unterrichtet [56]. Häufig werden Kleingruppen für problemorientiertes Lernen eingesetzt, was im Vergleich zu vorlesungsbasierten Veranstaltungen zu einem signifikant höheren Grad an kritischem Denken des medizinischen Personals führt [56, 57]. Außerdem werden verschiedene Methoden des technologiegestützten Lernens eingesetzt [58]. Dazu gehören Präsentationen sowie Leitfäden und Handbücher zur Schulung und Unterstützung des medizinischen Personals [58]. Ein sogenanntes bettseitiges Training ist ein Training von medizinischem Personal direkt an realen Patient:innen am Patientenbett und wird in kleinen Gruppen durchgeführt [56]. Diese Art des Trainings hängt jedoch stark vom Patientenaufkommen ab [56]. Das bettseitige Training hat einen positiven Beitrag für alle Beteiligten ([zukünftiges] medizinisches Personal und kritisch Kranke) und hat einen positiven Beitrag in Bezug auf die klinischen Fähigkeiten von medizinischem Personal [59]. Als Alternative zum Training am Patientenbett werden SP oder Trainingspuppen genutzt [58]. Der Einsatz von SP oder Trainingspuppen wird im Englischen als „simulation-based learning“ bezeichnet [58]. Mit SP oder Trainingspuppen wird in beispielsweise eine Auskultation, Abhören mittels eines Stethoskops, oder die Arzt-Patienten-Kommunikation trainiert.

2.3.3 Training sozialer Interaktionen

Die alltägliche Patientenkommunikation von kritisch Kranken umfasst medizinische Gespräche mit Ärzt:innen, die Kommunikation mit der Familie, um Rat zu geben oder Trost zu spenden, Wünsche zu äußern und Pläne zu machen, Gefühle und persönliche Ansichten über die medizinische Versorgung mitzuteilen und eigene psychoemotionale Bedürfnisse auszudrücken [60]. Diese soziale Interaktionen können aus verbaler und nonverbaler Kommunikation sowie beispielsweise Blickkontakt, Nähe und bzw. oder Körperkontakt (beispielsweise das Berühren an der Schulter des kritisch Kranken) bestehen [61]. Darüber hinaus sind soziale Interaktionen und pflegerische Maßnahmen sehr eng miteinander verknüpft und können nicht als getrennte Handlungen betrachtet werden [6]. Für die Kommunikation mit kritisch Kranken werden verschiedene Methoden der „Augmented and Alternative Communication“ (AAC) eingesetzt, die zu einer höheren Zufriedenheit der kritisch Kranken führen [62].

Um die soziale Interaktion mit kritisch Kranken zu trainieren, gibt es verschiedene Ansätze.

Zum einen werden SP eingesetzt, die ikBuV von kritisch Kranken in sozialen Interaktionen darstellen [63, 64]. Dies führt häufig zu einer Verbesserung der selbst wahrgenommenen Fähigkeiten in der Kommunikation mit kritisch Kranken [64]. Eine Alternative zum Einsatz von SP sind Rollenspiele durch die Studierenden selbst [65]. Dabei übernehmen die Studierenden selbst die Rolle des kritisch Kranken oder des medizinischen Personals. Auch der Einsatz von E-Learning-Tools zum Erlernen der sozialen Interaktion mit einem verletzten Kind und der aufgebracht Mutter für Pflegekräfte ist bereits verfügbar [66]. Alternativ gibt es Lehrkonzepte, in denen der Einsatz von AAC in theoretischen Schulungen mit Sprachpathologen diskutiert wird [67, 68].

Der Einsatz verschiedener Methoden und Techniken der AAC oder der allgemeinen Kommunikation zwischen Angehörigen und kritisch Kranken ist bisher kaum untersucht [67, 69].

2.4 Fazit

Aufgrund des demographischen Wandels und der damit verbundenen Zunahme kritisch Kranker in Verbindung mit dem bereits bestehenden Fachkräftemangel ist es besonders wichtig, die Aus- und Weiterbildung in den medizinischen Bereichen zeitlich flexibel, standardisiert und reproduzierbar zu gestalten. Dies gilt insbesondere für die sicheren Interaktionen zwischen medizinischem Personal und akut oder chronisch kritisch Kranken. Neben dem medizinischen Personal ist auch das soziale Umfeld, d. h. die (familiären) Angehörigen einzubeziehen und es sind niederschwellige und sichere Trainingsmöglichkeiten für die soziale Interaktion mit kritisch Kranken mit tatsächlichen ikBuV bereitzustellen. Hierfür werden bisher verschiedene Lehrkonzepte und -methoden verwendet, wie Vorlesungen oder bettseitiges Training mit SP. Die verschiedenen Lehrkonzepte und -methoden haben, wie dargestellt, Vor- und Nachteile. Einen besonderen Fokus auf das Training sicherer Interaktionen ist zur Zeit vorwiegend mit SP möglich, wobei Blickkontakt aber auch Körperkontakt (wie beispielsweise das Berühren an der Schulter des kritisch Kranken) elementare Bestandteile einer (sozialen) Interaktion sein können. Grundsätzlich wird das soziale Umfeld von kritisch Kranken bisher nicht mit Trainings zur sicheren Interaktion mit kritisch kranken Angehörigen unterstützt.

Daraus ergeben sich drei wesentliche Bedarfe. Zum einen die sensorische Erfassung von tatsächlichen ikBuV von kritisch Kranken (Bedarf 1). Zum anderen geht es um die Replikation der sensorisch erfassten ikBuV (Bedarf 2). Die Anforderungen aus dem Bedarf 2 sind zweigeteilt. Zum einen ist ein System zu konzipieren und zu entwickeln, das in der Lage ist, sensorisch erfasste ikBuV zu replizieren (Bedarf 2.1). Zum anderen ist die Replikation der ikBuV mit diesem System durchzuführen und zu evaluieren (Bedarf 2.2). Darüber hinaus muss das Training sicherer Interaktionen standardisiert, zeitlich flexibel und reproduzierbar sein (Bedarf 3).

3. Stand der Forschung

Im Kapitel 2 wurde bereits ein großer Bedarf an flexibler, standardisierter und reproduzierbarer Aus- und Weiterbildung im Bereich der sicheren Interaktion mit kritisch Kranken sowohl für medizinisches Personal als auch für Angehörige beschrieben. Darauf aufbauend wird zunächst der Begriff Verhalten (siehe Abschnitt 3.1) beschrieben und wie dieser Begriff in verschiedenen Forschungsbereichen verstanden bzw. definiert wird. Anschließend wird auf die Terminologie zur Beschreibung des Verhaltens von SP und Roboter-Patient:innen eingegangen (siehe Abschnitt 3.2). Darüber hinaus wird in diesem Abschnitt der Stand der Forschung in Bezug auf Trainingspuppen (siehe Abschnitt 3.3) für die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal, technikgestützte Lehrsysteme (siehe Abschnitt 3.4), Roboter-Patient:innen (siehe Abschnitt 3.5), Monitoring-Systeme bzw. Body-Tracking-Methoden zur Erfassung von ikBuV (siehe Abschnitt 3.6 bzw. 3.7) dargestellt. Im Anschluss wird auf die Kritik am derzeitigen Stand der Forschung eingegangen (siehe Abschnitt 3.8).

3.1 Verhalten

Der Begriff Verhalten wurde bereits als zwar erfassbar, aber auch sehr komplex beschrieben, da Verhalten ein Prozess und keine Sache ist [70]. In der Psychologie wurde zusätzlich geschrieben, dass Verhalten veränderlich, fließend und flüchtig ist und zudem ein Zusammenspiel von inneren und äußeren Prozessen und Eindrücken darstellt [70]. Zusätzlich wurde beschrieben, dass die Umwelt das Verhalten ebenso beeinflusst wie das Verhalten die Umwelt beeinflussen kann [70]. Verhalten konnte bei Individuen, Tieren (sowohl einzeln als auch in Gruppen beliebiger Größe), in Systemen wie Märkten (Kaufverhalten, Finanzmärkte, Kundenverhalten etc.) sowie Computerprogrammen etc. beobachtet werden [70, 71]. Darüber hinaus wurde Verhalten als dynamisches System und als äußerst flexibel, variabel und durch Umstände und Erfahrungen beeinflussbar beschrieben [71]. Der Begriff Verhalten wurde auch als „Reaktion lebender Systeme auf gegebene Bedingungen“ [72] beschrieben. In der Psychologie, aber auch in anderen Forschungsdisziplinen, gibt es bisher keine allgemeingültige Definition von Verhalten [73]. In der deskriptiven Psychologie wurde jedoch 2011 eine formale Beschreibung von Verhalten mit acht Parametern vorgestellt [74]:

$$\langle B \rangle = \langle I, W, K, K-H, P, A, PC, S_R \rangle \quad (3.1)$$

Hier ist B das Verhalten. I ist die Identität der Person, um deren Verhalten es geht. W ist der Wille (Motivationsparameter), z. B. eine bessere Stellung im Schachspiel zu erreichen. K beschreibt das Wissen, z. B. über die konzeptionellen Rahmenbedingungen oder Regeln, mit dem reagiert wird. K-H ist das Know-how, d. h. das Wissen, wie eine Herausforderung oder ein Problem gelöst werden kann. P ist die Performance als physischer Prozess, der z. B. die Körperhaltung, die Bewegungen

und alle Prozesse eines Verhaltens beschreibt. A ist das erwartete Ergebnis eines Verhaltens. PC sind die persönlichen Eigenschaften der betrachteten Person (Interessen, Stil, Werte, Einstellungen). S_R ist die Relevanz des Reizes, auf den reagiert wird. Ein Verhalten einer Person wurde somit aus psychologischer Sicht als ein komplexer Zustand, der von der Person selbst, ihren Wünschen, ihrem Wissen, ihren Fähigkeiten sowie der Relevanz im Zusammenspiel mit den persönlichen Eigenschaften und den Zielen sowie der Verarbeitung des Verhaltens abhängt, beschrieben [74].

Eine exakte Definition von Verhalten ist nicht nur aus psychologischer Sicht herausfordernd, sondern beispielsweise auch in der Biologie [75]. In einer Studie mit 174 teilnehmenden Personen (TP) wurden 2009 in der Verhaltensbiologie 25 verschiedene Definitionen von Verhalten gefunden. Es konnten jedoch nur vier übereinstimmende Aussagen ($\geq 64\%$ der TP stimmten den Aussagen zu) zum Begriff Verhalten gefunden werden [75]:

- „a developmental change is usually not a behaviour“ [75]
- „behavior is always influenced by the internal processes of the individual“ [75]
- „behavior is something whole individuals do, not organs or parts that make up individuals“ [75]
- „a behavior is always in response to a stimulus or set of stimuli, but the stimulus can be either internal or external“ [75]

Es gab jedoch keine Aussage, die von allen TP als Verhalten bewertet wurde. Darüber hinaus gab es bei den folgenden sieben Aussagen eine sehr geringe Zustimmung ($\leq 24\%$):

- „behavior is always in response to the external environment“ [75]
- „a behavior is always an action, rather than a lack of action“ [75]
- „people can all tell what is and is not behavior, just by looking at it“ [75]
- „behavior always involves movement“ [75]
- „behaviors are always the actions of individuals, not groups“ [75]
- „in humans, anything that is not under conscious control is not behaviour“ [75]
- „behavior is always executed through muscular activity“ [75]

Eine verhaltensbiologische Definition des Verhaltensbegriffs wurde ebenfalls in der Studie erarbeitet:

„Behaviour is: the internally coordinated responses (actions or inactions) of whole living organisms (individuals or groups) to internal and/or external stimuli, excluding responses more easily understood as developmental changes.“ [75]

Es kann somit interpretiert werden, dass in der Verhaltensbiologie ein Zusammenhang zwischen lebenden Organismen und internen und/ oder externen Reizen und Reaktionen hergestellt wird, wobei in Bezug auf die Definition von den Autoren darauf hingewiesen wurde, dass dies keine abschließende Definition des Begriffs Verhalten für die Verhaltensbiologie darstellt [75]. Zusätzlich beschrieb Günther Zupanc Verhalten als Reaktion von Tieren auf einen Reiz, wie in Abbildung 3.1 dargestellt [76]. In diesem Schema wurde ein Reiz von einem Tier in einem nicht näher definierten Modell (Black-Box) verarbeitet und führte zu einem Verhalten.



Abbildung 3.1: Black-Box-Ansatz für die Beschreibung von Verhalten eines Tieres. Ein Reiz führt bei einem Tier zu einem Verhalten, welches in einer Black-Box verarbeitet wurde (übersetzt aus [76]).

Diese Beschreibung des Verhaltens ist der Beschreibung des menschlichen Reiz-Reaktions-Schemas sehr ähnlich, wobei jedoch nur das Tier und nicht der Mensch betrachtet wurde. Das Reiz-Reaktions-Schema wurde u. a. bereits anhand eines Computers beschrieben [71]. Hier wurde der Arbeitsspeicher eines Computers als Ausgangszustand und ein Programm als Verhalten beschrieben, wobei ein Reiz (Stimulus) z. B. als Eingabe über Peripheriegeräte (z. B. Tastatur oder Maus) angenommen wurde [71]. Zusätzlich wurde der Begriff Verhalten auch schon als dynamisches System beschrieben [71]. In den Neurowissenschaften wurde Verhalten, wie auch in den anderen vorangegangenen Wissenschaften, unterschiedlich beschrieben, aber auch hier wurde häufig ein Zusammenhang zwischen Reiz und Reaktion (Reiz-Reaktions-Schemata) zur Beschreibung von Verhalten herangezogen und durch verschiedene mathematische Modelle beschrieben, wie beispielsweise lineare, nichtlineare, kontextabhängige oder zeitveränderliche Modelle [77]. Grundsätzlich beschreiben diese Modelle ein Verhalten bzw. hier eine Reaktion immer als Funktion eines Reizes (Stimulus), wie in der Gleichung 3.2 dargestellt.

$$R = f(S) \quad (3.2)$$

Hierbei ist R die Reaktion und S der Reiz.

Für die technische Umsetzung von Verhalten wurden z. B. sogenannte „Behavior Trees“ vorgestellt [78]. Bei Behavior Trees werden elementare Aktionen E_m (z. B. Bewegungen eines Roboters) von z. B. Sensordaten verarbeitenden Knoten C_m getrennt, die jedoch aufeinander aufbauen können, siehe Abbildung 3.2. So finden alle Berechnungen in den Knoten C_m statt. Die Knoten können sequentiell, parallel oder in Schleifen verwendet werden und es muss definiert werden, unter welchen Bedingungen welcher nachfolgende Knoten ausgeführt wird.

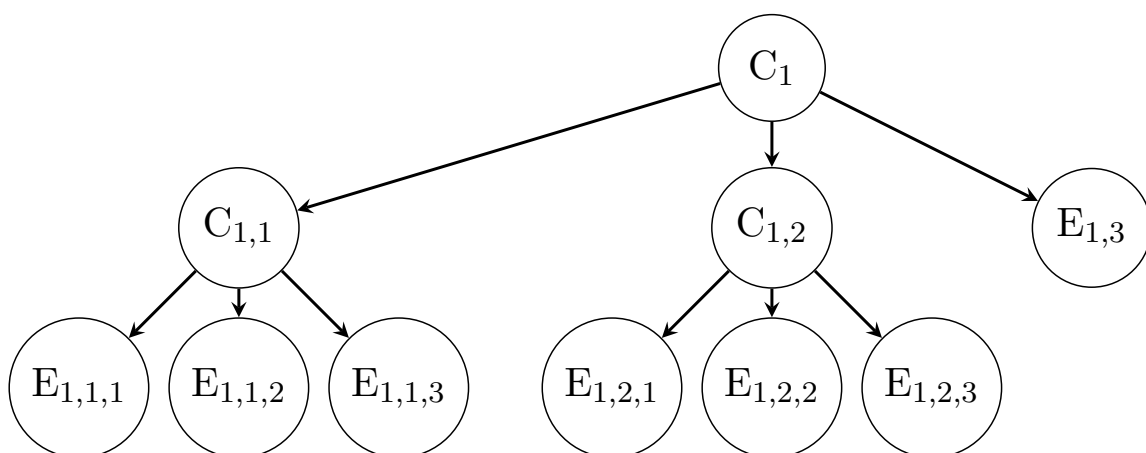


Abbildung 3.2: Schematische Darstellung eines Behavior Trees. C_m sind Knoten für Berechnungen. E_m stellen Knoten für elementare Aktionen dar, wie z. B. die Änderung der Position eines Robotergelenks (übersetzt aus [78]).

Darüber hinaus wurden Methoden vorgestellt, um das Verhalten von Avataren in Videospielen durch einen Standby-Modus menschlicher erscheinen zu lassen [79]. Während des Standby-Modus werden kontinuierlich Bewegungen (wie z. B. oszillierende Arm- und Kopfbewegungen) ausgeführt, die

zu einer menschlicheren Wahrnehmung von Avataren führen [79]. Des Weiteren wurde die technische Interpretation des Verhaltensbegriffs bereits durch das Reiz-Reaktions-Schemata beschrieben [80]. Die Arbeit zielte darauf ab, generative Modelle zu verwenden, um menschliche Interaktionen zwischen verschiedenen Agenten zu replizieren. Die Agenten wurden durch Steckbriefe beschrieben, in denen ihre Aufgaben, Sympathien für andere Agenten und ähnliches beschrieben wurden. Durch die generativen Modelle (hier GPT-4) konnten sich die Agenten in einer virtuellen Welt bewegen und nicht nur mit anderen Agenten, sondern auch mit Gegenständen, wie Kühlschränken oder Betten, interagieren. In der Arbeit wurde eine Architektur der Agenten beschrieben, die in Abbildung 3.3 zu sehen ist und zeigt, wie die Wahrnehmung der Agenten über Erinnerung, Plan und Reflexion zu einer Handlung führte. Die Agenten konnten ihre unmittelbare Umgebung wahrnehmen. Wenn sich beispielsweise zwei Agenten in einem Raum trafen, konnten sie eine „verbale“ Kommunikation beginnen. Die Agenten konnten jedoch nicht gleichzeitig Interaktionen in verschiedenen Gebäuden oder Orten wahrnehmen. Was die Agenten wahrnahmen (Reiz), wussten und weitergeben konnten, wurde also selektiert, so dass ihre Handlungen (Reaktion) von ihrem jeweiligen Wissen und ihrer Erfahrung abhingen.

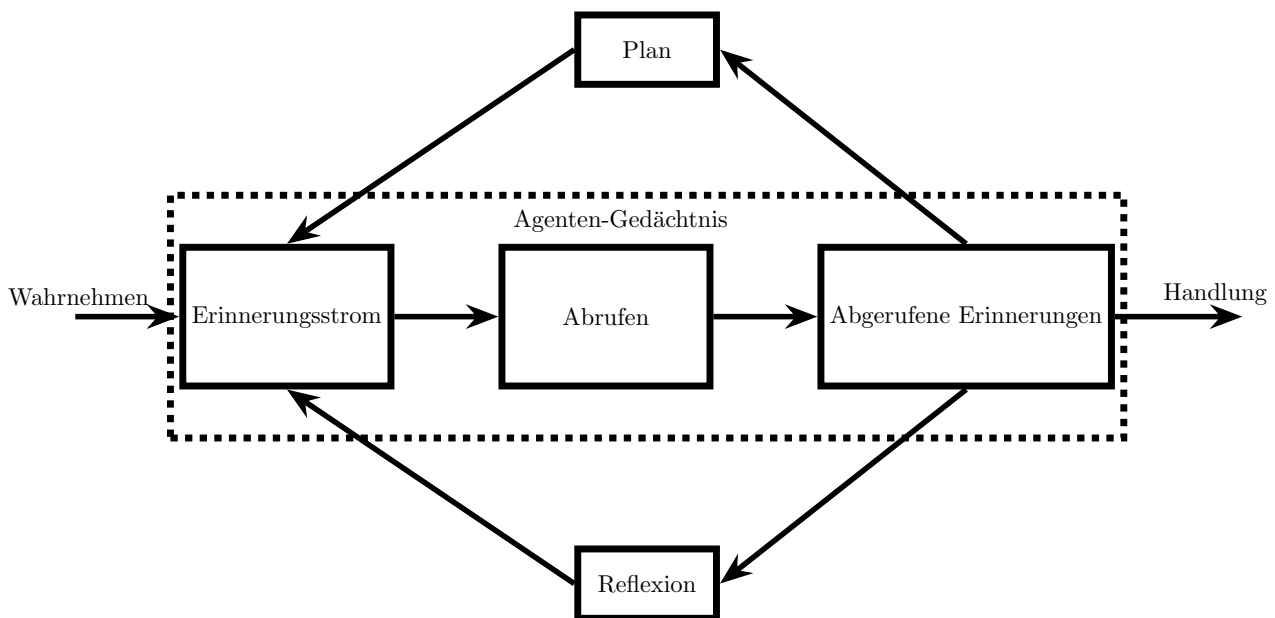


Abbildung 3.3: Schematische Darstellung eines Reiz-Reaktions-Schemas eines durch ein generatives Modell gesteuerten Agenten (übersetzt aus [80]). Wahrgenommene Reize wurden im Agenten-Gedächtnis verarbeitet und führten zu einer Handlung des Agenten. Im Gedächtnis des Agenten wurde ein Reiz durch einen Erinnerungsstrom geleitet und führte zu einer abgerufenen Erinnerung, die zusätzlich zur Handlung in Pläne und in Reflexion einfließen konnte, die wiederum den Erinnerungsstrom beeinflussen konnten.

Die Definition dessen, was unter Verhalten zu verstehen ist, ist sehr komplex und weder in der Wissenschaft insgesamt noch in den einzelnen Wissenschaften abgeschlossen. Dennoch gibt es, wie beschrieben, verschiedene Konzepte und Methoden, mit dem Begriff Verhalten umzugehen. Es kann jedoch davon ausgegangen werden, dass Reize Auslöser für Reaktionen von lebenden Organismen oder Systemen sein können. Zusätzlich ist festzustellen, dass in den vorgestellten Arbeiten der Fokus auf Reiz-Reaktions-Schemata von Menschen gelegt, die die Gesamtheit des gelieferten Reizes erfassen können und nicht ggf. durch kognitive (beispielsweise Delirium) oder sensorische (beispielsweise Hörverlust) Einschränkungen nicht den gesamten Reiz erfassen können. Des Weiteren kann es seitens der Kommunikation von kritisch Kranken temporäre oder dauerhafte Einschränkungen durch lebenserhaltende Maßnahmen (beispielsweise durch eine künstliche Beatmung) geben.

3.2 Terminologie zur Beschreibung des Verhaltens von Schauspielpatient:innen und Roboter-Patient:innen

Die Beschreibung des Verhaltens von SP und Roboter-Patient:innen wird im Verlauf dieser Arbeit gehäuft verwendet, daher wird die Wortwahl für diese Beschreibung im Folgenden begründet. Hierbei gilt es das Verhalten präzise zu beschreiben und in den Zusammenhang von Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken in der aktuellen und zukünftigen Umsetzung zu bringen. Daher wird in diesem Abschnitt die in dieser Arbeit verwendete Terminologie zur Beschreibung des Verhaltens von SP und Roboter-Patient:innen erläutert.

Bei der Beschreibung des Verhaltens, hier insbesondere Handlungen/ Aktivitäten, von SP wurde in der Literatur bereits die Verwendung des Begriffs „Darstellung“ bzw. „darstellen“ genutzt. Dieser Begriff wurde unter anderem verwendet, um eine wiederholbare standardisierte Darstellung von Symptomen und Antworten von SP in Prüfungssituationen zu beschreiben [81]. Ebenso wurden konsistente Darstellungen von SP, die reale Patient:innen darstellen, für Gruppenübungen und Rollenspiele/-trainings zur Vermittlung medizinischer Lehrinhalte mit dem Begriff der Darstellung definiert [82, 83].

Bei der Beschreibung des Verhaltens von Roboter-Patient:innen war die Wortwahl für die Beschreibung weniger eindeutig. Im Englischen wurde häufig der Begriff „simulation“ verwendet, wohingegen im Deutschen die Begriffe „nachahmen“ und „replizieren“ genutzt wurden. Der Begriff „nachahmen“ beschrieb beispielsweise einen modernen „Simulator“, der körperliche Funktionen nachahmte und in der Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal zum Training verschiedener invasiver und nichtinvasiver Eingriffe eingesetzt wurde [84]. In der Robotik wurde die Verwendung des Wortes „replizieren“ deutlich verbreiteter genutzt als der Begriff „nachahmen“. Dies war beispielsweise bei der Beschreibung von benutzerdefinierten Trajektorien in der additiven Fertigung mit Lehmdruckern der Fall [85]. Das Wort replizieren wurde zusätzlich verwendet, um die Bewegungen von digitalen Zwillingen zu beschreiben [85]. Dies ist nicht nur im Deutschen, sondern auch im Englischen der Fall und wurde beispielsweise für die Replikation menschlicher Armbewegungen verwendet, oder auch für die Replikation von Laufbewegungen oder Hampelmännern [86, 87]. Auch bei der Beschreibung von spontanem Verhalten von Lebewesen wurde angemerkt, dass Roboter dieses noch nicht glaubwürdig „replizieren“ können [88].

Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird daher das Wort darstellen verwendet, um die Tätigkeit von SP zu beschreiben. Außerdem wird das Wort replizieren verwendet, um die Replikation von ikBuV durch Roboter-Patient:innen zu beschreiben.

3.3 Trainingspuppen

Trainingspuppen werden für die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal genutzt. Das Interesse an der modellhaften Veranschaulichung des Menschen fällt auf die Zeit zwischen 24.000 und 22.000 v. Chr. zurück [89]. Die ältesten heute noch erhaltenen Trainingspuppen, in diesem Fall Skulpturen, stammen aus der Zeit der Maya (300 - 600 Jahre n. Chr.), wurden damals aus Ton gefertigt und stellten auf der einen Seite des Kopfes einen lebenden Menschen und auf der anderen Seite den menschlichen Schädel dar [90]. Seitdem haben sich die Skulpturen bzw. heute Trainingspuppen stark weiterentwickelt. Im Folgenden wird auf die wesentlich neueren, nicht-robotischen Trainingspuppen eingegangen. Diese bieten dem medizinischen Personal die Möglichkeit, sich auf typische pflegerische

Tätigkeiten oder den Ernstfall vorzubereiten und in einer risikofreien Umgebung technische Kompetenzen, Kommunikation und Teamarbeit zu trainieren [91]. Darüber hinaus wurde bereits ein Vergleich zwischen computergestütztem Training und Training mit Trainingspuppen durchgeführt [91]. Dieser Vergleich unterstützt die Idee des Trainings mit Trainingspuppen und zeigt deren Potenzial zur Verbesserung der medizinischen Kompetenz.

Bereits 1959 wurden Trainingspuppen patentiert, die zum Training der manuellen Beatmung verwendet werden konnten [92]. Diese Trainingspuppen waren mit einem Schlauchsystem ausgestattet, das den Luftstrom im Brustbereich aufnahm und einen Gegendruck erzeugen konnte, so dass die Mund-zu-Mund-Beatmung trainiert werden konnte. Ein Patent aus dem Jahr 1998 beschrieb eine Trainingspuppe mit normalen und abnormen Atemwegen [93]. Auch bei dieser Trainingspuppe lag der Schwerpunkt auf dem Training von Beatmungstechniken, wobei sich diese Trainingspuppe dadurch auszeichnete, dass die Beatmung über eine Vielzahl von abnormen Atemwegen trainiert werden konnte. Im Jahr 2001 wurde ein Patent für eine Trainingspuppe veröffentlicht, in dem beschrieben wurde, dass diese Trainingspuppe den Luftdruck, der bei der Beatmung über eine Gesichtsmaske entstand, analog anzeigen konnte, und diese Beatmungstechnik entsprechend trainiert werden konnte [94]. Ein Patent aus dem Jahr 2016 beschrieb eine Trainingspuppe für das Reanimationstraining, die mit Drucksensoren ausgestattet war, die den arteriellen Druck der Trainingspuppe messen konnte und durch Lichtsignale anzeigte [95]. Darüber hinaus wurden bereits bewegliche Augen in Trainingspuppen integriert [96]. Dazu wurde ein Eye-Tracking-System verwendet, um die Augenstellung einer Person in Echtzeit zu erfassen und auf die Trainingspuppe zu übertragen. Somit wurde die Augenstellung der Trainingspuppe aktiv von einer Person (Operator) gesteuert. Zusätzlich konnte die Trainingspuppe akustische Signale aussenden, um einen Herzschlag zu replizieren. Einen sehr großen Entwicklungsschritt stellte der iStan dar [97]. Mit dem iStan der als Produkt zur Verfügung stand, konnte eine Vielzahl von intensivmedizinischen Szenarien trainiert werden. So konnten physiologische Reaktionen auf Medikamentengaben repliziert und typische Notfallszenarien in der Notaufnahme oder auf der Intensivstation trainiert werden. Zusätzlich konnte beispielsweise das Legen eines Tubus oder das Anlegen von einem Elektrokardiogramm (EKG) trainiert werden. Durch Aktuatoren nachgebildete ikBuV sind auf Muster wie Blinzeln beschränkt. Darüber hinaus gab es kommerziell erhältliche Trainingspuppen, wie z. B. HAL, die wie iStan, geeignet waren, eine Vielzahl von pflegerischen und klinischen Tätigkeiten zu trainieren [98]. HAL konnte manuell definierte ikBuV wie Herztöne, Blinzeln oder Keuchen replizieren und es gibt HAL in verschiedenen Ausführungen, z. B. als Kind, das sich verbal äußern konnte. Mit Fokus auf pflegerische Tätigkeiten und die Kommunikation mit Patient:innen gibt es verschiedene Trainingspuppen, die z. B. den Kopf bewegen oder menschliche Mimik, Vitalparameter und bestimmte Krankheiten replizieren und vielversprechende Werkzeuge für die klinische Ausbildung sind [99, 100, 101, 102]. Die oben genannten Beispiele sind exemplarisch, da eine vollständige Auflistung aller kommerziell erhältlichen Trainingspuppen den Rahmen dieses Abschnitts übersteigen würde.

Die Eignung von Trainingspuppen für die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal wurde bereits festgestellt und bietet grundsätzlich die Möglichkeit medizinisches Personal auf mögliche Krisenereignisse vorzubereiten und technische Fertigkeiten, Kommunikation und Teamwork in einer risikofreien Umgebung zu trainieren [91].

3.4 Technikgestützte Lehr- und Lernsysteme

In diesem Abschnitt werden verschiedene moderne und innovative technikgestützte Lehr- und Lernsysteme anhand bereits bestehender Arbeiten beschrieben. Dabei wird insbesondere auf die Themen eBook, Apps, virtuelle Patient:innen, „Augmented Reality“ (AR) und „Virtuell Reality“ (VR) eingegangen.

Als technikgestützte Lehr- und Lernsysteme wurden bereits interaktive eBooks eingesetzt, um z. B. angehenden medizinischen Personal die Morphologie von Blutzellen in der pädiatrischen Hämatologie zu vermitteln und die Effektivität von eBooks mit PowerPoint-Präsentationen zu vergleichen [103]. An der Studie nahmen 51 TP mit medizinischem Hintergrund teil, die randomisiert in zwei Gruppen eingeteilt wurden. Die eine Gruppe erhielt die PowerPoint-Präsentation, die andere das interaktive eBook. In dieser Studie konnte gezeigt werden, dass das eBook zu einem signifikant besseren Lernergebnis führte als die PowerPoint-Präsentation. Ein ähnliches Ergebnis konnte in einer weiteren Studie gezeigt werden, in der klinische Kompetenzen wie Kommunikationstechniken zur Verbesserung der Pflegequalität mit Hilfe eines eBooks vermittelt wurden [104]. An dieser Studie nahmen 96 TP teil, die ebenfalls in zwei Gruppen eingeteilt wurden. Eine Gruppe erhielt die PowerPoint-Präsentation, die andere das interaktive eBook. Für die Auswertung wurden die Ergebnisse von drei aufeinander folgenden „Objective Structured Clinical Examination“ (OSCE) herangezogen. In dieser Studie schnitten die TP, die das interaktive eBook nutzten, signifikant besser ab und konnten klinische Kompetenzen schneller erwerben.

Darüber hinaus wurde bereits eine mobile App als technikgestützte Lehr- und Lernsysteme entwickelt, die in der Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal eingesetzt wurde [105]. Die App wurde für das Selbsttraining entwickelt. In der App wurden nach dem Zufallsprinzip verschiedene Szenarien ausgewählt, in denen die TP mit der mobilen App in Kombination mit akustischen, visuellen und haptischen Reizen interagierten, um Wissen zu erwerben. In dieser Studie wurde Wissen in den Bereichen Medikation und nasotracheales Absaugen vermittelt und der Wissenszuwachs evaluiert. Zusätzlich wurden die Zufriedenheit und die kognitive Belastung der TP evaluiert. An der Studie nahmen 96 TP teil, die randomisiert in zwei Gruppen eingeteilt wurden, wobei nur eine Gruppe mit der App arbeitete. Die andere Gruppe musste mit herkömmlichen Lernmethoden arbeiten. Die Ergebnisse der Studie zeigten einen signifikant höheren Wissenszuwachs, eine geringere kognitive Belastung und eine höhere Zufriedenheit bei den TP, die die App genutzt haben. Auch eine weitere Studie entwickelte eine App für die Ausbildung von medizinischem Personal [106]. Diese App enthielt 650 fallbasierte klinische Szenarien und 3500 medizinische Fragen aus allen Bereichen der Medizin mit 500 Bildern und Videos. An der Studie nahmen 75 TP teil, die sich in der medizinischen Ausbildung befanden. Die Analyse der App wurde mit den Ergebnissen der Abschlussprüfung verglichen. Laut der Autoren zeigte sich der Nutzen von technikgestützten Lehr- und Lernsysteme (in diesem Fall einer App), denn im Durchschnitt schnitten die TP, die mehr fallbasierte klinische Szenarien in der App durchführten, in der Abschlussprüfung besser ab.

Zusätzlich wurden bereits virtuelle Patient:innen vorgestellt, die auf großen Touch-Fernsehern mit virtuellen Vitalparametern visuell dargestellt werden und bereits in Studien genutzt wurden [107, 108]. Auf den Touch-Fernsehern wurden manuell erzeugte Patient:innen dargestellt und keine Aufnahmen von echten Patient:innen. Zusätzlich zu den Vitalparametern wurden ggf. Detailbilder beispielsweise des Mundes der Patient:innen angezeigt. In den beispielhaften Studien wurden 426 bzw. 42 TP in der

medizinischen Ausbildung mit den virtuellen Patient:innen unterrichtet. In beiden Studien war die Akzeptanz sowie die Wahrnehmung bzgl. der Nützlichkeit von virtuellen Patient:innen seitens der TP als sehr hoch bewertet worden. Zudem konnten signifikante Verbesserungen bzgl. des Wissensstandes seitens der TP festgestellt werden.

Darüber hinaus wurden der Einsatz von AR und VR sowie die positiven Effekte auf den Wissenserwerb und die Kompetenzentwicklung der TP dieser technikgestützten Lehr- und Lernsysteme bereits in einigen Studien evaluiert [109].

Inzwischen gibt es bereits Produkte wie HoloHuman, HoloPatient und OculAR Sim [110, 111, 112]. Für HoloHuman wurden Modelle von Menschen in AR zum Erlernen der Anatomie des menschlichen Körpers erstellt [110]. HoloPatient ist eine AR-Anwendung, die sowohl auf als App für Mobiltelefone als auch für AR-Brillen entwickelt wurde [111]. Mit dieser App kann sowohl gelehrt (durch eine Fachperson) als auch selbstständig trainiert werden. Für HoloPatient wurden 17 SP mit 17 ikBuV (Schlaganfall, Verbrennungen, Demenz, Diabetes, etc.) in unterschiedlichen Ausprägungen aufgenommen und in die AR übertragen. Zusätzlich können Vitalparameter während des Trainings angezeigt werden [111]. OculAR Sim ist eine AR-Anwendung für die Lehre der Optometrie [112]. Diese drei Anwendungen wurden bereits in einem Review analysiert [113]. Das Review kam zu dem Schluss, dass die drei unterschiedlichen Anwendungen im Bereich der medizinischen Ausbildung den Lehrenden die Möglichkeit bieten, ein reichhaltiges und ansprechendes Curriculum zu entwickeln und die Lehrinhalte für die Studierenden erlebbar zu machen. Darüber hinaus wurde das Potenzial von AR als Lehrmethode für die Transformation der medizinischen Ausbildung hervorgehoben.

Die VR wurde ebenfalls bereits in der medizinischen Aus- und Weiterbildung eingesetzt. In einer Arbeit wurde dabei zwischen chirurgischen und nicht-chirurgischen Fachgebieten unterschieden [114]. In den chirurgischen Fachgebieten wurde die VR besonders häufig in der minimal invasiven Chirurgie, aber auch in der Planung chirurgischer Eingriffe für die Aus- und Weiterbildung des medizinischen Personals eingesetzt. Darüber hinaus wurden auch nicht-chirurgische Fachgebiete wie Anatomie oder Notfallmedizin mit der VR didaktisch aufbereitet.

3.5 Roboter-Patient:innen

Bei der Betrachtung von Roboter-Patient:innen ist zunächst auf die Unterschiede zwischen humanoiden und androiden Roboter-Patient:innen einzugehen und wie die menschliche Wahrnehmung der beiden Kategorien beschrieben wird. Humanoide Roboter sind menschenähnlich, da sie einen Torso, einen Kopf und Augen haben, aber keine Kopien des menschlichen Aussehens sind [115]. Bekannte Roboter wie Pepper oder Ameca fallen in die Kategorie der humanoiden Roboter. Androide Roboter hingegen werden als Kopien des menschlichen Erscheinungsbildes beschrieben und als signifikant menschlicher und intelligenter wahrgenommen als humanoide Roboter [115]. Dennoch werden humanoide Roboter als sympathischer empfunden als androide Roboter [115]. Dies kann in Verbindung mit der „Uncanny Valley Theorie“ gebracht werden, die das Zusammenspiel von menschlichem Erscheinungsbild und Affinität beschreibt [116]. Laut dieser Theorie gibt es ein Tal bezüglich der Affinität zwischen humanoiden Robotern und gesunden Menschen, in das beispielsweise Zombies eingeordnet wurden [117]. Humanoide Roboter wurden mit etwas weniger als 50 % menschlichem Erscheinungsbild und einer Affinität von 50 % eingestuft [117]. Zombies hingegen wurden als deutlich menschlicher in der Erscheinung, aber deutlich geringer in der Affinität eingestuft [117]. Traditionelle japanische Banraku

(Puppen mit sehr menschlichem Aussehen) wurden mit einer deutlich höheren Affinität eingestuft als humanoide Roboter [117]. Auch Spielzeugroboter können ein mittleres menschliches Aussehen und eine mittlere Affinität aufweisen. Während die Menschenähnlichkeit bei Handprothesen hoch ist, ist die Affinität sehr niedrig (uncanny). Darüber hinaus ist ein gesunder Mensch sehr menschenähnlich mit einer hohen Affinität [116]. Die Diskussionen, wo androide Roboter in der „Uncanny Valley Theorie“ einzuordnen sind, ist noch nicht abgeschlossen. Es gibt jedoch Studien, in denen die TP androide Roboter nicht als unheimlich (uncanny) empfanden [118]. Es wurden jedoch auch Studien veröffentlicht, die die Aussagekraft der „Uncanny Valley Theorie“ als zu vereinfachend beschreiben [119]. Daher wird im Folgenden nicht weiter auf die Einordnung von humanoiden und androiden Robotern in die „Uncanny Valley Theorie“ eingegangen. Im Folgenden werden stattdessen verschiedene Robotersysteme, wie humanoide Roboter-Patient:innen (HRP) und vor allem androide Roboter-Patient:innen (ARP), für die medizinische Aus- und Weiterbildung beschrieben. Diese Roboter-Patient:innen replizieren für die entsprechenden Anwendungen spezifisches Verhalten, das in unterschiedlichen Modi (beispielsweise Interaktions- oder Szenariomodus) abgerufen werden. Der Interaktionsmodus beschreibt einen automatisierten Modus, in dem das Verhalten auf Basis vordefinierter Reize repliziert wird. Im Szenariomodus hingegen werden die Roboter-Patient:innen häufig durch einen menschlichen Operator gesteuert, der das situativ passende Verhalten auswählt.

In Tabelle 3.1 ist eine Auswahl verschiedener ARP und HRP aufgeführt. Dabei wurden sowohl entwickelte Prototypen als auch kommerziell erwerbbar Systemen verwendet. Die verschiedenen ARP und HRP wurden teilweise über Jahre entwickelt und in mehreren Studien evaluiert, was im Folgenden beschrieben wird.

Tabelle 3.1: Eine Auswahl von androiden und humanoiden Roboter-Patient:innen, die bereits für die medizinische Aus- und Weiterbildung genutzt wurden.

Quelle	Jahre	Systeme; Kategorie	Krankheitsbilder
[120, 121, 122, 123]	2006 - 2010	Prototyp; Android	Zahnmedizinische:r Patient:in
[124, 125]	2012 - 2013	Prototyp; Android	Zahnmedizinische:r Patient:in
[126]	2018	SIMROID; Android	Zahnmedizinische:r Patient:in
[127, 128]	2015- 2016	Prototyp; Android	Pflegebedürftige:r Patient:in
[129, 130, 131, 132]	2006 - 2014	Prototyp (SAYA); Android	Patient:in mit Depressionen
[133, 134]	2023 - 2024	Ameca, Humanoid	Patient:in mit Affektlabilität, Bewusstseinsverschiebung oder Depersonalisation
[135]	2021	Prototyp (Android SP); Android	Patient:in mit anfallsartigem Drehschwindel

Für die zahnmedizinische Aus- und Weiterbildung wurde beispielsweise eine ARP entwickelt [120, 121, 122, 123]. Diese ARP war 165 cm groß, hatte ein Skelett aus Metall, leicht auswechselbare Zähne und eine Haut aus Vinyl, deren Farbe der menschlichen Haut ähnelte. Insgesamt hatte die ARP 36 „Degree of Freedom“ (DoF), von denen 13 aktiv und pneumatisch gesteuert wurden (die Augen und ein Schultergelenk wurden durch Rotationsmotoren gesteuert) und verfügte über die in der Tabelle 3.2 dargestellten Fähigkeiten. Im rechten Auge wurde eine Kamera installiert, um die TP während der Nutzung aus dem Blickwinkel der ARP direkt zu beobachten. Zusätzlich wurde ein Sensor eingesetzt, der den Kontakt mit der Uvula (Zäpfchen im Rachenraum) registrierte und entsprechende ikBuV der ARP auslöste (Brechreflex). Zusätzlich wurden ein Dehnmessstreifen zur Messung der auf einen Zahn

ausgeübten Kraft und eine Spracherkennung implementiert. Außerdem konnte die ARP an den Wangen und unter der Zunge bluten. Die Replikation der ikBuV der ARP sowie unerwartete Fähigkeiten wie die Replikation von Erbrechen, spontanem Kieferschließen, Schlucken und Handheben wurden manuell definiert und in Studien als gut bewertet. In einer der Studien wurden einige robotische Bewegungssequenzen von den TP sowohl als gut repliziert und als nicht gut repliziert bewertet. Dies war laut den Autoren auf die Fragestellungen des Fragebogens der Studie zurückzuführen. Die ARP wurde zusätzlich als zerbrechlich bezeichnet. Bezüglich des Verhaltens der ARP gab es unterschiedliche Meinungen. Einerseits wurde das Verhalten der ARP mit dem Verhalten von Patient:innen während einer Operation verglichen, andererseits wurde das Verhalten als anders zu echten Patient:innen beschrieben. Es wurden auch Verständnisschwierigkeiten seitens der TP beschrieben, wenn von Anfang an ausschließlich die ARP zur Instruktion genutzt wurde. Zudem wurden Reaktionen der ARP während der Behandlung als unverständlich beschrieben. Dennoch wurde die ARP als hilfreich empfunden.

Tabelle 3.2: Aktive Fähigkeiten einer androide Roboter-Patient:innen entwickelt von Takanobu et al. [120].

Gelenk/ Körperteil	Bewegungen
Augen	Bewegen (nach links und rechts), öffnen und schließen
Kiefer	Öffnen und schließen
Zunge	Vorschieben und zurückziehen, Zungenspitze hoch oder runter, ausdehnen
Kehle	Öffnen und schließen
Kopf	Nicken, schütteln und neigen
Brustkorb	Hoch und runter (Atmen)
Handgelenk	Hoch und runter
Ellenbogengelenk	Beugen und strecken

In einer weiteren Arbeit wurde eine ARP für das Training des Patiententransfers vom Bett in den Rollstuhl entwickelt [127]. Die ARP hatte 15 DoF (zwei aktive, vier gebremste und neun passive DoF). Drei DoF (Ellenbogen, Knie und ein DoF des Schultergelenks) waren mit Sensoren zur Messung des Gelenkwinkels ausgestattet. Das Schultergelenk besaß einen Gleichstromantrieb (DC-Antrieb) mit integriertem Winkelsensor. Die ARP war 160 cm groß und wog 25 kg. Die ARP verstand zwei japanische Wörter („Hallo“ und „Bitte setz dich.“). Wenn die ARP ein „Hallo“ hörte, antwortete sie mit „Hallo“. Wurde die ARP aufgefordert, sich zu setzen, antwortete sie mit „Ich verstehe“ und eine Bremse im Kniegelenk löste sich. Zur Auswertung wurde ein Experiment mit einer TP mit medizinischem Hintergrund durchgeführt. Hierbei wurde die ARP mit einer SP (ebenfalls 160 cm groß) während des Patiententransfers, der von der TP durchgeführt wurde, verglichen. Während des Experiments wurden die Bewegungen der TP von den Autoren ausgewertet. Dabei zeigte sich, dass die Bewegungen der TP unabhängig von der Verwendung der ARP oder der SP vergleichbar waren. Darüber hinaus wurde von der TP angegeben, dass sie die ARP für das Training des Patiententransfers vom Bett in den Rollstuhl als geeignet ansieht. Zusätzlich wurde angegeben, dass die TP besonders das Verhalten des Kniegelenks beim Setzen der ARP in den Rollstuhl hervorhob, da wie bei Patient:innen das Knie plötzlich keine Kraft mehr ausübte. Grundsätzlich war die TP mit der Interaktion mit der ARP sehr zufrieden.

Zusätzlich gab es eine weitere ARP (gleiche/r Autor:in wie im vorherigen Abschnitt), die nachfolgend auf der Grundlage der im vorherigen Absatz beschriebenen ARP entwickelt wurde [136]. Diese

ARP war 158 cm groß, wog 32 kg, hatte 14 aktive DoF (drei DoF in den Schultergelenken, einen DoF im Ellbogengelenk und einen DoF in den Fingern), vier passive DoF (Hüft- und Fußgelenke) und zwei gebremste DoF (Knie) und besaß einen menschenähnlichen Kopf sowie menschenähnliche Beine. Außerdem verfügte die ARP über einen Lautsprecher zum verbalen Ausdruck von Schmerzen. Diese ARP wurde ebenfalls für den Patiententransfer entwickelt, jedoch ohne den expliziten Fokus auf den Patiententransfer vom Patientenbett in den Rollstuhl, wie in der vorherigen Arbeit. In dieser Arbeit wurde ein Experiment mit vier TP mit medizinischem Hintergrund zur pflegerischen Tätigkeit des Patiententransfers vom Patientenbett in den Rollstuhl durchgeführt. Drei TP führten den Patiententransfer mit der ARP durch und wurden dabei gefilmt. Die vierte TP führte die Übung nicht mit der ARP durch, sondern analysierte die Videoaufnahmen der anderen TP. Die aufgezeichneten Patiententransfers wurden von der auswertenden TP mit einer Erfolgsquote von 85 % bewertet. Die drei TP bewerteten die Arbeit mit der ARP nach dem Experiment mittels eines Fragebogens und es wurde angegeben, dass die TP die Replikation der ARP befürworteten. Des Weiteren gaben die TP an, dass die Replikation von Schmerzen durch die ARP mit manuell definierten ikBuV diese eher vergleichbar zu tatsächlichen Patient:innen machte. Zusätzlich wurde angegeben, dass die TP die ARP für zukünftige Aus- und Weiterbildungen empfahlen.

In weiteren Arbeiten wurde eine ARP entwickelt, die eine authentische klinische Situation für die zahnmedizinische Ausbildung von medizinischem Personal replizieren konnte [124, 125]. Diese ARP war 157 cm groß und hatte acht DoF im Kopfbereich. Die ikBuV der ARP wurden manuell definiert. Die beweglichen Teile (Aktuatoren) wurden pneumatisch gesteuert, wobei ein externer Luftkompressor die Druckluft lieferte. Die Aktuatoren konnten jederzeit von einem Computer über eine Benutzerschnittstelle von einem menschlichen Operator gesteuert werden. Der menschliche Operator konnte auch unerwartete und wiederholbare Situationen wie beispielsweise Husten über die Benutzerschnittstelle steuern. Darüber hinaus konnten Speichelabsonderung und ein Gespräch mit TP für die zahnmedizinische Ausbildung mit der ARP repliziert werden. Die ARP wurde in einer OSCE für TP des fünften Studienjahres einer zahnmedizinischen Fakultät mit 88 TP genutzt, um ihre Fähigkeiten in der Kavitätenpräparation (Behandlung bei Zahnkaries) unter Berücksichtigung der Behandlungssicherheit zu bewerten. Die ARP wurde von den TP mit Hilfe eines Fragebogens bewertet. Die Ergebnisse zeigten, dass 95 % der TP den Nutzen des Risikomanagement-Trainings und 89 % den Nutzen für das Training der Kavitätenpräparation erkannten. Nur 58 % der TP hielten die ARP für das Kommunikationstraining für nützlich, obwohl 95 % die ARP der Trainingspuppe vorzogen.

Darüber hinaus wurde mit einer weiteren ARP die pädagogische Wirkung von ARP und einer Trainingspuppe auf TP mit zahnmedizinischem Hintergrund evaluiert [126]. In dieser Studie wurden die Systeme SIMROID und CLINSIM genutzt. SIMROID war eine ARP mit realistischem menschlichem Aussehen, manuell definierten ikBuV und konnte verbal kommunizieren. SIMROID konnte auf Druck mit der Replikation von Schmerzen reagieren. Zusätzlich konnte SIMROID die Augen bewegen und blinzeln, den Mund öffnen und schließen, mit dem Kopf nicken oder schütteln und die linke Hand heben und senken [137]. All diese Bewegungen wurden mit Hilfe pneumatischer Aktuatoren ausgeführt. SIMROID saß auf einem Behandlungsstuhl mit einer Behandlungseinheit und wurde von einem menschlichen Operator über eine grafische Benutzeroberfläche gesteuert. Der menschliche Operator fungierte als Vermittler zwischen dem TP und der ARP. Zusätzlich wurde in der Studie die Trainingspuppe CLINSIM genutzt. CLINSIM stellte einen/ eine zahnärztliche Patient:in dar und bestand aus einem Oberkörper in einem Zahnarztstuhl und konnte Bewegungen mit dem Kiefer re-

plizieren. SIMROID und CLINSIM wurden in einer Studie mit zehn TP evaluiert. Jeder TP musste sowohl mit SIMROID als auch mit CLINSIM arbeiten. Die Ergebnisse der Studie zeigten, dass sich die Einstellung der TP nach dem Training mit der ARP (SIMROID) im Vergleich zum Training mit Trainingspuppen (CLINSIM) signifikant verbessert hatte.

Die Arbeit an einer weiteren ARP mit dem Namen SAYA begann mit der Entwicklung eines Gesichtsroboters zur Replikation von Gesichtsausdrücken [129]. Der Kopf von SAYA war 20 cm hoch, 11,5 cm breit und wog 1,5 kg. Auf dem Kopf waren 19 Punkte definiert, an denen pneumatische Aktuatoren die Haut aus weichem Urethanharz manipulierten. Mit Hilfe der pneumatischen Aktuatoren konnte SAYA sechs menschliche Emotionen (Überraschung, Angst, Ekel, Wut, Glück und Traurigkeit) replizieren. Zusätzlich wurde ein mechanischer menschlicher Hals mit einem Universalgelenk entwickelt, der mit fünf Aktuatoren ausgestattet war. In einer Studie mit 20 TP wurden sechs Bilder und sechs Videos auf einem Computermonitor gezeigt und die TP sollten die Bilder und Videos den erkannten Emotionen zuordnen. Die Emotionen wurden von den TP bei den Bildern zu mindestens 86 % und bei den Videos sogar zu 92 % richtig erkannt. In einer auf diesen Ergebnissen aufbauenden Arbeit wurde SAYA weiterentwickelt und für das Diagnosetraining von Depressionen genutzt [130]. SAYA wurde zusätzlich zu der vorherigen Arbeit mit zwei DoF für Augenbewegungen und vier DoF für Kopfbewegungen beschrieben. Außerdem wurde SAYA ein menschlicher Körper gegeben, der jedoch keine DoF hatte. Im Szenariomodus konnte SAYA mit einer Person in einem Frage-Antwort-Prozess interagieren und nach einem Diagnoseszenario 60 verschiedene Antworten auf 70 verschiedene Fragen geben. Im Interaktionsmodus konnte SAYA mit verschiedenen manuell definierten ikBuV auf beispielsweise Begrüßungen reagieren. Der Fokus lag auf kurzen, alltagsähnlichen Kommunikationen mit einer TP. Diese neuen Fähigkeiten von SAYA wurden in einer Studie mit 108 TP (107 Studierende und einer psychiatrische Fachkraft) evaluiert. SAYA saß im 90° Winkel zu einer psychiatrischen Fachkraft vor den Studierenden. In einem Vorlesungsformat erklärte die psychiatrische Fachkraft ein strukturiertes Interview zur Diagnose von Depression (SIGH-D - Structured Interview Guide for the Ham-D [Hamilton Depression Rating Scale]) und führte es anschließend durch. Nach dem Interview sollten die Studierenden die von SAYA replizierten Symptome in den 17 Skalen des SIGH-D bewerten. Zusätzlich wurden das Verhalten und die Nutzung von SAYA mit einem weiteren Fragebogen erfasst. In zehn der 17 Skalen des SIGH-D bewerteten die TP die Symptome entsprechend der beabsichtigten Replikation der Krankheitsschwere durch SAYA. In den anderen sieben Skalen bewerteten die Studierenden die Symptome niedriger. Die Autoren kamen zu dem Schluss, dass SAYA die Symptome einer Depression nicht gut genug abbildete und dass die ikBuV sowie die Sprache von SAYA überarbeitet werden sollten. Allerdings wurde auch festgestellt, dass die Studierenden SAYA als zweitbeste Lehrmethode (direkt nach Videos) bewerteten. In einer weiteren darauf aufbauenden Arbeit wurde SAYA in einer Studie mit den gleichen Fähigkeiten und erneut als depressive ARP genutzt [131]. Auch in dieser Studie wurde SAYA von einem menschlichen Operator gesteuert, der für die TP nicht sichtbar war. Bei den TP dieser Studie handelte es sich um sechs psychiatrische Fachkräfte, die SIGH-D zur Diagnose von Depressionen einsetzten. Die Antworten auf die Fragen des SIGH-D sowie die ikBuV während der Befragung wurden manuell von einem Video einer SP, die eine Depression darstellte, auf SAYA übertragen. Während der Studie interviewte eine/ einer der sechs psychiatrischen Fachkräfte SAYA und die anderen fünf analysierten die Antworten und ikBuV von SAYA mit Hilfe des SIGH-D und eines zusätzlichen Fragebogens bezüglich der ikBuV von SAYA. Die psychiatrischen Fachkräfte schätzten die durch SAYA replizierte Depression schwächer ein, als es beabsichtigt war. Zusätzlich

gaben die psychiatrischen Fachkräfte an, dass die nonverbale Kommunikation von SAYA während des Interviews nicht die ikBuV von echten Patient:innen replizierte, da keinerlei ikBuV durch Arme, Beine und Körper repliziert wurden. Dennoch wurde SAYA von den psychiatrischen Fachkräften als hilfreich für das Training zur Diagnose von Depressionen bewertet. Darüber hinaus wurde SAYA für das Training des SIGH-D mit acht TP (hier Studierende) evaluiert [132]. In dieser Arbeit wurde ein Video von einer SP und einer psychiatrischen Fachkraft bezüglich der ikBuV der SP analysiert. Die verbalen und nonverbalen Antworten der SP wurden auf SAYA übertragen. Dabei wurden die tatsächlichen verbalen Äußerungen der SP verwendet und die nonverbalen ikBuV manuell übertragen. Zu Beginn der Studie erfolgte eine kurze Einführung der TP durch eine ärztliche psychiatrische Fachkraft. Anschließend sollten die TP das Gelernte direkt in der Interaktion mit SAYA anwenden. Während des Interviews nach dem SIGH-D saßen die TP und SAYA in einem Winkel von 90° einander zugewandt an einem Tisch. Nach dem Interview bewerteten die TP das Training mit SAYA mit Hilfe eines Fragebogens. Die Ergebnisse des Fragebogens zeigten, dass die TP eine hohe Motivation hatten, mit SAYA zu trainieren. Die Replikation der Depression durch SAYA wurde von den TP, wie in den vorangegangenen Arbeiten, nicht als so schwerwiegend empfunden, wie es die Autoren beabsichtigten. Auch nach dieser Arbeit kamen die Autoren zu dem Schluss, dass die ikBuV von SAYA sowohl nonverbal als auch verbal verbessert werden sollten. Um die Automatisierung von SAYA (hier unter neuem Namen: Android SP) weiter voranzutreiben, wurde in einer weiteren Studie an der automatischen Erkennung von Fragen und Kopfnicken gearbeitet [135]. Zur Erkennung von Fragen oder Kopfnicken wurden individuell angepasste Algorithmen mit manuell definierten Schwellenwerten genutzt. Fünf TP ohne medizinischen Hintergrund nahmen an der Studie teil und führten ein ärztliches Interview zur Diagnose von Morbus Menière (anfallsartiger Drehschwindel) durch. Während der Studie wurden 835 Sätze aufgenommen, von denen 790 mit Hilfe eines Algorithmus erfolgreich in Text umgewandelt werden konnten. Von den 790 Sätzen konnten 772 (97,7 %) korrekt als „Frage“ oder „keine Frage“ klassifiziert werden. Die 772 Sätze enthielten 383 Fragen, von denen SAYA 367 (95,8 %) richtig beantworten konnte. Bei der Erkennung des Kopfnickens der TP ergab sich eine Fehlerquote von 52 %. In dieser Studie zeigte sich, dass die Erkennung von Fragen in gesprochenen Sätzen bereits sehr gut funktionierte. Die Erkennung von ikBuV der TP wurde von den Autoren als noch verbesserungswürdig eingestuft. Zusammenfassend wurde bei der Entwicklung von SAYA in drei der fünf Arbeiten festgestellt, dass sowohl die verbalen als auch die nonverbalen Kommunikationsfähigkeiten verbessert werden sollten, um bei einem Training ein realistischeres Bild von Patient:innen zu replizieren.

In einem anderen Konzept wurde ein HRP (Ameca) verwendet, um ikBuV psychopathologischer Symptome wie die Affektlabilität (starke Stimmungsschwankungen durch geringfügige Reize), Bewusstseinsverschiebung (Entfremdungserlebnisse ohne Realitätsverlust) oder Depersonalisation (subjektives Erleben eines erweiterten Bewusstseins) für die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal zu replizieren [133, 134]. Das Konzept konzentrierte sich auf die Gestik und verbale Kommunikation. Ameca ist ein kommerziell erhältlicher HRP, hat 61 DoF und ist 187 cm groß [138]. Zusätzlich hat Ameca Kameras in den Augen, Mikrofone in den Ohren, mit denen er seine Umgebung wahrnehmen konnte, und einen Lautsprecher auf der Brust, über den er zum Beispiel Stimmen wiedergeben konnte. In einer Studie wurden zwölf TP mit medizinischem Hintergrund drei Videos mit einem SP und drei Videos mit der Replikation der Darstellung eines SP durch Ameca gezeigt und anhand eines Fragebogens bewertet [134]. Die TP gaben zu 67 % an, dass sie sich vorstellen könnten, neben den Videos mit dem SP auch Ameca für ihre Aus- und Weiterbildung zu nutzen. Zudem wurde

es als vorteilhaft empfunden, Ameca im eigenen Lerntempo nutzen und bei Bedarf Trainingseinheiten wiederholen zu können. Allerdings wurde auch beschrieben, dass Ameca Schwierigkeiten hatte, die ikBuV in der gleichen Geschwindigkeit wie der SP zu replizieren.

Es gibt weitere kommerziell erhältliche fortgeschrittene androide und humanoide Roboter wie Mesmer oder Sophia, die überzeugend Aussehen, Mimik, manuell definierte Bewegungen und Sprache replizieren [139, 140]. Diese Roboter wurden für Unterhaltungszwecke gebaut und bisher nicht in der medizinischen Aus- und Weiterbildung genutzt.

3.6 Monitoring-Systeme

Zur Erfassung von sozialen Interaktionen, des Verhaltens im familiären Kontext, der selbstständigen Lebensführung älterer Menschen, von Krankheiten oder der Beobachtung kritisch Kranker werden Monitoring-Systeme eingesetzt. Im Folgenden wird eine Auswahl verschiedener Monitoring-Systeme vorgestellt.

Mit dem Einzug von Taschencomputern und Mobiltelefonen konnten dezentral Daten von sozialen Interaktionen erfasst werden und beispielsweise dazu beitragen Verhalten im familiären Kontext zu beobachten. Dies wurde in einer Studie hinsichtlich der Gedanken und Gefühle von TP untersucht [141]. Dazu wurde ein tragbares computergestütztes Selbstbeobachtungssystem („Computer-assisted Family Self-monitoring System (FASEM-C)“) entwickelt und auf einem Taschencomputer implementiert, um emotionale Prozesse in Familien mit Jugendlichen methodisch zu beobachten. Diese wurden mit Hilfe verschiedener Fragebögen auf dem Taschencomputer erfasst und konnten einen Einblick in beispielsweise das Verhalten und den emotionalen Status der Jugendlichen geben. Dabei konnten u. a. dysfunktionale soziale Muster erkannt werden.

Darüber hinaus wurde beispielsweise bereits ein Mobiltelefon als „Mobile Social Interaction Stress Monitoring System“ verwendet, um die elektrodermale Aktivität im Alltag der TP mit Hilfe eines Biosensors (Wearable) zu messen und daraus Rückschlüsse auf das Stresslevel zu ziehen [142]. Die in der Arbeit generierten Daten wurden in Echtzeit dem Ereignis zugeordnet und im Kalender die Stressbelastung für die entsprechenden Tage farblich markiert, so dass die TP physiologische Reaktionen (beispielsweise stressbedingtes Schwitzen) zuordnen konnte. Dies wurde jedoch nur bei einer TP angewandt.

Während der Covid-Pandemie hat der Begriff Monitoring-System einen überwachenden Charakter angenommen, da der Begriff zur Beschreibung von Systemen zur Überwachung des „social distancing“ verwendet wurde [143, 144, 145]. Dazu wurden Videoüberwachungssysteme im öffentlichen Raum eingesetzt, mittels maschinellem Lernen ausgewertet und Verstöße gegen die geltenden Regeln gemeldet, aber es wurden auch verschiedene Apps für Mobiltelefone entwickelt und eingesetzt, um zur Eindämmung der Covid-Pandemie beizutragen [143, 144, 145]. Des Weiteren wurden Mobiltelefone als Monitoring-Systeme genutzt, um beispielsweise den Blutdruck von Diabetespatient:innen aus der Ferne zu analysieren [146]. Zusätzlich wurde bereits ein Mobiltelefon, das verschiedene interne Sensoren nutzte und das Aktivitätsniveau, die Aktivitäten in sozialen Netzwerken und das Umgebungslicht von TP analysierte, um Rückschlüsse auf die psychische Gesundheit zu treffen [147].

Darüber hinaus wurde ein Multi-Sensor-Monitoring-System (MONI) auf einem Mobiltelefon als Unterstützungslösung für ältere Menschen zur Aufrechterhaltung ihrer Alltagsaktivitäten entwickelt [148]. Hierfür wurden Wearables, Sensoren des Mobiltelefons und stationäre Bluetooth-Sensoren mit-

einander verbunden und eingesetzt, um z. B. die Aktivitäten sowie den Grad der empfundenen Einsamkeit zu ermitteln und mit Hilfe eines „Coach“ Hinweise zur Steigerung des Wohlbefindens zu geben.

Um älteren Menschen ein unabhängiges Leben zu ermöglichen, wurde ebenfalls bereits ein Monitoring-System entwickelt [149]. Dabei handelte es sich um ein intelligentes soziales Alarmsystem, das auch eine kontinuierliche Fernüberwachung des Aktivitätsniveaus von TP ermöglichte [149]. Das Überwachungssystem basierte auf drahtloser Sensortechnologie, Telekommunikation und intelligenter Signalverarbeitung. In einer Studie wurde das Monitoring-System bei älteren gesunden TP und TP mit Demenz eingesetzt. Dabei konnten deutliche Unterschiede in den gemessenen Aktivitätsniveaus beobachtet werden, z. B. war bei einer TP mit Demenz der circadiane Rhythmus (24-Stunden-Rhythmus von Lebewesen) gestört. Des Weiteren wurden alltägliche Aktivitäten von älteren Personen u. a. mit Bewegungssensoren von einem Monitoring-System erfasst, um z. B. normales oder abnormes Verhalten zu erkennen [150].

Im medizinischen Kontext wird unter einem Monitoring-System u. a. die kontinuierliche Messung physiologischer Parameter von z. B. kritisch Kranken wie Herzfrequenz, Herzrhythmus, arterieller Blutdruck, Atemfrequenz und Sauerstoffsättigung des Blutes verstanden [151]. Um physiologische Parameter erfassen zu können, wurden zusätzlich zu den bekannten Monitoring-Systemen am Patientenbett bereits T-Shirts oder Pods für die Ohren entwickelt [152, 153]. Das T-Shirt war mit Sensoren ausgestattet, die Herzfrequenz, Atemfrequenz und Beschleunigung messen, um Informationen über die Körperhaltung des Patienten für Rehabilitationsmaßnahmen zu erhalten [152]. Die physiologischen Parameter konnten während der Übungen in Echtzeit ausgewertet werden. Dabei konnte ein Verlauf der physiologischen Parameter aufgezeichnet werden, der später ausgewertet und analysiert werden konnte. Der VitalPod (wie ein In-Ear-Kopfhörer) war ein Monitoring-System, das die Funktion eines Multifunktionsmonitors hatte, der Herzfrequenz, Atemfrequenz, Blutsauerstoffgehalt, Hauttemperatur und Aktivität messen und im Ohr getragen werden konnte [153]. Ein weiteres Konzept für ein Monitoring-System überwachte automatisch die Gesundheitsparameter von TP, ohne, laut den Autoren, die Aktivitäten des täglichen Lebens zu stören [154]. Das vorgeschlagene Monitoring-System bestand aus einem Netzwerk verschiedener tragbarer Sensoren zur Erkennung von Einzelereignissen. Der Zweck des Monitoring-Systems war das erweiterte Monitoring von älteren (kritisch) Kranken nach einem Herzinfarkt. Zu diesem Zweck wurden Herzfrequenz- und Temperatursensoren sowie ein Beschleunigungssensor verwendet und direkt an den TP befestigt. Der Herzfrequenzsensor wurde mit einem Clip am Ohr, Finger oder Zeh und der Temperatursensor in der Achselhöhle befestigt. Die beiden Sensoren für Herzfrequenz und Temperatur waren mit einer drahtlosen Kommunikationsschnittstelle verbunden, die den Bewegungssensor enthielt, von den TP am Handgelenk getragen wurde und die gemessenen Daten drahtlos an eine Basisstation übertrug, damit sie z. B. von medizinischem Personal ausgewertet werden konnten. Zusätzlich wurden tägliche Stimmungsfragebögen sowie Blutdruck und Temperatur der TP erfasst. Ebenso wurden mit Hilfe des maschinellen Lernens Modelle entwickelt, die den Krankheitsverlauf kritisch Kranker anhand von Vitalparametern der letzten 24 Stunden auf einer Intensivstation vorhersagen konnten [155]. Dabei wurden Blutdruck, Pulsfrequenz, Atemfrequenz, Sauerstoffsättigung und Temperatur kritisch Kranker betrachtet und insbesondere die Vorhersagbarkeit der Mortalität analysiert. Es gab auch ein Monitoring-System, um ineffiziente Beatmungsbemühungen bei kritisch Kranken zu erkennen, was rein auf der Analyse des Luftstroms der Beatmungsgeräte stattfand [156]. Darüber hinaus wurden in einer Pilotstudie verschiedene Sensoren eingesetzt, um kritisch

Kranke zu charakterisieren und Unterschiede zwischen kritisch Kranken mit und ohne Delirium zu identifizieren [157]. Dazu wurden tragbare Sensoren, Licht- und Geräuschsensoren sowie eine Kamera auf einer Intensivstation eingesetzt, um Daten von kritisch Kranken (mit und ohne Delirium) und ihrer Umgebung zu sammeln. Die kritisch Kranken wurden gefilmt, um ihre Körperhaltung, Mimik und Haltungsvariationen maschinell zu analysieren. In dieser Pilotstudie wurden signifikante Unterschiede zwischen kritisch Kranken mit und ohne Delirium in Bezug auf Gesichtsausdruck, Bewegung (bzw. bei der Änderung einer Lage) und Haltung der Extremitäten, Besuchshäufigkeit, Licht- und Schallpegelmessungen festgestellt. Bei den Bewegungen wurden insbesondere das Handgelenk, der Arm und der Knöchel beobachtet und die Aktivität, d. h. die Häufigkeit der Bewegungen des Handgelenks, des Arms und des Knöchels, untersucht. Es wurden nur Positionswechsel untersucht, d. h. ob und wie oft eine Position gewechselt wurde.

3.7 Erfassung von Bewegungs- und Verhaltensmustern

Es gibt verschiedene kamerabasierte Messsysteme oder Algorithmen zur Erfassung von Gelenkpositionen und deren Beobachtung über die Zeit, die mit oder ohne Marker arbeiten. Systeme mit Markern arbeiten mit bekannten Körpern, die Infrarotlicht in der Regel sehr gut reflektieren [158]. Da der Fokus dieser Arbeit auf kritisch Kranken liegt und Systeme mit Markern Patient:innen belasten und un bequem sein könnten, werden keine markerbasierten Systeme in Betracht gezogen [159]. Im Folgenden werden Studien vorgestellt, bei denen die oben genannten Systeme bereits verwendet wurden.

Weiterhin muss zwischen zwei- und dreidimensionalen Methoden unterschieden werden. Zu den zweidimensionalen zählen z. B. Methoden, die eine einzelne Kamera verwenden und die aufgenommenen Videodaten mit einer Body-Tracking-Software (wie z. B. MediaPipe [160]) auswerten und dreidimensionale Gelenkpositionen ausgeben. Alternativ gibt es Systeme wie die Kinect für Windows v2 (KV2) und deren Nachfolger die Azure Kinect DK (K4A). Die KV2 und die K4A sind Tiefenbildkameras, die Punktwolken aufnehmen können und mit einer vom Hersteller zur Verfügung gestellten Software die Gelenkpositionen mehrerer Personen in den Punktwolken erkennen können. Diese Tiefenbildkameras sind weit verbreitet und wurden u. a. bereits in unterschiedlichen Studien mit beispielsweise Schlaganfallpatient:innen verwendet [161].

In einer Studie mit acht gesunden Personen wurden acht verschiedene Rehabilitationsübungen durchgeführt und mit zwei verschiedenen Systemen aufgezeichnet und ausgewertet [162]. Ein Qualisys wurde mit zweidimensionalen Videoaufzeichnungen und der Verwendung von MediaPipe verglichen. Dabei wurde die Messung des Qualisys als Grundwahrheit angenommen. In der Studie wurden nur die Gelenke auf der rechten Seite der TP berücksichtigt und eine sehr hohe Korrelation der Amplituden der aufgezeichneten Bewegungen zwischen den beiden Systemen festgestellt.

Des Weiteren wurde in einer Studie mit elf Parkinson-Patient:innen ebenfalls eine zweidimensionale Kamera mit hoher Bildrate (Bilder pro Sekunde) im Zusammenspiel mit MediaPipe eingesetzt und mit Beschleunigungssensoren verglichen [163]. In dieser Studie konnte ein mittlerer absoluter Fehler von $0,229 (\pm 0,174)$ Hz zwischen den beiden Systemen für die Tremorfrequenz festgestellt werden.

In einer weiteren Studie wurde eine Methode zur automatischen Identifizierung von TP (hier Patient:innen und Therapeut:innen) auf Bild-für-Bild-Basis in Bildern von Tiefenbildkameras (Kinect-Version 1 und 2) und zur Identifizierung zuverlässiger Sequenzen von Patient:innen-Daten, die während der Rehabilitation aufgezeichnet wurden („serious games“), entwickelt [164]. Die Methode verbesserte

die Automatisierung von Rehabilitationssystemen, indem sie sowohl die Identität der TP erkannte als auch die zeitliche und räumliche Distanz zwischen den TP bestimmte. Grundsätzlich zielte diese Arbeit darauf ab, zu erkennen, ob Bewegungen der TP (hier Patient:innen) aktiv oder passiv (alleine oder mit Hilfe der Therapeut:innen) durchgeführt wurden. Das Hauptaugenmerk dieser Studie lag nicht auf den einzelnen Extremitäten der TP, sondern auf der Erkennung des direkten Kontaktes zwischen den TP (Patient:innen und Therapeut:innen) und der Bestimmung der räumlichen Distanz zwischen den TP (Patient:innen und Therapeut:innen).

Zusätzlich wurde in einer Studie mit 30 gesunden TP die K4A mit der KV2 und einem Qualisys verglichen und im Kontext neurogeriatrischer Gleichgewichts- und Gangstörungen eingesetzt [165]. Dabei wurden die Ergebnisse der K4A mit denen der KV2 als vergleichbar angegeben und insbesondere die K4A für die Erfassung der motorischen Fähigkeiten (Bewegungen) in zukünftigen Studien zu Gleichgewichts- und Gangstörungen empfohlen.

In einer weiteren Studie wurde die K4A für eine chirurgische Telementoring-Anwendung im chirurgischen Kontext eingesetzt [166]. In dieser Studie wurden die Punktwolken der K4A für die Darstellung der Patient:innen verwendet, um die Patient:innen in einer dreidimensionalen Ansicht einer erfahrenen Fachkraft in einer VR-Ansicht bereitzustellen. So konnte während der chirurgisch-medizinischen Anwendung entsprechendes Expertenwissen kommuniziert werden.

Diese Messsysteme sind in der Lage, individuelle und persönliche Bewegungs- und Verhaltensmuster anonymisiert zu erfassen und für eine Annotation und Analyse bereitzustellen. Die Annotation kann automatisiert, halbautomatisiert oder manuell erfolgen und für maschinelles Lernen oder weitere Analysen Informationen bereitstellen [167]. Die automatisierte Annotation wird vollständig von einem Algorithmus durchgeführt. Die halbautomatisierte Annotation wird in einer Interaktion zwischen Mensch und Algorithmus durchgeführt, wohingegen die manuelle Annotation ausschließlich von einem Menschen durchgeführt wird.

3.8 Kritik am Stand der Forschung

Ausbildungseinrichtungen haben ein starkes Interesse an der robotergestützten Replikation, wie z. B. durch ARP, von ikBuV, um die Abhängigkeit von Kranken zu reduzieren, die für die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal geeignet sind [168, 169]. Bereits 2005 gab es eine Vision vom etablierten Einsatz von ARP zur standardisierten, flexiblen und reproduzierbaren Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal für das Jahr 2025 [169]. Im Jahr 2021 wurde die Gegenwart als Epoche der technologischen und wissenschaftlichen Entwicklung im Bereich des Einsatzes von ARP beschrieben [170]. Darüber hinaus wurde im Jahr 2023 die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal mit Systemen wie ARP als sicher und stressfrei für die Steigerung von Wissen und Fähigkeiten dargestellt [171]. Tatsächlich wird medizinisches Personal in der Aus- und Weiterbildung in der Breite bisher nur selten mit AR, VR oder fortgeschrittener Robotik, wie z. B. ARP, konfrontiert und trainiert [171].

In Bezug auf die Erfassung von ikBuV gibt es verschiedene Monitoring-Systeme, die soziale Interaktionen oder Netzwerke analysieren. Darüber hinaus gibt es Monitoring-Systeme, die mit erkrankten Personen interagieren und es werden auch Monitoring-Systeme zur Erfassung von Alltagsaktivitäten von Personen und in Bezug auf kritisch Kranke eingesetzt. Bislang gibt es jedoch kein MONI, das Interaktionen zwischen kritisch Kranken und ihrem Umfeld automatisiert erkennt und ikBuV von den

interagierenden Personen erfasst. Zusätzlich gibt es bereits verschiedene Body-Tracking-Methoden, um ikBuV oder Distanzen zwischen Patient:innen und Therapeut:innen zu messen. Bisher wurden die gemessenen ikBuV von kritisch Kranken oder SP nicht genutzt, um diese auf ARP zu übertragen, um Trainings zur sicheren Interaktion mit kritisch Kranken zu nutzen. Daraus ergibt sich folgende Schlussfolgerung für den Bedarf 1 in Bezug auf eine Erfassung von ikBuV.

Schlussfolgerung 1: Es ist kein MONI zur automatisierten sensorbasierten Erfassung von ikBuV von kritisch Kranken während Interaktionen mit Reiz-Reaktions-Schemata bekannt. Darüber hinaus gibt es zwar verschiedene Methoden zur Erfassung von ikBuV, jedoch muss hier eine Übertragung auf Systeme wie ARP stattfinden.

Systeme wie iStan und HAL können zwar manuell definierte ikBuV replizieren, wie z. B. ein Blinzeln. Der Schwerpunkt dieser Systeme liegt jedoch nicht auf dem Training sicherer Interaktionen, sondern auf dem Training medizinischer Notfälle und der Replikation krankheitsspezifischer Vitalparameter sowie der entsprechenden Reaktion auf die Verabreichung von Medikamenten. Darüber hinaus gibt es eine Gruppe von innovativen HRP, die einen beeindruckenden Stand der Forschung darstellen, jedoch sind diese HRP nicht ohne weiteres für das Training von sicheren Interaktionen einsetzbar, da die bekannten HRP nicht für das Liegen, sondern ausschließlich für das Stehen konzipiert sind. Ausschließlich stehende HRP wie Ameca entsprechen nicht dem Bild von kritisch Kranken, die häufig liegend oder sitzend in Patientenbetten anzutreffen sind. Zudem darf Ameca nicht berührt werden, so dass klinische Assessments, die z. B. den Händedruck als Kommunikationsform nutzen, nicht trainiert werden können. Des Weiteren können HRP zwar mit einer menschlichen Gestalt, nicht aber mit einem menschlichen Aussehen beschrieben werden [115]. Darüber hinaus verfügen insbesondere HRP über beeindruckende sprachliche und mimische Fähigkeiten, die für die Replikation von kritisch Kranken vernachlässigbar sind, da kritisch Kranke aufgrund der Beatmung oft nonverbal sind und ihre motorischen Fähigkeiten eingeschränkt sein können. ARP werden bisher häufig in der zahnmedizinischen Aus- und Weiterbildung eingesetzt. Hierbei wird teilweise auch die Kommunikation mit Patient:innen thematisiert, doch wird hier von Patient:innen ausgegangen die nicht kritisch krank sind. Derzeit sind keine HRP oder ARP bekannt, die sensorisch gemessene ikBuV von kritisch Kranken replizieren. Somit folgt auf den Bedarf 2 seitens der Replikation von ikBuV die Schlussfolgerung 2.

Schlussfolgerung 2: Die Entwicklung einer ARP zur Replikation realer ikBuV kritisch Kranker für das Training sicherer Interaktionen ist notwendig. Die ARP muss liegen und berührt werden können. Darüber hinaus muss die ARP in der Lage sein, sensorisch gemessene ikBuV kritisch Kranker für das Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken zu replizieren. Zu den ikBuV gehören nicht nur motorische Eigenschaften, sondern auch altersbedingte Beeinträchtigungen wie Hörverlust.

Es gibt bereits ARP, wie z. B. SAYA, die für die Aus- und Weiterbildung von klinischen Assessments eingesetzt wurden, wobei auch SAYA ausschließlich sitzend und ohne direkte Berührung eingesetzt wurde. Derzeit ist keine Studie bekannt, in der ARP mit sensorisch erfassten ikBuV für die Aus- und Weiterbildung von klinischen Assessments eingesetzt wurde. Die Schlussfolgerung 3 ist daher aus dem Bedarf 3 auf der Seite des standardisierten, reproduzierbaren und zeitlich flexiblen Trainings abzuleiten.

Schlussfolgerung 3: Die ARP mit sensorisch erfassten ikBuV ist im Rahmen eines Trainings sicherer Interaktionen für die Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal zu evaluieren. Für ein Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken stehen die nonverbalen ikBuV im Fokus. Ermittelte ikBuV kritisch Kranker müssen auf die ARP übertragen werden, um ein individuelles Training sicherer Interaktionen zu ermöglichen. Dieses Training muss zeitlich flexibel, reproduzierbar und vergleichbar sein. Darüber hinaus soll ein Training klinischer Assessments mit direktem körperlichen Kontakt zur ARP ermöglicht werden.

4. Eigener Ansatz

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung einer ARP zum Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken. Hierbei liegt der Fokus insbesondere auf der Replikation von ikBuV kritisch Kranker. Für die Replikation von ikBuV werden Robotersysteme wie ein KUKA LBR iiwa 7 R800 (Roboterarm) und vor allem eine ARP genutzt.

Der Einsatz einer ARP ermöglicht ein zeitlich flexibles, standardisiertes und replizierbares Training von medizinischem Personal, aber auch von Angehörigen kritisch Kranker, individuell oder in größeren Gruppen in Bezug auf sichere Interaktionen oder zum Erlernen medizinischer Assessments.

Um dieses Ziel zu erreichen, gliedert sich die Arbeit in die folgenden vier notwendigen Neuerungen und Schritte, die sich aus dem Stand der Forschung und insbesondere aus der Kritik am Stand der Forschung ergeben:

1. Sensorische Erfassung von ikBuV kritisch Kranker (beschrieben in Abschnitt 4.1 und 5.1; in Abschnitt 6.1 evaluiert)
2. Konzept und Entwicklung einer ARP (beschrieben in Abschnitt 4.2 und 5.2)
3. Replikation von ikBuV von kritisch Kranken (beschrieben in Abschnitt 4.3 und 5.3; in Abschnitt 6.2 evaluiert)
4. Nutzung der ARP für ein Training von sicheren Interaktionen mit kritisch Kranken (beschrieben in Abschnitt 4.4 und 5.4; in Abschnitt 6.3 evaluiert)

Bei der sensorischen Erfassung von ikBuV werden erstmals ikBuV von kritisch Kranken sowie von SP mit geeigneter Sensorik erfasst, dokumentiert und in für eine ARP nutzbare Informationen umgewandelt. Es werden Reize (Stimuli) identifiziert, die ikBuV (Reaktionen) kritisch Kranker auslösen, um diese im Verlauf der Arbeit als robotische Bewegungssequenzen bzw. in einem Interaktionsmodus in die neuartige ARP zu implementieren. Hierfür werden die ikBuV (Reize und Reaktionen) im Kontext der sicheren Interaktion mit kritisch Kranken sensorisch erfasst und potentielle Reiz-Reaktions-Schemata abgeleitet. Die ikBuV werden auf die ARP übertragen und schließlich wird die ARP im Rahmen dieser Arbeit erstmals zur Replikation von ikBuV im Kontext der Aus- und Weiterbildung von TP mit und ohne medizinischen Hintergrund eingesetzt und evaluiert. Diese wesentlichen Schritte des Vorhabens sind in Abbildung 4.1 schematisch dargestellt. Somit ergeben sich die wesentlichen Hauptbestandteile der Arbeit, die Erfassung von ikBuV sowie die Nutzung von der ARP für Trainings von sicheren Interaktionen mit kritisch Kranken. Die ikBuV der ARP sollen bei der Nutzung von einem Operator (Szenariomodus) während entsprechender Trainings gesteuert und von einer leitenden Fachperson begleitet werden.

Im Folgenden werden die Schritte von der sensorischen Erfassung von ikBuV über die Entwicklung der ARP, die Replikation ikBuV bis hin zur Nutzung der ARP beschrieben.

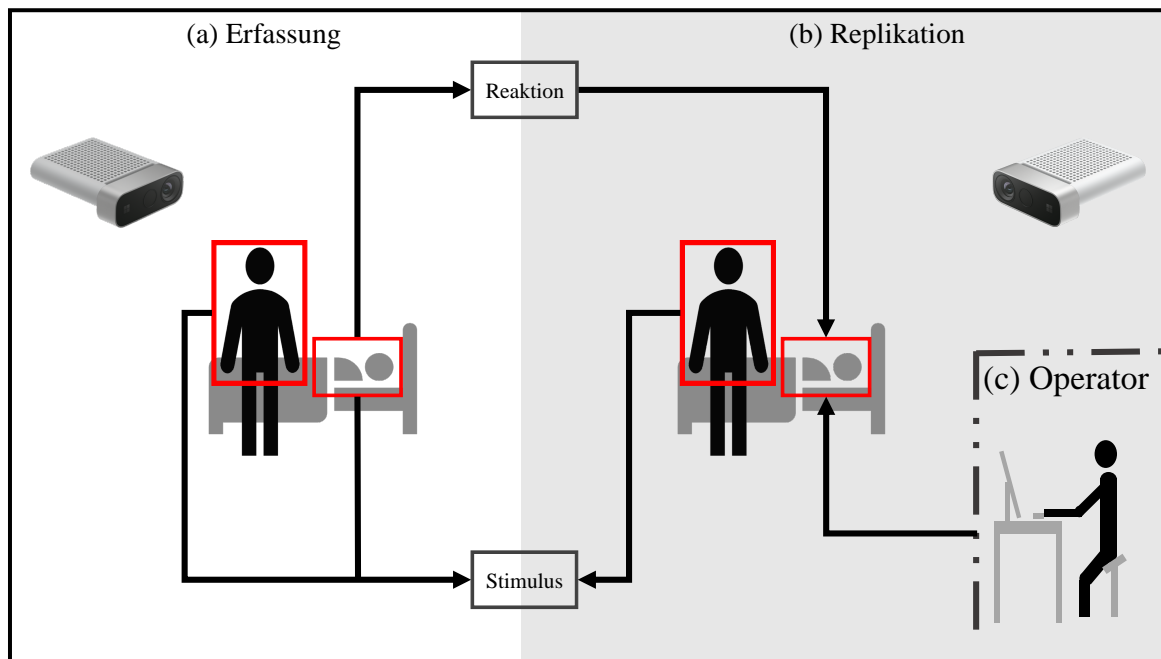


Abbildung 4.1: Schematische Darstellung der androiden Roboter-Patientin zum Trainieren von sicheren Interaktionen mit kritisch Kranken. Im Teil (a) der Abbildung ist die sensorische Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster kritisch Kranker sowie einer weiteren interagierenden Person dargestellt. Teil (b) der Abbildung stellt die Replikation der sensorisch erfassten individuellen und bzw. oder krankheitsspezifischen Bewegungs- und Verhaltensmustern dar, wofür eine Übertragung dieser auf die androide Roboter-Patientin notwendig ist, um Trainings von sicheren Interaktionen mit der androiden Roboter-Patientin und einer interagierenden Person zu ermöglichen. Das Training kann von einem Operator (Teil (c)) über eine Tiefenbildkamera beobachtet werden. In Teil (c) der Abbildung ist ein Operator dargestellt, der die androide Roboter-Patientin steuern kann, um komplexes Verhalten kritisch Kranker zu replizieren.

4.1 Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

Es gibt, wie im Stand der Forschung (siehe Abschnitt 3.6) beschrieben, verschiedene prototypische und etablierte Systeme und Methoden, um menschliches Verhalten bzw. Verhaltensänderungen und insbesondere den Gesundheitszustand zu beobachten und zu erfassen. Wie in der Kritik zum Stand der Forschung (siehe Abschnitt 3.8) dargestellt, werden verschiedene Sensoren und Algorithmen, wie z. B. Body-Tracking, zur Erfassung von ikBuV eingesetzt, jedoch nicht mit dem Ziel diese zu replizieren.

Body-Tracking wird bisher hauptsächlich zur Erfassung von Bewegungen gesunder Personen eingesetzt, jedoch eignen sich Body-Tracking und ähnliche Methoden auch zur Erfassung von ikBuV kritisch Kranker. Ein Ziel dieser Arbeit ist es daher, eine Möglichkeit zu finden, ikBuV von kritisch Kranken mittels ausgewählter Sensorik zu erfassen und in für die ARP nutzbare Informationen umzuwandeln. Da die Erfassung ikBuV von kritisch Kranken sowohl datenschutzrechtlich als auch ethisch und technisch herausfordernd ist, wird (abgeleitet aus dem Bedarf 1 und der Schlussfolgerung 1) ein entsprechendes Multi-Sensor-Monitoring-System (MONI) entwickelt.

Die Beschreibung des entsprechenden und eigens entwickelten MONI im Kontext der Erfassung von ikBuVs kritisch Kranker erfolgt im Abschnitt 5.1. Dabei wird auf die eingesetzte Sensorik, wie z. B. eine K4A und ein Mikrofon zur Messung des Schallpegels im Raum (keine Aufzeichnung des Gesprächs), sowie die eingesetzte Softwareumgebung eingegangen und die Funktionsweise anhand eines Prozessablaufplans erläutert. Darüber hinaus werden Potentiale für den zukünftigen Einsatz

eines solchen MONI aufgezeigt, da es sich um das erste MONI handelt, das im Bereich der Erfassung von ikBuV von kritisch Kranken in einer außerklinischen Intensivpflege Daten zu sozialen Interaktionen erhebt und die ikBuV in einer für eine Replikation mittels ARP ausreichenden Qualität erfasst. Es ist zudem die erste Studie, die reale soziale Interaktionen von außerklinisch versorgten kritisch Kranken mit ihrer Umwelt sensorisch erfasst und dokumentiert. Die Evaluation der sensorisch erfassten ikBuV ist in Abschnitt 6.1 dargestellt.

4.2 Androide Roboter-Patientin

Für das Training von sicheren Interaktionen mit kritisch Kranken werden, wie im Abschnitt 3.5 beschrieben, bereits verschiedene ARP eingesetzt. Wie die Kritik am Stand der Forschung (siehe Abschnitt 3.8) zeigt, stehen nicht nur keine sensorisch erfassten ikBuV zur Verfügung, sondern auch keine Systeme wie eine ARP, die tatsächliche ikBuV kritisch Kranker replizieren können.

Somit wird (abgeleitet aus dem Bedarf 2.1 und der Schlussfolgerung 2) in dieser Arbeit ein Konzept zur Realisierung einer ARP beschrieben, dargestellt und umgesetzt, um ikBuV kritisch Kranker, die in der Literatur beschrieben, manuell definiert oder sensorisch erfasst werden, repetitiv zu replizieren (siehe Abschnitt 5.2). Dabei wird insbesondere auf die Abstraktionsebenen des ARP-Konzepts eingegangen. Das erarbeitete Konzept der ARP erlaubt die Replikation mit der individuellen Amplitude, Frequenz und Wiederholung von ikBuV kritisch Kranker.

4.3 Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

Für die Replikation von ikBuV von kritisch Kranken sind die ersten beiden Schritte des eigenen Ansatzes von elementarer Bedeutung, da ohne eine Erfassung von ikBuV und insbesondere ohne entsprechende ARP keine Replikation von ikBuV kritisch Kranken möglich ist. Wie in Abschnitt 3.8 beschrieben, werden bisher keine realen erfassten, sondern ausschließlich manuell definierte ikBuV zur Replikation durch Robotersysteme wie ARP zum Training von medizinischem Personal in spezifischen Anwendungsfällen und vor allem in der zahnmedizinischen Aus- und Weiterbildung verwendet.

Die Replikation von ikBuV konzentriert (abgeleitet aus dem Bedarf 2.2 und der Schlussfolgerung 2) sich in dieser Arbeit auf die Arm- und Kopfbewegungen sowie das Hören bzw. den Hörverlust von kritisch Kranken. Dabei werden die aus der Erfassung (siehe Abschnitt 4.1) gewonnenen Informationen genutzt, um erstmals ikBuV für die Bewegungstrajektorien der in dieser Arbeit entwickelten ARP (siehe Abschnitt 4.2) zu verwenden, um das Verhalten kritisch Kranker zu replizieren. In dieser Arbeit werden nicht nur manuell definierte, sondern insbesondere selbst erhobene und sensorisch erfasste ikBuV kritisch Kranker verwendet. Zusätzlich wird ein Open-Source-Datensatz genutzt, der sowohl Audiodateien mit und ohne Hörverbesserung als auch Audiogramme von Hörenden (Personen, die zur Erzeugung des Open-Source-Datensatzes beigetragen haben) enthält, um den Hörverlust mit der ARP darzustellen (siehe Abschnitte 5.3 und 6.2).

Die Analyse und Evaluation der Kopfbewegung erfolgt rein technisch, die Evaluation der Armbewegungssimulation erfolgt mit standardisierten Fragebögen und die Evaluation der Hörverlustsimulation erfolgt mit den üblichen Leistungsindikatoren zur Evaluation von „Automatic Speech Recognition“ (ASR)-Systemen.

4.4 Nutzung der androiden Roboter-Patientin

In diesem Teil der Arbeit wird das Zusammenwirken der bereits beschriebenen Abschnitte 4.1, 4.2 und 4.3 in einer Pilotstudie genutzt und evaluiert. In dieser Pilotstudie (abgeleitet aus dem Bedarf 3 und der Schlussfolgerung 3) wird zum ersten Mal ein etabliertes klinisches Assessment mit einer ARP gelehrt, die manuell definierte, in der Literatur beschriebene und insbesondere reale sensorisch erfasste ikBuV kritisch Kranker repliziert.

In diesem Zusammenhang werden die ikBuV von einem Operator abgerufen bzw. gesteuert. Durch diese Vorgehensweise ist das Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken und von medizinischen Assessments zeitlich flexibel, standardisiert und vor allem replizierbar.

Die Nutzung der ARP wird im Abschnitt 5.4 dieser Arbeit beschrieben und im Abschnitt 6.3 evaluiert. Hier wird auf die bereits erwähnte Pilotstudie eingegangen, in der erstmals die Replikation von kritisch Kranken mit einer ARP durchgeführt, evaluiert und mit der Darstellung einer SP verglichen wird. Die TP werden in zwei unabhängige, randomisierte Gruppen eingeteilt. Die Pilotstudie zum Erlernen eines medizinischen Assessments wird mit Hilfe von Fragebögen seitens einer leitenden Fachperson und der TP evaluiert.

5. Realisierung

In diesem Kapitel werden die einzelnen methodischen Schritte von der Erfassung der ikBuV über die Entwicklung der ARP und die Replikation der ikBuV bis hin zur Nutzung der ARP im Zusammenspiel mit den erfassten ikBuV beschrieben. Bei der Beschreibung der methodischen Schritte zur Erfassung von ikBuV kritisch Kranker wird zunächst auf eine Pilotstudie eingegangen, in der die Bedarfe an ein zu entwickelndes MONI ermittelt werden. Anschließend wird ein Konzept zur sensorischen Erfassung von sozialen Interaktionen zwischen kritisch Kranken, Pflegekräften und dem sozialen Umfeld mit einem MONI vorgestellt. Danach wird das Konzept der ARP beschrieben. Anschließend wird die Methodik zur Replikation der ikBuV vorgestellt und die ARP für die Replikation von ikBuV im Kontext des Trainings sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken und eines klinischen Assessments genutzt.

5.1 Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

Für die Erfassung von ikBuV werden in dieser Arbeit zwei unterschiedliche Ansätze verwendet. Es werden dabei sowohl ikBuV von kritisch Kranken als auch von SP erfasst. Für die Erfassung von ikBuV von kritisch Kranken wird ein eigens entwickeltes MONI genutzt (beschrieben in Abschnitt 5.1.1). Für die Erfassung von ikBuV von einer SP wird ein Pflegelabor mit einem ambulanten Pflegesetting mit einem Multi-Kinect-System (MK4A) (beschrieben in Abschnitt 5.1.2) und ein weit verbreitetes Body-Tracking-, „Application Programming Interface“ (API) genutzt [172, 173, 174]. Darüber hinaus ist an dieser Stelle darauf hinzuweisen, dass, wie bereits beschrieben, pflegerische Tätigkeiten und soziale Interaktionen nicht trennbar (vgl. Abschnitt 2.3.3) sind, was auch für deren technische Betrachtung gilt, da sowohl pflegerische Tätigkeiten als auch soziale Interaktionen aus technischer Sicht zunächst als sensorisch erfasste Messwerte aufgefasst werden können. Um die Lesbarkeit zu erleichtern, wird diese Unterscheidung im weiteren Verlauf der Arbeit beibehalten. Im Zusammenhang mit sozialen Interaktionen wird jedoch allgemeiner von Interaktionen gesprochen, die auch pflegerische Tätigkeiten umfassen können. Werden explizit pflegerische Tätigkeiten gemeint (z. B. Wechsel der Trachealkanüle oder Absaugen von Lungensekret über die Trachealkanüle), wird dies entsprechend betont. Sensorisch erfasste Messwerte können wiederum als Inputraum der Sensoren $\vec{I}(t)$ interpretiert werden. Bei der Betrachtung des Inputraums der Sensoren ist wiederum zwischen zeitlich diskreten Sensordaten $\vec{I}(t_d)$ und der Betrachtung von Sensordaten über einen zeitlichen Verlauf $\vec{I}(\vec{T}_k)$ zur Erfassung von ikBuV zu unterscheiden. Die diskreten Sensordaten ergeben sich aus der Abfrage von Sensorinformationen zu diskreten Zeitpunkten t_d . Für die Erfassung von ikBuV wird der zeitliche Verlauf betrachtet. Somit ist $\vec{T}_k = \{t_{d_1}, \dots, t_{d_n}\}$, wobei $n \in 1, \dots, p$ und p der letzte Zeitpunkt eines ikBuV ist.

5.1.1 Multi-Sensor-Monitoring-System zur Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

Zur Erfassung von ikBuV in Interaktionen zwischen kritisch Kranken und Pflegekräften wurde zunächst eine Pilotstudie mit einer einzelnen Tiefenbildkamera (KV2) durchgeführt, um einerseits die geeigneten Sensorpositionen zu ermitteln und andererseits Erfahrungen hinsichtlich des späteren Einsatzortes des zu entwickelnden MONI zu sammeln. Aus den Erkenntnissen der Pilotstudie wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit ein Konzept für ein MONI zur Erfassung von Interaktionen kritisch Kranken im Kontext der außerklinischen Intensivpflege entwickelt, beschrieben und eingesetzt.¹

Pilotstudie

Die Pilotstudie wurde mit zwei Pflegekräften in einer Klinik durchgeführt. Die Pflegekräfte führten zwei typische pflegerische Tätigkeiten, die bei beatmeten kritisch Kranken auftreten, an einer Trainingspuppe (Resusci Anne) und einer TP durch. Die zwei typischen pflegerischen Tätigkeiten können formal als Reize $S_{Pflegekraft}$ betrachtet werden, die durch die Pflegekräfte aufgenommen werden und können schließlich zu einer Reaktion der Pflegekräfte $R_{Pflegekraft}$ führen, siehe Gleichung 5.1 (angelehnt an die Gleichung 3.2).

$$R_{Pflegekraft} = f(S_{Pflegekraft}) \quad (5.1)$$

Dies kann angelehnt an die Abbildung 3.1 wie in der Abbildung 5.1 dargestellt werden. Hier ist beispielsweise eine Aufgabe wie die Durchführung einer pflegerischen Tätigkeit als Reiz zu interpretieren, der von einer Pflegekraft wahrgenommen wird und zu einem Verhalten der Pflegekraft (der tatsächlichen Durchführung der pflegerischen Tätigkeit) führt.



Abbildung 5.1: Verwendung des Black-Box-Ansatzes zur Beschreibung des Verhaltens von Pflegekräften. Ein Reiz (hier beispielsweise eine pflegerische Tätigkeit oder Aufgabe) wird von einer Pflegekraft wahrgenommen und führt zu einem Verhalten der Pflegekraft (in Anlehnung an Abbildung 3.1).

Die beiden typischen pflegerischen Tätigkeiten sind das Absaugen von Lungensekret über eine Trachealkanüle und der Wechsel einer Trachealkanüle [176, 177]. Die Trachealkanüle stellt eine Umgehung des Kehlkopf- und Rachenraumes dar und dient der invasiven Beatmung von kritisch Kranken [21]. Durch einen Luftröhrenschnitt wird eine Trachealkanüle eingeführt und mit Hilfe einer Manschette (Cuff) wird der Raum zwischen Trachealkanüle und Luftröhre verschlossen, damit die Luft nur durch die Trachealkanüle in die Lungen hinein und aus den Lungen herausströmen kann.

Bei der TP wurde das Absaugen von Lungensekret über eine Trachealkanüle simuliert. Die TP war nicht kritisch krank und wurde nicht invasiv beatmet.

In der Pilotstudie wurde eine Tiefenbildkamera (KV2) zur Datenerfassung eingesetzt. Während der Messungen wurden nur die Punktwolken und die Gelenkpositionen aufgezeichnet. Daraus ergibt sich ein (Sensor-) Inputraum $\vec{I}(T_k)$ zur Erfassung von ikBuV, der wie in Gleichung 5.2 definiert ist.

$$\vec{I}(T_k) = \left[\vec{P}(T_k), \vec{G}(T_k) \right]^T \quad (5.2)$$

¹Bereits veröffentlicht in [175]

Die Punktwolken $\vec{P}(T_k)$ bestehen aus einer Liste von Punkten $\vec{p}_m(T_k)$, mit $m \in \{1, \dots, i\}$ und i ist die Anzahl der Punkte in der Punktwolke, siehe Gleichung 5.3.

$$\vec{P}(T_k) = \{\vec{p}_1(T_k), \dots, \vec{p}_i(T_k)\} \quad (5.3)$$

Ein Punkt $\vec{p}_m(T_k)$ der Punktwolke $\vec{P}(T_k)$ besteht aus dreidimensionalen Positionsangaben im Raum $\vec{x}_m(T_k)$, $\vec{y}_m(T_k)$ und $\vec{z}_m(T_k)$ sowie den Farbwerten des Punktes $\vec{r}_m(T_k)$, $\vec{g}_m(T_k)$ und $\vec{b}_m(T_k)$ (für rot, grün und blau), beschrieben in Gleichung 5.4.

$$\vec{p}_m(T_k) = \{\vec{x}_m(T_k), \vec{y}_m(T_k), \vec{z}_m(T_k), \vec{r}_m(T_k), \vec{g}_m(T_k), \vec{b}_m(T_k)\} \quad (5.4)$$

Als Beispiel für die einzelnen Variablen in $\vec{p}_m(T_k)$ ist $\vec{x}_m(T_k)$ formal wie in Gleichung 5.5 dargestellt zu beschreiben und ist für die übrigen Variablen $\vec{y}_m(T_k)$, $\vec{z}_m(T_k)$, $\vec{r}_m(T_k)$, $\vec{g}_m(T_k)$ und $\vec{b}_m(T_k)$ übertragbar.

$$\vec{x}_m(T_k) = \{x_m(t_{d_1}), \dots, x_m(t_{d_n})\} \quad (5.5)$$

Die Gelenkpunkte $\vec{G}(T_k)$ sind eine Liste mit den einzelnen Gelenken $\vec{g}_o(T_k)$ mit $o \in \{1, \dots, j\}$ und j ist die Anzahl der Gelenke, siehe Gleichung 5.6.

$$\vec{G}(T_k) = \{\vec{g}_1(T_k), \dots, \vec{g}_j(T_k)\} \quad (5.6)$$

Die Gelenke $\vec{g}_o(T_k)$ bestehen aus dreidimensionalen Positionsangaben, siehe Gleichung 5.7.

$$\vec{g}_o(T_k) = \{\vec{x}_o(T_k), \vec{y}_o(T_k), \vec{z}_o(T_k)\} \quad (5.7)$$

Eine KV2 wurde, wie in Abbildung 5.2 schematisch dargestellt, an zwei verschiedenen Positionen rund um das Patientenbett positioniert. Die zwei typischen pflegerischen Tätigkeiten wurden vom Fußende oder von einer Seite des Patientenbettes aus betrachtet.

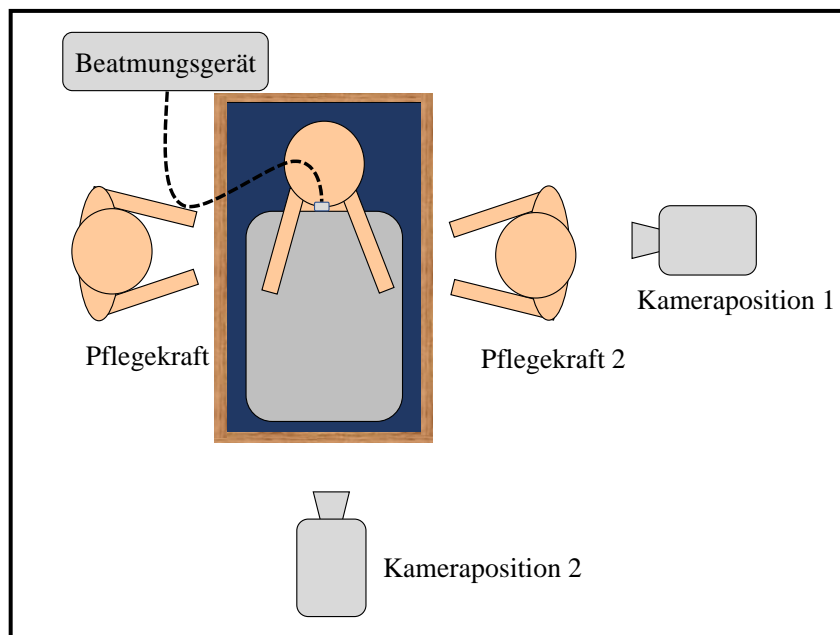


Abbildung 5.2: Positionen der Kinect für Windows v2 und der Pflegekräfte während der Pilotstudie zur Ermittlung der Bedarfe an ein Multi-Sensor-Monitoring-System zur Erfassung von Interaktionen.

Die erfassten Punktwolken der KV2 wurden von zwei Forschenden unabhängig voneinander analysiert und abgeglichen, um ikBuV von Interaktionen zwischen TP oder einer Resusci Anne und Pflegekräften zu identifizieren. Zu diesem Zweck wurden die Daten auf typische ikBuV und die Orientierung von Pflegekräften zu einer TP oder einer Resusci Anne hin untersucht. Die Videos wurden im Hinblick auf folgende Fragen analysiert:

- Welche ikBuV repräsentieren Interaktionen?
- Welche ikBuV stellen typische pflegerische Tätigkeiten dar?
- Wo ist die beste Sensorposition für die Erfassung von ikBuV?

Im Rahmen der Pilotstudie wurden insgesamt 29 Minuten und 45 Sekunden in 17 Videos erfasst (siehe Tabelle 5.1). In der Pilotstudie wurden sieben Aufnahmen mit einer Resusci Anne und fünf Aufnahmen mit einer TP bei der typischen pflegerischen Tätigkeit des Absaugens von Lungensekret durch die Trachealkanüle erfasst. Zusätzlich wurden fünf Aufnahmen mit der Resusci Anne und der typischen pflegerischen Tätigkeit des Trachealkanülenwechsels erfasst. Es ist darauf hinzuweisen, dass aufgrund der geringen Datenmenge eine manuelle Annotation der Daten erfolgte.

Tabelle 5.1: Aufgenommene pflegerische Tätigkeiten und Konstellationen während der Pilotstudie.

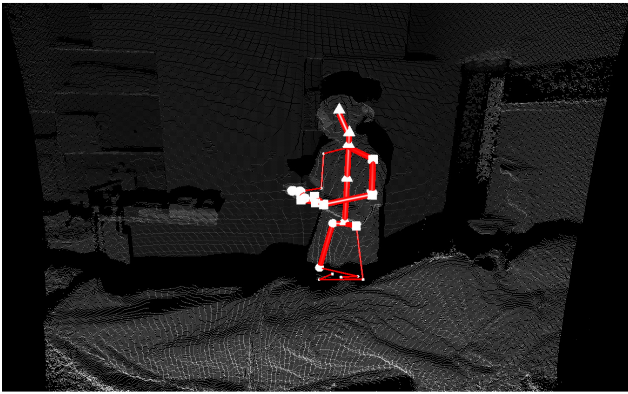
Pflegerische Tätigkeit	KP	Simulationssubjekt	Pflegekraft	Aufnahmen
Absaugen von Lungensekret	1	Resusci Anne	1	7
Absaugen von Lungensekret	1	Teilnehmende Person	1	5
Wechsel der Trachealkanüle	2	Resusci Anne	1 und 2	5

KP - Kameraposition

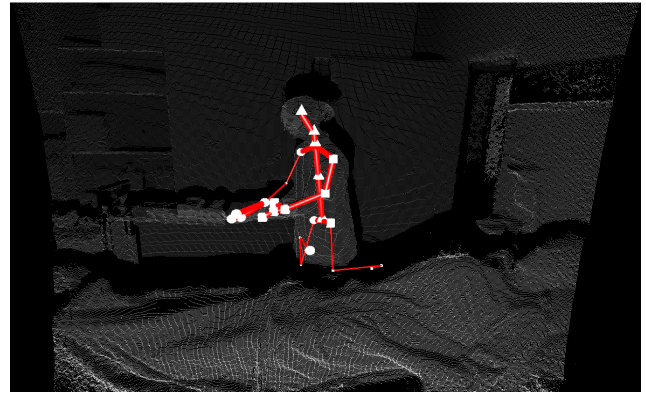
In den Abbildungen 5.3 und 5.4 sind beispielhafte Punktwolken der beiden betrachteten typischen pflegerischen Tätigkeiten dargestellt. Die roten Linien stellen das berechnete Skelett-Modell der Pflegekraft und die weißen Kreise, Quadrate und Dreiecke die Gelenkpositionen dar, die von der Software Kinect für Windows SDK 2.0 (K-SDK) geschätzt werden. Die in der Pilotstudie erfassten Daten zeigen sich wiederholende ikBuV in den beiden betrachteten typischen pflegerischen Tätigkeiten. Die Unterschiede zwischen diesen Prozessen werden im Folgenden beschrieben und diskutiert.

Die Abbildung 5.3 zeigt und beschreibt den Vorgang des Absaugens über eine Trachealkanüle. Diese typische pflegerische Tätigkeit wird bei der TP von einer Pflegekraft durchgeführt. Für die Erfassung dieser typischen pflegerischen Tätigkeit wird die Kameraposition 1 (siehe Abbildung 5.2) verwendet. Die von der K-SDK gelieferten Skelett- und Gelenkpositionen sind für die oberen Körperteile stabil und die Bewegungen der Pflegekraft sind identifizierbar. Für die untere Körperhälfte ist die Berechnung der Skelett- und Gelenkpositionen nicht stabil, was für die Analyse der typischen pflegerischen Tätigkeit nicht relevant ist und auf das Verdecken der unteren Körperhälfte durch das Patientenbett zurückzuführen ist, das sich zwischen der Pflegekraft und der KV2 befindet (siehe Abbildung 5.3).

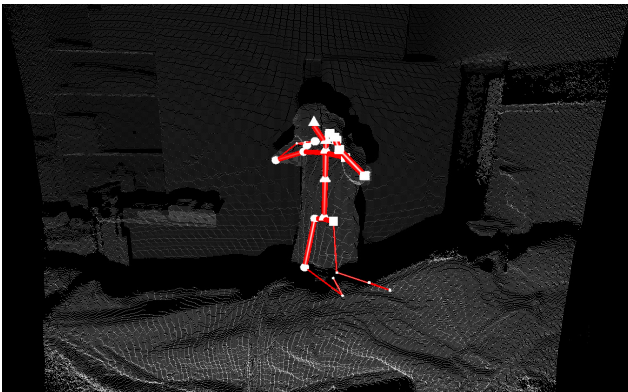
Die typische pflegerische Tätigkeit des Absaugens von Lungensekret durch die Trachealkanüle beginnt mit der Desinfektion der Hände, wobei die Pflegekraft von der TP abgewandt ist (siehe Abbildung 5.3a). Danach zieht die Pflegekraft, ebenfalls von der TP abgewandt, Einweghandschuhe und eine Einweg-Mundschutzmaske an (siehe Abbildung 5.3b und 5.3c). Anschließend wird der Absaugkatheter



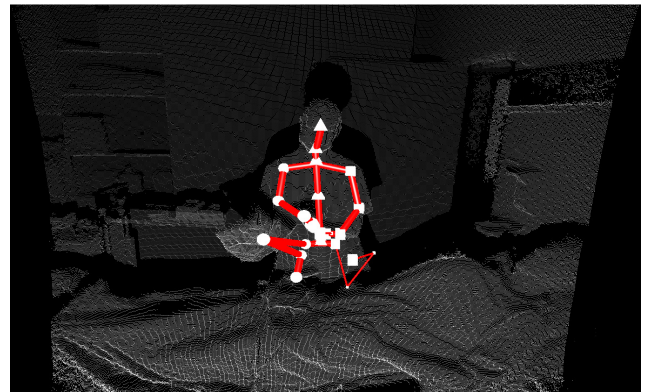
(a) Desinfizieren der Hände. Von der teilnehmenden Person abgewandt.



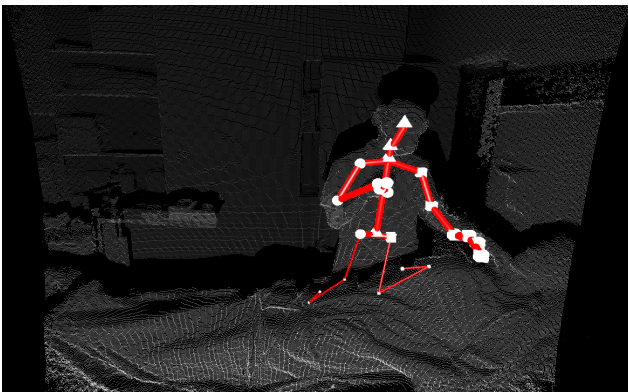
(b) Anziehen der Einweghandschuhe. Von der teilnehmenden Person abgewandt.



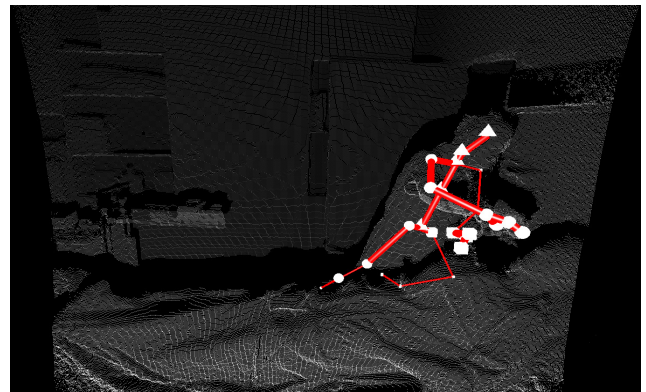
(c) Aufsetzen der Einweg-Mundschutzmaske. Von der teilnehmenden Person abgewandt.



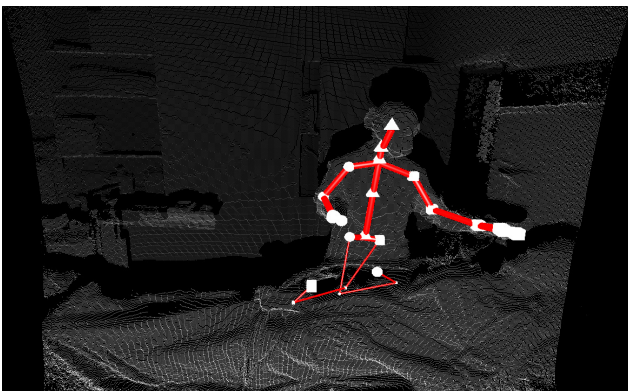
(d) Anschließen des Absaugkatheters und Anziehen des sterilen Handschuhs. Der teilnehmenden Person zugewandt.



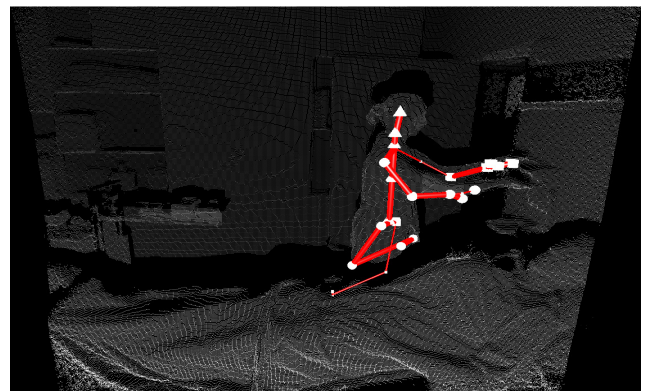
(e) Abziehen des Beatmungsschlauchs. Der teilnehmenden Person zugewandt.



(f) Prozess des Absaugens über eine Trachealkanüle. Der teilnehmenden Person zugewandt.



(g) Wiederanschluss des Beatmungsschlauchs und Aufräumen. Der teilnehmenden Person zugewandt.



(h) Desinfizieren der Hände. Von der teilnehmenden Person abgewandt.

Abbildung 5.3: Pflegerische Tätigkeit: Absaugen von Lungensekret durch die Trachealkanüle.

angeschlossen und der sterile Handschuh angezogen, wobei die Pflegekraft der TP zugewandt ist (siehe Abbildung 5.3d). Der Absaugschlauch wird angeschlossen und die Pflegekraft zieht einen weiteren sterilen Handschuh an, während sie der TP zugewandt ist (siehe Abbildung 5.3e). Die künstliche Beatmung wird unterbrochen (der Beatmungsschlauch wird von der Trachealkanüle abgezogen) und der eigentliche Absaugvorgang wird über die Trachealkanüle durchgeführt, wobei die Pflegekraft ebenfalls der TP zugewandt ist (siehe Abbildung 5.3f). Danach wird die künstliche Beatmung wieder angeschlossen und die Pflegekraft säubert sich und die TP, ebenfalls mit Blick zur TP (siehe Abbildung 5.3g). Als letzter Schritt desinfiziert die Pflegekraft sich die Hände, wobei sich die Pflegekraft von der TP abwendet (siehe Abbildung 5.3h).

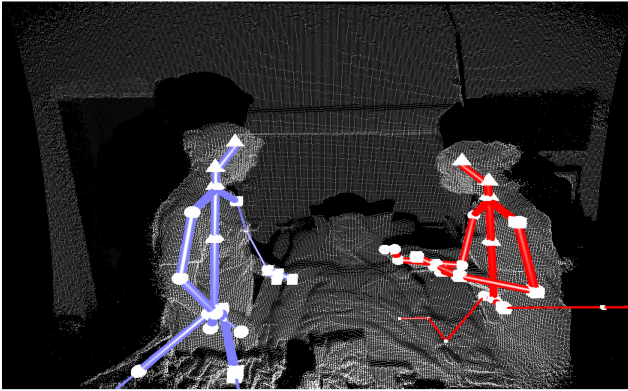
Wie in Tabelle 5.2 dargestellt, wurde ein interessantes Verhalten der Pflegekräfte bei der Durchführung des Absaugens über eine Trachealkanüle gegenüber einer TP oder einer Resusci Anne beobachtet. In dieser Pilotstudie wendeten sich die Pflegekräfte während der Desinfektion der Hände vor dem Absaugen über eine Trachealkanüle in vier von fünf Fällen von der TP ab, während die Pflegekräfte in fünf von sieben Fällen der Resusci Anne zugewandt waren. In einem Fall wendeten sich die Pflegekräfte während der Desinfektion der Hände von der Resusci Anne ab. Die Abwendung von der TP oder der Resusci Anne deutet darauf hin, dass es keine Anzeichen für Interaktionen auf der Grundlage der erfassten Daten der KV2 gibt.

Tabelle 5.2: Orientierung der Pflegekraft in Bezug auf die teilnehmenden Personen oder der Resusci Anne während der Desinfektion der Hände.

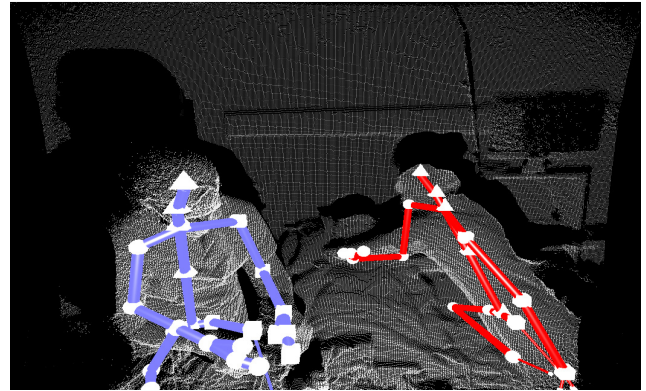
Art des Versuchssubjekts	Orientierung		
	Abgewandt	Halb zugewandt	Zugewandt
Resusci Anne	1	1	5
Teilnehmende Person	4	0	1

Die Abbildung 5.4 zeigt die pflegerische Tätigkeit des Wechsels einer Trachealkanüle mit einer Resusci Anne. Für diese typische pflegerische Tätigkeit wird die Kameraposition 2 (siehe Abbildung 5.2) verwendet und sowohl die Pflegekraft 1 als auch die Pflegekraft 2 führen diese typische pflegerische Tätigkeit gemeinsam durch. Die typische pflegerische Tätigkeit des Trachealkanülenwechsels ist komplexer als das Absaugen über die Trachealkanüle, da das Absaugen über die Trachealkanüle ein Teil des Trachealkanülenwechsels ist. Die typische pflegerische Tätigkeit des Absaugens über die Trachealkanüle wird von Pflegekraft 2 durchgeführt, während der Trachealkanülenwechsel von Pflegekraft 1 vorbereitet wird. Um eine Wiederholung des Absaugens über die Trachealkanüle zu vermeiden, sind in der Abbildung 5.4 nur die Schritte des Trachealkanülenwechsels dargestellt. Die Veränderung der Sensorposition der KV2 hat nicht zu einer besseren Schätzung für die untere Körperhälfte der Skelett- und Gelenkpositionen der beiden Pflegekräfte geführt, da die untere Körperhälfte weiterhin ganz oder teilweise verdeckt ist. Dies ist für die Analyse der typischen pflegerischen Tätigkeit nicht relevant und auf das Verdecken der unteren Körperhälfte durch das Patientenbett zurückzuführen, das sich zwischen der Pflegekraft und der KV2 befindet (siehe Abbildung 5.4).

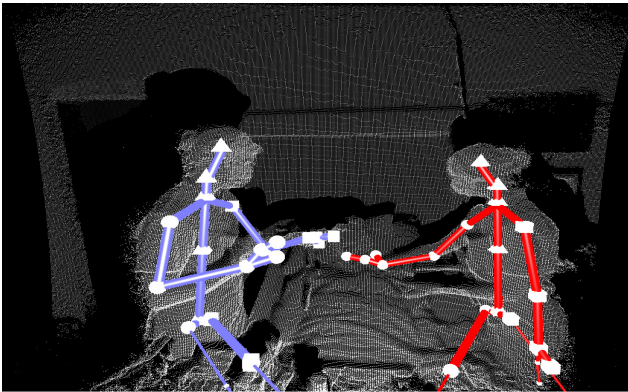
Der Wechsel der Trachealkanüle beginnt mit dem Wechsel des Fixierbands und dem Entblocken des Cuffs der Trachealkanüle (siehe Abbildung 5.4a). Anschließend wird die neue Trachealkanüle von einer Pflegekraft vorbereitet, während die andere Pflegekraft die bereits beschriebene typische pflegerische Tätigkeit des Absaugens von Lungensekret über die Trachealkanüle durchführt (siehe Abbildung 5.4b).



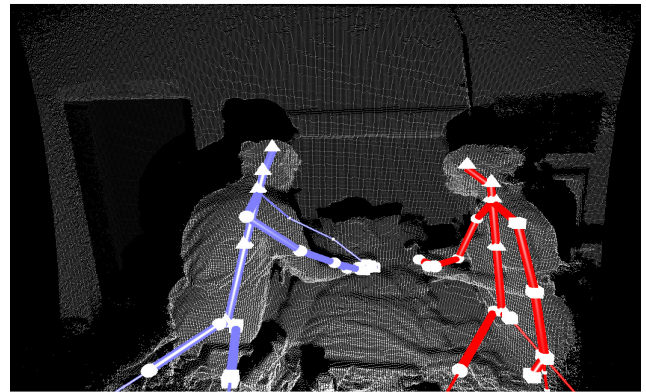
(a) C2: Wechsel des Fixierbands und entblocken des Cuffs der Trachealkanüle.



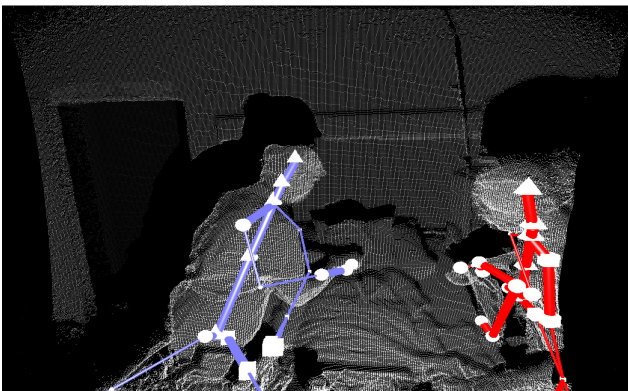
(b) C1: Vorbereiten der neuen Trachealkanüle. C2: Absaugen von Lungensekret durch die Trachealkanüle.



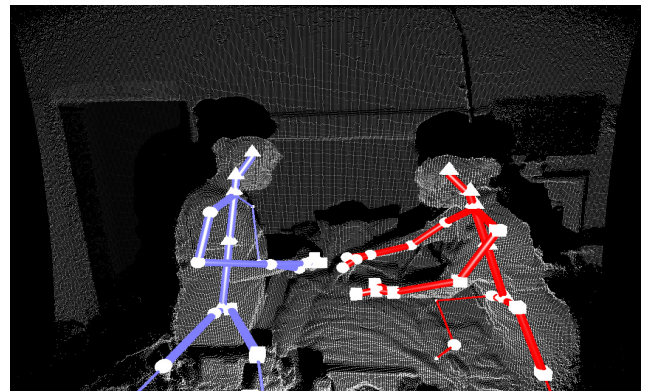
(c) C1: Die neue Trachealkanüle zur Resusci Anne bringen.



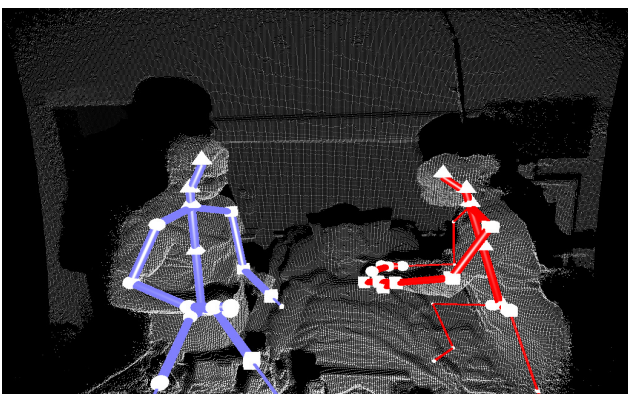
(d) C1 und C2 Durchführung des eigentlichen Wechsels der Trachealkanüle.



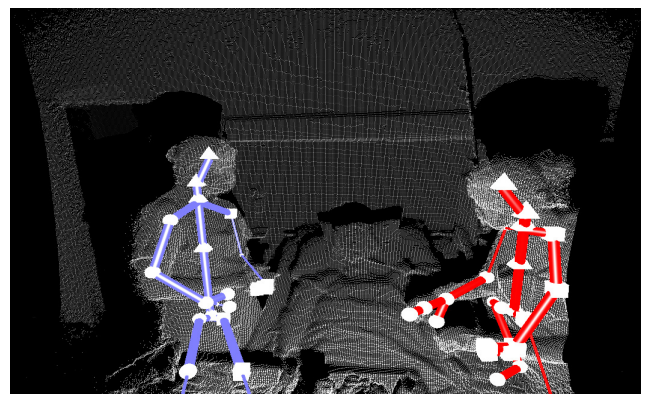
(e) C1 blocken des Cuff. C2 entfernen der alten Trachealkanüle und Anschluss der Beatmungsmaschine an die neue Trachealkanüle.



(f) C2 Auskultation der Resusci Anne mit einem Stethoskop.



(g) C1 Lösen der Spritze vom Cuff.



(h) C1 und C2 aufräumen und entfernen der Abfälle.

Abbildung 5.4: Pflegerische Tätigkeit: Wechsel der Trachealkanüle. C1 ist die linke Pflegekraft und C2 ist die rechte Pflegekraft.

Im Anschluss wird die neue Trachealkanüle von der einen Pflegekraft zur Resusci Anne gebracht und der eigentliche Wechsel der Trachealkanüle wird von beiden Pflegekräften durchgeführt (siehe Abbildung 5.4c und 5.4d). Danach blockt eine Pflegekraft den Cuff, während die andere Pflegekraft die alte Trachealkanüle entfernt und die künstliche Beatmung wieder anschließt (siehe Abbildung 5.4e). Anschließend findet eine Auskultation der Resusci Anne durch eine Pflegekraft mit dem Stethoskop statt (siehe Abbildung 5.4f), woraufhin die Spritze zum Entlocken und Blocken des Cuffs von einer Pflegekraft entfernt wird (siehe Abbildung 5.4g). Abschließend räumen beide Pflegekräfte auf und entsorgen den Abfall (siehe Abbildung 5.4h).

Es können keine Hinweise auf unterschiedliches Verhalten bei dem Umgang mit der TP oder Resusci Anne, wie im vorherigen Abschnitt, bei dieser pflegerischen Tätigkeit gefunden werden, da keine Daten zu diesen pflegerischen Tätigkeiten von der TP vorliegen.

Während der Pilotstudie wurden die liegende TP und die liegende Resusci Anne während der beiden typischen pflegerischen Tätigkeiten zu keinem Zeitpunkt von der K-SDK als Person erkannt, wodurch keine Schätzung bzgl. der Skelett- und Gelenkpositionen stattfand.

Da weder ein Audiosignal noch der Schallpegel im Raum aufgezeichnet wurde, gibt es keine Hinweise auf gesprochene Worte oder andere verbale Interaktionen zwischen den Pflegekräften und der TP oder der Resusci Anne, die Elemente einer Interaktion darstellen könnten. Um die Interaktionen zwischen den TP und ihren Angehörigen, Pflegekräften, Therapeut:innen und Ärzt:innen in diesem sensiblen Arbeitsbereich besser zu verstehen, wird ein neues MONI zur automatisierten Erfassung von ikBuV benötigt.

Aus der Pilotstudie lassen sich folgende wesentliche Anforderungen an ein Konzept zur automatisierten Erfassung von Interaktionen zwischen kritisch Kranken und interagierenden Personen ableiten, um sowohl Stimuli als auch Reaktionen der TP erfassen zu können. Zunächst sollte die Anzahl der TP erfasst werden können. Im folgenden Konzept wird Kameraposition 2 verwendet, da diese beide in der Pilotstudie beobachteten typischen pflegerischen Tätigkeiten erfassen kann. Darüber hinaus sollten die eingesetzten Sensoren in der Lage sein, festzustellen, wann und wo sich die TP im Patientenzimmer aufhalten. Um auf eine verbale Kommunikation schließen zu können, sollte der Schallpegel erfasst werden. Darüber hinaus sollte zusätzlich eine nonverbale Kommunikation erfassbar sein, da kritisch Kranke möglicherweise nicht in der Lage sind, verbal zu kommunizieren. Aufgrund der sensiblen Studienumgebung sind Möglichkeiten zu berücksichtigen, die Erfassung von Interaktion in bestimmten Situationen ggf. zu unterbinden. Außerdem sollte das Konzept die Möglichkeit bieten, einzelne Sensoren auszuschließen, da die TP ggf. bestimmte Sensoren nicht akzeptieren.

Im folgenden Abschnitt wird ein Konzept für die Datenerhebung in einem hochsensiblen Umfeld wie dem Patientenzimmer von bettlägerigen und intensivpflegebedürftigen kritisch Kranken vorgestellt und beschrieben.

Konzept

In diesem Abschnitt wird das in dieser Arbeit entwickelte Konzept eines MONI zur Erfassung von Interaktionen und insbesondere ikBuV zwischen kritisch Kranken, Pflegekräften und dem sozialen Umfeld im Kontext der außerklinischen Intensivpflege vorgestellt. Das MONI kombiniert verschiedene Sensoren wie ein Infrarot-Array-Sensor, Mikrofone und eine Tiefenbildkamera (K4A), um Interaktionen zwischen bettlägerigen kritisch Kranken, Pflegekräften und dem weiteren sozialen Umfeld zu erfassen. Formal findet durch die im Vergleich zur Pilotstudie zusätzlich eingesetzten Sensoren eine

Erweiterung des Inputraums aus der Gleichung 5.2 statt, was durch die Gleichung 5.8 beschrieben werden kann.

$$\vec{I}(T_k) = \left[\vec{P}(T_k), \vec{G}(T_k), \vec{L}(T_k), \vec{IR}(T_k) \right]^T \quad (5.8)$$

Hierbei ist $\vec{L}(T_k)$ der Schallpegel, der durch die Mikrofone erfasst wird, und $\vec{IR}(T_k)$ die Messwerte eines Infrarot-Array-Sensors (Grid-EYE). Formal kann der Schallpegel $\vec{L}(T_k)$ durch Gleichung 5.9 beschrieben werden.

$$\vec{L}(T_k) = \{l(t_{d_1}), \dots, l(t_{d_n})\} \quad (5.9)$$

Die skalaren Messwerte des Schallpegels sind $l(t_{d_1})$ bis $l(t_{d_n})$. Der Infrarot-Array-Sensor $\vec{IR}(T_k)$ kann formal wie in Gleichung 5.10 dargestellt beschrieben werden.

$$\vec{IR}(T_k) = \{IR(t_{d_1}), \dots, IR(t_{d_n})\} \quad (5.10)$$

Hierbei enthalten die einzelnen Messungen des Grid-EYEs $IR(t_{d_r})$ mit $r \in \{1, \dots, n\}$ die Messwerte von dem 8x8-Matrix-Infrarot-Array, siehe Gleichung 5.11.

$$IR(t_{d_r}) = \begin{bmatrix} ir_{11}(t_{d_r}) & ir_{12}(t_{d_r}) & \dots & ir_{18}(t_{d_r}) \\ ir_{21}(t_{d_r}) & ir_{22}(t_{d_r}) & \dots & ir_{28}(t_{d_r}) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ ir_{81}(t_{d_r}) & ir_{82}(t_{d_r}) & \dots & ir_{88}(t_{d_r}) \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

Das MONI erfasst die Anzahl der TP (Angehörige, Ärzt:innen, kritisch Kranke, Pflegekräfte und Therapeut:innen) und die Zeiten, zu denen sich mehrere TP im Patientenzimmer aufhalten, d. h. zu denen Interaktionen im Patientenzimmer möglich sind. Darüber hinaus kann mit dem MONI gemessen werden, wann und wo (z. B. Kopf- oder Fußende des Patientenbettes) die Interaktionen im Patientenzimmer stattfinden. Somit wird das MONI im Patientenzimmer aufgebaut sein. Die eingesetzten Sensoren werden individuell und nach Absprache mit den TP angeordnet, sodass möglichst jede Interaktion der TP erfasst werden kann.

Darüber hinaus ist es möglich, zwischen drei verschiedenen Modi zu wählen. Erstens der vollständige Aufzeichnungsmodus, in dem alle unten beschriebenen Sensoren integriert sind. Zweitens der eingeschränkte Aufzeichnungsmodus, in dem nur der Infrarot-Array-Sensor $\vec{IR}(T_k)$, die Mikrofone und die Bewegungserkennung durch den Durchgangssensor aktiviert sind. Dieser Modus wird verwendet, um Informationen über sensible Interaktionen zu sammeln, ohne Videodaten aufzuzeichnen. Der Verzicht auf eine Aufnahme von Videodaten beruht auf den möglichen Einschränkungen seitens der Akzeptanz von TP in Bezug auf das MONI, also dem möglichen Wunsch von TP, nicht gefilmt zu werden. Der dritte Modus ist der passive Modus, in dem das gesamte MONI für einen bestimmten Zeitraum deaktiviert wird. Das MONI ist so konzipiert, dass die Sensoren modular eingesetzt werden können. So können im ersten beschriebenen Modus alle Sensoren gleichzeitig Daten aufzeichnen. Es ist auch möglich, einzelne Sensoren auszuschließen.

Das MONI wird auf Wunsch der TP eingestellt, d. h. die TP können zwischen dem ersten und dem zweiten Modus als aktivierten Standardmodus wählen. Wird der erste Modus als Standardmodus gewählt, kann das MONI auf Wunsch der TP in den zweiten Modus geschaltet oder das MONI für

einen bestimmten Zeitraum deaktiviert werden. Wird der zweite Modus als Standardmodus gewählt, besteht nur die Möglichkeit, das MONI für einen mit den TP vereinbarten Zeitraum zu deaktivieren.

Es ist jederzeit möglich, das gesamte MONI über einen drahtlosen Funkschalter zu deaktivieren, da es Situationen geben kann, in denen das MONI keine Daten erfassen soll. Hierfür ist ein Funkschalter mit drahtloser Funkverbindung gewählt worden, da das MONI zunächst nicht fest installiert wird und der Funkschalter entsprechend den räumlichen Gegebenheiten platziert werden kann. Am Funkschalter ist eine Leuchtdiode (LED) angebracht, die den Zustand des MONI (aktiv/ inaktiv) anzeigt. Ist das MONI aktiv, leuchtet die LED, ist das MONI inaktiv (deaktiviert), leuchtet die LED nicht. Somit kann der Systemzustand des MONI über die am Funkschalter angebrachte LED einfach und eindeutig interpretiert werden. Der Funkschalter wird nach Absprache mit den TP und des kritisch Kranken, entweder direkt am Patientenbett oder an der Tür zum Patientenzimmer installiert, um das MONI ggf. deaktivieren zu können. Der Funkschalter und die Sensoren, aus denen keine ikBuV abgeleitet werden können, werden nicht in den Inputraum des MONI aufgenommen, da diese Teilsysteme ausschließlich spezifische Aufgaben wie das Starten, Stoppen oder Unterbinden einer Aufnahme übernehmen (vgl. Tabelle 5.4).

Grundsätzlich besteht das MONI aus zwei wesentlichen Teilen, der Hardware (Sensoren) und der Systemsteuerung (Software), die im Folgenden detailliert beschrieben werden.

Die im MONI verwendeten Sensoren sind in der Tabelle 5.3 mit der ihnen zugeordneten Aufgabe aufgelistet. Der Durchgangssensor besteht aus zwei Lichtschranken, die es ermöglichen, die Bewegungsrichtung durch das Sichtfeld des Sensors zu erkennen. Das Grid-EYE von Panasonic ist ein Infrarot-Array-Sensor $\vec{IR}(T_k)$ und besteht aus einem 8x8-Matrix-Infrarot-Array, das die Temperatur jedes der 64 Messfelder liefert [178]. Durch die Wärmestrahlung der TP ist es mit dem Grid-EYE möglich die Anzahl und Positionen von Personen im Patientenzimmer unter Wahrung der Privatsphäre zu messen [179, 180]. Ein Mikrofon misst den Schallpegel $\vec{L}(T_k)$ im Patientenzimmer, um auf verbale Interaktionen schließen zu können. Es wird jedoch keine Audiospur aufgezeichnet, sondern nur der Schallpegel $\vec{L}(T_k)$ und nicht die Geräusche selbst. Außerdem wird die K4A von Microsoft verwendet. Die K4A besteht aus einem Tiefenbildsensor, einer RGB-Kamera und einem Array-Mikrofon. Das Array-Mikrofon der K4A wird für die bereits beschriebene Messung des Schallpegels $\vec{L}(T_k)$ verwendet. Zusätzlich werden die Punktwolken $\vec{P}(T_k)$ und das Body-Tracking der K4A zur Erfassung der Interaktionen genutzt. Die Punktwolken $\vec{P}(T_k)$ ermöglichen zusätzlich zum Grid-EYE eine Lokalisierung der Personen im Patientenzimmer, wodurch die Raumnutzung bestimmt werden kann. Das Body-Tracking liefert ikBuV, die Bestandteile (Reize und Reaktionen) einer Interaktion der TP im Patientenzimmer sein können. Zusätzlich könnten aus den geschätzten Gelenkpositionen des Body-Tracking-Algorithmus potenzielle Reize aus der Blickrichtung der TP betrachtet werden, um beispielsweise festzustellen, ob eine Geste im Blickfeld wahrgenommen werden kann.

Die in Tabelle 5.3 aufgeführten Aufgaben können in zwei Gruppen unterteilt werden: Einerseits in eine Gruppe von Sensoren, die geeignet sind, ein Ereignis zum Starten (Trigger) des MONI zu erkennen und andererseits zum Stoppen des MONI (siehe Tabelle 5.4). Bestimmte Ereignisse weisen mit hoher Wahrscheinlichkeit auf eine Interaktion hin, wie z. B. das Betreten des Patientenzimmers. Befindet sich der Durchgangssensor im Türrahmen, können Annahmen über TP getroffen werden, die das Patientenzimmer betreten oder verlassen. Somit kann der Durchgangssensor zum Starten (wenn mindestens zwei TP im Patientenzimmer sind) und zum Stoppen (wenn maximal eine TP im Patientenzimmer ist) des MONI genutzt werden. Des Weiteren können durch die Auswertung der Grid-EYE-Daten Bewegungen

Tabelle 5.3: Liste der genutzten Sensoren für das Multi-Sensor-Monitoring-System.

Sensor	Funktion
Durchgangssensor	Erkennt teilnehmende Personen, die das Patientenzimmer betreten/ verlassen
Grid-EYE	Erkennt die Anzahl der teilnehmenden Personen im Patientenzimmer
Drahtloser Funkschalter	Kann das Multi-Sensor-Monitoring-System deaktivieren
Mikrofon	Erfasst den Schallpegel im Patientenzimmer
Azure Kinect DK	Erkennt die Anzahl und Ort der teilnehmenden Personen im Patientenzimmer sowie individuelle und bzw. oder krankheitsspezifische Bewegungs- und Verhaltensmuster

von Wärmequellen erkannt werden, was die Möglichkeit bietet, eine sich bewegende Wärmequelle zu identifizieren. Dauerhaft stationäre Wärmequellen könnten elektrische Geräte wie beispielsweise ein Beatmungsgerät sein. Sind Wärmequellen temporär stationär oder bewegen sich, kann dies ein Indiz für eine potentielle Interaktion sein. Zusätzlich kann das Body-Tracking der K4A die Anzahl der TP im Patientenzimmer erkennen. Somit sind das Grid-EYE und die K4A ebenfalls für den Start und das Stoppen der Datenerfassung einsetzbar. Im Gegensatz zu den bisher beschriebenen eingesetzten Sensoren, ist der drahtlose Funkschalter nur für das Stoppen bzw. die Deaktivierung des MONI vorgesehen. Mit dem drahtlosen Funkschalter lässt sich das MONI für einen vor Beginn der Studie abgesprochenen Zeitraum deaktivieren oder eine aktive Erfassung von Daten unterbrechen und beenden.

Tabelle 5.4: Liste von Start- und Stopp-Ereignissen

Eingesetzte Sensoren	Ereignis-Trigger		
	Ereignis	Start	Stopp
Durchgangssensor	Betreten/ Verlassen des Patientenzimmers	x	x
Grid-EYE	Mindestens zwei Wärmequellen in Sichtweite	x	x
Drahtloser Funkschalter	Temporäre manuelle Deaktivierung (nach Absprache mit TP)		x
Azure Kinect DK	Mindestens zwei erkannte teilnehmende Personen durch das Body-Tracking	x	x

Des Weiteren können die Sensoren in die beiden folgenden Kategorien gruppiert werden:

- Ausschließlich für das Starten und Stoppen des MONI
- Erfassung von ikBuV

Wie bereits in der Tabelle 5.3 beschrieben, eignen sich alle in dieser Arbeit eingesetzten Sensoren für die Detektion einer potentiellen Interaktion mit möglichen ikBuV und somit zum Starten des MONI. Die Abbildung 5.5 zeigt die Logik zum Starten und Stoppen der Erfassung einer potentiellen Interaktion durch das MONI. Wenn einer der Sensoren vom MONI erkennt, dass sich zwei oder mehr TP im Patientenzimmer befinden und der Funkschalter eine Aufnahme nicht unterbindet, wird eine Aufnahme gestartet, da eine Interaktion stattfinden könnte. Stellt keiner der eingesetzten Sensoren

fest, dass sich zwei oder mehr TP im Patientenzimmer befinden, wird eine aktive Aufnahme gestoppt. Dieses Schema wird, wie in Abbildung 5.6 dargestellt, vor jedem Start einer Aufnahme und vor der Speicherung jedes Frames durchlaufen. Eine durchgehende Speicherung des aktuellen Sensorzustands beispielsweise bei dem Durchgangssensor ist nicht notwendig, um die zu speichernde Datenmengen zu reduzieren. Dennoch ist insbesondere das Signal des drahtlosen Funkschalters zu jedem Zeitpunkt abzufragen. Immer wenn einer der oben beschriebenen Sensoren eine potentielle Interaktion erkennt, beginnt die Datenerfassung mit dem Mikrofon, dem Grid-EYE und der K4A, die Gruppe der Sensoren zur Erfassung von Interaktionen mit ikBuV.

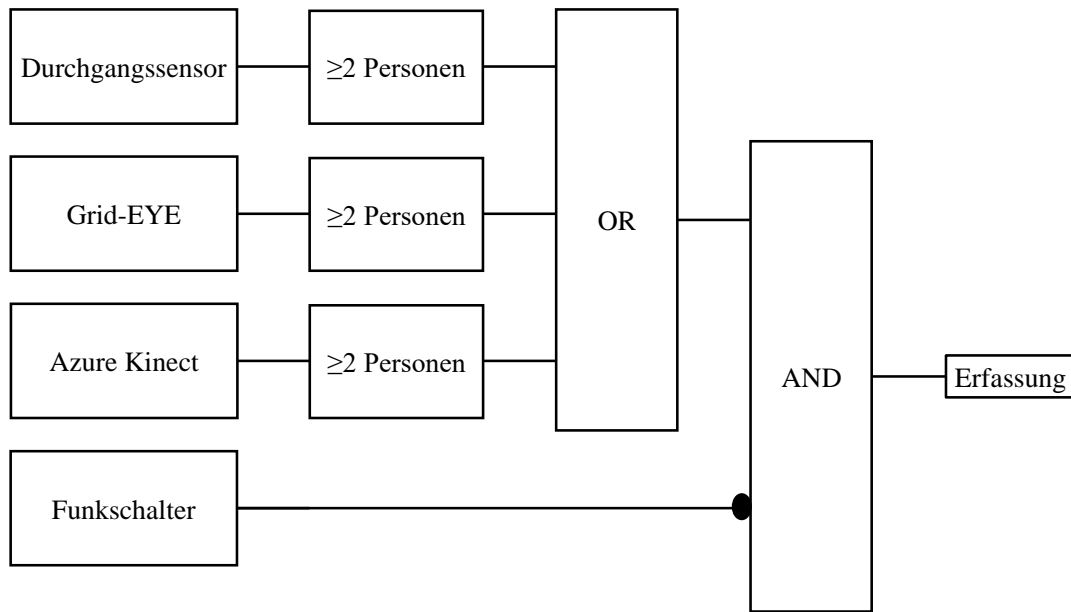


Abbildung 5.5: Schematische Darstellung zu den Ereignis-Triggern bzgl. der automatisierten Erfassung von Interaktionen.

Aufgrund des hochsensiblen Umfelds, in dem das MONI arbeitet und Daten erfasst, muss ein hoher Standard zum Schutz der Daten der TP (Angehörige, kritisch Kranke und Pflegekräfte) gewährleistet werden. Die Funktionsweise der Software des MONI ist anhand einer Prozesskette in Abbildung 5.6 dargestellt. Zunächst ist die Software des MONI zu starten und mit den eingesetzten Sensoren zu verbinden. Sobald ein Sensor einen der oben beschriebenen Trigger zum Starten der Erfassung einer potentiellen Interaktion detektiert (siehe Tabelle 5.4), wird zunächst überprüft, ob das MONI zur Zeit deaktiviert ist. Ist das MONI deaktiviert werden keinerlei Daten gespeichert. Wenn das MONI aktiv ist, wird die Datenerfassung gestartet. Somit wird die Aufzeichnung der Daten bzgl. des Schallpegels $\vec{L}(T_k)$ im Patientenzimmer, des Grid-EYE $\vec{IR}(T_k)$, der Punktwolken $\vec{P}(T_k)$ und des Body-Trackings (Gelenkpositionen $\vec{G}(T_k)$) gestartet. Aufgrund der hohen Sensibilität in der außerklinischen Intensivpflege überprüft das MONI nach jedem erfassten Frame (Daten-Frame) hochfrequent die Deaktivierung. Auf diese Weise wird die Deaktivierungsmeldung zweimal in verschiedenen Schritten des Algorithmus überprüft. Wenn der Algorithmus Daten sammelt und das MONI deaktiviert wird, stoppt das MONI sofort die Datenerfassung und wartet, wie bereits beschrieben, eine vor der Studiendurchführung zusammen mit den TP definierte Zeit ab, bis es erneut zu einer Überprüfung der eingesetzten Sensoren kommt, ob eine neue potentielle Interaktion von einem der Sensoren erkannt wird. Die vor der Studiendurchführung definierte Zeitspanne hat lang genug zu sein, um sensible pflegerische Tätigkeiten oder Interaktionen in der Patientenumgebung durchführen zu können.

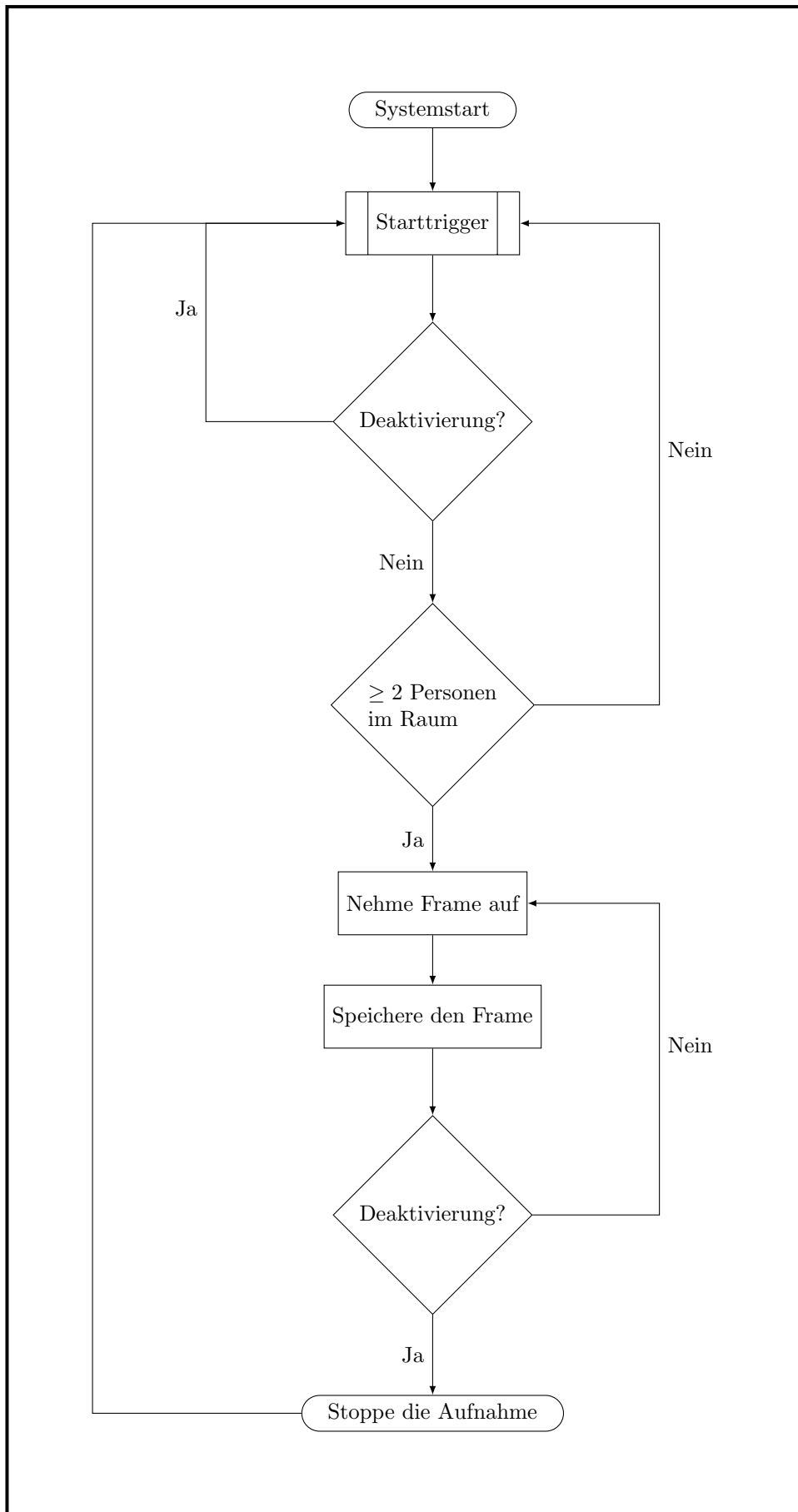


Abbildung 5.6: Schematische Darstellung eines Prozessablaufs zur Erfassung von Interaktionen kritisch Kranker mit einem Multi-Sensor-Monitoring-System.

Mit den beschriebenen Sensoren und dem dargestellten Prozessablauf kann die Erfassung von ikBuV während potentieller Interaktionen im außerklinischen Kontext durchgeführt werden. Die Darstellung der Anwendung und die Ergebnisse des MONI folgen im Abschnitt 6.1.1.

5.1.2 Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster mit Body-Tracking-Algorithmen

Da das Body-Tracking der K4A in den im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Studien liegende Personen nicht oder unzureichend genau erkennt, wird auf ein alternatives Body-Tracking zurückgegriffen.

Alternativ zu dem im vorigen Abschnitt beschriebenen MONI können ikBuV aus zweidimensionalen Videodaten mit Hilfe von Body-Tracking in für Robotersysteme nutzbare dreidimensionale Informationen umgewandelt werden. Hierzu eignen sich weit verbreitete Methoden wie das Body-Tracking mit z. B. der MediaPipe-API (siehe [174]). In diesem Teil der Arbeit werden ikBuV erfasst, hier insbesondere krankheitsspezifische Armbewegungen eines kritisch Kranken (hyperaktives Delirium), die durch eine SP dargestellt werden. Die Darstellung wird mittels einem MK4A mit vier K4A erfasst und anschließend in zweidimensionale Videodaten umgewandelt. Aus den Videodaten werden die ikBuV mittels MediaPipe berechnet und für die Nutzung einer ARP bereitgestellt.

Auch wenn in diesem Teil der Arbeit der Fokus auf einer spezifischen Erkrankung liegt, die durch eine SP dargestellt wird, ist dieser Ansatz nicht prinzipiell auf die Darstellung einer SP oder eines Deliriums beschränkt, sondern kann ikBuV kritisch Kranker erfassen.

Erzeugung und Verarbeitung von Punktwolken

Die ikBuV der SP, die ein hyperaktives Delirium darstellt, werden in einem Pflegelabor der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg mit einem MK4A mit vier K4A aufgenommen (siehe [172, 173]). Das MK4A ist im „Robot Operating System“ (ROS) implementiert und für die Telepräsenz von Pflegekräften und Telemanipulation von Roboterarmen zur Unterstützung bei pflegerischen Tätigkeiten gedacht [173]. Die K4A sind vor den Aufnahmen, wie in der Literatur beschrieben, für 50 Minuten eingeschaltet, um ein möglichst geringes Rauschen der Punktwolken zu erreichen [181]. Die vier vom MK4A aus verschiedenen Blickwinkeln aufgenommenen Punktwolken werden mit der Open3D-Toolbox und der „Multiway Registration“ (MW-R) zu einzelnen Punktwolken zusammengefügt [182, 183].

Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster und Gelenkwinkelberechnung

Aus den zusammengesetzten Punktwolken wird mit Hilfe von RViz ein Screenshot (zweidimensionale Bildschirmaufnahme von den dreidimensionalen Punktwolken) erstellt (siehe [184]), so dass eine Body-Tracking-API (MediaPipe und die Verwendung des Pose-Landmark-Modells BlazePose GHUM 3D) auf eine zweidimensionale Darstellung der Punktwolken angewendet werden kann (siehe [174]). Schematisch ist die Umwandlung der dreidimensionalen Daten zu den von MediaPipe erwarteten zweidimensionalen Daten sowie die Umwandlung der von MediaPipe ausgegebenen Landmarks in Gelenkwinkel in der Abbildung 5.7 dargestellt. Die Gelenkpositionen der SP werden von MediaPipe als Punkte im dreidimensionalen Raum geschätzt und ausgegeben. Aus den einzelnen von MediaPipe geschätzten Gelenkpunkten werden mit Hilfe eines Algorithmus (siehe [185]) die Gelenkwinkel des Arms der SP für jedes Bild der Aufnahme berechnet. Insgesamt werden vier Gelenkwinkel bestimmt.

Drei Gelenkwinkel werden für die DoF der Schulter ($\varphi_{S1}(t_d)$, $\varphi_{S2}(t_d)$ und $\varphi_{S3}(t_d)$) und ein Gelenkwinkel für den berücksichtigten DoF des Ellenbogengelenks ($\varphi_E(t_d)$) berechnet.

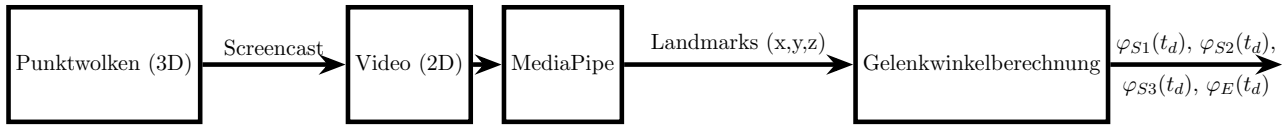


Abbildung 5.7: Schematische Darstellung der Verarbeitung von dreidimensionalen Punktwolken zu berechneten Gelenkwinkeln. Die dreidimensionalen Punktwolken werden mittels Screencast in ein zweidimensionales Video umgewandelt. Das zweidimensionale Video wird verwendet, um mit Hilfe von MediaPipe die Gelenkpositionen in einem dreidimensionalen Raum zu schätzen und Landmarks (x , y , z) für die einzelnen Gelenkpositionen zu bestimmen. Die von MediaPipe geschätzten Landmarks werden verwendet, um die drei Gelenkwinkel der Schulter ($\varphi_{S1}(t_d)$, $\varphi_{S2}(t_d)$ und $\varphi_{S3}(t_d)$) und einen Gelenkwinkel des Ellenbogengelenks ($\varphi_E(t_d)$) zu berechnen.

Um die mit den unterschiedlichen Methoden in den unterschiedlichen Umgebungen erfassten ikBuV zu replizieren, wird eine entsprechende ARP benötigt, um ein Trainieren von sicheren Interaktionen mit kritisch Kranken zu ermöglichen. Die Konzeption und Entwicklung der ARP wird im folgenden Abschnitt beschrieben.

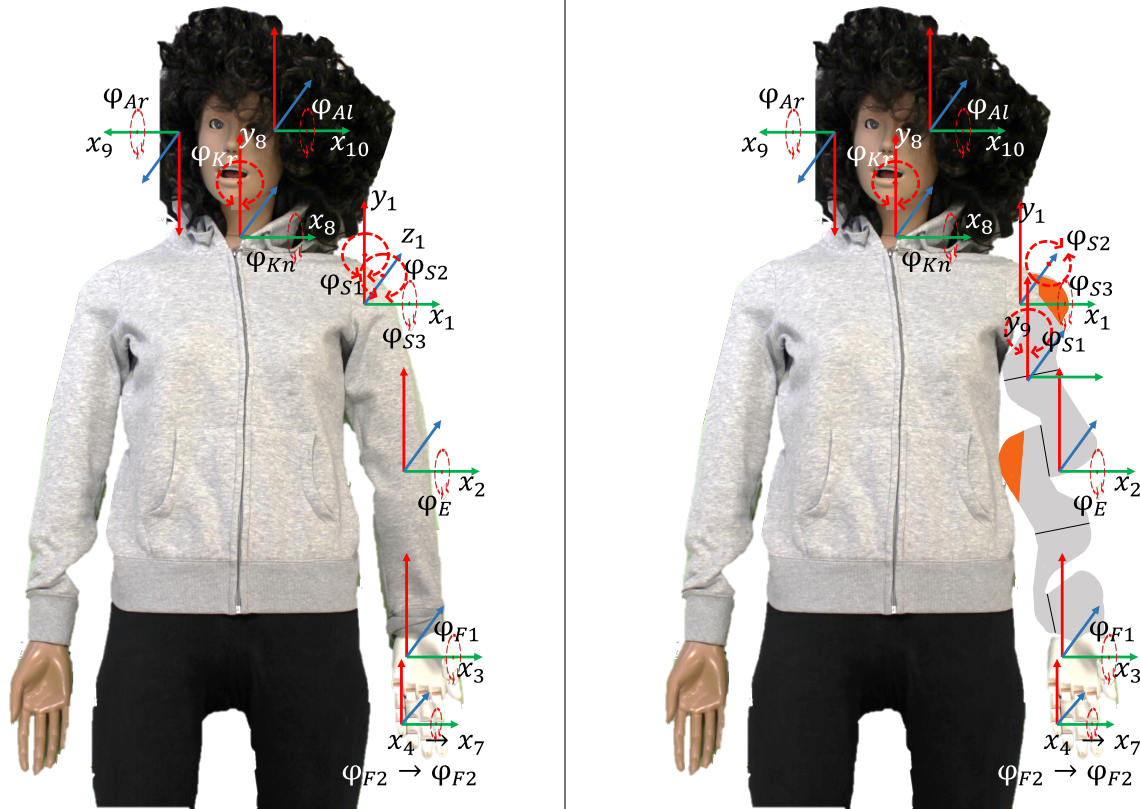
5.2 Androide Roboter-Patientin

Die Entwicklungsschritte und Abstraktionsebenen zur Realisierung der ARP werden in diesem Abschnitt der Arbeit detailliert beschrieben.² Dabei wird auf die Hardware, die menschlichen Eingabemuster, die Replikation der ikBuV sowie die verschiedenen Modi der ARP eingegangen, die für die Trainings von sicheren Interaktionen zwischen Angehörigen, medizinischem Personal und kritisch Kranken notwendig sind und sich an bereits existierender Literatur orientieren (siehe [131]).

Als Grundlage für die Entwicklung der ARP wird eine handelsübliche Krankenpflegepuppe in der Basisversion (Erlor Zimmer R17610 Krankenpflegepuppe) verwendet (siehe Abbildung 5.8). Die Krankenpflegepuppe ist für die Grundausbildung in der Krankenpflege vorgesehen und ermöglicht Lagerungs-, Transport-, Wasch- und Ankleideübungen. Sie wiegt 16 kg und stellt eine erwachsene Frau ohne aktive motorische Fähigkeiten dar und ist der Kategorie der Trainingspuppen zuzuordnen. Um eine ARP mit ikBuV kritisch Kranker zu realisieren, wird die Trainingspuppe mit verschiedenen Aktuatoren und Sensoren ausgestattet. Weiterhin werden die im Abschnitt 5.1 beschriebenen Methoden zur Erfassung von ikBuV berücksichtigt, da sowohl das Body-Tracking des K4A (32 Gelenkpositionen) als auch MediaPipe (33 Gelenkpositionen) Gelenkpositionen liefern, aus denen Gelenkwinkel berechnet werden können, wodurch insbesondere Gesten oder Raumnutzung erfasst werden. Zusätzlich wird die bei kritisch Kranken weit verbreitete nonverbale Kommunikation in den Vordergrund der Entwicklung von der ARP gestellt, so dass sich die Replikation von ikBuV in dieser Arbeit auf Arm-, Augen- und Kopfbewegungen von kritisch Kranken konzentriert. Zu deren Replikation wird die ARP mit insgesamt dreizehn erweiterten und motorisierten (aktiven) DoF ausgestattet, die in Abbildung 5.8a markiert und dargestellt sind. Die ARP kann die Augen öffnen und schließen, nicken und den Kopf schütteln. Jeder der fünf Finger kann einzeln angesteuert werden, so dass Gesten wie das Zeigen von Zahlen, aber auch das Drücken oder Halten einer Hand möglich sind. In der ersten Entwicklungsstufe verfügt der Roboterarm über sieben (in dieser Arbeit werden nur 4 verwendet) DoF. Drei DoF sind in dem Schultergelenk und ein DoF ist in dem Ellenbogengelenk der ARP. Zusätzlich wird in der Abbildung 5.8b

²Bereits veröffentlicht in [186]

deutlich, dass die Gelenke nicht exakt an der Stelle sein können, wie es bei einem echten Menschen der Fall wäre. Dies wird besonders am Schultergelenk deutlich. Bei der ARP wird kein Kugelgelenk eingesetzt, das die Möglichkeit bietet drei DoF in einem Gelenk umzusetzen, sondern die drei DoF sind Drehachsen, die über die Länge des Roboterarms verteilt sind. Dies wird durch eine 90° Neigung im zweiten Gelenk des Roboterarms minimiert, sodass die Basis des Roboterarms direkt unter der Schulter ist.



(a) Die androide Roboter-Patientin mit hervorgehobenen „Degree of Freedom“.

(b) Die androide Roboter-Patientin mit schematisch dargestellten Roboterarm und hervorgehobenen „Degree of Freedom“.

Abbildung 5.8: Darstellung der androiden Roboter-Patientin mit eingezeichneten „Degree of Freedom“. In der Abbildung 5.8a ist die androide Roboter-Patientin mit hervorgehobenen „Degree of Freedom“ dargestellt. Die Armbewegungen werden durch den in der Abbildung 5.8b schematisch dargestellten Roboterarm repliziert. Zusätzlich wird im Vergleich der beiden Abbildungen 5.8a und 5.8b die unterschiedliche Anordnung der Gelenke deutlich.

Die mehrschichtige Systemarchitektur der ARP beinhaltet die folgenden vier Abstraktionsebenen:

- Hardware,
- menschliche Eingabemuster und robotische Bewegungssequenzen,
- Interaktionsmodus und
- Szenariomodus

Sie bilden die Grundlage für die Entwicklung der ARP seitens der Soft- und Hardware und sind in der Abbildung 5.9 dargestellt und werden im Folgenden beschrieben. Zusätzlich wird die Bedien- und Kontrollschnittstelle der ARP beschrieben.

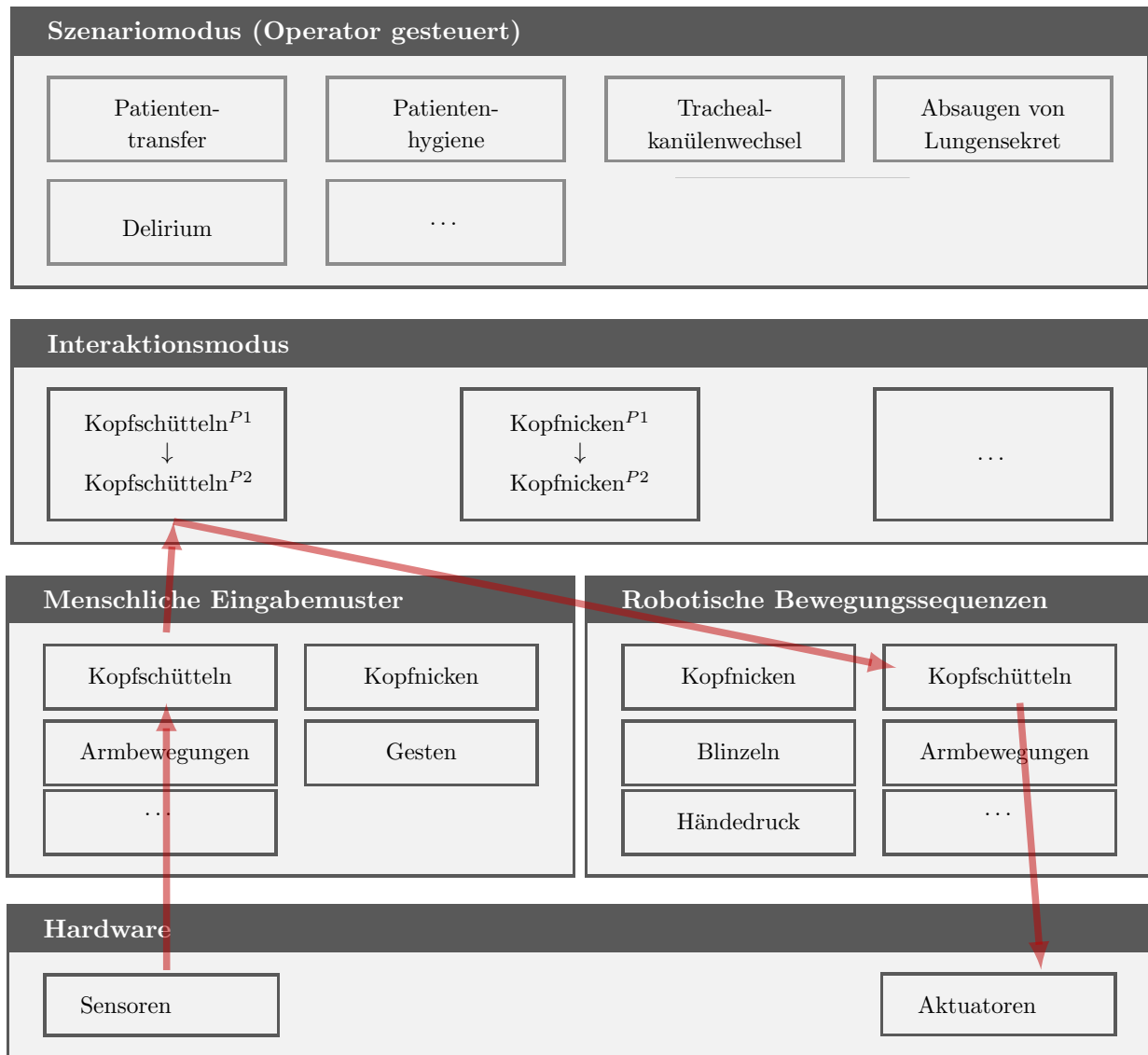


Abbildung 5.9: Schematische Darstellung der mehrschichtigen Systemarchitektur der androiden Roboter-Patientin, die mit Hilfe von Abstraktionsebenen beschrieben wird. Dargestellt ist der Szenariomodus mit den verschiedenen komplexen individuellen und bzw. oder krankheitsspezifischen Bewegungs- und Verhaltensmustern, wie beispielsweise die Replikation von Delirium. Der Szenariomodus wird verwendet, wenn lange komplexe Handlungsketten durch die androide Roboter-Patientin repliziert werden sollen, die durch einen Operator gesteuert werden. Der Interaktionsmodus basiert auf typischen potenziellen Reiz-Reaktions-Schemata, wie z. B. Kopfschütteln. Die menschlichen Eingabemuster sind Stimuli, wie z. B. Kopfschütteln, auf die die androide Roboter-Patientin reagieren kann. Robotische Bewegungssequenzen sind in der Literatur beschriebene, manuell definierte und sensorisch erfasste individuelle und bzw. oder krankheitsspezifische Bewegungs- und Verhaltensmuster, die die androide Roboter-Patientin replizieren kann. Die Hardware-Ebene beschreibt die verwendeten Sensoren und Aktuatoren. P^1 und P^2 stehen für zwei miteinander Interagierende (hier eine Person und die androide Roboter-Patientin). Zur Verdeutlichung eines potenziellen Reiz-Reaktions-Schemas sind die roten Pfeile über die mehrschichtige Systemarchitektur eingefügt. Wird beispielsweise das Kopfschütteln einer Pflegekraft durch das Body-Tracking der K4A erkannt und als Reiz klassifiziert, kann das Reiz-Reaktions-Schema die gleiche oder eine andere adäquate Reaktion der ARP hervorrufen.

5.2.1 Hardware

Mit dem Oberbegriff Hardware sind hier die verwendeten Sensoren und Aktuatoren gemeint, die die unterste, aber grundlegende Abstraktionsebene der ARP darstellen und somit die Basis für die Entwicklung der ARP bilden.

Für die Replikation der ikBuV kritisch Kranker ist sowohl die Erfassung durch Sensoren (siehe Abschnitt 5.1.1) als auch die reale Replikation der ikBuV mit individuellen und/ oder krankheitsbedingten Amplituden, Frequenzen und Wiederholungen durch die Aktuatoren der ARP entscheidend. Die Aktuatoren müssen entsprechend den Anforderungen dimensioniert und ausgewählt werden. Zusätzlich ist der Bauraum durch die menschliche Form der ARP begrenzt. Weiterhin ist die Auswahl der Sensorik wichtig, um einerseits die ikBuV korrekt auszuführen und andererseits eine sichere Interaktion mit der ARP zu gewährleisten, d. h. Reize von einer TP zu erkennen und eine entsprechende Reaktion der ARP auszuführen bzw. die ikBuV von kritisch Kranken zu replizieren.

Sensoren

Die Sensoren der ARP liefern Messwerte zu den Zeitpunkten t_d und können als Inputraum interpretiert werden. Die K4A erfasst die Punktwolken $P(t_d)$, die Gelenkpositionen $G(t_d)$ und den Schallpegel $L(t_d)$. Die K4A wird einerseits zur dreidimensionalen Visualisierung des Trainings für den Operator sowie zur Erfassung der verbalen Kommunikation (Schallpegel) und andererseits zur Klassifikation der Stimuli verwendet. Für die dreidimensionale Visualisierung des Trainings werden die Punktwolken $P(t_d)$ der K4A verwendet, so dass der Operator das Training aus verschiedenen Perspektiven betrachten und die Raumnutzung der TP beobachten kann. Das Mikrofon-Array der K4A wird zur Messung des Schallpegels $L(t_d)$ in der Untersuchungsumgebung verwendet. Damit die ARP Stimuli und ein Operator die Szene erkennen können, wird das Body-Tracking SDK von Microsoft verwendet, um die Gelenkpositionen der TP zu bestimmen [187]. Durch die Schätzung von den Gelenkpositionen $G(t_d)$ können ikBuV von der ARP erkannt und entsprechend reagiert werden. Zusätzlich kann die Position der interagierenden Person relativ zur ARP bestimmt werden, wodurch z. B. die Kopfausrichtung der ARP angepasst werden kann. Die Rotation des Kopfes der ARP kann über einen Absolutwertgeber gemessen werden. Der Roboterarm hat in jedem Gelenk einen Positionsgeber und einen Drehmomentensensor [188]. Formal wird der Inputraum der Sensoren $\vec{S}_{Input}(t_d)$ durch die Gleichung 5.12 dargestellt.

$$\vec{S}_{Input}(t_d) = \begin{bmatrix} K\vec{4}A(t_d) \\ D\vec{o}F_{In}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

Zuerst werden die Komponenten des Inputraums des Vektors $K\vec{4}A(t_d)$ beschrieben und erst danach (ab Gleichung 5.18) die Komponenten des Inputraums des Vektors der Aktuatoren $D\vec{o}F_{In}(t_d)$.

$$K\vec{4}A(t_d) = \begin{bmatrix} P(t_d) \\ G(t_d) \\ L(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.13)$$

Die Punktwolken $P(t_d)$ bestehen aus einer Liste von Punkten $p_m(t_d)$, mit $m \in \{1, \dots, i\}$ und i ist die Anzahl der Punkte in der Punktwolke, siehe Gleichung 5.14.

$$P(t_d) = \{p_1(t_d), \dots, p_i(t_d)\} \quad (5.14)$$

Ein Punkt $p_m(t_d)$ der Punktwolke $P(t_d)$ besteht aus dreidimensionalen Positionsangaben im Raum $x_m(t_d)$, $y_m(t_d)$ und $z_m(t_d)$ sowie den Farbwerten des Punktes $r_m(t_d)$, $g_m(t_d)$ und $b_m(t_d)$ (für rot, grün und blau), beschrieben in Gleichung 5.15.

$$p_m(t_d) = \{x_m(t_d), y_m(t_d), z_m(t_d), r_m(t_d), g_m(t_d), b_m(t_d)\} \quad (5.15)$$

Die Gelenkpunkte $G(t_d)$ sind eine Liste mit den einzelnen Gelenken $g_o(t_d)$ mit $o \in \{1, \dots, j\}$ und j ist die Anzahl der Gelenke, siehe Gleichung 5.16.

$$G(t_d) = \{g_1(t_d), \dots, g_j(t_d)\} \quad (5.16)$$

Die Gelenke $g_o(t_d)$ bestehen aus dreidimensionalen Positionsangaben, siehe Gleichung 5.17.

$$g_o(t_d) = \{x_o(t_d), y_o(t_d), z_o(t_d)\} \quad (5.17)$$

Der Schallpegel $L(t_d)$ ist ein skalarer Wert. Die Aktuatoren liefern Messwerte oder die aktuellen Werte von Zeitpunkt t_d sind aus der Ansteuerung der Aktuatoren bekannt und können somit ebenfalls für den Inputraum der ARP $D\vec{o}F_{In}(t_d)$ berücksichtigt werden. Der Inputraum der Aktuatoren kann in die einzelnen Körperteile der ARP unterteilt und durch die Gleichung 5.18 beschrieben werden.

$$D\vec{o}F_{In}(t_d) = \begin{bmatrix} D\vec{o}F_{(In, Kopf)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(In, Arm)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(In, Hand)}(t_d) \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (5.18)$$

Im Vektor $D\vec{o}F_{(In, Kopf)}(t_d)$ sind die Aktuatoren des Kopfes der ARP für den Inputraum zusammengefasst. Die Aktuatoren des Arms der ARP werden durch den Vektor $D\vec{o}F_{(In, Arm)}(t_d)$ dargestellt. Der Vektor $D\vec{o}F_{(In, Hand)}(t_d)$ fasst die Aktuatoren der Hand der ARP zusammen. Dies kann für weitere Körperteile oder -regionen der ARP entsprechend fortgesetzt werden. Die Beschreibung des Inputraumes für den Kopf der ARP $D\vec{o}F_{(In, Kopf)}(t_d)$ ist allgemein in Gleichung 5.19 dargestellt.

$$D\vec{o}F_{(In, Kopf)}(t_d) = \begin{bmatrix} D\vec{o}F_{(In, Kr)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(In, Kn)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(In, Al)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(In, Ar)}(t_d) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau_{(In, Kr)}(t_d), v_{(In, Kr)}(t_d), \varphi_{(In, Kr)}(t_d) \\ \tau_{(In, Kn)}(t_d), v_{(In, Kn)}(t_d), \varphi_{Kn}(t_d) \\ \tau_{(In, Al)}(t_d), v_{(In, Al)}(t_d), \varphi_{Al}(t_d) \\ \tau_{(In, Ar)}(t_d), v_{(In, Ar)}(t_d), \varphi_{Ar}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

Der für das Kopfschütteln eingesetzte Aktuator misst das Drehmoment $\tau_{(In, Kr)}(t_d)$, die Geschwindigkeit $v_{(In, Kr)}(t_d)$ und den Gelenkwinkel $\varphi_{(In, Kr)}(t_d)$ mit einem in den Aktuator integrierten Absolutwertgeber und wird formal durch $D\vec{o}F_{(In, Kr)}(t_d)$ beschrieben. Der Gelenkwinkel $\varphi_{(In, Kr)}(t_d)$ wird in dieser Arbeit nicht nur für die Ausrichtung des Kopfes genutzt, sondern zusätzlich auch für die Approximation der Blickrichtung der ARP, da die Augenbewegungen (beschrieben in Gleichung 5.29) sich allein auf das Augenlid beziehen. Die weiteren Gelenkwinkel der Aktuatoren im Kopf der ARP sind aus der Steuerung zu den Zeitpunkten t_d bekannt und werden nicht sensorisch erfasst. Das Kopfnicken der ARP berücksichtigt ausschließlich den Gelenkwinkel $\varphi_{Kn}(t_d)$. Zusätzlich sind die Gelenkwinkel von dem linken und rechten Auge ($\varphi_{Al}(t_d)$ bzw. $\varphi_{Ar}(t_d)$) aus der Steuerung der ARP bekannt und

somit in den Inputraum übertragbar. Dies führt zu einer Vereinfachung und ergibt Gleichung 5.20.

$$D\vec{o}F_{(In, Kopf)}(t_d) = \begin{bmatrix} \tau_{(In, Kr)}(t_d), v_{(In, Kr)}(t_d), \varphi_{(In, Kr)}(t_d) \\ 0, 0, \varphi_{Kn}(t_d) \\ 0, 0, \varphi_{Al}(t_d) \\ 0, 0, \varphi_{Ar}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.20)$$

Die Beschreibung des Inputraums des Armes der ARP $D\vec{o}F_{(In, Arm)}(t_d)$ mit den DoF (Gelenke A1 bis A7) des Roboterarms ist durch die Gleichung 5.21 dargestellt.

$$D\vec{o}F_{(In, Arm)}(t_d) = \begin{bmatrix} \tau_{(In, A1)}(t_d), v_{(In, A1)}(t_d), \varphi_{(In, A1)}(t_d) \\ \tau_{(In, A2)}(t_d), v_{(In, A2)}(t_d), \varphi_{(In, A2)}(t_d) \\ \tau_{(In, A3)}(t_d), v_{(In, A3)}(t_d), \varphi_{(In, A3)}(t_d) \\ \tau_{(In, A4)}(t_d), v_{(In, A4)}(t_d), \varphi_{(In, A4)}(t_d) \\ \tau_{(In, A5)}(t_d), v_{(In, A5)}(t_d), \varphi_{(In, A5)}(t_d) \\ \tau_{(In, A6)}(t_d), v_{(In, A6)}(t_d), \varphi_{(In, A6)}(t_d) \\ \tau_{(In, A7)}(t_d), v_{(In, A7)}(t_d), \varphi_{(In, A7)}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.21)$$

Hierbei sind die Drehmomente $\tau_{(In, A1)}$ bis $\tau_{(In, A7)}(t_d)$, die Gelenkwinkelgeschwindigkeiten $v_{(In, A1)}$ bis $v_{(In, A7)}(t_d)$ und die Gelenkwinkel $\varphi_{(In, A1)}$ bis $\varphi_{(In, A7)}(t_d)$ formal für jedes Gelenk des Roboterarms gegeben. Dies lässt sich für die Interpretation des Inputraums der ARP anpassen.

Die Drehmomente $\tau_{(In, S1)}(t_d)$ bis $\tau_{(In, S3)}(t_d)$ und die Gelenkwinkel $\varphi_{(In, S1)}(t_d)$ bis $\varphi_{(In, S3)}(t_d)$ des Schultergelenks sowie das Drehmoment $\tau_{(In, E)}(t_d)$ und der Gelenkwinkel $\varphi_{(In, E)}(t_d)$ des Ellenbogengelenks der ARP werden durch den verwendeten Roboterarm an den Inputraum der ARP übermittelt. Die Drehmomente $\tau_{(In, 1x)}(t_d)$ bis $\tau_{(In, 3x)}(t_d)$ und Gelenkwinkel $\varphi_{(In, 1x)}(t_d)$ bis $\varphi_{(In, 3x)}(t_d)$ der weiteren Gelenke des Roboterarms sind ebenfalls mit Sensoren ausgestattet und werden hier der Vollständigkeit halber aufgeführt, jedoch in dieser Arbeit nicht verwendet. Zusätzlich übermittelt die Software des eingesetzten Roboterarms keine Geschwindigkeiten v der Gelenke. Somit kann dies für diese Arbeit vereinfacht, wie in der Gleichung 5.22 dargestellt, beschrieben werden.

$$D\vec{o}F_{(In, Arm)}(t_d) = \begin{bmatrix} \tau_{(In, S1)}(t_d), 0, \varphi_{(In, S1)}(t_d) \\ \tau_{(In, S2)}(t_d), 0, \varphi_{(In, S2)}(t_d) \\ \tau_{(In, S3)}(t_d), 0, \varphi_{(In, S3)}(t_d) \\ \tau_{(In, E)}(t_d), 0, \varphi_{(In, E)}(t_d) \\ \tau_{(In, 1x)}(t_d), 0, \varphi_{(In, 1x)}(t_d) \\ \tau_{(In, 2x)}(t_d), 0, \varphi_{(In, 2x)}(t_d) \\ \tau_{(In, 3x)}(t_d), 0, \varphi_{(In, 3x)}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.22)$$

Der Inputraum der Hand der ARP kann durch die Gleichung 5.23 allgemein beschrieben werden und wird durch die fünf Finger der Hand der ARP dargestellt.

$$D\vec{o}F_{(In, Hand)}(t_d) = \begin{bmatrix} \tau_{(In, F1)}(t_d), v_{(In, F1)}(t_d), \varphi_{(In, F1)}(t_d) \\ \tau_{(In, F2)}(t_d), v_{(In, F2)}(t_d), \varphi_{(In, F2)}(t_d) \\ \tau_{(In, F3)}(t_d), v_{(In, F3)}(t_d), \varphi_{(In, F3)}(t_d) \\ \tau_{(In, F4)}(t_d), v_{(In, F4)}(t_d), \varphi_{(In, F4)}(t_d) \\ \tau_{(In, F5)}(t_d), v_{(In, F5)}(t_d), \varphi_{(In, F5)}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.23)$$

Die Gelenkwinkel der Aktuatoren für die einzelnen Finger der Hand der ARP φ_{F1} bis φ_{F5} sind aus der Steuerung zu den Zeitpunkten t_d bekannt. Sowohl das Drehmoment als auch die Geschwindigkeit der Aktuatoren der Hand werden in dieser Arbeit nicht gemessen. Somit kann der Inputraum der Hand der ARP für diese Arbeit mit der Gleichung 5.24 vereinfacht werden.

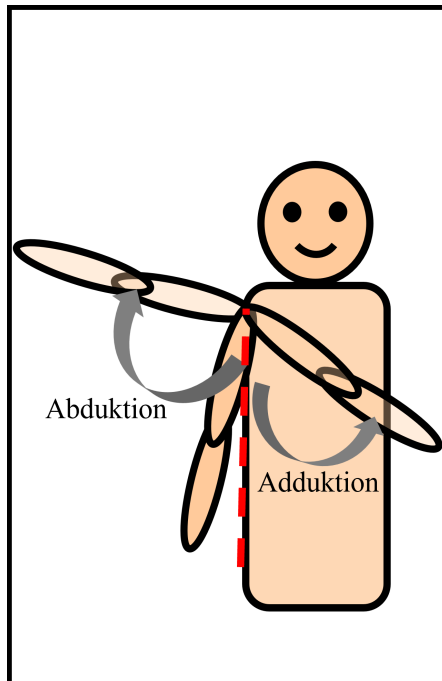
$$D\vec{o}F_{(In, Hand)}(t_d) = \begin{bmatrix} 0, 0, \varphi_{F1}(t_d) \\ 0, 0, \varphi_{F2}(t_d) \\ 0, 0, \varphi_{F3}(t_d) \\ 0, 0, \varphi_{F4}(t_d) \\ 0, 0, \varphi_{F5}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.24)$$

Aktuatoren

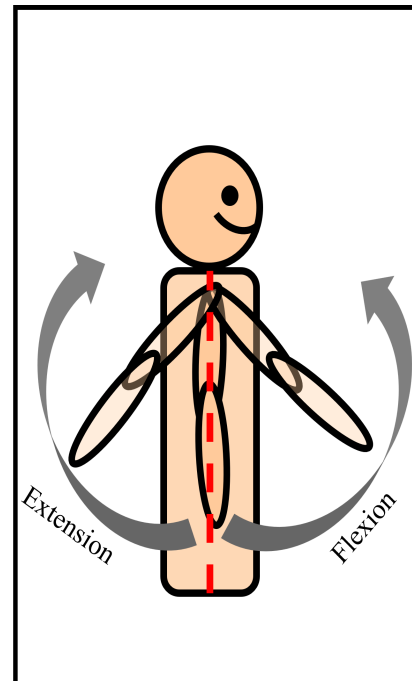
Die Aktuatoren der ARP können als Outputraum $\vec{A}_{Output}(t)$ verstanden werden. Wie sich der Outputraum $\vec{A}_{Output}(t)$ zusammensetzt und was die Anforderungen an die Aktuatoren sind, wird im Folgenden beschrieben. Dabei ist zu beachten, dass im Outputraum $\vec{A}_{Output}(t)$ sowohl das Konzept der diskreten Zeit t_d als auch das Konzept des zeitlichen Verlaufs T_k für die Replikation von ikBuV zu berücksichtigen ist. Die einzelnen Aktuatoren werden zu zeitlich diskreten Zeitpunkten t_d angesteuert. Bei einer Replikation von ikBuV sind wie bei der Erfassung von Interaktionen längere zeitliche Verläufe T_k erforderlich, die wiederum mehrere diskrete Zeitpunkte enthalten (vgl. Abschnitt 5.1).

Durch die Winkeländerungen der Aktuatoren können Reaktionen und insbesondere ikBuV durch die ARP repliziert werden und so zum Training sicherer Interaktionen beitragen. Um ikBuV adäquat durch die ARP replizieren zu können, müssen zunächst die Bedarfe ermittelt werden. Dazu gehört ein Vergleich der Gelenkwinkel und Winkelgeschwindigkeiten. Hierfür ist zunächst die Bewegung des menschlichen Arms zu beschreiben. Bei der Beschreibung der menschlichen Armbewegung wird zwischen den Begriffen Abduktion, Adduktion, Extension, Flexion, und Rotation unterschieden. Diese Begriffe sind in der Abbildung 5.10 schematisch dargestellt. Die Abduktion beschreibt das seitliche Heben des Arms und die Adduktion beschreibt die Bewegung zum Körper hin (siehe Abbildung 5.10a). Die Extension beschreibt ein Strecken von Gelenken. Beim Schultergelenk geht dies von der Nulllage (rot gekennzeichnet) nach hinten. Die Flexion des Schultergelenks ist das ausgestreckte Heben des Armes über eine Drehung des Schultergelenks nach vorne (siehe Abbildung 5.10b). Die Rotation beschreibt die Drehung im Schultergelenk (siehe Abbildung 5.10c). Wird das Ellenbogengelenk betrachtet, wird bei der Streckung des Gelenks von der Extension und bei der Beugung des Gelenks von der Flexion gesprochen (siehe Abbildung 5.10d). Zusätzlich kann im Ellenbogengelenk auch eine Rotation stattfinden, diese wurde jedoch bei der Betrachtung der Winkelgeschwindigkeiten vom menschlichen Arm nicht immer betrachtet [189, 190].

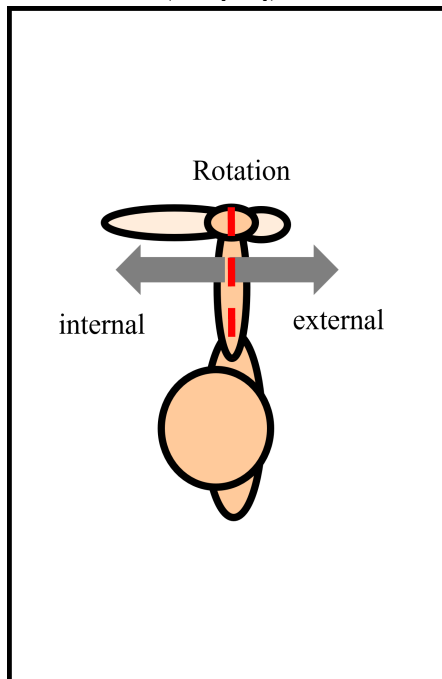
In der Tabelle 5.5 ist ein numerischer Vergleich der Dynamiken vom gesunden, sportlichen und gesundheitlich beeinträchtigten TP dargestellt. In einer Studie wurden u. a. die maximalen Winkelgeschwindigkeiten der oberen und unteren Extremitäten von TP (7 männlich, 0 weiblich), die Athleten in den Sportarten Kajakfahren, Taekwondo oder Karate waren, gemessen [190]. Es wurden bei isolierten Ausführungen von Bewegungen, wie der Ellenbogen Extension, maximale Winkelgeschwindigkeiten mit einem Mittelwert von $25,6 \pm 5,8$ rad/s gemessen. In einer anderen Studie mit 10 TP (10 männliche Rechtshänder; keine Beschreibung bzgl. sportlicher Aktivitäten) wurden erheblich langsamere Winkelgeschwindigkeiten für die Ellenbogen Extension mit einem Mittelwert von $7,82 \pm 1,20$ rad/s bzw.



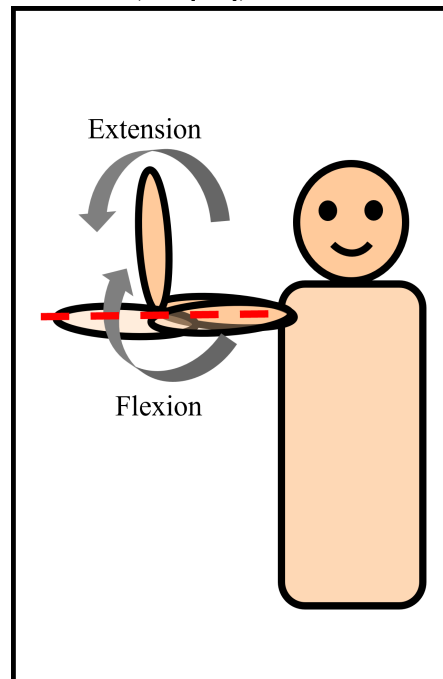
(a) Schematische Darstellung der Abduktion und Adduktion des Schultergelenks (vgl. [191]).



(b) Schematische Darstellung der Extension und Flexion des Schultergelenks (vgl. [191]).



(c) Schematische Darstellung der Rotation des Schultergelenks (vgl. [191]).



(d) Schematische Darstellung der Extension und Flexion des Ellenbogengelenks (vgl. [191]).

Abbildung 5.10: Schematische Darstellung der Abduktion, Adduktion, Extension, Flexion und Rotation des Schulter- und Ellenbogengelenks (vgl. [191]). Die Nulllinie (die Startposition bzw. Nulllage) ist durch eine rote gestrichelte Linie dargestellt.

8,73 ± 2,57 rad/s (rechter bzw. linker Arm) gemessen [189]. Des Weiteren wurde in einer Studie mit 25 TP mit unilateralen Läsionen in der Schulter (einseitige Schädigung, Verletzung oder Veränderung des Schultergelenks), wobei nur die nicht-beeinträchtigte Seite berücksichtigt wurde, eine Messung der mittleren und maximalen Winkelgeschwindigkeit während der Abduktion des Schultergelenks durchgeführt [192]. Während dieser Studie wurde eine maximale Winkelgeschwindigkeit während der Flexion von 3,74 rad/s (Konfidenzintervall 95 %: 3,30 bis 4,17 rad/s) und eine durchschnittliche Winkelgeschwindigkeit von 1,68 rad/s (Konfidenzintervall 95 %: 1,45 bis 1,88 rad/s) gemessen.

Die sehr hohen von sehr sportlichen TP gemessenen Winkelgeschwindigkeiten sind nicht im Fokus dieser Arbeit, sondern die Replikation von ikBuV von kritisch Kranken. Dabei werden wahrscheinlich nicht die maximal möglichen Winkelgeschwindigkeiten erreicht. Somit wird sich an den langsameren Winkelgeschwindigkeiten der Schulter von 1,68 rad/s orientiert. Zur Replikation von Armbewegungen wird ein KUKA LBR iiwa 7 R800 genutzt. Der Roboterarm verfügt über sieben DoF, von denen in dieser Arbeit vier verwendet werden. Drei DoF werden verwendet, um die Bewegungen des Schultergelenks und ein DoF, um die Bewegungen des Ellenbogengelenks zu replizieren. Die Dynamiken und die Gelenkwinkel des in dieser Arbeit verwendeten Roboterarms sind in der Tabelle 5.6 dargestellt. Nach der Angabe des Herstellers ist der Roboterarm in der Lage eine Winkelgeschwindigkeit von mindestens 1,71 rad/s in den Schultergelenken (A1 bis A3) zu erreichen. Der gesunde Mensch erreicht somit deutlich höhere Winkelgeschwindigkeiten als der verwendete Roboterarm. Werden die Tabellen 5.5 und 5.6 verglichen, ist zu bemerken, dass die möglichen Gelenkwinkel des Roboterarms zur Abdeckung des Gelenkwinkelbereichs eines Menschen ausreichen und Winkelgeschwindigkeiten von Patient:innen erreicht werden können.

Wie auch beim menschlichen Arm ist die Armbewegung $D\vec{o}F_{(Out, Arm)}$ der ARP in die drei Gelenkwinkel des Schultergelenks und das eine in Betracht gezogene Ellenbogengelenk zu unterteilen. Dies kann formal, wie in der Gleichung 5.25 beschrieben, dargestellt werden.

$$D\vec{o}F_{(Out, Arm)}(t_d) = \begin{bmatrix} \tau_{S1}(t_d), v_{S1}(t_d), \varphi_{S1}(t_d) \\ \tau_{S2}(t_d), v_{S2}(t_d), \varphi_{S2}(t_d) \\ \tau_{S3}(t_d), v_{S3}(t_d), \varphi_{S3}(t_d) \\ \tau_E(t_d), v_E(t_d), \varphi_E(t_d) \\ \tau_{x1}(t_d), v_{X1}(t_d), \varphi_{x1}(t_d) \\ \tau_{x2}(t_d), v_{X2}(t_d), \varphi_{x2}(t_d) \\ \tau_{x3}(t_d), v_{X3}(t_d), \varphi_{x3}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.25)$$

Hierbei sind $\tau_{S1}(t_d)$ bis $\tau_{S3}(t_d)$ die Drehmomente des Schultergelenks. Die Winkelgeschwindigkeiten des Schultergelenks werden durch $v_{S1}(t_d)$ bis $v_{S3}(t_d)$ beschrieben. Des Weiteren werden die Gelenkwinkel des Schultergelenks der ARP durch $\varphi_{S1}(t_d)$ bis $\varphi_{S3}(t_d)$ beschrieben. Zusätzlich ist hier das Drehmoment $\tau_E(t_d)$, die Winkelgeschwindigkeit $v_E(t_d)$ und der Gelenkwinkel $\varphi_E(t_d)$ für das Ellenbogengelenk der ARP beschrieben. Wie aus Abschnitt 5.2.1 bekannt, werden auch hier die Drehmomente $\tau_{x1}(t_d)$ bis $\tau_{x3}(t_d)$, Winkelgeschwindigkeiten $v_{X1}(t_d)$ bis $v_{X3}(t_d)$ und Gelenkwinkel $\varphi_{x1}(t_d)$ bis $\varphi_{x3}(t_d)$ der nicht verwendeten Gelenke des Roboterarms beschrieben. Für diese Arbeit kann der Outputraum des Armes der ARP, wie in Gleichung 5.26 dargestellt, vereinfacht beschrieben werden, da nur die Gelenkwinkel der vier betrachteten Gelenke des Armes der ARP $\vec{\varphi}_{Arm}$ für die Replikation der ikBuV verwendet werden.

Tabelle 5.5: Dynamiken des menschlichen Arms [189, 190, 192]. In einer Arbeit wurden die Gelenkwinkel sowie die Winkelgeschwindigkeiten von teilnehmenden Personen erfasst, die gesund waren [189]. Bei der Beschreibung der teilnehmenden Personen wurde keine Angabe bzgl. sportlicher Freizeitgestaltung gemacht. Die maximalen Winkelgeschwindigkeiten von Athlet:innen wurden in einer anderen Arbeit ermittelt [190]. Des Weiteren wurde bereits in einer weiteren Arbeit die Winkelgeschwindigkeit bei der Flexion von teilnehmenden Personen mit einer unilateralen Läsionen des Schultergelenks (einseitige Schädigung, Verletzung oder Veränderung des Schultergelenks) in der Schulter auf der nicht-beeinträchtigten Seite gemessen [192].

Gelenke	GW (\bar{X}) [189]	GG (\bar{X}) [189]	GG (\bar{X}) [190]	GG (\bar{X}) [192]
Schulter Flexion rechts	3,12 ± 0,13 rad ¹	/		
Schulter Flexion links	3,14 ± 0,11 rad ¹	/	15,00 ± 2,90 rad/s	1,68 (max. 3,74) rad/s
Schulter Extension rechts	0,96 ± 0,18 rad ¹	/		/
Schulter Extension links	1,05 ± 0,22 rad ¹	/	18,60 ± 3,60 rad/s	/
Schulter int. Rotation rechts	1,64 ± 0,39 rad ¹	/	/	/
Schulter int. Rotation links	1,75 ± 0,28 rad ¹	/	/	/
Schulter ext. Rotation rechts	1,44 ± 0,17 rad ¹	/	/	/
Schulter ext. Rotation links	1,46 ± 0,28 rad ¹	/	/	/
Schulter Abduktion rechts	2,26 ± 0,20 rad ¹	/	/	/
Schulter Abduktion links	2,27 ± 0,20 rad ¹	/	/	/
Ellenbogen Flexion rechts	2,41 ± 0,15 rad ¹	7,42 ± 1,88 rad/s*		/
Ellenbogen Flexion links	2,52 ± 0,16 rad ¹	7,50 ± 2,37 rad/s*	18,60 ± 3,00 rad/s	/
Ellenbogen Extension rechts	/	7,82 ± 1,20 rad/s*		/
Ellenbogen Extension links	/	8,73 ± 2,57 rad/s*	25,60 ± 5,80 rad/s	/

¹ - ungerechnet aus Grad, * - ungerechnet aus Grad pro Millisekunde, (\bar{X}) - arithmetisches Mittel, int. - internal, ext. - external, GW - Gelenkwinkel, GG - Winkelgeschwindigkeit

Tabelle 5.6: Dynamiken des verwendeten KUKA LBR iiwa 7 R800 [193].

Gelenke	Gelenkwinkel	Winkelgeschwindigkeit
A1	$\pm 170^\circ \approx \pm 2,67 \text{ rad}$	$98^\circ/\text{s} \approx 1,71 \text{ rad/s}$
A2	$\pm 120^\circ \approx \pm 2,09 \text{ rad}$	$98^\circ/\text{s} \approx 1,71 \text{ rad/s}$
A3	$\pm 170^\circ \approx \pm 2,67 \text{ rad}$	$100^\circ/\text{s} \approx 1,75 \text{ rad/s}$
A4	$\pm 120^\circ \approx \pm 2,09 \text{ rad}$	$130^\circ/\text{s} \approx 2,27 \text{ rad/s}$
A5	$\pm 170^\circ \approx \pm 2,67 \text{ rad}$	$140^\circ/\text{s} \approx 2,44 \text{ rad/s}$
A6	$\pm 120^\circ \approx \pm 2,09 \text{ rad}$	$180^\circ/\text{s} \approx 3,14 \text{ rad/s}$
A7	$\pm 175^\circ \approx \pm 3,05 \text{ rad}$	$180^\circ/\text{s} \approx 3,14 \text{ rad/s}$

$$D\vec{o}F_{(Out, Arm)}(t_d) = \vec{\varphi}_{Arm}(t_d) = [\varphi_{S1}(t_d), \varphi_{S2}(t_d), \varphi_{S3}(t_d), \varphi_E(t_d)]^T \quad (5.26)$$

Da die robotische Hand der ARP der elementare Kontaktpunkt für die nonverbale Kommunikation über einen Händedruck für interagierende Personen ist, wurde für die Messung der Handkraft eine Hand der androiden Roboter-Patientin entwickelt, die ein Handkraftmessgerät (KForce Grip hand isometric dynamometer) halten kann (siehe Abbildung 5.11a und 5.11b). Die maximale Handkraft der ARP beträgt $F_{(max. Hand)} = 13,15 \text{ N}$ und liegt damit unter dem Richtwert von maximal 140 N für die Kraft, die auf eine menschliche Hand bei der kollaborativen Arbeit mit Robotern wirken darf bzw. unter der Schmerzeintrittsgrenze biomechanischer Grenzwerte (vgl. [194]). Somit erreicht die Handkraft der ARP nur 9,39 % der Schmerzeintrittsgrenze einer menschlichen Hand. Die Messung der maximalen Handkraft ist in der Abbildung 5.11c dargestellt. Da die Bewegungen der Hand, insbesondere der einzelnen Finger, der ARP über jeweils eine Sehne erfolgt, können die fünf Finger der ARP formal, wie in der Gleichung 5.27 beschrieben, dargestellt werden. Die Gleichung 5.27 kann für eine zweite Hand entsprechend erweitert werden.

$$D\vec{o}F_{(Out, Hand)}(t_d) = \begin{bmatrix} \tau_{F1}(t_d), v_{F1}(t_d), \varphi_{F1}(t_d) \\ \tau_{F2}(t_d), v_{F2}(t_d), \varphi_{F2}(t_d) \\ \tau_{F3}(t_d), v_{F3}(t_d), \varphi_{F3}(t_d) \\ \tau_{F4}(t_d), v_{F4}(t_d), \varphi_{F4}(t_d) \\ \tau_{F5}(t_d), v_{F5}(t_d), \varphi_{F5}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.27)$$

Für diese Arbeit kann der Outputraum der Hand der ARP $D\vec{o}F_{(Out, Hand)}(t_d)$, wie in Gleichung 5.28 dargestellt, vereinfacht beschrieben werden, da nur die Gelenkwinkel der fünf betrachteten Finger der linken Hand der ARP $\vec{\varphi}_{Arm}$ verwendet werden. Die Hand der ARP ist in der Abbildung 5.11d dargestellt.

$$D\vec{o}F_{(Out, Hand)} = \vec{\varphi}_{Hand}(t_d) = [\varphi_{F1}(t_d), \varphi_{F2}(t_d), \varphi_{F3}(t_d), \varphi_{F4}(t_d), \varphi_{F5}(t_d)]^T \quad (5.28)$$

Die Aktuatoren im Kopf der ARP können für den Outputraum formal, wie in der Gleichung 5.29 dargestellt, beschrieben werden. Hier sind die Aktuatoren den einzelnen Aufgaben zugeordnet. Der Aktuator, der für das Kopfschütteln der ARP eingesetzt wird, ist mit $D\vec{o}F_{(Out, Kr)}(t_d)$ beschrieben. Für den Aktuator, der für das Kopfnicken sorgt wird $D\vec{o}F_{(Out, Kn)}(t_d)$ verwendet. Zusätzlich sind die Aktuatoren der beiden Augen mit $D\vec{o}F_{(Out, Al)}(t_d)$ für das linke und $D\vec{o}F_{(Out, Ar)}(t_d)$ für das rechte

Auge dargestellt.

$$D\vec{o}F_{(Out, Kopf)}(t_d) = \begin{bmatrix} D\vec{o}F_{(Out, Kr)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(Out, Kn)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(Out, Al)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(Out, Ar)}(t_d) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau_{(Out, Kr)}(t_d), v_{(Out, Kr)}(t_d), \varphi_{(Out, Kr)}(t_d) \\ \tau_{(Out, Kn)}(t_d), v_{(Out, Kn)}(t_d), \varphi_{Kn}(t_d) \\ \tau_{(Out, Al)}(t_d), v_{(Out, Al)}(t_d), \varphi_{Al}(t_d) \\ \tau_{(Out, Ar)}(t_d), v_{(Out, Ar)}(t_d), \varphi_{Ar}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.29)$$

Der in der Gleichung 5.29 dargestellte Teil des Outputraums der ARP kann, wie in der Gleichung 5.30 dargestellt, vereinfacht werden, da ausschließlich die Gelenkwinkel der Aktuatoren angesteuert werden.

$$D\vec{o}F_{(Out, Kopf)}(t_d) = \vec{\varphi}_{Kopf}(t_d) = [\varphi_{(Out, Kr)}(t_d), \varphi_{Kn}(t_d), \varphi_{Al}(t_d), \varphi_{Ar}(t_d)]^T \quad (5.30)$$

Die Augenbewegungen $\vec{\varphi}_{Al}(t_d)$ (linkes Auge) und $\vec{\varphi}_{Ar}(t_d)$ (rechtes Auge) der ARP beschränken sich auf die Bewegungen der Augenlider. Die Augen der ARP sind in der Abbildung 5.12a frontal und seitlich in der Abbildung 5.12b dargestellt.

Ein bürstenloser DC-Antrieb wird für die Rotation des Kopfes $\varphi_{Kr}(t_d)$ verwendet (siehe Abbildung 5.12d). Für das Kopfnicken $\varphi_{Kn}(t_d)$, linke Augen- $\varphi_{Al}(t_d)$, rechte Augen- $\varphi_{Ar}(t_d)$ (siehe Abbildung 5.12c) und die Fingerbewegungen $\vec{\varphi}_{Hand}(t_d)$ werden Servomotoren (siehe Abbildung 5.11a und 5.11d) eingesetzt.

Somit setzt sich der Outputraum $\vec{A}_{Output}(t_d)$ der in dieser Arbeit entwickelten ARP aus den verschiedenen beschriebenen Bewegungen zusammen, die von interagierenden TP wahrgenommen werden können. Dies lässt sich formal, wie in der Gleichung 5.31 dargestellt, beschreiben.

$$\vec{A}_{Output}(t_d) = \begin{bmatrix} D\vec{o}F_{(Out, Arm)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(Out, Kopf)}(t_d) \\ D\vec{o}F_{(Out, Hand)}(t_d) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \vec{\varphi}_{Arm}(t_d) \\ \vec{\varphi}_{Kopf}(t_d) \\ \vec{\varphi}_{Hand}(t_d) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{S1}(t_d) \\ \varphi_{S2}(t_d) \\ \varphi_{S3}(t_d) \\ \varphi_E(t_d) \\ \varphi_{Kr}(t_d) \\ \varphi_{Kn}(t_d) \\ \varphi_{Al}(t_d) \\ \varphi_{Ar}(t_d) \\ \varphi_{F1}(t_d) \\ \vdots \\ \varphi_{F5}(t_d) \end{bmatrix} \quad (5.31)$$

5.2.2 Menschliche Eingabemuster

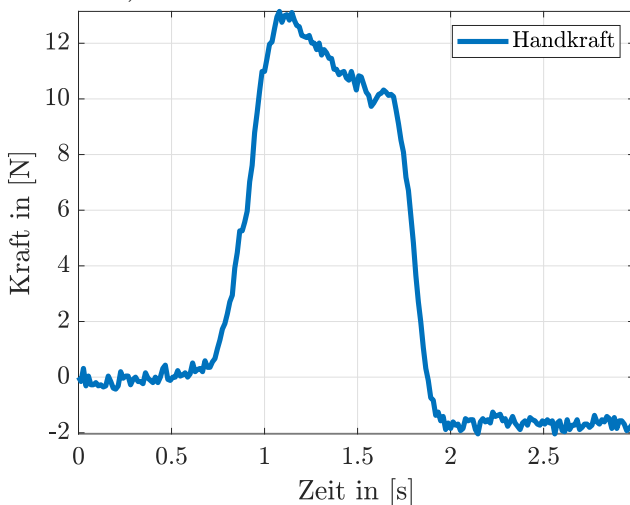
Auf der zweiten Abstraktionsebene (siehe Abbildung 5.9) folgen die menschlichen Eingabemuster \vec{S}_{Reize} und ikBuV, die als Reize eines Reiz-Reaktions-Schemas zu beschreiben sind. Die Reize sind typische ikBuV in der verbalen und nonverbalen menschlichen Kommunikation, wie z. B. Kopfnicken, Kopfschütteln oder Sprache. Diese Reize können durch das Body-Tracking und das Mikrofon-Array der K4A erfasst werden, wodurch eine entsprechende Reaktion der ARP wiedergegeben werden kann, die auf den gemessenen ikBuV von kritisch Kranken basiert. Die menschlichen Eingabemuster lassen sich



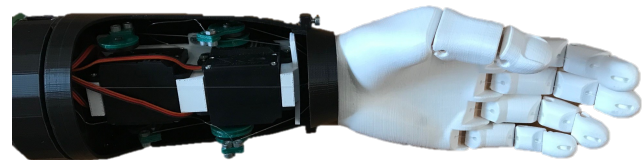
(a) Die rechte Hand der androiden Roboter-Patientin für die Messung der Handkraft in der frontalen Ansicht mit einem Handkraftmessgerät (KForce Grip hand isometric dynamometer).



(b) Die rechte Hand der androiden Roboter-Patientin für die Messung der Handkraft in der seitlichen Ansicht mit einem Handkraftmessgerät (KForce Grip hand isometric dynamometer).



(c) Gemessene Handkraft der androiden Roboter-Patientin. Neben der dargestellten Handkraft ist zusätzlich ein Drift des Messgeräts zu erkennen, der insbesondere durch die negative Kraft nach dem Händedruck der robotischen Hand ins Auge fällt.



(d) Die linke Hand der androiden Roboter-Patientin für die nonverbale Kommunikation mittels Händedrucks und bzw. oder Gestik.

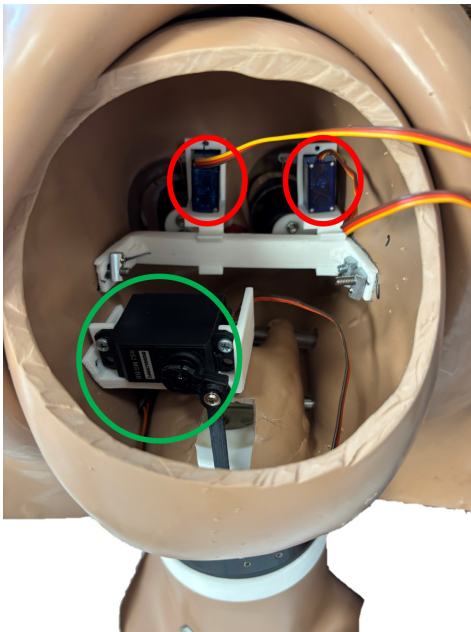
Abbildung 5.11: Die Hand der androiden Roboter-Patientin für die nonverbale Kommunikation mittels Händedrucks und bzw. oder Gestik. Die für die Messung der Handkraft entwickelte Hand mit einem Handkraftmessgerät ist in der Abbildung 5.11a frontal und in der Abbildung 5.11b seitlich dargestellt. Die Abbildung 5.11c zeigt die gemessene Handkraft der androiden Roboter-Patientin. In der Abbildung 5.11d ist die linke Hand der androiden Roboter-Patientin für das Training sicherer Interaktionen abgebildet.



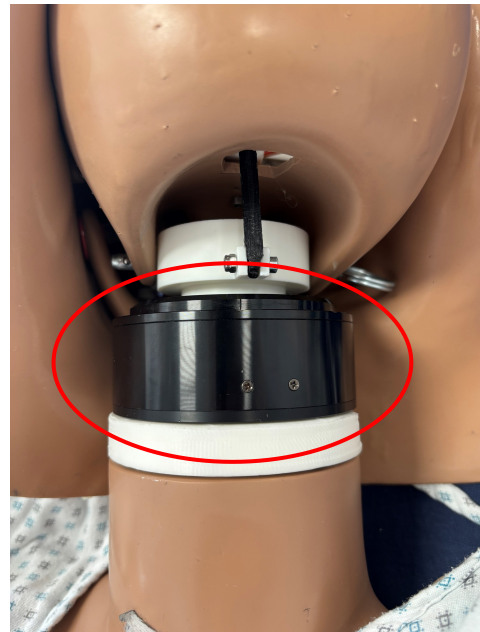
(a) Augen der androiden Roboter-Patientin aus der Frontalansicht.



(b) Augen der androiden Roboter-Patientin aus der Seitenansicht.



(c) Gleichstromantriebe für die Bewegungen der Augenlider (rot gekennzeichnet) und die Neigung des Kopfes (Kopfnicken; grün gekennzeichnet) der androiden Roboter-Patientin.



(d) Der Gleichstromantrieb (rot markiert) im Hals der androiden Roboter-Patientin für die Rotation des Kopfes (Kopfschütteln).

Abbildung 5.12: Augen der androiden Roboter-Patientin in der Frontal- (siehe Abbildung 5.12a) und Seitenansicht (siehe Abbildung 5.12b). Des Weiteren sind in der Abbildung 5.12c die Gleichstromantriebe für das Blinkeln (rote Kreise) und das Kopfnicken (grüner Kreis) gekennzeichnet. In der Abbildung 5.12d ist der Gleichstromantrieb (rot markiert) im Hals der androiden Roboter-Patientin für die Rotation des Kopfes (Kopfschütteln) dargestellt.

somit als Reize für die ARP beschreiben. Dies ist in Gleichung 5.32 dargestellt und ist mit dem Inputraum (vgl. Gleichung 5.12) in Zusammenhang zu setzen. Somit sind die menschlichen Eingabemuster Bestandteil des Inputraums der ARP.

$$\vec{S}_{Reiz}(T_k) = [G(T_k), L(T_k)]^T \quad (5.32)$$

5.2.3 Robotische Bewegungssequenzen

Die robotischen Bewegungssequenzen stellen die ikBuV der ARP dar. Wie in Abschnitt 5.1.1 angedeutet, können ikBuV unter anderem aus den Daten der K4A von kritisch Kranken oder SP erfasst und als robotische Bewegungssequenzen (Reaktionen) für eine ARP verwendet werden. Die robotischen Bewegungssequenzen beschreiben typische nonverbale ikBuV kritisch Kranker, wie z. B. Blinzeln, Kopfnicken, Kopfschütteln oder Armbewegungen. Diese Sequenzen enthalten in der Literatur beschriebene, manuell definierte und reale sensorisch erfasste ikBuV kritisch Kranker und werden mit robotischen Bewegungssequenzen (Trajektorien), Gelenkwinkeln pro Zeiteinheit, für die jeweiligen elektrischen Antriebe mit individuellen und/ oder krankheitsspezifischen Bewegungsamplituden, -frequenzen und -wiederholungen verknüpft. Diese robotischen Bewegungssequenzen werden auf die ARP übertragen. Bei der Entwicklung der ARP können die Gelenkpositionen konstruktionsbedingt nicht immer exakt an den gleichen Stellen liegen wie die Gelenke des Menschen. Dies hat zur Folge, dass die robotischen Bewegungssequenzen entsprechend der Konstruktion der ARP angepasst werden müssen, um die ikBuV möglichst genau zu replizieren. Somit lassen sich die Reaktionen und Reize ausgehend von der ARP durch die Gelenkwinkeländerung (Trajektorien) der Aktuatoren als Kollektiv $\vec{\varphi}_{RR}(T_k)$ beschreiben, siehe Gleichung 5.33, und entsprechen dem Outputraum (vgl. Gleichung 5.31).

$$\vec{\varphi}_{RR}(T_k) = \vec{A}_{Output}(T_k) = [\vec{\varphi}_{Kopf}(T_k), \vec{\varphi}_{Arm}(T_k), \vec{\varphi}_{Hand}(T_k)]^T \quad (5.33)$$

Die robotischen Bewegungssequenzen können in zwei Kategorien eingeteilt werden: Die kontinuierlich reproduzierbaren Fähigkeiten und die nonverbalen Kommunikationsfähigkeiten. Beide Kategorien werden durch zugrundeliegende Reize ausgelöst. Dies kann beispielsweise ein repliziertes Blinzeln aufgrund eines trockenen Auges oder ein Mitteilungsbedürfnis eines nonverbal kritisch Kranken mittels Kopfbewegungen sein. Kontinuierlich reproduzierbare Fähigkeiten sind beispielsweise Fähigkeiten wie das Blinzeln der ARP. Es handelt sich also um eine Fähigkeit, die in regelmäßigen Abständen wiederholt wird oder kontinuierlich auftritt. Nonverbale Kommunikationsfähigkeiten umfassen verschiedene nonverbale Kommunikationswege, wie beispielsweise die Fähigkeiten des Händedrucks oder der Kopfbewegungen.

Wie bereits aus dem Namen dieser Abstraktionsebene hervorgeht, handelt es sich um Sequenzen. Somit haben die unterschiedlichen robotischen Bewegungssequenzen ggf. unterschiedliche Perioden bzw. zeitliche Verläufe T_k mit einer unterschiedlichen Anzahl an diskreten Zeitpunkten t_{dn} . Somit können robotische Bewegungssequenzen zu einem beliebigen Zeitpunkt t gestartet werden und werden über die gesamte Dauer der Sequenz T_k ausgeführt. Zusätzlich können robotische Bewegungssequenzen periodisch sein, wie beispielsweise das Blinzeln. D. h. das Blinzeln wird in bestimmten Perioden kontinuierlich repliziert.

5.2.4 Interaktionsmodus

Der Interaktionsmodus wird als Konzept von potenziellen Reiz-Reaktions-Schemata interpretiert. Ein Reiz-Reaktions-Schema hängt von den erkannten menschlichen Eingabemustern und den entsprechenden robotischen Bewegungssequenzen ab. Die potenziellen Reiz-Reaktions-Schemata beschreiben Verhaltensweisen, die aufgrund des Verhaltens des Interaktionspartners ausgeführt werden. Zur Verdeutlichung des Beschriebenen sind die roten Pfeile über den Abstraktionsebenen der Abbildung 5.9 eingefügt. Wird beispielsweise das Kopfschütteln einer Pflegekraft durch das Body-Tracking der K4A erkannt und als Reiz klassifiziert, kann das Reiz-Reaktions-Schema die gleiche oder eine andere adäquate Reaktion der ARP hervorrufen. Die Reize können aus einzelnen Reizen oder aus mehreren Reizen („komplexe Reize“) bestehen. Unter komplexen Reizen wird z. B. eine Kombination aus einer Geste (nonverbale Interaktion) und einer verbalen Interaktion verstanden. Die Klassifikation der Eingangreize ist im Interaktionsmodus als paralleler Prozess implementiert, so dass jedes der implementierten potenziellen Reiz-Reaktions-Schemata zu jedem Zeitpunkt ausgeführt werden kann und mehrere Reize Reaktionen der ARP auslösen können. In der Literatur sind potenzielle Reiz-Reaktions-Schemata unter anderem als lineare Reiz-Reaktions-Modelle beschrieben, siehe Gleichung 5.34 [77].

$$R = f(\vec{S}) \quad (5.34)$$

Hierbei ist R die Reaktion und \vec{S} der Stimulus bzw. Reiz. Wird dies auf die ARP angewendet, ergibt sich die Gleichung 5.35.

$$\vec{A}_{Output}(T_k + \delta) = \vec{\varphi}_{RR}(T_k + \delta) = f(\vec{S}_{Input}(T_k)) \quad (5.35)$$

Somit resultiert die Reaktion der ARP (Outputraum \vec{A}_{Output}) aus den erfassten Reizen über die eingesetzten Sensoren (Inputraum $\vec{S}_{Input}(T_k)$) unter Berücksichtigung einer Reaktionszeit δ . Für den Interaktionsmodus kann Verhalten schematisch, wie in der Abbildung 5.13 dargestellt, beschrieben werden (angelehnt an die Abbildung 3.1). Der sensorische erfasste Inputraum wird von der ARP verarbeitet und es wird mit Aktuatoren im Outputraum reagiert.



Abbildung 5.13: Schematische Darstellung des Interaktionsmodus. Sensorisch erfasste Reize können dem Inputraum \vec{S}_{Input} der androiden Roboter-Patientin zugeordnet werden. Die erfassten Reize werden im Anschluss von der androiden Roboter-Patientin verarbeitet und führen über den Outputraum \vec{A}_{Output} zu einer Reaktion, die potentiell von einer interagierenden Person wahrgenommen werden kann.

5.2.5 Szenariomodus

Der Szenariomodus entspricht langen und komplexen durch einen Operator gesteuerten Handlungsketten typischer Interaktionsabläufe mit nonverbal kritisch Kranken. Diese Handlungsketten basieren auf den bereits beschriebenen ikBuV und dem Expertenwissen des Operators. Diese komplexe Abstraktionsebene umfasst Verhaltensmuster der Pflegekräfte, die im Umfeld von kritisch Kranken auftreten können, wie z. B. regelmäßiges Umlagern des kritisch Kranken, regelmäßige Hygiene oder Mobilisation.

Es können beispielsweise auch ikBuV eines kritisch Kranken im Delirium zum Training von medizinischem Assessment repliziert werden. Dabei handelt es sich um komplexe Szenen und Aktivitäten der TP. Die gesamte Ebene des Szenariomodus wird von einem Operator gesteuert, ähnlich wie in bereits existierenden Arbeiten [124, 125, 131]. Der Operator kann die ARP über eine Benutzerschnittstelle per Tastatur steuern und ausgewählte ikBuV einzeln oder parallel auslösen, wie z. B. das Schütteln des Kopfes der ARP. Darüber hinaus bestehen Aktionsketten aus mehreren Teilsequenzen, die aufeinander folgen können. Ein Beispiel hierfür ist der Wechsel einer Trachealkanüle, der aus mehreren Teilsequenzen besteht, wie z. B. Vorbereitung, Absaugen des Lungensekrets durch die Trachealkanüle und anschließende Reinigung. Daraus folgt, dass im Szenariomodus der Operator das Reiz-Reaktions-Modell (vgl. Gleichung 5.35) ersetzt und für das Verhalten (ggf. eines kritisch Kranken) der ARP zuständig ist.

Bedien- und Kontrollschnittstelle

Das Kommunikationsschema der einzelnen elektronischen Komponenten der ARP ist in Abbildung 5.14 dargestellt und besteht aus einem Operator-PC (eingesetzt zur Steuerung der ARP im Szenariomodus), zwei Single-Board-Computer (SBC), einem „Controller Area Network Bus“ (CAN-Bus)-Modul und den bereits beschriebenen verschiedenen Antrieben für die motorischen Fähigkeiten der ARP. Auf dem Operator-PC laufen die terminal-basierte Schnittstelle zur Steuerung der ARP und ikBuV, ein Positionsregler und eine dreidimensionale Visualisierung des Labors. Die gewünschten Positionen der einzelnen Antriebe werden den beiden SBC über die ARP-Verhaltenssteuerung mitgeteilt, mit Ausnahme des Kopfschüttelns. Für das Kopfschütteln wird ein Positionsregler zwischen der ARP-Verhaltenssteuerung und dem SBC mit einem CAN-Bus-Modul implementiert. Auf dem ersten SBC mit CAN-Bus-Schnittstelle sind zwei Programme implementiert; ein CAN-Bus-Empfangsprogramm und ein CAN-Bus-Sendeprogramm zur Steuerung des Antriebs für das Kopfschütteln. Der zweite SBC steuert alle verwendeten Servomotoren (Augen, einzelne Finger und Kopfnicken). Für die Visualisierung wird eine K4A verwendet, um dem Operator eine dreidimensionale Ansicht der aktuellen Szene im Pflegelabor zu bieten. Diese drei Computer kommunizieren über eine drahtlose Funkverbindung mit verschiedenen Nachrichten des ROS.

Die robotischen Bewegungssequenzen der ARP können vom Operator über ein Terminal an der Schnittstelle des Operator-PCs ausgewählt werden. Auf diese Weise können mehrere robotische Bewegungssequenzen nacheinander gestartet und bei Bedarf parallel ausgelöst werden.

5.3 Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

In diesem Teil werden die in dieser Arbeit verwendeten Methoden zur Replikation von ikBuV beschrieben. Wie in Abschnitt 2.2 dargestellt, basiert die Kommunikation von kritisch Kranken hauptsächlich auf nonverbalen Bestandteilen, wie Gesten (beispielsweise Arm- und Kopfbewegungen) [24]. Zusätzlich sind viele kritisch Kranke bereits älter und der Anteil der Bevölkerung mit Hörverlust nimmt mit dem Alter zu [41]. Somit liegt der Fokus für die Replikation von ikBuV von kritisch Kranken auf den drei Mustern Arm- und Kopfbewegungen sowie Hörverlust als essentielle Fähigkeiten für die nonverbale Kommunikation. Schematisch ist dies in die robotischen Bewegungssequenzen von der Abbildung 5.9

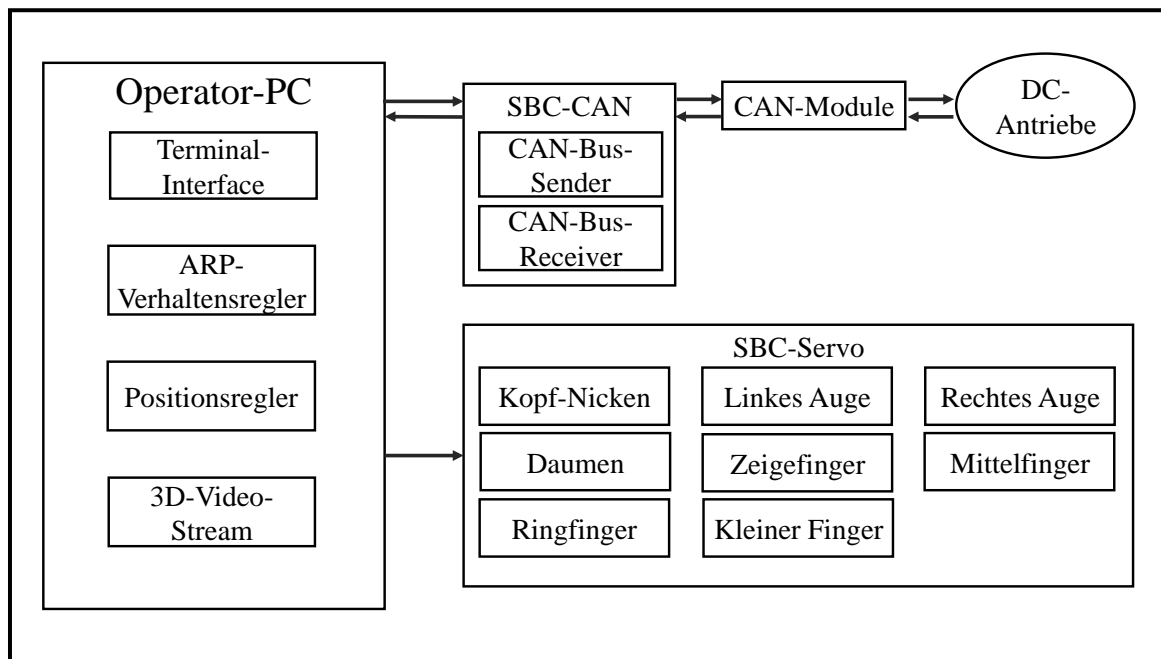


Abbildung 5.14: Schematische Darstellung des Kommunikationsschemas der einzelnen Soft- und Hardware Bestandteile der androiden Roboter-Patientin (ARP). Für die Kommunikation mit den Gleichstromantrieben (DC-Antriebe) werden Single-Board-Computer (SBC) eingesetzt. Mit den größeren den DC-Antrieben wird über einen „Controller Area Network Bus“ (CAN-Bus) kommuniziert. Wohingegen mit den kleineren DC-Antrieben (Servos) über eine Pulsweiten-Modulation (PWM) kommuniziert wird.

sowie den Input- und Outputraum einzuordnen. Die Kopfbewegung stammt aus der Studie zu potentiellen Interaktionen und dem in Abschnitt 5.1.1 beschriebenen MONI. Armbewegungen einer SP, die ein hyperaktives Delirium darstellt, werden auf einen Roboterarm übertragen und stammen von der beschriebenen Erfassung aus Abschnitt 5.1.2. Für die Replikation des Hörverlusts wird ein Open-Source-Datensatz sowie ein Hörverlustsimulator verwendet.

5.3.1 Replikation einer Interaktion

Aus der in Abschnitt 6.1.1 beschriebenen Studie ist eine komplexe Interaktion entnommen, in der das eigens entwickelte MONI zur Erfassung von Interaktionen zwischen einem außerklinischen intensivpflichtigen kritisch Kranken und seinem sozialen Umfeld eingesetzt wurde. In diesem Abschnitt wird die Replikation der komplexen Interaktion aus der Studie mit der ARP beschrieben.³

Für die Replikation wird eine Interaktion mit einem komplexen Stimulus aus der Studie verwendet, die ikBuV und Schallpegel enthält. Darüber hinaus wird im Pflegelabor für die Erfassung der gleiche Aufbau des MONIs wie bei der Studie und der gleiche Algorithmus für die Extraktion der Komponenten der Interaktion mit der ARP verwendet, um die sensorisch erfassten ikBuV des kritisch Kranken mit replizierten und ebenfalls sensorisch erfassten ikBuV der ARP zu vergleichen. Dieser Prozess ist schematisch in der Abbildung 5.15 dargestellt.

Die ikBuV des kritisch Kranken werden in Trajektorien umgewandelt und mit einem Tiefpassfilter geglättet. Anschließend werden die ikBuV in Trajektorien für die ARP transformiert und durch die ARP repliziert. Die Replikation der Kopfbewegung wird durch einen komplexen Reiz, wie in der Studie mit dem kritisch Kranken, ausgelöst und die ARP repliziert die ikBuV des kritisch Kranken. Die ikBuV des kritisch Kranken und der ARP werden beide mit dem MONI gemessen und mit dem

³Bereits veröffentlicht in [186]

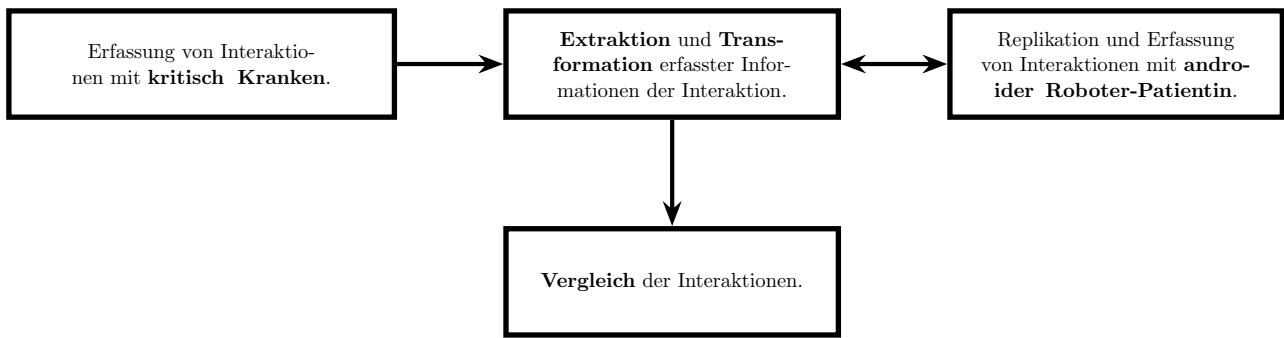


Abbildung 5.15: Schematische Darstellung der Schritte zur Replikation einer Interaktion. Dazu wird eine in einer Studie erfasste Interaktion mit einem komplexen Reiz verwendet, die Komponenten (Bewegung, Handposition, Reaktionszeit und Schallpegel) werden extrahiert und für die Verwendung mit der androiden Roboter-Patientin transformiert. Die transformierten Komponenten der Interaktion werden auf die androiden Roboter-Patientin übertragen, die Interaktion wird repliziert und mit dem gleichen sensorischen Setup des Multi-Sensor-Monitoring-Systems wie während der Studie mit dem kritisch Kranken erfasst. Anschließend wird die replizierte Interaktion mit der androiden Roboter-Patientin mit der Interaktion aus der Studie verglichen.

gleichen Algorithmus extrahiert. Die ikBuV des kritisch Kranken und der ARP werden mit einem mittleren quadratischen Fehler („Mean Squared Error“ (MSE)) verglichen. Bei der ARP wird dazu der DoF y_8 (Achse der Rotation des Kopfes) verwendet (siehe Abbildung 5.16). Somit wird unter Beachtung der Gleichung 5.30 der Parameter der Rotation des Kopfes $\varphi_{Kr}(t_d)$ durch die gemessene Trajektorie angesteuert, was eine Rotation um die Achse y_8 ist. Die Ergebnisse zur initialen Replikation der Interaktion sind im Abschnitt 6.2.1 dargestellt.

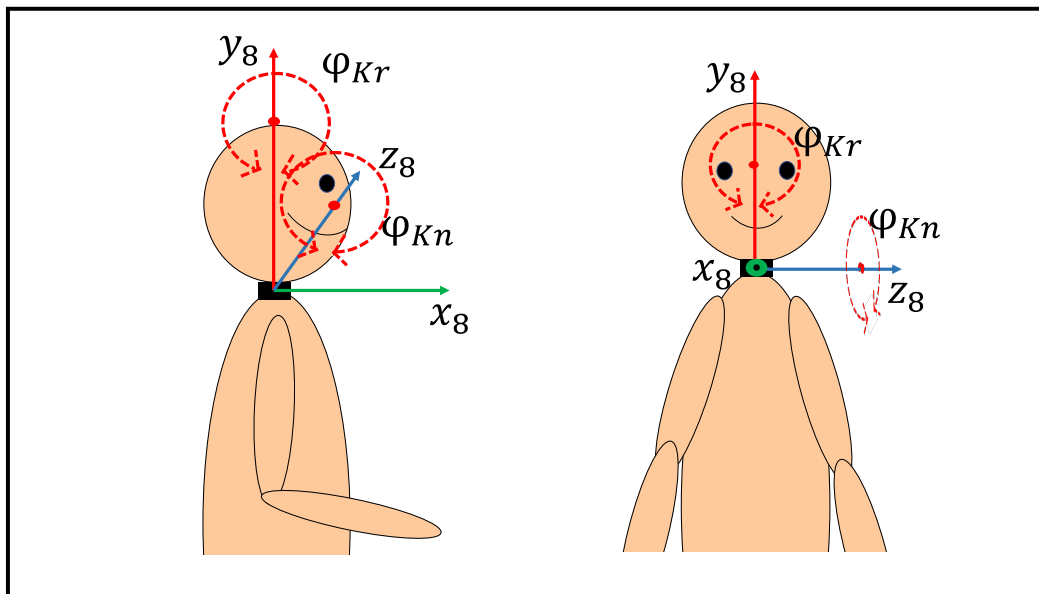


Abbildung 5.16: Schematische Darstellung der im Fokus stehenden „Degree of Freedom“ der androiden Roboter-Patientin für die Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster während einer sensorisch erfassten Interaktion. Insbesondere ein Kopfschütteln φ_r (Rotation um die Achse y_8) steht für die Replikation der Reaktion eines kritisch Kranken auf einen komplexen Stimulus im Fokus.

5.3.2 Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

Die ikBuV der Armbewegungen werden für eine Studie mit dem MK4A aufgenommen (vgl. Abschnitt 5.1.2). In diesen Aufnahmen stellt eine SP ein hyperaktives Delirium dar, wovon die Armbewegungen

wegungen mittels Body-Tracking erfasst und auf einen Roboterarm übertragen werden. Anschließend wird mit Hilfe von quantitativen standardisierten Fragebögen die Wahrnehmung der Roboterbewegungen auf TP evaluiert. Hierfür werden zunächst die Trajektorien aus Body-Tracking-Daten erzeugt, gefiltert und für die Replikation auf einen Roboterarm übertragen. Um die robotischen Bewegungssequenzen mit der Darstellung der SP zu vergleichen, werden entsprechende Videos für eine quantitative Evaluation erzeugt.

Erzeugen und Filtern der Trajektorien

Die in Abschnitt 5.1.2 erfassten Punktwolken der Darstellung eines hyperaktiven Deliriums einer SP werden mit der Open3D-Bibliothek beschnitten und in der Größe manipuliert, so dass der Arm der SP ausgeschnitten und Punktwolken vom Roboterarm entsprechend der ikBuV eingesetzt werden (siehe [182]). Um dem Roboterarm seinen industriellen Charakter zu nehmen, ist eine Strumpfhose in einer Farbe, die dem Hautton der SP ähnelt, über den Roboterarm gezogen (siehe Abbildung 5.17).



(a) KUKA LBR iiwa 7 R800 in einer Strumpfhose in Hautfarbe mit Hand.



(b) KUKA LBR iiwa 7 R800 in einer Strumpfhose in Hautfarbe ohne Hand.

Abbildung 5.17: Für die Studie wird der KUKA LBR iiwa 7 R800 mit einer Strumpfhose in der Hautfarbe der Schauspielerin ausgestattet, um dem KUKA LBR iiwa 7 R800 seinen industriellen Charakter zu nehmen. Zusätzlich werden unterschiedliche Endeffektoren verwendet. Abbildung 5.17a zeigt einen Endeffektor der eine Hand darstellt. Abbildung 5.17b zeigt einen Endeffektor ohne Hand.

Die berechneten Gelenkwinkel (siehe Abschnitt 5.1.2) der SP während der Darstellung des hyperaktiven Deliriums werden als Winkelpositionen für eine Positionssteuerung mit dem Roboterarm in ROS (siehe [195]) und dem ROS-Treiber für den Roboterarm (siehe [196]) verwendet.

Die Replikationen der sensorisch erfassten Armbewegungen der SP, die ein hyperaktives Delirium darstellt, ist in folgende Varianten unterteilt:

- interpolierte Bewegungen (Trajektorie)
- gefilterte Bewegungen (Trajektorie)
- Bewegungen (Trajektorie) mit einem simulierten „Proportional–Integral–Derivative“ (PID)-Regler

Die ikBuV der SP während der Darstellung von Delirium werden aufgrund des verwendeten MK4A mit einer Bildwiederholrate von 14 Hz aufgezeichnet. Um eine geeignete Kommunikationsfrequenz mit

dem Roboterarm zu erreichen, wird eine lineare Interpolation zwischen den zeitlich diskret gemessenen Gelenkwinkeln mit Hilfe der NumPy-Bibliothek durchgeführt (siehe [197]). Für die gefilterte Trajektorie wird ein Butterworth-Tiefpassfilter (siehe [198]) verwendet, der in der SciPy-Bibliothek (siehe [199]) implementiert ist. Für den Tiefpassfilter werden manuell definierte Grenzfrequenzen, Ordnungen und Abtastraten von 2,0 Hz, 5 und 50 Hz verwendet. Die simulierten PID-Bewegungen werden innerhalb der Gazebo-Simulation des Roboterarms und einer Drehmoment-Positionsregelung mit manuell definierten Verstärkungen für den PID-Regler des Roboterarms erzeugt. Da das Finden geeigneter Verstärkungen am realen Roboterarm mit verschiedenen Risiken verbunden ist, werden die Faktoren der Verstärkungen bezüglich der PID-Konfiguration manuell und mit Hilfe von dem „Integral Square Error“ (ISE) in der Gazebo-Simulation bestimmt (siehe Gleichung 5.36):

$$\text{ISE} = \int_0^t e(t)^2 dt \quad (5.36)$$

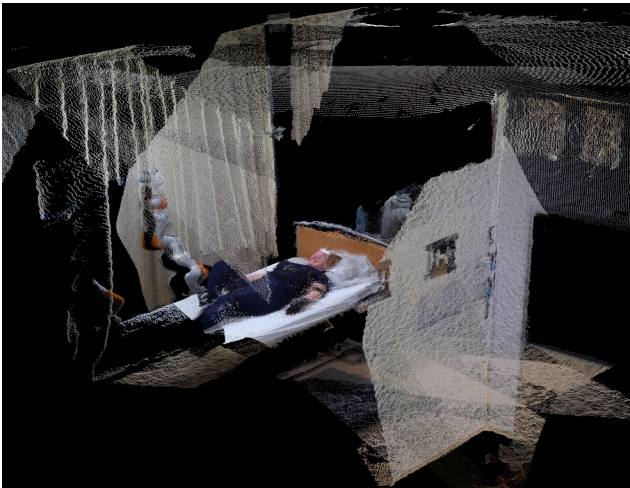
Hier beschreibt $e(t)$ die Differenz (Fehler) zwischen dem Soll- und Istwert beim Abfahren von Trajektorien. Zusätzlich wird aufgrund der Sicherheitskonfiguration des Roboterarms die Trajektorie für die replizierten PID-Bewegungen innerhalb von ROS und der Simulation des Roboterarms (siehe [196]) generiert und später als Positionsvorgabe für den Roboterarm verwendet. Alle Bewegungen des Roboterarms sind langsamer als die ursprünglichen Bewegungen durch die SP und werden für die in der Studie gezeigten Videos entsprechend der Bewegung der SP visuell beschleunigt und entsprechend der bestimmten Gelenkwinkel der ikBuV der SP getaktet. Die Bewegungen des Roboterarms werden mit und ohne einen Endeffektor mit dem MK4A aufgezeichnet (siehe Abbildung 5.18c), ausgeschnitten und visuell in das Schultergelenk der SP gesetzt, um die ikBuV des Roboterarms mit dem ikBuV der SP, wie beschrieben zu vergleichen und zu evaluieren. Die Evaluation ist in Abschnitt 6.2.2 detailliert dargestellt.

Erstellen der Videos

Zur Erstellung der in der Studie verwendeten Videos werden die vier mit dem MK4A aufgenommenen Punktwolken zu einer Punktwolke zusammengefügt (siehe Abbildung 5.18). Dazu wird jede Punktwolke einzeln bearbeitet, was im Folgenden beschrieben wird. In der Abbildung 5.18a sind vier zu einer Punktwolke zusammengefügte Punktwolken zu sehen. Aus dieser zusammengesetzten Punktwolke wird der linke Arm der SP ausgeschnitten (siehe Abbildung 5.18b). Außerdem wird bei der Replikation der ikBuV der SP auch der Roboterarm ausgeschnitten und an die Armlänge der SP angepasst (siehe Abbildung 5.18c). Die beiden ausgeschnittenen Punktwolken aus den Abbildungen 5.18b und 5.18c werden so zusammengefügt, dass der Roboterarm mit seiner Basis im Schultergelenk der SP steht, so dass eine Replikation der ikBuV der Armbewegung der SP möglich ist (siehe Abbildung 5.18d). Dieses Verfahren wird für die drei unterschiedlich bearbeiteten Bewegungstrajektorien mit und ohne Hand durchgeführt (siehe Abschnitt 5.3.2), wodurch die verschiedenen Videos für die Studie erstellt werden.

5.3.3 Hörverlust

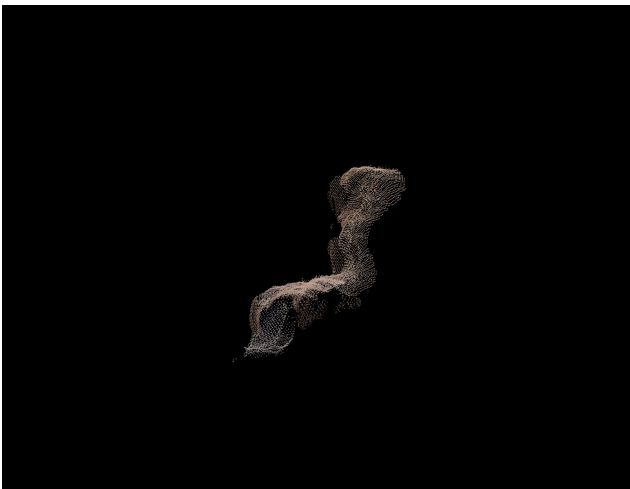
Für die Replikation des Hörverlusts wird auf einen Open-Source-Datensatz zurückgegriffen und auf frei verfügbare ASR-Modelle. Dazu werden ein Hörverlustsimulator und Audiogramme von Hörgerägetragenden aus dem bereits erwähnten Open-Source-Datensatz verwendet. Die Bewertung der verschiedenen ASR-Modelle erfolgt mit üblichen Leistungsindikatoren.



(a) Aus vier einzelnen Punktwolken zusammengefügte Punktwolke.



(b) Schauspielpatientin mit dem ausgeschnittenen linken Arm.



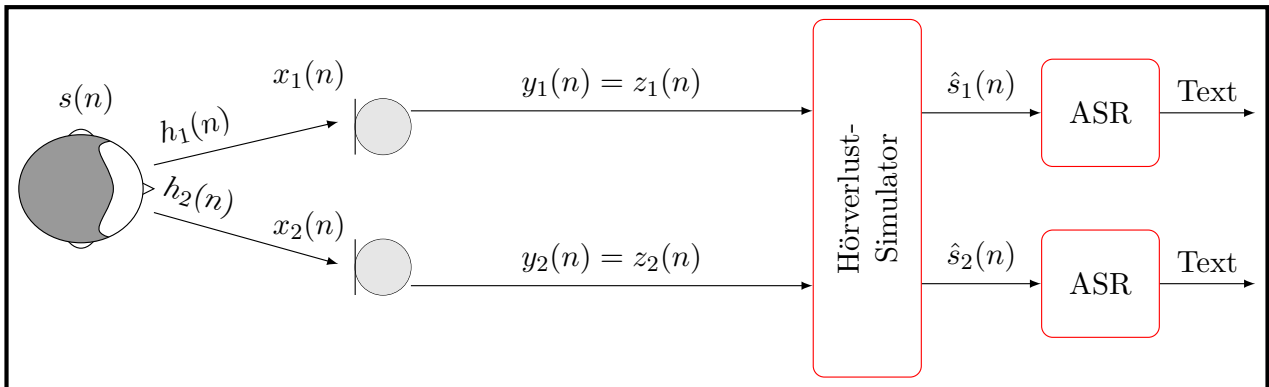
(c) Aus einer Punktwolke ausgeschnittener KUKA LBR iiwa 7 R800 überzogen mit einer Strumpfhose in Hautfarbe.



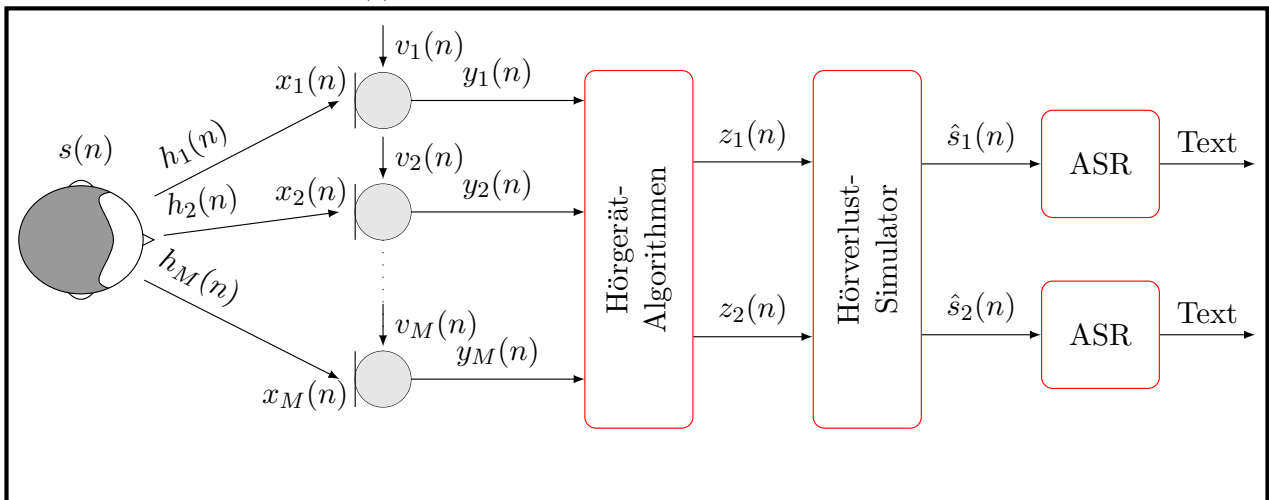
(d) Zusammengefügte Punktwolke (KUKA LBR iiwa 7 R800 und Schauspielpatientin).

Abbildung 5.18: Bearbeitung der von dem Multi-Kinect-System erzeugten Punktwolken.

Der hier vorgestellte experimentelle Rahmen verfolgt zwei Ziele. Zum einen wird der Einfluss von Hörverlust, der durch verschiedene Audiogramme von Hörerätetragenden mit einem Hörverlustsimulator simuliert wird, auf die Leistung eines ASR-Modells bei reiner Sprache ohne Echo untersucht (siehe Abbildung 5.19a). Zum anderen werden die kombinierten Auswirkungen von Hörverlust und Hörgeräte-Algorithmen mit Hilfe des Hörverlustsimulators auf die Leistung eines ASR-Modells bei verrauschter Sprache mit Echo, d. h. unter realistischen Bedingungen, untersucht (siehe Abbildung 5.19b). Abbildung 5.19 gibt einen Überblick über die beiden Signalverarbeitungsketten, die für die beiden Ziele verwendet werden.



(a) Nutzung sauberer binauraler Signale ohne Hall.



(b) Nutzung bearbeiteter verrauschter binauraler Signale mit Hall.

Abbildung 5.19: Schematische Darstellung der in den Experimenten verwendeten Signalverarbeitungsketten. Hallfreie Signale werden durch $s(n)$ beschrieben, wobei n der Abtastindex ist. Die „Room Impulse Response“ $h_m(n)$ faltet sich mit $s(n)$ zu einem sauberen Nachhallsignal $x_m(n)$ von dem m -ten Mikrofon M . Das Eingangssignal $y_m(n)$ setzt sich aus dem additiven Rauschsignal v_m und dem sauberen Nachhallsignal $x_m(n)$ zusammen. z_m sind die Eingangssignale des Hörverlustsimulators. Die durch den Hörverlustsimulator entstehenden Signale $\hat{s}_1(n)$ und $\hat{s}_2(n)$ (repräsentativ für die beiden Ohren eines Menschen) werden einzeln den „Automatic Speech Recognition“ (ASR)-Modellen übergeben. **(a)** Binaurale Signale ohne Echo werden vom Hörverlustsimulator verarbeitet, bevor ASR angewendet wird. In diesem Teil des Experiments entsprechen die Eingangssignale $y_m(n)$ den Eingangssignalen des Hörverlustsimulators $z_m(n)$. **(b)** Mehrkanalige, verrauschte Signale mit Nachhall werden vor der Eingabe in den Hörverlustsimulator durch die Hörgeräte-Algorithmen verbessert und anschließend den ASR-Modellen übergeben. In diesem Teil des Experiments werden die Eingangssignale $y_m(n)$ durch Hörgerätalgorithmen verarbeitet, wodurch neue Eingangssignale $z_m(n)$ für den Hörverlustsimulator entstehen.

Es folgt eine Beschreibung des verwendeten Open-Source-Datensatzes. Zusätzlich werden der verwendete Hörverlustsimulator sowie die verwendeten ASR-Modelle beschrieben und auf die Analyse der Experimente eingegangen.

Beschreibung des Open-Source-Datensatzes

Der Open-Source-Datensatz beinhaltet reale Audiogramme von Hörenden und binaurale Audiodateien ohne Nachhall sowie Mehrkanal-Audiodateien, die verrauscht und mit Nachhall sind, und wurde im Rahmen der zweiten Auflage der „Clarity Prediction Challenge“ (CPC) zur Verfügung gestellt und wird im Folgenden beschrieben (siehe [200]). Hierbei wird darauf eingegangen, wie die Audio-Dateien (Audiosignale) für den Open-Source-Datensatz und die verrauschten Signale mit Nachhall erzeugt wurden.

Erzeugung der Sprachsignale Die in den Experimenten verwendeten Audiosignale der CPC wurden wie folgt erzeugt. Als zu erkennende Zielsignale wurden hallfreie Sprachsignale $s(n)$ mit einer Abtastfrequenz $f_s = 48$ kHz verwendet, wobei n den Abtastindex bezeichnet, die 7 bis 10 Wörter enthalten und bekannt sind (siehe [201]). Die Eingangssignale $y_m(n)$ wurden als

$$y_m(n) = \underbrace{s(n) * h_m(n)}_{x_m(n)} + v_m(n), \quad (5.37)$$

definiert, wobei $h_m(n)$ die „Room Impulse Response“ (RIR) zwischen der Quelle und dem m -ten der M Mikrofone, $x_m(n)$ das saubere Nachhallsignal und $v_m(n)$ das additive Rauschsignal bezeichnet. Bei der Betrachtung von reinen binauralen Signalen bezeichnet $h_m(n)$ einen RIR zwischen der Sprachquelle und den $M = 2$ Trommelfellen eines Hörenden. In diesem Fall ist $v_m(n) = 0 \forall n$. Bei verrauschten Signalen mit Hall, die von Hörgeräten verarbeitet werden sollen, ist $M = 6$ und $h_m(n)$ ein RIR zwischen der Sprachquelle und einem der vorderen, mittleren oder hinteren Mikrofone des linken oder rechten Hörgeräts. In diesem Fall wird $v_m(n)$ aus Aufnahmen von Alltagsgeräuschen, z. B. einer Waschmaschine, erzeugt, die so skaliert werden, dass verschiedene „Signal to Noise Ratio“ (SNR) im Bereich von -6 dB bis 6 dB entstehen. In allen Fällen wird das hallige Signal $x_m(n)$ mit Hilfe von geometrischen Modellen von Räumen mit unterschiedlichen Eigenschaften nach der in [202] beschriebenen Methode und RIR aus [203] erzeugt.

Signalverarbeitungsverfahren für Hörgeräte Moderne Hörgeräte sind in der Regel mit mehreren Mikrofonen ausgestattet, deren Eingangssignale verarbeitet werden, um die Signale zu erhalten, die in den Ohren von Hörgerätetragenden wiedergegeben werden sollen.

Bei den verrauschten Signalen mit Hall aus der CPC wurden die $M = 6$ Kanalsignale $y_m(n)$ (3 Mikrofone pro Hörgerät) auf zwei Kanäle reduziert, die dem linken und dem rechten Ohr vorgespielt werden. Alle 20 in dieser Arbeit betrachteten Algorithmen wurden bei der „Clarity Enhancement Challenge“ (CEC) (siehe [200]) eingereicht, 10 bei der ersten Ausgabe (CEC1) und 10 bei der zweiten Ausgabe (CEC2). Diese Auswahl von Algorithmen zur Sprachverbesserung deckt ein breites Spektrum von Ansätzen ab, darunter die „single-channel source separation“, die „multichannel beamforming“ und verschiedene Deep-Learning-Verfahren. Alle Algorithmen zielen darauf ab, die Sprachverständlichkeit der Signale zu verbessern, und ihre Leistungsfähigkeit wurde in Hörtests evaluiert.

Die Algorithmen zielen alle auf realistische Hörgeräteanwendungen ab und verwenden eine kausale Signalverarbeitung mit einer Latenzzeit des Algorithmus von maximal 5 ms. Die meisten dieser Algorithmen verwenden das Audiogramm, um die Verarbeitung an den Hörenden mit Hörverlust im betrachteten Korpus anzupassen. Dieselben Audiogramme wurden in dieser Arbeit verwendet, um

die Auswirkungen von Hörverlust zu simulieren. Beispielhafte Audiogramme aus dem Open-Source-Datensatz der CPC für die vier betrachteten Hörverlustkategorien, kategorisiert nach [204] (siehe Abschnitt 5.3.3), sind in der Abbildung 5.20 dargestellt.

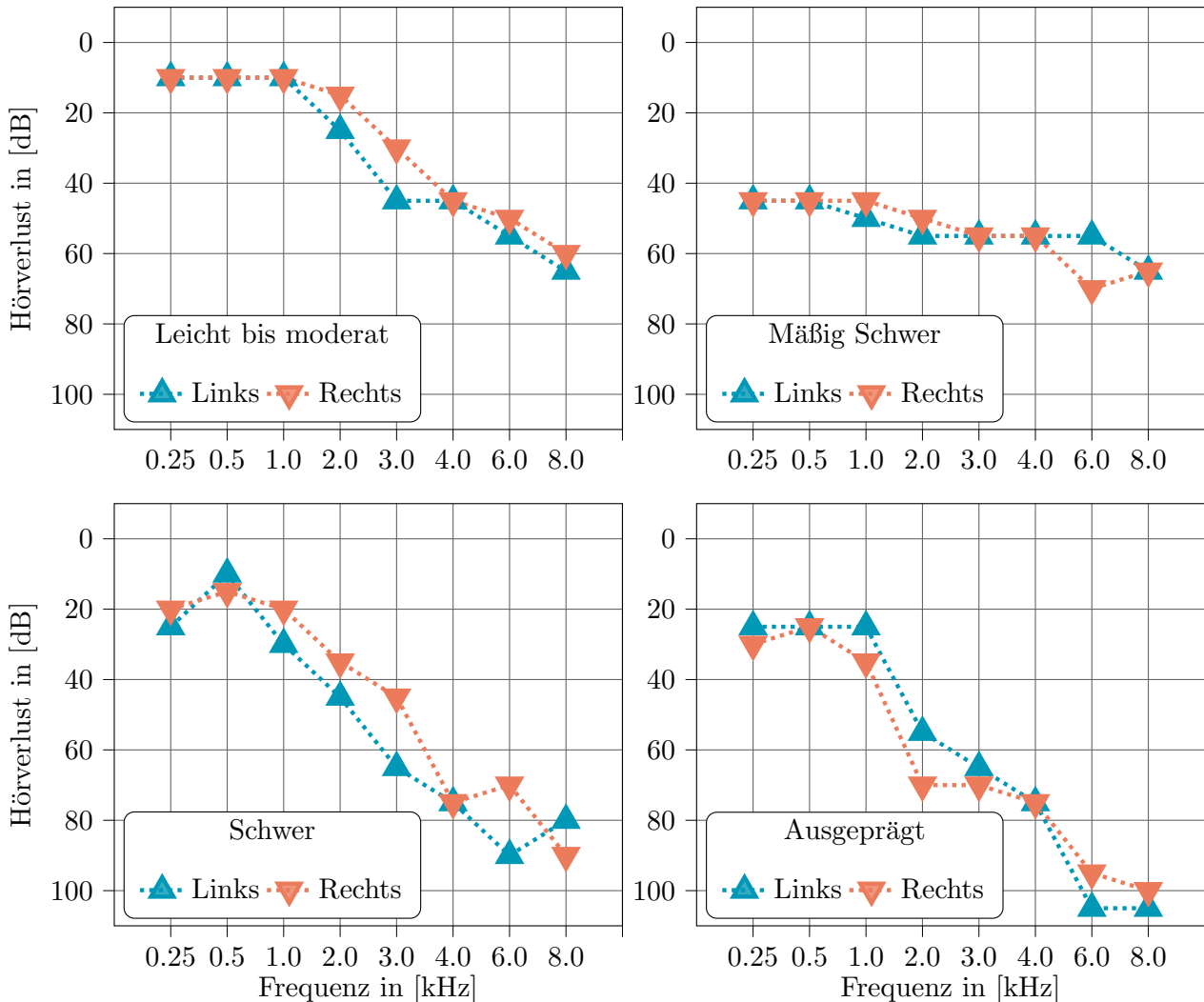


Abbildung 5.20: Audiogrammbeispiele für das linke und rechte Ohr eines Hörenden in jeder der vier Hörverlustkategorien. Jedes dieser vier Beispiele wurde nach dem Zufallsprinzip aus den im Open-Source-Datensatz vorhandenen Audiogrammen ausgewählt. Die Individualität des Hörverlusts ist deutlich zu erkennen, obwohl die Tatsache, dass der Hörverlust typischerweise bei höheren Frequenzen stärker ist, in allen Beispielen deutlich wird.

Beschreibung des Hörverlustsimulators

Ziel des Hörverlustsimulators ist es, die negativen Auswirkungen des Hörverlusts eines jeden Hörgerätetragenden auf das bearbeitete Signal $z_m(n)$ unter Verwendung von Audiogrammen zu erzeugen.

Der in dieser Arbeit verwendete Simulator basiert auf der als Teil von CPC bereitgestellten Implementierung, die auf dem anerkannten Cambridge MSBG-Hörverlustmodell basiert, benannt nach den Autoren der verschiedenen Arbeiten, in denen es beschrieben wurde [205, 206, 207, 208, 209]. Dieser Hörverlustsimulator kann wie folgt beschrieben werden. Zuerst wird ein Filter angewendet, um die akustische Wirkung des Schalls zu simulieren, der sich zum Trommelfell ausbreitet, bevor eine spektrale Verschmierung angewendet wird, um die reduzierte Frequenzselektivität hörgeschädigter Hörer nachzuahmen. Die Lautheitsanpassung simuliert anschließend die reduzierte Reaktion im Sprachfre-

quenzbereich, die für Hörverluste typisch ist.

Eine Gammatone-Filterbank wird verwendet, um Hüllkurven in verschiedenen Frequenzbändern zu extrahieren, und jede Hüllkurve wird entsprechend dem Audiogramm des Zielhörers komprimiert. Diese komprimierten Hüllkurven werden schließlich als Verstärkung verwendet, um die Amplituden des Eingangssignals vor der Resynthesierung des Zeitsignals $\hat{s}_m(n)$ anzupassen.

Beschreibung der automatischen Spracherkennung

Da die ASR-Modelle nicht für den Einsatz in ARP entwickelt wurden, gibt es einige Einschränkungen für die Nutzung dieser Modelle bzw. Systeme in dieser Anwendung.

Erstens wird Sprache oft mit nur einem Mikrofon aufgenommen. Daher werden für jede Aufnahme die beiden Kanäle $\hat{s}_1(n)$ und $\hat{s}_2(n)$ separat in das ASR-Modell eingegeben, wie in Abbildung 5.19 dargestellt. Darüber hinaus sollte sich die ASR in einer ARP häufig auf Modelle stützen, die offline verwendet werden können, um personenbezogene Daten wie die Stimme von TP zu schützen, und dabei möglicherweise Hardware mit begrenzten Fähigkeiten verwenden. Zu diesem Zweck wird auf das Offline-Toolkit Vosk zurückgegriffen [210]. Das Vosk-Toolkit bietet zahlreiche Modelle für 20 verschiedene Sprachen und wird häufig in Robotersystemen eingesetzt [211, 212, 213]. Vier der verfügbaren englischen Sprachmodelle werden in dieser Arbeit verwendet. Sie werden im Folgenden als A, B, C und D bezeichnet und ihre vollständigen Namen, Größen und Leistungen unter Verwendung der eigenen Testdaten aus dem LibriSpeech-Korpus sind in Tabelle 5.7 zusammengefasst [214]. Größere Modelle bieten in der Regel eine bessere Leistung. Um den Anforderungen des Vosk-Toolkits zu genügen, wurden alle Signale auf eine Abtastrate von 16 kHz heruntergerechnet, bevor sie an die ASR übergeben wurden.

Tabelle 5.7: Akronyme, vollständige Namen und Bezeichnungen der verwendeten Vosk-Modelle sowie deren Modellgröße und Performance [215].

Akronym	Modell	Größe	WER [%]
A	small-en-us-0.15	40 MB	9,85
B	en-us-0.22-lgraph	128 MB	7,82
C	en-us-0.22	1,8 GB	5,69
D	en-us-0.42-gigaspeech	2,3 GB	5,64

Analyse der „Automatic Speech Recognition“-Systeme

Die Leistung der ASR-Systeme unter Verwendung der vier betrachteten Modelle wird anhand der beiden Leistungsindikatoren „Word Error Rate“ (WER) und „Word Information Preserved“ (WIP) bewertet und mit Hörenden verglichen. Die Hörenden (siehe Tabelle 5.8) haben im Rahmen der Evaluation der CPC Sprache aus den von den Hörgeräte-Algorithmen verarbeiteten Signalen erkannt [216, 201]. Für die Auswertung der CPC hat sich jeder Hörende einige Stunden der verarbeiteten Sprache angehört. Der WER ist definiert als

$$\text{WER} = 100 \cdot \frac{S + D + I}{N}, \quad (5.38)$$

wobei S , D , I und N die Anzahl der Ersetzungen, Streichungen, Einfügungen bzw. die Anzahl der

zu erkennenden Wörter bezeichnen, und der WIP ist definiert als

$$\text{WIP} = 100 \cdot \left(\frac{C}{N} + \frac{C}{P} \right), \quad (5.39)$$

wobei C die Anzahl der korrekt erkannten Wörter und P die Anzahl der Wörter in der vorhergesagten Äußerung bezeichnen.

Grundsätzlich zielen ASR-Systeme auf einen niedrigeren WER aber einen höheren WIP ab. Bei vielen Ersetzungen kann WER größer als 100 % sein. Sowohl WER als auch WIP werden aus den Informationen des verwendeten Open-Source-Datensatzes berechnet.

Bei der Angabe von WER und WIP für eine bestimmte Hörverlustkategorie werden die oben beschriebenen Methoden auf die Teilmenge der Hörenden angewendet, deren Audiogramm dieser Kategorie zugeordnet werden kann. Dies geschieht durch Mittelwertbildung des Hörverlusts über beide Ohren und alle im Audiogramm vorkommenden Frequenzen. Der so ermittelte durchschnittliche Hörverlust wird dann entsprechend der in [204] vorgeschlagenen Skala kategorisiert. Leichte bis mäßige Hörverluste (10 bis 55 dB) werden in einer einzigen Kategorie zusammengefasst. Drei weitere Kategorien werden berücksichtigt; mäßig schwere (56 bis 70 dB), schwere (71 bis 90 dB) und ausgeprägte (≥ 91 dB) Hörverluste. Die Anzahl der Hörenden pro Hörverlustkategorie ist in Tabelle 5.8 und Beispiele für Audiogramme für jede Hörverlustkategorie sind in Abbildung 5.20 dargestellt. Die Korrelationen werden mit dem Pearson-Koeffizienten ρ und die Anpassungsgüte mit dem Bestimmtheitsmaß R^2 angegeben.

Die Evaluation bzgl. der Hörverlustsimulation ist in Abschnitt 6.2.3 detailliert dargestellt.

Tabelle 5.8: Anzahl der Hörer pro Kategorie des Hörverlusts.

Kategorie	Anzahl
Leicht bis moderat	8
Mäßig schwer	17
Schwer	22
Ausgeprägt	2
Insgesamt	50

5.4 Nutzung der androiden Roboter-Patientin

Die für das Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken entwickelte ARP wird in diesem Teil der Arbeit für die Replikation von ikBuV von kritisch Kranken mit hyper- und hypoaktivem Delirium genutzt, um ein medizinisches Assessment (in dieser Arbeit die „Confusion Assessment Method for the Intensive Care Unit“ (CAM-ICU)) zur Diagnose von Delirium zu erlernen, und hierbei mit der Darstellung einer SP verglichen. Hierfür wird auf das bereits beschriebene Pflegelabor als Trainingsumgebung zurückgegriffen.

Die CAM-ICU ist ein etabliertes Assessment zur Diagnose eines Deliriums [217, 218]. Da ein Delirium mit einem verlängerten Aufenthalt auf der Intensivstation, einer Verschlechterung der kognitiven Fähigkeiten und einer erhöhten Mortalität assoziiert ist, ist es sehr wichtig, ein Delirium schnell und genau zu erkennen [34, 37, 38, 39]. Die CAM-ICU ist aufgrund einer Interaktion zwischen Ärzt:innen und kritisch Kranken für eine Kommunikation zwischen Verbalen und Nonverbalen entwickelt. So können sich kritisch Kranke durch nonverbale Kommunikation wie z. B. Händeschütteln

oder Kopfschütteln verständigen [219]. Die CAM-ICU betrachtet die psychische Veränderung, prüft auf Aufmerksamkeitsstörungen, Bewusstseinsveränderungen und der Orientierung von kritisch Kranken. Seitens der psychischen Veränderung wird eine Veränderung vor und während des Aufenthalts von kritisch Kranken auf einer Intensivstation untersucht. Für die Untersuchung der Aufmerksamkeitsstörung werden die Buchstaben „A-N-A-N-A-S-B-A-U-M“ vorgelesen und die kritisch Kranken sollen mit einem Händedruck bei einem „A“ reagieren. Anschließend wird die Bewusstseinsänderung mit Hilfe einer Richmond Agitation-Sedation Skala (RASS) evaluiert (beschrieben in [220]). Zum Abschluss wird die Orientierung der kritisch Kranken mittels einfachen Fragen, wie beispielsweise „Gibt es Fische im Meer?“, überprüft.

Das Training sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken ist ein Zusammenspiel aus den bereits beschriebenen Teilen dieser Arbeit und ist schematisch in der Abbildung 5.21 dargestellt. Hier werden die erfassten ikBuV und die ARP, die ikBuV replizieren kann, verwendet, um das Training durchzuführen. Für das Training wird mit der leitenden Fachperson, der SP und dem menschlichen Operator (Nutzung des Szenariomodus, beschrieben in Abschnitt 5.2.5) ein Ablaufplan abgestimmt, wann welche Form des Deliriums (hyper- oder hypoaktiv) dargestellt bzw. repliziert werden soll, damit der leitenden Fachperson immer die richtige Diagnose während des Trainings bekannt ist. Somit ist der Unterschied, ob eine Erkrankung vorliegt oder nicht, im Ablaufplan des praktischen Trainings vor dem eigentlichen Training definiert. Drei unterschiedliche beispielhafte Ablaufpläne für den menschlichen Operator zur Steuerung der ARP sind in der Tabelle 5.9 dargestellt. Zunächst sind allgemeine Erwartungen an das Verhalten der TP, wie die Begrüßung der ARP, festgehalten, um dem Operator eine Orientierung zu geben. Im Anschluss folgen die drei unterschiedlichen Fälle (kein (1. Fall), hyper- (2. Fall) und hypoaktives Delirium (3. Fall)) für die Replikation von kritisch Kranken während der CAM-ICU.

Für die Replikation der ikBuV von kritisch Kranken mit hyper- und bzw. oder hypoaktivem Delirium werden die Fähigkeiten der ARP entsprechend den Anforderungen angepasst bzw. erweitert (siehe Tabelle 5.10). Die einzelnen Fähigkeiten zur Replikation des hyper- und hypoaktiven Deliriums können vom Operator gesteuert werden, sind in kontinuierliche Fähigkeiten und nonverbale Kommunikationsfähigkeiten zu unterteilen und werden im Folgenden beschrieben.

Zusätzlich zu den kontinuierlichen Fähigkeiten und den nonverbalen Kommunikationsfähigkeiten, die für die Replikation von ikBuV und der Durchführung eines CAM-ICU-Trainings erforderlich sind, werden im Folgenden die Abschnitte „Systemkonfiguration“ und „Studiendesign“ beschrieben.

5.4.1 Kontinuierlich reproduzierbare Fähigkeiten

Für die Nutzung der ARP zum Erlernen der CAM-ICU werden zwei kontinuierlich reproduzierbare Fähigkeiten als ikBuV, hier insbesondere die krankheitsspezifischen, implementiert.

Zum einen das kontinuierliche Blinzeln: Hier wird auf eine Arbeit zurückgegriffen, die das Blinzeln von kritisch Kranken mit und ohne Delirium verglichen hat [221]. In dieser Studie wurde festgestellt, dass kritisch Kranke im Delirium seltener blinzeln als ohne Delirium. Im Durchschnitt blinzelt ein kritisch Kranker im Delirium 12-mal pro Minute und ein kritisch Kranker ohne Delirium 18-mal pro Minute [221]. Dies wird für die ARP entsprechend umgesetzt und für das Training der CAM-ICU implementiert.

Zweitens ist das Verhalten eines unruhigen kritisch Kranken, das mit einer leitenden Fachperson abgestimmt worden ist, implementiert und durch den Operator abrufbar. Das unruhige Verhalten der ARP wird durch einen ständigen Wechsel der Kopfposition dargestellt. So blickt die ARP rastlos

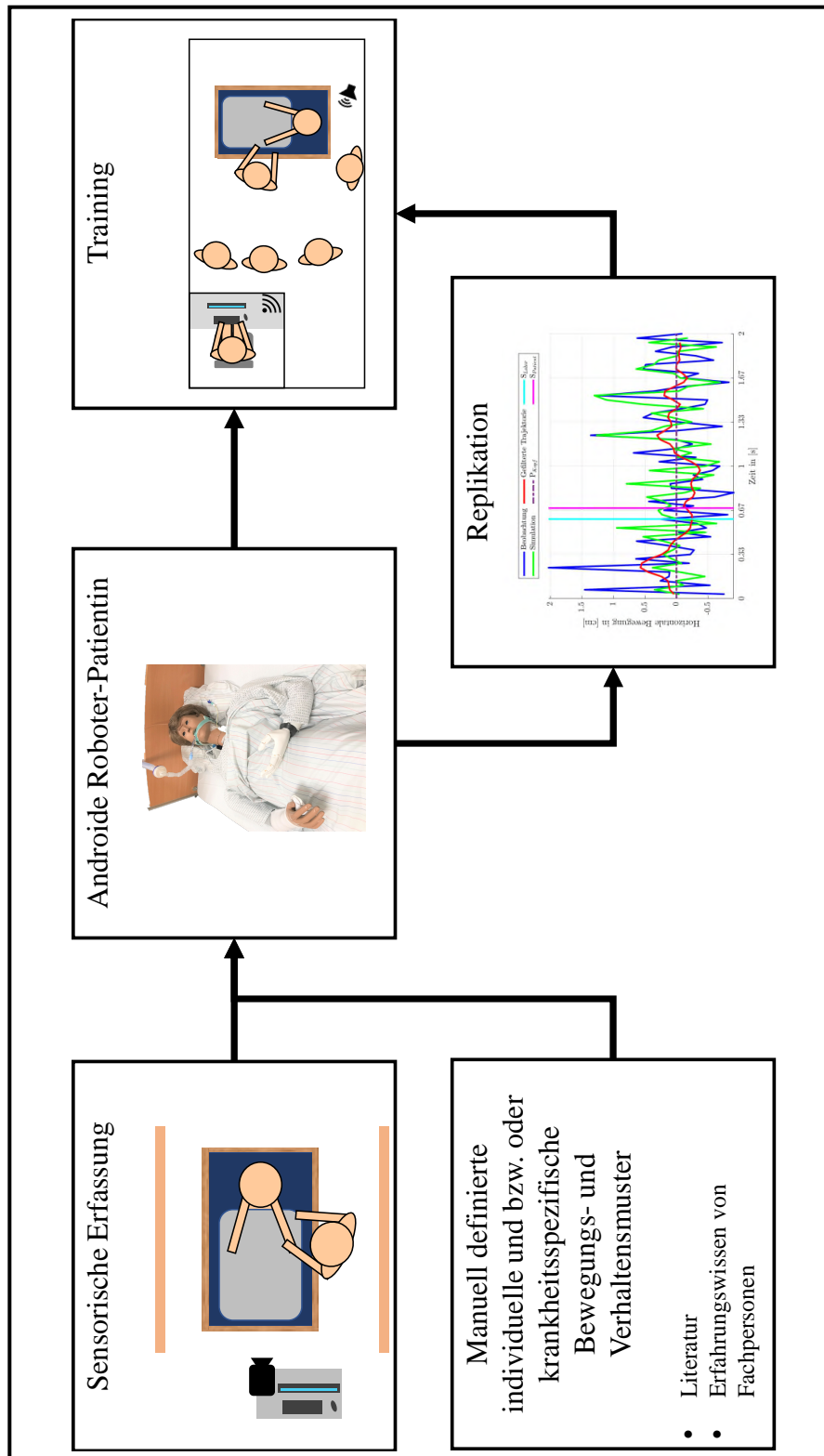


Abbildung 5.21: Schematische Darstellung des Zusammenspiels der einzelnen Bestandteile dieser Arbeit für die Nutzung der androiden Roboter-Patientin in Bezug auf ein Training sicherer Interaktionen. Während der sensorischen Erfassung von Interaktionen werden individuelle und bzw. oder krankheitsspezifische Bewegungs- und Verhaltensmuster von kritisch Kranken gemessen. Diese werden auf die androide Roboter-Patientin übertragen, um diese zu replizieren. Zusätzlich können manuell definierte individuelle und bzw. oder krankheitsspezifische Bewegungs- und Verhaltensmuster (in der Literatur beschrieben oder aus Erfahrungswissen von Fachpersonen) durch die androide Roboter-Patientin repliziert werden. Während eines Trainings kann die androide Roboter-Patientin mit teilnehmenden Personen interagieren, indem sie durch einen menschlichen Operator gesteuert wird.

Tabelle 5.9: Beispielhafter Ablaufplan des praktischen Trainings mit der androiden Roboter-Patientin für den menschlichen Operator.

Allgemein			
· Begrüßung der androiden Roboter-Patientin			
· Einführung in das Vorhaben			
· Hand der androiden Roboter-Patientin ergreifen			
· Einführen in die CAM-ICU			
· Einleiten des A-N-A-N-A-S-B-A-U-M			
Robotische Bewegungssequenz			
Item	1. Fall	2. Fall*	3. Fall
A	Händedruck	Händedruck	Händedruck
N			
A	Händedruck	Hand schließen	Händedruck
N			Einschlafen der androiden Roboter-Patientin
A	Händedruck		
S			
B			
A	Händedruck		
U		Hand öffnen und direkt wieder schließen	
M			
Überleitung zur Orientierung			
Schwimmt ein Stein auf dem Wasser?	Kopfschütteln		
Gibt es Fische im Meer?	Kopfnicken		
Wiegt ein Kilo mehr als zwei Kilo?	Kopfschütteln		
Kann man mit einem Hammer einen Nagel in die Wand schlagen?	Kopfnicken		
Zeigen Sie bitte so viele Finger (zwei).	Geste zwei		
Zeigen Sie bitte drei Finger.	Geste drei		

* - Dauerhafte Rastlosigkeit der androiden Roboter-Patientin für den gesamten Fall

Tabelle 5.10: Erforderliche Fähigkeiten für die androide Roboter-Patientin, um ein Delirium zu replizieren.

Kontinuierliche Fähigkeiten:
<ul style="list-style-type: none"> – Kontinuierliches Blinzeln – Rastlosigkeit
Nonverbale Kommunikationsfähigkeiten:
<ul style="list-style-type: none"> – Hand schließen – Hand öffnen – Händedruck – Geste: Zahl zwei – Geste: Zahl drei – Einschlafen – Kopfnicken – Kopfschütteln – Blinzelsequenz - Ja (einzelnes Blinzeln) – Blinzelsequenz - Nein (doppeltes Blinzeln)

im Raum umher, als wäre sie desorientiert. Dies dient der Replikation von kritisch Kranken mit hyperaktivem Delirium.

5.4.2 Nonverbale Kommunikationsfähigkeiten

Die einzelnen nonverbalen Kommunikationsfähigkeiten bzw. ikBuV der ARP werden teilweise empirisch in Absprache mit einer leitenden Fachperson ermittelt und bei kritisch Kranken oder einer SP sensorisch erfasst. Für die CAM-ICU ist die nonverbale Kommunikation und insbesondere der Händedruck der ARP von besonderer Bedeutung, da kritisch Kranke mit einem möglichen Delirium in der Regel intubiert (d. h. künstlich beatmet) sind und die Kommunikation daher über einfache nonverbale Verhaltensmuster wie z. B. den Händedruck oder ein Nicken seitens der kritisch Kranken erfolgt [222]. Die ARP schließt auf Wunsch des Operators die Hand zum „Händedruck“ für 0,5 s, was manuell anhand einer Videosequenz mit einer SP und einer leitenden Fachperson bei der Durchführung einer CAM-ICU ermittelt worden ist. Die ARP kann die Hand dauerhaft geschlossen oder offen halten. Die Hand der ARP ist bereits in der Abbildung 5.11d dargestellt.

Zusätzlich kann die ARP verschiedene Gesten mit der Hand replizieren, wie die Zahlen zwei und drei zeigen, was während der CAM-ICU erforderlich ist. Eine weitere Kommunikationsvariante ist durch das Blinzeln der ARP ermöglicht. Dabei ist sowohl ein bejahendes (einfaches) als auch ein verneinendes (doppeltes) Blinzeln implementiert. Des Weiteren kann die ARP einschlafen, um ein Delirium zu replizieren, d. h. der Kopf dreht sich zu einer Seite und die Augen schließen sich langsam und bleiben geschlossen. Die ARP kann zusätzlich nicken und den Kopf schütteln. Die Amplitude des Kopfnickens wird manuell mit einer leitenden Fachperson festgelegt, während das Kopfschütteln aus der Studie bzgl. Interaktionen von kritisch Kranken mit individueller Amplitude, individueller Frequenz und individueller Wiederholung repliziert wird (siehe Abschnitt 5.3.1 und 6.2.1).

6. Evaluation und Diskussion

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der drei Hauptbestandteile (Erfassung, Replikation und Nutzung von ikBuV) dieser Arbeit ausgewertet und diskutiert. Dabei wird auf die Ergebnisse einer erstmals durchgeführten Studie zu Interaktionen von außerklinisch kritisch Kranken und ihrem Umfeld hinsichtlich der Erfassung von ikBuV mit Hilfe eines eigens entwickelten MONI eingegangen. Des Weiteren werden Ergebnisse zur Erfassung von ikBuV einer SP, die ein hyperaktives Delirium darstellt, sowie zur Replikation einer Interaktion, individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster und Hörverlust vorgestellt. Darüber hinaus wird die in dieser Arbeit entwickelte ARP in einer ersten Pilotstudie zum sicheren Training eines medizinischen Assessments eingesetzt.

6.1 Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

Zur Erfassung von ikBuV werden in dieser Arbeit die in Abschnitt 5.1 beschriebenen Methoden verwendet. Zum einen werden die im Rahmen der Studie automatisiert erfassten Daten mit Hilfe des beschriebenen MONI ausgewertet. Zum anderen werden die ikBuV, die von einer SP mit Hilfe eines MK4A und eines Body-Trackings erfasst werden, ausgewertet.

6.1.1 Multi-Sensor-Monitoring-System zur Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

Das im Abschnitt 5.1.1 beschriebene Konzept eines MONI wurde im Rahmen einer Studie zur Erfassung von Interaktionen zwischen außerklinisch intensivpflichtigen kritisch Kranken und ihrem sozialen Umfeld eingesetzt. Die Ergebnisse dieser ersten Studie werden im Folgenden dargestellt.¹

Studiendesign

In der Studie wurden mit dem bereits im Abschnitt 5.1 beschriebenen MONI Interaktionen in einer außerklinischen Intensivpflege mit verschiedenen Sensoren erfasst. Ziel der Studie war es, zu erfassen, welche TP zu welchem Zeitpunkt welche pflegerischen Tätigkeiten durchführen bzw. welche Interaktionen mit den kritisch Kranken erfolgen.

Die kritisch Kranken wurden von einem Pflegedienst vor Ort kontaktiert und in einem ersten Schritt mündlich über die Studie informiert. Bei Interesse an der Studienteilnahme wurden den kritisch Kranken, ihren Angehörigen und den Pflegekräften die Probandeninformation und die Einwilligungserklärung überreicht und besprochen. Erst nach erfolgter Einwilligung wurde das MONI im Patienten-

¹Bereits veröffentlicht in [186]

zimmer bei einem abgesprochenen Termin mit den abgesprochenen Sensoren individuell installiert. Es war vorgesehen, dass das MONI für einen Zeitraum von ein bis vier Wochen im Patientenzimmer der kritisch Kranken verbleibt. Eine entsprechende Kennzeichnung des Patientenzimmers erfolgte, damit TP, die das Patientenzimmer betreten, sich der Studie bewusst waren und ggf. das MONI durch den drahtlosen Funkschalter deaktivieren konnten. Die TP hatten keine zusätzlichen Aufgaben zu erledigen, da typische Interaktionen des Alltags erfasst werden sollten. Am Ende der Studie wurden die Sensoren abgenommen und es fand ein kurzes Reflexionsgespräch statt, um eventuelle ungewöhnliche Vorkommnisse während der Aufnahmezeit zu besprechen.

Die Studie wurde von der lokalen Ethikkommission genehmigt und in Übereinstimmung mit der Deklaration von Helsinki durchgeführt.

Charakterisierung der teilnehmenden Personen

Aufgrund der komplexen Situation in einer außerklinischen Intensivpflege-Wohngemeinschaft war es notwendig sowohl Gruppen- als auch Einzelgespräche für die Aufklärung und Einwilligung aller TP zu führen.

An dieser Studie nahmen 18 TP teil. Eine TP war kritisch Krank. Die weiteren 17 TP waren die Angehörigen, Ärzt:innen, Pflegekräfte und Therapeut:innen des kritisch Kranken. Der kritisch Kranke litt an motorischen Störungen infolge einer Hirnblutung nach einem Trauma und konnte aufgrund der verwendeten Trachealkanüle nicht an einer rein verbalen Kommunikation teilnehmen. Das bedeutet, dass die TP sowohl nonverbal als auch verbal mit dem kritisch Kranken kommunizierten. Der kritisch Kranke kommunizierte ausschließlich nonverbal. Während der Studie verbrachte der kritisch Kranke aufgrund seiner Erkrankung die meiste Zeit des Tages im Patientenbett und wurde regelmäßig von den Pflegekräften und Therapeut:innen mobilisiert.

Studienumgebung

Die Studienumgebung bzw. das Patientenzimmer ist in Abbildung 6.1 schematisch dargestellt. Das Patientenzimmer hatte eine Tür zum Flur der außerklinischen Intensivpflege-Wohngemeinschaft und auf der anderen Seite des Zimmers ein großes bodentiefe Fenster mit bodentiefen Vorhängen. Neben der Tür stand eine Kommode, auf der sich der Funkschalter befand. In der Nähe des Fensters stand das Patientenbett und am Fußende des Patientenbettes war an der Wand eine Kommode, auf der ein Fernseher stand. Diese Kommode wurde etwas in den Raum geschoben, so dass die K4A über den Fernseher auf das Patientenbett gerichtet werden konnte. Neben der Kommode stand ein Schrank, der nicht zugestellt werden durfte. Auf der vom Fenster abgewandten Seite des Patientenbettes befand sich ein Regal für Überwachungsgeräte für Vitalparameter, wie z. B. ein Pulsoximeter. Außerdem befand sich links neben dem Regal ein Deckenstrahler, der den Raum indirekt beleuchtete. Zusätzlich befand sich auf der anderen Seite des Patientenbettes ein Infusionsständer, der z. B. für die künstliche Ernährung des kritisch Kranken genutzt wurde.

Datenerfassung

Der außerklinisch betreute kritisch Kranke, Angehörige, Ärzt:innen, Pflegekräfte und Therapeut:innen stimmten der Messung mit einer K4A und des Schallpegel mit dem in der K4A eingebauten Array-Mikrofons zu. Zusätzlich war der drahtlose Funkschalter auf einer Kommode in der Nähe der Tür zum

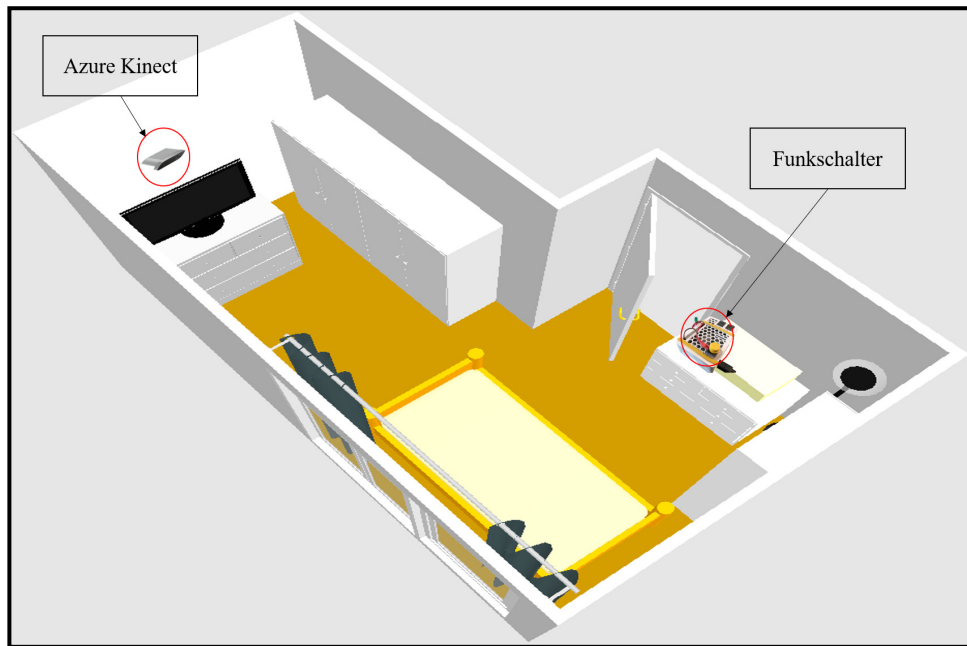


Abbildung 6.1: Schematische Darstellung des Patientenzimmers der Studie in einer außerklinischen Intensivpflegeeinrichtung. Der Funkschalter zur Deaktivierung des MONI ist in Absprache mit den teilnehmenden Personen direkt neben der Tür des Patientenzimmers platziert. Die verwendete Azure Kinect ist mit einem Stativ über dem Fernseher des kritisch Kranken positioniert.

Patientenzimmer installiert, mit dem das MONI für eine vordefinierte Zeit (30 min. in Absprache mit dem kritisch Kranken) deaktiviert werden konnte. Die K4A war in der Kameraposition 2 installiert (vgl. Abbildung 5.2). Die K4A konnte nicht genau in der Mitte hinter dem Patientenbett platziert werden, da dieser Bereich durch den Zugang zum Patientenschrank belegt war. Das Patientenzimmer konnte durch eine Tür auf der linken Seite betreten werden (aus der Blickrichtung der K4A).

Die Daten der K4A und des Array-Mikrofons wurden nur aufgezeichnet, wenn das Body-Tracking Gelenkpositionen einer TP im Patientenzimmer erkennt. Dies wurde im Algorithmus angepasst, da der kritisch Kranke während der Inbetriebnahme des MONI zu keinem Zeitpunkt vom Body-Tracking der K4A erkannt wurde und somit nicht als Bestandteil eines Triggers zum Starten des MONI verwendet werden konnte. Somit startete die Erfassung sofern das MONI nicht deaktiviert war und eine TP durch das Body-Tracking der K4A erkannt wurde. Während der Studie wurden keine kontinuierlichen Daten über die gesamte Studiendauer aufgezeichnet, da der Fokus auf den Interaktionen von kritisch Kranken und deren sozialen im Umfeld in der außerklinischen Intensivpflege lag und die durch K4A erzeugte Datenmenge minimiert werden sollte. Darüber hinaus bestand die Möglichkeit, dass das MONI für einen bestimmten Zeitraum deaktiviert war und Interaktionen aufgrund dessen nicht dokumentiert wurden.

Ergebnisse

Das MONI zur Erfassung von Interaktionen hat während der Studie typische Interaktionen einschließlich der ikBuV des kritisch Kranken und der Raumnutzung des sozialen Umfelds (Angehörige, Pflegekräfte und Ärzt:innen) im Patientenzimmer erfasst.

Insgesamt hat das MONI in ca. 72 Stunden in Betrieb 4750 Dateien mit einer Gesamtaufnahmedauer von 233 Minuten mit komplexen und langen Handlungsketten sowie potenzielle Reiz-Reaktions-Schemata erfasst. In diesen Daten sind insgesamt 38 Szenen manuell identifiziert worden, in denen der

kritisch Kranke einen Teil seines Körpers (Arme, Finger, Kopf oder Mund) bewegt. Innerhalb dieser Szenen sind zehn Szenen, in denen der kritisch Kranke direkt und sichtbar auf die Kommunikation mit der Pflegekraft reagiert (Kopfnicken, Kopfschütteln). Darüber hinaus gibt es wiederholende Bewegungen der Arme und des Mundes sowie Kopfnicken und Kopfschütteln. Pflegerische Tätigkeiten (ggf. lange und komplexe Handlungsketten) wie Umlagern, Absaugen über die Trachealkanüle, Wechsel der Trachealkanüle, Waschen und Mobilisieren des kritisch Kranken hat das MONI ebenfalls erfasst. Die Abbildung 6.2 zeigt alle Zeitpunkte während der Studie, zu denen das MONI Datensätze erfasst hat. In der Abbildung 6.2 sind mehrere Ereignisse innerhalb von 2 Minuten als ein Ereignis dargestellt. Am ersten Tag der Studie hat das MONI Datensätze mit einer Gesamtdauer von fast 41 Minuten aufgezeichnet. Am zweiten Tag sind es 74 Minuten und am dritten Tag 76 Minuten. Am vierten Tag hat das MONI Daten mit einer Dauer von 42 Minuten erfasst. In der ambulanten Pflegeeinrichtung beginnt die Tagschicht um 7.30 Uhr morgens und endet um 19.30 Uhr abends.

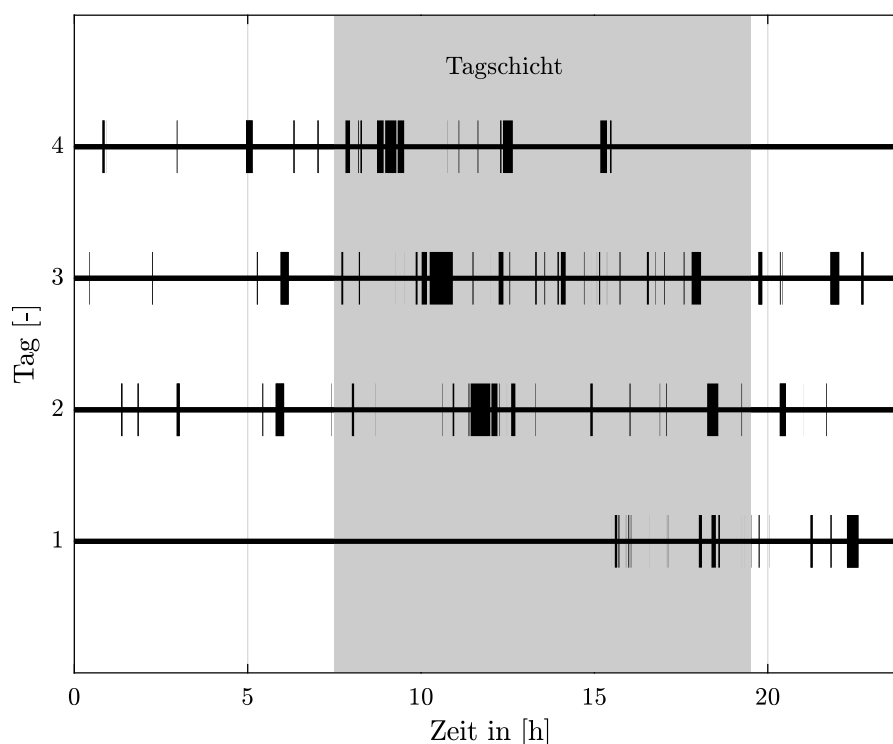


Abbildung 6.2: Alle aufgezeichneten Datensätze mit Zeitstempel der Aufzeichnung während der Studie in einer außerklinischen Intensivpflegeeinrichtung. Die Tagschicht ist grau hinterlegt und fing in der ambulanten Pflegeeinrichtung um 7.30 Uhr morgens an und endete um 19.30 Uhr abends.

Einige Einflussfaktoren, die sich auf die Qualität der Datenerhebung auswirken, sind aufgrund der realen Studienumgebung in den Aufzeichnungen zu erkennen. Die dimmbare Deckenbeleuchtung blendet je nach Einstellung die K4A. Das Bett des kritisch Kranken wird während der Studie mehrmals umgestellt, wodurch die Position der K4A nicht mehr optimal ist. Die Höhe und Position des Bettes ändert sich während verschiedener pflegerischer Tätigkeiten, Patiententransfers und in Abhängigkeit von der Pflegekraft. Wenn sich mehrere Pflegekräfte im Patientenzimmer aufhalten, decken sie sich teilweise gegenseitig oder sich selbst mit Kissen oder Decken ab. Dies ist besonders auffällig, wenn zwei Pflegekräfte den kritisch Kranken umlagern. Bei einigen Ereignissen werden die Kissen oder Decken am Fußende des Bettes platziert, so dass der kritisch Kranke nicht mehr zu sehen ist. Die Pflegekräfte tragen bei pflegerischen Tätigkeiten zusätzliche Einwegkleidung, was sich negativ auf die Personenerkennung durch das Body-Tracking auswirkt. Zwei Besucher (Angehörige, Ärzt:innen oder

Pflegekräfte) tragen Wintermäntel, so dass sie für das MONI kaum erkennbar sind und nur einzelne Bilder ihren Besuch dokumentieren.

Eine Beispielszene aus den erfassten Interaktionen der Studie ist in Abbildung 6.3 dargestellt. Hier kommuniziert eine Pflegekraft auf den ersten Blick nonverbal mit dem kritisch Kranken. Die Gelenkpositionen der Pflegekraft werden durch das Body-Tracking erkannt und die Aufnahme durch das MONI gestartet. Die vom Body-Tracking geschätzten Gelenkpositionen sind in der Abbildung 6.3 durch die magentafarbenen kreisförmigen Marker hervorgehoben. Da der kritisch Kranke zu keinem Zeitpunkt der Studie vom Body-Tracking erkannt wird, wird im Folgenden zunächst auf die ikBuV der Pflegekraft eingegangen. Die ikBuV der Pflegekraft können Reize oder Stimuli für eine Reaktion des kritisch Kranken sein.



Abbildung 6.3: Erkanntes Ereignis/ Szene einer Interaktion zwischen dem nonverbalen, außerklinisch intensivpflichtigen kritisch Kranken und seinem Umfeld. Die roten Rechtecke zeigen Regionen von besonderem Interesse. Die magentafarbenen kreisförmigen Marker sind die vom Body-Tracking geschätzten Gelenkpositionen der Pflegekraft.

Zu Beginn der Interaktion steht die Pflegekraft bereits am Patientenbett und zeigt mit einer Geste in das Blickfeld des kritisch Kranken. Im weiteren Verlauf der Interaktion senkt die Pflegekraft ihre Hand, was mit der K4A und dem zugehörigen Body-Tracking gemessen wird und in Abbildung 6.5b dargestellt ist. Sobald die Hand der Pflegekraft in der Aufnahme visuell absinkt, wird der Stimulus über die Hand als beendet definiert. In der Zwischenzeit kann aufgrund des Schallpegel im Patientenzimmer von einer potentiellen verbalen Kommunikation ausgegangen werden, siehe Abbildung 6.5a. Der zweite Peak des Schallpegels $\vec{L}(T_k)$ im Patientenzimmer wird als Ende einer verbalen Kommunikation (z. B. einer Frage) angenommen, so dass zu diesem Zeitpunkt ein komplexer Stimulus aus Geste und potentieller verbaler Kommunikation vorliegt.

Auch ohne die Erkennung des kritisch Kranken durch das eingesetzte Body-Tracking kann mittels

individueller Algorithmen ein ikBuV des kritisch Kranken aus den Studiendaten gewonnen werden. Dazu wird das von der K4A verwendete „Time of Flight“ (ToF)-Prinzip genutzt, um eine Bewegungstrajektorie des Kopfes des kritisch Kranken zu erhalten.

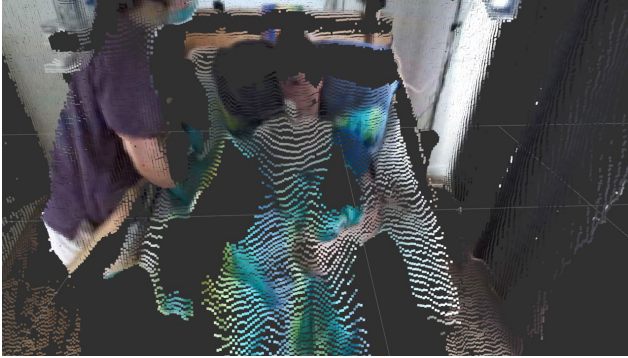
Die K4A sendet (infrarote) Lichtsignale aus und misst die Zeit bis zum Eintreffen der Reflexion dieses Signals, um die Tiefeninformation für jedes Pixel der Punktwolke zu bestimmen, d. h. die Entfernung jedes Pixels von der K4A [223]. Auf diese Weise entstehen dreidimensionale Bilder (Punktwolke genannt).

Das ToF-Prinzip ist hier nützlich, da die dreidimensionale Information die Form von Objekten und Körpern darstellt. Die Abbildung 6.4 zeigt schematisch das Verfahren zur Bestimmung der Bewegungstrajektorie eines Kopfes aus den Punktwolken. In der Abbildung 6.4a ist die betrachtete Szene vom Fußende des Patientenbettes aus dargestellt. Wird der Blick auf den Kopf des kritisch Kranken gerichtet und die Perspektive zum Kopfende des Patientenbettes verschoben, wird das ToF-Prinzip deutlich und der Kopf des kritisch Kranken ist in Form einer um 180° gedrehten (negierten) Parabel erkennbar (siehe Abbildung 6.4b). Außerdem ist ein Messrauschen erkennbar (siehe Abbildung 6.4c).

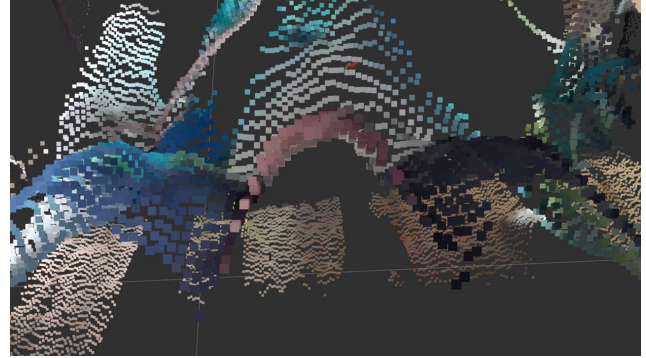
Für das weitere Vorgehen wird eine „Region of Interest“ (RoI) für die Szene definiert (horizontal $h = 20$ Pixel; vertikal $v = 30$ Pixel), in der nur der Kopf bzw. die eben beschriebene Parabel (magenta) des kritisch Kranken zu sehen ist.

In Abbildung 6.4d ist eine Parabel mehrfach eingezeichnet, um die Ebenen der Kopfform des kritisch Kranken in den verrauschten Daten darzustellen. Aus den Messwerten werden mit Hilfe der horizontalen Hilfsebene die vier Maxima für jede Ebene der Punktwolke bestimmt. Anschließend werden die vier Maxima jeder Ebene gemittelt (siehe Abbildung 6.4e). Um eine Approximation der Kopfausrichtung des kritisch Kranken aus der Punktwolke zu erhalten, werden die Mittelwerte jeder Pixel-Ebene gemittelt (siehe Abbildung 6.4f). Für die Approximation der Kopfbewegung während der Interaktion mit der Pflegekraft wird das gerade beschriebene Verfahren für alle Punktwolken der Szene durchgeführt, woraus sich eine wahrscheinliche Position des Scheitelpunktes des Kopfes des kritisch Kranken im Raum ergibt. Um aus diesen Daten einen Bewegungsverlauf des Scheitelpunktes des Kopfes (der Kopfausrichtung) zu ermitteln, wird ein Mittelwert über alle ermittelten Mittelwerte gebildet und auf die virtuelle horizontale Ebene gelegt, die somit als Zentrum des Kopfes, also als Drehpunkt, des kritisch Kranken angenommen wird und in Abbildung 6.5c (roter Graph/ P_{Kopf}) dargestellt ist.

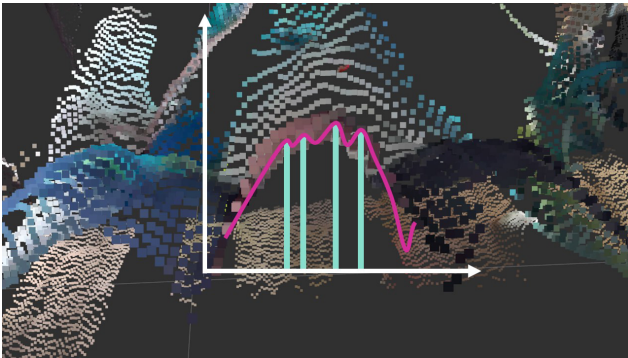
Die gemessene Drehung des Kopfes des kritisch Kranken kann als Trajektorie (Drehwinkel über die Zeit) beschrieben werden und ist in der unteren Grafik der Abbildung 6.5c (blauer Graph) dargestellt. Das Kopfschütteln (die Drehung des Kopfes) wird zweimal mit einer individuellen Amplitude von 2,19 cm und einer Frequenz von 2,61 Hz durchgeführt. Damit lassen sich Amplitude, Dauer und Anzahl der Wiederholungen des ikBuV bestimmen (siehe Abbildung 6.5). Die schwarzen und magentafarbenen vertikalen Linien zeigen die Dauer der Reaktion des kritisch Kranken. In diesem Fall überlappen sich der Stimulus der Pflegekraft und die Reaktion des kritisch Kranken. Der kritisch Kranke reagiert auf diesen komplexen Reiz (verbale + nonverbale Kommunikation) mit einem messbaren Kopfschütteln nach einer manuell definierten Reaktionszeit von 0,35 s. Da keine Sprache aufgezeichnet wird, bleibt die Bedeutung dieser Interaktion unklar. Die Abbildung 6.5 zeigt ein potentielles komplexes Reiz-Reaktionsmuster, das aus zwei Reizen (Schallpegel im Raum und Geste) und einer entsprechenden Reaktion des kritisch Kranken (Kopfdrehung bzw. Kopfschütteln) besteht (Abbildung 6.5c). Die Beschreibung der manuellen Klassifikation der Studiendaten erfolgt in Abschnitt 6.2.1.



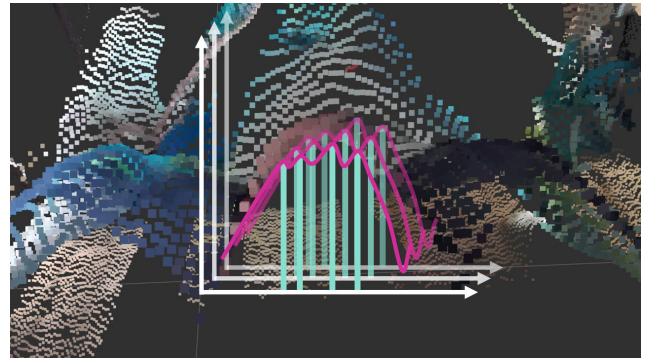
(a) Interaktion zwischen einer Pflegekraft und einem kritisch Kranken vom Fußende des Patientenbettes aus gesehen.



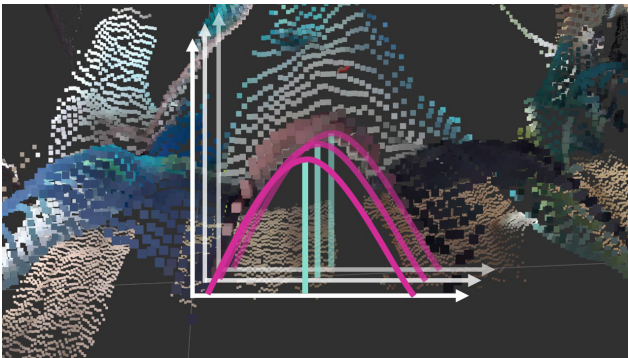
(b) Kopfform des kritisch Kranken in der Punktwolke vom Kopfende des Patientenbettes aus gesehen.



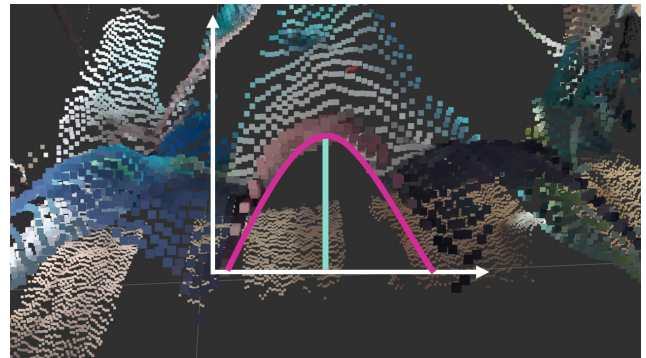
(c) Bestimmung von vier lokalen Maxima in der verrauschten Punktwolke.



(d) Bestimmung von vier lokalen Maxima in der verrauschten Punktwolke über mehrere Ebenen.



(e) Mittelwertbildung der 4 lokalen Maxima für jede Ebene.



(f) Ermittlung eines Mittelwertes aus allen Mittelwerten für einen diskreten Zeitpunkt.

Abbildung 6.4: Schematische Darstellung der Berechnung zur Erzeugung der Trajektorie der Kopfbewegung (Kopffrotation) des kritisch Kranken am Beispiel einer Punktwolke zu einem diskreten Zeitpunkt.

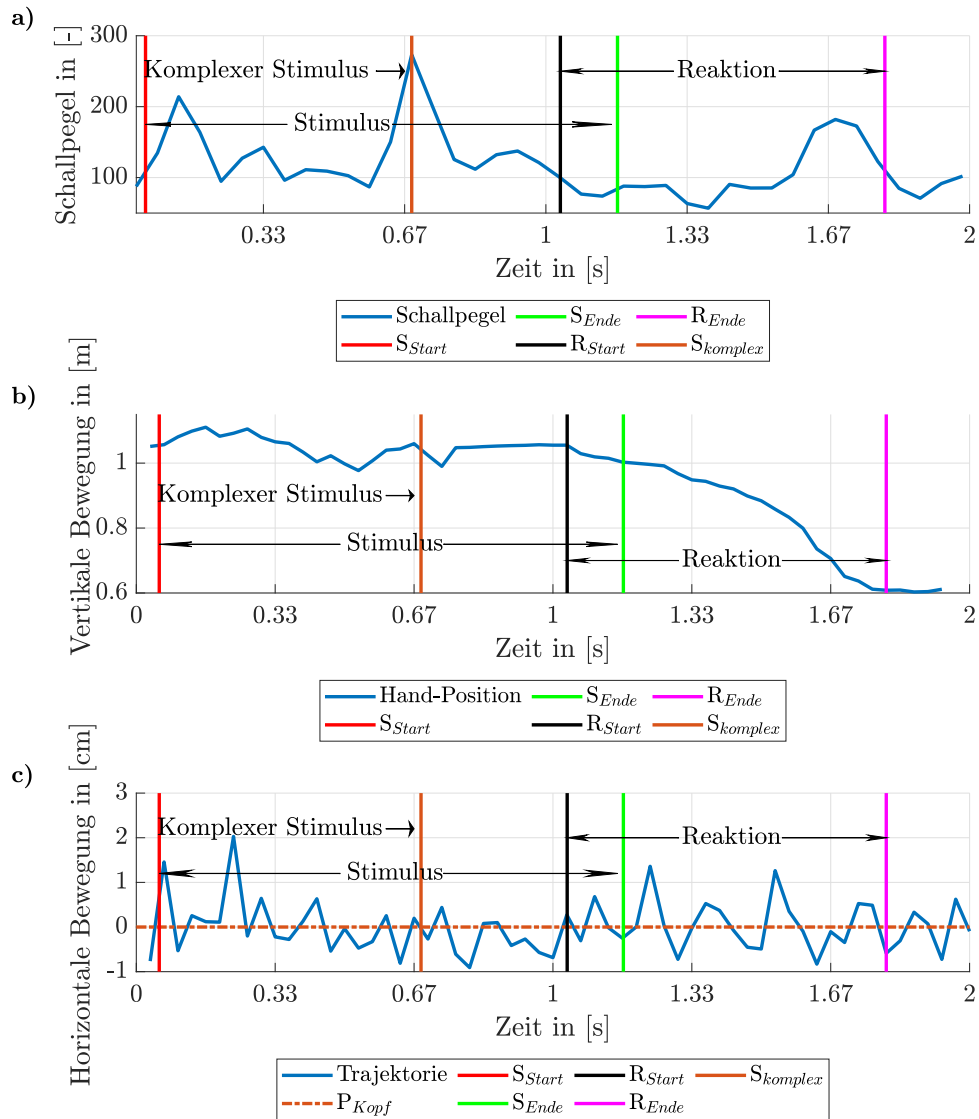


Abbildung 6.5: Gemessene Kopfbewegung des kritisch Kranken während einer potentiellen nonverbalen und verbalen komplexen Interaktion mit der Pflegeperson. Die obere Grafik (a)) zeigt den Schallpegel im Patientenzimmer. Die mittlere Grafik (b)) zeigt die vertikale Handbewegung der Pflegekraft. Die untere Grafik (c)) zeigt die horizontale Kopfbewegung des kritisch Kranken. S_{Start} ist der Beginn des Reizes (Stimulus). S_{Ende} ist das Ende des Reizes. $S_{komplex}$ ist der Zeitpunkt des manuell annotierten komplexen Reizes. R_{Start} ist der Beginn der Reaktion. R_{Ende} ist das Ende der Reaktion. P_{Kopf} ist der Drehpunkt des Kopfes des kritisch Kranken.

6.1.2 Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster mit Body-Tracking-Algorithmen

Zur Erfassung von ikBuV einer SP wurde das in Abschnitt 5.1.2 beschriebene Body-Tracking genutzt. Während dieser Erfassung stellte eine SP ikBuV von kritisch Kranken mit hyperaktiven Delirium dar und die Gelenkwinkel des linken Arms der SP wurden mit Hilfe eines öffentlichen Algorithmus berechnet. Die Gelenkwinkel sind in der Abbildung 6.7 in Bogenmaß dargestellt. Die Gelenke $\varphi_{S1}(T_k)$ bis $\varphi_{S3}(T_k)$ sind die berechneten Winkel für die drei DoF der Schulter und $\varphi_E(T_k)$ ist das Ellenbogengelenk. Die hier ermittelten Gelenkwinkel der Armbewegung werden u. a. bei der Darstellung von ikBuV im Abschnitt 6.2.2 wieder aufgegriffen. Dabei wird auf das folgende Studiendesign zurückgegriffen.

Studiendesign

In diesem Teil der Arbeit wurde untersucht, ob (hier insbesondere krankheitsspezifische) ikBuV, die von einer SP dargestellt wurden, mit Hilfe eines Roboterarms repliziert werden können und wie die Replikation der menschlichen ikBuV auf die TP wirkt und wahrgenommen wird. Der Schwerpunkt dieser Studie lag auf der Replikation von Armbewegungen.

Zu diesem Zweck wurden drei DoF des Schultergelenks und ein DoF des Ellenbogengelenks von einem Roboterarm verwendet, um die ikBuV zu replizieren. Die Studie wurde von der lokalen Ethikkommission genehmigt und in Übereinstimmung mit der Deklaration von Helsinki durchgeführt.

Die Studie bestand aus zwei Teilen, einem subjektiven und einem objektiven Teil. Die vollständige Evaluation des subjektiven Teils dieser Studie folgt in Abschnitt 6.2.2. In diesem Abschnitt wird sich auf die objektive Evaluation fokussiert.

Im subjektiven Teil der Studie wurden die TP zunächst gebeten, sieben verschiedene Videos von jeweils einer Länge von ca. einer Minute (Darstellung eines hyperaktiven Deliriums durch eine SP und sechs Varianten, in denen die Armbewegungen der SP durch einen Roboterarm repliziert wurden) zu bewerten und die Wahrnehmung der Armbewegungen auf sich selbst für jedes Video einzeln mit Hilfe von Fragebögen anzugeben. Hierfür wurden die beiden standardisierten Fragebögen Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus (RoMo-A) und Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus (RoMo-T) verwendet (siehe [224]). Zusätzlich wurde die Technikaffinität der TP mit Hilfe eines standardisierten Fragebogens („Affinity for Technology Interaction“ (ATI)-Skala) erhoben, um die TP hinsichtlich ihrer interaktionsbezogenen Technikaffinität einordnen zu können (siehe [225]).

Im weiteren Verlauf der Studie wurde eine objektive (technische) Bewertung der Roboterarmbewegung durchgeführt. Dabei wurde die Bewegung des Roboterarms anhand eines Gütekriteriums (ISE) für Regelungen bewertet.

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der in Abschnitt 5.1.2 dargestellten Methodik beschrieben. Somit wurden die ikBuV mit dem beschriebenen Body-Tracking einer im Pflegebett liegenden SP erfasst. Dies ist in der Abbildung 6.6 anschaulich dargestellt. Hier ist die SP in einem Pflegebett liegend in dem angesprochenen Pflegelabor und den hervorgehobenen Gelenkpositionen zu sehen. Die von MediaPipe berechneten Gelenkpositionen sind durch farbige Punkte gekennzeichnet. Die Gelenkpositionen (Hüfte, Schulter, Ellbogen und Handgelenk) sind für die linke Körperhälfte gelb und für die rechte Körperhälfte violett dargestellt. Die Gelenkpunkte des Oberkörpers sind mit grünen Geraden verbunden, die Gelenkpunkte der Arme mit blauen Geraden, so kann das Skelettmodell der SP visuell

nachvollzogen werden. Die Schätzung der Gelenkpositionen fand für jedes aufgenommene Bild statt, wodurch sich ein zeitlicher Verlauf der Armbewegung für die Aufnahme rekonstruieren lässt. Aus den Gelenkpositionen wurden die Gelenkwinkel des linken Arms der SP $\vec{\varphi}_{Arm}(T_K)$ berechnet. Dem Body-Tracking-Modell von MediaPipe ist eine Aufnahme von 59,76 s mit einer Bildrate von 30 Hz, einer Bildhöhe von 1080 Pixel und einer Bildbreite von 1920 Pixel übergeben worden. Mit dieser Methode können nicht nur die Armbewegungen der SP, sondern auch die Bewegungen der Beine, des Kopfes oder des Oberkörpers erfasst werden.

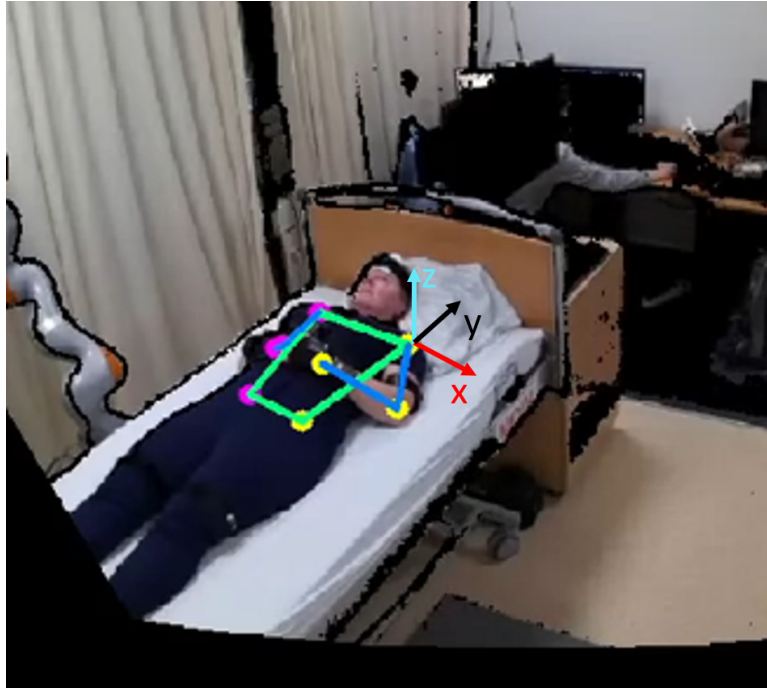


Abbildung 6.6: Eine Schauspielpatientin liegt im Pflegebett. Eine Body-Tracking-„Application Programming Interface“ (MediaPipe) berechnet die Gelenkpunkte der Schauspielpatientin. Die für diese Arbeit relevanten Gelenkpunkte sind durch farbige Punkte (gelb und violett) gekennzeichnet. Farbige Geraden (grün und blau) verbinden die Gelenkpunkte.

Ergebnisse

In der Abbildung 6.7 sind vier Gelenkwinkel im Bogenmaß dargestellt. Die Gelenke $\varphi_{S1}(T_K)$, $\varphi_{S2}(T_K)$ und $\varphi_{S3}(T_K)$ sind die berechneten Winkel für die drei DoF der Schulter und $\varphi_E(T_K)$ ist das Ellenbogengelenk. $\varphi_{S1}(T_K)$ gibt die Rotation um die schwarze y-Achse, $\varphi_{S2}(T_K)$ die Rotation um die cyanfarbene z-Achse und $\varphi_{S3}(T_K)$ die Rotation um die rote x-Achse an (vgl. Abbildung 6.6). $\varphi_E(T_K)$ ist der Winkel zwischen den Geraden vom Schultergelenk zum Ellenbogen und vom Handgelenk zum Ellenbogen. Zu sehen ist, dass die Rotationen von $\varphi_{S1}(T_K)$ und $\varphi_{S2}(T_K)$ deutlich größere Variationen in der Rotation aufweisen, die Gelenkwinkeländerung des Ellenbogens jedoch deutlich größere Änderungen innerhalb kurzer Zeit zurücklegt. Zusätzlich kann mit dem Bezug auf die Tabellen 5.5 und 5.6 erkannt werden, dass die Gelenkwinkelimits des Roboterarms bei einer Replikation nicht verletzt werden und sich die erfassten ikBuV im Spektrum der möglichen menschlichen Gelenkwinkel befinden. Die hier berechneten Gelenkwinkel der Armbewegung bei der Darstellung von ikBuV (hier insbesondere krankheitsspezifisch; hyperaktives Delirium) werden im Abschnitt 6.2.2 wieder aufgegriffen.

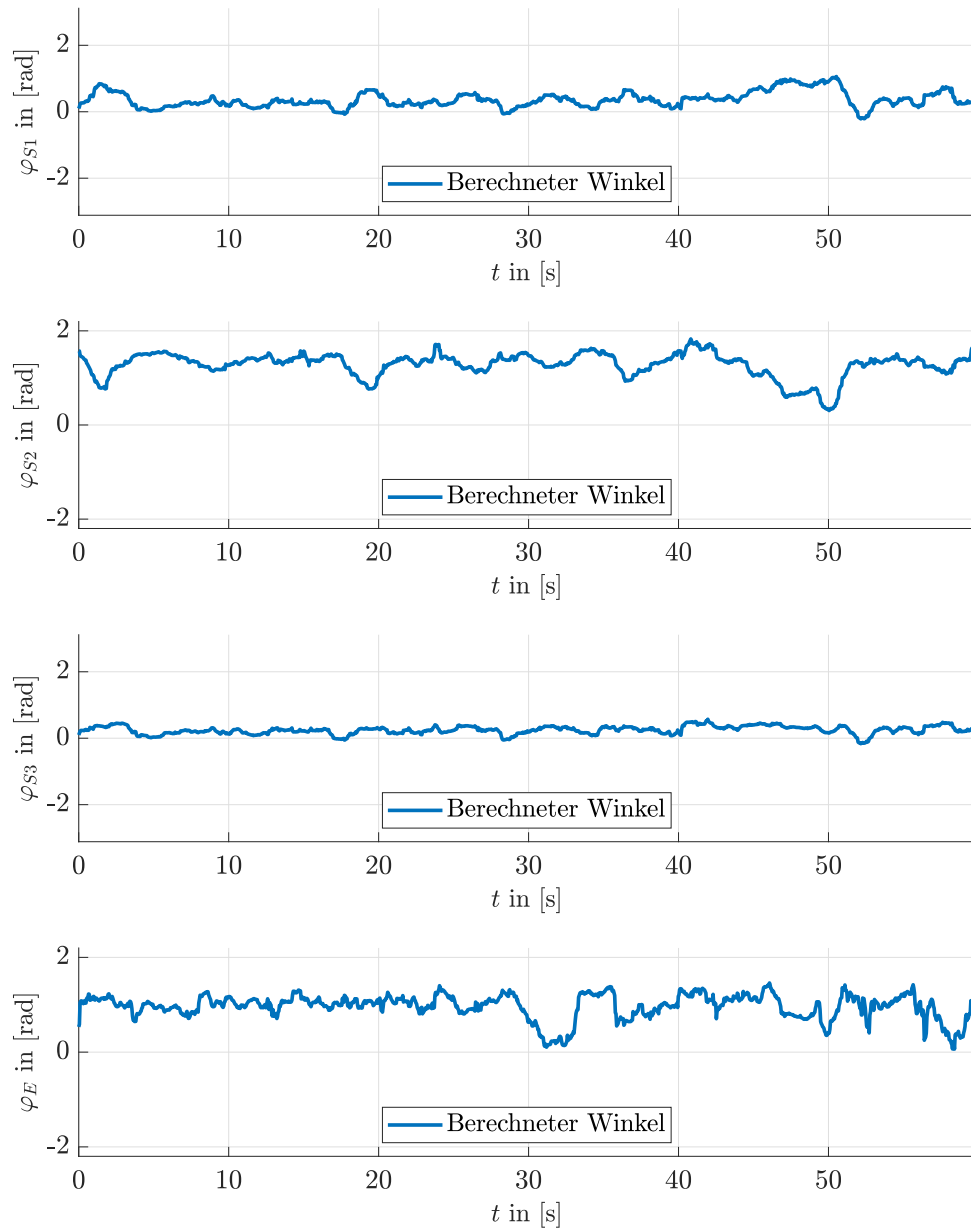


Abbildung 6.7: Berechnete Winkel der Armbewegung bei der Darstellung des hyperaktiven Deliriums einer Schauspielpatientin. Die Gelenke φ_{S1} bis φ_{S3} sind die berechneten Winkel für die drei DoF des Schultergelenks und Gelenk φ_E ist das Ellenbogengelenk. Die hier gemessenen Gelenkwinkel sind deutlich innerhalb der möglichen Gelenkwinkel eines Roboterarms (vgl. Tabelle 5.6).

6.1.3 Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster während eines klinischen Assessments

In einer Studie wurde explorativ untersucht, ob die ikBuV von TP, die möglicherweise ein Delirium haben, aus Tiefenbildern erfasst werden können und ob sich die ikBuV auf eine ARP übertragen lassen. Des Weiteren sollte bei einem Training eines klinischen Assessments zur Diagnose von Delirium (hier CAM-ICU) die Replikation von Delirium durch die ARP mit der Darstellung einer SP verglichen werden.

Studiendesign

Die Studie bestand aus zwei Teilen; einer Beobachtungs- und einer Replikationsstudie.

Beim ersten Studienteil, der Beobachtungsstudie, mit maximal 10 freiwilligen TP (hier kritisch kranke Personen), die sich möglicherweise in einem Delirium befanden, sollten ikBuV erfasst werden. Dabei wurde nach Möglichkeit sowohl das hyperaktive als auch das hypoaktive Delirium berücksichtigt. Die TP wurden während des klinischen Assessments zur Diagnose eines Deliriums mittels einer Tiefenbildkamera beobachtet, um die ikBuV während des Assessments zu erfassen.

Im zweiten Teil der Studie sollten die erfassten ikBuV von möglichem Delirium auf die ARP übertragen werden. Im Anschluss sollte ein Training bzgl. der Diagnose von Delirium mittels der CAM-ICU durchgeführt werden. Das Training sollte mit 40 TP (hier Studierende der Humanmedizin und bzw. oder medizinischem Personal) durchgeführt werden. Vor dem Training sollte den TP ein interaktiver Kurzvortrag zum Thema Delirium und Delirium-Assessments von einer ärztlichen Fachperson präsentiert und anschließend das praktische Training in Gruppen durchgeführt werden. Es sollten zwei Gruppen randomisiert gebildet werden. Eine Gruppe sollte das Training mit der SP und die andere Gruppe mit der ARP durchführen, um den Einsatz einer ARP als Lehr- und Lernmethode zu evaluieren. Zusätzlich sollten die TP die jeweilige Replikation/ Darstellung von Delirium während des Trainings bewerten. Die Evaluation der ARP als Lehr- und Lernmethode sowie die Replikation von ikBuV sollten mittels Fragebögen durchgeführt werden.

In Bezug auf diese Studie konnte der zweite Studienteil nicht durchgeführt werden. Dies wird in Beschreibung der Ergebnisse dieser Studie erneut aufgegriffen und wird mit den Ergebnissen des ersten Studienteils begründet (siehe Abschnitt 6.1.3).

Die Studie wurde von der lokalen medizinischen Ethikkommission genehmigt und in Übereinstimmung mit der Deklaration von Helsinki durchgeführt.

Einwilligungsprozess für die Erfassung

Auf Grund der sensiblen Situation und des möglicherweise kritischen Gesundheitszustands der TP (hier kritisch Kranke) war der Einwilligungsprozess für die Erfassung der ikBuV für die Studie komplex, da eine Einwilligungsfähigkeit ggf. nicht vorliegt. Eine Einwilligung der TP war nicht immer möglich, da die wenigsten einen erwartbaren (geplant oder verlängerten) Intensivaufenthalt hatten. Meist kamen die TP als Notfälle auf die Intensivstation und waren bereits delirant und wurden erst später einwilligungsfähig, wodurch eine Einwilligung vor dem Auftreten eines Delirium nicht möglich war. Bei in Frage kommenden TP musste somit grundsätzlich zwischen zwei Fällen unterschieden werden; TP mit diagnostiziertem Delirium und TP mit prognostiziertem Delirium.

Im Fall von möglichen TP mit diagnostiziertem Delirium mussten zunächst die gesetzlich vertretenden Personen ermittelt und geprüft werden. Diese Information war üblicherweise bereits im klinischen Informationssystem (KIS) hinterlegt und stand dem behandelnden Mitglied der Forschergruppe zur Verfügung. Stimmt die gesetzlich vertretenden Personen der Studie nicht zu, war eine Teilnahme der TP an der Studie ausgeschlossen. Sollten die gesetzlich vertretenden Personen der Studie zustimmen, wurden ihnen die Studienunterlagen sowie eine Einwilligungserklärung ausgehändigt, um einen späteren Widerruf zu erleichtern. Des Weiteren fand eine Aufklärung der TP in adressatengerechter Sprache statt. Zeigten die TP eine Erklärung oder Handlung gegen die Studie an, wurden sie von der Studie ausgeschlossen. Zeigten die TP keine Erklärung oder Handlung gegen die Studie an, wurden sie eingeschlossen und eine Aufnahme erfolgte bei der nächsten routinemäßig stattfindenden Durchführung der CAM-ICU (gemäß S3-Leitlinie in der Regel alle 8h mindestens einmal pro Schicht) [226]. Sobald die Einwilligungsfähigkeit der TP wiedererlangt war, fand eine erneute Aufklärung über die Studie statt. Sprachten sich die TP erneut für die Studie aus, wurden die Aufnahmen behalten. Verstarbt eine TP vor Wiedererlangung der Einwilligungsfähigkeit wurde die Aufnahme ebenfalls behalten, da die gesetzlich vertretende Person im Sinne der TP der Aufnahme zugestimmt hatte. Widersprachen die TP der Teilnahme an der Studie, wurden die Aufnahmen gelöscht. Dieser Teilprozess des diagnostizieren Deliriums ist in der Abbildung 6.8 (grau hinterlegt) dargestellt.

Wenn bei TP mit einem prognostizierten Delirium eine Aufklärung aufgrund der Situation oder des Gesundheitszustandes nicht stattfinden konnte, führte dies entweder zum Ausschluss aus der Studie oder zum oben beschriebenen Fall des diagnostizierten Deliriums. Hatte der Gesundheitszustand eine Aufklärung über die Studie zugelassen, wurde die Einwilligung vor der Diagnose des Deliriums in einem einwilligungsfähigen Zustand direkt von den TP eingeholt. Willigten die aufgeklärten TP nicht ein, führte dies zum Ausschluss aus der Studie. Willigten die TP in die Teilnahme an der Studie ein und wurde kein Delirium diagnostiziert, konnte dies entweder zum Ausschluss aus der Studie führen oder, wenn ein delirähnliches Verhalten festgestellt wurde, wurden die TP eingeschlossen. Dies führte dazu, dass bei der nächsten routinemäßigen CAM-ICU eine Aufnahme durchgeführt und gespeichert wurde. Wurde hingegen ein Delirium nach Einwilligung durch die TP diagnostiziert, wurde zunächst eine Prüfung bzgl. einer unerkannten Einwilligungsunfähigkeit durchgeführt. Lag zum Zeitpunkt der Einwilligung eine Einwilligungsunfähigkeit vor, erfolgte eine Sperrung des Vorgangs. Dies konnte entweder zum Ausschluss aus der Studie, zu dem bereits oben beschriebenen Strang mit diagnostiziertem Delirium oder zu einer erneuten Aufklärung und Einwilligung der TP bei Wiedererlangung der Einwilligungsfähigkeit führen. Wurde keine Einwilligung erteilt, führte dies zum Ausschluss aus der Studie. Wenn hingegen eine Einwilligung erteilt wurde, wurden die TP in die Studie eingeschlossen und es fand bei der nächsten routinemäßig durchgeführten CAM-ICU eine Aufnahme statt, die gespeichert und behalten wurde. Wenn die Prüfung auf unerkannte Einwilligungsunfähigkeit keinen Hinweis auf eine Einwilligungsunfähigkeit zum Zeitpunkt der Einwilligung anzeigte, fand ein Einschluss in die Studie statt und bei der nächsten routinemäßig durchgeführten CAM-ICU eine Aufnahme statt, die gespeichert und behalten wurde. Dieser Teilprozess des prognostizierten Deliriums ist ebenfalls in der Abbildung 6.8 dargestellt (weißer Hintergrund).

Studienumgebung

Der erste Studienteil fand auf einer Intensivstation im lokalen Klinikum statt. Die schematische Darstellung der Studienumgebung ist in der Abbildung 6.9 dargestellt. Sollten weitere Personen in dem

Raum sein, wurde entsprechend ein Sichtschutz aufgebaut. Die Tiefenbildkamera war mittig zum Patientenbett aufgestellt und an einem Rollwagen montiert, in dem auch der Computer für die Verarbeitung und Speicherung der Daten war. Die ärztliche Fachperson stand am Patientenbett und führte die CAM-ICU durch. Falls Personen im Blickfeld der Tiefenbildkamera waren, wurde ein entsprechender Sichtschutz aufgestellt.

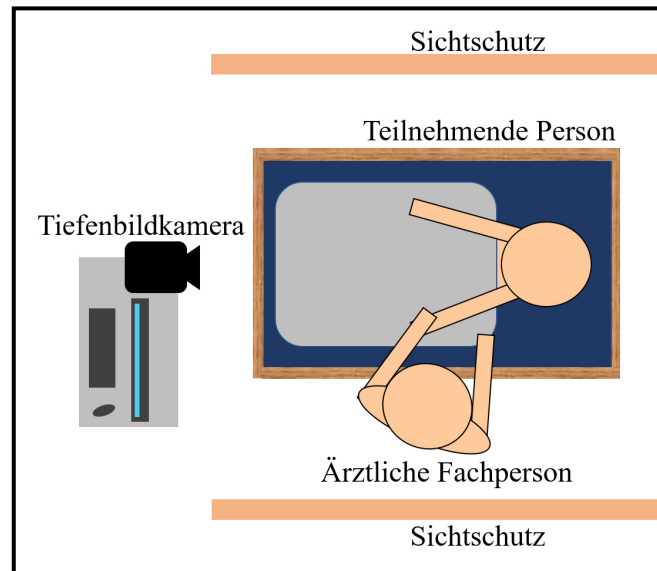


Abbildung 6.9: Schematische Darstellung für die Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster während eines klinischen Assessments. Eine teilnehmende Person (hier kritisch kranke Person) liegt auf der Intensivstation in einem Patientenbett. Eine ärztliche Fachperson steht am Patientenbett und führt ein klinisches Assessment zur Diagnose von Delirium durch. Die individuellen und bzw. oder krankheitsspezifischen Bewegungs- und Verhaltensmuster der beiden interagierenden Personen werden während des klinischen Assessments mit einer Tiefenbildkamera erfasst.

Datenerfassung

Die TP und die Angehörigen (gesetzliche Vertreter) wurden durch das Klinikpersonal und Mitglieder der Forschungsgruppe über die Studie informiert. Die für die Aufnahme benötigte Tiefenbildkamera und der Computer wurden bei Bedarf durch das Klinikpersonal oder ein Mitglied der Forschungsgruppe mit einem Rollwagen in das entsprechende Patientenzimmer gebracht, aktiviert und die Durchführung einer CAM-ICU wurde aufgezeichnet. Nach der Aufnahme wurde die Tiefenbildkamera direkt wieder deaktiviert und aus dem Patientenzimmer gebracht. Somit befanden sich die Tiefenbildkamera und der verarbeitende Computer nur zum Zeitpunkt der Aufnahme (Dauer ca. 3 min) im Patientenzimmer und es wurden nur zu diesem Zeitpunkt Daten erfasst. Die TP (Patient:innen) hatten keine zusätzlichen Aufgaben zu erfüllen, da der CAM-ICU standardmäßig durchgeführt werden musste und nicht zusätzlich erfolgte. Zum Abschluss der Studie wurde das System abgebaut und es erfolgte ein kurzes Reflektionsgespräch mit dem Klinikpersonal und Mitgliedern der Forschergruppe, um Rückschlüsse auf mögliche Verbesserungen des Systems sowie Hinweise auf außergewöhnliches bzw. auffälliges Patientenverhalten zu erhalten.

Charakterisierung der teilnehmenden Personen und Ergebnisse

Für die Erfassung von ikBuV wurden vier TP in die Studie eingeschlossen. Die eingeschlossenen TP waren älter als 18 Jahre und hatten Anzeichen von einem Delirium. In der Tabelle 6.1 sind die Pseud-

onyme (ID), die Diagnose und Bemerkungen zur Erfassung dargestellt. Für die Erfassung wurden zwei TP nicht wach. Die anderen beiden TP wurden mit einem hypoaktiven Delirium diagnostiziert und zeigten keine Bewegungen der Extremitäten, des Kopfes oder Torsos. Somit konnten keine ikBuV der TP gemessen werden. Ein RASS (Richmond Agitation-Sedation Scale) von 0 bedeutet, dass die TP wach und ruhig war, wohingegen ein RASS von -3 bedeutet, dass die TP mäßig sediert war.

Die größte Schwierigkeit lag bei der Rekrutierung von TP in Bezug auf die Erfassung von ikBuV. Dies war unter anderen auf den langen und komplexen Einwilligungsprozess sowie die Situation der TP und Angehörigen sowie der komplexen Situation für die TP zurückzuführen. Wurde in der routinemäßig stattfindenden Durchführung der CAM-ICU ein für die Studie relevantes Verhalten festgestellt und die TP eingeschlossen, war dieser Zustand in der nächsten Schicht nicht mehr zu dokumentieren, was zu den obigen Ergebnissen geführt hat. Da keine ikBuV erfasst wurden, konnte keine Übertragung dieser auf die ARP stattfinden, wodurch der zweite Studienteil nicht durchgeführt wurde.

Tabelle 6.1: Ergebnisse bzgl. der Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster während eines klinischen Assessments.

ID	Diagnose	Bemerkung
601	-	Teilnehmende Person wird nicht wach
764	-	Teilnehmende Person wird nicht wach
355	Hypoaktives Delirium mit RASS = 0	Keine Bewegungen der Extremitäten, des Kopfes oder Torsos
501	Hypoaktives Delirium mit RASS = -3	Keine Bewegungen der Extremitäten, des Kopfes oder Torsos

RASS - Richmond Agitation-Sedation Scale

6.1.4 Evaluationserkenntnisse

In diesem Abschnitt wurden drei Studien zur Erfassung von ikBuV beschrieben, die mit einem speziell entwickelten MONI in einem außerklinisch intensivpflichtigen Kontext, mit einem MK4A in einem Pflegelabor und mit einer K4A in einem lokalen Klinikum erfasst wurden. Mit dem MONI konnte eine potentielle und komplexe Interaktion, bestehend aus einem komplexen Reiz mit einer Geste und einer verbalen Kommunikation seitens einer pflegenden TP und einer Reaktion mit einer nonverbalen Kommunikation von der kritisch kranken TP erfasst werden. Die Geste der pflegenden TP wurde mit Hilfe des Body-Trackings und die potentielle verbale Interaktion mit dem Mikrofon der K4A erfasst. Die nonverbale Kommunikation seitens des kritisch Kranken konnte mit Hilfe eines auf den eingesetzten Sensor angepassten Algorithmus aus den Daten erfasst werden.

Mit dem MK4A wurde eine SP erfasst, die spezifische ikBuV von Delirium darstellte, die mit MediaPipe in Gelenkpositionen und mit einem öffentlichen Algorithmus in Gelenkwinkel übersetzt wurden, die als Trajektorien für Robotersysteme, wie z. B. einer ARP, zur Verfügung gestellt werden können.

Insbesondere der Einsatz des MONI ist für die zukünftige Erfassung von ikBuV zu berücksichtigen, da eine Vielzahl von Interaktionen und realen ikBuV von kritisch Kranken und ihrem sozialen Umfeld erfasst werden können, die für zukünftige Trainings relevant sein können.

Grundsätzlich ist jedoch die größte Herausforderung bei der sensorischen Erfassung von ikBuV von kritisch Kranken die Rekrutierung. Werden kritisch Kranke ambulant gepflegt, müssen für sensorisch beobachtende Studien neben den kritisch Kranken ggf. große Personengruppen der Teilnahme an der

Studie einwilligen. Hierfür müssen viele Gruppen- und vor allem Einzelgespräche geführt werden, um auf jede TP individuell eingehen zu können. Bei einer sensorischen Beobachtung von klinischen Assessments in einer Klinik gibt es ähnlich große Hürden. Hier muss das Klinikpersonal für die Studie sensibilisiert werden und die Rekrutierung der kritisch Kranken ist auch hier sehr herausfordernd. So konnten in zwei Studien fünf kritisch Kranke eingeschlossen werden. Während dieser Studien konnte eine Kopfbewegung eines kritisch Kranken nach einem komplexen Reiz einer pflegenden Person sensorisch erfasst werden. Somit muss dies weiterverfolgt werden, um realistische, zeitlich flexible und vor allem standardisierte Trainings zu sicheren Interaktion mit kritisch Kranken zu ermöglichen.

6.2 Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster mit robotischen Systemen

Die Ergebnisse der Erfassung von ikBuV eines kritisch Kranken und einer SP wird in diesem Abschnitt auf robotische Systeme wie die ARP übertragen und deren Replikation evaluiert. In diesem Abschnitt wird auf die Aufbereitung und Klassifizierung der Studiendaten eingegangen. Des Weiteren werden die Ergebnisse einer Studie zur Replikation der Armbewegungen einer SP mit einem weiteren Robotersystem vorgestellt. Außerdem werden die Ergebnisse einer Untersuchung zur Replikation von Hörverlusten vorgestellt.

6.2.1 Replikation einer Interaktion

Die bereits im Abschnitt 6.1.1 beschriebene Kopfbewegung während einer Interaktion eines außerklinischen intensivpflichtigen kritisch Kranken wird auf die ARP übertragen.² Dazu wird zunächst auf die Klassifikation der Studiendaten eingegangen und anschließend eine initiale Replikation der Kopfbewegung eines kritisch Kranken mit der ARP vorgestellt.

Klassifikation der Studiendaten

Das im Abschnitt 6.1.1 gemessene potenzielle Reiz-Reaktions-Schema mit einem komplexen Reiz wird hier wieder aufgegriffen und manuell klassifiziert, um das potenzielle Reiz-Reaktions-Schema mit der ARP zu replizieren.

Für eine initiale Replikation werden die Reiz- und Reaktionszeitpunkte manuell bestimmt, da eine automatisierte Bestimmung der Reiz- und Reaktionszeitpunkte aus den Daten nicht möglich ist. Die betrachtete Aufnahme einer Interaktion ist 1,933 s lang und umfasst 58 Datenframes (siehe Abbildung 6.5).

Wie in der Abbildung 6.3 zu sehen ist, kann von einer Kommunikation zwischen einer Pflegekraft und dem kritisch Kranken ausgegangen werden. Da das MONI vor und nach dieser kurzen erfassten potenziellen Interaktion keine weiteren Daten aufgezeichnet hat (weniger als zwei Personen im Patientenzimmer durch das MONI erkannt), wird der Beginn des Stimulus mit dem Beginn der erfassten Interaktion angenommen.

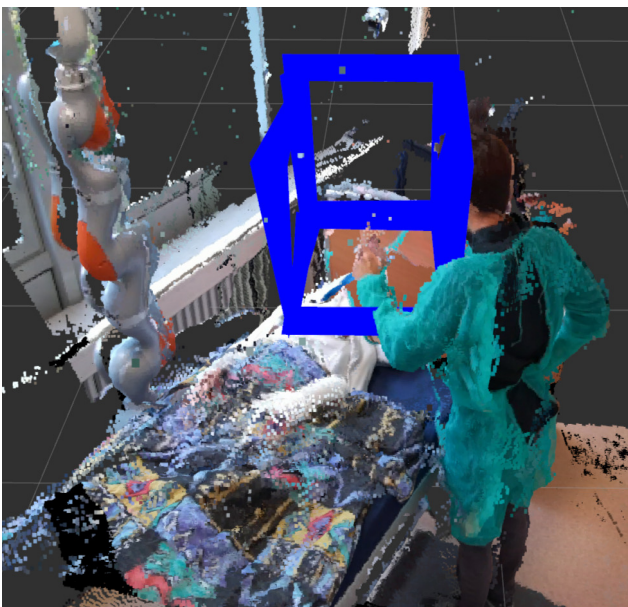
²Bereits veröffentlicht in [186]

Initiale Replikation einer Interaktion

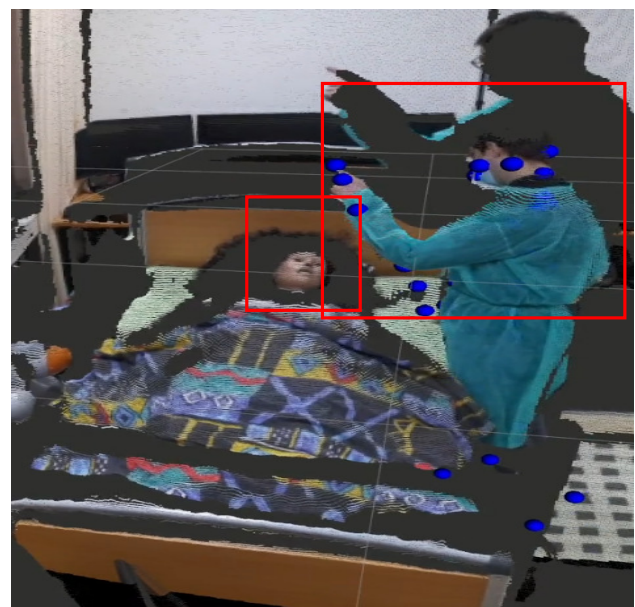
Die manuell ermittelte Reaktionszeit des kritisch Kranken wird für die initiale Replikation der einzelnen ikBuV im Zusammenhang mit dem beschriebenen komplexen Stimulus und der Reaktion des kritisch Kranken (Kopfschütteln) mit der individuellen Amplitude, Frequenz und Wiederholung des kritisch Kranken in den ikBuV der ARP implementiert.

Dazu wird die in Abbildung 6.5 dargestellte Kopfbewegung des kritisch Kranken mit einem Butterworth-Filter mit einer manuell definierten Abtastfrequenz von 200 Hz, einer Grenzfrequenz von 17,5 Hz und zweiter Ordnung gefiltert. Die gefilterte Trajektorie der Kopfbewegung ist in Abbildung 6.12 dargestellt.

Für die initiale Replikation des potenziellen Reiz-Reaktions-Schemas werden zwei Merkmalsräume ausgewertet (siehe Abbildung 6.10b). Erstens, ob sich eine Hand im Blickfeld der ARP befindet und zweitens, ob der Schallpegel im Raum während des ersten Reizes (Geste) erhöhte Werte erreicht, um auf eine verbale Kommunikation zu schließen. In diesem Fall wird davon ausgegangen, dass die beiden Reize (komplexer Reiz) für die Reaktion der ARP eine Kombination aus einer Geste im Blickfeld der ARP und einem zusätzlichen Anstieg des Schallpegel im Raum sind, siehe Abbildung 6.10a. Werden diese beiden Reize von dem MONI erkannt, wird das sensorisch erfasste ikBuV des kritisch Kranken (bzw. die gefilterte Trajektorie der gemessenen Kopfbewegung aus Abschnitt 6.1.1) mittels DC-Antrieb im Hals der ARP über eine Positionssteuerung ausgeführt. Die Interaktion und Erkennung komplexer Reize zwischen einer TP und der ARP wird ebenfalls durch das bereits erwähnte MONI mit der gleichen Konfiguration wie in der Studie erkannt und erfasst. In dieser initialen Replikation von ikBuV stellt eine TP die in Abschnitt 6.1.1 erfasste Interaktion der Pflegekraft dar, wie in Abbildung 6.10b gezeigt.



(a) Visualisierung Kopfausrichtung und Erkennung, ob sich eine Hand im approximierten Blickfeld der androiden Roboter-Patientin befindet.



(b) Darstellung einer Interaktion aus einer Studie zu Interaktionen von außerklinisch intensivpflichtigen kritisch Kranken zur initialen Replikation von individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster (vgl. Abbildung 6.3).

Abbildung 6.10: Punktwolke im Pflegelabor mit der androiden Roboter-Patientin im Pflegebett bei der Interaktion mit einer teilnehmenden Person und der Erkennung von Reizen und Reaktionen.

Die vom MONI im Pflegelabor erfasste Replikation der ikBuV mit der ARP eines nonverbalen kritisch Kranken wird nach der im Abschnitt 6.1.1 beschriebenen Methode ausgewertet. Die Daten aus der Studie sind daher mit den Daten aus dem Pflegelabor vergleichbar und in Abbildung 6.11 dargestellt. Hier sind, wie in Abbildung 6.5 mit den Daten aus der Studie, der Schallpegel im Raum (Abbildung 6.11a), die vertikale Handposition (Abbildung 6.11b) und die horizontale Kopfdrehung (Abbildung 6.11c) dargestellt. Zusätzlich ist der manuell ermittelte Startzeitpunkt des komplexen Reizes dargestellt. Der Endzeitpunkt des Reizes ist ebenfalls durch die absinkende Hand der TP definiert. Des Weiteren ist der Zeitpunkt markiert, zu dem das System den komplexen Reiz, bestehend aus verbaler und nonverbaler Kommunikation (Schallpegel im Raum und Geste im Blickfeld der ARP), erkannt hat. Ausgehend vom Zeitpunkt des komplexen Reizes wird eine Zeitverzögerung (individuelle Reaktionszeit des kritisch Kranken) abgewartet, bevor die ARP das ermittelte ikBuV mit der entsprechenden individuellen Amplitude, Frequenz und Anzahl der Wiederholungen repliziert. Dadurch wird eine vergleichbare messbare Interaktion erzeugt, wie sie in der Abbildung 6.5 mit den ikBuV des kritisch Kranken und der Pflegekraft dargestellt ist, und der komplexe Reiz durch die TP überschneidet sich mit der Reaktion der ARP.

Trotz der verrauschten Daten der K4A können Bewegungen erfasst, erkannt und verglichen werden. In der Abbildung 6.12 sind die horizontalen Kopfbewegungen des kritisch Kranken (blau) und der ARP (grün) dargestellt. Die vertikalen Markierungen zeigen die Startzeitpunkte der Reaktionen des kritisch Kranken und der ARP. In diesem Fall zeigen die vertikalen Markierungen in Magenta (Beobachtung in der außerklinischen Intensivpflegeeinrichtung) und Cyan (Replikation mit der ARP im Pflegelabor) die Zeitpunkte der beiden erkannten Reize an. Bei der realen und der replizierten Kopfbewegung ist ein Unterschied von 0,065 s zwischen den beiden Ausschlägen der Kopfbewegungsamplitude zu erkennen, jedoch mit einer großen Ähnlichkeit. Somit ist nicht nur die Amplitude, sondern auch die Frequenz und die Anzahl der Wiederholungen der Kopfbewegung vergleichbar. Dies kann durch den mittleren quadratischen Fehler (MSE) beschrieben werden. Der MSE der Kopfbewegung des kritisch Kranken (blau) und der Kopfbewegung der ARP (grün) beträgt 0,355 % und der MSE die gefilterte Trajektorie der Kopfbewegung des kritisch Kranken (rot) und der Replikation durch die ARP (grün) beträgt 0,275 %. Darüber hinaus sind die starken Ausreißer höchstwahrscheinlich auf Schwankungen in der Entfernungsmessung der K4A zurückzuführen.

6.2.2 Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

In diesem Abschnitt wird die Wirkung der Replikation von ikBuV (in diesem Fall krankheitsspezifische Armbewegungen) auf TP mit und ohne medizinischen Hintergrund evaluiert. Dazu werden die berechneten Gelenkwinkel und das beschriebene Studienprotokoll aus dem Abschnitt 6.1.2 verwendet. Hier wurden ikBuV einer SP erfasst, die ein hyperaktives Delirium darstellte, und die Gelenkwinkel für das Ellenbogen- und Schultergelenk als Trajektorie beschrieben. Die Trajektorien wurden interpoliert, mit einem Butterworth-Filter geglättet oder mit einem simulierten PID abgefahren und von einem Roboterarm repliziert. Zuerst folgt die technische Evaluation. Anschließend wird eine Charakterisierung der TP vorgenommen und die subjektive Evaluation mittels standardisierter Fragebögen beschrieben.

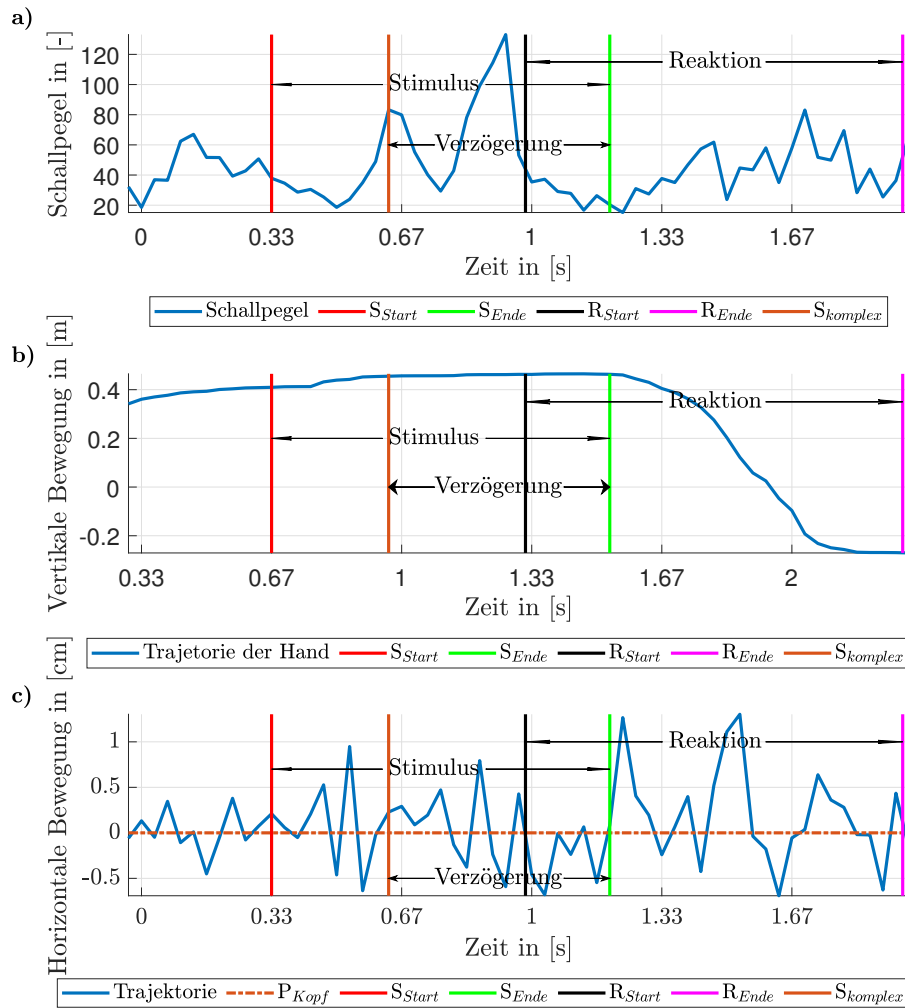


Abbildung 6.11: Ermittelte Kopfbewegung der androiden Roboter-Patientin während einer nonverbalen und verbalen Interaktion mit einer teilnehmenden Person im Pflegelabor. Die obere Grafik (a)) zeigt den Schallpegel im Pflegelabor. Die mittlere Grafik (b)) zeigt die Handbewegung der teilnehmenden Person. Die untere Grafik (c)) zeigt die Kopfbewegung der androiden Roboter-Patientin. S_{Start} ist der Beginn des Reizes (Stimulus). S_{Ende} ist das Ende des Reizes. $S_{komplex}$ ist der Zeitpunkt des erkannten komplexen Reizes. R_{Start} ist der Beginn der Reaktion. R_{Ende} ist das Ende der Reaktion. P_{Kopf} ist der Drehpunkt des Kopfes der androiden Roboter-Patientin.

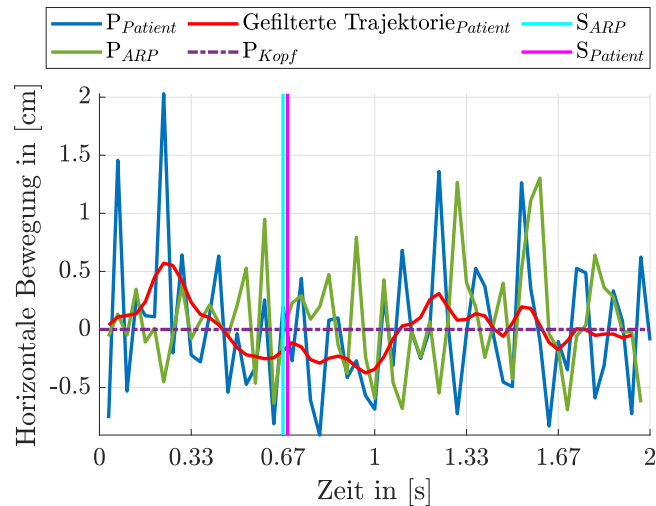


Abbildung 6.12: Der blaue Graph zeigt die gleiche Trajektorie des Kopfes des kritisch Kranken ($P_{Patient}$) wie in Abbildung 6.5. Der grüne Graph zeigt die gemessene Trajektorie des Kopfes der androiden Roboter-Patientin (P_{ARP}) im Pflegelabor (siehe Abbildung 6.11) und der rote Graph beschreibt die gefilterte Trajektorie der Kopfbewegung des kritisch Kranken unter Verwendung eines Butterworth-Filters. P_{Kopf} ist das ermittelte Zentrum der Köpfe von dem kritisch Kranken und der androiden Roboter-Patientin. S_{ARP} ist der Zeitpunkt des erkannten Reizes im Labor. $S_{Patient}$ ist der Zeitpunkt des erkannten Reizes in der Studie (siehe Abschnitt 6.1.1).

Technische Evaluation

In Abbildung 6.13 sind die gemessenen Ist- und die berechneten Soll-Gelenkwinkel für die vier verwendeten Gelenke des Roboterarms für die ursprüngliche, aber zwischen den berechneten Gelenkwinkeln linear interpolierte Trajektorie des ikBuV dargestellt. Zusätzlich sind die ISE (siehe Gleichung 5.36) und die Gelenkgrenzen für jedes Gelenk dargestellt. Es ist zu erkennen, dass während der Replikation des ikBuV zu keinem Zeitpunkt die Gelenkwinkelgrenzen erreicht werden. Darüber hinaus überlagern sich die gemessenen Ist- und die berechneten Soll-Gelenkwinkel weitgehend, was sich im Verhalten der ISE widerspiegelt. Dieser steigt zunächst für alle Gelenke des Roboterarms stärker an als im weiteren Verlauf der Replikation, was auf die vielen kleinen und sprunghaften Änderungen des Gelenkwinkels von Gelenk φ_E zurückzuführen sein könnte. Dennoch zeigt die Messung, dass der berechnete Soll- und der gemessene Ist-Winkel eine hohe Übereinstimmung aufweisen.

Die Abbildung 6.14 zeigt die Gelenkwinkel des Roboterarms für die Replikation der ikBuV des linken Armes der SP, beispielhaft für das Intervall von 10 bis 20 s für die Gelenke φ_{S3} und φ_E (eines der Schultergelenke und das Ellenbogengelenk), die in dieser Studie verwendet werden, in einer Detailansicht. Der hellblaue Graph stellt die berechneten Gelenkwinkel für jedes Gelenk dar. Die gemessenen interpolierten Winkel (Ist-Werte unter Verwendung der interpolierten Gelenkwinkel) sind durch den roten Graphen dargestellt. Der blaue Graph zeigt die Ist-Werte, die mit der tiefpassgefilterten Trajektorie erreicht werden und der grüne Graph die Ist-Werte des simulierten PID.

Die aus den geschätzten Gelenkpositionen berechneten Winkel zeigen größere Veränderungen der Winkelposition in kurzen Zeitsequenzen, was besonders in der Grafik des Gelenks φ_E (Ellenbogengelenk) erkennbar ist. Diese schnellen Änderungen sind in der gefilterten und simulierten Trajektorie nicht mehr enthalten (siehe blauer und grüner Graph in Abbildung 6.14). Die tiefpassgefilterte Trajektorie weist deutlich weniger Sprünge auf als die interpolierte Trajektorie. Der Hauptunterschied zwischen der tiefpassgefilterten und der simulierten PID-Trajektorie in Abbildung 6.14 besteht darin, dass die tiefpassgefilterte Trajektorie langsamer auf große Änderungen in der Winkelposition der Ge-

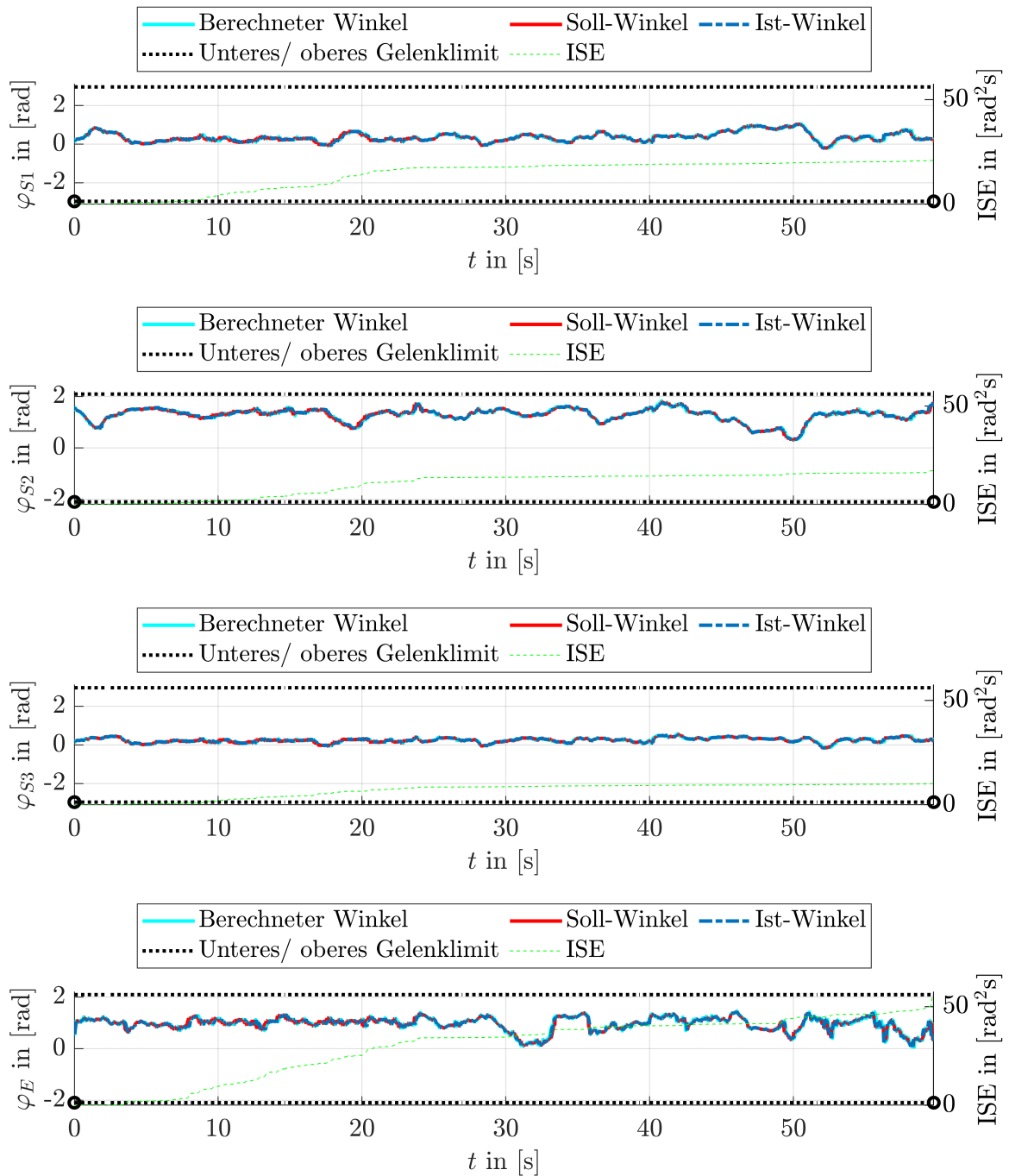


Abbildung 6.13: Die Soll- und Ist-Gelenkwinkel aus den linear interpolierten individuellen und bzw. oder krankheitsspezifischen Bewegungsmuster der Schauspielpatientin für die vier verwendeten Gelenke des KUKA LBR iiwa 7 R800 mit dem zugehörigen „Integral Square Error“ (ISE) für jedes der verwendeten Gelenke.

lenkwinkel reagiert (siehe Sekunde 17 bis 18 und 19 bis 20 von Gelenkwinkel φ_{S2}). Dennoch gibt es eine erwartete Ähnlichkeit zwischen der blauen und grünen Linie in beiden Trajektorien. Ein ähnliches Verhalten ist auch für Gelenk φ_E zu erkennen.

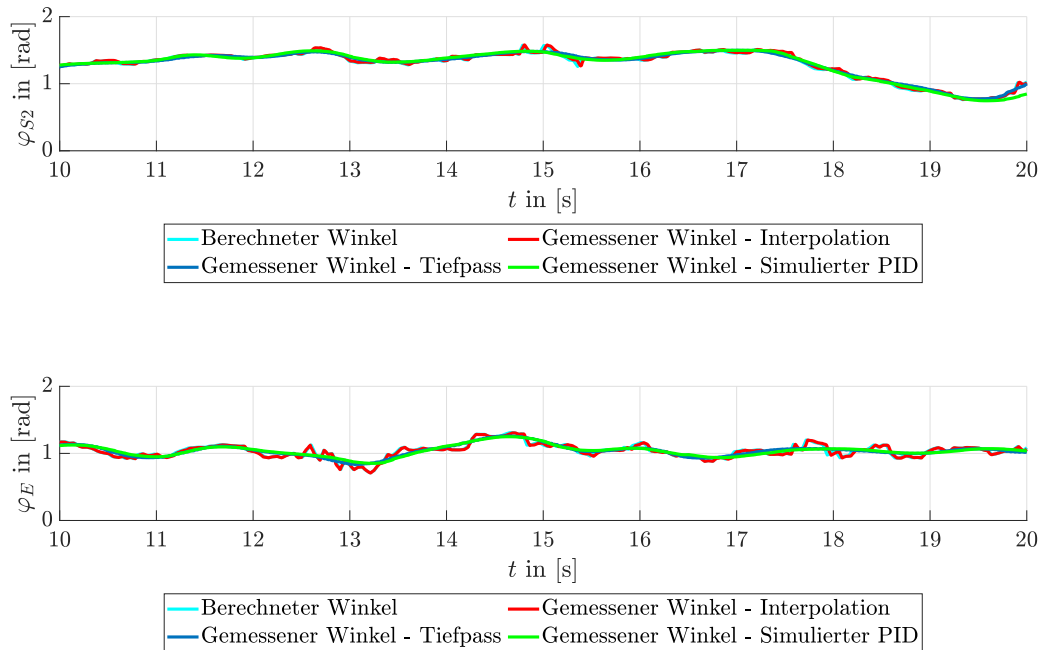


Abbildung 6.14: Die verschiedenen Trajektorien (interpoliert, tiefpass gefiltert und simulierter PID) am Beispiel der Gelenke φ_{S2} und φ_E des KUKA LBR iiwa 7 R800.

Charakterisierung der teilnehmenden Personen

An der Studie nahmen 20 TP teil. Zehn der TP haben einen medizinischen Hintergrund (Pflegekräfte, Physiotherapeut:innen, Ärzt:innen usw.). Zwölf TP sind Frauen, acht Männer. Beide Gruppen haben vergleichbare ATI-Werte (siehe Tabelle 6.2), aber die Gruppe ohne medizinischen Hintergrund hat einen etwas höheren Wert (4,28 vs. 4,22). Der t-Test zeigt, dass es keine signifikanten Unterschiede zwischen den beiden Gruppen von TP gibt. Insgesamt kann von zwei technikaffinen Gruppen ausgegangen werden.

Tabelle 6.2: Affinity for Technology Interaction-Scale bzgl. der teilnehmenden Personen seitens der Evaluation von individuellen und bzw. oder krankheitsspezifischen Bewegungs- und Verhaltensmustern.

Gruppe	ATI-Ergebnis	CA	SA	Min	Max	t-Wert	p-Wert
Mit mH	4,22	0,93	1,38	2,66	6,00	/	/
Ohne mH	4,28	0,98	1,41	1,44	5,67	/	/
Beide Gruppen	4,25	0,95	1,39	1,44	6,00	1,83	0,46

ATI - Affinity for Technology Interaction-Scale, CA - Cronbach's alpha, mH - medizinischen Hintergrund, SA - Standard Abweichung

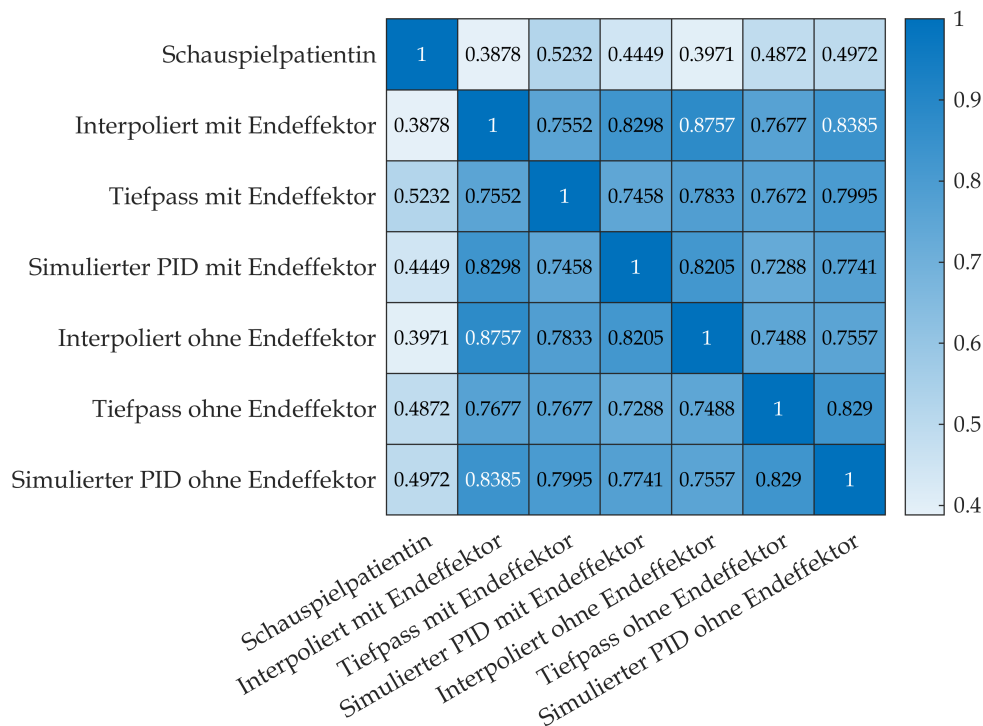
Subjektive Evaluation

Die TP bewerten die in den Videos dargestellten ikBuV der SP und Roboterarm mit Hilfe der standardisierten Fragebögen RoMo-A und RoMo-T. Die Abbildung 6.15a zeigt die Korrelationen zwischen

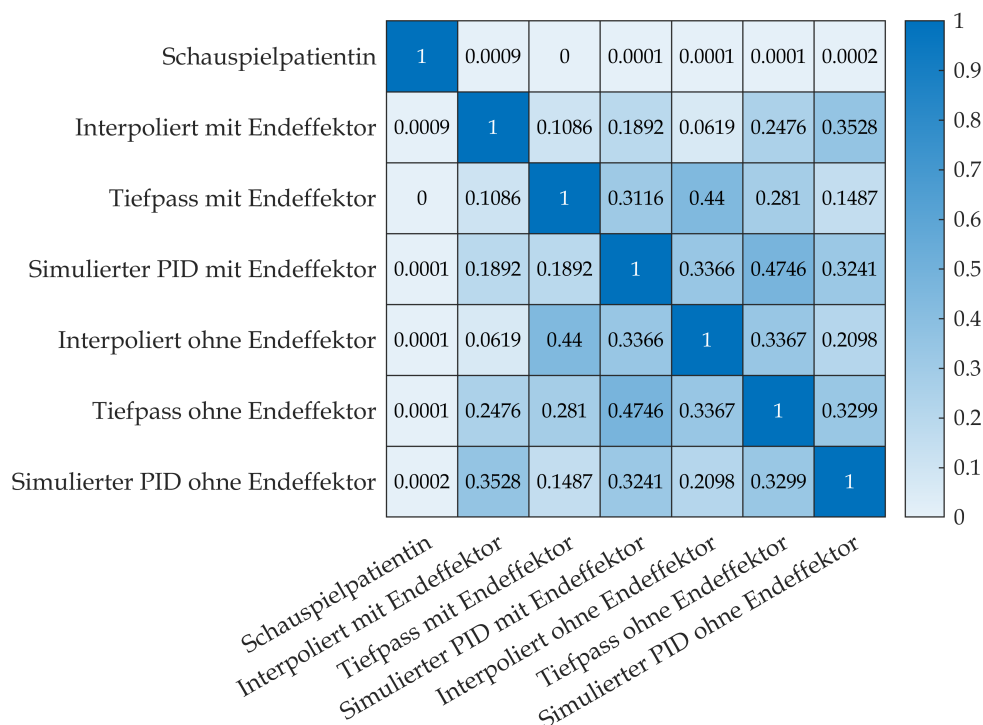
den Ergebnissen der RoMo-A und RoMo-T der sieben verschiedenen Videos. Es ist zu erkennen, dass zwischen der Darstellung der SP und den Replikationen mit dem Roboterarm eine moderate bis mittlere Korrelation ($0,3 < r < 0,5$) hinsichtlich der Ergebnisse der RoMo-A und RoMo-T besteht. Darüber hinaus zeigt die Abbildung 6.15a eine sehr starke Korrelation ($0,7 < r < 1,0$) zwischen den verschiedenen Methoden, die für die Replikationen mit dem Roboterarm verwendet wurden. Zwischen den Ergebnissen der Fragebögen RoMo-A und RoMo-T der einzelnen Videos gibt es signifikante Unterschiede ($p < 0,05$) im Vergleich zwischen der Darstellung der SP und den Replikationen mit dem Roboterarm (siehe Abbildung 6.15b). Außerdem zeigt die Abbildung 6.15b keine signifikanten Unterschiede zwischen den verschiedenen Replikationen mit dem verwendeten Roboterarm. Die Ergebnisse von RoMo-A sind in Abbildung 6.16a und die Ergebnisse von RoMo-T in Abbildung 6.16b dargestellt.

In der Abbildung 6.16a sind die Ergebnisse des RoMo-A in Bezug auf die wahrgenommenen menschlichen Eigenschaften der gezeigten Videos in den vier Kategorien (Aussehen, Bewegung, Kommunikation und Kontext) mit den jeweils sieben bewerteten Videos dargestellt. In der Kategorie „Aussehen“ schneidet das Video mit der Darstellung der SP mit 61 % Zustimmung bei einer Standardabweichung von 43 % am besten ab. An zweiter Stelle folgt das Video mit der Replikation der ikBuV der SP mit dem Roboterarm mit der durch einen Tiefpass gefilterten Trajektorie mit Endeffektor mit 56 % Zustimmung und einer Standardabweichung von 19 %. Im Gegensatz dazu wird die Wahrnehmung des Anthropomorphismus der gemessenen interpolierten Darstellung ohne Endeffektor durch den Roboterarm am ungeeignetsten wahrgenommen (46 %; Standardabweichung: 22 %). Bei der Fokussierung auf die Replikation der ikBuV durch den Roboterarm ist insbesondere auf die Kategorie „Bewegung“ zu betrachten. Hier zeigt sich eine vergleichbare Tendenz. Das Video mit der SP erreicht in der Wahrnehmung der Menschlichkeit der Bewegungen 60 % (Standardabweichung: 43 %) und die tiefpassgefilterte Trajektorie mit Endeffektor 59 % (Standardabweichung: 22 %). Im Gegensatz dazu wird die Replikation der ikBuV durch die interpolierten und simulierten PID Trajektorien als weniger menschlich wahrgenommen. Die interpolierten Bewegungen und die Bewegungen mit dem simulierten PID sind ohne den Endeffektor menschlicher als mit dem Endeffektor im Vergleich zu der mit einem Tiefpass gefilterten Trajektorie. Die Menschlichkeit der Kommunikation ist in allen gezeigten Videos sehr gering. Der menschliche Kontext schwankt mit einer Zustimmung zwischen 50 % bei der Verwendung des simulierten PIDs und 56 % bei der mit einem Tiefpass gefilterten Trajektorie.

In der Abbildung 6.16b sind die Ergebnisse des RoMo-T, d. h. wie technisch die gezeigten Videos wahrgenommen werden, in den vier Kategorien (Aussehen, Bewegung, Kommunikation und Kontext) mit den jeweils sieben bewerteten Videos dargestellt. Es ist zu erkennen, dass das Originalvideo ohne den Einsatz eines Roboterarm zur Replikation der Armbewegung der SP in allen vier Kategorien als weniger technisch wahrgenommen wird als die Videos mit dem Roboterarm. Insbesondere die interpolierten Bewegungen werden in der Kategorie Aussehen als technisch empfunden (Mittelwert: 43 % mit Endeffektor und 45 % ohne Endeffektor; Standardabweichungen: 16 % und 19 %). Außerdem ist eine Tendenz zu erkennen, dass die Bewegungen, die im RoMo-A als weniger menschlich empfunden werden, im RoMo-T als technischer empfunden werden. Insbesondere die interpolierten Bewegungen mit und ohne Hand werden in der Kategorie Bewegung als sehr technisch wahrgenommen (58 % mit Endeffektor und ohne Endeffektor 56 %; Standardabweichung: 17 % bzw. 22 %), was mit den bereits beschriebenen Tendenzen aus dem RoMo-A einhergeht. Es ist auch zu erkennen, dass die mit einem Tiefpassfilter gefilterten Trajektorie mit dem Endeffektor in der Kategorie Bewegung am wenigsten technisch wahrgenommen werden (46 %; Standardabweichung: 42 %), was ebenfalls mit



(a) Korrelation der Ergebnisse von Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus und Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus der einzelnen Videos.



(b) Signifikanz bzgl. der Unterschiede der Ergebnisse von Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus und Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus zwischen den einzelnen Videos.

Abbildung 6.15: Korrelationen und Signifikanz der Ergebnisse von Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus und Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus zwischen den einzelnen Videos.

den Ergebnissen des RoMo-A übereinstimmt. Beim Vergleich der Abbildungen 6.16a und 6.16b ist anzumerken, dass insbesondere die Kommunikation bei der Betrachtung der Videos im Durchschnitt eher technisch und der Kontext eher menschlich wahrgenommen wird, obwohl in den Videos kein Audiosignal vorhanden ist.

Die Abbildung 6.17 zeigt die Differenzen der Aussagen der TP nach beruflichem Hintergrund (medizinischer Hintergrund vorhanden bzw. nicht vorhanden) zu den Fragebögen RoMo-A (Abbildung 6.17a) und RoMo-T (Abbildung 6.17b). Dabei werden nur die Mittelwerte betrachtet und jeweils die Antworten der TP ohne medizinischen Hintergrund von den Antworten der TP mit medizinischem Hintergrund abgezogen. Eine positive Tendenz des betrachteten Wertes ist somit auf eine höhere Bewertung der TP mit medizinischem Hintergrund zurückzuführen.

Die TP mit medizinischem Hintergrund empfanden insbesondere das Aussehen der tiefpassgefilterten Trajektorie mit Endeffektor im Vergleich zu den TP ohne medizinischen Hintergrund als deutlich menschlicher als alle anderen replizierten Bewegungen (siehe Abbildung 6.17a). Lediglich das Aussehen des Originalvideos der SP wird im Vergleich als noch menschlicher empfunden. Die Bewegungen werden von den TP mit medizinischem Hintergrund nicht so menschlich empfunden wie von den TP ohne medizinischen Hintergrund, mit Ausnahme der Bewegungen der SP. Auch die Kommunikation insgesamt wird von den TP ohne medizinischen Hintergrund als menschlicher empfunden.

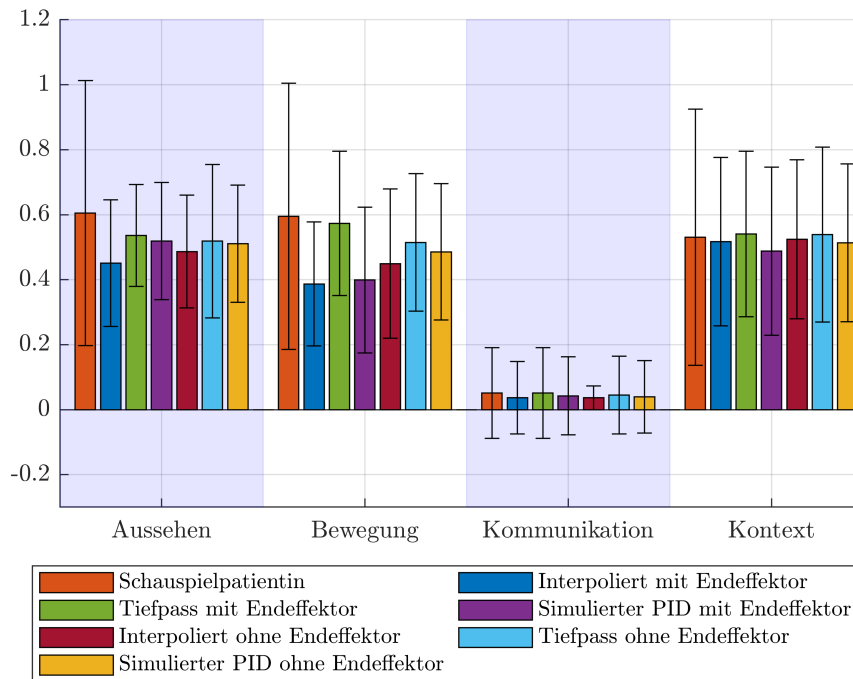
Das Aussehen des Videos nur mit der SP wird von den TP mit medizinischem Hintergrund als technischer bewertet als von den TP ohne medizinischen Hintergrund. Hinsichtlich der Bewegungswahrnehmung werden alle Bewegungen mit Ausnahme der mit einem Tiefpass gefilterten Trajektorie ohne Endeffektor von den TP mit medizinischem Hintergrund als technischer wahrgenommen. Hier stechen sowohl die Bewegungen der SP als auch die mit einem Tiefpass gefilterten Trajektorie mit Endeffektor hervor. Die Kommunikation wird von den TP mit medizinischem Hintergrund mit Ausnahme der Bewegungen der SP als deutlich technischer bewertet.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass die Replikation der ikBuV der SP mit dem Roboterarm mit der durch einen Tiefpass gefilterten Trajektorie und dem Endeffektor tendenziell die menschlichste Wahrnehmung erreicht. Darüber hinaus gibt es Unterschiede in der Wahrnehmung der TP in Abhängigkeit von ihrem beruflichen Hintergrund. Hier ist zu erkennen, dass insbesondere die Bewegungen von den TP mit medizinischem Hintergrund eher technisch wahrgenommen werden. Des Weiteren zeigt sich, dass auch die Kommunikation von den TP mit medizinischem Hintergrund tendenziell deutlich technischer wahrgenommen wird.

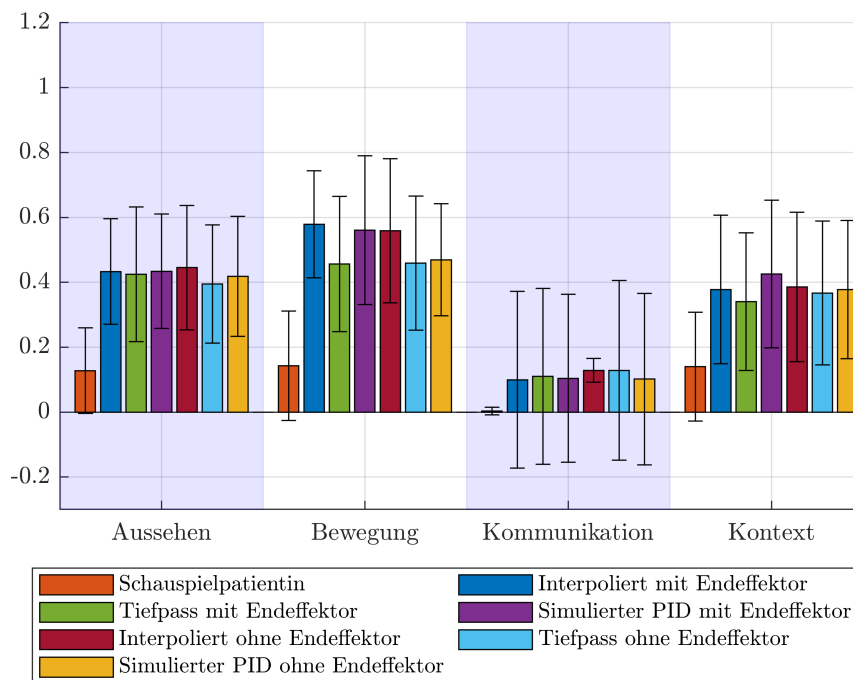
6.2.3 Hörverlust

In diesem Abschnitt wird die Leistungsfähigkeit der in Tabelle 5.7 genannten ASR-Modelle in Verbindung mit einem Hörverlustsimulator und Audiogrammen von Hörenden evaluiert.³ Dabei wird zunächst die Leistungsfähigkeit bei reinen binauralen Signalen untersucht. Anschließend wird untersucht, wie und ob sich die Leistungsfähigkeit der ASR-Modelle bei Verwendung von verarbeiteten, verrauschten und halligen Signalen verändert. Schließlich wird die Beziehung zwischen dem WER und WIP der ASR-Modelle und den Antworten Hörender berechnet und evaluiert. Hierfür wird auf die bereits in Abschnitt 5.3.3 beschriebenen Experimente zurückgegriffen.

³Bereits veröffentlicht in [227]

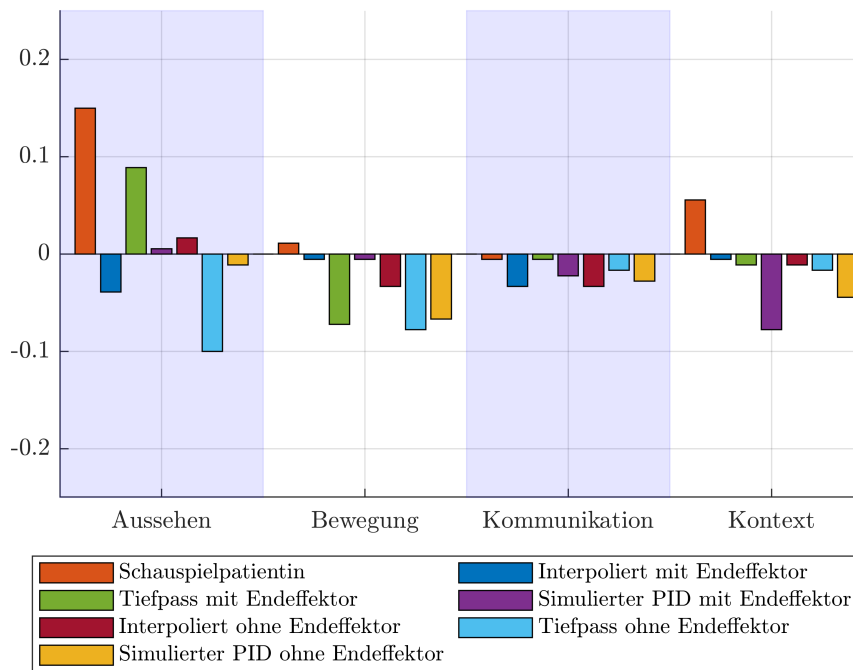


(a) Ergebnisse der Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus geordnet nach den Kategorien mit der Standardabweichung.

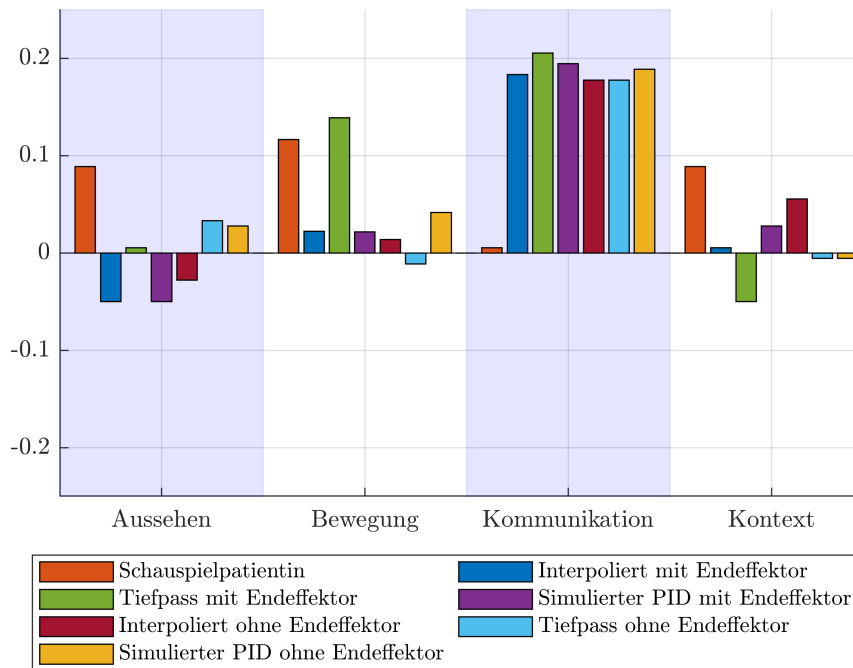


(b) Ergebnisse der Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus geordnet nach den Kategorien mit der Standardabweichung.

Abbildung 6.16: Ergebnisse der standardisierten Fragebögen Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus und Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus.



(a) Differenzdiagramm bzgl. der Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus geordnet nach Kategorien.



(b) Differenzdiagramm bzgl. der Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus geordnet nach Kategorien.

Abbildung 6.17: Differenzdiagramme der standardisierten Fragebögen Robotermorphologie hinsichtlich Anthropomorphismus und Robotermorphologie hinsichtlich Technomorphismus. Es werden nur die Mittelwerte betrachtet und jeweils die Antworten der TP ohne medizinischen Hintergrund von den Antworten der TP mit medizinischem Hintergrund abgezogen. Eine positive Tendenz des betrachteten Wertes ist somit auf eine höhere Bewertung der TP mit medizinischem Hintergrund zurückzuführen.

Reine binaurale Signale

Der WER und der WIP sind in Abbildung 6.18 für vier Modelle mit reinen binauralen Signalen mit und ohne Hörverlust dargestellt. Das größte Modell D schneidet durchweg am besten ab, unabhängig davon, ob die Hörverlustsimulation verwendet wird (mit einem WER von 28,1 % und WIP von 55,6 %) oder nicht (mit einem WER von 17,5 % und WIP von 70,3 %). Die Leistung aller untersuchten ASR-Modelle verschlechtert sich bei Anwendung der Hörverlustsimulation, wobei die größte Abweichung bei Modell A, dem kleinsten Modell, zu beobachten ist. Hier verschlechtert sich der WER von 19,3 % auf 40,8 % und der WIP von 67,6 % auf 42,5 %, wenn die Hörverlustsimulation angewendet wird. Es wird auch gezeigt, dass die Leistung des Modells B mit dem verwendeten Open-Source-Datensatz ohne Hörverlustsimulation etwas schlechter ist als die des kleineren Modells A (B: WER von 21,8 % und WIP von 66,3 % gegenüber A: WER von 19,3 % und WIP von 67,6 %). Wird jedoch die Hörverlustsimulation verwendet, verbessert sich die Leistung von Modell B gegenüber Modell A wieder (B: WER von 38,0 % gegenüber A: WER von 40,8 %). Dies zeigt, dass die Hörverlustsimulation auch bei sauberen binauralen Signalen einen Einfluss auf die Leistung der ASR-Modelle hat und dass die Leistung der ASR-Modelle nicht ausschließlich durch die Modellgröße abhängig ist.

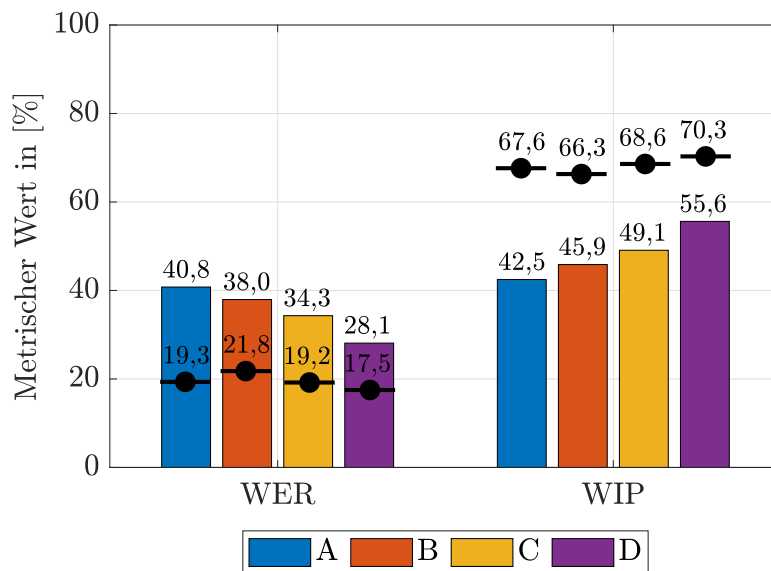


Abbildung 6.18: „Word Error Rate“ (WER) und „Word Information Preserved“ (WIP) mit und ohne Anwendung einer Hörverlustsimulation auf die reinen binauralen Signale eines Open-Source-Datensatzes unter Verwendung der vier betrachteten Modelle (A - D). Die schwarzen Punkte zeigen die Werte, die sich ohne Anwendung der Hörverlustsimulation, d. h. ohne Hörverlust, ergeben. Die Balken zeigen die Werte, die sich mit Anwendung der Hörverlustsimulation, d. h. mit Hörverlust, unter Berücksichtigung aller betrachteten Hörverlustkategorien ergeben.

Der Einfluss der Hörverlustsimulation der vier betrachteten Hörverlustkategorien auf die Leistung der ASR-Modelle ist in Abbildung 6.19 dargestellt. Bei allen untersuchten ASR-Modellen nimmt die Leistung mit steigender Hörverlustkategorie ab, mit Ausnahme der Modelle A und B für „leichten bis mäßigen“ Hörverlust. Hier ist die Leistung von Modell A besser als die von Modell B. In diesem Fall werden eine WER von 23,1 % und eine WIP von 62,3 % für Modell A im Vergleich zu einer WER von 25,6 % und eine WIP von 61,5 % für Modell B erreicht. Auch bei den drei anderen Hörverlustkategorien übertrifft das Modell B das Modell A. Die Diskrepanz („leichten bis moderaten“ versus „ausgeprägten“ Hörverlust) ist weiterhin bei Modell A am größten. Hier verschlechtert sich die WER von 23,1 % und eine WIP von 62,3 % bei einem „leichten bis moderaten“ Hörverlust auf eine WER von 53,1 % und

eine WIP von 28,2 % bei einem „ausgeprägten“ Hörverlust. Die geringste Diskrepanz (mit gegenüber ohne Hörverlustsimulation) in der Leistung findet sich bei Modell D mit einer WER von 19,3 % und einer WIP von 67,4 % für „leichten bis moderaten“ Hörverlust gegenüber einer WER von 32,4 % und einer WIP von 49,4 % für „ausgeprägten“ Hörverlust. Es ist anzumerken, dass die Gesamtleistung der ASR-Modelle schlecht ist, was darauf hindeutet, dass der evaluierte Open-Source-Datensatz eine Herausforderung für die verwendeten ASR-Modelle darstellen könnte. Selbst das leistungsstärkste Modell (Modell D) erreicht nur eine WER von 19,3 % für „leichten bis moderaten“ Hörverlust.

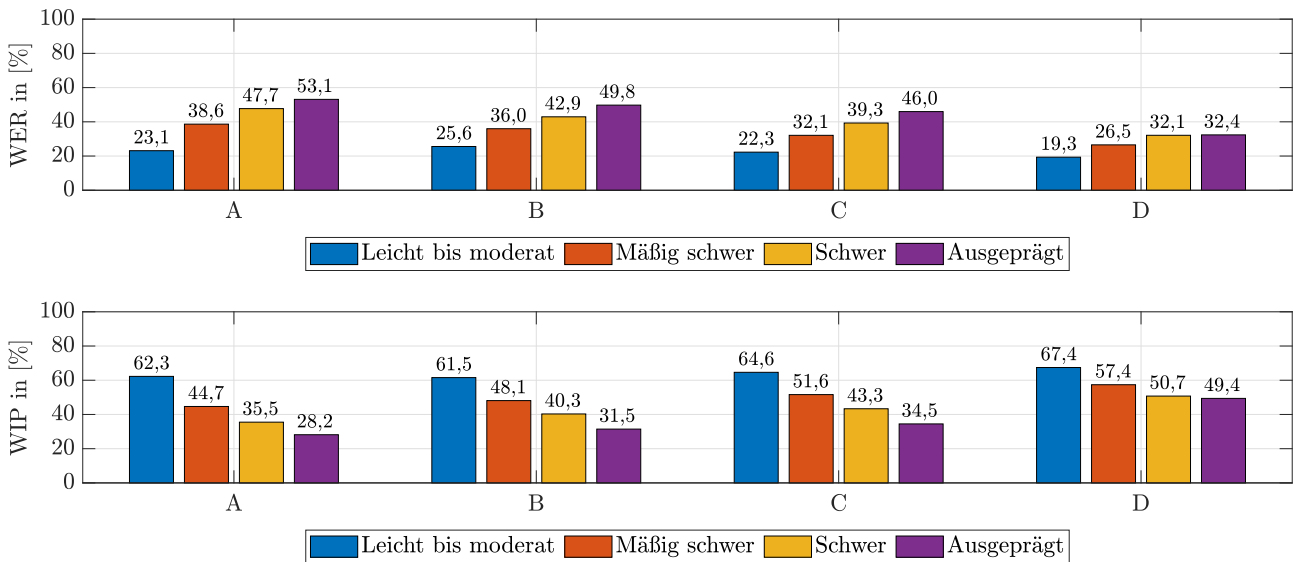


Abbildung 6.19: „Word Error Rate“ (WER) (oben) und „Word Information Preserved“ (WIP) (unten) pro Hörverlustkategorie nach Anwendung der Hörverlustsimulation auf die reinen binauralen Signale unter Verwendung der vier betrachteten Modelle (A - D).

Verarbeitete, verrauschte und hallige Signale

In Abbildung 6.20 sind die mit den vier betrachteten Modellen und der Verwendung von verarbeiteten verrauschten und halligen Signalen erzielten WER und WIP dargestellt.

Die Leistung aller betrachteten Modelle bei der Verwendung von verarbeiteten, verrauschten und halligen Signalen nimmt im Vergleich zu reinen binauralen Signalen deutlich ab (vergleiche Abbildungen 6.18 und 6.20). Modell D (das größte der betrachteten Modelle) schneidet mit einer WER von 57,7 % und eine WIP von 26,8 % am besten ab, während Modell A eine WER von 71,4 % und eine WIP von 17,4 % erreicht. Aufgrund der hohen WER aller Modelle ist dies eher als eine unbefriedigende Leistung aller Modelle zu interpretieren als eine tatsächliche Überlegenheit von Modell D. Die Hörenden sind mit einer WER von 36,1 % und einer WIP von 56,6 % deutlich besser in der Lage, die gesprochenen Wörter in den verarbeiteten, verrauschten und halligen Signalen zu erkennen als jedes der betrachteten Modelle.

Die Auswirkung des Schweregrades des Hörverlusts auf die verarbeiteten, verrauschten und halligen Signale ist in Abbildung 6.21 dargestellt und zeigt die Verschlechterung der Leistung aller betrachteten Modelle mit zunehmendem Schweregrad des Hörverlusts. Bei der Betrachtung der Auswirkungen auf die Verständlichkeit der Hörenden ist anzumerken, dass der höchste WER und entsprechend der niedrigste WIP nicht in der Kategorie des ausgeprägten Hörverlusts auftritt. Außerdem ist hervorzuheben, dass die Leistung der ASR-Modelle mit zunehmender Hörverlustkategorie bei verarbeiteten,

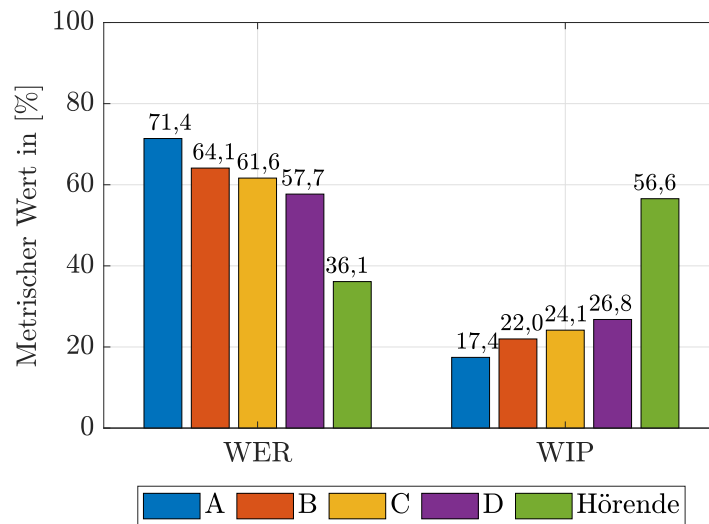


Abbildung 6.20: „Word Error Rate“ (WER) und „Word Information Preserved“ (WIP) nach Anwendung der Hörverlustsimulation auf die verarbeiteten halligen und verrauschten Signale unter Verwendung der vier betrachteten Modelle (A - D) und der Hörenden. Hörende sind teilnehmenden Personen mit Hörverlusten die zur Erzeugung der Open-Source Datensatzes der „Clarity Prediction Challenge“ beigetragen haben.

verrauschten und halligen Signalen abnimmt, außer im Fall des „ausgeprägten“ Hörverlusts, wo die Leistung der ASR-Modelle besser zu sein scheint als im Fall des „mäßig schweren“ Hörverlusts. Dies ist höchstwahrscheinlich eine Anomalie, die darauf zurückzuführen ist, dass es im verwendeten Open-Source-Datensatz nur 2 Hörende mit „ausgeprägtem“ Hörverlust gibt (siehe Tabelle 5.8), was auch für alle betrachteten ASR-Modelle gilt.

Wird die Leistung der Hörenden im Hinblick auf WER und WIP betrachtet, wie in Abbildung 6.20 und Abbildung 6.21 dargestellt, so zeigen sich ähnliche Trends, jedoch mit großen Unterschieden in den absoluten Leistungsindikatoren der betrachteten ASR-Modelle. Die Ergebnisse der Hörenden für „mäßig schwere“ und „schwere“ Hörverluste unterscheiden sich nur geringfügig (siehe Abbildung 6.21). Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass die Leistung der untersuchten ASR-Modelle die Leistung von Hörenden in den untersuchten Situationen hinsichtlich der absoluten Werte von WER oder WIP möglicherweise nicht genau widerspiegelt.

Verhältnis zwischen ASR-Leistung und Verständlichkeit

Die Korrelation zwischen den beiden Leistungsindikatoren WER bzw. WIP der ASR-Modelle und den aus den Antworten der Hörenden der CPC abgeleiteten Werten ist in Abbildung 6.22 bzw. Abbildung 6.23 dargestellt. Abbildung 6.22 und Abbildung 6.23 zeigen die Korrelation für WER und WIP aus den ASR-Modellen und den Hörenden der CPC zusammen mit den 20 Hörgeräte-Algorithmen, die zur Erzeugung des Open-Source-Datensatzes verwendet werden. Es zeigt sich, dass sowohl der WER als auch die WIP für alle vier Modelle eine hohe Korrelation mit den aus den Antworten der Hörenden der CPC berechneten Leistungsindikatoren aufweisen, wobei ρ zwischen 0,88 und 0,96 für WER und zwischen 0,85 und 0,94 für WIP liegt. Darüber hinaus wird deutlich, dass die Korrelation durch eine lineare Regression gut abgebildet werden kann, wie die hohen R^2 -Koeffizientenwerte von 0,78 bis 0,91 für WER und 0,73 bis 0,88 für WIP zeigen. Ein Algorithmus für die Hörgeräteverarbeitung liefert sowohl für die Hörenden als auch für die ASR-Modelle die besten Ergebnisse, die nicht der linearen Beziehung entsprechen. Es handelt sich dabei um den in [228] beschriebenen Algorithmus, der bei CEC2 der erfolgreichste Algorithmus war.

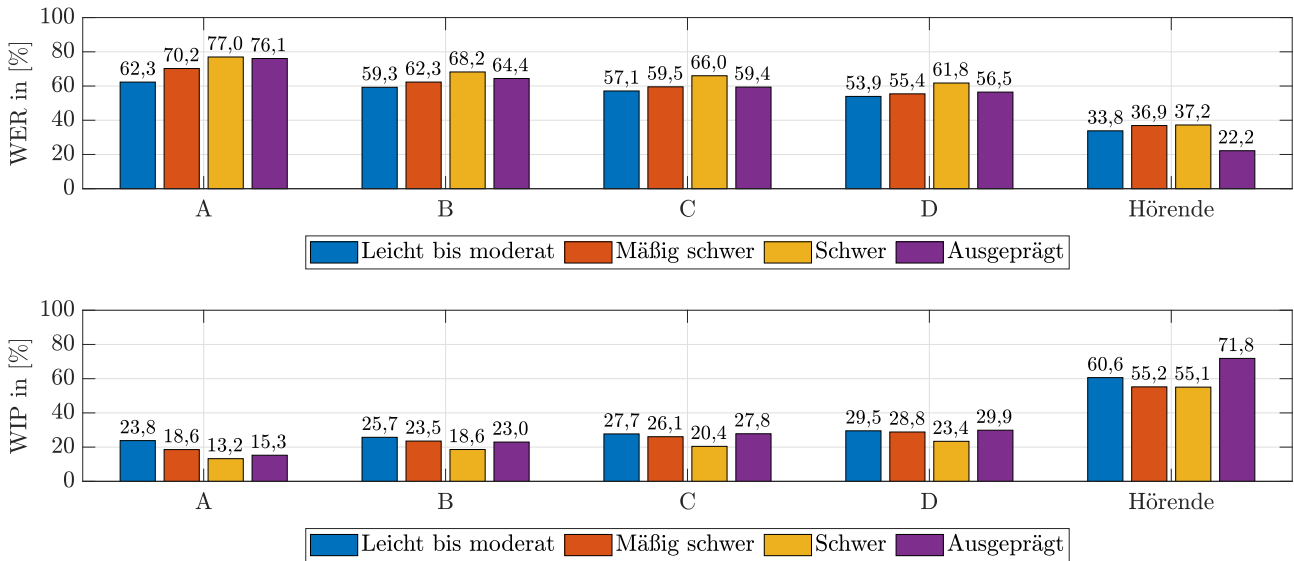


Abbildung 6.21: „Word Error Rate“ (WER) (oben) und „Word Information Preserved“ (WIP) (unten) pro Hörverlustkategorie nach Anwendung der Hörverlustsimulation auf die verarbeiteten halligen und verrauschten Signale unter Verwendung der vier betrachteten Modelle (A - D) und der Hörenden. Hörende sind teilnehmende Personen mit Hörverlusten die zur Erzeugung der Open-Source-Datensatzes der „Clarity Prediction Challenge“ beigetragen haben.

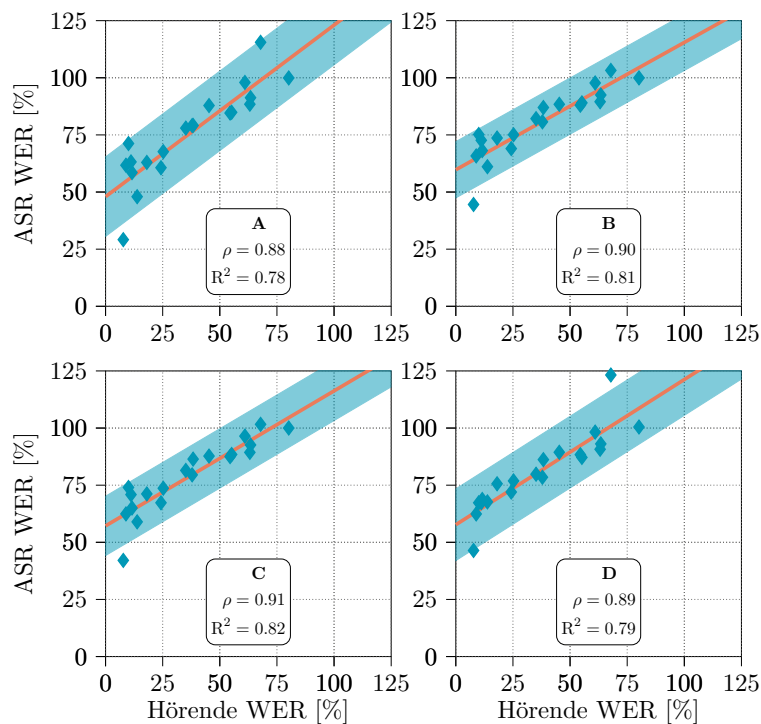


Abbildung 6.22: Beziehung zwischen dem von den „Automatic Speech Recognition“ (ASR)-Modellen vorhergesagten „Word Error Rate“ (WER) und der Antworten der Hörenden für jeden der 20 Hörgeräte-Algorithmen im Open-Source-Datensatz. Für jeden Algorithmus werden alle im Open-Source-Datensatz verfügbaren Audio-gramme verwendet. Die Linie stellt eine lineare Anpassung dar und der schattierte Bereich umfasst 3 Standardabweichungen über und unter dieser Linie. Hörende sind teilnehmende Personen mit Hörverlusten die zur Erzeugung der Open-Source-Datensatzes der „Clarity Prediction Challenge“ beigetragen haben.

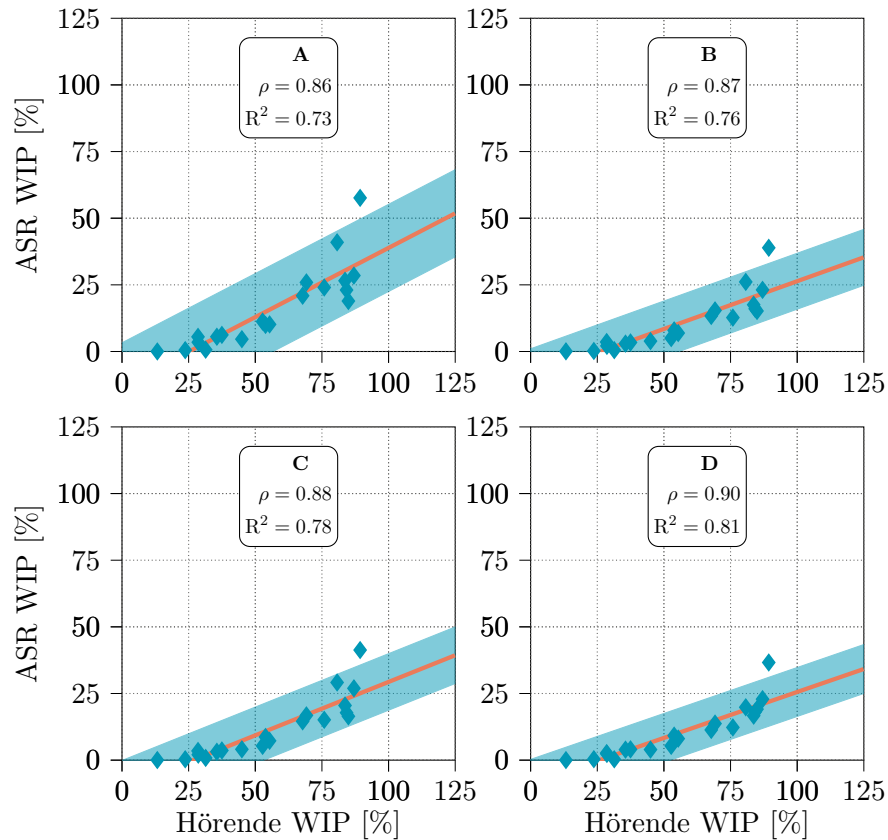


Abbildung 6.23: Beziehung zwischen dem von den Modellen vorhergesagten „Word Information Preserved“ (WIP) und der Hörerreaktion für jeden der 20 Hörgeräte-Algorithmen im Open-Source-Datensatz. Für jeden Algorithmus werden alle im Open-Source-Datensatz verfügbaren Audiogramme verwendet. Die Linie stellt eine lineare Anpassung dar und der schattierte Bereich umfasst 3 Standardabweichungen über und unter dieser Linie. Hörende sind teilnehmende Personen mit Hörverlusten die zur Erzeugung der Open-Source-Datensatzes der „Clarity Prediction Challenge“ beigetragen haben.

6.2.4 Evaluationserkenntnisse

In den zwei Studien zur Erfassung der ikBuV wurden unterschiedliche sensorisch gemessene ikBuV für die Replikation durch die ARP erfasst. Diese wurden in diesem Teil der Arbeit repliziert. Dabei konnte die ARP eine sensorisch erfasste Kopfbewegung während einer potentiellen komplexen Interaktion replizieren, die während einer Studie im außerklinischen intensivpflichtigen Kontext stattgefunden hat. Zusätzlich wurden gemessene Armbewegungen einer SP durch einen Roboterarm repliziert, wobei die Trajektorien des Roboterarms durch verschiedene Algorithmen verarbeitet wurden. Dabei stellte sich heraus, dass eine Filterung der Trajektorie mit einem Tiefpassfilter die menschlichste Wahrnehmung bei der Replikation der Armbewegung für die eingeschlossenen TP erreicht. Aufgrund der großen Standardabweichungen der Ergebnisse ist von Tendenzen die Rede und es konnten keine absoluten Aussagen auf Basis der Ergebnisse getroffen werden (siehe Abbildung 6.16).

Die Ergebnisse der Hörverlustsimulation zeigen, dass größere ASR-Modelle unter dem Einfluss eines Hörverlustsimulators nicht unbedingt bessere Ergebnisse liefern, obwohl größere ASR-Modelle als genauer gelten (siehe Tabelle 5.7). Im Vergleich zu Hörenden waren die untersuchten ASR-Modelle unter dem Einfluss einer Hörverlustsimulation unterlegen. Dennoch sollte der Einsatz von ASR-Modellen zur Automatisierung von ARP, insbesondere zur Replikation von „leichten bis moderaten“ Hörverlusten unter Verwendung kleinerer ASR-Modelle und aller betrachteten Hörverlustkategorien unter Verwendung des größten ASR-Modells angestrebt werden, da die ASR-Modelle, wie gezeigt, mit reinen binauralen Signalen vergleichbar gut zurechtkommen wie Hörende mit verarbeiteten halligen und verrauschten Signalen. Eine Nutzung von Audiogrammen mit den verwendeten ASR-Modellen war jedoch auf Seiten der ASR-Modelle zu fehlerbehaftet.

6.3 Nutzung der androiden Roboter-Patientin

Wie in Abschnitt 5.4 beschrieben, wurde die in dieser Arbeit für das Training sicherer Interaktionen entwickelte ARP zur Replikation von hyper- und hypoaktiven Delirium im Rahmen der beschriebenen Pilotstudie in Zusammenarbeit mit einer leitenden Fachperson zum Training des medizinischen Assessments CAM-ICU eingesetzt und im Folgenden anhand der beschriebenen Fragebögen evaluiert.⁴

6.3.1 Studiendesign

Um die Nutzung der ARP mit einer SP zu vergleichen, wurde eine Pilotstudie durchgeführt. Die Pilotstudie begann mit einem interaktiven Kurzvortrag mit Kurzfilmen (~ 20 Minuten) von einer leitenden Fachperson, um theoretisches Wissen und die Anwendung der CAM-ICU zu vermitteln. Für das anschließende Training (2 - 3 Minuten/ Person) wurden die TP in zwei Gruppen aufgeteilt. Eine Gruppe führte das CAM-ICU-Training mit der ARP (Gruppe androide Roboter-Patientin (G-ARP)) und die andere Gruppe mit einer professionellen SP (Gruppe Schauspielpatient:in (G-SP)) durch, wobei jede TP die CAM-ICU durchführte und eine individuelle Diagnose (Delirium/ kein Delirium) stellte. Als experimentelle Trainingsumgebung diente wiederum das bereits beschriebene Pflegelabor. Eine schematische Draufsicht des Pflegelabors während der Studie zeigt die Abbildung 6.24. Die leitende Fachperson stand am Kopfende des Bettes. Eine TP, die die CAM-ICU erlernte, stand am Bett des kritisch Kranken und führte die CAM-ICU mit der ARP oder der SP (je nach Gruppenzugehörigkeit)

⁴Bereits veröffentlicht in [229]

im Patientenbett durch. Die anderen TP beobachteten das Training. Während des Trainings wurde die ARP von einem Operator (Entwickler der ARP) gesteuert, der sich in einem Raum außerhalb der Trainingsumgebung und damit außerhalb der Sicht und Aufmerksamkeit der TP befand. Über einen Lautsprecher, der unter dem Bett der ARP angebracht war, wurden zusätzlich zur ambulanten Szene des Pflegelabors typische Geräusche von Intensivstationen wie Herz- und Beatmungsgeräusche wiedergegeben, um eine Atmosphäre wie auf einer Intensivstation zu erzeugen. In der Trainingsumgebung wurden die TP von einer leitenden Fachperson durch das Training geführt.

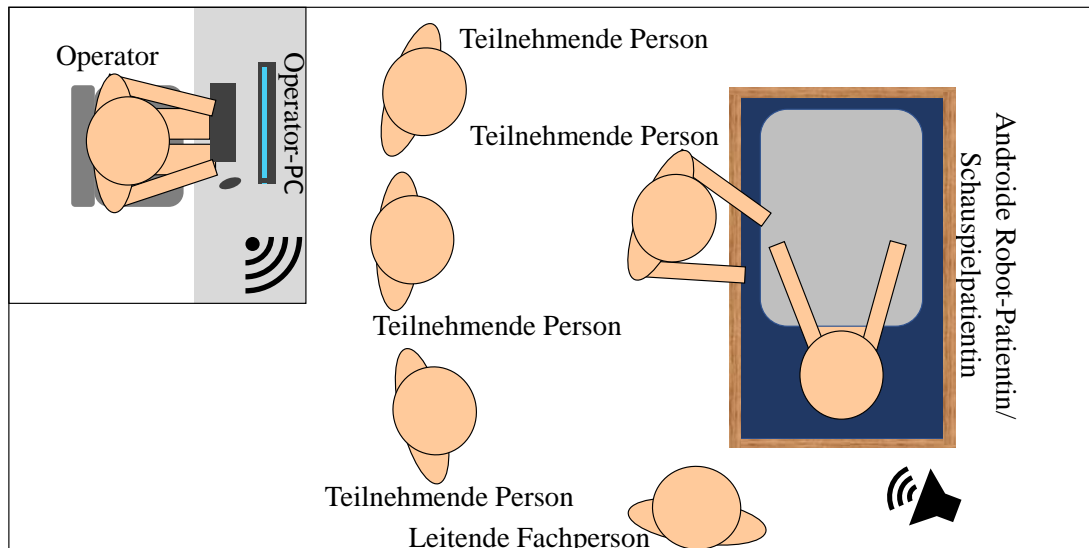


Abbildung 6.24: Schematische Darstellung der Trainingsumgebung (Pflegelabor) mit Position der androiden Roboter-Patientin bzw. der Schauspielpatientin, die teilnehmenden Personen und der leitenden Fachperson im Pflegelabor während des Trainings eines Delirium-Assessments. Zusätzlich ist der Operator außerhalb der Trainingsumgebung dargestellt.

Während des Trainings wurden die TP von der leitenden Fachperson beobachtet und anhand eines Bewertungsrasters (siehe Tabelle 6.3) für ein strukturiertes Feedback der leitenden Fachperson an die TP bewertet. Das Bewertungsraster sammelte Informationen über die TP, z. B. wie der Erstkontakt mit der SP oder ARP gestaltet war, ob die Maßnahme des Assessments in verständlichen Worten erklärt wurde und wie sicher die TP bei der Durchführung der CAM-ICU war.

Nach dem Training füllte jede TP einen Fragebogen aus und bewertete das Training mit 1 (stimmt gar nicht) bis 6 (stimmt völlig) Punkten. Der Fragebogen (siehe Tabelle 6.4) war in verschiedene Teile gegliedert. Die Fragen des Fragebogens lehnten sich an die Fragen ähnlicher Arbeiten an [124, 125, 126]. Zusätzlich wurde mit den Fragen 1 bis 4 die Selbsteinschätzung des Basiswissens über Delirium und den üblichen Umgang mit kritisch Kranken erfasst. Die G-ARP wurde zusätzlich zur Anwendung der ARP und zur Replikation von ikBuV von kritisch Kranken mit und ohne Delirium befragt (Fragen 5 - 9). Zusätzlich wurde beiden Gruppen ein Fragebogen zur interaktionsbezogenen Technikaffinität (ATI-Skala) vorgelegt (siehe [225]). Diese Skala macht die beiden Gruppen vergleichbar und ordnet die Gruppen allgemein nach ihrer Technikaffinität zueinander und zur Gesamtbevölkerung ein.

Während der Pilotstudie lag die ARP in einem ambulanten Pflegebett im Pflegelabor, wie in Abbildung 6.25 und Abbildung 6.26 dargestellt. Das Verhalten der ARP während des Trainings wurde vorher besprochen und dokumentiert, so dass die leitende Fachperson, der Operator und die SP wissen,

Tabelle 6.3: Bewertungsraster der leitenden Fachperson während des Trainings des klinisches Assessments.

F. Nr.	Evaluationskriterium
Frage 1	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin nimmt Blickkontakt zur Schauspielerin/ zum Simulationsphantom auf.
Frage 2	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin spricht die Schauspielerin/ das Simulationsphantom an und stellt sich vor.
Frage 3	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin erläutert der Schauspielerin/ dem Simulationsphantom die geplante Maßnahme in verständlichen Worten.
Frage 4	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin ergreift initial die Hand der Schauspielerin/ des Simulationsphantoms.
Frage 5	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin leitet die CAM-ICU ein und beginnt langsam mit dem Vorlesen der Buchstaben.
Frage 6	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin spricht in einem angemessenen Sprechtempo und mit einer klaren und deutlichen Aussprache.
Frage 7	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin hält während der Durchführung der CAM-ICU durchgängig die Hand der Schauspielerin/des Simulationsphantoms.
Frage 8	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin erläutert der Schauspielerin/ dem Simulationsphantom mit gut verständlichen Worten die nächste Übung der CAM-ICU.
Frage 9	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin trägt in einem angemessenen Sprechtempo die vorgegebenen Fragen und mit einer klaren und deutlichen Aussprache vor.
Frage 10	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin wartet die Antwort der Schauspielerin/ des Simulationsphantoms ab, bevor er/ sie zur nächsten Frage übergeht.
Frage 11	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin wendet das Assessment CAM-ICU in der Simulation regelhaft und sicher anwenden!
Frage 12.	Der Teilnehmer/ die Teilnehmerin zeigt in der Simulation einen sicheren Umgang mit dem Assessment CAM-ICU.

Tabelle 6.4: Fragebogen für die Teilnehmer nach der praktischen Übung.

F. Nr.	Fragen
Frage 1	Vor der Schulung hatte ich gute Kenntnisse zum Thema Delir.
Frage 2	Ein zweistufiges Lernformat ermöglicht die Aneignung neuer Kompetenzen zum Thema Delir!
Frage 3	Ein zweistufiges Lernformat (Theorie und Simulation) ist für das Erlernen der Anwendung eines Assessments geeignet!
Frage 4	In einer Simulation kann ich das Assessment Robo-CAM ICU sicher anwenden!
Frage 5	Eine Übung an einer Simulationsphantom (lebensechte Puppe) gibt mir Sicherheit für die Anwendung des Assessments in einer Versorgungssituation.
Frage 6	Können Sie sich einen Roboter für die Lehre zur Feststellung eines Delirs vorstellen?
Frage 7	Wirkt der Roboter mit seinen Bewegungen und Reaktionen wie ein Patient im Delir?
Frage 8	Hatten Sie während des Tests Schwierigkeiten?
Frage 9	Können Sie sich vorstellen erneut mit dem System zu trainieren?
Frage 10	Welches Verhalten sollte der Roboter imitieren, um ein realistisches Abbild eines echten Patienten abzugeben?
Frage 11	Können Sie uns Ihre Meinung zum Roboterpatienten und oder dem Experiment mitteilen?

wie die Diagnose der TP in jeder Durchführung lauten sollte und das Verhalten der ARP replizierbar war (siehe Tabelle 5.9). Während der Pilotstudie hatten die ARP und SP einen zentralen Venenkatheter und einen Tubus, der an einen Beatmungsschlauch angeschlossen war, sowie einen Gipsverband am rechten Unterarm, um eine möglichst realitätsnahe Replikation von kritisch Kranken mit Delirium zu erreichen.



Abbildung 6.25: Androide Roboter-Patientin im Patientenbett während eines Trainings zum Erlernen eines Assessment zur Diagnose von Delirium im Pflegelabor der Carl von Ossietzky Universität.

6.3.2 Charakterisierung der teilnehmenden Personen

Insgesamt nahmen neun TP (acht Frauen, ein Mann) an der Pilotstudie teil. Drei der TP hatten einen medizinischen Hintergrund. Keine der TP hatte Vorkenntnisse oder Erfahrungen mit Intensivpatient:innen. Eine TP absolvierte beide Trainings, so dass ein direkter Vergleich der beiden Konzepte möglich war. Beide Gruppen hatten vergleichbare ATI-Werte (siehe Tabelle 6.5), wobei die G-ARP als etwas technikaffiner einzustufen war (4,11 vs. 3,83). Die einzige TP, die an beiden Trainings teilnahm, hatte einen ATI-Wert von 4,00 bei der Befragung nach dem ersten Training mit der ARP und einen ATI-Wert von 3,89 nach dem Training mit der SP. Der t-Test zeigte, dass der mittlere ATI-Wert in dieser Studie signifikant vom mittleren Skalenwert der ATI-Skala von 3,50 abweicht (G-ARP = 4,32 und G-SP = 5,37, $n = 4$ und $p = 0,05$). Insgesamt konnte von zwei Gruppen ausgegangen werden, die eine relativ hohe Bereitschaft zur Interaktion mit Technik aufwiesen.

6.3.3 Subjektive Evaluation

Zwei Beispielszenen aus den beiden Trainings mit SP und ARP sind in Abbildung 6.26 dargestellt. Abbildung 6.26a zeigt ein Training mit der ARP. Eine TP interagiert mit der ARP während eines

Tabelle 6.5: „Affinity for Technology Interaction“-Score

Gruppe	ATI-Score	CA	SA	Min.	Max.	t-Test	p-Wert
Androide Roboter-Patientin	4,11	0,95	0,28	3,78	4,56	4,32	0,05
Schauspielpatientin	3,83	0,98	0,12	3,67	4,00	5,37	0,05

CA - Cronbach's alpha, SA - Standardabweichung

Trainings zum Erlernen der CAM-ICU und wird dabei von den anderen TP der G-ARP und der leitenden Fachperson (ganz links) bei der Durchführung der CAM-ICU beobachtet. Die Abbildung 6.26b zeigt eine Szene aus einem Training mit einer SP der G-SP. Hier interagiert eine TP mit einer SP während des Trainings zum Erlernen der CAM-ICU und wird dabei von den anderen TP der G-SP und der leitenden Fachperson (ganz links) bei der Durchführung der CAM-ICU beobachtet.



(a) Szene während des Trainings der Pilotstudie zum Erlernen eines Assessments zur Diagnose von Delirium mit einer androiden Roboter-Patientin.



(b) Szene während des Trainings der Pilotstudie zum Erlernen eines Assessments zur Diagnose von Delirium mit einer Schauspielpatientin.

Abbildung 6.26: Beispielszenen der Pilotstudie während des Trainings zum Erlernen eines Assessments zur Diagnose von Delirium.

Beide Gruppen geben an, wenig Vorwissen über Delirium zu haben (G-ARP: $1,50 \pm 0,50$ (Mittelwert \pm Standardabweichung) und G-SP: $2,25 \pm 1,64$, siehe Tabelle 6.6). Darüber hinaus finden die TP, dass sie durch das zweistufige Trainingsformat neues Wissen über Delirium erwerben können (G-ARP $6,00 \pm 0,00$ und G-SP $5,50 \pm 0,50$) und dass das Format geeignet ist, um die CAM-ICU zu erlernen (G-ARP $5,75 \pm 0,43$ und G-SP $5,50 \pm 0,50$). Des Weiteren wird die eigene Wahrnehmung der TP, die CAM-ICU wieder in einem Pflegesetting einzusetzen, sehr positiv bewertet (G-ARP $5,50 \pm 0,87$ und G-SP $5,25 \pm 0,43$).

Die ARP gibt den TP Sicherheit beim Erlernen der Anwendung der CAM-ICU in einem Pflegesetting (G-ARP $5,50 \pm 0,50$, siehe Tabelle 6.6) und alle TP können sich vorstellen, dass die ARP für ein CAM-ICU-Training und die Deliriumdiagnostik geeignet ist (G-ARP $6,00 \pm 0,00$). Die TP haben nach dem Training der Pilotstudie den Eindruck, dass sich die ARP im Vergleich zu den Kurzfilmen des interaktiven Kurzvortrages wie kritisch Kranke im Delirium verhält (G-ARP $5,50 \pm 0,50$), haben keine Schwierigkeiten beim Erlernen der CAM-ICU (G-ARP $1,25 \pm 0,43$) und können sich vorstellen, wieder mit der ARP zu trainieren (G-ARP $6,00 \pm 0,00$).

Die beiden offenen Fragen wurden ebenfalls von drei bzw. fünf TP beantwortet (siehe Tabellen 6.7 und 6.8). Bei Frage 10 (siehe Tabelle 6.7) wünscht sich eine TP Kopf- und Körperbewegungen sowie Händedruck und Augenbewegungen. Eine andere TP beschreibt das vorhandene Verhalten und die

Tabelle 6.6: Die Ergebnisse des Fragebogens aus der Tabelle 6.4.

Frage Nr.	G-ARP		G-SP		Beide	
	Mittelwert	SA	Mittelwert	SA	G-ARP	G-SP
1.	1.50	0.50	2.25	1.64	4.00	4.00
2.	6.00	0.00	5.50	0.50	5.00	5.00
3.	5.75	0.43	5.5	0.50	6.00	5.00
4.	5.50	0.87	5.25	0.43	6.00	5.00
5.	5.50	0.50	/	/	5.00	/
6.	6.00	0.00	/	/	6.00	/
7.	5.50	0.50	/	/	5.00	/
8.	1.25	0.43	/	/	4.00	/
9.	6.00	0.00	/	/	6.00	/

G-ARP - Gruppe androide Roboter-Patientin, G-SP - Gruppe Schauspielpatientin, Beide - Teilnehmenden Personen, die an beiden Gruppen teilgenommen hat, SA - Standardabweichung

Bewegungen der ARP als „sehr realistisch“ und merkt lediglich an, dass das Kopfnicken und -schütteln etwas ausgeprägter sein könnte. Eine andere TP gibt an, dass die ARP die Erwartungen an die praktischen Übungen erfüllt.

Tabelle 6.7: Offene Antworten zur Frage 10 aus Tabelle 6.4.

Teilnehmende Person	Antwort
1.	<i>Das gegebene Verhalten des Roboters ist schon sehr realistisch. Eventuell könnten die Bewegungen „nicken“ [und] Kopfschütteln noch deutlicher sein.</i>
2.	<i>Die Simulationspuppe hat meine Anforderungen/ Erwartungen für diese Übung erfüllt.</i>
3.	<i>Kopf + Körperbewegungen, Handdrücken, Augenbewegungen</i>

In Bezug auf Frage 11 (siehe Tabelle 6.8) lobt eine TP die Struktur und den innovativen Aspekt mit dem Einsatz der ARP während des Trainings. Es wird auch darauf hingewiesen, dass dies ein gutes Training ist, um medizinisches Personal für die CAM-ICU zu sensibilisieren. Auch die bereits vorhandenen Fähigkeiten der ARP werden als sehr gut beschrieben, obwohl bei zwei TP die Augen der ARP aus dem Kopf gefallen sind, bevor sie am Training teilnehmen konnten. Dadurch sind die Augen für die TP nicht mehr sichtbar und das Training mit der ARP etwas ungewohnt. Trotzdem wird das Training mit der ARP als ein super Training zum Erlernen der CAM-ICU bezeichnet.

Die Leistung der TP während des Trainings zum Erlernen der CAM-ICU wird von einer leitenden Fachperson anhand des Bewertungsrasters (siehe Tabelle 6.3) mit einem Mittelwert von 5,96 Punkten über alle TP bewertet. Somit führten alle TP das Training sehr gut durch und fühlen sich in der Lage, die CAM-ICU während eines Trainings sicher anzuwenden (G-ARP $5,50 \pm 0,50$ und G-SP $5,25 \pm 0,43$).

Tabelle 6.8: Offene Antworten zur Frage 11 aus Tabelle 6.4.

Teilnehmende Person	Antwort
1.	<i>Insgesamt wirkte das Experiment gut durchdacht und gut strukturiert. Der Ansatz mit dem Roboter wirkt sehr innovativ.</i>
2.	<i>Hilfreich, um Pflegekräfte, Ärzte & Co. für die Anwendung zu sensibilisieren und den Test zu üben.</i>
3.	<i>Der Roboter hat schon sehr gute "Fähigkeiten"; es irritiert nur etwas, wenn die Augen fehlen.</i>
4.	<i>Gut, für den Anfang. Die Tatsache mit einem Roboter zuarbeiten ist etwas ungewohnt und das Aussehen (unvollständig) lenkt noch etwas ab. (Augen)</i>
5.	<i>Eine super Übung, um das CAM-ICU zu erlernen.</i>

6.3.4 Evaluationserkenntnisse

Die Nutzung der in dieser Arbeit neu entwickelten ARP mit ikBuV zum Erlernen eines klinischen Assessments wurde von den TP und der leitenden Fachperson sehr gut angenommen. Trotz sehr geringer Vorkenntnisse im Bereich Delirium konnten alle TP das Training für die leitende Fachperson sehr zufriedenstellend durchführen. Es gab keine Schwierigkeiten im Umgang mit der ARP und die TP stehen dem zukünftigen Einsatz der ARP zum Erlernen des klinischen Assessments sehr positiv gegenüber. Die ikBuV der ARP wurden als sehr realistisch beschrieben. Somit war der Einsatz der ARP trotz der Einschränkung der Mimik und Gestik für die medizinische Aus- und Weiterbildung geeignet. Dies bestätigte den bereits in der Literatur beschriebenen Wunsch nach ARP zum Trainieren sicherer Interaktionen mit kritisch Kranken bzw. medizinischer Assessments [169, 170, 171].

7. Zusammenfassung, Limitationen und Ausblick

Dieses Kapitel fasst diese Arbeit zusammen (Abschnitt 7.1), geht auf die Limitationen der Studien ein (Abschnitt 7.2) und gibt einen Ausblick auf mögliche zukünftige Arbeiten (Abschnitt 7.3).

7.1 Zusammenfassung

Um dem Einsatz einer ARP für ein zeitlich flexibles, standardisiertes und replizierbares Training von medizinischem Personal, aber auch von Angehörigen, individuell oder in größeren Gruppen in Bezug auf sichere Interaktionen mit kritisch Kranken oder zum Erlernen medizinischer Assessments zu ermöglichen, wurden ikBuV von kritisch Kranken erfasst, eine ARP entwickelt, und von der ARP replizierte ikBuV mit den Erfassten verglichen. Zusätzlich wurde die ARP in einer Pilotstudie zum Erlernen eines klinischen Assessments genutzt.

Für die Erfassung von ikBuV wurden zwei Studien mit insgesamt fünf kritisch Kranken und eine Studie mit einer SP durchgeführt. Für eine der Studien wurde ein MONI entwickelt, das Interaktionen von kritisch Kranken und ihrem Umfeld in einer außerklinischen Intensivpflegeeinrichtung automatisch erfassen und dokumentieren kann. Dabei konnten komplexe Interaktionen mit potentiellen Reiz-Reaktions-Schemata mit ikBuV sensorisch erfasst und in Trajektorien umgewandelt werden. Für die Replikation der Trajektorien wurde eine ARP entwickelt, die sowohl manuell definierte, in der Literatur beschriebene als auch sensorisch erfasste ikBuV replizieren kann. Dies wurde anhand einer Kopf- und krankheitsspezifischen Armbewegungen evaluiert. Des Weiteren wurde der Einfluss einer Hörverlustsimulation auf ASR-Modelle untersucht. Hierbei konnte festgestellt werden, dass nicht immer das größere Modell das bessere Modell ist. Des Weiteren zeigte sich, dass die Simulation von Hörverlust einen erheblichen negativen Einfluss auf Leistungsfähigkeit der verwendeten ASR-Modelle hat. Zusätzlich wurde eine Pilotstudie durchgeführt, die die neue ARP mit einer SP während eines Trainings eines klinischen Assessments verglich. Während dieser Pilotstudie wurde die ARP als „sehr innovativ“ beschrieben und hat für eine hohe Sicherheit in Bezug auf das erneute Anwenden des klinischen Assessments geführt.

Somit konnten zusammengefasst die folgenden Ziele erreicht werden:

1. Erfassung individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster
 - (a) Aus einer Pilotstudie konnte ein MONI abgeleitet und entwickelt werden. Das MONI konnte in einer außerklinischen Intensivpflegeeinrichtung während einer Studie an vier Tagen komplexe Interaktionen zwischen einem kritisch Kranken und seinem sozialen Umfeld sensorisch erfassen. Hierbei konnten potentielle Reiz-Reaktions-Schemata identifiziert werden.

Das vorgestellte neuartige MONI zur Erfassung von Interaktionen kombiniert Punktwolken-, Infrarot-Array- und Schallpegeldaten in einer hochsensiblen Umgebung. Während der Studie wurden 233 Minuten an Daten erfasst. Innerhalb dieses Datensatzes wurden insgesamt 38 Szenen manuell identifiziert, in denen sich der kritisch Kranke bewegte. Dabei konnten Bewegungen der Arme, der Finger, des Kopfes und des Mundes identifiziert werden. In zehn der 38 Szenen äußert sich der kritisch Kranke nonverbal unmittelbar nach einer Kommunikationsabsicht des Pflegepersonals.

- (b) Zusätzlich wurden vier Aufnahmen von ggf. nicht einwilligungsfähigen kritisch Kranken während eines klinischen Assessment durchgeführt. Hierfür wurde ein komplexer Einwilligungsprozess mit einem entsprechenden Studiendesign erarbeitet und vier Aufnahmen durchgeführt werden.
- (c) Des Weiteren konnten ikBuV einer SP, die ein hyperaktives Delirium darstellte, sensorisch erfasst werden. Diese ikBuV konnten mittels eines Body-Tracking-Modells und eines Algorithmus in Gelenkwinkel für jeden Frame umgerechnet werden.

2. Androide Roboter-Patientin

- (a) Es wurde eine ARP entwickelt, die sensorisch erfasste ikBuV und komplexe Reiz-Reaktions-Schemata replizieren kann.
- (b) Es wurden der Input- und Outputraum über die Sensoren und Aktuatoren sowie die menschlichen Eingabemuster, die robotischen Bewegungssequenzen sowie der Interaktions- und der Szenariomodus der ARP beschrieben. Zusätzlich wurden die möglichen menschlichen Gelenkwinkel, Gelenkgeschwindigkeiten als auch die Richtlinie für kollaborative Roboter berücksichtigt.

3. Replikation individueller und bzw. oder krankheitsspezifischer Bewegungs- und Verhaltensmuster

- (a) Mit der ARP konnte ein potentiell komplexes Reiz-Reaktion-Schema aus einer Studie mit einem kritisch Kranken repliziert werden. Dabei wurden sowohl die ikBuV einer TP (Schallpegel und Geste) als komplexer Reiz als auch die sensorisch gemessenen ikBuV (Kopfbewegung und Reaktionszeit) eines kritisch Kranken mit individueller Frequenz, Amplitude und Wiederholung berücksichtigt.
- (b) Bei der Replikation von Armbewegungen konnten gemessene Gelenkwinkel einer SP auf einen Roboterarm übertragen und repliziert werden. Für die Replikation wurden drei unterschiedliche Methoden verwendet (interpolierte und tiefpassgefilterte Trajektorie und eine Trajektorie eines simulierten PIDs), die mit einander verglichen wurden. Zusätzlich gab es eine subjektive Evaluation. Hier wurde in Videos die Darstellung einer SP mit der Replikation der Armbewegungen der SP durch einen Roboterarm (es wurden ebenfalls die drei Trajektorien verwendet) mit standardisierten Fragebögen verglichen. Dabei kam heraus, dass das Aussehen hinsichtlich Anthropomorphismus mit der Replikation mit einem Endeffektor und einer tiefpassgefilterten Trajektorie am nächsten zur Darstellung der SP bewertet wurde (SP 61 %; Roboterarm 56 %). Auch die Bewegungen hinsichtlich Anthropomorphismus mit der tiefpassgefilterten Trajektorie wiesen die geringste Abweichung im

Vergleich zur Bewertung der SP auf (SP 60 %; Roboterarm 59 %). Dieses Ergebnis lässt sich durch die Abfrage des Technomorphismus bezüglich der Kategorien Aussehen und Bewegungen bestätigen, wobei hier die Differenz erheblich größer war (Aussehen: SP 13 %; Roboterarm 43 % und Bewegung: SP 14 %; Roboterarm 46 %).

- (c) Details wie der Hörverlust eines Patienten sind entscheidend, um das korrekte Verhalten der ARP für eine realistische Trainings von medizinischem Personal zu erreichen. Daher wurden in dieser Arbeit die Auswirkungen von Hörverlust und Hörverbesserungsalgorithmen auf ASR-Systeme untersucht. Im ersten Experiment, bei dem binaurale Signale mit und ohne Hörverlustsimulation verwendet wurden, schnitt das größte Modell besser ab als alle anderen Modelle, während das kleinste Modell den zweiten Platz belegte. Hervorzuheben ist, dass alle Modelle bei Vorhandensein der Hörverlustsimulation eine geringe Leistung erbrachten. Wenn die Hörverlustsimulation auf verarbeitete, hallige und verrauschte Signale angewendet wurde, schnitten alle vier Modelle schlechter ab als Hörende. Das größte Modell schnitt auch in diesem Experiment am besten ab. Außerdem wurde eine starke Korrelation zwischen dem WER und WIP aller vier Modelle und den Antworten der Hörer festgestellt. Daraus lässt sich schließen, dass die Hörverlustsimulation einen erheblichen Einfluss auf ASR-Modelle hat. Außerdem scheint die Größe der Modelle in diesem Experiment keine wesentliche Rolle zu spielen, da die Leistung mit zunehmender Modellgröße nicht entsprechend anstieg.

4. Nutzung der androiden Roboter-Patientin

- (a) Die ARP konnte während einer Pilotstudie für die Aus- und Weiterbildung eines medizinischen Assessments eingesetzt werden.
- (b) Die Pilotstudie zeigt, dass eine ARP verwendet werden kann, um TP ohne vorherige Erfahrung ein sicheres Training in der Deliridiagnose zu ermöglichen. Die Nutzung der ARP war für die TP nicht schwierig und führte zu einem größeren Vertrauen in die Durchführung einer CAM-ICU im Vergleich zum Training mit einer SP. Die TP bewerteten das Konzept und die Anwendung der ARP als geeignet für das Erlernen und Trainieren der Deliridiagnose in der CAM-ICU. Des Weiteren wurde das Verhalten der ARP als sehr realistisch bewertet und entsprach aus Sicht der TP den Anforderungen/ Erwartungen an ein Training. Durch den Einsatz der ARP kann unabhängig von Patientenvolumen und SP gelehrt, trainiert und evaluiert werden. Da alle TP von einer leitenden Fachperson mit einem Mittelwert von 5,96 von 6,0 Punkten bewertet wurden, konnte sich die ARP als ein sehr effektives Instrument für Training, Lehre und Evaluation zeigen.

Der in der Literatur seit 20 Jahren wiederholte geforderte Schritt zur etablierten Nutzung von androiden Roboter-Patienten in der Aus- und Weiterbildung ist mit dieser Arbeit einen Schritt weiter vorangetrieben worden [169, 170, 171].

7.2 Limitationen

Bei der Interpretation der Ergebnisse dieser Arbeit sind Limitationen zu beachten. Dies ist in dieser Arbeit u. a. die sehr geringe Anzahl von TP an den Studien und führt dazu, dass die Ergebnisse

mit Vorsicht zu interpretieren sind, auch wenn teilweise signifikante Unterschiede festgestellt werden konnten. Zusätzlich war es in den Studien auch nur möglich wenige sensorisch erfasste ikBuV zu messen und in Trajektorien umzuwandeln. Darüber hinaus wurde für die Hörverlustsimulation ein Open-Source-Datensatz verwendet, der nur wenige Hörende mit ausgeprägtem Hörverlust berücksichtigt, was insbesondere bei der Interpretation der Ergebnisse für diese Kategorie zur Vorsicht anhalten sollte. Zusätzlich enthält dieser Open-Source-Datensatz keine Ergebnisse der Hörenden auf saubere nicht verrauschte Daten, was zukünftig von Vorteil wäre.

7.3 Ausblick

In zukünftigen Arbeiten sollten Datensätze mit verbalen klinischen Assessments erstellt werden, um ASR-Modelle hinsichtlich ihrer Eignung für die Nutzung in der Kombination mit ARP weitergehend zu untersuchen. Darüber hinaus sollte untersucht werden, warum die ASR-Modelle schlechter abschneiden, wenn sie mit einer Hörverlustsimulation kombiniert werden. Im Hinblick auf die Replikation von ikBuV sollten trotz der großen Herausforderung, TP zu finden, auch in Zukunft ikBuV von kritisch Kranken sensorisch erfasst werden, um die Forderungen aus der Kritik am Stand der Forschung zu ARP in der etablierten Nutzung für die medizinische Aus- und Weiterbildung voranzutreiben [169, 170, 171].

Insbesondere um Interaktionen zwischen kritisch Kranken und deren sozialen Umfeld zu erfassen sollten Systeme wie das MONI verwendet werden. Bei der Evaluation von unterschiedlichen kritisch Kranken sollte der Fokus u. a. auf Ähnlichkeiten zwischen den ikBuV gelegt werden, um so entsprechende Modelle für Replikationen ableiten zu können. Zusätzlich sollte an einer automatisierten Übertragung von ikBuV kritisch Kranker auf die ARP in zukünftigen Arbeiten gearbeitet werden.

Für eine realistische Replikation weiterer ikBuV sollte auch die Weiterentwicklung der ARP nicht vergessen werden. Zum einen sollten die inzwischen an der ARP angebrachten Roboterarme, wie in Abbildung 7.1 zu sehen, hinsichtlich der Wirkung der Replikation von ikBuV im direkten Kontakt mit der ARP auf TP evaluiert werden. Zusätzlich sollten auch weitere Teilsysteme überarbeitet werden. Hier sind beispielsweise die Augen der ARP hervorzuheben. Bisher können sich die Augenlider öffnen oder schließen, jedoch sollten sich die Augen auch bewegen können und nicht ausschließlich starr geradeaus schauen. Wie aus der Abbildung 7.1 zu erkennen ist, passt die in dieser Arbeit verwendete Hand nicht mehr zu den neuen Armen der ARP, somit sollten hierfür neue Hände entwickelt werden. Zusätzlich kann die ARP bisher weder den Torso noch die Beine bewegen, dafür sollten entsprechende Aktuatoren ausgewählt und integriert werden. Grundsätzlich bleibt festzuhalten, dass die Entwicklung der ARP noch nicht abgeschlossen ist und weitere Schritte nötig sind, damit eine noch realistischere Replikation von kritisch Kranken erreicht werden kann. Hiermit sind auch die Haut sowie Töne von Organen innerhalb der ARP gemeint, aber beispielsweise auch ikBuV von kritisch Kranken im Aufwachprozess. Darüber hinaus sollte eine erweiterte Steuerungsstrategie, die die einfache Positionssteuerung ersetzt, im Mittelpunkt zukünftiger Arbeiten stehen, um eine tatsächlich vollautomatische und autonome ARP zu erreichen.

Im Hinblick auf den zukünftigen Einsatz von ARP in der medizinischen Aus- und Weiterbildung und bei verbalen medizinischen Assessments sollten klinische Hintergrundgeräusche, schwache Stimmen und die Wortwahl bei Assessments in weiteren Arbeiten berücksichtigt werden. Der Stand der Forschung zeigt, dass der Nutzen und der Lerneffekt von ARP teilweise bereits untersucht wurden. Dennoch sollten die Nutzerakzeptanz und die User Experience der ARP in größeren Studien unter-



Abbildung 7.1: Androide Roboter-Patientin mit zwei Roboterarmen (ReBeL Cobot mit sechs „Degree of Freedom“). Die neuen Roboterarme sind direkt am Körper der androiden Roboter-Patientin befestigt.

sucht und direkt mit etablierten Lehrmethoden, d. h. mit SP oder direkt am Patientenbett, verglichen werden, um weitere Erkenntnisse über zu entwickelnde Teilbereiche der ARP zu erhalten. Dabei sollte z. B. auch das Erscheinungsbild der ARP evaluiert werden. D. h. ob die Gestaltung der Arme menschlicher sein sollte, oder ob eher eine abstrakte bzw. in der Gesamterscheinung menschlichere ARP (z. B. realitätsnähere Haut der ARP) notwendig ist und welchen Einfluss diese Variablen auf den Lernerfolg in der Aus- und Weiterbildung von medizinischem Personal haben. Dabei sollte auch der Kontext der TP in der Aus- und Weiterbildung berücksichtigt werden.

Literaturverzeichnis

- [1] Erik Buskens, Tobias C Vogt, Aart C Liefbroer, Menno SA Reijneveld, Ute Bultmann, Kène CJIM Henkens, J Han de Ruiter, and Sophia EJA de Rooij. Healthy ageing: challenges and opportunities of demographic and societal transitions. *Older People: Improving Health and Social Care: Focus on the European Core Competences Framework*, pages 9–31, 2019.
- [2] Danan Gu, Kirill Andreev, and Matthew E Dupre. Major trends in population growth around the world. *China CDC weekly*, 3(28):604, 2021.
- [3] Konstanze Fendrich and Wolfgang Hoffmann. More than just aging societies: the demographic change has an impact on actual numbers of patients. *Journal of Public Health*, 15:345–351, 2007.
- [4] Islam Abdelrahman, Rosa Vieweg, Stefan Irschik, Ingrid Steinvall, Folke Sjöberg, and Moustafa Elmasry. Development of delirium: Association with old age, severe burns, and intensive care. *Burns*, 46(4):797–803, 2020.
- [5] Martina Belmonte, Sara Grubanov-Boskovic, Fabrizio Natale, Alessandra Conte, Alain Belanger, Patrick Sabourin, et al. Demographic microsimulation of long-term care needs in the European Union. *Publications of the Office of the European Union, Luxembourg*, page D0I, 2023.
- [6] Jane E Seymour. *Critical moments—death and dying in intensive care*. London: Sage, 2001.
- [7] Bryony Dawkins, Charlotte Renwick, Tim Ensor, Bethany Shinkins, David Jayne, and David Meads. What factors affect patients’ ability to access healthcare? An overview of systematic reviews. *Tropical Medicine & International Health*, 26(10):1177–1188, 2021.
- [8] Vari M Drennan and Fiona Ross. Global nurse shortages—the facts, the impact and action for change. *British medical bulletin*, 130(1):25–37, 2019.
- [9] Jayne Parry, Jonathan Mathers, Hywel Thomas, Richard Lilford, Andrew Stevens, and Peter Spurgeon. More students, less capacity? An assessment of the competing demands on academic medical staff. *Medical Education*, 42(12):1155–1165, 2008.
- [10] European Commission. Population structure indicators at national level. https://doi.org/10.2908/DEMO_PJANIND, 2024. zuletzt zugegriffen am: 25.09.2024.
- [11] Anna Oksuzyan, Andreas Höhn, Jacob Krabbe Pedersen, Roland Rau, Rune Lindahl-Jacobsen, and Kaare Christensen. Preparing for the future: The changing demographic composition of hospital patients in Denmark between 2013 and 2050. *PLoS One*, 15(9):e0238912, 2020.

- [12] Simon C Johnson, Xiao Dong, Jan Vijg, and Yousin Suh. Genetic evidence for common pathways in human age-related diseases. *Aging cell*, 14(5):809–817, 2015.
- [13] Susanne Schnitzer, Stefan Blüher, Andrea Teti, Elke Schaeffner, Natalie Ebert, Peter Martus, Ralf Suhr, and Adelheid Kuhlmeier. Risk Profiles for Care Dependency: Cross-Sectional Findings of a Population-Based Cohort Study in Germany. *Journal of Aging and Health*, 32(5-6):352–360, 2020. PMID: 30658538.
- [14] Andreas Peichl, Stefan Sauer, and Klaus Wohlrabe. Fachkräftemangel in Deutschland und Europa—Historie, Status quo und was getan werden muss. *ifo Schnelldienst*, 75(10):70–75, 2022.
- [15] Kevin Rui-Han Teoh, Juliet Hassard, and Tom Cox. Doctors’ working conditions, wellbeing and hospital quality of care: A multilevel analysis. *Safety Science*, 135:105115, 2021.
- [16] Statistisches Bundesamt (Destatis). Bis 2049 werden voraussichtlich mindestens 280 000 zusätzliche Pflegekräfte benötigt, 2024. zuletzt zugegriffen am: 17.10.2024.
- [17] Raphael Kazidule Kayambankadzanja, Carl Otto Schell, Martin Gerdin Wörnberg, Thomas Tamras, Hedi Mollazadegan, Mats Holmberg, Helle Molsted Alvesson, and Tim Baker. Towards definitions of critical illness and critical care using concept analysis. *BMJ open*, 12(9):e060972, 2022.
- [18] SJ Lloyd-Owen, GC Donaldson, N Ambrosino, J Escarabill, R Farre, B Fauroux, D Robert, B Schoenhofer, AK Simonds, and JA Wedzicha. Patterns of home mechanical ventilation use in Europe: results from the Eurovent survey. *European respiratory journal*, 25(6):1025–1031, 2005.
- [19] Thieme via medici. Beatmung, 2024. zuletzt zugegriffen am: 17.10.2024.
- [20] M Westhoff, M Finger, A Perlowsky, and U Kreppin. Nicht-invasive Beatmung—Schritt für Schritt. *Pneumologie*, 73(09):544–548, 2019.
- [21] Dean R Hess. Tracheostomy tubes and related appliances. *Respiratory care*, 50(4):497–510, 2005.
- [22] M Westhoff, B Schönhofer, P Neumann, J Bickenbach, T Barchfeld, H Becker, R Dubb, H Fuchs, HJ Heppner, U Janssens, et al. Nicht-invasive Beatmung als Therapie der akuten respiratorischen Insuffizienz. *Pneumologie*, 69(12):719–756, 2015.
- [23] Andrés Esteban, Antonio Anzueto, Fernando Frutos, Inmaculada Alía, Laurent Brochard, Thomas E Stewart, Salvador Benito, Scott K Epstein, Carlos Apezteguía, Peter Nightingale, et al. Characteristics and outcomes in adult patients receiving mechanical ventilation: a 28-day international study. *Jama*, 287(3):345–355, 2002.
- [24] Mary Beth Happ, Kathryn Garrett, Dana DiVirgilio Thomas, Judith Tate, Elisabeth George, Martin Houze, Jill Radtke, and Susan Sereika. Nurse-patient communication interactions in the intensive care unit. *American Journal of Critical Care*, 20(2):e28–e40, 2011.
- [25] Jafar Alasad and Muayyad Ahmad. Communication with critically ill patients. *Journal of advanced nursing*, 50(4):356–362, 2005.

- [26] Deepti Kukreja, Ulf Günther, and Julius Popp. Delirium in the elderly: current problems with increasing geriatric age. *Indian Journal of Medical Research*, 142(6):655–662, 2015.
- [27] Jane McCusker, Martin G Cole, Philippe Voyer, Johanne Monette, Nathalie Champoux, Antonio Ciampi, Minh Vu, and Eric Belzile. Prevalence and incidence of delirium in long-term care. *International Journal of Geriatric Psychiatry*, 26(11):1152–1161, 2011.
- [28] Ulf Guenther, Nils Theuerkauf, Ingo Frommann, Kathrin Brimmers, Ramy Malik, Sangar Stori, Mona Scheidemann, Christian Putensen, and Julius Popp. Predisposing and precipitating factors of delirium after cardiac surgery: a prospective observational cohort study. *Annals of surgery*, 257(6):1160–1167, 2013.
- [29] Akhilesh Sharma, Savita Malhotra, Sandeep Grover, and Surinder Kumar Jindal. Incidence, prevalence, risk factor and outcome of delirium in intensive care unit: a study from India. *General hospital psychiatry*, 34(6):639–646, 2012.
- [30] American Psychiatric Association. and American Psychiatric Association. *Diagnostic and statistical manual of mental disorders : DSM-5* . American Psychiatric Association Arlington, VA, 5th ed. edition, 2013.
- [31] John W Devlin, Yoanna Skrobik, Céline Gélinas, Dale M Needham, Arjen JC Slooter, Pratik P Pandharipande, Paula L Watson, Gerald L Weinhouse, Mark E Nunnally, Bram Rochweg, et al. Clinical practice guidelines for the prevention and management of pain, agitation/sedation, delirium, immobility, and sleep disruption in adult patients in the ICU. *Critical care medicine*, 46(9):e825–e873, 2018.
- [32] Joseph Francis, David Martin, and Wishwa N Kapoor. A prospective study of delirium in hospitalized elderly. *Jama*, 263(8):1097–1101, 1990.
- [33] Marc-Jacques Dubois, Nicolas Bergeron, Marc Dumont, Sandra Dial, and Yoanna Skrobik. Delirium in an intensive care unit: a study of risk factors. *Intensive care medicine*, 27:1297–1304, 2001.
- [34] E Wesley Ely, Ayumi Shintani, Brenda Truman, Theodore Speroff, Sharon M Gordon, Frank E Harrell Jr, Sharon K Inouye, Gordon R Bernard, and Robert S Dittus. Delirium as a predictor of mortality in mechanically ventilated patients in the intensive care unit. *Jama*, 291(14):1753–1762, 2004.
- [35] Frances M Yang, Edward R Marcantonio, Sharon K Inouye, Dan K Kiely, James L Rudolph, Michael A Fearing, and Richard N Jones. Phenomenological subtypes of delirium in older persons: patterns, prevalence, and prognosis. *Psychosomatics*, 50(3):248–254, 2009.
- [36] Edward Marcantonio, Timothy Ta, Edmund Duthie, and Neil M Resnick. Delirium severity and psychomotor types: their relationship with outcomes after hip fracture repair. *Journal of the American Geriatrics Society*, 50(5):850–857, 2002.
- [37] E Ely, S Gautam, R Margolin, J Francis, L May, T Speroff, B Truman, R Dittus, G Bernard, and S Inouye. The impact of delirium in the intensive care unit on hospital length of stay. *Intensive care medicine*, 27(12):1892–1900, 2001.

- [38] James L Rudolph, Sharon K Inouye, Richard N Jones, Frances M Yang, Tamara G Fong, Sue E Levkoff, and Edward R Marcantonio. Delirium: an independent predictor of functional decline after cardiac surgery. *Journal of the American Geriatrics Society*, 58(4):643–649, 2010.
- [39] James L Rudolph, Richard N Jones, Sue E Levkoff, Christopher Rockett, Sharon K Inouye, Frank W Sellke, Shukri F Khuri, Lewis A Lipsitz, Basel Ramlawi, Sidney Levitsky, et al. Derivation and validation of a preoperative prediction rule for delirium after cardiac surgery. *Circulation*, 119(2):229–236, 2009.
- [40] Gabby Rowley-Conwy. Barriers to delirium assessment in the intensive care unit: A literature review. *Intensive and Critical Care Nursing*, 44:99–104, 2018.
- [41] Wade Chien and Frank R Lin. Prevalence of hearing aid use among older adults in the United States. *Archives of internal medicine*, 172(3):292–293, 2012.
- [42] Dayna S Dalton, Karen J Cruickshanks, Barbara EK Klein, Ronald Klein, Terry L Wiley, and David M Nondahl. The impact of hearing loss on quality of life in older adults. *The gerontologist*, 43(5):661–668, 2003.
- [43] Carrie L Nieman and Esther S Oh. Hearing loss. *Annals of internal medicine*, 173(11):ITC81–ITC96, 2020.
- [44] Justin S Golub, Adam M Brickman, Adam J Ciarleglio, Nicole Schupf, and José A Luchsinger. Association of subclinical hearing loss with cognitive performance. *JAMA Otolaryngology–Head & Neck Surgery*, 146(1):57–67, 2020.
- [45] Alessandro Morandi, Marco Inzitari, Cristina Udina, Neus Gual, Miriam Mota, Elena Tassistro, Anita Andreano, Antonio Cherubini, Simona Gentile, Enrico Mossello, et al. Visual and hearing impairment are associated with delirium in hospitalized patients: results of a multisite prevalence study. *Journal of the American Medical Directors Association*, 22(6):1162–1167, 2021.
- [46] Rachael R Baiduc, Joshua W Sun, Caitlin M Berry, Melinda Anderson, and Eric A Vance. Relationship of cardiovascular disease risk and hearing loss in a clinical population. *Scientific Reports*, 13(1):1642, 2023.
- [47] Aishwarya Shukla, Carrie L Nieman, Carrie Price, Michael Harper, Frank R Lin, and Nicholas S Reed. Impact of hearing loss on patient–provider communication among hospitalized patients: a systematic review. *American Journal of Medical Quality*, 34(3):284–292, 2019.
- [48] Gregory Makoul. Essential elements of communication in medical encounters: the kalamazoo consensus statement. *Academic medicine*, 76(4):390–393, 2001.
- [49] Howard S Barrows. Simulated patients in medical teaching. *Canadian Medical Association Journal*, 98(14):674, 1968.
- [50] Graceanne Adamo. Simulated and standardized patients in OSCEs: achievements and challenges 1992-2003. *Medical teacher*, 25(3):262–270, 2003.

- [51] Funda İfakat Tengiz, Hale Sezer, Aysel Başer, and Hatice Şahin. Can patient-physician interview skills be implemented with peer simulated patients? *Medical Education Online*, 27(1):2045670, 2022.
- [52] Jennifer A Cleland, Keiko Abe, and Jan-Joost Rethans. The use of simulated patients in medical education: AMEE Guide No 42. *Medical teacher*, 31(6):477–486, 2009.
- [53] Ronald M Harden and Robert G Cairncross. Assessment of practical skills: the objective structured practical examination (OSPE). *Studies in Higher Education*, 5(2):187–196, 1980.
- [54] Zubin Austin, Paul Gregory, and Diana Tabak. Simulated patients vs. standardized patients in objective structured clinical examinations. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 70(5), 2006.
- [55] Dujeepa D. Samarasekera, Matthew C. E. Gwee, Andrew Long, and Bridget Lock. *Lectures and Large Groups*, chapter 8, pages 111–121. John Wiley & Sons, Ltd, 2018.
- [56] Peter McCrorie. *Learning in Small Groups*, chapter 9, pages 123–137. John Wiley & Sons, Ltd, 2018.
- [57] Agnes Tiwari, Patrick Lai, Mike So, and Kwan Yuen. A comparison of the effects of problem-based learning and lecturing on the development of students’ critical thinking. *Medical education*, 40(6):547–554, 2006.
- [58] Rachel H. Ellaway. *Technology-enhanced Learning*, chapter 10, pages 139–149. John Wiley & Sons, Ltd, 2018.
- [59] Max Peters and Olle Ten Cate. Bedside teaching in medical education: a literature review. *Perspectives on medical education*, 3:76–88, 2014.
- [60] Czarina CH Leung, Jack Pun, Graham Lock, Diana Slade, Charles D Gomersall, Wai Tat Wong, and Gavin M Joynt. Exploring the scope of communication content of mechanically ventilated patients. *Journal of critical care*, 44:136–141, 2018.
- [61] José Lauro De los Ríos Castillo and Juan José Sánchez-Sosa. Well-being and medical recovery in the critical care unit: The role of the nurse-patient interaction. *Salud Mental*, 25(2):21–31, 2002.
- [62] Hissah A Alodan, Anna-Liisa Sutt, Rebekah Hill, Joud Alsadhan, and Jane L Cross. Effectiveness, experience, and usability of low-technology augmentative and alternative communication in intensive care: A mixed-methods systematic review. *Australian Critical Care*, 2024.
- [63] E Adel Herge, Arlene Lorch, Tina DeAngelis, Tracey Vause-Earland, Kimberly Mollo, and Audrey Zapletal. The standardized patient encounter: A dynamic educational approach to enhance students’ clinical healthcare skills. *Journal of Allied Health*, 42(4):229–235, 2013.
- [64] Heidi N Eukel, Briyana Morrell, Sarah M Holmes, and Michael P Kelsch. Simulation design, findings, and call to action for managing difficult patient encounters. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 85(7):552–563, 2021.

- [65] Katharina Luttenberger, Elmar Graessel, Cosima Simon, and Carolin Donath. From board to bedside—training the communication competences of medical students with role plays. *BMC Medical Education*, 14:1–10, 2014.
- [66] Bernhard Jung, Abdul Ahad, and Matthias Weber. The affective virtual patient: An E-learning tool for social interaction training within the medical field. In *Proceedings of International Conference TESI-Training Education & Education*, pages 1–9, 2005.
- [67] Lauren M Broyles, Judith A Tate, and Mary Beth Happ. Use of augmentative and alternative communication strategies by family members in the intensive care unit. *American Journal of Critical Care*, 21(2):e21–e32, 2012.
- [68] Mary Beth Happ, Kathryn L Garrett, Judith A Tate, Dana DiVirgilio, Martin P Houze, Jill R Demirci, Elisabeth George, and Susan M Sereika. Effect of a multi-level intervention on nurse–patient communication in the intensive care unit: results of the SPEACS trial. *Heart & lung*, 43(2):89–98, 2014.
- [69] Ji Won Shin, Judith A Tate, and Mary Beth Happ. The facilitated sensemaking model as a framework for family–patient communication during mechanical ventilation in the intensive care unit. *Critical Care Nursing Clinics*, 32(2):335–348, 2020.
- [70] Burrhus Frederic Skinner. *Science and human behavior*. Number 92904. Simon and Schuster, 1965.
- [71] Herbert A Simon. What is an “explanation” of behavior? *Psychological science*, 3(3):150–161, 1992.
- [72] Wolfgang Köhler. *Psychologische probleme*. Springer-Verlag, 2013.
- [73] Adam J. Calhoun and Ahmed El Hady. Everyone knows what behavior is but they just don’t agree on it. *iScience*, 26(11):108210, 2023.
- [74] Raymond M Bergner. What is behavior? And so what? *New ideas in psychology*, 29(2):147–155, 2011.
- [75] Daniel A. Levitis, William Z. Lidicker, and Glenn Freund. Behavioural biologists do not agree on what constitutes behaviour. *Animal Behaviour*, 78(1):103–110, 2009.
- [76] Günther KH Zupanc. *Behavioral neurobiology: an integrative approach*. Oxford University Press, USA, 2010.
- [77] Arne F Meyer, Ross S Williamson, Jennifer F Linden, and Maneesh Sahani. Models of neuronal stimulus-response functions: elaboration, estimation, and evaluation. *Frontiers in systems neuroscience*, 10:109, 2017.
- [78] Burkhard Iske and U Ruckert. A methodology for behaviour design of autonomous systems. In *Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Expanding the Societal Role of Robotics in the the Next Millennium (Cat. No. 01CH37180)*, volume 1, pages 539–544. IEEE, 2001.

- [79] Ken Perlin. Real time responsive animation with personality. *IEEE transactions on visualization and Computer Graphics*, 1(1):5–15, 1995.
- [80] Joon Sung Park, Joseph O’Brien, Carrie Jun Cai, Meredith Ringel Morris, Percy Liang, and Michael S Bernstein. Generative agents: Interactive simulacra of human behavior. In *Proceedings of the 36th annual acm symposium on user interface software and technology*, pages 1–22, 2023.
- [81] Kai Schnabel. Simulation aus Fleisch und Blut: Schauspielpatienten. *Simulation in der Medizin: Grundlegende Konzepte–Klinische Anwendung*, pages 115–119, 2013.
- [82] Anne Simmenroth-Nayda, Jean François Chenot, Thomas Fischer, Martin Scherer, Beate Stanske, and Michael M Kochen. Mit Laienschauspielern das ärztliche Gespräch trainieren. *Dtsch Arztebl*, 104(13):749–751, 2007.
- [83] Jeanette Sophie Amann. Explorative Befragung von berufstätigen Medizinerinnen zur Verbesserung der Lehre der Medizinischen Psychologie. 2020.
- [84] Anna Christine Steinacker, Victoria Kreiss, and Daniela Herchet. Zwölf Fragen, bevor das Simulationstraining beginnt. In *Simulationsszenarien für Aus-und Weiterbildung in der Pflege: Mit ausgearbeiteten Szenarien für die praktische Umsetzung*, pages 5–18. Springer, 2022.
- [85] Jasper Antonius Vollmert, Patricia Peralta Abadia, and Aditya Tandon. Monitoring und Simulation von Roboterkinematik basierend auf digitalen Zwillingen für den Lehmdruck. In *35. Forum Bauinformatik, fbi 2024*, pages 115–122. Technische Universität Hamburg, Institut für Digitales und Autonomes Bauen, 2024.
- [86] Kai Liu, Cai-Hua Xiong, Lei He, Wen-Bin Chen, and Xiao-Lin Huang. Postural synergy based design of exoskeleton robot replicating human arm reaching movements. *Robotics and Autonomous Systems*, 99:84–96, 2018.
- [87] Klevis Aliaj, Gentry M Feeney, Balakumar Sundaralingam, Tucker Hermans, K Bo Foreman, Kent N Bachus, and Heath B Henninger. Replicating dynamic humerus motion using an industrial robot. *Plos one*, 15(11):e0242005, 2020.
- [88] Kathrin Janowski, Hannes Ritschel, Birgit Lugin, and Elisabeth André. *Sozial interagierende Roboter in der Pflege*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2018.
- [89] Danica Marković and Bojana Marković Živković. DEVELOPMENT OF ANATOMICAL MODELS-CHRONOLOGY. *Acta Medica Medianae*, 49(2), 2010.
- [90] Harry Owen. Early use of simulation in medical education. *Simulation in healthcare*, 7(2):102–116, 2012.
- [91] C Donald Combs. Medical simulators: current status and future needs. In *2010 19th IEEE International Workshops on Enabling Technologies: Infrastructures for Collaborative Enterprises*, pages 124–129. IEEE, 2010.
- [92] Herman A Marsden. Training apparatus for practicing artificial respiration, September 22 1959. US Patent 2,904,898.

- [93] Rene M Gonzalez and John J Schaefer III. Training mannequin for management of normal and abnormal airways, October 20 1998. US Patent 5,823,787.
- [94] Kevin DJ Bowden. Ventilation training analyzer manikin, October 2 2001. US Patent 6,296,490.
- [95] Suzan Cobb. CPR patient training mannequin, 06 2020. Filed: 6. Juli 2016.
- [96] Truls Nygaard, Carlo Kriesi, Heikki Sjöman, and Martin Steinert. From the eyes of the patient: real time gaze control of medical training mannequins. In *Proceedings of the 10th Nordic Conference on Human-Computer Interaction*, pages 932–935, 2018.
- [97] CAE Healthcare. *iStan* [®] *Patient Simulator* , (zuletzt zugegriffen am: 14.12.2024). <https://elevatehealth.net/media/legacy/iStan-User-Guide.pdf>.
- [98] Inc. Gaumard Scientific Company. HAL Tetherless Simulators , 2022. (zuletzt zugegriffen am: 15.12.2024).
- [99] Maryam Pourebadi and Laurel D. Riek. Facial Expression Modeling and Synthesis for Patient Simulator Systems: Past, Present, and Future. *ACM Trans. Comput. Healthcare*, 3(2), mar 2022.
- [100] Inc. Gaumard Scientific Company. SUSIE Tetherless Simulators , 2022. (zuletzt zugegriffen am: 20.09.2024).
- [101] Inc. CAE. CAE Apollo, 2022. (zuletzt zugegriffen am: 20.09.2024).
- [102] Brandy Haley, Seongkum Heo, Patricia Wright, Claudia Barone, Mallikarjuna Rao Rettigantid, and Michael Anders. Effects of Using an Advancing Care Excellence for Seniors Simulation Scenario on Nursing Student Empathy: A Randomized Controlled Trial. *Clinical Simulation in Nursing*, 13(10):511–519, 2017.
- [103] Chih-Cheng Hsiao, Mao-Meng Tiao, and Chih-Cheng Chen. Using interactive multimedia e-Books for learning blood cell morphology in pediatric hematology. *BMC medical education*, 16:1–8, 2016.
- [104] Yu-Ting Hsiao, Hsuan-Yin Liu, and Chih-Cheng Hsiao. Development of a novel interactive multimedia e-learning model to enhance clinical competency training and quality of care among medical students. In *Healthcare*, volume 8, page 500. MDPI, 2020.
- [105] Hsiao-Yun Chang, Hui-Fang Wu, Yi-Chuan Chang, Yun-Shan Tseng, and Yueh-Chin Wang. The effects of a virtual simulation-based, mobile technology application on nursing students' learning achievement and cognitive load: Randomized controlled trial. *International Journal of Nursing Studies*, 120:103948, 2021.
- [106] Jonathan Sadler, Juliet Wright, Timothy Vincent, Thomas Kurka, and David Howlett. What is the impact of apps in medical education? A study of CAPSULE, a case-based learning app. *BMJ simulation & technology enhanced learning*, 7(5):293, 2020.
- [107] José Miguel Padilha, Paulo Puga Machado, Ana Leonor Ribeiro, and José Luís Ramos. Clinical virtual simulation in nursing education. *Clinical Simulation in Nursing*, 15:13–18, 2018.

- [108] José Miguel Padilha, Paulo Puga Machado, Ana Ribeiro, José Ramos, and Patrício Costa. Clinical virtual simulation in nursing education: randomized controlled trial. *Journal of medical Internet research*, 21(3):e11529, 2019.
- [109] Hyunkyung Sung, Mikyung Kim, Jangkyung Park, Namin Shin, and Yejin Han. Effectiveness of Virtual Reality in Healthcare Education: Systematic Review and Meta-Analysis. *Sustainability*, 16(19):8520, 2024.
- [110] GigXR. HoloHuman. <https://www.gigxr.com/holohuman/>, 2024. (zuletzt zugegriffen am: 12.12.2024).
- [111] GigXR. HoloPatient. <https://www.gigxr.com/holopatient/?cn-reloaded=1>, 2024. (zuletzt zugegriffen am: 12.12.2024).
- [112] Futured. Ocular Sim. <https://futured.deakin.edu.au/concepts/immersive-digital-reality/ocular-sim/>, 2024. (zuletzt zugegriffen am: 12.12.2024).
- [113] Poshmaal Dhar, Tetyana Rocks, Rasika M Samarasinghe, Garth Stephenson, and Craig Smith. Augmented reality in medical education: students' experiences and learning outcomes. *Medical education online*, 26(1):1953953, 2021.
- [114] Marvin Mergen, Norbert Graf, and Marcel Meyerheim. Reviewing the current state of virtual reality integration in medical education—a scoping review. *BMC Medical Education*, 24(1):788, 2024.
- [115] Kerstin S Haring, David Silvera-Tawil, Tomotaka Takahashi, Katsumi Watanabe, and Mari Velonaki. How people perceive different robot types: A direct comparison of an android, humanoid, and non-biomimetic robot. In *2016 8th international conference on knowledge and smart technology (kst)*, pages 265–270. IEEE, 2016.
- [116] Masahiro Mori. The uncanny valley: the original essay by Masahiro Mori. *IEEE Spectrum*, 6, 1970.
- [117] Masahiro Mori, Karl F MacDorman, and Norri Kageki. The uncanny valley [from the field]. *IEEE Robotics & automation magazine*, 19(2):98–100, 2012.
- [118] Felix Carros, Berenike Bürvenich, Ryan Browne, Yoshio Matsumoto, Gabriele Trovato, Mehrbod Manavi, Keiko Homma, Toshimi Ogawa, Rainer Wieching, and Volker Wulf. Not that uncanny after all? An ethnographic study on android robots perception of older adults in Germany and Japan. In *International Conference on Social Robotics*, pages 574–586. Springer, 2022.
- [119] Christoph Bartneck, Takayuki Kanda, Hiroshi Ishiguro, and Norihiro Hagita. My robotic doppelgänger—A critical look at the uncanny valley. In *RO-MAN 2009-The 18th IEEE international symposium on robot and human interactive communication*, pages 269–276. IEEE, 2009.
- [120] Hideaki Takanobu, Akihisa Okino, Atsuo Takanishi, Mutsumi Madokoro, Yoshikazu Miyazaki, and Koutarou Maki. Dental patient robot. In *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 1273–1278. IEEE, 2006.

- [121] Hideaki Takanobu, Akito Omata, Fumihiko Takahashi, Keishi Yokota, Kenji Suzuki, Hirofumi Miura, Mutsumi Madokoro, Yoshikazu Miyazaki, and Koutarou Maki. Dental patient robot as a mechanical human simulator. In *2007 IEEE international conference on mechatronics*, pages 1–6. IEEE, 2007.
- [122] Hideaki Takanobu. Dental patient robot. *Medical robotics; Bozovic, V., Ed.; I-Tech Education and Publishing: Shanghai, China*, pages 443–456, 2008.
- [123] Hideaki Takanobu, Norio Okubo, Kenji Suzuki, Hirofumi Miura, Takashi Ishiguro, Kotaro Maki, Yoshikazu Miyazaki, Mutsumi Madokoro, Takeshi Tanzawa, Kenichi Miyamoto, et al. Dental Patient Robot: Whole body motion and automation of practice. In *The Abstracts of the international conference on advanced mechatronics: toward evolutionary fusion of IT and mechatronics: ICAM 2010.5*, pages 159–164. The Japan Society of Mechanical Engineers, 2010.
- [124] T Tanzawa, K Futaki, C Tani, T Hasegawa, M Yamamoto, T Miyazaki, and K Maki. Introduction of a robot patient into dental education. *European Journal of Dental Education*, 16(1):e195–e199, 2012.
- [125] T Tanzawa, K Futaki, H Kurabayashi, K Goto, Y Yoshihama, T Hasegawa, M Yamamoto, M Inoue, T Miyazaki, and K Maki. Medical emergency education using a robot patient in a dental setting. *European Journal of Dental Education*, 17(1):e114–e119, 2013.
- [126] Susumu Abe, Naoto Noguchi, Yoshizo Matsuka, Chihiro Shinohara, Tomoko Kimura, Kenji Oka, Kazuo Okura, Omar MM Rodis, and Fumiaki Kawano. Educational effects using a robot patient simulation system for development of clinical attitude. *European Journal of Dental Education*, 22(3):e327–e336, 2018.
- [127] Zhifeng Huang, Takahiro Katayama, Masako Kanai-Pak, Jukai Maeda, Yasuko Kitajima, Mitsuhiro Nakamura, Kyoko Aida, Noriaki Kuwahara, Taiki Ogata, and Jun Ota. Design and evaluation of robot patient for nursing skill training in patient transfer. *Advanced Robotics*, 29(19):1269–1285, 2015.
- [128] Zhifeng Huang, Chingszu Lin, Masako Kanai-Pak, Jukai Maeda, Yasuko Kitajima, Mitsuhiro Nakamura, Noriaki Kuwahara, Taiki Ogata, and Jun Ota. Impact of using a robot patient for nursing skill training in patient transfer. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(3):355–366, 2016.
- [129] Takuya Hashimoto, Sachio Hitramatsu, Toshiaki Tsuji, and Hiroshi Kobayashi. Development of the face robot SAYA for rich facial expressions. In *2006 SICE-ICASE International Joint Conference*, pages 5423–5428. IEEE, 2006.
- [130] Takuya Hashimoto, Kosuke Morita, Naoki Kato, Hiroshi Kobayashi, and Hideyuki Nakane. Depression patient robot for diagnostic training in psychiatric education. In *2011 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, pages 134–139. IEEE, 2011.
- [131] Takuya Hashimoto, Hideyuki Nakane, and Hiroshi Kobayashi. Android patient robot simulating depressed patients for diagnosis training of psychiatric trainees. In *2013 Second International Conference on Robot, Vision and Signal Processing*, pages 247–252. IEEE, 2013.

- [132] Takuya Hashimoto, Hideyuki Nakane, Ryo Kurimoto, and Hiroshi Kobayashi. Medical interview training using depressed patient robot in psychiatric education. In *2014 IEEE Symposium on Robotic Intelligence in Informationally Structured Space (RiiSS)*, pages 1–6. IEEE, 2014.
- [133] Patricia Schwarz and Andreas Hein. Conception of a Humanoid-Robot-Patient in Education to Train and Practice. In *2023 IEEE 2nd German Education Conference (GECon)*, pages 1–5. IEEE, 2023.
- [134] Patricia Schwarz, Sandra Hellmers, Sebastian Spanknebel, Rene Hurlemann, and Andreas Hein. Humanoid patient robot for diagnostic training in medical and psychiatric education. *Frontiers in Robotics and AI*, 11:1424845, 2024.
- [135] Takuya Hashimoto, Satoshi Honma, Terumichi Fujikura, Yoshiaki Hayasaka, Toshiyuki Takeshita, Yasuhiko Ito, Kimihiro Okubo, and Hiroshi Takemura. Voice Dialog System for Simulated Patient Robot and Detection of Interviewer Nodding. In *2021 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, pages 01–06. IEEE, 2021.
- [136] Zhifeng Huang, Chingszu Lin, Masako Kanai-Pak, Jukai Maeda, Yasuko Kitajima, Mitsuhiro Nakamura, Noriaki Kuwahara, Taiki Ogata, and Jun Ota. Robot patient design to simulate various patients for transfer training. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 22(5):2079–2090, 2017.
- [137] Morita Corporation. Simroid: Training Simulation System. <https://www.morita.com/group/en/products/educational-and-training-systems/training-simulation-system/simroid/>, 2024. zuletzt zugegriffen am: 28.11.2024.
- [138] Engineered Arts. AMECA User Manual. <https://docs.engineeredarts.co.uk/user/ameca>, 2024. (zuletzt zugegriffen am: 02.12.2024).
- [139] Engineered Arts Limited. Mesmer. <https://www.engineeredarts.co.uk/robot/mesmer/>, 2022. (zuletzt zugegriffen am: 23.05.2025).
- [140] Jesús Retto. Sophia, first citizen robot of the world. *ResearchGate*, URL: <https://www.researchgate.net>, 2017.
- [141] Meinrad Perrez, Dominik Schoebi, and Peter Wilhelm. How to assess social regulation of stress and emotions in daily family life? A computer-assisted family self-monitoring system (FASEM-C). *Clinical Psychology & Psychotherapy: An International Journal of Theory & Practice*, 7(4):326–339, 2000.
- [142] Yadid Ayzenberg, Javier Hernandez Rivera, and Rosalind Picard. FEEL: frequent EDA and event logging—a mobile social interaction stress monitoring system. In *CHI’12 extended abstracts on human factors in computing systems*, pages 2357–2362. 2012.
- [143] Mohd Ezanee Rusli, Salman Yussof, Mohammad Ali, and Ahmed Abdullah Abobakr Hassan. Mysd: A smart social distancing monitoring system. In *2020 8th International Conference on Information Technology and Multimedia (ICIMU)*, pages 399–403. IEEE, 2020.

- [144] Prakhar Shukla, Rahul Kundu, A Arivarasi, G Alagiri, et al. A social distance monitoring system to ensure social distancing in public areas. In *2021 International Conference on Computational Intelligence and Knowledge Economy (ICCIKE)*, pages 96–101. IEEE, 2021.
- [145] Jay A Pandit, Jennifer M Radin, Giorgio Quer, and Eric J Topol. Smartphone apps in the COVID-19 pandemic. *Nature Biotechnology*, 40(7):1013–1022, 2022.
- [146] Alexander G Logan, Warren J McIsaac, Andras Tisler, M Jane Irvine, Allison Saunders, Andrea Dunai, Carlos A Rizo, Denice S Feig, Melinda Hamill, Mathieu Trudel, et al. Mobile phone-based remote patient monitoring system for management of hypertension in diabetic patients. *American journal of hypertension*, 20(9):942–948, 2007.
- [147] N. Palmius, M. Osipov, A.C. Bilderbeck, G.M. Goodwin, K. Saunders, A. Tsanas, and G.D. Clifford. *A multi-sensor monitoring system for objective mental health management in resource constrained environments*, page 4. IET, 2014.
- [148] Filippo Palumbo, Antonino Crivello, Francesco Furfari, Michele Girolami, Alfonso Mastropietro, Giorgio Manfredelli, Christina Röcke, Sabrina Guye, Antoni Salvá Casanovas, Maurizio Caon, et al. “Hi This Is NESTORE, Your Personal Assistant”: design of an Integrated IoT system for a personalized coach for healthy aging. *Frontiers in Digital Health*, 2:545949, 2020.
- [149] A Sarela, I Korhonen, J Lotjonen, M Sola, and M Myllymaki. Ist vivago/spl reg/-an intelligent social and remote wellness monitoring system for the elderly. In *4th International IEEE EMBS Special Topic Conference on Information Technology Applications in Biomedicine, 2003.*, pages 362–365. IEEE, 2003.
- [150] Samih Eisa and Adriano Moreira. A behaviour monitoring system (BMS) for ambient assisted living. *Sensors*, 17(9):1946, 2017.
- [151] Reed M Gardner, Terry P Clemmer, R Scott Evans, and Roger G Mark. Patient monitoring systems. *Biomedical informatics: Computer applications in health care and biomedicine*, pages 561–591, 2014.
- [152] Emilio Sardini and Mauro Serpelloni. T-shirt for vital parameter monitoring. In *Sensors: Proceedings of the First National Conference on Sensors, Rome 15-17 February, 2012*, pages 201–205. Springer, 2013.
- [153] Philipp Schilk, Kanika Dheman, and Michele Magno. VitalPod: a low power in-ear vital parameter monitoring system. In *2022 18th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, pages 94–99. IEEE, 2022.
- [154] M Pallikonda Rajasekaran, S Radhakrishnan, and P Subbaraj. Elderly patient monitoring system using a wireless sensor network. *Telemedicine and e-Health*, 15(1):73–79, 2009.
- [155] Ganesh Yallabandi, Veena Mayya, Jayakumar Jeganathan, and Sowmya Kamath. ICU Patients’ Pattern Recognition and Correlation Identification of Vital Parameters Using Optimized Machine Learning Models. *International journal of electrical and computer engineering systems*, 14(9):1003–1013, 2023.

- [156] Lluís Blanch, Bernat Sales, Jaume Montanya, Umberto Lucangelo, Oscar Garcia-Esquirol, Ana Villagra, Encarna Chacon, Anna Estruga, Massimo Borelli, Ma Jose Burgueño, et al. Validation of the Better Care® system to detect ineffective efforts during expiration in mechanically ventilated patients: a pilot study. *Intensive care medicine*, 38(5):772–780, 2012.
- [157] Anis Davoudi, Kumar Rohit Malhotra, Benjamin Shickel, Scott Siegel, Seth Williams, Matthew Ruppert, Emel Bihorac, Tezcan Ozrazgat-Baslanti, Patrick J Tighe, Azra Bihorac, et al. Intelligent ICU for autonomous patient monitoring using pervasive sensing and deep learning. *Scientific reports*, 9(1):8020, 2019.
- [158] Joshua S Furtado, Hugh HT Liu, Gilbert Lai, Herve Lacheray, and Jason Desouza-Coelho. Comparative analysis of optitrack motion capture systems. In *Advances in Motion Sensing and Control for Robotic Applications: Selected Papers from the Symposium on Mechatronics, Robotics, and Control (SMRC'18)-CSME International Congress 2018, May 27-30, 2018 Toronto, Canada*, pages 15–31. Springer, 2019.
- [159] Bradley Scott, Martin Seyres, Fraser Philp, Edward K Chadwick, and Dimitra Blana. Healthcare applications of single camera markerless motion capture: a scoping review. *PeerJ*, 10:e13517, 2022.
- [160] Camillo Lugaresi, Jiuqiang Tang, Hadon Nash, Chris McClanahan, Esha Uboweja, Michael Hays, Fan Zhang, Chuo-Ling Chang, Ming Guang Yong, Juhyun Lee, Wan-Teh Chang, Wei Hua, Manfred Georg, and Matthias Grundmann. MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines. *CoRR*, abs/1906.08172, 2019.
- [161] Bo Sheng, Jianyu Zhao, Yanxin Zhang, Shengquan Xie, and Jing Tao. Commercial device-based hand rehabilitation systems for stroke patients: State of the art and future prospects. *Heliyon*, 9(3), 2023.
- [162] Carolina Clemente, Gonçalo Chambel, Diogo CF Silva, António Mesquita Montes, Joana F Pinto, and Hugo Plácido da Silva. Feasibility of 3d body tracking from monocular 2D video feeds in musculoskeletal telerehabilitation. *Sensors*, 24(1):206, 2023.
- [163] Gökhan Güney, Talisa S Jansen, Sebastian Dill, Jörg B Schulz, Manuel Dafotakis, Christoph Hoog Antink, and Anne K Braczynski. Video-based hand movement analysis of Parkinson patients before and after medication using high-frame-rate videos and MediaPipe. *Sensors*, 22(20):7992, 2022.
- [164] Lubos Omelina, Bart Jansen, Bruno Bonnechère, Miloš Oravec, Pavlovicová Jarmila, and S Van Sint Jan. Interaction detection with depth sensing and body tracking cameras in physical rehabilitation. *Methods of information in medicine*, 55(01):70–78, 2016.
- [165] Johannes Bertram, Theresa Krüger, Hanna Marie Röhlings, Ante Jelusic, Sebastian Mansow-Model, Roman Schniepp, Max Wuehr, and Karen Otte. Accuracy and repeatability of the Microsoft Azure Kinect for clinical measurement of motor function. *PLoS One*, 18(1):e0279697, 2023.

- [166] Nadir Weibel, Danilo Gasques, Janet Johnson, Thomas Sharkey, Zhuoqun Robin Xu, Xinming Zhang, Enrique Zavala, Michael Yip, and Konrad Davis. Artemis: Mixed-reality environment for immersive surgical telementoring. In *Extended Abstracts of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 1–4, 2020.
- [167] Simone Bianco, Gianluigi Ciocca, Paolo Napoletano, and Raimondo Schettini. An interactive tool for manual, semi-automatic and automatic video annotation. *Computer Vision and Image Understanding*, 131:88–99, 2015.
- [168] Judith Ann Buchanan. Use of simulation technology in dental education. *Journal of dental education*, 65(11):1225–1231, 2001.
- [169] David M Gaba. The future vision of simulation in health care. *BMJ quality & safety*, 13(suppl 1):i2–i10, 2004.
- [170] Angelo Dante, Alessia Marcotullio, Vittorio Masotta, Valeria Caponnetto, Carmen La Cerra, Luca Bertocchi, Cristina Petrucci, and Celeste M Alfes. From high-fidelity patient simulators to robotics and artificial intelligence: a discussion paper on new challenges to enhance learning in nursing education. In *Methodologies and Intelligent Systems for Technology Enhanced Learning, 10th International Conference. Workshops: Volume 2*, pages 111–118. Springer, 2021.
- [171] Premila D Leiphrakpam, Priscila R Armijo, and Chandrakanth Are. Incorporation of Simulation in Graduate Medical Education: Historical Perspectives, Current Status, and Future Directions. *Journal of Medical Education and Curricular Development*, 11:23821205241257329, 2024.
- [172] Anna Brinkmann, Conrad Fifelski, Sandra Lau, Christian Kowalski, Ole Meyer, Rebecca Diekmann, Melvin Isken, Sebastian Fudickar, and Andreas Hein. The aal/care laboratory—a health-care prevention system for caregivers. *Nanomaterials and Energy*, 9(1):27–38, 2020.
- [173] Conrad Fifelski-von Böhlen, Anna Brinkmann, Stephan Mävers, Sandra Hellmers, and Andreas Hein. Virtual reality integrated multi-depth-camera-system for real-time telepresence and tele-manipulation in caregiving. In *2020 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Virtual Reality (AIVR)*, pages 294–297. IEEE, 2020.
- [174] Camillo Lugaresi, Jiuqiang Tang, Hadon Nash, Chris McClanahan, Esha Uboweja, Michael Hays, Fan Zhang, Chuo-Ling Chang, Ming Yong, Juhyun Lee, et al. Mediapipe: A framework for perceiving and processing reality. In *Third workshop on computer vision for AR/VR at IEEE computer vision and pattern recognition (CVPR)*, volume 2019, 2019.
- [175] JH Rohl, Alexander Gerka, Rebecca Diekmann, and Andreas Hein. Social interactions of artificial ventilated patients in intensive care—an example of a monitoring system. In *AMBIENT 2020: The Tenth International Conference on Ambient Computing, Applications, Services and Technologies*, pages 16–21, 2020.
- [176] Pamela A Cazzolli and Edward A Oppenheimer. Home mechanical ventilation for amyotrophic lateral sclerosis: nasal compared to tracheostomy-intermittent positive pressure ventilation. *Journal of the neurological sciences*, 139:123–128, 1996.

- [177] Alexander C White, Sucharita Kher, and Heidi H O'Connor. When to change a tracheostomy tube. *Respiratory Care*, 55(8):1069–1075, 2010.
- [178] Akshaya D Shetty, B Shubha, K Suryanarayana, et al. Detection and tracking of a human using the infrared thermopile array sensor—“grid-eye”. In *2017 International Conference on Intelligent Computing, Instrumentation and Control Technologies (ICICICT)*, pages 1490–1495. IEEE, 2017.
- [179] Alexander Gerka, Max Pfungsthorn, Christian Lupkes, Kevin Sparenberg, Melina Frenken, Christian Lins, and Andreas Hein. Detecting the number of persons in the bed area to enhance the safety of artificially ventilated persons. In *2018 IEEE 20th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- [180] Christian Kowalski, Kolja Blohm, Sebastian Weiss, Max Pfungsthorn, Pascal Gliesche, and Andreas Hein. Multi Low-resolution Infrared Sensor Setup for Privacy-preserving Unobtrusive Indoor Localization. In *ICT4AWE*, pages 183–188, 2019.
- [181] Michal Tölgyessy, Martin Dekan, L'uboš Chovanec, and Peter Hubinský. Evaluation of the azure kinect and its comparison to kinect v1 and kinect v2. *Sensors*, 21(2):413, 2021.
- [182] Qian-Yi Zhou, Jaesik Park, and Vladlen Koltun. Open3D: A modern library for 3D data processing. *arXiv preprint arXiv:1801.09847*, 2018.
- [183] Sungjoon Choi, Qian-Yi Zhou, and Vladlen Koltun. Robust reconstruction of indoor scenes. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 5556–5565, 2015.
- [184] Hyeong Ryeol Kam, Sung-Ho Lee, Taejung Park, and Chang-Hun Kim. Rviz: a toolkit for real domain data visualization. *Telecommunication Systems*, 60:337–345, 2015.
- [185] Temuge Batpurev. Calculating Joint Angles. https://github.com/TemugeB/joint_angles_calculate, 2021. (zuletzt zugegriffen am: 25.03.2024).
- [186] Jan Hendrik Röhl, Sandra Hellmers, Rebecca Diekmann, and Andreas Hein. Concept of an Observation-driven Android Robot-Patient with individualized Communication Skills. In *2022 9th IEEE RAS/EMBS International Conference for Biomedical Robotics and Biomechanics (BioRob)*, pages 1–7. IEEE, 2022.
- [187] Microsoft. Azure Kinect body tracking joints. <https://docs.microsoft.com/en-us/azure/kinect-dk/body-joints>, 2021. (zuletzt zugegriffen am: 23.05.2025).
- [188] Carlos Faria, João L Vilaça, Sérgio Monteiro, Wolfram Erlhagen, and Estela Bicho. Automatic Denavit-Hartenberg parameter identification for serial manipulators. In *IECON 2019-45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, volume 1, pages 610–617. IEEE, 2019.
- [189] A Douglas Glanville and George Kreezer. The maximum amplitude and velocity of joint movements in normal male human adults. *Human Biology*, 9(2):197, 1937.

- [190] David M Jessop and Matthew TG Pain. Maximum velocities in flexion and extension actions for sport. *Journal of human kinetics*, 50:37, 2016.
- [191] Richard Hayes and Karl Trimble. Shoulder examination for the MRCS part B (OCSE). *Surgery-Oxford International Edition*, 37(5):253–257, 2019.
- [192] Joan García-Alsina, Concepción García Almazan, José Moranta Mesquida, and Eulogio Plequezuelos Cobo. Angular position, range of motion and velocity of arm elevation: A study of consistency of performance. *Clinical Biomechanics*, 20(9):932–938, 2005.
- [193] KUKA. KUKA Dokumentation. https://www.kuka.com/-/media/kuka-downloads/imported/8350ff3ca11642998dbdc81dcc2ed44c/0000246832_de.pdf, 2025. (zuletzt zugegriffen am: 06.02.2025).
- [194] International Organization for Standardization. DIN ISO/TS 15066:2016 - Roboter und Robotikgeräte – Kollaborierende Roboter, 2016.
- [195] Stanford Artificial Intelligence Laboratory et al. Robotic Operating System.
- [196] Konstantinos Chatzilygeroudis, Matthias Mayr, Bernardo Fichera, and Aude Billard. *iiwa_ros: A ROS Stack for KUKA’s IIWA robots using the Fast Research Interface*, 2019.
- [197] Charles R. Harris, K. Jarrod Millman, Stéfan J. van der Walt, Ralf Gommers, Pauli Virtanen, David Cournapeau, Eric Wieser, Julian Taylor, Sebastian Berg, Nathaniel J. Smith, Robert Kern, Matti Picus, Stephan Hoyer, Marten H. van Kerkwijk, Matthew Brett, Allan Haldane, Jaime Fernández del Río, Mark Wiebe, Pearu Peterson, Pierre Gérard-Marchant, Kevin Sheppard, Tyler Reddy, Warren Weckesser, Hameer Abbasi, Christoph Gohlke, and Travis E. Oliphant. Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825):357–362, September 2020.
- [198] Stephen Butterworth et al. On the theory of filter amplifiers. *Wireless Engineer*, 7(6):536–541, 1930.
- [199] Pauli Virtanen, Ralf Gommers, Travis E. Oliphant, Matt Haberland, Tyler Reddy, David Cournapeau, Evgeni Burovski, Pearu Peterson, Warren Weckesser, Jonathan Bright, Stéfan J. van der Walt, Matthew Brett, Joshua Wilson, K. Jarrod Millman, Nikolay Mayorov, Andrew R. J. Nelson, Eric Jones, Robert Kern, Eric Larson, C J Carey, İlhan Polat, Yu Feng, Eric W. Moore, Jake VanderPlas, Denis Laxalde, Josef Perktold, Robert Cimrman, Ian Henriksen, E. A. Quintero, Charles R. Harris, Anne M. Archibald, Antônio H. Ribeiro, Fabian Pedregosa, Paul van Mulbregt, and SciPy 1.0 Contributors. SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. *Nature Methods*, 17:261–272, 2020.
- [200] Simone Graetzer, Jon Barker, Trevor J Cox, Michael Akeroyd, John F Culling, Graham Naylor, Eszter Porter, and Rhoddy Viveros-Mu noz. Clarity-2021 challenges: Machine learning challenges for advancing hearing aid processing. In *Proc. Interspeech*, volume 2, pages 686–690, 2021.
- [201] Simone Graetzer, Michael A. Akeroyd, Jon Barker, Trevor J. Cox, John F. Culling, Graham Naylor, Eszter Porter, and Rhoddy Viveros-Mu noz. Dataset of British English speech recordings for psychoacoustics and speech processing research: The clarity speech corpus. *Data in Brief*, 41:107951, 2022.

- [202] Dirk Schröder and Michael Vorländer. RAVEN: A real-time framework for the auralization of interactive virtual environments. In *Forum acusticum*, pages 1541–1546, Aalborg, Denmark, 2011.
- [203] Florian Denk, Stephan MA Ernst, Stephan D Ewert, and Birger Kollmeier. Adapting hearing devices to the individual ear acoustics: Database and target response correction functions for various device styles. *Trends in hearing*, 22:2331216518779313, 2018.
- [204] John G Clark. Uses and abuses of hearing loss classification. *Asha*, 23(7):493–500, 1981.
- [205] B C. Moore and B. R. Glassber. Simulation of the effects of loudness recruitment and threshold elevation on the intelligibility of speech in quiet and in a background of speech. *J. Acoust. Soc. Am.*, 94:2050–2062, 1994.
- [206] T. Baer and B. C. Moore. Effects of spectral smearing on the intelligibility of sentences in noise. *J. Acoust. Soc. Am.*, 94:1229–1241, 1993.
- [207] T. Baer and B. C. Moore. Effects of spectral smearing on the intelligibility of sentences in the presence of interfering speech. *J. Acoust. Soc. Am.*, 95:2277–2280, 1994.
- [208] Y. Nejime and B. C. Moore. Simulation of the effect of threshold elevation and loudness recruitment combined with reduced frequency selectivity on the intelligibility of speech in noise. *J. Acoust. Soc. Am.*, 102:603–615, 1997.
- [209] Y. Nejime and B. C. Moore. Evaluation of the effect of speech-rate slowing on speech intelligibility in noise using a simulation of cochlear hearing loss. *J. Acoust. Soc. Am.*, 103:572–576, 1998.
- [210] Nickolay V. Shmyrev. Vosk Speech Recognition Toolkit: Offline speech recognition API for Android, iOS, Raspberry Pi and servers with Python, Java, C# and Node. <https://github.com/alphacep/vosk-api>, 2023.
- [211] Antonio Andriella, Raquel Ros, Yoav Ellinson, Sharon Gannot, and Séverin Lemaignan. Dataset and Evaluation of Automatic Speech Recognition for Multi-lingual Intent Recognition on Social Robots. In *Proceedings of the 2024 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, pages 865–869, 2024.
- [212] Wiam Fadel, Imane Araf, Toumi Bouchentouf, Pierre-André Buvet, François Bourzeix, and Omar Bourja. Which French speech recognition system for assistant robots? In *2022 2nd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET)*, pages 1–5. IEEE, 2022.
- [213] Akshara Pande, Bhanu Shrestha, Anshul Rani, and Deepti Mishra. A comparative analysis of real time open-source speech recognition tools for social robots. In *International Conference on Human-Computer Interaction*, pages 355–365. Springer, 2023.
- [214] V. Panayotov, G. Chen, D. Povey, and S. Khudanpur. LibriSpeech: An ASR corpus based on public domain audio books. In *Proc. IEEE Intl. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 5206–5210, South Brisbane, QLD, Australia, May 2015.

- [215] Alpha Cephei, Inc. Vosk Models. <https://alphacephei.com/vosk/models>, 2023. (zuletzt zugegriffen am: 22.05.2025).
- [216] Jon Barker, Michael Akeroyd, Trevor J. Cox, John F. Culling, Jennifer Firth, Simone Graetzer, Holly Griffiths, Lara Harris, Graham Naylor, Zuzanna Podwinska, Eszter Porter, and Rhoddy Viveros-Mu noz. The 1st Clarity Prediction Challenge: A machine learning challenge for hearing aid intelligibility prediction. In *Proc. Interspeech*, pages 3508–3512, 2022.
- [217] E Wesley Ely, Richard Margolin, Joseph Francis, Lisa May, Brenda Truman, Robert Dittus, Theodore Speroff, Shiva Gautam, Gordon R Bernard, and Sharon K Inouye. Evaluation of delirium in critically ill patients: validation of the Confusion Assessment Method for the Intensive Care Unit (CAM-ICU). *Critical care medicine*, 29(7):1370–1379, 2001.
- [218] Ulf Guenther, Julius Popp, Lena Koecher, Thomas Muders, Hermann Wrigge, E Wesley Ely, and Christian Putensen. Validity and reliability of the CAM-ICU Flowsheet to diagnose delirium in surgical ICU patients. *Journal of critical care*, 25(1):144–151, 2010.
- [219] Ulf Guenther, Mirko Wolke, Hans-Christian Hansen, Nicole Feldmann, Anja Diers, Oliver Dewald, E Wesley Ely, and Andreas Weyland. Bedeutung der Desorientierung bei der Delireinschätzung. *Medizinische Klinik-Intensivmedizin und Notfallmedizin*, 117(6):419–427, 2022.
- [220] Curtis N Sessler, Mary Jo Grap, and Gretchen M Brophy. Multidisciplinary management of sedation and analgesia in critical care. In *Seminars in respiratory and critical care medicine*, volume 22, pages 211–226. Copyright© 2001 by Thieme Medical Publishers, Inc., 333 Seventh Avenue, New . . . , 2001.
- [221] Arendina W van der Kooi, Marjolijn L Rots, Geertjan Huiskamp, Francina AM Klijn, Huiberdina L Koek, Jolanda Kluin, Frans SS Leijten, and Arjen JC Slooter. Delirium detection based on monitoring of blinks and eye movements. *The American Journal of Geriatric Psychiatry*, 22(12):1575–1582, 2014.
- [222] E. Wesley Ely, Sharon K. Inouye, Gordon R. Bernard, Sharon Gordon, Joseph Francis, Lisa May, Brenda Truman, Theodore Speroff, Shiva Gautam, Richard Margolin, Robert P. Hart, and Robert Dittus. Delirium in Mechanically Ventilated Patients Validity and Reliability of the Confusion Assessment Method for the Intensive Care Unit (CAM-ICU). *JAMA*, 286(21):2703–2710, 12 2001.
- [223] Microsoft. Azure Kinect DK depth camera. <https://docs.microsoft.com/en-us/azure/kinect-dk/depth-camera>, 2021. (zuletzt zugegriffen am: 03. 01.2025).
- [224] Eileen Roesler, Kenneth zur Kammer, and Linda Onnasch. Multidimensionale fragebögen zur erfassung der wahrgenommenen robotermorphologie (romo) in der mensch-roboter-interaktion. *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft*, 77(4):609–628, 2023.
- [225] Thomas Franke, Christiane Attig, and Daniel Wessel. A personal resource for technology interaction: development and validation of the affinity for technology interaction (ATI) scale. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 35(6):456–467, 2019.

- [226] Deutsche Gesellschaft für Anästhesiologie und Intensivmedizin e.V. (DGAI) and Deutsche Interdisziplinäre Vereinigung für Intensiv-und Notfallmedizin e.V. (DIVI). S3-Leitlinie Analgesie, Sedierung und Delirmanagement in der Intensivmedizin (DAS-Leitlinie). https://register.awmf.org/assets/guidelines/001-012_S3_Analgesie-Sedierung-Delirmanagement-in-der-Intensivmedizin-DAS_2021-08.pdf, 2021. (zuletzt zugegriffen am: 20.04.2023).
- [227] Jan Hendrik Röhl, Ulf Günther, Andreas Hein, and Benjamin Cauchi. Effect of Simulated Hearing Loss on Automatic Speech Recognition for an Android Robot-Patient. *Frontiers in Robotics and AI*, 11:1–11, 2024.
- [228] Samuele Cornell, Zhong-Qiu Wang, Yoshiki Masuyama, Shinji Watanabe, Manuel Pariente, and Nobutaka Ono. Multi-channel target speaker extraction with refinement: The WAVLab submission to the second clarity enhancement challenge. *arXiv preprint arXiv:2302.07928*, 2023.
- [229] Jan Hendrik Röhl, Andrea Diana Klausen, Nicole Feldmann, Rebecca Diekmann, Sandra Hellmers, Ulf Günther, and Andreas Hein. Android Robot-Patient for Teaching and Training of Delirium Assessment Instruments: A Pilot Study. In *2023 IEEE International Conference on Advanced Robotics and Its Social Impacts (ARSO)*, pages 78–83. IEEE, 2023.