

Anthropomorphe Bewegungsmodelle für Roboter-Mensch-Übergaben

Übertragung menschlicher Bewegungsmuster zur Steigerung der
Benutzerakzeptanz und des Sicherheitsgefühls bei physikalischen
Roboter-Mensch-Interaktionen

21. Juni 2021

Universität Bielefeld
Technische Fakultät
Fachhochschule Bielefeld
Campus Minden

Robin Rasch, M.Sc.

Anthropomorphe Bewegungsmodelle für Roboter-Mensch-Übergaben

Dissertation
zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

Gutachter PD Dr.-Ing. Sven Wachsmuth
Prof. Dr. Dr.-Ing. Matthias König
Prof. Dr.-Ing. Sebastian Zug

Prüfungskommission Prof. Dr. Helge Ritter
Dr.-Ing. Birte Richter

*Verteidigt und
angenommen am* 17. Dezember 2021

Robin Rasch, M.Sc.

Anthropomorphe Bewegungsmodelle für Roboter-Mensch-Übergaben

Dissertation, 21. Juni 2021

Betreuer: PD Dr.-Ing. Sven Wachsmuth und Prof. Dr. Dr.-Ing. Matthias König

Universität Bielefeld

Technische Fakultät

Fachhochschule Bielefeld

Campus Minden

Gedruckt auf alterungsbeständigem Papier ISO 9706

Zusammenfassung

Die steigende Anzahl an Robotern im Alltag wird in der Zukunft zu vermehrt stattfindenden Interaktionen zwischen Robotern und Menschen führen. Eine zwischenmenschliche Interaktion, die im Alltag stattfindet, ist die Übergabe eines Objektes. Diese Interaktion ist eine Grundlage für komplexere Kollaborationen zweier Akteure. Folglich wird diese Interaktion in der Zukunft auch im Rahmen von alltäglichen Roboter-Kollaborationen durchgeführt werden. Um das Objekt zu übergeben, ist eine physische Nähe zwischen Roboter und Mensch nötig. Diese Nähe kann bei Anwendern zur Ablehnung der Interaktion führen, da sie den Roboter nicht einschätzen können oder Gefahren mutmaßen, die vom Roboter ausgehen könnten. Daher ist es nötig, die Interaktion anhand der Benutzerakzeptanz und des Sicherheitsgefühls des Anwenders zu optimieren.

Allgemein werden in dieser Arbeit drei Forschungsziele betrachtet. Neben der Untersuchung anwendungsspezifischer Anpassungen und Erweiterungen für praktikable und benutzerfreundliche Roboter-zu-Mensch-Übergaben liegt der Fokus auch auf der Modellierung und Implementierung anthropomorpher Bewegungen für Roboter-zu-Mensch Übergaben. Das abschließende Ziel ist die Evaluierung der Auswirkungen von anthropomorphen Bewegungsmodellen auf die Benutzerakzeptanz und das Sicherheitsgefühl des Anwenders, im Speziellen von Laien. Für alle drei Ziele gilt, dass diese auf verschiedenartigen Robotern ausgeführt werden.

Um dieses Ziel zu adressieren, wird in dieser Arbeit zunächst ein Robotersystem vorgestellt, das Übergaben zwischen zwei Menschen nachempfunden ist. Hierfür werden Ergebnisse und Ansätze bestehender Arbeiten genutzt und für das Robotersystem adaptiert. Dabei ist die Generierung von Übergabekonfigurationen anhand spezifischer Kontextparameter eine offene Fragestellung, die in dieser Arbeit beantwortet wird. Dazu wird eine Mensch-Roboter-Studie vorgestellt, bei der Testpersonen Robotern sowohl angemessene als auch unpassende Konfigurationen beigebracht haben. Anhand der statistischen Ergebnisse wird ein Modell zur Generierung der Konfigurationen vorgeschlagen. Dabei werden die Körpergröße und -haltung des Anwenders, seine Positionierung sowie das Übergabeobjekt berücksichtigt.

Bei der Entwicklung anthropomorpher Bewegungsmodelle für die Armbewegung des Roboters liegt der Fokus auf drei verschiedenen konventionellen Bewegungsmodellen. Die zwei Grundmodelle sind in zwei unterschiedlichen Konfigurationsräumen modelliert. So bezieht sich das erste Modell auf die kartesische Trajektorie des Endeffektors und das zweite Modell auf die Gelenkbewegungen von spezifischen Gelenken des Arms. Ausgehend von den Modellen ist die Aufnahme der Basisdaten eine Herausforderung. Hierfür werden zwei Studien aufgezeigt, bei denen zwei Testpersonen sich ein Objekt reichen. Im Zuge dessen werden zwei verschiedene Messtechniken eingesetzt, um die Basisdaten zu erheben. Beide Modelle

zeigen in der Anwendung Nachteile basierend auf dem jeweiligen Konfigurationsraum. Folglich wird ein drittes Modell vorgestellt, das die Vorteile beider Grundmodelle kombiniert und die Nachteile reduziert. Im Rahmen dieses Forschungszieles werden unterschiedliche Anforderungen der Modelle subjektiv und objektiv evaluiert.

Die Einflüsse des entwickelten Robotersystems und der modellierten Bewegungen auf das Sicherheitsgefühl und die Benutzerakzeptanz werden in einer Mensch-Roboter-Studie untersucht. Die Evaluierung der Bewegungsmodelle zeigt, dass diese keinen signifikanten Einfluss auf das Sicherheitsgefühl der Anwender haben. Dies trifft sowohl auf Laien wie auch auf Experten zu. Andere Bewertungskriterien, wie die Intuitivität, Menschenähnlichkeit oder die Benutzerakzeptanz, werden durch die entwickelten Modelle positiv beeinflusst, da diese im Vergleich zu Referenzmodellen meist besser sind. Im Mittel schnitt dabei das kombinierte Modell vor dem anthropomorphen Gelenkbewegungsmodell ab. Die Bewertung der Menschenähnlichkeit des anthropomorphen Bewegungsmodells im kartesischen Raum wurde schlechter bewertet. Die Evaluierung der weiteren Konzepte des Robotersystems zeigen unterschiedliche Ergebnisse, wobei einzelne Hypothesen wider Erwarten verworfen werden.

Weiterführende Forschungen im Bereich der Roboter-zu-Mensch-Übergabe könnten sich mit der Umsetzung der Interaktionen in realen Szenarien beschäftigen. Hierbei ist die Küche ein spannendes Anwendungsfeld, da hier gefahrenreiche Objekte wie Messer und heiße Utensilien überreicht werden. Diese erfordern möglicherweise Erweiterungen des Robotersystems sowie alternative Bewegungsmodelle.

Abstract

The increasing number of robots in everyday life will lead to more interactions between robots and humans in the future. One interpersonal interaction that takes place in everyday life is the handover of an object. This interaction is a fundamental task for more complex collaborations between two actors. Consequently, in the future, this interaction will also be performed in the context of everyday robot collaborations. To hand over the object, a physical proximity between robot and human is necessary. This proximity can lead to rejection of the interaction by users, as they are unable to perceive the robot or suspect dangers that might be caused by the robot. Therefore, it is necessary to optimize the interaction based on user acceptance and the user's sense of safety.

Overall, three research goals are considered in this thesis. Besides investigating application-specific adaptations and extensions for feasible and user-friendly robot-to-human handovers, the focus is also on modeling and implementing anthropomorphic motions for robot-to-human handovers. The final goal is to evaluate the impact of anthropomorphic motion models on user acceptance and the user's sense of safety, in particular non-experts. For all three objectives, these will be executed on different types of robots.

In order to address this goal, this thesis first presents a robot system that mimics handovers between two humans. For this purpose, results and approaches of related studies are used and adapted for the robotic system. The generation of handover configurations based on specific context parameters is an open question that will be answered in this thesis. To this end, a human-robot study is presented in which test subjects showed robots both appropriate and inappropriate configurations. Based on the statistical results, a model for generating the configurations is proposed. The user's body size and posture, positioning, and handover object are taken into account.

In the development of anthropomorphic motion models for the robot's arm motion, the focus is on three different conventional motion models. The two basic models are modeled in two different configuration spaces. Thus, the first model is related to the Cartesian trajectory of the end effector and the second model is related to the joint motions of specific joints of the arm. Starting from the models, the recording of the baseline data is a challenge. For this, two studies are shown in which two subjects pass an object to each other. In the process, two different measurement techniques are used to collect the baseline data. Both models show disadvantages in the application based on the given configuration space. As a consequence, a third model is presented that combines the features and supposed advantages of both basic models. During this research objective, different requirements of the models are evaluated subjectively and objectively.

The influences of the developed robot system and the modelled movements regarding the feeling of safety and user acceptance are investigated in a human-robot study. The evaluation of the motion models shows that they have no significant influence on the users' sense of safety. This is applicable to non-experts as well as to experts. Other evaluation criteria, such as intuitiveness, human similarity or user acceptance, are positively influenced by the developed models, as they are mostly performing better compared to reference models. On average, the combined model performed better than the anthropomorphic joint motion model. The anthropomorphic motion model in Cartesian space does not reach an acceptable quality level in the evaluation of human similarity. The evaluation of the other concepts of the robotic system shows different results, where individual hypotheses are rejected against expectations.

Further research in the field of robot-to-human handover could deal with the implementation of the interactions in real scenarios. In this context, the kitchen is an exciting field of application, since dangerous objects such as knives and hot utensils are handed over here. These may require extensions to the robot system as well as alternative motion models.

Danksagung

Im Rahmen dieser Arbeit habe ich eine Menge an Unterstützung und Hilfe bekommen. Dafür möchte ich mich herzlich bedanken.

Mein erster Dank geht an Matthias König, der mir die Gelegenheit gegeben hat, meine Promotion an der FH Bielefeld durchzuführen. Dabei hat er neben dem inhaltlichen Anstoß für diese Arbeit auch die nötigen Projekte und Stellen organisiert, um die Forschung zu ermöglichen. Mein weiterer Dank geht an Sven Wachsmuth für seine kooperative Unterstützung an der Universität Bielefeld und seine inhaltliche Unterstützung in unseren konstruktiven Gesprächen. Des Weiteren möchte ich Sebastian Zug für seine Arbeit als dritter Gutachter und seine weiterführenden Ideen danken. Dieser Dank gilt auch Dr. Birte Richter und Prof. Dr. Helge Ritter, die uneigennützig Teile der Prüfungskommission gebildet haben.

An der FH Bielefeld habe ich großartige Menschen kennengelernt, die mich in den letzten sechs Jahren begleitet, unterstützt und bei Laune gehalten haben. Hier möchte ich man bei Aljoscha, Andrei, Dennis, Jan B., Jan R., Lilly, Malte, Martin, Philipp und Tim bedanken. Ein besonderer Dank gilt dabei Dennis. Zusammen sind wir über Berg und Tal gegangen und hatten zwei großartige Konferenzreisen. Nicht vergessen möchte ich Johannes und Rouven, die mich in meinen Anfängen an der FH unterstützt haben, und Stefan und Wolfgang für die Anfänge im Bereich Informatik. Ein großes Dankeschön geht an meine Korrekturleser Eva, Dennis, Matthias und Sven, die mir ihre Zeit geschenkt haben.

Neben den fachlichen Unterstützern möchte ich mich aus tiefster Seele bei meiner Familie und meinen Freunden bedanken, ohne die wäre diese Arbeit weder begonnen noch fertiggestellt worden. Meine Eltern haben den Grundstein für diesen Weg gelegt und mich dabei begleitet und unterstützt. Meiner Schwester, meinen Großeltern und meiner angeheirateten Familie möchte danken, dass ihr niemals an mir gezweifelt habt und immer für mich da wart. Während der Promotion und besonders bei der Anfertigung der Dissertation gab es einige Stellen, an denen ich gegen eine Wand lief. Meinen Kopf haben meine Freunde Christian, Jonas, Lisa und Tobias meist wieder freibekommen, dafür mein Dank. Die schwarzen Tage konnte aber nur Eva aufhellen. Ihr gilt mein größter Dank für die nicht aufzählbare Unterstützung und Hilfe sowie die Entlastung im Alltag und die moralische Stütze bei meinen nächtlichen Schreibstunden.

Ich danke euch allen.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	1
1.2	Themenbereich der Arbeit	4
1.3	Zielstellung der Arbeit	8
1.4	Gliederung der Arbeit	15
2	Roboter-Mensch-Übergaben: Aktueller Stand	17
2.1	Verlauf von Übergaben	17
2.2	Annäherung von mobilen Robotern	20
2.3	Kognitive Signale	23
2.3.1	Blickkontakt	23
2.3.2	Gestik	25
2.3.3	Resümee	26
2.4	Bewegungsmodelle während des Reichens	26
2.4.1	Anatomie und Kinesiologie des menschlichen Arms	27
2.4.2	Modelle für menschliche Armbewegungen	30
2.4.3	Generierung von Trajektorien	37
2.4.4	Anthropomorphe Übergabebewegungen	41
2.4.5	Zusammenfassung	48
2.5	Übergabekonfigurationen	54
2.5.1	Kontextparameter: Anwender	54
2.5.2	Kontextparameter: Objekt	57
2.5.3	Kontextparameter: Szenario	58
2.5.4	Zusammenfassung	60
2.6	Transferphase	63
2.6.1	Transfer bei Mensch-Mensch-Übergaben	63
2.6.2	Visuelle Ansätze	64
2.6.3	Taktile Ansätze	65
2.6.4	Extrinsische Lastansätze	66
2.6.5	Zeitverhalten bei Freigaben	67
2.7	Methoden zur Evaluierung von Übergabeinteraktionen	68
2.7.1	Subjektive Anwenderbewertung	68
2.7.2	Objektive Anwenderbewertung	70
2.7.3	Objektive Prozessbewertung	71
2.8	Zusammenfassung	73
3	Robotersystem zur Übergabe von Objekten	77

3.1	Robotersysteme	78
3.1.1	SoftBank Pepper	78
3.1.2	Franka Emika Panda Arm	80
3.1.3	KUKA youBot Arm	81
3.1.4	Zusätzliche visuelle Sensorik	82
3.1.5	Roboterumgebung	83
3.1.6	Gelenkzuordnung und Initialhaltung	83
3.2	Softwarearchitektur	88
3.3	Annäherungs-Modul	90
3.3.1	Potenzialfeld: Ziel und Geschwindigkeit	90
3.3.2	Potenzialfeld: Abstand	91
3.3.3	Potenzialfeld: Annäherungsrichtung	92
3.3.4	Kombiniertes Potenzialfeld	93
3.4	Übergabekonfiguration	94
3.4.1	Studienanordnung	95
3.4.2	Studienverlauf	96
3.4.3	Hypothesen	98
3.4.4	Probanden	98
3.4.5	Erhobene Daten	98
3.4.6	Allgemeines Verständnis	99
3.4.7	Musteranalyse	101
3.4.8	Einfluss des Objekt- und Grifftyps	103
3.4.9	Effekt der Körperhaltung des Anwenders	105
3.4.10	Effekt der Anwendergröße	106
3.4.11	Generierung der Übergabekonfiguration	107
3.5	Personendetektion	109
3.5.1	Pose	109
3.5.2	Größe	110
3.5.3	Körperhaltung	110
3.5.4	Handtracking	111
3.6	Bewegungskontrolle	112
3.6.1	Trajektorienbewegung	112
3.6.2	Räumliche Synchronisation	113
3.7	Objekttransfer	114
3.7.1	Visuelle Näherungs- und Kontakt-Detektion	116
3.7.2	Detektion der Lastverteilung	118
3.8	Kognitives Mensch-Roboter-Interaktions-Modul	122
3.9	Zusammenfassung	124
4	Bewegungsmodelle für anthropomorphe Übergaben	125
4.1	Kartesisches Bewegungsmodell	125
4.1.1	Menschliche kartesische Trajektorien	126
4.1.2	Kartesische Trajektorie	131

4.1.3	Vergleich zu klassischen Trajektorien	138
4.1.4	Diskussion	138
4.2	Gelenkbewegungsmodell basierend auf menschlichen primitiven Bewegungen	139
4.2.1	Primitiven Bewegungen der Übergabe	139
4.2.2	Modellierung	143
4.2.3	Untersuchung zur Wahrnehmung von Bewegungsmustern	145
4.2.4	Diskussion	151
4.3	Kombinatorisches Modell	151
4.3.1	Motivation	152
4.3.2	Kombination von Modellen im kartesischen Raum und im Gelenkwin- kelraum	152
4.3.3	Evaluation	155
4.3.4	Diskussion	159
4.4	Zusammenfassung	160
5	Systemevaluierung	163
5.1	Studiendesign	163
5.1.1	Versuchsaufbau	164
5.1.2	Datenaufnahme	165
5.1.3	Probanden	167
5.2	Phase 1: Bewegungsmodelle	169
5.2.1	Versuchsdurchführung	169
5.2.2	Hypothesen	169
5.2.3	Darstellung der Ergebnisse	170
5.2.4	Diskussion und Folgerungen	175
5.3	Phase 2: Übergabekonfigurationen	177
5.3.1	Versuchsdurchführung	177
5.3.2	Hypothesen	179
5.3.3	Darstellung der Ergebnisse	179
5.3.4	Diskussion und Folgerungen	184
5.4	Phase 3: Initialhaltung	185
5.4.1	Versuchsdurchführung	185
5.4.2	Hypothesen	186
5.4.3	Darstellung der Ergebnisse	187
5.4.4	Diskussion und Folgerungen	190
5.5	Phase 4: Transfer	191
5.5.1	Versuchsdurchführung	192
5.5.2	Hypothesen	192
5.5.3	Darstellung der Ergebnisse	193
5.5.4	Diskussion und Folgerungen	197
5.6	Zusammenfassung	198
6	Zusammenfassung und Ausblick	201
6.1	Zusammenfassung	201

6.2 Kritische Anmerkungen	206
6.3 Weiterführende Arbeiten	206
Literatur	209
A Online-Umfrage - Anforderungsanalyse	229
B Fragebogen - Studie Gelenkbewegungsmodell	237
C Fragebogen - Stammdaten	239
D Strukturierte Fragen	243
E Histogramme	245
E.1 Phase 1: Bewertungen der Bewegungsmodelle	245
E.2 Phase 2: Bewertungen der Übergabekonfigurationen	254
E.3 Phase 3: Bewertungen der Initialposen	266
E.4 Phase 4: Bewertungen der Transferverhalten	270
Eigenständigkeitserklärung	273

Abbildungsverzeichnis

1.1	Entwicklung des wissenschaftlichen Interesses an Mensch-Roboter-Interaktionen.	2
1.2	Anwendungsszenarien von Roboter-Mensch-Übergaben im häuslichen Umfeld.	6
2.1	Phasen und Aktivitäten der Übergabe Interaktion.	19
2.2	Primitive Bewegungen der Schulter.	28
2.3	Primitive Bewegungen des Ellenbogens und Unterarms.	28
2.4	Darstellungen des <i>carrying angle</i> und der Denavit-Hartenberg Parameter des menschlichen Arms.	29
2.5	Trajektorie des Minimum-Jerk-Modells	33
2.6	Konventionelle normierte Trajektorien und deren Geschwindigkeits- und Beschleunigungsprofile	38
2.7	Aufgenommene und generierte Pfade und Trajektorien aus der Literatur	52
2.7	Aufgenommene und generierte Pfade und Trajektorien aus der Literatur	53
2.8	Exemplarische Übergabekonfigurationen	61
3.1	Kinematische Kette des rechten Arms von PEPPER	79
3.2	Kinematische Kette des PANDA	81
3.3	Kinematische Kette des YOUBOT	82
3.4	Übersicht der Roboterumgebung	84
3.5	Initialhaltung der Roboter	87
3.6	Übersicht über das ANTHROPOMORPH ROBOT HANDOVER SYSTEM und dessen Module	88
3.7	Potenzialfeld für die Anwenderannäherung.	91
3.8	Abstoßendes Potenzialfeld.	92
3.9	Trichterförmiges Potenzialfeld zur frontalen Annäherung.	93
3.10	Kombiniertes Potenzialfeld.	93
3.11	Experimenteller Aufbau zur Bestimmung von Übergabekonfigurationen	95
3.12	Übergabeobjekte der Studie und ihre physischen Eigenschaften.	96
3.13	Interaktionsverlauf zum Lehren von Übergabekonfigurationen	97
3.14	Box-Whisker-Plot der kartesischen Positionen im Raum.	99
3.15	Kartesische End-Effektor-Positionen von aufgenommenen Übergabekonfigurationen	100
3.16	Streudiagramme der einzelnen Gelenke bei geeigneten Übergabekonfigurationen	102
3.17	Mittelwerte der Konfigurationen der Cluster	103
3.18	Häufigkeiten der Konfigurationscluster pro Objekt	104

3.19	Bilder der gewählten Griffe aus der Sicht des Roboters	105
3.20	Bildverarbeitungskette zur Annäherungsbestimmung	111
3.21	Prozess des Objekttransfers	115
3.22	Filterkette zur visuellen Kontaktdetektion	117
3.23	Extrinsische Last bei PANDA zur Bestimmung der Lastverteilung	119
3.24	Gelenkversatz bei PEPPER zur Bestimmung der Lastverteilung	120
3.25	Signale der kognitiven Mensch-Roboter-Interaktion des PEPPER-Roboters . . .	122
4.1	Aufbau der Studie zur Aufnahme von Übergabebewegungen bei Menschen . .	128
4.2	Aufgenommene Daten aller Sensoren während der Übergabe	130
4.3	Ansatz zur Generierung der Trajektorien anhand der IMU-Daten	132
4.4	Profile des kartesischen Bewegungsmodells basierend auf Trajektorien	135
4.5	Profile des kartesischen Bewegungsmodells basierend auf Beschleunigungsdaten	137
4.6	Analyseprozess der Gelenkbewegungen anhand von RGB- und Tiefenbildern .	140
4.7	Geschätzte Bildpositionen der Gelenke mit OPENPOSE während einer Übergabe	141
4.8	Zeitlicher Verlauf von Beispielbewegungen der beiden Varianten	142
4.9	Aufgezeichnete Gelenkbewegungen der Ellenbogen-Flexion/Extension	142
4.10	Aufgezeichnete Gelenkbewegungen der Schulter-Flexion/Extension	143
4.11	Bewegungen des PEPPER-Roboters während der Studie	146
4.12	Bewegungen des YUBOT-Roboters während der Studie	147
4.13	Box-Whisker-Plot der Umfrage-Ergebnisse	149
4.14	Simulierte Trajektorien des hybriden Modells	154
4.15	Genauigkeiten bei verschiedenen maximalen Offsets der Offset-Funktionen . .	156
4.16	Auswirkung der maximalen Iterationen der inversen Kinematik	158
5.1	Phasenmodell des Hauptteils der Studie mit Haupt- und Subphasen.	166
5.2	Kiviatdiagramm der Gesamtbewertungen aller Bewegungsmodelle.	170
5.3	Kiviatdiagramme der Benutzerakzeptanz, Intuitivität, Menschenähnlichkeit, Natürlichkeit und des Sicherheitsgefühls aller Bewegungsmodelle auf den verschiedenen Robotern.	174
5.4	Aufgenommene Daten des physiologischen Sensors	176
5.5	Evaluierte Initialhaltungen der Roboter	186
5.6	Ergebnisse der subjektiven Benutzerbewertung der Initialhaltungen	188
5.7	Darstellung der deskriptiven Daten der Phase 4	193

Tabellenverzeichnis

1.1	Qualitätsmaß für das Sicherheitsgefühl	11
1.2	Qualitätsmaß für die Intuitivität	12
1.3	Qualitätsmaß für die Benutzerakzeptanz	13
1.4	Qualitätsmaß für die Genauigkeit	13
1.5	Qualitätsmaß für die Natürlichkeit	14
2.1	Übersicht verschiedener Bewegungsmodelle und -ansätze für Übergaben.	49
2.2	Ansätze der Literatur zum Lernen und Generieren von Übergabekonfigurationen	60
2.3	Übersicht untersuchter Konfigurationsvariablen und Kontextparameter	62
3.1	Zuordnung primitiver Bewegungen auf Robotergelenke	84
3.2	Deskriptive Statistik der Gelenkkonfigurationen von geeigneten Konfigurationen	101
3.3	Häufigkeiten der Griffotypen pro Objekt	104
3.4	Deskriptive Statistik der End-Effektor-Position	106
3.5	Ergebnisse der untersuchten Hypothesen bezüglich der Übergabekonfigurationen	108
4.1	Güte der Anpassung für die beiden Modellierungsvarianten	136
4.2	Deskriptive Statistiken der Distanzbestimmungen der kartesischen Trajektorien	138
4.3	Polynomkoeffizienten für beide Varianten der Ellenbogenbewegung	145
4.4	Abstände zwischen Bewegungsmodellen und Referenzmodellen	158
4.5	Planungszeiten für alle Roboter und Modelle	159
5.1	Verteilung der Subskalen der Technikaffinität der Probanden.	168
5.2	Verteilung der Subskalen der Negativen Einstellung gegenüber Robotern	168
5.3	Rangfolgen der Bewegungsmodelle je Bewertungskategorien und Roboter	175
5.4	Ergebnisse der untersuchten Hypothesen aus Phase 1	177
5.5	Ergebnisse der statistischen Tests für verschiedene Kontextparameter.	182
5.6	Mittleren Ränge der Bewertungen nach Dimension und realer Position.	183
5.7	Ergebnisse der untersuchten Hypothesen aus Phase 2	185
5.8	Ergebnisse der untersuchten Hypothesen aus Phase 3	191
5.9	Verteilung der auftretenden Fehler in der Transfer-Phase.	196
5.10	Ergebnisse der untersuchten Hypothesen aus Phase 4	198

Abkürzungsverzeichnis

ANOVA	einfaktorielle Varianzanalyse
AR2	adjustierten Bestimmtheitsmaße
ARoHS	Anthropomorph Robot Handover System
DMJM	Decoupled Minimum-Jerk Modell
DMP	Dynamic Movement Primitive
DoA	Degrees of Actuator
DoF	Degrees of Freedom
EDA	elektrodermale Aktivität
EEF	End-Effektor
EG	Experimentalgruppe
FCI	Franka Control Interface
GBM	Gelenkbewegungsmodell
GMM	Gaußschen Mischmodellen
GPU	graphic processing unit
HBM	hybride Bewegungsmodell
IK	inverse Kinematik
IMU	inertiale Messeinheiten
ISO	International Organization for Standardization
KBM-BB	kartesisches Bewegungsmodell basierend auf den Beschleunigungsdaten
KBM-TB	kartesisches Bewegungsmodell basierend auf den Trajektoriendaten
KBM	kartesisches Bewegungsmodell
KG	Kontrollgruppe
kMRI	kognitive Mensch-Roboter-Interaktion
KO	konstanter Offset
LGM	lineares Gelenkwinkelmodell

LKM	lineares kartesisches Trajektorienmodell
MJM	Minimum-Jerk Modell
MRI	Mensch-Roboter-Interaktion
MTCM	Minimum-Torque-Change-Modell
MVM	Minimum-Variance-Modell
MzM	Mensch-zu-Mensch
MzR	Mensch-zu-Roboter
NARS	Negative Attitude toward Robots Scale
pMRI	physische Mensch-Roboter-Interaktion
QO	quadratischer Offset
RMSE	Standardfehler
ROS	Robot Operating System
RzM	Roboter-zu-Mensch
SSE	Residuenquadratsummen

Einleitung

1.1 Motivation

Nachdem 1959 der erste programmierbare Roboter entwickelt worden war, verkaufte 1960 George Devol den Roboter *Unimate* an die Firma General Motors und legte damit den Grundstein zur kommerziellen Nutzung von Industrierobotern (Engelberger 2007). Dem Trend der Industrie folgend, einen hohen Grad an Automatisierung zu erreichen, steigerte sich die Anzahl der Industrieroboter und deren Anwendungsbereiche. Vor allem in Bereichen der Industrie, bei denen es zu sich wiederholenden Aufgaben kommt oder Aufgaben in gefährlichen Arbeitsräumen durchgeführt werden müssen, übernahmen Roboter die Aufgaben menschlicher Arbeiter. Bearbeiteten zunächst stationäre Roboter Waren und Prozesse, entwickelten sich in den 1980er-Jahren Robotersysteme, die ihren Standort änderten und sich durch den Raum bewegten. Es etablierten sich die Begriffe *locomotion* für mobile Roboter und *manipulation* für Systeme mit Armen, Greifern oder Endeffektoren (Siciliano und Khatib 2008).

Entwicklungen seit Anfang des 21. Jahrhunderts zeigen, dass die Automatisierung mit Robotern auch das private Umfeld erreicht. Basierend auf den Ergebnissen der Forschung aus den 1990er-Jahren im Bereich der *service robotics*, werden Roboter entwickelt, die auf einen großen Markt ausgerichtet sind und die Lebensqualität steigern sollen (Siciliano und Khatib 2008). Die ersten Versuche, Roboter im privaten Umfeld kommerziell unterzubringen, scheiterten 1996 am Markt, bevor 2002 der ROOMBA der Firma iROBOT den Durchbruch schaffte (Prassler und Kosuge 2008). Von da an stieg die Zahl der verkauften Serviceroboter stetig. So wurden 2009 weltweit 4.4 Millionen neue Haushaltsroboter (Staubsaug- und Rasenmäroboter) verkauft (International Federation of Robotics 2009). Die Zahlen von 2018 zeigen mit 12.2 Millionen verkauften Haushaltsrobotern und einem Anstieg von 90 % gegenüber 2017 (6.4 Millionen verkaufte Haushaltsroboter) einen deutlichen Trend für einen wachsenden Markt im Bereich der Haushaltsrobotik (Müller 2019). Der größte Anteil (95 %) entfiel dabei auf reinigende Anwendungen (Staubsaugen und Wischen) (International Federation of Robotics 2019). Im Gegensatz dazu waren der Absatz und das Angebot an assistierenden Roboterarmen im häuslichen Umfeld gering (Hägele 2016). Dabei wurden unterschiedliche Anwendungen in verschiedenen Forschungsarbeiten untersucht. Häufig zu findende Beispiele waren die Unterstützung von älteren Personen (Kidd et al. 2006; Bedaf et al. 2015; Čaić et al. 2018), Kochroboter (Sugiura et al. 2010; Zhai et al. 2012; Bollini et al. 2013) oder *fetch-and-carry* Aufgaben (Huttenrauch und Eklundh 2002; Hans et al. 2002; Walters et al. 2007).

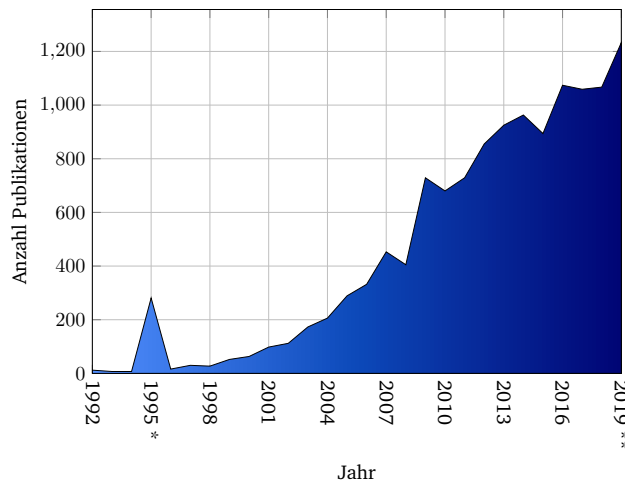


Abb. 1.1.: Entwicklung des wissenschaftlichen Interesses an Mensch-Roboter-Interaktionen anhand der Anzahl der wissenschaftlichen Veröffentlichungen in der Datenbank IEEE Xplore im Zeitraum von 1992 bis 2019 unter dem Begriff *human-robot interaction*. * 1995 hatte die International Conference on Intelligent Robots and Systems das Motto *Human Robot Interaction and Cooperative Robots*. ** Berücksichtigt wurden alle bis zum 12.03.2020 von der Datenbank erfassten Veröffentlichungen.

Ein Problem für die Entwicklung solcher Roboteranwendungen ist die direkte Interaktion zwischen Roboter und Mensch. Aktuelle Roboterprodukte, wie Staubsaugroboter, interagieren zwar mit der Umwelt, aber weniger mit den Benutzern (Prassler und Kosuge 2008). Die Mensch-Roboter-Interaktionen (MRIs) sind ein Forschungsbereich, der sich mit dem Verständnis, der Entwicklung und der Evaluierung von Robotersystemen und deren Anwendungen neben oder mit Menschen beschäftigt. Dieser multi-disziplinäre Ansatz erfordert die Zusammenarbeit von Forschern unter anderem aus den Bereichen der Robotik, Psychologie, der natürlichen Sprachen, Kognitionswissenschaften, Human Factors oder der Mensch-Computer-Interaktion. Die frühesten wissenschaftlichen Konferenzen zu diesem Forschungsbereich waren 1992 das *International Symposium on Robot & Human Interactive Communication (Ro-Man)* und anschließend 2000 die *International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, bei der hauptsächlich anthropomorphe¹ Roboter oder Roboterverhalten präsentiert werden (Goodrich und Schultz 2008). Anhand der jährlichen Anzahl an Veröffentlichungen lässt sich die Entwicklung des wissenschaftlichen Interesses ablesen. Der in der Abbildung 1.1 erkennbare Trend zeigt, dass seit 1992 die Anzahl der Veröffentlichungen zunimmt. Mensch-Roboter-Interaktionen ergeben sich bei aktuellen Anwendungen im Bereich der kognitiven Mensch-Roboter-Interaktionen (kMRIs). Dabei wird grundsätzlich die Kommunikation zwischen Mensch und Roboter und deren verschiedene Signale untersucht. Dies können neben Gesprächen, Geräuschen und der Betrachtung von Bewegungen auch der Gesichtsausdruck oder die Blickrichtung sein. Die physische Mensch-Roboter-Interaktion (pMRI) setzt darüber hinaus auf die Verbindung von Wahrnehmung und Aktion des physischen Körpers des Roboters. Bei ihr teilen sich Roboter und Mensch einen ge-

¹von menschlicher Gestalt, menschenähnlich (Dudenredaktion o. J.)

meinsamen Arbeitsraum und führen kooperativ oder kollaborativ komplexere Arbeiten aus. Während dieser Arbeiten kann es zu physischem Kontakt zwischen Mensch und Roboter kommen. Dieser Kontakt kann gezielt (Händeschütteln oder gemeinsam ein Objekt bewegen) oder unbeabsichtigt sein. Erforscht und genutzt wird pMRI vor allem in den Bereichen kollaborative Montage, Unterhaltung oder bei medizinischen Anwendungen (Bicchi et al. 2008).

Sicherheitsnormen, die sowohl Bauweise als auch Programmierung und Anwendung eines Roboters festlegen, sind ein Kriterium, das sowohl den Einsatz von Robotern als auch pMRIs beeinflussen. Neben den nationalen Standards werden in der internationalen Organisation für Normierung (International Organization for Standardization (ISO)) vereinheitlichte Standards erstellt. Industrieroboter unterliegen dabei neben den generellen Standards für Industriemaschinen auch dem erstmals 1992 verfassten Hauptteil der Sicherheitsnormen für Roboter: der ISO 10218 (Bicchi et al. 2008). Gerade für die pMRI wurden in der ISO 10218-1 Anforderungen an Industrieroboter gestellt, die sich einen Arbeitsraum mit Menschen teilen (Tadele et al. 2014). Übliche Sicherheitsmaßnahmen für Roboter sind die physische Trennung von Robotern und Menschen oder die automatische Abschaltung des Systems durch verschiedene Sensortechnologien. Diese Trennung ist bei Anwendungen mit pMRIs nicht möglich. Daher sind hier in erster Linie Entwicklungen zu erkennen, die sich mit der Konstruktion von *intrinsisch* sichereren Robotern befassen. Durch konstruktive Maßnahmen, wie eine weichere Oberfläche oder eine leichte Bauweise, und aktive Systeme, wie Airbags und Näherungssensoren in der Roboterhülle, bieten diese Roboter einen Schutz für den Anwender. Für Roboter im persönlichen Raum hingegen werden andere Standards entwickelt. Diese Unterscheidung ist notwendig, da sich zum einen die Umgebungen und zum anderen vor allem die Nutzergruppen unterscheiden. Gerade die Benutzer im häuslichen Umfeld sind unerfahren im Umgang mit Robotern und können Gefahrensituationen nicht ausreichend einschätzen (Jacobs und Virk 2014). In dieser Arbeit liegt der Fokus nicht auf der Umsetzung und Entwicklung strikter Sicherheitsnormen, sondern auf der Verbesserung des Sicherheitsgefühls des Anwenders. Dieses wird nicht durch Normen vorgegeben und durch Kriterien beschränkt, stattdessen von jedem Anwender unterschiedlich wahrgenommen. Diese Wahrnehmung beruht auf der Bedrohung und der potenziellen Gefahr, die von dem Roboter unabhängig der Sicherheitsnormen ausgehen.

Das mit der potenziellen Gefahr einhergehende Sicherheitsgefühl des Benutzers ist Teil der Akzeptanz des Anwenders gegenüber einem System (Salvini et al. 2010). Die Bestimmung der Benutzerakzeptanz von technischen Systemen ist ein wesentliches Kriterium für die Gebrauchstauglichkeit. Die meisten Roboterentwickler stimmen dieser These zu, jedoch unterscheiden sich die meisten Studien zur Gebrauchstauglichkeit von Robotersystemen in ihrer Methodik (Doering et al. 2015). Dies kann auf die Anwendung unterschiedlicher Plattformen und Sensoren an den Robotern zurückgeführt werden (Yanco et al. 2004). Dennoch lassen sich bekannte Methodiken aus Studien zur Gebrauchstauglichkeit von grafischen Benutzeroberflächen nutzen, um die Akzeptanz von MRIs zu bestimmen. Dabei muss der komplexen, dynamischen und autonomen Eigenart von Robotersystemen Rechnung getragen werden (Yanco et al. 2004). Dafür entwickelte Kriterien umfassen neben dem

sozialen Verhalten und einer Sprachausgabe auch das Aussehen und die Bewegungen des Roboters (Lohse 2007). Da Menschen dazu neigen, menschliche Emotionen und Eigenschaften auf Maschinen zu übertragen, werden gerade Roboter mit menschenähnlichem Aussehen von unerfahrenen Nutzern als intuitiver bewertet (Lohse 2007; Reeves und Nass 1996). Die Empathie schlägt in Ablehnung um, wenn der Roboter zu menschenähnlich aussieht (Mori et al. 2012). Gleiches gilt für Bewegungen, die abrupt ihre Richtung ändern (Butler und Agah 2001). Auch Bewegungsgeschwindigkeiten werden negativ vom Anwender wahrgenommen, wenn diese nicht an die Bedürfnisse des Anwenders angepasst sind (Lohse 2007). Insgesamt werden Bewegungen bevorzugt, die weiche Übergänge haben und menschenähnlicher sind (Butler und Agah 2001). Für eine akzeptierte und erfolgreiche Interaktion ist es deshalb zentral, diese Bedingungen bei der Entwicklung von Anwendungen mit pMRIs zu berücksichtigen.

Die Trends im Bereich der Industrierobotik zeigen, dass die Kollaboration von Mensch und Roboter essenziell für weitere Entwicklungen ist. Auch im Bereich der Servicerobotik im häuslichen Umfeld eröffnen Kollaborationen ein größeres Potenzial an Einsatzmöglichkeiten. Notwendig für diesen Einsatz sind zum einen die angesprochenen Sicherheitsnormen für Roboterprodukte, zum anderen die erwähnten Bedürfnisse der Anwender. Da unerfahrene Nutzer hier menschenähnliche Bewegungen bevorzugen, ist es eine Kernfrage, wie anthropomorphe Bewegungsmodelle für pMRIs erstellt werden. Zusätzlich ist die Anwendung der Modelle für verschiedene Roboter entscheidend. Wie in Kapitel 2 aufgezeigt wird, gibt es keine ausreichenden Lösungen für diese Probleme, da Modelle einzelne Komponenten (bspw. einzelne Dimensionen) nicht berücksichtigen, nur für spezifische Roboter entwickelt sind oder einen kleinen Bewegungsraum haben. Speziell die Untersuchung der Auswirkungen von verschiedenen Bewegungsmodellen und der Methodiken zur Ausführung dieser Modelle auf die Wahrnehmung und die Akzeptanz der Benutzer ist eine fundamentale Aufgabe. Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, anthropomorphe Bewegungen zu modellieren und auf verschiedenen Robotern zu implementieren, sowie deren Auswirkung auf Wahrnehmung und Benutzerakzeptanz bei einer pMRI zu untersuchen. Als Interaktion wird in dieser Arbeit die Übergabe eines Objektes vom Roboter zum Menschen betrachtet. Da sich diese in komplexeren Kollaborationsszenarien, wie dem Ausräumen einer Spülmaschine oder beim Kochen, häufig ereignet, ist sie ein relevanter und breiter Forschungsbereich in der Robotik.

1.2 Themenbereich der Arbeit

Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, anthropomorphe Bewegungsmodelle für die Übergabe eines Objektes vom Roboter zum Menschen zu bestimmen und auf verschiedenen Robotern zu implementieren. Die Übergabe von Objekten vom Roboter zum Mensch bietet sich im Anwendungsbereich anthropomorpher Bewegungsmodellen an. Diverse Abhandlungen (Strabala et al. 2013; S. Shibata et al. 1995; Huber et al. 2008) liefern Beschreibungen zu Abläufen, Interaktionssignalen, zu benötigten Informationen und weiteren Bestandteilen der

Übergabe. Die Ergebnisse zeigen, dass die Übergabe in Phasen unterteilt werden kann (Strabala et al. 2013; Basili et al. 2009), anhand derer sich die Arbeiten im Bereich der Übergaben einordnen lassen. Die Arbeiten unterscheiden sich zudem im Kontext der Übergabe und in den Auswirkungen auf die Übergabe.

Um anthropomorphe Modelle zu bestimmen und mit dem aktuellen Stand der Technik umzusetzen, sollen zunächst Mensch-zu-Mensch-Übergaben (MzM-Übergaben) betrachtet und die Bewegungen mit verschiedenen Techniken aufgezeichnet werden. Diese Aufzeichnungen werden mit aktuellen Methoden in Modelle überführt, die sich in ihrem Konfigurationsraum unterscheiden. Abschließend soll eine Mensch-Roboter-Studie zeigen, ob die Bewegungsmodelle als anthropomorph wahrgenommen werden und ob dies einen Einfluss auf die Benutzerakzeptanz und das Sicherheitsgefühl der Benutzer hat. Dazu sollen Zwischenstudien durchgeführt werden, die die Modelle frühzeitig hinsichtlich dieser Fragen untersuchen und Verbesserungen und Erweiterungen für weitere Modelle aufzeigen sollen. Ferner sollen zusätzliche Faktoren der Übergabe untersucht werden, die Einfluss auf die Bewegungsmodelle haben könnten. Dazu gehören unter anderem die Konfiguration und Synchronisierung der Übergabepose, die zeitliche Abstimmung des Objekttransfers und die Körperhaltung des Anwenders. Da die Bewegungen während einer Übergabe zwischen den Rollen des *Gebers* und *Nehmers* bzw. Empfängers unterschiedlich sind (Huber et al. 2009), betrachtet die vorliegende Arbeit nur Roboter-zu-Mensch-Übergaben (RzM-Übergaben), wenngleich in der Literaturrecherche auch Mensch-zu-Roboter-Übergaben (MzR-Übergaben) berücksichtigt werden. Die Initialisierung einer Übergabe in Abhängigkeit einer Rolle hat ebenso Auswirkungen auf die Bewegung. So kann zum Beispiel ein Nehmer durch das Ausstrecken seines Armes die Übergabe mithilfe dieser Gestik initiieren und zugleich die Übergabekonfiguration vorgeben (Strabala et al. 2013).

Die Interaktion der Übergabe schließt drei Komponenten ein: (1) einen Anwender, (2) einen Roboter und (3) ein Objekt. Da diese Komponenten in ihren Eigenschaften multipel sind und nicht alle Kombinationen untersucht werden können, sind folgend die Komponenten und ihre Eigenschaften definiert, die in dieser Arbeit betrachtet werden.

Die erste Komponente, die als Interaktionspartner in der pMRI agiert, ist der Mensch als **Anwender**. Diese Arbeit behandelt den Anwender in der Rolle des *Nehmers*, der die Übergabe nicht initiiert. Beispielhafte Anwendungsszenarien sind in Abbildung 1.2 dargestellt, bei denen Anwendern in verschiedenen Situationen Objekte angereicht bekommen. Da sich pMRIs zukünftig in verschiedenen Umgebungen ereignen werden, sind diese nicht auf einzelne Benutzergruppen beschränkt. Zur Reduzierung auf Charakteristiken und Gruppen an Anwendern wurden im Rahmen der Arbeit Kriterien festgelegt. Als typische Anwendergruppen lassen sich Personen in den Altersgruppen zwischen 15 und 54 Jahren ausmachen, da diese die größte Bereitschaft zeigen mit Robotern zu interagieren (European Commission 2015; European Commission 2017; Angestellte Schweiz und DemoSCOPE 2019). Unabhängig vom Alter unterscheidet sich dieser Wert in den europäischen Ländern (European Commission 2017). Dieser Unterschied ist noch größer, wenn die Akzeptanzwerte mit denen von nicht europäischen Ländern verglichen werden. Ferner zeigen interkulturelle Studien im Bereich Robotik Unterschiede in deren Wahrnehmung und Akzeptanz (Li et al. 2010). Dies führt



Abb. 1.2.: Anwendungsszenarien von Roboter-Mensch-Übergaben im häuslichen Umfeld. Bei 1 übergibt ein Manipulator dem Anwender eine Tasse. Bei 2 übergibt ein humanoider Roboter einer sitzenden Anwenderin ein Buch.

in dieser Arbeit zur Einschränkung auf Nutzer mit einem europäischen bzw. westlichen Kulturhintergrund. Bei einer soziodemografischen Analyse zur Akzeptanz von Robotern in verschiedenen Szenarien (European Commission 2017) sind drei Eigenschaften ausgemacht worden, die Einfluss auf die Akzeptanz haben:

Geschlecht Die Akzeptanz ist bei Männern höher als bei Frauen.

Bildungsweg Je länger der Bildungsweg ist, desto höher ist die Akzeptanz.

Internetnutzung Die Akzeptanz steigt bei höherer Nutzung des Internets.

In dieser Arbeit werden die Nutzer nicht auf diese Faktoren beschränkt. Jedoch lässt sich mittels der abzuleitenden Technikaffinität eine Gruppierung der Nutzer erstellen. Zusätzlich sollen die Nutzer zu ihren bisherigen Erfahrungen mit Robotern befragt werden, da 14% der gezielten Nutzergruppe bereits Kontakt mit Robotern hatten (European Commission 2017). Abschließend wird für die vorliegende Arbeit angenommen, dass die Nutzer in der Lage sind, physikalisch wie auch kognitiv, mit dem Roboter zu interagieren. Daher wird die Benutzergruppe auf Personen ohne kognitive Beeinträchtigungen oder Behinderungen der oberen Gliedmaßen begrenzt.

Die zweite Komponente der Übergabe ist der **Roboter** als *Geber* des Objektes. Laut Siciliano et al. (2010) lassen sich Roboter in *mobile Roboter* und *Manipulatoren* kategorisieren. Als Unterscheidungsmerkmal gilt bei der Kategorisierung die mobile bzw. fixierte Basis des Roboters. Werden beide mechanischen Strukturen zusammengefasst, wird der Roboter als *mobiler Manipulator* bezeichnet (Siciliano et al. 2010). Diese Arbeit fokussiert sich auf die Bewegungsmodelle bei direkten Übergaben. Diese unterscheiden sich von indirekten Übergaben, bei denen das Übergabeobjekt zunächst auf einer Oberfläche vom Geber abgestellt wird und von dieser durch den Nehmer aufgenommen wird (Strabala et al. 2013). Da mobile Roboter ohne Manipulator nur für die indirekte Übergabe geeignet sind, beschränkt sich diese Arbeit auf die Anwendung von Manipulatoren und mobilen Manipulatoren.

Diese Roboter differenzieren in der Anzahl und Anordnung ihrer prismatischen und revoluten Gelenke². Klassifizierungen für die Strukturen bei Manipulatoren sind u. a. kartesisch, zylindrisch, sphärisch, SCARA und anthropomorph (Siciliano et al. 2010). Die Anzahl der ansteuerbaren Gelenke (Degrees of Actuator (DoA)) beeinflusst die möglichen Positionen und Orientierungen im dreidimensionalen Raum, bzw. die sich daraus ergebenden Freiheitsgrade (Degrees of Freedom (DoF)). Dabei wird zwischen *überaktuierten* (DoA > DoF), *vollaktuierten* (DoA = DoF) und *unteraktuierten* (DoA < DoF) Robotern unterschieden (Corke 2017). Da in dieser Arbeit Posen im kartesischen Raum betrachtet werden, wird im weiteren Verlauf $DoF = 6$ angenommen und die Begriffe bzgl. den DoA analog genutzt.

Die vorliegende Arbeit beschränkt sich auf den Einsatz von Robotern mit Manipulatoren, die eine anthropomorphe Struktur nach Siciliano et al. (2010) aufweisen. Diese Roboter wurden insbesondere deswegen gewählt, weil diese mit 59 % einen Großteil der weltweit installierten Manipulatoren ausmachen (Siciliano et al. 2010). Zusätzlich werden humanoide Roboter gesondert betrachtet, da diese eine andere Akzeptanz als vergleichbare Roboter haben (Höflich und El Bayed 2015). Da in der vorliegenden Arbeit die einhändige Übergabe betrachtet wird, wird nicht speziell auf Dualarm-Systeme eingegangen, sondern nur die Bewegung eines einzelnen Manipulators betrachtet. Bei Dualarm-Systemen wird der zweite Arm in eine natürliche Haltung eingestellt. Es werden keine zusätzlichen Gestiken mit dem zweiten Arm ausgeführt, da diese keine signifikanten Auswirkungen auf die Synchronität der Interaktion haben (Meyer zu Borgsen et al. 2017).

Zusätzlich zur Bewegung des Arms sollte ein Manipulator Objekte aufnehmen können (Siciliano et al. 2010). Folglich sind Manipulatoren mit End-Effektoren (EEFs) ausgestattet. Diese unterscheiden sich in der Methodik des Greifens und sind gruppiert in den Kategorien: *Impactive*, *Ingressive*, *Contigutive* und *Astrictive* (Monkman et al. 2007). Diese Arbeit beschränkt sich auf die *Impactive*-Methodik, da in dieser Arbeit simple Greifer mit einem bzw. zwei DoA, u. a. Parallelgreifer und vereinfachte anthropomorphe Greifer, betrachtet werden. Abgesehen von der Methodik unterscheiden sich Greifer auch in der Bauweise. Diese divergieren in der Anzahl und Anordnung der Aktoren.

Zur Wahrnehmung der Umgebung benötigen Roboter Sensoren. Diese Sensorik ist im Bereich der Robotik weit gestreut. In dieser Arbeit werden RGB-D Kameras zur Wahrnehmung der Umgebung und des Anwenders genutzt, die eine Vielzahl von Einsatzmöglichkeiten (Halmetschlager-Funek et al. 2019) bieten. Zusätzlich werden die internen Sensoren der Roboter zur Selbstwahrnehmung eingesetzt. Die zur Verarbeitung der Daten benötigte Rechenleistung wird nicht beschränkt, da die Roboter nicht nur auf die internen Recheneinheiten angewiesen sind, sondern externe Kapazitäten anfordern können. So können z. B. bildverarbeitende Prozesse auf externe Rechner mit dedizierten *graphic processing units (GPUs)* verlagert werden (Sogo et al. 1999).

²*Prismatische* Gelenke verändern sich entlang ihrer Bezugsachse und somit die Distanz zwischen den zwei benachbarten Gliedern. *Revolute* Gelenke rotieren um ihre Bezugsachse und verändern den Winkel zwischen den benachbarten Gliedern (Corke 2017, S. 197).

Die letzte physikalische Komponente während der Übergabe ist das **Objekt**, das vom Roboter an den Menschen übergeben wird. Zur Einschränkung der Objekte wurde das Szenario im häuslichen Umfeld betrachtet und alltägliche Gegenstände gewählt. Um verschiedene Kategorien abzudecken, orientiert sich die Auswahl am Regelwerk des ROBOCUP@HOME 2019 (Matamoros et al. 2019). Dieses beschreibt Objekte mit fünf Eigenschaften, von denen drei für diese Arbeit relevant sind: die Größe, das Gewicht und die Beschreibung. Aus der Wahl der Roboter ergeben sich für diese Attribute Einschränkungen. So liegen die Übergabeobjekte in der Gewichtsspanne zwischen 10 g und 500 g. Diese ist begrenzt durch die maximale Kraft der Roboter und die einhändige Übergabe. Ferner limitiert in dieser Arbeit die Art der Übergabe und die Größe der Roboter die Größe der Objekte auf 25 cm für die längste Objektseite. Laut den Beschreibungen aus Matamoros et al. (2019) lassen sich die Objekte in dieser Arbeit in die Kategorien Geschirr, gießbares, winziges und amorphes Objekt einordnen. Des Weiteren werden in dieser Arbeit überwiegend Objekte mit starrem Körper betrachtet, die jedoch unterschiedlich komplexe Konturen haben. Problemstellungen der Thematiken Griffkennung und -generierung, sowie Bestimmung und Erkennung der Affordanzachsen werden in dieser Arbeit nicht betrachtet, sondern durch vordefinierte Griffe der Objekte angenommen.

Diese drei Komponenten– Roboter, Mensch und Objekte– sind die physikalischen Entitäten dieser Interaktion. Die Übergabe an sich kann ebenfalls variieren, z. B. durch kulturelle Unterschiede. Die Übergaben innerhalb dieser Arbeit lassen sich als einhändig und aus Robotersicht gebend beschreiben. In Bezug auf die Lateralität lassen sich die fokussierten Übergaben als rechtshändig einordnen, wobei dies bei einem humanoiden Roboter bzw. bei Robotern mit dualem Armsystem eindeutiger ist als bei einem symmetrischen, anthropomorphen Manipulator.

1.3 Zielstellung der Arbeit

Das konkrete Ziel dieser Arbeit ist es, die Übergabe von Objekten vom Roboter zum Menschen benutzerfreundlicher und akzeptabler zu machen, indem das Sicherheitsgefühl der Anwender, speziell von Laien, gesteigert wird. Dies soll erreicht werden, indem der Anwender Bewegungsmuster von Übergabe zwischen zwei Menschen wiedererkennt. Aufgabe im Rahmen dieser Arbeit ist es somit auch, die menschlichen Bewegungsmuster in ein Modell zu übertragen und auf verschiedenen Robotern zu implementieren. Für die Modellierungen sollen unterschiedliche Methodiken genutzt und evaluiert werden. Dadurch sollen Vor- und Nachteile aufgezeigt und die bestmögliche Modellierung ermittelt werden.

Die **Forschungsziele** des in dieser Arbeit vorgestellten Vorhabens lassen sich vorläufig zusammenfassen. Dabei wird zuerst die Übergabeinteraktion im Allgemeinen betrachtet, bevor spezifisch die Bewegungsmodelle thematisiert und abschließend die Auswirkungen der Bewegungen auf die Wahrnehmung der Interaktion eruiert werden. Anhand der folgenden Forschungsziele wird die Literatur für die Recherche im nächsten Kapitel ausgewählt, um im Anschluss an die Recherche die Forschungsfragen abzuleiten.

Z1 Untersuchung softwareseitiger Entwicklungen für praktikable und benutzerfreundliche Roboter-zu-Mensch-Übergaben.

In diesem Forschungsziel wird die softwareseitige Entwicklung eines Robotersystems angestrebt. Dieses soll praktikabel und benutzerfreundlich sein. Dabei sollen Faktoren und Parameter untersucht werden, die obligatorisch für die Implementierung einer erfolgreichen Übergabe sind. Die entwickelten Konzepte und Implementierungen sollen als positiv und sicher von den Anwendern empfunden werden. Ein Merkmal, das dabei im Fokus steht, ist der sequenzielle Verlauf der Übergabe, der basierend auf existierender Literatur und den Ergebnissen eigener Experimente untersucht wird. Des Weiteren wird die Generierung von akzeptablen Übergabekonfigurationen betrachtet. Dies betrifft neben der möglichen Positionierung des Roboters zum Menschen auch die Auswahl einer geeigneten Endpose des Objektes während der Übergabe. Ferner wird neben der statischen Endpose die dynamische Anpassung an die Hand des menschlichen Anwenders betrachtet. Abschließend geht dieses Forschungsziel auf die Synchronisation der Übertragung des Objektes ein. Dazu werden neben zeitlichen Bedingungen auch die Daten weiterer Sensoren verwendet, um das Objekt rechtzeitig loszulassen.

Z2 Modellierung und Implementierung anthropomorpher Bewegungen für Roboter-zu-Mensch-Übergaben.

Das zweite Forschungsziel strebt die Modellierung und Entwicklung von Bewegungsmodellen an, um die Reichen-Bewegung während der Roboter-zu-Mensch (RzM)-Übergabe menschenähnlicher zu gestalten. Hierbei liegt der Fokus auf der Untersuchung der menschlichen Bewegung und der Generierung der anthropomorphen Modelle. Dieses wirft zunächst die Frage auf, wie die Bewegungen von Robotern menschenähnlicher modelliert werden können. Dazu muss die Bewegung von Menschen während der Übergabe untersucht werden. Der Fokus soll dabei auf der Identifizierung von generellen Bewegungsmustern sowie auf der Detektion von markanten Signalen während der Interaktion liegen. Ferner sollen Unterschiede der Bewegungen erkannt werden. Die generellen Bewegungen und ihre Signale sollen in verschiedene Bewegungsmodelle überführt und auf verschiedenen Robotern implementiert werden. Die Art der Bewegungsmodelle soll sich unterscheiden, um Effekte der Modellart bei der Abbildung von anthropomorphen Bewegungen bewerten zu können.

Z3 Evaluierung der Auswirkungen von anthropomorphen Bewegungsmodellen auf die Benutzerakzeptanz und das Sicherheitsgefühl des Anwenders, im Speziellen von Laien.

Das dritte Forschungsziel fokussiert die Evaluierung der anthropomorphen Bewegungsmodelle anhand von Qualitätsmaßen. Die Intention dieses Forschungsziels ist es, den Einfluss anthropomorpher Bewegungsmodelle auf die Benutzerakzeptanz zu eruieren. Dazu werden Aspekte wie die Wahrnehmung der Modelle oder das Sicherheitsgefühl analysiert und die unterschiedlichen Modelle evaluiert. Ferner wird untersucht, wie die Akzeptanz und das Sicherheitsgefühl bei unterschiedlichen Modellen auf verschiedenen Robotern divergieren. Eine Unterteilung der Benutzergruppen anhand der Technikaffinität und Erfahrung mit

Robotern soll zeigen, ob es Unterschiede in der Akzeptanz der Interaktion anhand der Gruppierung gibt. Zu diesem Zweck wird die Akzeptanz der unterschiedlichen Roboter bei diesen Benutzergruppen untersucht. Für die Evaluation werden nicht nur die subjektiven Eindrücke der Probanden, sondern auch objektive Merkmale der Interaktionen untersucht.

Das übergeordnete Ziel des hier vorgestellten Dissertationsvorhabens ist es somit, Bewegungsmodelle und weitere Komponenten für eine RzM-Objektübergabe zu entwickeln, prototypisch zu implementieren und abschließend zu evaluieren.

Um Komponenten und deren Anforderungen für ein Robotersystem festzulegen, wurde im Rahmen dieser Arbeit eine Benutzerstudie anhand eines Online-Fragebogens (siehe Anhang A) durchgeführt. Auf die Ergebnisse dieser Studie wird im Laufe dieser Arbeit noch mehrmals mit der Bezeichnung **BA** referenziert.³ In der Studie wurden mögliche Anwender zunächst in offenen Fragen bzgl. ihrer Erwartungen interviewt. Hierbei wurde zwischen dem Roboter, dem Verhalten des Roboters, den Randbedingungen einer Übergabe, der Anforderungen an die pMRI und den Bewegungen des Roboters unterschieden. Eine Kategorisierung der Freitext-Antworten zeigt, dass Anwender sowohl bestimmte Eigenschaften als auch Komponenten bei Übergabesystemen erwarten. Die Eigenschaften, die dabei am häufigsten genannt wurden, sind die Flüssigkeit der Bewegung (94.1%), die Sicherheit (Objektsicherheit 68.6%, Anwendersicherheit 41.2%, Sicherheitsgefühl 23.5%), die Geschwindigkeit (64.7%), die Korrektheit (56.9%), die Menschenähnlichkeit (43.1%), die Natürlichkeit (31.4%), die Genauigkeit (31.4%), die Einfachheit (25.5%), die Verlässlichkeit (19.6%) und die Intuitivität (15.7%). Diese Eigenschaften weisen eine hohe Übereinstimmung mit Eigenschaften auf, die zuvor erhoben wurden.

Diese Erhebung wurde im Vorlauf der Studie durchgeführt, um Eigenschaften zu finden, die im zweiten Teil der Benutzerstudie priorisiert werden sollten. Zur Erhebung der Eigenschaften wurde eine unstrukturierte Befragung von Konzertbesuchern durchgeführt, die eine kMRI mit einem PEPPER-Roboter hatten. Bei der Bewertung der Signifikanz einzelner Eigenschaften anhand einer Likert-Skala (1: „Stimme überhaupt nicht zu, dass *Eigenschaft* wichtig ist“ – 5: „Stimme voll und ganz zu, dass *Eigenschaft* wichtig ist“) wurden der Sicherheit (Anwendersicherheit (\bar{M} : 4.79), Objektsicherheit (\bar{M} : 4.79), Sicherheitsgefühl (\bar{M} : 4.6)) der Vorrang gegenüber der Korrektheit (\bar{M} : 4.65), der Intuitivität (\bar{M} : 4.38), der Flüssigkeit (\bar{M} : 4.29), der Genauigkeit (\bar{M} : 4.13) eingeräumt. Als nebensächlich wurden hingegen die Geschwindigkeit (\bar{M} : 2.62), die Menschenähnlichkeit (\bar{M} : 3.13), die Natürlichkeit (\bar{M} : 3.67) und die benötigte Zeitdauer (\bar{M} : 3.73) bewertet. Obwohl die Menschenähnlichkeit von den Anwendern als eher unwichtig klassifiziert wird, ist dies ein zentrales Kriterium der vorliegenden Arbeit. Zudem ist festzuhalten, dass die vier zuletzt genannten Eigenschaften innerhalb der Top Box liegen. Bei einem direkten Vergleich der Eigenschaften wählten die Probanden das Sicherheitsgefühl am häufigsten (74.5%) als eine der wichtigsten Eigenschaften aus, gefolgt von der Korrektheit (70.9%) und der Intuitivität (47.3%). Am häufigsten als

³Da die Evaluationen der diversen Studien statistische Auswertungen beinhalten, die häufig aneinander gereiht werden, wurde für diese Arbeit die englischsprachige Notation des Dezimaltrennzeichens gewählt. Dies schließt das Auslassen einer führenden Null bei einem Absolutwert < 1 ein. Auch die Notation der deskriptiven Statistiken ist abgekürzt. So entspricht ein \bar{M} dem arithmetischen Mittelwert, ein \tilde{M} dem Median und SD steht für die Standardabweichung.

unwichtigste Eigenschaften wurden die Menschenähnlichkeit (72.7%) und die Natürlichkeit (32.7%) bewertet. Aus der Problemstellung, den Komponenten, den Forschungszielen und der Benutzerstudie ergeben sich folgende Anforderungen und deren Qualitätsmaße für diese Arbeit in Reihenfolge der Benutzerpriorisierung:

- **Korrektheit** Diese Anforderung bezieht sich auf die Interaktion der Übergabe im Gesamten. Als korrekt gilt eine Übergabe, wenn der Roboter das Objekt aufnimmt, die Übergabebewegung ausführt und das Objekt an den Menschen übergibt und abschließend in den Leerlauf übergeht. Hierbei wird auch die Anwendersicherheit und Objektsicherheit berücksichtigt, daher darf weder das Objekt beschädigt noch der Mensch verletzt werden.
- **Sicherheitsgefühl** Laut Bartneck et al. (2009) ist ein positives Sicherheitsgefühl eine Hauptanforderung, damit Roboter als Partner und Kollegen im menschlichen Umfeld akzeptiert werden. Dabei beschreibt das Sicherheitsgefühl die Wahrnehmung des Anwenders bezüglich Gefahren mit dem Roboter und des Komforts während der Interaktion (Bartneck et al. 2009). Da eine direkte Messung des Sicherheitsgefühls kaum möglich ist, werden zur Evaluation indirekte Messmethodiken angewendet. Neben dem Einsatz von Fragebögen (Inoue et al. 2005; Wada et al. 2004) oder dem direkten Anwenderfeedback durch Eingabemöglichkeiten (Koay et al. 2005) zur Messung von subjektiven Emotionen werden Sensoren zur Messung von physiologischen Signalen genutzt (Kulić und Croft 2005; Rani et al. 2004). Diese sind beispielsweise als Messung des Blutvolumenpuls oder der Hautleitfähigkeit durchführbar. Dies ermöglicht eine objektivere Messung der Wahrnehmung der Anwender (Mohammad und Nishida 2015). Die Messung physiologischer Signale ist jedoch stark kontextsensitiv und macht einen Vergleich zwischen unterschiedlichen Szenarien oder Anwendern schwer realisierbar. Daher verwenden Kulić und Croft (2007) eine Kombination von Befragung und physiologischen Signalen, um den Grad des Sicherheitsgefühls des Benutzers während einer Interaktion mit einem Industrieroboter abzuschätzen. Da die Messung der physiologischen Signale keinen eindeutigen Rückschluss auf die Richtung (positiv oder negativ) zulässt, wird die Richtung anhand der Benutzerbefragung angenommen. Die Qualitätsmaße des Sicherheitsgefühls sind in Tabelle 1.1 aufgelistet.

Qualität	Beschreibung
Unannehmbar	Negative Anwenderbefragung ($\leq 50\%$) und starke physiologische Reaktionen
Annehmbar	Positive Anwenderbefragung ($> 50\%$) und keine physiologischen Reaktionen
Gut	Stark positive Anwenderbefragung $> 75\%$ und physiologische Reaktionen

Tab. 1.1.: Qualitätsmaß für das Sicherheitsgefühl

Bei der Befragung werden bipolare Skalen eingesetzt, wobei 50 % einer neutralen, < 50 % einer negativen und > 50 % einer positiven Bewertung entsprechen. Daher wird das Sicherheitsgefühl als annehmbar eingestuft, wenn der Median aller Befragungen eine positive Bewertung ergeben und keine physiologischen Reaktionen festgestellt wurden. Sind die Ergebnisse der Befragungen stark positiv und werden physiologischen Signale aufgezeichnet, werden diese Signale als positiv bewertet und das Sicherheitsgefühl wird als gut bewertet. Eine weitere Betrachtungsweise von Sicherheit in der Robotik ist die Bestimmung und Vermeidung von Kollisionen oder regulierte Minderungen von Geschwindigkeiten und Kräften, um Schäden an Personen und Umgebungen zu verhindern. Diese Problematik ist kein Teil dieser Anforderung, sondern wird unter der Anforderung *Korrektheit* berücksichtigt.

- **Intuitivität** Da in dieser Arbeit unter anderem roboterunerfahrene Benutzer betrachtet werden, ist ein weiteres Kriterium die Intuitivität der Interaktion. Diese beschreibt die effektive Interaktion durch unbewusste Anwendung von Vorwissen (Naumann et al. 2007). Abhängig ist sie von Prinzipien wie Vertrautheit, Konsistenz, Verallgemeinerbarkeit, Vorhersehbarkeit und Einfachheit. Neben der subjektiven Evaluierung durch Fragebögen ist eine objektive Bewertung möglich, indem der Anwender während der Interaktion beobachtet wird. So ist ein verzögertes Verhalten ein Signal für eine negative Intuitivität (Mohs et al. 2006). Diese Verzögerungen können anhand der Reaktionszeiten des Anwenders während der Interaktion bestimmt werden. Die Wertungen der Intuitivität in Tabelle 1.2 basiert auf den Bewertungen der Anwender innerhalb einer zweipoligen Skala (0 %: nicht intuitiv, 50 %: neutral, 100 %: total intuitiv). Die Intuitivität wird als annehmbar betrachtet, wenn der Median aller Bewertungen der Anwender positiv ist. Bei einer stark positiven Anwenderbewertung wird die Intuitivität als gut bewertet. Die Verzögerungen der Anwender werden neben den Anwenderbefragungen für den relativen Vergleich unterschiedlicher Ansätze herangezogen.

Qualität	Beschreibung
Unannehmbar	Negative Anwenderbefragung ($\leq 50\%$)
Annehmbar	Positive Anwenderbefragung ($> 50\%$)
Gut	Stark positive Anwenderbefragung ($> 75\%$)

Tab. 1.2.: Qualitätsmaß für die Intuitivität

- **Benutzerakzeptanz** Die Benutzerakzeptanz bei Robotern ist definiert als das Ausmaß, in dem der Benutzer den Roboter in Bezug auf seine Funktionalität und seine Vertrauenswürdigkeit positiv einschätzt (Stock und Merkle 2017). Diese Einschätzung wird durch das Verständnis für die Funktionsweise der Interaktion, durch die situative Eignung und die Empfindungen während der Interaktion geprägt und an den Erwartungen der Anwender gemessen. Dies bezieht die Merkmale der Flüssigkeit der Bewegung, der geeigneten Geschwindigkeiten und die Einfachheit bzw. Komfort der Übergabe ein. Die Qualitätsmaße in Tabelle 1.3 ähneln denen der anderen Kriterien, die auf der Wahrnehmung der Benutzer basieren, und können mit Befragungen erfasst werden.

Aufbauend auf einer bipolaren Skala von negativem Benutzererlebnis (0 %) über neutral (50 %) bis zu positivem Benutzererlebnis (100%) ist eine Benutzerakzeptanz als annehmbar zu bewerten, wenn das Erlebnis positiv (50 %) evaluiert wurde. Bei einem stark positiven Erlebnis (> 75 %) kann die Benutzerakzeptanz als gut beurteilt werden.

Qualität	Beschreibung
Unannehmbar	Negative oder neutrale Anwenderbefragung ($\leq 50\%$)
Annehmbar	Positive Anwenderbefragung ($> 50\%$)
Gut	Stark positive Anwenderbefragung ($> 75\%$)

Tab. 1.3.: Qualitätsmaß für die Benutzerakzeptanz

- Genauigkeit** Die Genauigkeit ist ein Indikator für die Effektivität und Güte eines Modells oder einer Implementierung. Diese Anforderung hat in dieser Arbeit unterschiedliche Anwendungsfälle. So bezieht sich die Genauigkeit z. B. bei der Erstellung von Modellen auf die Abweichungen zu den Referenzdaten, auf denen das Modell aufbaut. Kleinere Abweichungen und folglich eine höhere Genauigkeit bestätigen die Ähnlichkeit zwischen dem Modell und der Realität. Für die Implementierungen bei Bewegungsmodellen bildet die Genauigkeit die Abweichung zwischen modellierter und ausgeführter Trajektorie ab. Dies betrifft sowohl die kartesischen Trajektorien des EEF als auch die Trajektorien der Gelenkwinkel. Da sich das Messniveau der Genauigkeit je Messvariable unterscheidet, kann kein allgemeines Qualitätsmaß festgelegt werden. Daher wird das Qualitätsmaß der Genauigkeit primär zum relativen Vergleich von Modellen genutzt. Existieren in der Literatur absolute Werte für die Genauigkeit, kann diese auch absolut bewertet werden und ist somit mit Ansätzen aus der Literatur vergleichbar. Exemplarisch wird das Qualitätsmaß für die Genauigkeit der Position einer Übergabekonfiguration betrachtet. Je genauer die Konfiguration der erwarteten Konfiguration des Anwenders entspricht, desto geringer ist dessen Aufwand seine Hand der Übergabe anzupassen. Eine annehmbare Genauigkeit für generierte Übergabekonfigurationen liegt bei einer euklidischen Abweichung von maximal 0.05 m im Durchschnitt. Übliche Werte aus dem Bereich Robotik sind zwischen 0.03 m und 0.06 m (Maeda et al. 2017). Eine gute Genauigkeit halbiert den Fehler einer annehmbaren Genauigkeit und liegt bei 0.025 m maximaler Abweichung. Die Einstufungen der Genauigkeiten am Beispiel der Position von Übergabekonfigurationen sind in Tabelle 1.4 zusammengefasst.

Qualität	Beschreibung
Unannehmbar	Durchschnittliche euklidische Abweichung $> 0.05\ m$
Annehmbar	Relativer Fehler $\leq 0.05\ m$
Gut	Relativer Fehler $\leq 0.025\ m$

Tab. 1.4.: Qualitätsmaß für die Genauigkeit am Beispiel der Position einer Übergabekonfiguration

- Menschenähnlichkeit** Die Menschenähnlichkeit ist ein weiteres Kriterium, das auf der Wahrnehmung der Anwender basiert. Dabei wird die Ähnlichkeit der Interaktion bzw. Bewegung zum menschlichen Äquivalent bewertet. Gemäß Phillips et al. (2018) lassen sich die Ähnlichkeiten zum Menschen an verschiedenen Kriterien festmachen, wie dem Erscheinungsbild, der Sprache, an emotionalen Ausdrücken oder den dynamischen Bewegungen. Evaluiert wird die Menschenähnlichkeit durch die subjektive Bewertung von Anwendern. Da sich die Menschenähnlichkeit nicht ohne Weiteres in ein Zwei-Klassenproblem überführen lässt, wird es zum relativen Vergleich von Ansätzen genutzt. Hierzu wird der Median aller Anwenderbewertungen eines Ansatzes herangezogen.
- Natürlichkeit** Das Kriterium der Natürlichkeit einer Bewegung basiert überwiegend auf der Wahrnehmung der Anwender. Mohammad und Nishida (2015) definieren die Natürlichkeit einer MRI damit, dass das Roboterverhalten die Erwartungen des Anwenders erfüllt. Detaillierter wird ein Verhalten als natürlich beschrieben, wenn es für den Anwender Stress, die kognitive Belastung oder andere negative Erfahrungen reduziert und positive Ergebnisse wie Engagement und Vergnügen steigert (Mohammad und Nishida 2015). Eine Möglichkeit, die Natürlichkeit zu evaluieren, besteht darin, die subjektive Wahrnehmung von Probanden durch Interviews oder Fragebögen zu ermitteln. Beim Einsatz einer bipolaren Skala von unnatürlich (0 %) über neutral (50 %) bis natürlich (100 %) liegen erreichte und annehmbare Ergebnisse zwischen ~50 % (Holthaus 2014) und ~70 % (Liu et al. 2012). Die Bewertungen im Rahmen dieser Arbeit sind in Tabelle 1.5 aufgelistet.

Qualität	Beschreibung
Unannehmbar	Negative Anwenderbefragung ($\leq 50\%$)
Annehmbar	Positive Anwenderbefragung ($> 50\%$)
Gut	Stark positive Anwenderbefragung ($> 75\%$)

Tab. 1.5.: Qualitätsmaß für die Natürlichkeit

Um eine annehmbare Lösung für das Gesamtproblem der vorliegenden Arbeit werden die unterschiedlichen Ansätze für die verschiedenen Merkmale der Übergabe miteinander verglichen und die bestmögliche Lösung bestimmt. Die genauen Methoden, Kriterien und Sensorik für die Bewertungen der einzelnen Bedingungen im Hinblick auf die Problemstellung werden in den einzelnen Evaluationskapiteln dieser Arbeit erläutert.

1.4 Gliederung der Arbeit

Aus Sicht der Robotik dient die Modellierung und Entwicklung von Bewegungsmodellen als Grundlage. Daher strukturiert sich die Arbeit wie folgt: In Kapitel 2 folgt eine Übersicht über bisherige und aktuelle Arbeiten im Bereich Mensch-Roboter-Übergabe. Dafür wird zunächst die Übergabeinteraktion in Prozessphasen unterteilt und Merkmale der Übergabe hervorgehoben. Das weitere Kapitel strukturiert sich an diesen Phasen und Merkmalen, die im Detail betrachtet werden. Insbesondere werden Ansätze und Methoden sowie Ergebnisse aus Studien betrachtet, die sich mit den Schwerpunkten dieser Arbeit: den Bewegungsmodellen bei Mensch und Roboter, die Übergabekonfigurationen, und den Methoden zu Evaluierung von Übergabeinteraktionen befassen.

Das während dieser Arbeit entwickelte Robotersystem zur Übergabe von Objekten wird in Kapitel 3 präsentiert. Problemstellungen, die zur Entwicklung des Systems führten, werden dabei erläutert. Auf die verwendete Architektur des Systems und die verwendeten Konzepte folgt eine Vorstellung einzelner wesentlicher Komponenten, die einzelne Phasen und Merkmale der Übergabe abbilden und verarbeiten. Im Fall der Übergabekonfiguration wird eine Mensch-Roboter-Studie zur Ermittlung von geeigneten Konfigurationen ebenso dargestellt, wie die Modelle zur Berechnung der Konfigurationen.

Kapitel 4 gibt einen Einblick in die Ergebnisse von Studien und in die Entwicklung von Modellen für anthropomorphe Bewegungen für RzM-Übergaben. Ausgewählte Methoden und Modelle aus den vorherigen Kapiteln werden angewandt. Sensordaten von Mensch-zu-Mensch (MzM)-Übergaben finden Anwendung, um ein kartesisches Bewegungsmodell zu entwickeln, bei dem der EEF des Roboters einer kartesischen Trajektorie folgt. Diese Trajektorie ähnelt der menschlichen Trajektorie bei derselben Interaktion. Die Ableitung des Modells aus den Daten wird ebenso betrachtet wie der Vergleich der Trajektorie zu Referenztrajektorien aus ähnlichen Arbeiten in Bezug zur aufgenommenen menschlichen Trajektorie. Während das kartesische Modell die Kontrolle des Roboters im kartesischen Raum ermöglicht, führen Berechnungen der inverse Kinematik (IK) bei verschiedenen Robotern und selektiven kartesischen Trajektorien zu unmenschlichen Gelenkskonfigurationen. Diesem Problem widmet sich das zweite Bewegungsmodell, bei dem die primitiven Bewegungen von Übergaben zwischen zwei Menschen durch optisches Motiontracking aufgenommen und in ein Gelenkbewegungsmodell übertragen werden. Auf diese Weise wird eine menschenähnliche Bewegung des Roboters verwirklicht. In Kombination mit dem kartesischen Modell ergibt sich ein drittes Bewegungsmodell, das die Vorteile beider Modelle vereint. Ein Vergleich der drei Modelle und weiterer Referenzmodelle, angewendet auf verschiedene Roboter in der Simulation, schließt das Kapitel 4 ab.

Während die vorherigen Evaluationen und Studien Abweichungen der Modelle zu den aufgezeichneten Daten und die Wahrnehmung von Unterschieden in der Bewegung betrachten, fehlen subjektive und objektive Bewertungen der Modelle bezüglich der anfangs gestellten Kriterien der Menschenähnlichkeit, der Natürlichkeit, der Benutzerakzeptanz und des Sicherheitsgefühls. Dieser Fragestellung widmet sich das Kapitel 5 und erläutert

hierzu eine Benutzerstudie mit unterschiedlichen Aspekten. Die durchgeführten Versuche und Probandengruppen werden beschrieben und die Ergebnisse der Studien dargestellt. Die anschließende Diskussion der Ergebnisse führt zu den Schlussfolgerungen bezüglich der Auswirkung von verschiedenen Bewegungsmodellen auf die Benutzerakzeptanz und das Sicherheitsgefühl der Anwender.

Abschließend fasst Kapitel 6 die Arbeit in den wesentlichen Punkten zusammen und präsentiert die erzielten Ergebnisse. Diese werden in einer kritischen Anmerkung erörtert und Ideen zur Verbesserung und Weiterentwicklung unterbreitet.

Roboter-Mensch-Übergaben: Aktueller Stand

Das Hauptziel der vorliegenden Arbeit besteht darin, die Benutzerakzeptanz bei der Objektübergabe vom Roboter zum Menschen durch Einsatz von anthropomorphen Bewegungsmodellen zu verbessern, wobei die Anforderungen aus Kapitel 1.3 berücksichtigt werden. Um das Ziel und die Lösungen nachvollziehen zu können, ist zusätzliches Hintergrundwissen notwendig. Das folgende Kapitel gibt einen Überblick über die benötigten Grundlagen und bisherige und aktuelle Forschungsarbeiten. Ferner wird neben den inhaltlichen Resultaten der Forschung das methodische Vorgehen der Forschungsarbeiten betrachtet, um Ergebnisse zu bewerten und Methoden und Instrumente für weiterführende Forschungen zu evaluieren. Zunächst wird der Verlauf der Übergabe betrachtet, bevor anschließend auf die einzelnen Phasen der Übergabe im Detail eingegangen wird. Dabei liegt der Fokus auf den Bewegungsmodellen in Kapitel 2.4 und den Übergabekonfigurationen in Kapitel 2.5. Diese beiden Merkmale der Übergabe werden detailliert betrachtet und zusammengefasst. Nach den Phasen werden abschließend Methoden zur Evaluierung von Übergabeinteraktionen aufgezeigt.

2.1 Verlauf von Übergaben

Die Übergabe als Interaktion wird in unterschiedlichen Arbeiten in verschiedene Phasen unterteilt. Diese ereignen sich sequenziell, wobei jede Phase einer physikalischen Aktivität zugeordnet ist. Diese Aktivitäten ermöglichen die Übergabe und vermitteln Informationen auf der sozialen und kognitiven Ebene. Auf diesem Weg wird der Interaktionspartner über die Intention und Details zur Übergabe wie beispielsweise Eigenschaften des Gegenstands, den Zeitpunkt, den Ort oder die Art der Übergabe informiert. Dies zeigt sich z. B. am Tragen eines Objektes zur Übergabe. Zum einen wird die Distanz zwischen Geber und Nehmer so weit reduziert, dass sich die beiden Arbeitsräume¹ überschneiden und folglich die Akteure das Objekt erreichen können. Zum anderen teilt die Art, wie der Geber das Objekt trägt, dem Empfänger mit, wie das Objekt zu behandeln ist, z. B. vorsichtiges und langsames Gehen bei einem randvollen Wasserglas (Strabala et al. 2013).

Modelle für die Phasen werden in bisherigen Arbeiten unterschiedlich konzipiert. Jedoch besteht zwischen den verschiedenen Modellen ein Konsens. Unterschiede sind bei der Benennung und Unterteilung der einzelnen Phasen gegeben. Lee et al. (2011) definieren die

¹Der Arbeitsraum beschreibt alle Punkte im Raum, die ein Roboterarm bzw. ein menschlicher Arm erreichen kann.

Phasen anhand zweier Studien mit Übergaben. In der ersten Studie beobachten die Autoren die Übergabe zwischen Hund und Mensch und in der zweiten Übergaben zwischen zwei Menschen. Die Übergaben sind in die Phasen *Carrying*, *Signaling* und *Handoff* unterteilt. In der ersten Phase tragen die Probanden das Übergabeobjekt zur Übergabeposition. In der zweiten Phase signalisieren die Probanden ihre Bereitschaft zur Übergabe. Hierbei wird zwischen den Signalen des Gebers und des Empfängers unterschieden. Gebende Probanden strecken dabei primär den Arm in Richtung Empfänger aus, wenn der Geber die Aufmerksamkeit des Nehmers hat. Relevant ist zudem die Beobachtung, dass das Ausstrecken schon während der Annäherung abläuft, bevor der Geber zum Stehen kommt. Einige Empfänger signalisieren ihre Bereitschaft durch Ausstrecken des Arms und durch eine Greifen-Geste. Dieses Verhalten tritt häufiger bei Übergaben auf, bei denen potenziell Schäden durch den Sturz des Objektes entstehen können. In der dritten Phase findet der Kontroll-Transfer über das Objekt statt.

Aufbauend auf diesen Ergebnissen nutzen Strabala et al. (2013) ein Modell, das nur auf physischen Aktivitäten beruht. Die erste Phase *Approach* beinhaltet neben der Art des Tragens die Körperhaltung des Gebers während der Annäherung an den Nehmer. In der folgenden *Reaching*-Phase streckt der Geber den Arm in Richtung des Nehmers aus. In der abschließenden *Transfer*-Phase wird, übereinstimmend zur *Handoff*-Phase von Lee et al. (2011), die Kontrolle über das Objekt gewechselt und die Interaktionspartner ziehen sich von der Übergabe zurück und beenden die Interaktion.

Medina et al. (2016) beschreiben die Sequenz als *Approach*-, *Passing*- und *Retract*-Phasen. Im Vergleich zu den bisherigen Phasen umfasst diese *Approach*-Phase neben der generellen Annäherung auch die Bewegung des Armes, was in den weiteren Arbeiten in einer separaten Phase unterteilt ist. Die *Passing*-Phase ist analog zur *Transfer*-Phase. Unterschiedlich ist die Separation des Zurückziehens der Interaktionspartner in einer eigenständigen *Retract*-Phase.

Auch aus der Sicht des Empfängers kann die Übergabe in drei Phasen gegliedert werden. Diese werden ähnlich den Phasen des Gebers als *Reach*, *Transfer* und *Retreat* bezeichnet. Die Phasen des Empfängers sind dabei als Aktion oder Reaktion zum Geber zu verstehen, je nachdem wer die Übergabe initiiert hat. Die Phasen in diesem Modell haben keine harten Kanten in ihrer Sequenz, sondern überschneiden sich in ihrer temporalen Ausführung (Kshirsagar et al. 2019).

Die bisherigen Phasenmodelle können um den Ansatz von Kajikawa und Ishikawa (2000) erweitert werden. In diesem wird das Ausstrecken des Armes in zwei Phasen unterteilt. Basierend auf der Bewegungsanalyse von MzM-Übergaben lässt sich die Bewegung des Empfängers in zwei verschiedene Arten unterscheiden. Bei der MzR-Übergabe folgt der Arm im ersten Teil einer Trajektorie anhand eines Gradientenfeldes zur ungefähren Übergabeposition, bevor im zweiten Teil ein reaktiver Controller den EEF der Hand des Anwenders sanft annähert. Dazu wird die relative Geschwindigkeit zwischen Roboter und Hand reduziert. Der Übergang zwischen diesen beiden Phasen kann durch eine Übergangsfunktion fließend

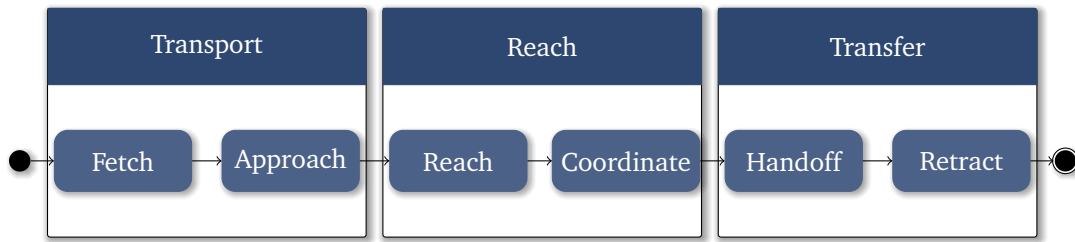


Abb. 2.1.: Phasen und Aktivitäten der Übergabe Interaktion. Das Modell aus Phasen und Aktivitäten basiert auf der Zusammenlegung der Modelle von Kajikawa und Ishikawa (2000), Lee et al. (2011), Strabala et al. (2013), Medina et al. (2016) und Basili et al. (2009).

implementiert werden. Die Parameter, um den Übergang zu steuern, können kontextabhängig gewählt werden, z. B. die Distanz zwischen Hand und Greifer oder die Nähe zur anvisierten Übergabeposition.

Anhand der beschriebenen Modelle lässt sich für diese Arbeit ein weiteres Modell abbilden, das die Einteilungen, Phasen und Aktivitäten bisheriger Arbeiten berücksichtigt. In Abbildung 2.1 ist dieses Modell als Aktivitätsdiagramm dargestellt. Dabei sind die drei bekannten Phasen *Transport*, *Reach* und *Transfer* in sechs physischen Aktivitäten des Gebers unterteilt. Zunächst beginnt die Interaktion mit der *Transport*-Phase. Dabei startet dieses Modell nicht mit der Annäherung des Roboters an den Anwender, sondern mit dem Greifen des Objektes. Diese Aktivität des Roboters ist essenziell für spätere Phasen und Aktivitäten. So wird durch den initialen Griff die Übergabekonfiguration beeinflusst, wenn der Roboter keine Möglichkeit hat, den Griff vor oder während der Übergabe zu ändern. Die Methoden zur Auswahl eines geeigneten Griffes unterscheiden sich und sind abhängig vom Anwendungskontext und der Fähigkeiten des Roboters. Neben einer Vielzahl von Ansätzen zum Thema Greifen in der Robotik im Allgemeinen gibt es einige, die auf das Übergabeszenario spezialisiert sind. Einige davon werden in Kapitel 2.5 aufgezeigt. Auf das Holen des Objektes folgt die räumliche Annäherung an den Anwender, diese Aktivität wird detailliert in Kapitel 2.2 betrachtet. Abseits der Pfadplanung des Roboters zum Anwender muss die finale Positionierung zum Anwender betrachtet werden. Darüber hinaus ermöglicht diese Phase den Austausch von Informationen mit und über den Anwender. So kann dieser z. B. anhand verbaler Signale über den Austausch informiert werden oder der Roboter durch Einsatz visueller Sensoren die Statur und Körperhaltung des Anwenders ermitteln. Die *Reach*-Phase folgt auf die *Transport*-Phase und beginnt mit dem Ausstrecken des Armes. Dieser Schritt kann schon während der letzten Bewegungen der Annäherung beginnen (Kshirsagar et al. 2019), wodurch sich *Reach*- und *Transport*-Phase teilweise überschneiden. Das Ausstrecken des Armes ist eine grundlegende Aktivität innerhalb dieser Arbeit, da an dieser Stelle durch anthropomorphe Bewegungen das Sicherheitsgefühl gesteigert werden soll. Eine ausführliche Beschreibung und Bewertung bestehender Lösungsansätze, um Trajektorien zum Reichen von Objekten zu generieren, werden in Kapitel 2.4 aufgezeigt. Dabei werden sowohl konventionelle als auch anthropomorphe Trajektorien betrachtet. Das Ausstrecken des Armes endet in der Übergabekonfiguration. Zusätzlich kann eine weitere Aktivität

zur Koordinierung der Übergabekonfiguration benötigt werden. In dieser nähert sich der Greifer des Roboters der Hand des Anwenders an, ähnlich dem Ansatz von Kajikawa und Ishikawa (2000). Die abschließende Phase ist die *Transfer*-Phase. Diese beginnt, sobald der Anwender einen stabilen Griff am Objekt hat. Ein zentraler Aspekt dieser Phase ist daher die Detektion dieses Griffes. Dazu nutzen bisherige Ansätze interne Kraftsensoren in den Greifern oder Armen und visuelle Sensoren. Unkomplizierte Ansätze lassen die Objekte nach einer Zeitspanne in der Übergabekonfiguration los. Dieses Loslassen ist die erste Aktivität innerhalb der Transfer-Phase. Die zweite Aktivität ist das Zurückziehen des Roboterarms aus der Übergabekonfiguration.

Die Übergabezeit bei wiederholenden Übergaben reduziert sich, wie die Studie über MzM-Übergaben von Huber et al. (2008) zeigt. So dauert die erste von sechs Übergaben im Durchschnitt 1.91 s (SD: 0.27 s), bei der letzten Übergabe sind es 1.60 s (SD: 0.26 s). Bei Unterteilung der Übergabe in drei Phasen zeigt sich ein statistischer Zusammenhang zwischen den Phasen. So wird ein relativer Zeitgewinn, der durch eine schnelle oder sogar vorausschauende Reaktion hervorgerufen wird, oft irrelevant, da eine nachträgliche Feinabstimmung der Griffhaltung oder der exakten Übergabeposition erforderlich wird.

Eine Alternative zur Fokussierung auf verschiedene Phasen der Übergabe ist es, die Übergabe als eine einzelne, durchgehende Einheit zu betrachten. Medina et al. (2016) beschreiben einen bidirektionalen Ansatz zur Übergabe basierend auf Studien zur MzM-Interaktion. Unter der Analyse der Kräfte während der Übergabe können Dynamiken modelliert werden, die ein robustes und flüssiges Roboterverhalten während der Übergabe ergeben. Eine Mensch-zu-Roboter (MzR)-Studie zeigt, dass der vorgestellte Ansatz die Kräfte zwischen dem Roboter und dem Menschen im Vergleich zu einem Ansatz, der zwischen den Phasen wechselt, auf das Objekt reduziert. Jedoch betrachtet dieser Ansatz nur die Reichen-Bewegung und den Objekttransfer. Die Annäherung oder kognitive Signale sind nicht berücksichtigt.

2.2 Annäherung von mobilen Robotern

Ausgehend von einem Anwendungsszenario bei dem Roboter und Anwender vor der Übergabe räumlich getrennt sind, wie Szenario 2 in Abbildung 1.2, ist es erheblich, wie diese Distanz reduziert werden kann. Bei der Betrachtung von Distanzen bei MRI ist eine Untersuchung hinsichtlich der Proxemik üblich. Dabei wird die soziale Distanz betrachtet. Obwohl diese eher bei kMRI eingesetzt wird, wird diese im Folgenden für die Übergabe betrachtet. Basierend auf der Definition von Hall (1969, S. 116) existieren vier Zonen, die in je eine nahe und eine ferne Zone unterteilt sind. Für Übergaben liegt die gewünschte Distanz zwischen Roboter und Mensch bei ca. 0.60 m und somit nach der Definition von Hall in der nahen persönlichen Zone, wie RzM-Studien (Cakmak et al. 2011a; Koay et al. 2007) zeigen. Dabei ist zu berücksichtigen, dass die Ergebnisse von Hall nicht auf jeden Menschen zu übertragen sind. Kulturelle Unterschiede führen zu individuellen Distanzen der Zonen. Diese Unterschiede treten auch innerhalb einer Kultur auf, z. B. das Nord-Süd-Gefälle innerhalb

Europas. Auch Persönlichkeitsmerkmale haben Einfluss auf die gewünschte Entfernung (Hall 1969).

Im Verlauf der Übergabe unterschreitet der Roboter zwingend die Intimdistanz des Interaktionspartners. Diese Unterschreitung ist durch den Charakter der Übergabe als Interaktion notwendig. Folglich sollte bei der Entwicklung einer Annäherung diese Unterschreitung der Zonen beachtet werden, auch wenn sich die Interaktionspartner bei einer Übergabe der geringen Distanz bewusst sind. Ein weiterer Faktor, der bei der Betrachtung der Distanz berücksichtigt werden muss, ist die Reichweite der Arme der Interaktionspartner. Nur bei Überschneidung der Arbeitsräume der Interaktionspartner ist eine Übergabe möglich. Gerade bei Robotern mit kurzen Manipulatoren, wie dem PEOPLEBOT (Adept MobileRobots 2011) oder KUKA YOUBOT (KUKA Laboratories GmbH 2020), führt das zu einer kritischen Reduzierung der Distanz. Jedoch liegt die Annahme nah, dass sich Anwender bei einer Übergabe sicherer fühlen, wenn ihre Arme länger sind als die des Roboters.

Im Zusammenhang mit der Distanz wird zudem die Geschwindigkeit der Annäherung betrachtet. Studien (D. Shi et al. 2008; Althaus et al. 2004) belegen, dass Probanden sich unkomfortabel fühlen, wenn sich ein Roboter zu nah und zu schnell nähert. Zur Steigerung des Komforts wird ein lineares Geschwindigkeitsmodell

$$v(r) = \begin{cases} 0 & r \leq r_0 \\ kr & r_0 < r \leq r_{max} \end{cases}$$

in Abhängigkeit zur Distanz r vorgeschlagen. $k > 0$ ist ein konstanter Skalierungsfaktor, r_0 der minimale Abstand, den der Roboter nicht betreten soll, und r_{max} der maximale Abstand zum Menschen, ab dem keine Beschränkungen für die Geschwindigkeit gelten sollen (D. Shi et al. 2008). Probanden empfinden eine Bewegungsgeschwindigkeit der Roboterbasis von 1 m/s als unangenehm und eine Geschwindigkeit von 0.5 m/s als akzeptabel, wie die Ergebnisse eines Anwendungsszenarios zeigen. In diesem Szenario steht der Anwender in einem Raum mit einem Roboter, der sich durch den Raum bewegt und verschiedene Aufgaben (annähern, ausweichen und erkunden) ausführt (Butler und Agah 2001).

Neben der Distanz und der Geschwindigkeit ist die Richtung ein bedeutsamer Faktor für den Komfort der Annäherung. Syrdal et al. (2006) führten eine Studie zur Beziehung zwischen der Persönlichkeit des Anwenders und den Präferenzen bezüglich der Richtung, aus der sich ein Roboter nähert, durch. Zwischen der Persönlichkeit und der Richtung gibt es keinen signifikanten Zusammenhang, wie die Ergebnisse zeigen. Unabhängig von den Persönlichkeiten der Probanden besteht jedoch ein Konsens über die Bewertung von komfortablen und unkomfortablen Richtungen in verschiedenen Situationen. So wird in allen Szenarien die Annäherung seitlich frontal bevorzugt. Direkt frontale Annäherungen werden als unkomfortabel bewertet, wenn der Anwender mit dem Rücken an der Wand steht oder auf einem Stuhl ohne Tisch sitzt. Zudem werden Annäherungen von hinten unabhängig der Situation negativ beurteilt. Die Ergebnisse bestätigen diejenigen vorangegangener Studien derselben Forschungsgruppe (Walters et al. 2005; Walters et al. 2006). Probanden, die längeren und

häufigeren Kontakt mit Robotern haben, weisen eine Verlagerung der gewünschten Richtung zur frontalen Annäherung auf (Koay et al. 2007). Aus den gesammelten Ergebnissen formulierten Walters et al. (2007) ein Verhalten für Roboter bei Annäherungen für direkte Interaktionen.

Kessler et al. (2011) nutzen einen dynamischen Ansatz, um sich der persönlichen Zone eines Menschen anzunähern. Basierend auf dem *Dynamic Window Approach* und einem Regionenmodell für die persönliche Zone umrundet der Roboter zunächst die Person bevor er sich von vorne annähert. Im Gegensatz zur allgemeinen Annäherung bevorzugen Menschen während Übergaben die Annäherung des mobilen Roboters durch den frontalen Sektor des persönlichen Raumes (Koay et al. 2007; Cakmak et al. 2011a).

Beim Einsatz von fixierten Manipulatoren ist die Annäherung durch den Anwender zwingend, während bei mobilen Robotern verschiedene Ansätze möglich sind. Neben den üblichen Navigationsplanern in der Robotik existieren spezielle Planer für den Kontext der Übergabe die Faktoren wie Sicherheit, Erkennbarkeit und soziale Akzeptanz berücksichtigen (Sisbot et al. 2005). Mainprice et al. (2012) entwickelten einen situationssensitiven Planer, der die Mobilität des Anwenders einbezieht, um eine bestmögliche Übergabelokalität zu bestimmen. Waldhart et al. (2015) betrachteten Szenarien, in denen mehrere Übergaben zwischen verschiedenen Agenten für den Transport von Objekten notwendig sind. Der dafür genutzte Ansatz basiert auf der Graphentheorie und trägt dem Komfort und den Präferenzen von Anwendern Rechnung. Dabei bestimmt der Ansatz den Ort und den Agenten für die Übergabe und berechnet für jeden Roboter in dem Szenario den Bewegungsplan. Diese Planung kann auch mehrere Übergaben beinhalten.

Ein weiterer Aspekt der Annäherung ist das Zeitverhalten in Bezug zur Ausstreckbewegung. Wie in 2.1 erwähnt, ist die Trennung zwischen Annäherungs- und Reichen-Phase nicht hart, sondern verläuft zu Teilen parallel. Koay et al. (2007) befragten Probanden nach ihrer Präferenz bezüglich dem Start der Reichen-Bewegung während der Annäherung. Probanden bevorzugten das Ausstrecken des Arms am Ende oder nach der Annäherung, wie die Ergebnisse der Studie zeigen. Ein Ausstrecken vor oder am Anfang der Annäherung wird weniger positiv eingeschätzt. Dies geht konform mit der Annahme, dass der Start des Ausstreckens die Intention zur Übergabe signalisiert (Strabala et al. 2013; Basili et al. 2009).

2.3 Kognitive Signale

Neben dem physischen Prozess der Annäherung zur Übergabe ist der kognitive Prozess zur Synchronisierung der Übergabe essenziell. Nach Strabala et al. (2013) lässt sich die kognitive Koordination auf drei Fragen aufgliedern: *Was? Wann? Wo?* Die Intention zur Übergabe ist in der ersten Frage inkludiert. Zur Veranschaulichung der situationsbedingten kognitiven Interaktion werden vier Beispiele betrachtet (angelehnt an Strabala et al. 2013):

1. Ein Kassierer reicht nach dem Kassiervorgang dem Kunden den Kassenbon.
2. Eine Ärztin streckt ihren Arm aus und der Assistent reicht ein Skalpell, während der visuelle Fokus der Ärztin auf dem Patienten liegt.
3. Ein Flugbegleiter reicht einem Passagier auf Wunsch einen Tomatensaft.
4. Eine Menschenkette reicht Sandsäcke weiter.

Die Beispiele zeigen, dass die Initiative für die Übergabe von beiden Interaktionspartnern ausgehen kann und zum erfolgreichen Abschluss der Übergabe die Zustimmung des Interaktionspartners benötigt wird. Dies ist erforderlich, um nach der Interaktionstheorie von Clark (1996) ein gemeinsames Verständnis für die Interaktion auszubilden. In den Beispielen sind die Grundlagen für ein gemeinsames Verständnis unterschiedlich. Die Ärztin und ihr Assistent haben durch ihre Ausbildungen ein größeres gemeinsames Verständnis als die sich fremden Flugbegleiter und Passagiere. Anhand der Signale, des Kontextes und des gemeinsamen Verständnisses entscheiden die Interaktionspartner, wie sie handeln. Interaktionspartner mit einem geringen gemeinsamen Verständnis benötigen zusätzliche Signale im Vergleich zu solchen mit einem höheren gemeinsamen Verständnis (Strabala et al. 2013). Der Flugbegleiter muss das verbale Signal über die Wahl des Getränkes empfangen, während die Ärztin die Übergabe mit einer Gestik initiiert und der Assistent das richtige Instrument basierend auf seiner Erfahrung und dem Kontext wählt. Die Einleitung einer Übergabe kann auch auf Gewohnheiten oder Vorschriften beruhen, wie das Beispiel des Kassierers veranschaulicht, der unaufgefordert den Kassenbon reicht. Die Wiederholung einer Übergabe kann auch zur Reduzierung der nötigen Signale führen. So werden in einer Menschenkette wenige bis keine verbalen Signale benötigt. Für Interaktionen mit unerfahrenen Anwendern ist es daher wesentlich, die Interaktion mit kognitiven Signalen zu unterstützen. Werden bekannte Muster oder gesellschaftliche Konventionen bei der Kommunikation des Roboters berücksichtigt sind RzM-Objektübergaben robuster und folglich sicherer (Grigore et al. 2013). Die kognitiven Signale für die Kommunikation sind dabei vielseitig und können sowohl verbal als auch nonverbal sein. Eine Reihe von Studien befasst sich mit der Detektion und Erfassung von wiederkehrenden Signalen bei Objektübergaben. Neben der verbalen Kommunikation werden Blickkontakte und Gesten untersucht.

2.3.1 Blickkontakt

Eine Möglichkeit bei MzM-Übergaben, über die Intention und Zustimmung der Übergabe zu kommunizieren, ist ein gegenseitiger Blickkontakt (Argyle und Cook 1976). Dies kann als

Bedingung für die Objektfreigabe in einem Robotersystem genutzt werden (Grigore et al. 2013). Dabei überprüft der Roboter, ob der Anwender eine Reihenfolge von Blickkontakten und Aktionen ausführt. Dies soll die Zustimmung der Übergabe durch den Anwender überprüfen und eine Übergabe bei fehlender Konzentration des Anwenders vermeiden. So wartet der Kassierer mit der Übergabe, bis der Kunde die Ware eingepackt hat und dem Kassierer den Blick zuwendet. Zheng et al. (2015) untersuchten in zwei Studien, wie der Blickkontakt des Roboters das Zeitverhalten und die Benutzerakzeptanz während einer Übergabe beeinflusst. Abgeleitet von MzM-Übergaben wurden drei Verhalten für den Roboter entwickelt und evaluiert: Permanenter Blick auf die Übergabeposition oder ein langer Blick auf die Übergabeposition, bevor der Blick auf das Gesicht des Probanden wechselt. Als Ausgangswert wurde ein unfokussierter Blick des Roboters implementiert. Anwender greifen signifikant früher nach dem Objekt, wenn der Roboter auf die Übergabeposition schaut. Das wechselnde Verhalten zeigt keinen signifikanten Unterschied zum Ausgangswert. Ein paarweiser Vergleich der Benutzerakzeptanz zeigt, dass Probanden den wechselnden Blick mehr akzeptieren als einen Blick der auf der Übergabeposition verweilt. In der zweiten Studie wurde nicht nur der Blickkontakt, sondern die gesamte Gestik des Kopfes berücksichtigt. Zum Vergleich wurden neben dem Blick auf das Objekt zusätzlich ein permanenter Blick auf das Gesicht des Probanden und der Blickwechsel von Gesicht auf die Übergabeposition implementiert. Probanden greifen schneller nach dem Objekt, wenn der Roboter den Kopf zum Probanden gewendet hat. Bei einer Befragung bezüglich Beliebtheit, Anthropomorphismus und zeitlicher Kommunikation bevorzugten die Probanden die beiden Varianten mit Kopfdrehung zum Gesicht über den permanenten Blick auf die Übergabeposition.

Für die Natürlichkeit der Übergabe sind der Blickwechsel und der finale Blick auf den Empfänger erheblich, da dieser das Ende der Reichen-Bewegung markiert (Gharbi et al. 2015). Die Vorliebe für den Blickkontakt ist subjektiv und kann sich je nach Anwender unterscheiden (Meyer zu Borgsen 2020, S. 80). Während des Reichens des Objektes nimmt der Blickkontakt vom Mensch zum Roboter ab. Erst wenn sich Verzögerungen im Ablauf, beispielsweise eine verspätete Freigabe des Objektes, ereignen, versuchen Probanden, den Blickkontakt wiederherzustellen (Admoni et al. 2014). Auf diese Weise blicken Menschen in einer Menschenkette auf ihren Vordermann, wenn kein neuer Sandsack kommt.

Kognitive Signale können auch genutzt werden, um die Intention mitzuteilen, mit wem das Objekt ausgetauscht werden soll. Beispielsweise weiß der Passagier im Flugzeug, dass er und nicht sein Sitznachbar bedient wird, wenn der Flugbegleiter den Blickkontakt zu ihm sucht. Kirchner et al. (2011) untersuchten, ob ein Roboter den Empfänger aus einer Gruppe mit Hilfe des Blickes auswählen kann. Die Probanden wurden nicht instruiert, wer das Objekt übergeben bekommt. Der Blickkontakt als kognitives Signal erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass das Objekt vom richtigen Empfänger entgegengenommen wird. Mit Blicken auch die Auswahl des Objektes signalisiert werden. Dieser Blick kann direkt – Passagier schaut auf das gewünschte Getränk – oder indirekt – Assistent entscheidet sich aufgrund der betrachteten Stelle der Ärztin für das chirurgische Instrument – geschehen.

2.3.2 Gestik

Neben dem Blickkontakt kommunizieren Interaktionspartner auch über die Gestik. So lassen sich mit simplen Gesten Roboteraktionen initiieren. So kann beispielsweise eine Zeigegeste auf ein Objekt im Raum, den Roboter anweisen den Gegenstand zu bewegen (Rasch et al. 2019c). Bei Übergaben führt eine Gestik wie das Ausstrecken des Arms dazu, dass Anwender sich intuitiv anpassen und mit dem Roboter ohne zusätzliche Anweisungen interagieren (Edsinger und Kemp 2007). Das Ausstrecken kann auch als Kommunikation der zeitlichen Synchronisierung genutzt werden (Basili et al. 2009; Strabala et al. 2013). Ein voll ausgestreckter Arm ist auch ein effektiver Weg, die Übergabe auszulösen. Dabei wechselt der Geber von der Tragehaltung, bei der das Objekt nahe am Körper getragen wird, in eine offene Armhaltung, bei der das Objekt zum Nehmer gestreckt ist (Strabala et al. 2013). Diese Initialisierung ist auch vom Nehmer möglich, wie am Beispiel der Ärztin erkennbar. Kwan et al. (2020) entwickelten ein neuronales Netz, das erkennt, wann ein Anwender ein Objekt übergeben möchte, indem er den Arm mit einem Objekt ausstreckt. Die Intention kann auch kommuniziert werden, indem sich ein Interaktionspartner dem anderen zuwendet und ihn fokussiert (Strabala et al. 2012). Gegenteilig können Gesten der Abwendung und Ablehnung dazu führen, dass die Übergabe abgebrochen wird. Auf diese Weise bricht der Kassierer die Übergabe ab, sobald sich der Kunde zum Gehen abwendet, und entsorgt den Kassenbon. Auch kleine Gesten können als Kommunikation ausreichen, exemplarisch wird das Neigen von Objekten als Übergabesignal von Probanden gedeutet (Strabala et al. 2013). Einige Akteure signalisieren das Ende ihrer Interaktion durch einen Wechsel der Körperhaltung und verwenden gelegentlich explizite Handgesten (Calisgan et al. 2012). Zu den üblichen Körperhaltungswechseln gehört, dass der Partner die Hände seitlich nach unten oder auf einen Tisch legt oder vom Tisch zurücktritt. Diese Signale werden häufig in Kombination verwendet. Meyer zu Borgsen et al. (2017) untersuchten, ob bei zweiarmigen Robotern zusätzliche Gesten mit dem zweiten Arm die Synchronisation unterstützen. Obwohl einige Probanden die zusätzliche Gestik des Roboters innerhalb einer RzM-Studie erkennen, ist kein signifikanter statistischer Effekt der Verbesserung messbar. Zusätzlich können einzelne Gesten die Anwender verwirren und zu zeitlichen Abweichungen im Prozess führen.

Die Gestik wird auch genutzt, um dem Roboter gezielte Kommandos zu geben. Mazhar et al. (2018) stellen in ihrer Arbeit ein System zur Steuerung von Roboter-Übergaben vor, bei dem Handgesten des Anwenders erkannt und zur Steuerung eingesetzt werden. Dazu werden simple und bekannte Gesten genutzt, um die Übergabe zu initiieren, anzuhalten und fortzusetzen. Während der Ansatz visuell arbeitet, nutzen Wang et al. (2019) einen tragbaren Sensor, der am Unterarm angebracht, Informationen über die Pose und die Muskelaktivität desselben misst. Die damit erhobenen Daten werden genutzt, um einen Übergabeprozess während einer MRI zu steuern. Auf diese Weise kann die Übergabe durch die Detektion einer Intentionpose des Anwenders gestartet werden. Weitere Posen ermöglichen u. a. eine Anpassung der Geschwindigkeit des Roboters oder einen Stopp der Interaktion. Ferner werden die Sensordaten angewendet, um Objekteigenschaften abzuleiten. So kann das System während der Übergabe entscheiden, ob ein Objekt aufgrund seiner Größe und Masse greifbar ist.

2.3.3 Resümee

Die Ergebnisse einer Studie von Lallée et al. (2013) belegen, dass die Effektivität von kollaborativen Aufgaben mit unerfahrenen Nutzern steigt, wenn die Informationen verbal und mit Blicken des Roboters signalisiert werden. Ein Vergleich zwischen einer visuellen und verbalen Methode zum Auslösen in verschiedenen Situationen ergibt, dass Anwender die Interaktion zufriedener, komfortabler und etwas leichter finden, wenn die Übergabe explizit verbal gestartet wurde (Prada et al. 2014).

Die aufgezeigten Ergebnisse belegen die Relevanz von kognitiven Signalen, um mehrere Merkmale der Übergabeinteraktion zu verbessern. Beeinflusst werden dabei vor allem die Qualitätsmaße **Benutzerakzeptanz**, **Intuitivität** und **Natürlichkeit** beziehungsweise **Menschenähnlichkeit**, was Auswirkungen auf das **Sicherheitsgefühl** hat. Folglich ist die Umsetzung der kognitiven Signale für diese Arbeit obligatorisch. Leal und Yihun (2019) fassen die Einsatzmöglichkeiten verschiedener Sensorentypen zusammen, um kognitive Signale der Anwender wahrzunehmen, und sind der Auffassung, dass für ein sicheres Robotersystem ein multimodales System mit physischen, visuellen und tragbaren Schnittstellen notwendig ist, da dieses neben der Effizienz der Übergabe auch die Sicherheit steigert.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit werden die zuvor vorgestellten Konzepte implementiert, um das Robotersystem natürlicher und menschenähnlicher zu gestalten. Da der Fokus der Arbeit auf den Bewegungen liegt, werden diesbezüglich Gestiken untersucht, die Bestandteil der Bewegungen sein könnten.

2.4 Bewegungsmodelle während des Reichens

Die Betrachtung der Bewegungsmodelle für den Geber ist ein zentraler Aspekt dieser Arbeit und wird in Forschungsziel **Z2** erfasst. Während des Reichens bewegt der Geber das Objekt aus der Transportpose in die Übergabekonfiguration. Diese Bewegung kann als kognitives Signal genutzt werden (siehe Kapitel 2.3). Die Bewegungen sind vielseitig und können durch diverse Umweltfaktoren beeinflusst werden. Dazu gehören neben Hindernissen, die mögliche Bewegungen einschränken, auch Interaktionsvariablen wie die Körperhaltung des Anwenders oder die Rolle des Roboters. Diese Faktoren müssen bei der Entwicklung eines Bewegungsmodells für das Reichen berücksichtigt werden.

Zur Nachahmung von menschlichen Bewegungen auf Robotersysteme ist ein Verständnis für die Bewegungen von Menschen essenziell. Die Untersuchungen und Modellierungen von menschlichen Bewegungen fanden besonders in den achtziger Jahren des 20. Jahrhunderts breites Interesse (Flash und Hogan 1985). Da eine vollständige Betrachtung des menschlichen Körpers für diese Arbeit nicht notwendig ist, liegt der Schwerpunkt in diesem Abschnitt auf der Betrachtung des menschlichen Armes. Dabei fallen Fragen über die Bewegungskontrolle und den dazugehörigen Variablen in den Bereich der Kinesiologie, wobei die Forschungsgebiete Physiologie, Anatomie, Physik und Geometrie in Bezug zur

menschlichen Bewegung angeschnitten werden. Dabei werden Prinzipien der Mechanik, der muskuloskelettalen Anatomie und der neuromuskulären Physiologie genutzt (L. Lippert 2006, S. 3). Um die Generierung von anthropomorphen Roboterbewegungen zu untersuchen, ist die Betrachtung genereller Trajektoriengenerierung in der Robotik essenziell. Folglich werden im weiteren Verlauf Ansätze zur Trajektoriengenerierung im kartesischen Raum, im Gelenkwinkelraum und mit alternativen Methoden aufgezeigt. Anschließend werden bisherige anthropomorphe Bewegungsmodelle aufgelistet und Methodiken herausgearbeitet. Dabei wird ebenfalls zwischen Ansätzen im kartesischen Raum und im Gelenkwinkelraum unterschieden. Die Untersuchung der Modelle weist Forschungslücken für einzelne Faktoren auf. So werden für die Übergabebewegungen allgemeine Modelle menschlicher Armbewegungen herangezogen. Mehrere Modelle sind zudem auf sitzende Akteure ausgelegt. Daher betrachten die Modelle Bewegungen mit einem kleinen Bewegungsraum in der z-Achse. Zudem werden die Modelle jeweils auf einzelnen Robotermodellen evaluiert. Eine Übertragung auf unterschiedliche Roboter findet nicht statt.

2.4.1 Anatomie und Kinesiologie des menschlichen Arms

Der (menschliche) Körper besteht aus verschiedenen Systemen, wie dem Skelett, dem Gelenksystem, den Muskeln und dem Nervensystem, die Bewegungen ermöglichen beziehungsweise auslösen. Vereinfacht lässt sich eine Bewegung als eine Verkettung beschreiben. Dabei löst ein Nervenimpuls eine Muskelkontraktion aus, die zwei Knochen um ein Gelenk herumbewegt. Im konkreten Fall kann die Anzahl der beteiligten Knochen, Nerven und Muskeln stark variieren.

Das Skelett ist das starre Gerüst im Körper. Neben einer Schutzfunktion für die inneren Organe dient es als Stütze und gibt einem Körper seine Grundform. Bei Bewegungen dient es als starre Struktur für die Hebelbewegungen und die Befestigung der Muskulatur. Die oberen Extremitäten bestehen aus 64 Knochen, wobei ein Großteil auf die Hände entfällt (27 Knochen pro Hand) (L. Lippert 2006, S. 11, 13). Unterteilt werden die oberen Extremitäten in vier Segmente: der Schultergürtel, der Oberarm, der Unterarm und die Hand. Diese Segmente sind jeweils durch Gelenksysteme verbunden, die im Folgenden genauer betrachtet werden. Da in der Robotik der Schultergürtel nur peripher relevant ist und allenfalls in der Entwicklung von humanoiden Robotern Berücksichtigung findet, werden in dieser Arbeit der Schultergürtel und die entsprechenden Bewegungen nicht weiter berücksichtigt. Konträr dazu verhält sich die Betrachtung der Hand in der Robotik. Aufgrund der hohen Komplexität der Struktur der Hand und der Anwendung im Bereich des Greifens ist die Entwicklung von humanoiden Greifern bzw. Händen ein eigenes Forschungsgebiet und findet eher selten Einsatz bei traditionellen Manipulatoren. Folglich werden im Weiteren die Segmente Oberarm und Unterarm sowie die dazugehörige Gelenksysteme Schulter, Ellenbogen und Handgelenk untersucht. Diese eignen sich besonders, da auch in der Robotik diese Analogien auf Manipulatoren zu finden sind, z. B. in Corke (2017, S. 205, 208) und Siciliano et al. (2010, S. 75). Die Eigenschaften der Hand bzw. des EEF sind für die Implementierung der Übergabe nicht bedeutungslos, sondern werden beispielsweise für die Berechnung

einer möglichen Übergabekonfiguration oder der kartesischen Trajektorie benötigt, um die korrekte Positionierung des Objektes anhand der Länge des EEF zu bestimmen.

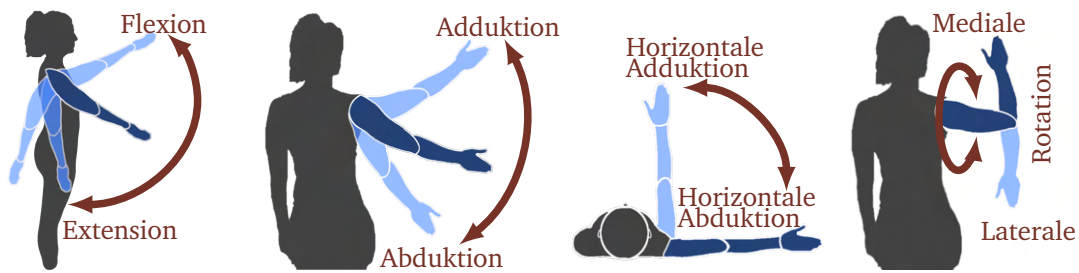


Abb. 2.2.: Primitive Bewegungen der Schulter in der Seitenansicht (Flexion/Extension), Rückansicht (Adduktion/Abduktion, Rotation) und Top-Shot (Horizontale Adduktion/Abduktion). Nach L. Lippert (2006, S. 108).

Das Schultergelenk ist eines der beweglichsten Gelenke im Körper, da das Kugelgelenk sich in allen drei Ebenen und um alle drei Achsen bewegen kann. Dabei sind vier Bewegungsgruppen, auch als primitive Bewegung bezeichnet, bestehend aus zwei Gegenbewegungen möglich (Abbildung 2.2). Zuerst bilden die Flexion, Extension und Hyperextension die Bewegungen der Schulter in der Sagittalebene (xz-Ebene, bei nach oben gerichteter z-Achse) und um die Frontalachse (y-Achse). Die zweite primitive Bewegung des Schultergelenkes ist die *Abduktion* mit der Gegenbewegung *Adduktion*, die in der Frontalebene (yz-Ebene) um die Sagittalachse (x-Achse) hat. Die dritte primitive Bewegung ist die *horizontale Abduktion* und *horizontale Adduktion*. Diese beschreibt die Drehung der Schulter in der Transversalebene (xy-Ebene) um die vertikale Achse (z-Achse). Aus der neutralen Körperhaltung heraus wird die Rotation in der Transversalebene um die vertikale Achse als *mediale Rotation* und *laterale Rotation* bezeichnet.

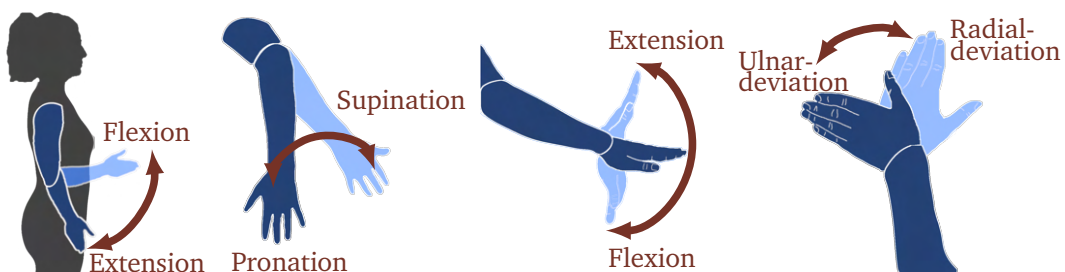


Abb. 2.3.: Primitive Bewegungen des Ellenbogens und Unterarms in der Seitenansicht (Flexion/Extension) und Frontalansicht (Pronation/Supination) und des Handgelenkes. Nach L. Lippert (2006, S. 122, 134).

Der Unterarm des menschlichen Körpers besteht aus drei Knochen, besitzt ein Scharniergelenk und ein Radgelenk und ermöglicht zwei primitive Bewegungen (Abbildung 2.3). Das Scharniergelenk besteht aus drei Teilgelenken, die den Oberarm mit Elle und Speiche und diese untereinander verbindet. Dieses Gelenk wird allgemein als Ellenbogen bezeichnet und ermöglicht die primitive Bewegung der *Flexion* und *Extension* (L. Lippert 2006, S. 121). Die zweite primitive Bewegung des Unterarms ist die *Pronation* und *Supination*. Eine Verdrehung

von Elle und Speiche zueinander ermöglicht eine Rotation um die Longitudinalachse des Unterarms (L. Lippert 2006, S. 121–123).

Eines der komplexesten Gelenke im Körper ist das Handgelenk, das sich aus einem proximalen Handgelenk und einem distalen Handgelenk zusammensetzt. Die Kombination der beiden Gelenke ermöglicht zwei primitive Bewegungen (Abbildung 2.3), die sich in der Terminologie der Literatur unterscheiden. Die weiter verwendete Terminologie orientiert sich an der Benennung von L. Lippert (2006). Die Bewegung der Hand in der Sagittalebene um die Frontalachse wird, analog zur Schulter, als Flexion und Extension bezeichnet. Die zweite primitive Bewegung ist die Drehung in der Frontalebene um die Sagittalachse und wird als Deviation bezeichnet (L. Lippert 2006, S. 133f.).

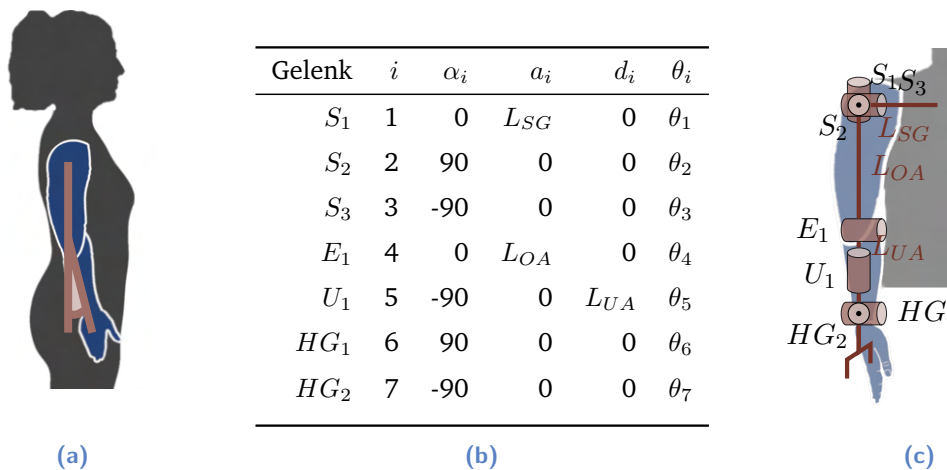


Abb. 2.4.: (a) Darstellung des *carrying angle* nach L. Lippert (2006, S. 122). (b) Denavit-Hartenberg Parameter und (c) Denavit-Hartenberg Modell nach Parasuraman et al. (2009).

Zusammenfassend lässt sich der menschliche Arm ähnlich wie bei Parasuraman et al. (2009) in der Abbildung 2.4(c) modellieren. Die dargestellte kinematische Kette lässt sich mit der Denavit-Hartenberg-Transformation in Tabelle 2.4(b) beschreiben. Hier beschreibt i die Nummer des Gliedes von der Basis zum EEF, sowie α die Verdrehung, a die Länge und d den Versatz des Gliedes. Der Winkel des Gelenkes wird mit θ abgebildet. Da die Gelenke im Arm alle revolut sind, ist θ variabel. Zudem gilt, dass die absolute Länge einzelner Glieder stark von Mensch zu Mensch variiert. Das Längenverhältnis einzelner Glieder des Arms zueinander ist bei gesunden Menschen ähnlich. Der Unterarm-Oberarm-Index, der das Längenverhältnis von Unterarm zu Oberarm beschreibt, beträgt im Mittel dabei 78 % (H. Lippert 2013, S. 311). Ein weiteres Merkmal des menschlichen Arms ist der Winkel zwischen der Longitudinal-Achse des Unterarms und dem Oberarm in der anatomischen Position (Abbildung 2.4(a)). Dieser wird als *carrying angle* bezeichnet und ist bei Frauen und Männern unterschiedlich ausgeprägt (Frauen: 10–15 Grad; Männer: 5 Grad). Der

Name basiert auf der Beugung des Gelenks, während mit dem Arm ein Objekt getragen wird (Hoppenfeld und Hutton 1976, S. 36).

2.4.2 Modelle für menschliche Armbewegungen

Bei Bewegungen der oberen Extremitäten lassen sich bei Menschen stereotypische Muster beobachten, die sich sowohl bei verschiedenen Bewegungen derselben Person, als auch zwischen verschiedenen Personen finden lassen (Simmons und Demiris 2005). Studien zeigen, dass Probanden für Bewegungen der Hand zwischen zwei Zielpunkten ein ähnliches Verhalten aufzeigen. Dabei neigen die Probanden dazu, nahezu gerade Handbewegungen mit glockenförmigen Geschwindigkeitsprofilen zu generieren (Morasso 1981). Die leichte Krümmung der Trajektorie ist abhängig vom Arbeitsraum, in dem die Bewegung ausgeführt wird (Uno et al. 1989). Die Geschwindigkeit $v(t)$ einer Bewegung zum Zeitpunkt t wird im *two-thirds power law* in eine simple Relation zur momentanen Krümmung $\kappa(t)$ der Bewegung gesetzt (Lacquaniti et al. 1983)

$$v(t) = K \kappa(t)^{-\frac{1}{3}}, \quad (2.1)$$

wobei K ein konstanter Verstärkungsfaktor ist. Die momentane Krümmung wird anhand der frenetschen Formeln definiert, wobei die Krümmung einer Frenet-Kurve $b(t) \in R^3$ durch die Formel

$$\kappa(t) = \frac{|(\dot{b}(t) \times \ddot{b}(t))|}{|\dot{b}(t)|^3} \quad (2.2)$$

beschrieben wird (Kühnel 2013, S. 35). Bei der Betrachtung der allgemeinen und unveränderlichen Merkmale dieser Bewegungen heben Flash und Hogan (1985) hervor, dass diese Merkmale nur in den extrakorporalen Koordinationen der Hand sichtbar sind. Daraus schlussfolgern sie, dass die Planung einer Handbewegung des Menschen auf der kartesischen Trajektorie basiert und nicht auf den Rotationen der Gelenke. Durch Training und Wiederholung einer Bewegung nimmt die Variabilität der Trajektorien exponentiell ab (Georgopoulos et al. 1981).

Die Betrachtung zweier populärer Modelle für menschliche Bewegungen soll gemäß dem Forschungsziel **Z2** zeigen, welche Möglichkeiten in der Modellierung menschlicher Bewegungen bestehen, und auf welche Weise sie sich unterscheiden. Die Vor- und Nachteile beider Modelle werden anschließend aufgewogen und die Forschungsfragen für den weiteren Verlauf dieser Arbeit konkretisiert.

Minimum-Jerk Modell

Ein viel betrachtetes Bewegungsmodell ist das Minimum-Jerk Modell (MJM) von Flash und Hogan (1985). Dieses ist ein mathematisches Modell für planare Armbewegungen mit mehreren Gelenken, das sowohl die qualitativen Merkmale als auch die quantitativen Details der Bewegung abbildet. Das Modell erzeugt Trajektorien mit folgenden Eigenschaften: Bei einer unbeschränkten Punkt-zu-Punkt-Bewegung verläuft die Trajektorie auf einer ungefähr

geraden Linie und weist ein glockenförmiges Bahngeschwindigkeitsprofil auf. Gebogene Bewegungen werden in Abschnitte mit geringer und hoher Krümmung unterteilt. Die Abschnitte mit hoher Krümmung sind in der Tangentialgeschwindigkeit reduziert. Diese Trajektorien sollen eine möglichst gleichmäßige Bewegung der Hand ermöglichen.

Die bestmögliche Trajektorie wird anhand einer dynamischen Optimierung ermittelt. Dazu wird zunächst das Maximierungsproblem der Gleichmäßigkeit bzw. Sanftheit in ein Minimierungsproblem überführt, bei dem das quadratische Mittel des Rucks während der Bewegung minimiert wird. Daraus ergibt sich die Zielfunktion der Optimierung

$$C(x, y) = \frac{1}{2} \int_0^{t_i} \left(\left(\frac{d^3 x}{dt^3} \right)^2 + \left(\frac{d^3 y}{dt^3} \right)^2 \right) dt. \quad (2.3)$$

In dieser wird das Integral der Quadrate der Ruckstärke über die gesamte Bewegungszeit ermittelt. Dabei wird als Ruckstärke die Änderungsrate der Beschleunigung der Hand herangezogen. Betrachtet wird die Bewegungszeit im Intervall $[0, t_i]$. x und y sind die Koordinaten der Handposition im kartesischen Raum. Für das Trajektorienmodell sind mathematische Ausdrücke für $x(t)$ und $y(t)$ zu finden, die die Zielfunktion (2.3) auf ein Minimum bringen. Dabei muss die Art der Bewegung berücksichtigt werden. Für unbeschränkte Bewegungen zwischen zwei Punkten lässt sich das Trajektorienmodell anhand der Zielfunktion herleiten, was als Problem der Variationsrechnung aufgefasst werden kann. Dabei werden Funktionale und ihre stationären Funktionen herangezogen. Hierbei wird meistens für eine Funktion $w(t)$, die im Intervall $[t_0, t_e]$ ausreichend differenzierbar ist, das Funktional E genutzt. Dieses bildet das Integral der Funktion L , das die Zielfunktion zu ihren Ableitungen in Beziehung setzt:

$$E(w(t)) = \int_{t_0}^{t_e} L(t, w, \dot{w}) dt. \quad (2.4)$$

Für mehrdimensionale Funktionen wie eine planare Trajektorie $w(t) = (x(t), y(t))^T$ ergibt sich für die Zielfunktion

$$E(x(t), y(t)) = \int_{t_0}^{t_e} L(t, x, y, \dot{x}, \dot{y}) dt. \quad (2.5)$$

Dabei kann 2.5 analog zu 2.4 ausgeführt werden, da abwechselnd die Funktionen x und y festgehalten werden und die andere Funktion variiert wird. Dadurch erhält 2.5 die Form von 2.4 (Ziegler 2017). Das Integral des Funktionals der Zielfunktion kann zudem höhere Ableitungen enthalten. Dadurch ergibt sich für den zweidimensionalen Fall

$$E(x(t), y(t)) = \int_{t_0}^{t_e} L \left(t, x, y, \dot{x}, \dot{y}, \dots, \frac{d^n x}{dt^n}, \frac{d^n y}{dt^n} \right) dt \quad (2.6)$$

oder in Vektorschreibweise

$$E(w(t)) = \int_{t_0}^{t_e} L \left(t, w, \dot{w}, \dots, \frac{d^n w}{dt^n} \right) dt \quad (2.7)$$

mit $w(t) = (x(t), y(t))^T$. Funktionale mit einfacher Ableitung werden in der Variationsrechnung mit der EULER-LAGRANGE-Gleichung bestimmt. Da im Fall der Trajektorie das Integral

$$L(x, y) = \frac{1}{2}(\ddot{x}^2 + \ddot{y}^2) \quad (2.8)$$

höhere Ableitungen aufweist, muss die EULER-POISSONSche Differentialgleichung

$$\frac{\delta L}{\delta x} - \frac{d}{dt} \left(\frac{\delta L}{\delta \dot{x}} \right) + \frac{d^2}{dt^2} \left(\frac{\delta L}{\delta \ddot{x}^2} \right) + \dots + (-1)^n \frac{d^n}{dt^n} \left(\frac{\delta L}{\delta x^n} \right) = 0 \quad (2.9)$$

herangezogen werden. Folglich ergibt sich die Gleichung

$$\frac{d^3}{dt^3} \left(\frac{\delta \ddot{x}^2}{\delta \ddot{x}} \right) + \frac{d^3}{dt^3} \left(\frac{\delta \ddot{y}^2}{\delta \ddot{y}} \right) = 0, \quad (2.10)$$

die auf Grundlage der beiden unabhängigen Variablen x und y in ein System von zwei Differentialgleichungen überführt werden kann:

$$\frac{d^6 x}{dt^6} = 0, \quad \frac{d^6 y}{dt^6} = 0. \quad (2.11)$$

Die Lösung für dieses Gleichungssystem wird von Polynomen fünften Grades erfüllt:

$$\begin{aligned} x(t) &= a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 + a_4 t^4 + a_5 t^5, \\ y(t) &= b_0 + b_1 t + b_2 t^2 + b_3 t^3 + b_4 t^4 + b_5 t^5. \end{aligned} \quad (2.12)$$

Die konkrete Lösung für die Trajektorie bestimmen Flash und Hogan (1985) durch das Einsetzen der Randkriterien

$$x(t_0) = x_0 \quad \dot{x}(t_0) = 0 \quad \ddot{x}(t_0) = 0 \quad x(t_e) = x_e \quad \dot{x}(t_e) = 0 \quad \ddot{x}(t_e) = 0 \quad (2.13)$$

$$y(t_0) = y_0 \quad \dot{y}(t_0) = 0 \quad \ddot{y}(t_0) = 0 \quad y(t_e) = y_e \quad \dot{y}(t_e) = 0 \quad \ddot{y}(t_e) = 0 \quad (2.14)$$

zum Anfang t_0 und Ende t_e der Bewegung. Dadurch ergeben sich für die Trajektorien folgende Gleichungen:

$$\begin{aligned}
 x(t) &= x_0 + (x_0 - x_e) \left(15 \left(\frac{t}{t_e} \right)^4 - 6 \left(\frac{t}{t_e} \right)^5 - 10 \left(\frac{t}{t_e} \right)^3 \right), \\
 y(t) &= y_0 + (y_0 - y_e) \left(15 \left(\frac{t}{t_e} \right)^4 - 6 \left(\frac{t}{t_e} \right)^5 - 10 \left(\frac{t}{t_e} \right)^3 \right).
 \end{aligned}
 \tag{2.15}$$

Zur Vereinfachung wird angenommen, dass dabei $t_0 = 0$ ist. Die sich daraus ergebende Trajektorie ist in Abbildung 2.5 dargestellt. Das Modell kann um zusätzliche Bedingungen erweitert oder die bestehenden Bedingungen geändert werden. Breteler et al. (2001) modifizieren das Modell, um die Endgeschwindigkeit $\dot{x}(t_e)$ beliebig zu wählen. Smets und Brenner (1999) nutzen eine ähnliche Anpassung, um die Endbeschleunigung $\ddot{x}(t_e)$ festzulegen.

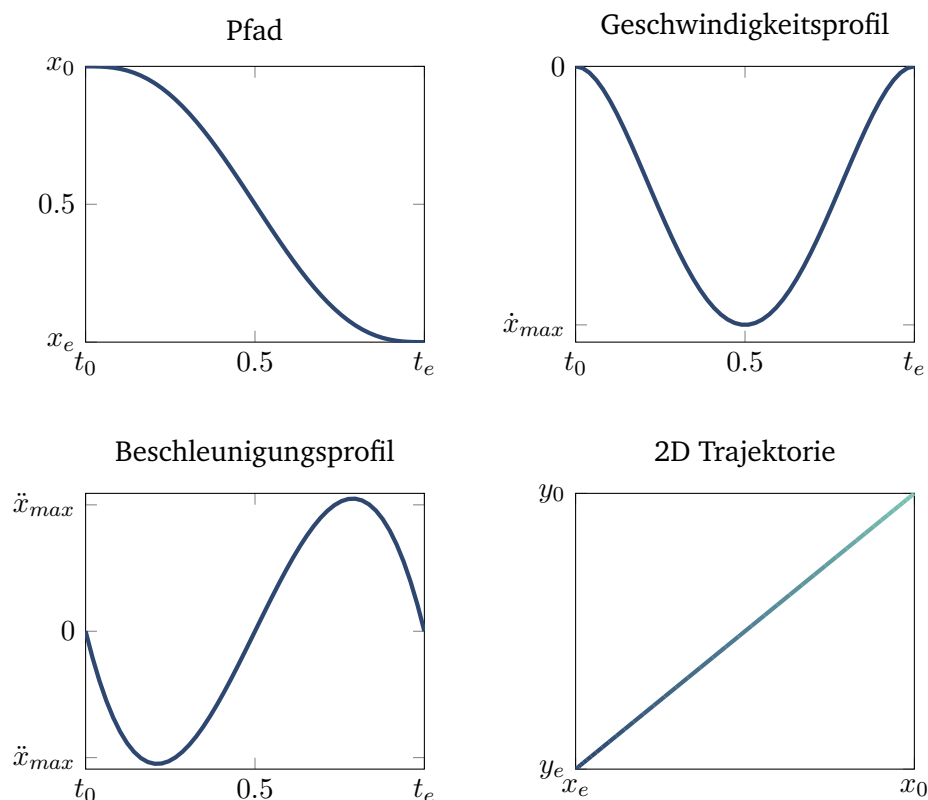


Abb. 2.5.: Trajektorie des Minimum-Jerk-Modells aus Flash und Hogan (1985) im Zeitintervall $[t_0, t_e]$. Die zeitliche Komponente ist in der 2-D-Trajektorie durch den Farbverlauf abgebildet.

Minimum-Torque-Change-Modell

Das Minimum-Torque-Change-Modell (MTCM) wurde aus dem Gedanken heraus erarbeitet, dass das Bewegungsmodell auf physischen Variablen basiert, die die Dynamik beeinflussen. Nach Betrachtung verschiedener Performanzindizes wie Energie, Drehmoment oder

Bewegungszeit definierten Uno et al. (1989) die Zielfunktion C_τ als das Integral der Quadratsummen der Änderungen aller Drehmomente Z über den gesamten Bewegungszeitraum $[t_0, t_e]$

$$C_\tau(Z) = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_e} \left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{dz_i}{dt} \right)^2 \right) dt. \quad (2.16)$$

Dabei wird der motorische Befehl bzw. das benötigte Drehmoment $z_i \in Z$ an den i -ten Muskel bzw. Aktor von n Aktoren betrachtet. Da die Zielfunktion C_τ von der Dynamik des ausführenden Systems, z. B. des menschlichen Arms oder eines Manipulators, abhängig ist, ist es essenziell, das Modell zu spezifizieren, um eine Trajektorie mit dem MTCM zu bestimmen. Dafür berücksichtigen Uno et al. (1989) z. B. die Masse m_i , die Länge l_i , die Distanz vom Massenschwerpunkt zum Gelenk s_i und den Trägheitsmoment I_i des einzelnen Gliedes i der kinematischen Kette. Beispielsweise lassen sich die Drehmomente z mit folgenden Differentialgleichungen für einen Arm mit zwei Gelenken, vereinfacht Schulter und Ellenbogen, abbilden:

$$\begin{aligned} z_1 &= (I_1 + I_2 + 2m_2l_1s_2 \cos \theta_2 + m_2l_1^2)\ddot{\theta}_1 + (I_2 + m_2l_2s_2 \cos \theta_2)\ddot{\theta}_2 \\ &\quad - m_2l_1s_2(2\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2)\dot{\theta}_2 \sin \theta_2 + \beta_1\dot{\theta}_1, \\ z_2 &= (I_2 + m_2l_1s_2 \cos \theta_2)\ddot{\theta}_1 + I_2\ddot{\theta}_2 + m_2l_1s_2\dot{\theta}_1^2 \sin \theta_2 + \beta_2\dot{\theta}_2. \end{aligned} \quad (2.17)$$

Hierbei bilden z_1 und z_2 die jeweiligen Drehmomente des Schulter- und Ellenbogengelenks und θ_1 und θ_2 die entsprechenden Gelenkwinkel ab. Die minimierenden Kosten $C_{\tau_{min}}$ können nicht direkt berechnet werden, da die Gelenkwinkel als Funktionen über die Zeit nicht linear im Zusammenhang mit der Kostenfunktion C_τ sind. Diese Differentialgleichungen werden mit der Anzahl der Gelenke und Dimensionen größer und lassen sich analytisch nicht mehr lösen.

Geschwindigkeiten

Bei der Betrachtung der Geschwindigkeiten menschlicher Bewegungen zeigt sich, dass Punkt-zu-Punkt-Bewegungen eine negative Korrelation zwischen Geschwindigkeit und Genauigkeit haben. Die Beobachtung, dass die Zielpose ungenauer erreicht wird, wenn die Bewegung schnell und lang ist, wird als Fitts' Gesetz

$$t_M = a + b \log_2 \left(\frac{2d}{w} \right) \quad (2.18)$$

bezeichnet und in der Mensch-Computer-Interaktion betrachtet (Fitts 1954). Dabei lässt sich die benötigte Dauer der Bewegung t_M aus der Distanz zum Ziel d und der Größe des Ziels w ableiten. Die Konstanten a und b werden für jeden Bewegungstyp empirisch bestimmt.

Bewegungen, die das Fitts' Gesetz berücksichtigen, sind in zwei Bewegungsphasen unterteilt: Ein initial geplanter Impuls, um den größten Teil der Distanz zu reduzieren. Dabei erfolgt die Bewegung schnell und grob in die Richtung des Zielpunktes. Die zweite Phase setzt zum Ende der Bewegung ein und verlangsamt diese zunehmend, um das Ziel genau zu erreichen (Graham und MacKenzie 1996).

Vergleich

Die verschiedenen Modelle unterscheiden sich neben der Methodik auch in den Ergebnissen. Das MJM weist eine Übereinstimmung zwischen den vorhergesagten und den realisierten Trajektorien auf. Die Trajektorien der Hände sind gerade und glatt, dennoch werden nicht alle Eigenschaften der Bewegungen berücksichtigt. Vor allem die leichte Asymmetrie des Geschwindigkeitsprofils und das Fitts' Gesetz finden keine Berücksichtigung. Trajektorien, die mit dem MTCM bestimmt werden, ähneln den MJM-Trajektorien, wenn der Raum nah und frontal vor dem Körper betrachtet wird. Für Regionen, die weiter außerhalb oder seitlich liegen, lassen sich zwischen den Trajektorien der Modelle signifikante Unterschiede feststellen, die auf die verschiedenen Dynamiken des Arms in den Regionen zurückzuführen sind (Simmons und Demiris 2005). Die Trajektorien beider Modelle sind gerade oder leicht gebogen. Werden den Modellen zusätzlich Annäherungsbedingungen nach dem Fitts' Gesetz hinzugefügt, wobei die finale Geschwindigkeit ungleich 0 ist, und werden die x- und y-Komponenten entkoppelt, sind die Trajektorien stärker gekrümmt. Die maximale Krümmung der Trajektorien wird zum Ende der Bewegung erreicht. Die beiden Modelle zeigen dabei verschiedene Arten der Krümmung. Trajektorien mit dem MJM sind entweder konkav oder konvex und Trajektorien mit dem MTCM weisen häufig (91 % bei Simulationen (Breteler et al. 2001)) einen Richtungswechsel der Krümmung auf, was in einer S-Form resultiert. Zudem unterscheiden sich beide Modelle hinsichtlich des symmetrischen Verhaltens. Während das kartesische MJM symmetrische Trajektorien bei symmetrischen Start- und Zielpunkten erzeugt, sind die Trajektorien mit dem MTCM nicht symmetrisch. So sind die Kurven am Ende der Trajektorie von rechtsgerichteten Bewegungen enger als bei linksgerichteten Kurven. Dieser Unterschied ist auf den Operationsraum der Trajektorien zurückzuführen. Während das MJM im kartesischen Raum optimiert ist, sind die Trajektorien des MTCM im Gelenkwinkelraum optimiert (Breteler et al. 2001).

Der Vergleich der Modelle mit aufgezeichneten menschlichen Trajektorien zeigt, dass die Trajektorien qualitativ gleich aussehen. Identisch ist das Merkmal der maximalen Krümmung zum Ende der Bewegung. Bezüglich der Differenzen zwischen MJM und MTCM ergibt sich im Vergleich zu menschlichen Trajektorien, dass der Richtungswechsel der Krümmung des MTCM auch bei den aufgezeichneten Trajektorien zu finden ist. Auch die asymmetrische Krümmung bei symmetrischen Start- und Endpunkten ist bei den aufgezeichneten Bewegungen vorhanden (Breteler et al. 2001).

Neben dem MJM und MTCM wurden diverse Modelle entwickelt. Diese sind konventionell modelliert oder basieren auf Methoden des maschinellen Lernens. Letztere werden

in Kapitel 2.4.3 vorgestellt. Bei den konventionellen Modellen ist das Minimum-Variance-Modell (MVM) von Harris und Wolpert (1998) hervorzuheben. Basierend auf dem Gedanken, dass jedes neuronale Signal von einem Rauschen betroffen ist, folgt, dass dieses Rauschen die Ausführung der Trajektorie beeinflusst. Besonders schnelle Bewegungen, die motorische Signale mit hoher Amplitude benötigen, haben folglich ein höheres Rauschen, was in größeren Abweichungen resultiert. Diese führen zu Ungenauigkeiten in der Endposition der Trajektorie. Insofern sind Bewegungen, die möglichst schnell sind, nicht optimal. Das MVM gleicht die Geschwindigkeit und Genauigkeit aus und passt das Verhältnis je nach benötigter Genauigkeit an (Harris und Wolpert 1998). Das MVM hat bezüglich der weichen, geradlinigen Bewegung keine direkten Kriterien. Dennoch weisen die generierten Trajektorien die Eigenschaften von menschlichen Bewegungen auf. Dies lässt sich auf der Grundlage des Modells erklären, wobei plötzliche diskontinuierliche Bewegungen große Steuersignale benötigen und daher großes Rauschen erzeugen, das im Modell minimiert wird. Das MVM berücksichtigt den Geschwindigkeit-Genauigkeit-Kompromiss vom Fitts' Gesetz. Eine Besonderheit des MVM ist, dass die Endpositionen, -geschwindigkeiten und -beschleunigungen nicht genau erreicht werden, da das Rauschen der Signale immer Ungenauigkeiten hervorruft (Simmons und Demiris 2005).

Methoden zur Wahrnehmung und Erfassung von antropomorphen Bewegungen

Damit antropomorphe Bewegungen analysiert werden können, müssen Daten über diese Bewegungen aufgezeichnet werden. In der Literatur finden sich verschiedene Methoden, die externe Sensoren zur Aufnahme nutzen. Hierbei kann ebenso zwischen Gelenkwinkelraum und kartesischem Raum unterschieden werden. Flash und Hogan (1985) benutzen zur Bewegungsanalyse eine mechanische Apparatur, die vom Anwender bewegt wird. Dabei wird aus der Winkelposition der Apparatur auf die Gelenkwinkel der Benutzer zurückgeschlossen und die Position in der Ebene anhand der direkten Kinematik des Arms bestimmt. Dieser Ansatz beschränkt die Bewegung des Anwenders auf eine Ebene, zudem muss zusätzliche Kraft eingesetzt werden, um die Apparatur zu bewegen. Eine weitere Möglichkeit zur Aufnahme der Position sieht den Einsatz von magnetfeldbasierter Bewegungsverfolgung vor. Damit können die Positionen der Hand und der Schulter erfasst werden (Huber et al. 2008; Huber et al. 2009; Koene et al. 2014a; Koene et al. 2014b).

Die am häufigsten verwendete Methode, um Bewegungen bei Menschen aufzunehmen, basiert auf visuellen Daten. Dabei werden Marker an die aufzunehmenden Punkte bzw. Extremitäten angebracht. Jedoch lassen sich Aufnahmen auch mit markerlosen Ansätzen (Kajikawa et al. 2002; Jindai et al. 2003; Jindai et al. 2006) umsetzen. Dafür können neben den üblichen Kameras spezielle Punktwolkensensoren eingesetzt werden (Vogt et al. 2018; Huang et al. 2015). Ein recht neuer Ansatz sind die Arbeiten Cao et al. (2017) und Cao et al. (2019), die einen markerlosen Ansatz anhand von RGB-Bildern ermöglichen. Je nach Aufnahmemethode können zwei- oder dreidimensionale Messungen durchgeführt werden. Die Genauigkeit und Detailtreue variieren je nach Bildrate, Geschwindigkeit der Bewegung und Auflösung der Kamera. Kajikawa und Ishikawa (2000) nutzen Marker am

Daumen und Zeigefinger und eine Kamera mit Draufsicht, um planare Armbewegungen zu messen. S. Shibata et al. (1995) untersuchen mithilfe eines kameramarkerbasierten Ansatzes die Bewegungen von Probanden während MzM-Übergaben. Die Marker sind an Schulter, Ellenbogen, Handgelenk und Hand der Probanden befestigt. Für die Erstellung von dreidimensionalen Positionsdaten kann auch das Bild zweier synchronisierter Kameras benutzt werden. Parastegari et al. (2017) nutzen dafür zwei verschiedene Perspektiven. Die eine Kamera hat eine seitliche Perspektive, die andere nimmt das Experiment von oben auf. Zur Identifikation der Hände werden farbliche Handschuhe genutzt. Markerbasierte Ansätze haben den Nachteil, dass sie Bewegungen verfälschen können, indem sie den Anwender einschränken. Zudem muss ein Marker während der gesamten Bewegung für die Kamera sichtbar sein, um eine lückenlose Aufzeichnung zu garantieren.

2.4.3 Generierung von Trajektorien

Um Bewegungsmodelle für Roboter zu bestimmen und zu erzeugen, ist die Betrachtung einer Trajektorienplanung essenziell. Eine Trajektorie unterscheidet sich dabei von einem Pfad, auch wenn beides häufiges als Synonym genutzt wird, durch die Berücksichtigung der zeitlichen Komponente. Während ein Pfad die Orte von aufeinanderfolgenden Punkten angibt, beschreibt eine Trajektorie zusätzlich, wann diese Punkte erreicht werden bzw. erreicht werden sollen. Dadurch lassen sich Trajektorien zusätzlich als Geschwindigkeiten und Beschleunigungen verstehen. Die Trajektorienplanung generiert die notwendigen Steuersignale zur Bewegung des Manipulators auf einer spezifischen Trajektorie anhand von Eingabeparametern, welche die Trajektorie beschreiben. Dies kann zum einen die Initial- und Endpose sein, wobei von einer Punkt-zu-Punkt-Bewegung gesprochen wird, zum anderen kann eine Menge an Wegpunkten vorgegeben werden, wobei eine Bewegung entlang der Sequenz an Punkten generiert wird. Eine Unterscheidung der Trajektorien liegt zudem im betrachteten Raum der Trajektorie. Diese kann sowohl im Arbeitsraum des Manipulators als auch im Gelenkwinkelraum liegen. Da die Eingabeparameter meist im Arbeitsraum bzw. im kartesischen Raum vorliegen und die Steuersignale im Gelenkwinkelraum, ist die Verwendung einer geeigneten Lösung für die IK unabdinglich. Alternativ gibt es Ansätze aus dem Bereich des maschinellen Lernens, die versuchen eine IK zu erlernen. Im Folgenden werden traditionelle Ansätze zur Planung von Trajektorien im Gelenkwinkelraum wie im kartesischen Raum erläutert, anschließend verglichen und die weitere Verwendung für anthropomorphe Bewegungen diskutiert.

Gelenkwinkelraum Trajektorien

Die Trajektorienplanung im Gelenkwinkelraum interpoliert zwischen Wegpunkten unter Berücksichtigung der angegebenen Bewegungszeit t_e die Funktion $q(t)$, die den Gelenkvektor zu jedem Zeitpunkt t im Intervall $[0, t_e]$ beschreibt. Dabei muss die Funktion $q(t)$ für die Gelenkpositionen und -geschwindigkeiten kontinuierlich in der Zeit sein sowie unerwünschte Effekte minimiert werden, z. B. Interpolation harter Kanten.

Für simple Punkt-zu-Punkt-Bewegungen werden häufig Polynome genutzt. So lässt sich die Minimierung des Energieverbrauchs des Gelenkmotors unter Berücksichtigung des Trägheitsmomentes eines starren Körpers um seine Rotationsachse mit einem quadratischen Polynom lösen. Bei Nutzung eines kubischen Polynoms entsteht ein parabolisches Geschwindigkeitsprofil und ein lineares Beschleunigungsprofil. Die vier Koeffizienten können durch die Wahl der Initial- und Endpose $q(0)$, $q(t_e)$, sowie der Initial- und Endgeschwindigkeit $\dot{q}(0)$, $\dot{q}(t_e)$ bestimmt werden. Das Beschleunigungsprofil bei einer solchen Trajektorie weist jedoch eine Diskontinuität zum Start und Ende auf. Um auch die Start- und Endbeschleunigung vorgeben zu können, müssen sechs Bedingungen erfüllt werden. Folglich wird mindestens ein fünfgradiges Polynom benötigt. Alternativ bieten sich mehrere einfache Polynome an, die zeitlich aufeinanderfolgen und weiche Übergänge haben. Diese haben den Vorteil, auf die physischen Beschränkungen des Manipulators angepasst werden zu können. Ein übliches Beispiel für diese Art von Trajektorien ist ein trapezoides Geschwindigkeitsprofil. Dieses besteht aus einer konstanten Beschleunigung \ddot{q}_c , bis zu einem Zeitpunkt t_c an welchem die Zielgeschwindigkeit erreicht ist, und einer konstanten Entschleunigung zum Ende der Trajektorie. Zum Vergleich sind die Trajektorien, Geschwindigkeits- und Beschleunigungsprofile in Abbildung 2.6 dargestellt.

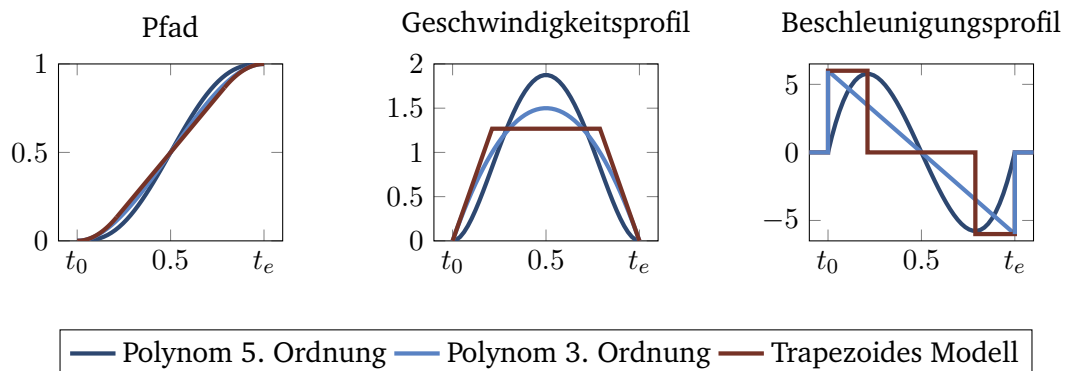


Abb. 2.6.: Konventionelle normierte Trajektorien und deren Geschwindigkeits- und Beschleunigungsprofile. Für die Polynome gilt $q(t_0) = 0$, $q(t_e) = 1$, $\dot{q}(t_0) = 0$, $\dot{q}(t_e) = 0$, für das Polynom 5. Ordnung zusätzlich $\ddot{q}(t_0) = 0$, $\ddot{q}(t_e) = 0$. Zur Vergleichbarkeit wurde für das trapezoides Modell $\ddot{q}_c = 6$, $t_c = 0.2113$ angenommen.

Für komplexere Bewegungen, die eine hohe Bahnkrümmung aufweisen oder eine hohe Genauigkeit bzw. Auflösung benötigen, um zum Beispiel sicher Objekten auszuweichen, bietet es sich an den Pfad durch mehrere Punkte zu beschreiben. Für die Trajektorien-Planung ergeben sich hierbei verschiedene Methodiken. Eine Erweiterung des Ansatzes bei einer Punkt-zu-Punkt-Bewegung ist die Wahl eines Polynoms mit einem höheren Grad. Dabei lassen sich für eine Trajektorie mit N Punkten N verschiedene Bedingungen ableiten. Folglich muss ein beschreibendes Polynom $(N-1)$ Grade haben. Dieser Ansatz ermöglicht jedoch nicht die Zuordnung von initialen Geschwindigkeiten und Beschleunigungen. Weiterhin steigen die teils unerwünschten Schwingungen einer Trajektorie mit jeder Erhöhung des Grades eines Polynoms. Ein weiterer Nachteil dieses Ansatzes ist, dass bei der Veränderung eines einzelnen Punktes die gesamte Trajektorie neu berechnet werden muss. Um diese Nachteile aufzuwiegen, werden andere Ansätze für die Trajektorienplanung genutzt. Dafür

werden mehrere Polynome mit geringem Grad verwendet, die an ihren Übergängen an den Punkten kontinuierlich sind. Verschiedene Ansätze finden Anwendung, um die Übergänge zwischen den Polynomen weich zu gestalten. Ein einfacher Ansatz nutzt $(N - 1)$ kubische Polynome und behält die Geschwindigkeit des vorherigen Polynoms an den Schnittstellen bei. Durch die Geschwindigkeiten und Ortspunkte sowie die Initial- und Endwerte lassen sich alle Koeffizienten in dem System lösen. Folglich entsteht ein kontinuierliches Geschwindigkeitsprofil, jedoch kein kontinuierliches Beschleunigungsprofil. Da die Anzahl an Koeffizienten größer ist als die Anzahl an Bedingungen, müssen zwei zusätzliche Polynome der Trajektorie hinzugefügt werden, die ortsunabhängig die Kontinuität der Geschwindigkeit und Beschleunigung garantieren. Das daraus resultierende Gleichungssystem umfasst folglich $4(N + 1)$ Gleichungen mit $4(N + 1)$ Unbekannten, die die Koeffizienten der Polynome darstellen. Durch Vereinfachungen und Ableitungen der kubischen Polynome lassen sich die Gleichungen in Form einer $N \times N$ -großen Matrix zusammenfassen, die mit einem effizienten Algorithmus bestimmt werden können. Diese Anordnung kubischer Polynome ist auch als Splines bekannt. Ein einfacheres Verfahren zur Planung von Trajektorien ist die Anwendung des trapezoiden Geschwindigkeitsprofils für mehrere Punkte. Dabei werden zwischen den Wegpunkten lineare Trajektorien geplant. Um die Stetigkeit des Geschwindigkeitsprofils zu gewährleisten, werden an den Wegpunkten Polynome zweiten Grades eingesetzt. Ein Nachteil dieser Methodik ist, dass die Trajektorie die Wegpunkte nicht erreicht, sondern sich ihnen nur annähert (Siciliano et al. 2010, S. 162–179).

Kartesische Trajektorien

Die Planung von Trajektorien im Arbeitsraum wird dann nötig, wenn der EEF einem geometrischen Pfad in diesem Raum folgen soll. Bei dieser Art der Planung wird der Pfad entweder durch eine Sequenz von Wegpunkten beschrieben oder anhand von Bewegungsprimitiven und relativen Trajektorien modelliert. Da die Steuerung des Manipulators im Gelenkwinkelraum benötigt wird, müssen die Punkte einer Trajektorie im Arbeitsraum anhand einer Zeitsequenz abgebildet und diese mit einer IK in den Gelenkwinkelraum überführt werden. Da diese je nach Anzahl der Freiheitsgrade des Manipulators komplex und aufwendig werden können, beschränken die IK-Algorithmen die Performance und folglich die maximale Abtastrate. Um die Kontinuität der Gelenksteuerung zu gewährleisten, wird eine Mikrointerpolation im Gelenkwinkelraum zwischen den Abtastpunkten ausgeführt. Neben einer konkreten Beschreibung der Punkte auf der Trajektorie können die Punkte analog zu den Trajektorien im Gelenkwinkelraum durch Vektorfunktionen abgebildet werden. Daraus entstehen jedoch leichte Abweichungen vom vorgegebenen Pfad. Bewegungsprimitive werden dort eingesetzt, wo der EEF auf einem genau beschriebenen Pfad verfahren soll (z. B. Kreis- oder Spiralbewegungen). Dabei werden die geometrischen Eigenschaften analytisch erfasst. Diese Eigenschaften definieren das Zeitverhalten des Pfades. Die Bewegungs- oder Pfadprimitiven basieren auf der parametrischen Betrachtung eines Pfades, wobei eine kontinuierliche Vektorfunktion Punkte auf dem Pfad beschreibt. Jeder Punkt erfasst drei Vektoren: den tangentialen Einheitsvektor, den normalen Einheitsvektor und den binormalen Einheitsvektor. Die Orientierungen dieser Vektoren basieren auf der Geometrie

des Pfades und lassen sich als eine Funktion der Bogenlänge beschreiben. Zwei übliche Bewegungsprimitiven sind der geradlinige und der kreisförmige Pfad (Siciliano et al. 2010, S. 179–187).

Alternative Trajektorienplanung

Neben den konventionellen Trajektorienmodellen werden in der Robotik Verfahren des maschinellen Lernens angewendet. Konkret werden zum Lernen von menschlichen Bewegungen dynamische Systeme eingesetzt. Im Speziellen werden zwei Ansätze am häufigsten verwendet: dynamische Systeme mit Gaußschen Mischmodellen (GMM) (Hersch et al. 2008; Khansari-Zadeh und Billard 2010; Gribovskaya et al. 2011) und Dynamic Movement Primitive (DMP) (Ijspeert et al. 2002; Pastor et al. 2009; Prada und Remazeilles 2012; Prada et al. 2014). Die Ansätze unterscheiden sich in der Menge an benötigten Daten für den Lernprozess. Während dynamische Systeme mit GMM mit steigender Anzahl der Dimensionen mehr Daten benötigen (Pastor et al. 2013), können DMP auf einer einzelnen Trajektorie trainiert werden (Sidiropoulos et al. 2019). Die mit DMP generierten Trajektorien werden über Parameter variiert, die als *context variables* oder *phase variables* bezeichnet und basierend auf Domänenwissen zuvor festgelegt werden. Folglich haben DMP-Trajektorien ein typisches Aussehen und Verhalten unabhängig von allen Startpunkten. Im Gegensatz dazu werden bei der Umsetzung dynamischer Systeme mit GMM keine *context variables* benötigt. Durch ein zustandsbasiertes Lernen ermöglicht dieser Ansatz komplexere Bewegungsabläufe und -variationen in Abhängigkeit von den Startpunkten (Pastor et al. 2013; Sidiropoulos et al. 2019).

Kontextbezogene Strategiesuche ermöglicht es, DMP-Trajektorien während der Bewegung zu optimieren (Pastor et al. 2013). Die kontextbezogene Strategiesuche ist ein Ansatz aus dem *Reinforcement Learning* und wird in Bezug zum Erlernen von Roboterfertigkeiten eingesetzt (Deisenroth et al. 2011). Der Ansatz bietet Vorteile bei der Bestimmung der Strategieparameter in dynamischen Umgebungen mit alternierenden Parametern. Zur Abbildung einer Roboterfähigkeit werden parametrisierte Controller wie *interaction primitives* (Ben Amor et al. 2014) oder DMP (Ijspeert et al. 2003) genutzt und die erlernten *context variables* zur Konditionierung dieser Controller eingesetzt. Die für das Lernen benötigte Belohnungsfunktion wird üblicherweise durch eine handgefertigte Funktion umgesetzt. Alternativ kann auch *inverse reinforcement learning* eingesetzt werden, um eine Belohnungsfunktion aus der Demonstration von Experten zu erlernen (Ng und Russell 2000). Dahingehend nutzen Daniel et al. (2014) aktives Lernen der Belohnungsfunktion von menschlichen Experten, um einem Roboter zunächst das Greifen eines unbekanntes Objektes beizubringen und dieses Wissen anschließend auf ein weiteres Objekt zu übertragen. Ein weiterer Ansatz ist es, die Belohnungsfunktion direkt aus der Rückmeldung des Anwenders abzubilden. Jain et al. (2013) nutzen Benutzer-Präferenzen, um Trajektorien während einer Objektmanipulation zu verbessern. Dabei werden keine optimalen Trajektorien vorgegeben, sondern das Ergebnis durch iterative Verbesserungen optimiert (Kupcsik et al. 2018).

Für die Umsetzung von Trajektorien auf den Robotern ist zusätzlich noch eine Ansteuerung der Roboter nötig. Hierfür existieren unterschiedliche Steuerungsansätze. So basiert beispielsweise eine positionsbasierte Steuerung bei einer Trajektorie im Gelenkwinkelraum auf den Gelenkwinkeln. Weitere übliche Ansätze der Bewegungskontrolle basieren auf den Geschwindigkeiten oder Kräften die den Manipulator steuern. Da für einzelne Steuerungen zusätzliche Sensorik beziehungsweise Aktorik benötigt wird, wird in dieser Arbeit die positionsbasierte Bewegungskontrolle betrachtet, da diese von den meisten Manipulatoren eingesetzt werden kann.

2.4.4 Anthropomorphe Übergabebewegungen

S. Shibata et al. (1995) stellten schon früh fest, dass die Trajektorie bei MzM-Übergaben einer Minimum-Jerk-Trajektorie folgt. Bei deren Studie sitzen die Probanden an einem Tisch und übergeben ein Glas. Dabei weist die Hand des Gebers während der Übergabe ein glockenförmiges Geschwindigkeitsprofil auf. Die maximale Geschwindigkeit wird kurz vor dem zeitlichen Mittelpunkt erreicht. Der Pfad der Trajektorie verläuft dabei fast gerade (S. Shibata et al. 1995). Dem stehen die Ergebnisse von Huber et al. (2008) gegenüber. Diese stellen in ihrer MzM-Studie fest, dass menschliche Trajektorien keine gerade Linie im Raum bilden, sondern leicht gebogen verlaufen. Dazu wurden die Handbewegungen von sitzenden Probanden während einer Übergabe aufgezeichnet. Die Bewegungsprofile sechs aufeinanderfolgender Übergaben ergeben einen üblichen Verlauf. Zunächst greift der Geber das Objekt und bewegt die Hand aus der Aufnahme- in die Übergabeposition. Nach der Übergabe ziehen sich beide Akteure zurück. Die Bewegungen dabei sind fließend und gleichmäßig. Der Nehmer reagiert in der Studie auf den Geber und begibt sich, während sich der Geber bewegt, bereits in die Übergabeposition. Die Untersuchungen der aufgezeichneten Bewegungsprofile hinsichtlich der Geschwindigkeiten zeigen ein glockenförmiges Geschwindigkeitsprofil. Auch Kajikawa und Ishikawa (2000) führen für planare Übergabe-Trajektorien an, dass diese mäßig geradlinig verlaufen und zum Ende eine stärkere Krümmung aufweisen. Folglich führt eine Generalisierung des MJM im dreidimensionalen Raum nicht zu einer menschenähnlichen Trajektorie. Die Bewegung in der z-Achse endet früher als die Bewegungen in der x- und y-Achse, wie eine Untersuchung der Geschwindigkeitsprofile der einzelnen Dimensionen bei MzM-Übergaben belegt (Huber et al. 2009). Das Verhältnis der benötigten Zeit der z-Achsen-Bewegung zu den Bewegungen auf der x- und y-Achse beträgt beim Geber 1.37 und beim Nehmer 1.41. Wie in Kapitel 2.1 erwähnt, unterstreichen die Ergebnisse der MzM-Studie, dass die Bewegung des Nehmers in zwei Phasen unterteilt werden kann (Kajikawa und Ishikawa 2000). Dabei ist der erste Teil der Bewegung schnell und überwindet den größten Teil der Distanz. Die zweite Phase fördert die genaue Positionierung und Koordinierung der Hand. Dabei kann der Nehmer auf Veränderungen der Objektpose durch den Geber reagieren. Diese Beobachtung stimmt mit den Ergebnissen von S. Shibata et al. (1995) überein, welche zeigen, dass der Geber häufiger die Übergabekonfiguration vorgibt und der Empfänger sich dieser anpasst. Dabei folgt der Geber zunächst der geplanten Trajektorie, ohne währenddessen spontan die Richtung zu wechseln, um die Vorhersage

des Übergabepunktes für den Empfänger nicht zu erschweren. Das Verhalten der beiden Akteure kann als zielorientiert in Bezug zur Übergabekonfiguration beschrieben werden (Medina et al. 2016). Dabei gibt der Geber die Position vor und der Nehmer übernimmt diese. Alternativ können Bewegungsmodelle beim Reichen drei Kategorien zugeordnet werden. Proaktive Bewegungen berücksichtigen nicht die Dynamik des Anwenders, sondern geben die Übergabeposition statisch vor. Dem gegenüber reagieren reaktive Bewegungen in Timing und Positionierung auf das Verhalten des Anwenders. Wohingegen adaptive Bewegungen abhängig von den Umgebungsfaktoren sind und sich je nach Aufgabe anpassen. Die Einordnung ist dabei primär von der Interaktionsrolle des Akteurs und dem Initiator abhängig. Die Wahl der Bewegungskategorie für ein Modell beeinflusst die Benutzerfreundlichkeit und die Performanz der Interaktion (Huang et al. 2015).

Sidiropoulos et al. (2019) belegen mit der Analyse aufgenommener MzM-Übergaben ihre Hypothese, dass sich die Bewegungen und Orientierungen während der Übergabe entlang einer Ebene spiegeln. Diese Ebene spannt sich zwischen der Palmar-Dorsal-Achse und der Achse des abgespreizten Daumens auf.

Geschwindigkeiten und Beschleunigungen von Übergabetrajektorien

Bewegungen, deren Geschwindigkeiten nahe den Geschwindigkeiten von menschlichen Bewegungen liegen, werden bei RzM-Interaktionen als komfortabler, einfacher und zufriedenstellender wahrgenommen. Langsamere Bewegungen gelten jedoch als sicherer (Koene et al. 2014b). Folglich ist bei der Geschwindigkeit ein Kompromiss für die Interessen der Anwender zu finden. Bei Geschwindigkeiten von Übergaben bevorzugen die Anwender in den Bereichen Trivialität, Zufriedenheit und Komfort hohe Geschwindigkeiten (100 % der menschlichen Bewegungsgeschwindigkeit). Unter dem Aspekt der Sicherheit werden langsamere Bewegungen (25 % der menschlichen Bewegungsgeschwindigkeit) bevorzugt. Auf die Empfindungen des Anwenders, in Szenarien in denen der Anwender eingeschränkt ist in der Sicht auf den Roboter und der Bewegungsfreiheit, haben unterschiedliche Geschwindigkeiten den geringsten Einfluss. Folglich könnte ein Zusammenhang zwischen der Geschwindigkeit und dem möglichen Freiraum für Ausgleichs- und Ausweichbewegungen bestehen (Prada und Remazeilles 2012). Jindai et al. (2003) untersuchten in einer RzM-Studie die bevorzugten Geschwindigkeiten von Anwendern beim Einsatz des MJM. Die Mehrheit der Probanden justiert dabei die maximale Geschwindigkeit auf 0.22 m/s . Insgesamt bevorzugten die Anwender die maximale Geschwindigkeit im Bereich von 0.17 m/s bis 0.45 m/s . Im Gegensatz dazu nutzen Huber et al. (2008) eine maximale Geschwindigkeit für das MJM von 0.97 m/s und für das trapezoide Modell von 1.46 m/s . Auch bei diesen höheren Geschwindigkeiten fühlen sich die Anwender im Umgang mit dem Roboter subjektiv sicher.

Die Auswertung der Geschwindigkeitsprofile von Probanden zeigt, dass die Profile auch in der vertikalen Ebene glockenförmig sind. Eine Vergleichbarkeit verschiedener Geschwindigkeitsprofile erreichen Parastegari et al. (2017), indem die Geschwindigkeit sowohl anhand

der Zeit und der maximalen Geschwindigkeit normiert wird. Die Daten der Geschwindigkeitsprofile beruhen, ähnlich zur Studie von S. Shibata et al. (1995), auf den Bewegungen von Probanden bei MzM-Übergaben. Zur Analyse der maximalen Geschwindigkeit kann die Geschwindigkeit nach der zurückgelegten Distanz normiert werden. Dadurch werden maximale Geschwindigkeiten von der Distanz entkoppelt und so miteinander vergleichbar und bewertbar. Bei den Studien von Parastegari et al. (2017) liegt die gemessene normierte maximale Geschwindigkeit zwischen 0.5 1/s und 2.7 1/s . Nicht normierte Ergebnisse belegen, dass die durchschnittlichen Maximalgeschwindigkeiten beim Geber 0.93 m/s und beim Nehmer 0.85 m/s entsprechen. Dabei ist die Geschwindigkeit vor der Übergabe geringer als danach.

Die Geschwindigkeit hängt signifikant von der Wahl der Objekte ab, wie eine Analyse der Abhängigkeiten der Geschwindigkeiten von den Faktoren Übergabeobjekt oder Körperhaltung der Akteure belegt. Dabei werden Objekte mit ähnlichen Geschwindigkeiten bewegt, lediglich Objekte mit physischen Randbedingungen, wie ein volles Glas, werden signifikant langsamer bewegt. Die Körperhaltung des Anwenders hat keinen signifikanten Einfluss auf die maximale Geschwindigkeit (Parastegari et al. 2017).

Kartesische Trajektorien bei Roboter-Mensch-Übergaben

Eine unkomplizierte und schnelle Lösung zur Generierung von Trajektorien ist die lineare Trajektorie zwischen Initial- und Endpose. Dabei wird die Position linear und die Orientierung sphärisch linear interpoliert. Lässt sich für eine Pose auf der Trajektorie die inverse Kinematik nicht lösen, können verschiedene Ansätze genutzt werden (Busch et al. 2017). Dazu gehören neben den konventionellen Bewegungsplanern basierend auf Gradienten (z. B. CHOMP (Ratliff et al. 2009)), Stochastiken (z. B. STOMP (Kalakrishnan et al. 2011)) oder Graphen ((B. J. Cohen et al. 2010)) auch spezialisierte Planer. So setzen Quispe et al. (2014) auf einen Planer (Berenson et al. 2009a), der die Übergabetrajektorie und die -konfiguration anhand vordefinierter Regionen bestimmt. Kajikawa et al. (2002) modellieren die Bewegung in der xy-Ebene für einen 3-DoF-Manipulator, wobei die Optimierung darauf beruht, dass der Bewegung des Gebers gefolgt wird. Anhand einer zeitveränderlichen Gewichtung werden die Bewegungsdauern definiert, die Tracking-Fehler reduziert und die Menschenähnlichkeit der Bewegung generiert. Simulationen generierter Trajektorien zeigen, dass das Modell einzelne Charakteristiken der menschlichen Bewegung abbildet.

Obwohl das MJM sich durch seine geradlinige Trajektorie von der menschlichen Bewegung unterscheidet, wird es bei diversen RzM-Übergaben (Huber et al. 2008; Huber et al. 2009) eingesetzt. Zur Verwendung des Modells wird die Gleichung 2.15 als Vektorgleichung betrachtet, wobei \mathbf{r} dem Positionsvektor des Greifers entspricht und die Ableitung der Gleichung

$$\dot{\mathbf{r}}(t) = (\mathbf{r}_0 - \mathbf{r}_e) \left(60 \frac{t^3}{t_e^4} - 30 \frac{t^4}{t_e^5} - 30 \frac{t^2}{t_e^3} \right) \quad (2.19)$$

als Geschwindigkeitsprofil dient (Huber et al. 2008). Um das MJM auf einem Roboter zu implementieren, ist, wie in Kapitel 2.4.3 beschrieben, die Abbildung der kartesischen

Posen auf dem Gelenkwinkelraum des Roboters nötig. Um die Ähnlichkeit des MJM zu menschlichen Bewegungen im dreidimensionalen Raum zu steigern und die vorhandene Krümmung abzubilden, können die einzelnen Dimensionen der Übergabe getrennt und einzeln betrachtet werden. Beim Decoupled Minimum-Jerk Modell (DMJM) werden die x- und y-Achse aggregiert betrachtet, während die z-Achse zeitlich *entkoppelt* wird

$$\dot{\mathbf{r}}(t) = (\mathbf{r}_0 - \mathbf{r}_e) \begin{pmatrix} 60 \frac{t^3}{t_{exy}^4} - 30 \frac{t^4}{t_{exy}^5} - 30 \frac{t^2}{t_{exy}^3} \\ 60 \frac{t^3}{t_{exy}^4} - 30 \frac{t^4}{t_{exy}^5} - 30 \frac{t^2}{t_{exy}^3} \\ 60 \frac{t^3}{t_{ez}^4} - 30 \frac{t^4}{t_{ez}^5} - 30 \frac{t^2}{t_{ez}^3} \end{pmatrix}. \quad (2.20)$$

Diese Trennung der Achsen nach den unterschiedlichen Endzeitpunkten t_{exy} für die xy-Achse und t_{ez} für die z-Achse führt zu Trajektorien, die näher an den aufgenommenen menschlichen Trajektorien liegen, als das MJM (Huber et al. 2009). Zudem weisen die Trajektorien des DMJM ein asymmetrisches Geschwindigkeitsprofil auf, das bei menschlichen Bewegungen üblich ist, siehe Kapitel 2.4.2. Eine weitere Möglichkeit, die Asymmetrie im Geschwindigkeitsprofil des MJM abzubilden, ist die Kombination zweier MJMs mit unterschiedlicher Bewegungsdauer. Für die Bestimmung eines Modells mit der Dauer t_e und der maximalen Geschwindigkeit v_{max} zu einem relativen Zeitpunkt t_p ($0 \leq t_p \leq 1$) werden die Dauern der beiden Ausgangsmodelle festgelegt. Die Dauer des ersten Modells beträgt $t_{e1} = 2t_e t_p$ und die des zweiten Modells $t_{e2} = 2t_e(1 - t_p)$. Bei beiden Modellen beträgt die maximale Geschwindigkeit v_{max} . Beim ersten Modell wird diese zum Zeitpunkt $t_{p1} = t_e t_p$ und beim zweiten Modell zum Zeitpunkt $t_{p2} = t_e(1 - t_p)$ erreicht (Jindai et al. 2003).

Kajikawa und Ishikawa (2000) generieren die Trajektorien für einen Roboter, der das Objekt entgegennimmt, anhand der Potenzialfeldmethode, die gemeinhin bei der Navigation von mobilen Robotern eingesetzt wird. Die Bewegung wird dabei aus einer linearen und einer rotierenden Trajektorie kombiniert. Analog zu *Fitts' Gesetz* besteht die Bewegung aus zwei Segmenten. Im ersten Segment wird das Potenzialfeld anhand des Distanzvektors D zwischen der Hand des Nehmers und des Gebers konstruiert, um eine schnellstmögliche, geradlinige Bewegung der Hand zu generieren. Darüber hinaus zusätzlich wird eine Rotation hinzugefügt, um die Richtung der Hand auszurichten. Zu diesem Zweck wird ein Potenzialfeld auf das bestehende Potenzialfeld addiert, welches wiederum auf einem orthogonalen Vektor D_{\perp} zu D basiert. Das zweite Segment der Bewegung soll die Hand langsam dem Geber annähern, dafür wird die Beschleunigung der Hand proportional der Entfernung zum gebenden Akteur angepasst. Im Vergleich dazu bildet das Potenzialfeldmodell die menschliche Trajektorie in deren Merkmalen ab. Lediglich die Krümmung am Ende der generierten Trajektorie ist größer als die Krümmung menschlicher Trajektorien.

Auch graphenbasierte Planungen werden bei der Bestimmung der Trajektorien eingesetzt. Cakmak et al. (2011b) weisen in einer Studie nach, dass Trajektorien mit einem höheren zeitlichen und temporalen Kontrast die funktionelle Verzögerung der Interaktion reduzieren. Zur Generierung der Trajektorien nutzen die Autoren den *Constrained Bi-directional Rapidly-Exploring Random Tree* Algorithmus (Berenson et al. 2009b), der die Berechnung von Trajektorien ermöglicht, die unterschiedliche Randbedingungen wie Beschränkungen

des Drehmoments, der Pose des Objektes oder der Gelenkkonfiguration berücksichtigen. Die Reaktionszeit der Anwender sinkt, sobald eine Trajektorie mit hohem Kontrast eingesetzt wird. Zudem sind diese Trajektorien effizienter, wenn der Anwender den Roboter wenig beachtet. Im Gegensatz dazu greifen die Anwender das Objekt zu früh, wenn die räumliche Distanz zwischen Trage- und Übergabepose zu gering ist. W. Yang et al. (2020) nutzen für ihren Ansatz den Rapidly-Exploring Random Tree-Connect Algorithmus (Kuffner und LaValle 2000), um Objekte von einem Anwender entgegenzunehmen. Die Bewegung soll sich reaktiv auf die Handposition des Gebers verhalten, wobei das System jedoch so umgesetzt ist, dass die Bewegung bei einer zu großen Änderung der Übergabekonfiguration abgebrochen wird. Sisbot et al. (2007) bestimmen Trajektorien, bei denen die Sichtbarkeit des Anwenders auf den Roboter und die Sichtbarkeit des Roboters auf das Objekt optimiert werden. Da sowohl Kinematik und Status des Anwenders als auch des Roboters berücksichtigt werden, wird die Komplexität durch Einsatz von Roadmap-Methoden reduziert. Zur Bestimmung der lokalen Bewegungen zwischen den Knoten der Roadmap werden *Generalized Inverse Kinematics* (Yamane und Nakamura 2003; Baerlocher und Boulic 2004) eingesetzt. Diese ermöglichen die Anwendung und Priorisierung mehrerer Beschränkungen und die Anpassung verschiedener Optimierungskriterien. Zudem wird für die Bestimmung der Lösungen nur die Jacobi-Matrix des Roboters benötigt, was eine primitive Übertragung des Modells auf verschiedene Roboter erlaubt.

Alternativ zu den konventionellen modellbasierten Ansätzen werden Übergabetrajektorien auch anhand lernender Modelle bestimmt. Prada et al. (2014) beschreiben eine Methodik, um Übergabetrajektorien basierend auf dem Ansatz der DMP zu generieren, der für die Übergabeinteraktion angepasst wird. Der Fokus des Ansatzes liegt auf der Berücksichtigung der Pose und Situation des Anwenders. Das DMP-System bestimmt die Trajektorien auf Grundlage orientierungsfreier Trajektorien, die zuvor von Anwendern demonstriert wurden. Die Orientierungen der Posen auf der Trajektorie werden zwischen Start- und Endorientierung interpoliert. Die Endorientierung ist für jedes Objekt vorgegeben. Im Rahmen einer industriellen Umgebung wurde der Ansatz anhand dreier Szenarien mit Anwendern evaluiert. Die Ergebnisse zur Effizienz und Akzeptanz der Benutzer in den Faktoren Trivialität, Zufriedenheit, Komfort und Sicherheit validieren den Ansatz. Dynamic Movement Primitives können in Kombination mit einer Lokalisierung eingesetzt werden, um eine Annäherung an ein Ziel mit gleichzeitiger Nachahmung einer Referenzbewegung zu erreichen. Koene et al. (2014a) nutzen ein Referenzmodell aus aufgenommenen MzM-Übergaben und die visuelle Lokalisierung der Hand zur Durchführung von RzM-Übergaben. Die kartesische Trajektorie kann auch aus dem wahrgenommenen Lastanteil für jeden Akteur modelliert werden. Zu diesem Zweck kann in der Robotik ein Coupled Dynamical System (Shukla und Billard 2012) eingesetzt werden. Medina et al. (2016) nutzen als dynamische Systeme die Dynamiken der Handpositionen von Gebern und Nehmern, die auf den Positionsdaten von MzM-Studien beruhen. Darauf basierend nutzen Kshirsagar et al. (2019) dynamische Systeme in Kombination mit Ansätzen der temporalen Signallogik. Dies ermöglicht Definitionen von Variationen von Bewegungen, die an die Bedürfnisse und Präferenzen des Anwenders angepasst werden können. Zur Spiegelung der Bewegung des Gebers verwenden Sidiropoulos et al. (2019) dynamische Systeme mit GMM. Duarte et al. (2019) nutzen zwei dynamische Systeme für

den Geber und Nehmer als Master- und Slave-System, um die Bewegungen zu koppeln und menschenähnlich zu gestalten.

Aus beobachteten MzM-Übergaben kann ein triadisches Interaktionsnetz generiert werden. Per Lokalisierung der Körperteile des Anwenders und des Interaktionsnetzes wird reaktiv auf den Anwender die kartesische Trajektorie für den Roboter bestimmt (Vogt et al. 2018). Während der Planung der Bewegung wird das Vertrauen des Anwenders inkludiert, damit Fehler in der Übergabe reduziert werden. Bei Übergaben mit Anwendern mit hohem Vertrauen wird die Bewegung möglichst effizient bestimmt, bei Anwendern mit geringem Vertrauen werden markante Armhaltungen angefahren, die potenziell schädliche Konsequenzen verhindern, die auf menschlichen Fehlern basieren. Dabei wird neben der kartesischen Trajektorie auch die Konfiguration der Gelenke berücksichtigt (Walker et al. 2015).

Übergabetrajektorien im Gelenkwinkelraum

Neben der kartesischen Trajektorie kann die Bewegung von Menschen und Robotern während der Übergabe auch durch Betrachtung der Gelenkbewegungen beschrieben werden. Frühe Studien zeigen, dass Menschen bei Betrachtung der Übergabe in der horizontalen Ebene vorwiegend Bewegungen mit dem Ellbogen und der Schulter ausführen. Nach den primitiven Bewegungen aus Kapitel 2.4.1 lassen sich die aufgenommenen Bewegungen als Flexion des Ellbogens und Adduktion der Schulter einordnen (S. Shibata et al. 1995). Dabei ist die Differenz der Winkel im Ellbogen am größten. Aufgrund des experimentellen Aufbaus sind jedoch keine Informationen über weitere primitive Bewegungen, wie Pronation und Supination des Unterarms oder Flexion und Extension der Schulter, vorhanden. Eine MJM-Trajektorie kann basierend auf Bézierkurven zu einer zuvor berechneten Gelenkconfiguration bestimmt werden. Um eine gleichzeitige Annäherung an den Anwender zu erreichen, wird die Trajektorie während der Bewegung fortlaufend aktualisiert. Zu diesem Zweck wird nach einer Zeitspanne T_d die neue Zielkonfiguration kontinuierlich berechnet und ein progressiv zunehmender Anteil der Zielverschiebung auf die vorher berechnete Trajektorie summiert (Pan et al. 2019). Die dadurch generierten Trajektorien weisen Merkmale nach dem *Fitts' Gesetz* auf.

Zudem kann ein trapezoidales Geschwindigkeitsprofil für die Gelenke genutzt werden. Aufgrund der diskreten Beschleunigungsfunktion können beim Einsatz dieses Modells Geschwindigkeitsüberschüsse beim Manipulator auftreten (Huber et al. 2008). Die Wahl der Parameter \ddot{q}_c und t_c ist jedoch nicht eindeutig festgestellt.

Nguyen et al. (2018a) bestimmen die Übergabetrajektorien anhand einer reaktiven Steuerung. Diese löst das nichtlineare beschränkte Problem

$$\dot{q}^* = \arg \min_{\dot{q} \in \mathbb{R}^n} \|\bar{x} - (\bar{x}_A + T_S \cdot J(\bar{q})\dot{q})\|^2 \quad (2.21)$$

für die optimalen Gelenkgeschwindigkeiten \dot{q}^* an jedem Zeitpunkt, indem die Distanz zwischen der Zielpose \bar{x} und der Pose \bar{x}_A für den nächsten Schritt vorhergesagt wird, wobei T_S der Abtastrate und $J(\bar{q})$ der Jacobi-Matrix der aktuellen Konfiguration entspricht. Bei der Minimierung werden zudem die Beschränkungen der Gelenke und der Gelenkgeschwindigkeiten berücksichtigt. Dies ermöglicht es, Daten von visuellen und taktilen Sensoren in die Geschwindigkeitsbeschränkungen einzubeziehen, um die Bewegung menschenähnlich zu gestalten und auf die Umgebung zu reagieren (Nguyen et al. 2018b). Dies erlaubt die Kollisionsvermeidung bei Ansätzen im Gelenkwinkelraum.

Auch bei Bewegungen im Gelenkwinkelraum können neben der konventionellen Planung dynamische Systeme eingesetzt werden. Dabei wird die Trajektorie nicht geplant, sondern indirekt durch dynamische Regelungen impliziert. Hersch et al. (2008) nutzen dynamische Systeme, um Bewegungen im Gelenkwinkelraum auf gleiche Weise wie im kartesischen Raum zu modellieren. Die mit diesem Ansatz generierten Trajektorien weisen ein glockenförmiges Geschwindigkeitsprofil im kartesischen Raum auf und sind annähernd gerade. Folglich können die Bewegungen als menschenähnlich betrachtet werden. Durch Gewichtung der einzelnen Gelenke können die Gelenkbewegungen verändert werden. Die Erfahrungen von Hersch et al. (2008) zeigen, dass bei der Entwicklung von Trajektorien im Gelenkwinkelraum zwei Problematiken berücksichtigt werden müssen: zum einen die Beschränkungen jedes einzelnen Gelenkes und zum anderen der Umgang mit Singularitäten, die bei Robotern mit einer höheren Anzahl an Freiheitsgraden auftreten. Das erste Problem lösen die Autoren durch Reduzierung der Genauigkeit der kartesischen Position des EEF bei einer Annäherung an die Grenzen der Gelenke. In Bezug auf Singularitäten ist der Ansatz von Hersch et al. (2008) robust, da dieser zu Teilen auf der *Damped Least-Squares inverse*-Methode (Chiaverini et al. 1994) basiert, die die Inverse der Jacobi-Matrix nutzt und immer definiert ist. Dadurch wird jedoch die Präzision der geplanten Geschwindigkeit des EEF reduziert. Für hybride Systeme kommt die fehlende Kohärenz der beiden Räume als weitere Herausforderung hinzu, dafür fügen die Autoren weitere Beschränkungen dem dynamischen System hinzu, was in einer steigenden Komplexität und folglich erhöhten Planungszeiten mündet. Ausgehend vom MJM und von dem Ansatz von Hersch et al. (2008) nutzen Pattacini et al. (2010) ein zweistufiges Verfahren zur Generierung von Bewegungen. Jedoch wird das MJM nicht zur Bestimmung der Trajektorie im kartesischen Raum genutzt, sondern dient indirekt zur Bestimmung der Gelenkgeschwindigkeiten. In Kombination mit der nicht linearen Optimierung

$$q^* = \arg \min_{q \in \mathbb{R}^n} \|\alpha_d - K_\alpha(q)\|^2 + \beta \cdot (q_F - q)^T W (q_F - q) \quad (2.22)$$

zur Bestimmung der Gelenkkonfiguration q^* für eine kartesische Pose x (Position: $x_d \in \mathbb{R}^3$; Orientierung: $\alpha_d \in \mathbb{R}^n$) erzeugt der Ansatz menschenähnliche Trajektorien für den EEF. Die Optimierung gilt unter der Bedingung $\|x_d - K_x(q)\|^2 < \epsilon$ und den Beschränkungen der Gelenke. Dabei sind K_x und K_α die direkten Kinematiken für die Position bzw. Orientierung der Gelenkkonfiguration q , die Zielkonfiguration q_F , die Gewichtungsfaktoren W und β und die Präzision des EEF ϵ . Im Vergleich zu Trajektorien mit dem MJM steigen die Trajektorien von Pattacini et al. (2010) früher an und nähern sich langsamer der Zielpose an.

Auch DMP finden bei Gelenkwinkelraum-Übergabetrajektorien Anwendung. Dabei werden die Gelenkverteilungen von Bewegungsprimitiven über die gesamte Bewegung betrachtet. Durch die Modellierung mit Gauß-Verteilungen soll schnell eine geeignete Bewegungsprimitive für den Roboter gefunden und an die Interaktion angepasst werden. Dabei werden die Gelenkwinkelverteilung und die kartesische Pose des Anwenders berücksichtigt (Maeda et al. 2017). Ein Phasenmodell kann für die einzelnen Segmente der Bewegung im Gegensatz zu zeitabhängigen Modellen eingesetzt werden, um die Planungszeit zu reduzieren (Ewerton et al. 2015; Maeda et al. 2016). Dies mindert zudem die benötigten Trainingsdaten für die DMP.

Ferner können anthropomorphe Übergabebewegungen auf Basis einer Datenbank mit aufgenommenen menschlichen Bewegungen generiert werden. So wird ausgehend von der Bewegung des Gebers in der Datenbank nach dem ähnlichsten bekannten Szenario gesucht und die aufgenommene Bewegung des Nehmers auf den Roboter überspielt. Die Daten, die für die Bewegung aufgenommen werden, bestehen sowohl aus den Positionen als auch aus der Gelenkkonfiguration zu dem jeweiligen Zeitpunkt. Zur Übertragung dieser Informationen auf den Roboter kann eine IK mit radialer Basisfunktionsinterpolation (Rose III et al. 2001) genutzt werden, wenn das IK-Modell des Roboters unbekannt ist und das Modell auf visuellen Daten beruht (Yamane et al. 2013).

2.4.5 Zusammenfassung

Das im Forschungsziel **Z2** definierte Ziel ist die Untersuchung von menschlichen Bewegungen und derer Modelle während der Übergabe. Dies führt zu der Frage, wie Armbewegungen im Allgemeinen aussehen, wie Bewegungen modelliert werden und worin sich Modelle unterscheiden. Generell werden menschliche Armbewegungen in der Literatur als weich und ruckfrei beschrieben. Der Pfad durch den Raum verläuft auf einer fast geraden Linie, die im körperfernen Bereich leicht gekrümmt ist. Die Krümmung lässt sich mit dem *two-thirds power law* abbilden. Die Geschwindigkeiten weisen ein glockenförmiges Profil auf.

Obwohl diese Charakteristiken die Bewegung im kartesischen Raum betrachten, legen die aufgezeigten Modelle für menschliche Armbewegungen und die Ergebnisse von Vergleichsstudien die Annahme nahe, dass Bewegungsmodelle im Gelenkwinkelraum betrachtet werden sollten und diese eine größere Ähnlichkeit zur menschlichen Trajektorie und einen größeren Wiedererkennungswert aufweisen als Trajektorien im kartesischen Raum. Die betrachteten Modelle für generelle Bewegungen haben zwei Defizite in Bezug auf die direkte Anwendung bei RzM-Übergaben. Zunächst sind die Modelle auf planare Bewegungen ausgelegt, während Übergaben üblicherweise im Raum stattfinden und nicht auf einer Ebene. Daher müssen die Modelle um eine weitere Dimension erweitert werden. Dies ist beispielsweise mit einer Entkopplung der einzelnen Dimensionen möglich, wie das DMJM zeigt (Huber et al. 2009). Das zweite Defizit ist die Generalisierung der Bewegungen. Dadurch werden anwendungsspezifische Merkmale der Übergabe vernachlässigt, weshalb die

Arbeit	Methodik	Raum		Rolle			Anwender Körperhaltung	
		Kartesisch	Gelenkwinkelraum	Robotertyp	Geber	Nehmer		Initiator
Kajikawa und Ishikawa (2000)	Potenzialfeld	✓		2-DoF Manipulator		✓		Sitzend
Kajikawa et al. (2002)	Optimierung	✓		3-DoF Manipulator		✓		Sitzend
Jindai et al. (2003)	MJM Variation	✓		2-DoF Manipulator		✓		Sitzend
Sisbot et al. (2007)	Graphenbasiert	✓		Humanoid	✓		✓	Stehend
Huber et al. (2008) (a)	MJM	✓		Humanoid	✓		✓	Sitzend
Cakmak et al. (2011b)	Graphenbasiert	✓		Humanoid	✓		✓	Sitzend
Quispe et al. (2014)	Graphenbasiert	✓		Humanoid	✓	✓	✓	-
Prada et al. (2014)	DMP	✓		7-DoF Manipulator	✓	✓	✓	Stehend & Liegend
Koene et al. (2014a)	DMP	✓		7-DoF Manipulator	✓	✓	✓	Stehend & Liegend
Walker et al. (2015)	Vertrauensbasierte Haltungen	✓		6-DoF Manipulator	✓	✓	✓	-
Medina et al. (2016)	DMP	✓		7-DoF Manipulator	✓		✓	Stehend
Vogt et al. (2018)	Triadisches Interaktionsnetz	✓		6-DoF Manipulator	✓	✓	✓	Stehend
Kshirsagar et al. (2019)	Temporale Signal Logik	✓		-	✓	✓	✓	Stehend
Sidiropoulos et al. (2019)	Dynamische Systeme	✓		-		✓		
W. Yang et al. (2020)	Graphenbasiert	✓		Humanoid		✓		Stehend
Huber et al. (2008) (b)	Trapazoides Geschwindigkeitsmodell		✓	Humanoid	✓		✓	Sitzend
Pattacini et al. (2010)	Dynamische System	✓	✓	Humanoid	✓	✓	✓	-
Yamane et al. (2013)	Datenbank	✓	✓	Humanoid		✓		Stehend
Maeda et al. (2017)	DMP	✓	✓	7-DoF Manipulator	✓	✓	✓	Stehend
Nguyen et al. (2018a)	Optimierung		✓	Humanoid	✓	✓	✓	Sitzend
Pan et al. (2019)	MJM mit Bézierkurven	✓	✓	7-DoF Manipulator †	✓	✓	✓	Stehend

Tab. 2.1.: Detaillierte Übersicht verschiedener Bewegungsmodelle und -ansätze für Übergaben. Neben den verschiedenen Methodiken der einzelnen Ansätze sind die betrachteten Räume und genutzten Roboter aufgelistet. Ferner sind die Interaktionsszenarien anhand der Rolle des Roboters, dem Initiator und der Körperhaltung des Anwenders beschrieben. † Es werden nur fünf der sieben DoF für die Trajektorie genutzt.

Annahme nahelegt, dass die Bewegungsmodelle, sowohl die konventionellen Robotermodelle als auch die anthropomorphen Bewegungsmodelle, in Bezug zu den Anforderungen in Kapitel 1.3 bei der **Genauigkeit**, **Natürlichkeit** und **Menschenähnlichkeit** im Vergleich zu expliziten Übergabebewegungen unterschiedlich und negativ evaluiert werden.

Die Übersicht in Tabelle 2.1 fasst Übergabebewegungen im Speziellen zusammen. Dabei bauen einige Ansätze auf dem MJM auf und ändern diese je nach Anwendungsfall ab. Häufig werden auch Methodiken des maschinellen Lernens eingesetzt. Der Großteil der Arbeiten betrachtet bei der Trajektorienplanung den kartesischen Raum. Nur sechs der untersuchten Ansätze sind im Gelenkwinkelraum modelliert, wobei zwei Modelle ausschließlich den Gelenkwinkelraum und keine Kombination aus Gelenkwinkelraum und kartesischem Raum nutzen. Ein numerischer Vergleich der verschiedenen Trajektorien ist nicht möglich, da die Details einzelner Ansätze der Trajektorien fehlen.

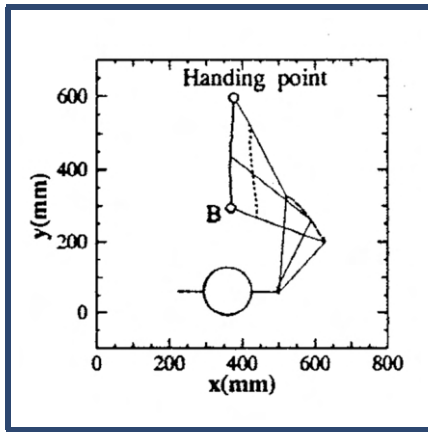
Die Trajektorien und Pfade einiger Ansätze lassen sich jedoch visuell miteinander vergleichen. Eine Übersicht der Trajektorien von zehn verschiedenen Ansätzen ist in Abbildung 2.7 dargestellt. Der visuelle Vergleich zeigt die unterschiedlichen Krümmungen der Trajektorien auf. Vor allem Trajektorien, die im Gelenkwinkelraum generiert werden, weisen stärkere Krümmungen auf (siehe Abbildungen 2.7(i) und 2.7(j)).

Bei einer Evaluation der Reaktionszeiten von Anwendern konnten Huber et al. (2008) einen signifikanten Unterschied zwischen einem MJM im kartesischen Raum und einem trapezoiden Geschwindigkeitsprofil im Gelenkwinkelraum messen. Dabei zeigen Anwender eine schnellere Reaktion bei dem MJM. Daraus lässt sich folgern, dass anthropomorphe Bewegungen eine höhere **Intuitivität** haben als konventionelle Modelle. Eine anschließende Befragung der Anwender ergab, dass diese subjektiv das MJM signifikant sicherer empfinden, obwohl sie keinen Unterschied zwischen den Bewegungsmodellen wahrnehmen. Die Ergebnisse dieser Studie legen nahe, dass Trajektorien ziemlich ähnlich empfunden werden, Unterschiede aber dennoch unterbewusst wahrgenommen werden. Folglich stellt sich die Frage, ob durch Imitieren oder Übertreibung menschlicher Gesten das **Sicherheitsgefühl** gesteigert werden kann. Ferner ist es denkbar, dass ein anthropomorphes Bewegungsmodell im Gelenkwinkelraum als sicherer empfunden wird als ein konventionelles Modell im Gelenkwinkelraum. Auch ein Vergleich zwischen anthropomorphen Bewegungsmodellen in den verschiedenen Konfigurationsräumen steht aus.

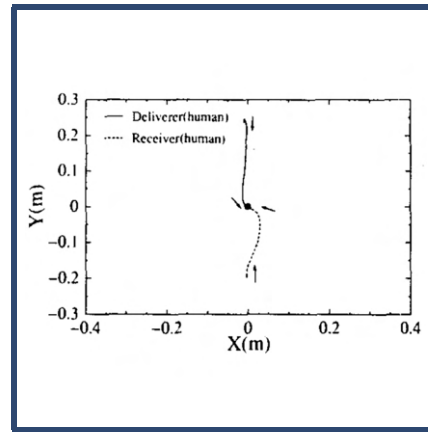
Die Initialpose der Übergabebewegung ist bei fast allen betrachteten Ansätzen ähnlich. Dabei wird das Objekt vor der Brust transportiert und von dort mit dem Ausstrecken des Arms begonnen. Die Übersicht der verschiedenen aufgenommenen und generierten Pfade und Trajektorien in Abbildung 2.7 zeigt, dass die Amplitude der z-Achse deutlich geringer ist als die Amplituden der anderen Achsen. Übergaben, die aus einer Körperhaltung starten, bei denen der Geber das Objekt an einem herunterhängenden Arm transportiert (siehe *carrying-angle* in Kapitel 2.4.1), weisen eine größere Amplitude der z-Achse auf. Bewegungen, die aus dieser Armhaltung starten, haben andere Randbedingungen als die betrachteten Bewegungen. Daher stellt sich die Frage, wie die menschlichen Übergabebewegungen aus dieser Armhaltung heraus aussehen und wie diese modelliert werden

können. Das Ziel besteht darin, Bewegungen zu modellieren und implementieren, welche im Vergleich zu den aufgezeichneten Bewegungen eine hohe **Genauigkeit** aufweisen und dadurch die **Menschenähnlichkeit** erhöhen. Hierbei ist zu berücksichtigen, ob die Genauigkeit im Gelenkwinkelraum oder der kartesischen Koordinaten die **Menschenähnlichkeit** beeinflusst.

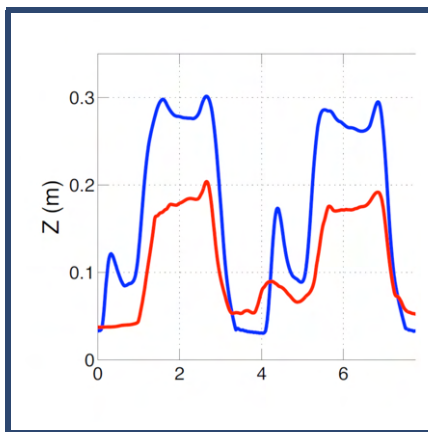
Die Untersuchung von RzM-Übergabemodellen zeigt, dass alle Ansätze für einen einzelnen Robotertyp entwickelt und einige auch evaluiert wurden. Eine Übertragung von Bewegungsmodellen auf mehrere verschiedene Roboter findet nicht statt. Während diese Übertragung bei konventionellen kartesischen Modellen wie dem MJM oder DMJM problemlos realisierbar ist, sind Ansätze im Gelenkwinkelraum oder mit Methoden des maschinellen Lernens abhängig von der kinematischen Kette des Roboters. Folglich ist eine Übertragung der Modelle nicht trivial. Die Möglichkeit, ein Modell auf mehrere Roboter zu übertragen, hat keinen direkten Einfluss auf die **Benutzerakzeptanz** und das **Sicherheitsgefühl**. Jedoch erleichtert die Entwicklung eines flexiblen Modells die Evaluierung der unterschiedlichen Bewegungsmodelle auf unterschiedlichen Robotern.



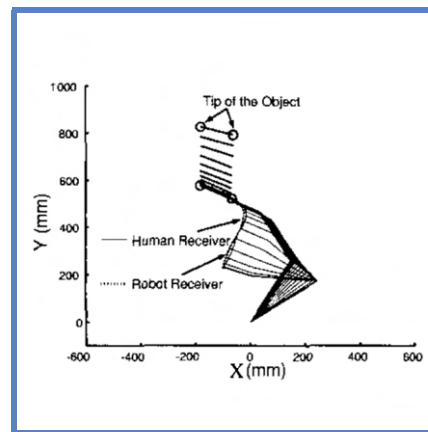
(a) S. Shibata et al. (1995)
©1995 IEEE



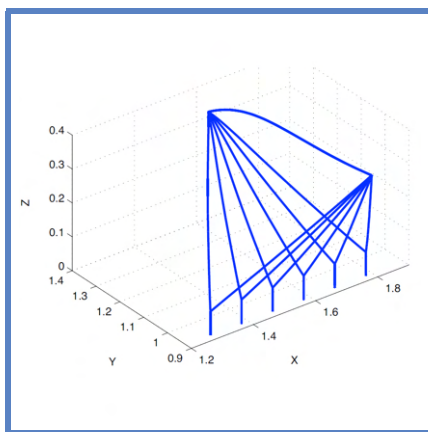
(b) Kajikawa und Ishikawa (2000)
©2000 IEEE *



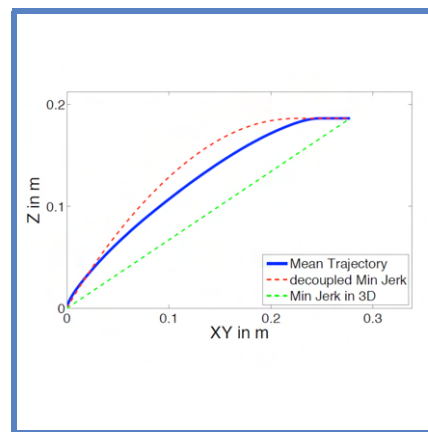
(c) Huber et al. (2008)
©2008 IEEE **



(d) Kajikawa et al. (2002)
©2002 IEEE */**

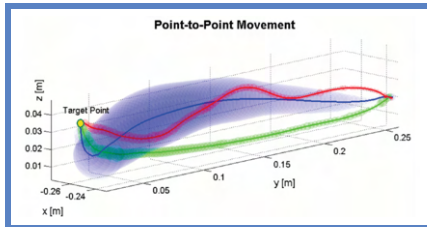


(e) Huber et al. (2008)
©2008 IEEE

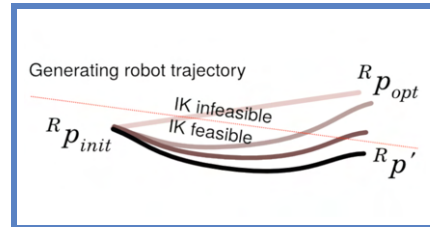


(f) Huber et al. (2009)
©2009 IEEE

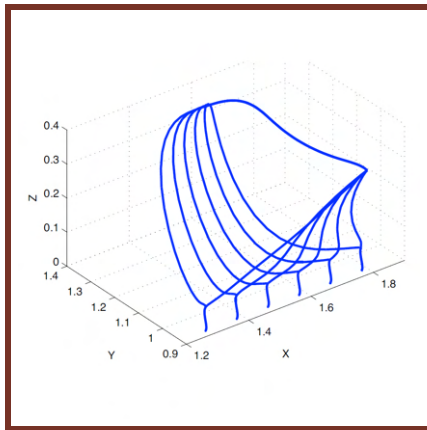
Abb. 2.7.: Verschiedene aufgenommene und generierte Pfade und Trajektorien von Übergabebe-
wegungen aus der Literatur sortiert nach den zugrundeliegenden Daten oder Ansätzen.
Aufgezeichnete Übergabetrajektorien von MzM-Übergaben sind **dunkelblau**, Trajektorien
auf der Basis von kartesischen Ansätzen **hellblau** und Trajektorien die aus Ansätzen
im Gelenkwinkelraum resultieren **dunkelrot** umrahmt. * Diese betrachteten Pfade und
Trajektorien beziehen sich primär auf den nehmenden Akteur. ** Die hier dargestellte
Abbildung wurde zu visuellen Zwecken und zum besseren Verständnis modifiziert. Der
Inhalt bleibt unverändert.



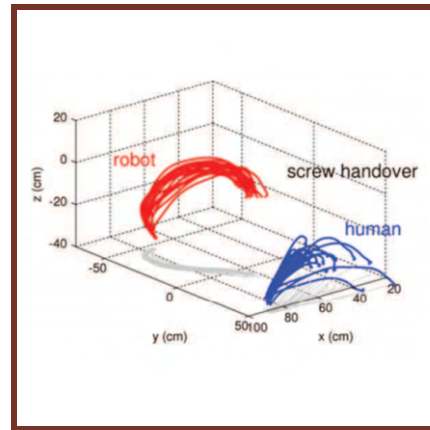
(g) Pattacini et al. (2010)
©2010 IEEE



(h) Busch et al. (2017)
©2017 IEEE



(i) Huber et al. (2008)
©2008 IEEE



(j) Maeda et al. (2017)
©2017 SAGE Publications

Abb. 2.7.: Verschiedene aufgenommene und generierte Pfade und Trajektorien von Übergabebewegungen aus der Literatur sortiert nach den zugrundeliegenden Daten oder Ansätzen. Aufgezeichnete Übergabetrajektorien von MzM-Übergaben sind **dunkelblau**, Trajektorien auf der Basis von kartesischen Ansätzen **hellblau** und Trajektorien die aus Ansätzen im Gelenkwinkelraum resultieren **dunkelrot** umrahmt. * Diese betrachteten Pfade und Trajektorien beziehen sich primär auf den nehmenden Akteur. ** Die hier dargestellte Abbildung wurde zu visuellen Zwecken und zum besseren Verständnis modifiziert. Der Inhalt bleibt unverändert.

2.5 Übergabekonfigurationen

Die Konfiguration einer Übergabe beschreibt den Zustand am Ende der Transportphase bzw. zum Start der Transferphase. Verschiedene Arbeiten zeigen auf, dass die Konfiguration vom Kontext abhängig ist. Die Arbeiten unterscheiden sich in der Methodik zur Aufnahme und Generierung der Konfigurationen bei RzM-Übergaben und den Kontextparametern. Bisherige Forschungsarbeiten thematisieren und unterscheiden die Selektion geeigneter Konfigurationen sowie die Wahl der Kriterien und Parameter zur Selektion.

2.5.1 Kontextparameter: Anwender

Eine Möglichkeit, die Konfigurationen zu optimieren, ist es den Aufwand zu reduzieren, den der menschliche Anwender während der Übergabe aufbringen muss. Cakmak et al. (2011a) schlagen unter diesem Aspekt zwei Ansätze vor. Der erste bestimmt Übergabekonfigurationen anhand eines kinematischen Modells des menschlichen Empfängers. Im zweiten Ansatz nutzen sie die Eingabe und Klassifizierung von Konfigurationen durch Anwender. Anhand einer Simulation und Schieberegler können die Anwender die Pose des Objektes, die Griffpose und die Pose zwischen Roboter und Anwender einstellen. Abschließend ordnet der Anwender die Konfiguration als geeignete oder ungeeignete Konfiguration ein.

Anstatt die Verteilung der Variablen der aufgenommenen Konfigurationen anzunehmen, wird zur Generierung neuer Übergabekonfigurationen ein instanzbasiertes Modell genutzt. Die Basis der Bewertungsfunktion $f(C)$ besteht hierbei in der Ähnlichkeit der neu generierten Konfiguration C zu guten \mathbb{S}_{Good} und schlechten Beispielen \mathbb{S}_{Bad} :

$$f(C) = \frac{\frac{1}{|\mathbb{S}_{Good}|} \sum_{C_j \in \mathbb{S}_{Good}} d(C, C_j)}{\frac{1}{|\mathbb{S}_{Bad}|} \sum_{C_i \in \mathbb{S}_{Bad}} d(C, C_i)} \quad (2.23)$$

Die Funktion, zur Bestimmung der Ähnlichkeit zweier Konfigurationen $d(C_1, C_2)$, ist in Kapitel 2.7.3 erläutert.

Die Evaluierung der beiden Ansätze von Cakmak et al. (2011a) in einer RzM-Studie zeigt, dass die Anwender die gelehrt Konfigurationen aus dem zweiten Ansatz den geplanten aus dem ersten Ansatz vorziehen. Deutlich wird dies unter dem Aspekt der **Natürlichkeit**. Der planende Ansatz erzeugt keine natürlich aussehenden Konfigurationen. Dies ist durch Aussagen von Probanden belegt, die anmerkten, dass der Roboterarm merkwürdig aussieht („was awkward looking“). Daraus folgt, dass eine geeignete Übergabekonfiguration für den Anwender natürlich aussehen muss. Gemäß einer subjektiven Befragung bevorzugen die Probanden die gelehrt Konfigurationen, neben der Natürlichkeit, in Bezug auf die Aspekte Aspekten: Wohlgefallen, Praktikabilität und Zweckmäßigkeit. Jedoch weisen die geplanten Konfigurationen eine bessere Erreichbarkeit des Objektes auf, wie eine Videoanalyse der RzM-Übergaben belegt. Dies lässt sich zum einen auf den Einsatz einer Simulation zum

Lehren von Konfigurationen zurückführen. Eine pMRI kann zur Steigerung der Immersion von Größen und Abständen, sowie Kräften und Einflüssen eingesetzt werden. Zum anderen beeinflusst die Wahl der Bewertungsfunktionen beide Ansätze. Bei dem Planungsansatz sollte, wie von den Autoren erwähnt, eine andere Funktion zur Auswahl der Gelenkkonfiguration als die Distanz zu den Gelenklimits gewählt werden. Dies beeinflusst die Natürlichkeit der Konfiguration deutlich. Zudem werden bei beiden Ansätzen durch die Wahl der Reihenfolge der Optimierungen oder der Wahl der Messgrößen unpraktikable Konfigurationen ermöglicht. Der Diskretisierung bei der Berechnung der Ähnlichkeit zu den gelernten Konfigurationen folgend, hat die Wahl des Griffstypen einen größeren Einfluss auf die Ähnlichkeit zweier Konfigurationen als die Posen. Ein Beispiel dafür ist die Übergabe einer Tasse, die zwar mit dem Henkel zum Benutzer zeigt, aber mit der Öffnung nach unten. Eine weitere Frage, die durch die Arbeit aufgeworfen wird, ist die Übertragbarkeit der Konfigurationen auf andere Roboter. Bedingt durch die Dependenz der Gelenkkonfiguration sind die erlernten Konfigurationen nur auf Roboter mit derselben kinematischen Kette anwendbar. Die abschließende Frage, welche durch diese Arbeit nicht geklärt wird, ist die Suche nach den Faktoren, von denen die Übergabekonfiguration abhängig ist. Ein möglicher Faktor, der von den Autoren vorgestellt wird, ist der Objekttyp. Dafür werden in der Studie fünf verschiedene Objekte eingesetzt.

Ferner nutzen Cakmak et al. (2011a) sowohl für die Planung als auch für die Simulation beim Lernprozess in beiden Ansätzen ein menschliches Modell mit konstanter Größe. Dass die Größe der Probanden ein Parameter ist, der die Konfiguration beeinflusst, zeigen mehrere Forschungsarbeiten. Aleotti et al. (2014) bestimmen in ihrer Arbeit die Größe des Anwenders mit einem Kinect 3-D-Sensor. Anhand der Größe wird das Objekt auf Höhe des Torsos des Anwenders gehalten.

Im Gegensatz zu den genannten Ansätzen untersuchen W. Yang et al. (2020) die Übergabekonfigurationen von MzR-Übergaben. Der Fokus des Ansatzes liegt dabei auf der schnellen Planung von Griffen anhand des Griffes des Anwenders. Mithilfe eines Deep-Learning-Modells werden fünf verschiedene Griffe des Anwenders detektiert und klassifiziert. Anhand der Klassifizierung wählt der Roboter einen festgelegten Griff, der die Anstrengung des Anwenders minimiert.

Ein weiterer Ansatz zur Generierung von Übergabekonfigurationen unter dem Aspekt der Sicherheit optimiert die Konfigurationen nach einer schonenden Haltung für den Anwender (Busch et al. 2017). Damit wird die langfristige Sicherheit der Anwender unter der Berücksichtigung von arbeitsbedingten Erkrankungen des Bewegungsapparates beachtet. Ähnlich dem Ansatz von Cakmak et al. (2011a) werden anhand verschiedener Kostenfunktionen drei Aspekte optimiert. Der für die Arbeit zentrale Aspekt, die schonende Haltung, wird über eine medizinische Bewertung der Gelenkkonfigurationen des Anwenders gewichtet. Weitere Kostenfunktionen beziehen aufgabenspezifische Einschränkungen und die Benutzerakzeptanz ein. Unter dem Aspekt der Akzeptanz werden die Faktoren Sichtbarkeit, Proxemik und Lateralität des Benutzers berücksichtigt. Insbesondere hinsichtlich der Lateralität hat dieser Ansatz ein Alleinstellungsmerkmal, da die meisten Arbeiten diesen Faktor vernachlässigen oder vereinfachen.

Einen visuellen Ansatz nutzen Kobayashi et al. (2014), um die Position und Pose der Hand des Anwenders zu bestimmen. Der Roboter hält das Objekt anhand dieser Informationen an einer Position 20 cm entlang des Normalvektors der geöffneten Handfläche des Anwenders. Dieser reaktive Ansatz ermöglicht eine effektivere Übergabe durch kurze Bewegungswege des Anwenders. Die Höhe der Übergabe liegt unterhalb des Halsbereiches des Empfängers und oberhalb der Hüfte, wie Beobachtungen von MzM-Übergaben belegen (Lee et al. 2011).

Suay und Sisbot (2015) fokussieren sich auf die Position der Übergabekonfiguration aus der Perspektive des Nehmers. Optimierte Übergabepositionen werden basierend auf einem automatisch generierten biomechanischen Modell des Empfängers erzeugt. Zur Generierung des Modells sind das Geschlecht, das Gewicht und die Größe des Anwenders erforderlich. Anschließend werden Positionen innerhalb des Aufgabenraumes des simulierten Anwenders generiert. Das biomechanische Modell validiert dabei die geeignete Position. Die gleichzeitige Quantifizierung der Position berücksichtigt die Kräfte und Momente, die auf die Gelenke der Hüfte und des Oberkörpers einwirken. Ausgehend von aufgezeichneten Positionen aus MzM-Übergaben werden optimale Lösungen aus den generierten Positionen gesucht. Anhand der persönlichen Distanz wird abschließend die optimale Lösung gewählt. Dabei wird die Position ausgesucht, die am nächsten an 45 cm Entfernung vom unteren Rücken des Anwenders liegt. Zur Evaluierung der Positionen wird eine Elektromyografie der benannten Regionen durchgeführt und die Distanz der Gelenkwinkel zu ihrem Ruhezustand gemessen. Bei den generierten und gewählten Positionen treten geringere Belastungen für die Muskulatur und Gelenke auf als bei Vergleichspositionen (Suay und Sisbot 2015).

Wenn das kinematische Modell nicht nur anhand der genannten Faktoren generiert, sondern vollständig für jeden Anwender basierend auf Motion-Capture-Daten personalisiert wird, kann dieses Ansatzes verbessert werden. Dadurch können zusätzliche Informationen über die Länge einzelner Glieder und die Beweglichkeit von Gelenken gewonnen werden. So bieten statische (Cakmak et al. 2011a) oder teilweise dynamische (Aleotti et al. 2014; Suay und Sisbot 2015) Modelle beispielsweise keine Informationen bezüglich möglicher Einschränkungen der menschlichen Gelenke. Die mit einem personalisierten Modell erzeugten Übergabekonfigurationen zeigen in einer RzM-Studie deutlich geringere Rotationen des Rumpfes des Anwenders. Bei einer eingeschränkten Beweglichkeit des Armes benötigen Anwender bei Übergaben, basierend auf dem personalisierten Modell, weniger Ausgleichsbewegungen (Bestick et al. 2015). Auf dieser Arbeit aufbauend werden Übergabekonfigurationen generiert, die hinsichtlich niedriger ergonomischer Belastungen für den Menschen optimiert sind. Die Belastung wird mit Rücksicht auf die Verwendung des Objektes nach der Übergabe reduziert. So wird ein Umgreifen durch den Anwender vermieden, das bei einer ansonsten akzeptablen Übergabekonfiguration möglicherweise notwendig gewesen wäre. Der Ansatz von Bestick et al. (2016) beeinflusst dabei die Griffmöglichkeiten des Anwenders, um nicht optimale Lösungen für den anschließenden Verwendungszweck zu vermeiden. Dieser Ansatz reduziert die Ausführungszeiten der Übergaben, wie auch der danach folgenden Aktionen, insbesondere bei Anwendern, die nicht die folgenden Aktionen berücksichtigen. Die Autoren merken kritisch an, dass die Kostenfunktion für die Optimierung bezüglich der Ergonomie

vereinfacht wurde. Folglich formulieren die Autoren einen weiteren Ansatz (Bestick et al. 2018) zum Lernen von ergonomischen Präferenzen von Anwender bei Übergaben. Dabei erlernt der Roboter anhand einer ergonomischen Kostenfunktion den Komfort unterschiedlicher Konfigurationen. Das Datenset für den Lernprozess erstellt der Roboter während der Interaktion mit dem Anwender, indem der Roboter Konfigurationen vorschlägt, die Reaktion und den Griff des Anwenders beobachtet und als Label zur Bewertung nutzt.

2.5.2 Kontextparameter: Objekt

Chan et al. (2013) setzen bei der Arbeit von Cakmak et al. (2011a) an und schlagen eine Methode vor, mit der ein Roboter angemessene Übergabekonfigurationen durch Beobachtungen lernt. Damit vermeiden die Autoren manuelle Eingaben von Griffen für den Roboter und generalisieren die Übergabekonfigurationen von bekannten auf unbekannte Objekte. Dabei berücksichtigt die Methode verschiedene Faktoren, von denen die Autoren vier hervorheben: Der *Angebotscharakter* (Affordanz) des Objektes beschreibt den Zweck und die Nutzung eines Objektes. Bestandteile des Objektes, die den Empfänger potenziell schädigen können, werden unter dem Aspekt der *Sicherheit* berücksichtigt. Der *Griffkomfort des Empfängers* entspricht der Reduzierung des Aufwandes des Empfängers. Mit Betrachtung der *gesellschaftlichen Konventionen* werden die soziale Akzeptanz des Roboters und der Interaktion berücksichtigt. Der Ansatz nutzt vier Objektmerkmale, um es im Kontext der Übergabe zu erkennen und einzuordnen: die Objektgröße, die Objektgeometrie, den Oberflächentyp und den Kantentyp. Die Objektgröße und -geometrie werden zur Bestimmung eines möglichen Griffes genutzt und der Oberflächen- und Kantentyp zur Bestimmung der Affordanz des Objektes.

In einer fortführenden Arbeit (Chan et al. 2015b) umschreiben die Autoren die verwendungsübliche Orientierung eines Objektes mit dem Begriff der *Affordanzachse*. In einer MzM-Studie untersuchen sie zudem die Affordanzachsen von 20 üblichen Haushaltsgegenständen. Dabei wird die Orientierung des Objektes in Abhängigkeit des fokussierten Anwenders betrachtet. Die Ergebnisse zeigen, dass unfokussierte Übergaben nicht ausschließlich auf den Empfänger zentriert sind. Anhand der Affordanzachse und des Mittelwertes oder der Varianz der Orientierung könnte ein Roboter entscheiden, ob eine natürliche Übergabekonfiguration empfängerzentriert ist. Ferner ermöglichen diese die Berechnung von Orientierungen annehmbarer Übergabekonfigurationen. Dadurch wird die Effizienz und die soziale Akzeptanz durch empfängerzentrierte Übergabekonfigurationen bei gebenden Robotersystemen gesteigert.

Ein Roboter kann die dafür benötigten Griffkonfigurationen durch Beobachtungen von MzR-Übergaben erlernen. Dabei nimmt der Roboter das Objekt vom Anwender entgegen. Basierend auf den Positionsdaten der Hand des Anwenders und des Objektes kann der Griffpunkt bestimmt werden. Ebenso wird die Orientierung des Objektes zum Zeitpunkt des Transfers berechnet. Vorteil dieses Ansatzes ist es, dass keine zusätzlichen externen

Sensoren benötigt werden und die Griffkonfigurationen nicht manuell eingelesen werden müssen (Chan et al. 2015a).

Im Kontext der Steigerung des Griffkomforts und der Natürlichkeit einer Übergabekonfiguration ist die Berücksichtigung der Griffaffordanz des Objektes, z. B. Henkel oder Griffe, essentiell. Die Detektion der Griffaffordanzen erfordert zunächst eine präzise Aufnahme und Modellierung des Objektes. Eine folgende Segmentierung des Modells erlaubt eine Analyse der Einzelteile auf mögliche komfortable Griffe. Unter der Berücksichtigung der Position des Anwenders und dessen Rotation um die vertikale Achse bestimmen Aleotti et al. (2012) komfortable Übergabekonfigurationen. Der Schwerpunkt des Objektes wird dabei auf die Höhe des Torsos und in einer festgelegten Distanz positioniert. Diese Distanz verläuft auf einer Linie, die parallel zum Boden und orthogonal zur Linie zwischen den Schultern des Anwenders liegt. Die Orientierung des Objektes ist so gewählt, dass der greifbare Teil des Objektes zum Anwender zeigt. Eine Übergabe ist für den Anwender komfortabler, wenn ein Roboter die Objektorientierung bei der Übergabe berücksichtigt (Aleotti et al. 2014). Die Affordanz ist jedoch nicht nur durch mögliche Griffe, sondern auch durch die Verwendung des Objektes vorgegeben. Die Griffkonfigurationen für verschiedene Objekte können anhand von Beobachtungen von Nutzungen des Objektes bestimmt werden. Dabei werden die Bewegungsmuster des Anwenders und die Wechselwirkungen zwischen dem Objekt und anderen Objekten betrachtet. Durch Gruppierung von Objekten anhand ihrer Nutzung können die gelernten Affordanzen und Griffkonfigurationen auf diese übertragen werden (Chan et al. 2014).

Neben den Objekteigenschaften, dem Verhalten des Interaktionspartners und der Aufgabe beeinflussen die Einschränkungen des Greifers (z. B. die Kinematik oder die relative Größe zum Objekt) sowie die Möglichkeiten und Beschränkungen durch die situative Umgebung (z. B. initiale Position des Objektes oder Kollisionen mit der Umgebung) die Wahl eines geeigneten Griffes (Kamakura et al. 1980; Cutkosky 1989). Cini et al. (2019) untersuchen die Wahl des Griffes unter Berücksichtigung dieser Faktoren bei Übergaben mit nachfolgender Aufgabe. Angelehnt an die Griff-taxonomie von Feix et al. (2016) zeigen die Ergebnisse von MzM-Studien mit 14 verschiedenen Objekten, dass menschliche Geber Präzisionsgriffe (*precision grasps*) bevorzugen und dabei die Griffaffordanzen für den Nehmer uneingeschränkt erreichbar positionieren. Dies ermöglicht dem Nehmer einen komfortablen Griff für die nachfolgende Aufgabe.

2.5.3 Kontextparameter: Szenario

Martinson et al. (2017) untersuchen in einer Studie, ob Nutzer es bevorzugen, wenn ein Roboter mehrere, verschiedene Übergabearten ausführen kann und welche Faktoren die beste Wahl der Übergabearten beeinflussen. Als Übergabearten werden dabei drei Ansätze untersucht. Der erste ist eine direkte, aktive Übergabe. Bei dieser nähert sich der Roboter dem Anwender und streckt das Objekt auf eine Position in die Nähe der Hand des Benutzers. Beim zweiten Ansatz nähert sich der Roboter dem Anwender und stellt das Objekt auf einer

nahen Oberfläche ab. Dies entspricht einer indirekten, aktiven Übergabe. Die direkte, passive Übergabe ist die dritte Übergabeart. Dabei bleibt der Roboter auf seiner Position stehen und streckt den Arm aus. Die Annäherung erfolgt durch den Benutzer. Die Autoren untersuchen die Benutzeraktivität und die Art der Umgebung als Selektionsfaktoren für die geeignetste Übergabeart. Die Benutzeraktivität ist in der Videostudie mit fünf Szenarien abgedeckt: Telefonat im Stehen, gehend, arbeitend, essend und Gespräch zwischen zwei Personen. Hingegen wird bei der Umgebung nur explizit ein Büro gegenüber anderen Umgebungen betrachtet. Verschiedene Probanden bevorzugen verschiedene Lösungen, wie die Ergebnisse der Studie zeigen. Jedoch belegt die quantitative Analyse, dass für jede Aktivität eine bevorzugte Übergabeart gewählt wird. Die direkte, aktive Übergabe wird bei dem Telefonat und dem Gespräch bevorzugt, die indirekte, aktive Übergabe beim Essen und Arbeiten und die direkte, passive Übergabe wenn die Person geht. Unter Betrachtung der Situationen und der Ergebnisse lässt sich schlussfolgern, dass der Fokus des Anwenders und die Pose, sitzend oder stehend, als Faktoren berücksichtigt werden müssen. Dies belegen Aussagen von Probanden der Studie, die zudem weitere Faktoren aufzeigen. So ist die Übergabeart auch von dem Objekt und der Sicherheit der Interaktion abhängig. Zudem fordern Anwender die Möglichkeit, die Art der Übergabe durch eine Eingabe, z. B. gesprochene Anweisung, zu ändern. Die Probanden merken des Weiteren an, dass die Übergabe von deren Initiierung abhängt. So wird eine andere Übergabeart bevorzugt, wenn der Roboter die Übergabe vorhersagt und initiiert, als wenn der Anwender die Übergabe anfordert. Bezüglich der Umgebung zeigen die Ergebnisse, dass Anwender im Büro am meisten die direkte, aktive Übergabe bevorzugen und an anderen Orten eher die indirekte, aktive Übergabe. Die Ergebnisse dieser Arbeit ermöglichen einen Ansatz zur Wahl einer geeigneten Übergabeart. Darüber hinaus sind weitere Faktoren zu berücksichtigen. So ist eine indirekte Übergabe nur möglich, wenn eine passende Fläche zur Verfügung steht. Auch die aktiven Übergaben sind nur möglich, wenn der Roboter mobil ist. Fixierte Manipulatoren können sich nur innerhalb ihres Arbeitsraumes aktiv dem Benutzer nähern.

In einer fortführenden Arbeit (Quispe et al. 2017) setzen die Autoren die Ergebnisse in einem Robotersystem um. Das Ziel ihres Lernansatzes ist es, die Übergabearten mit wenigen Interaktionen mit einem Benutzer zu trainieren. Die Benutzeraktivitäten sind zur vorherigen Arbeit identisch. Die Umgebungen sind auf fünf erweitert. Neben dem Büro werden ein Konferenzraum, ein Flur, ein Speisesaal und eine Lobby hinzugezogen. Die Ergebnisse einer Mensch-Roboter-Studie zeigen, dass der Ansatz bei zwei von vier Strategien eine hohe Genauigkeit $> 90\%$ mit wenigen Interaktionen (< 15) erreicht.

Die Resultate der beiden Arbeiten (Martinson et al. 2017; Quispe et al. 2017) erweitern einzelne Bestandteile dieser Arbeit. Die Untersuchung hinsichtlich der Übergabearten und der bestimmenden Faktoren kann auf die Untersuchungen bezüglich der Übergabekonfiguration ausgeweitet werden. Da besonders die Körperhaltung des Anwenders Auswirkungen auf die Übergabeart hat, sind die Auswirkungen der Pose auf die Konfiguration zu untersuchen. Die Faktoren Umgebung und Übergabeart werden im weiteren Verlauf nicht betrachtet, da in dieser Arbeit die direkte Übergabe fokussiert wird. Die Methodik zum schnellen Erlernen von Benutzerpräferenzen wird bei ähnlichen Ansätzen berücksichtigt.

2.5.4 Zusammenfassung

#	Arbeit	Element	Methodik	Roboter		
				Typ	Arm	Greifer
1a	Cakmak et al. (2011a)	Konfiguration	Optimierung	Humanoid	7 DoF	4 DoF
1b			Maschinelles Lernen			
2	Chan et al. (2013)	Griffkonfiguration & Affordanz	Modell (V)	Humanoid	7 DoF	2 DoF
3	Chan et al. (2015b)	Affordanzachse	Modell (S)		—	
4	Chan et al. (2015a)	Griffkonfiguration	Modell (V)	Humanoid	6 DoF	1 DoF
5a	Aleotti et al. (2012)	Orientierung	Modell (V)	Manipulator	6 DoF	2 DoF
5b		Positionierung	Modell			
6	Chan et al. (2014)	Affordanz	Modell (VS)		—	
7	Cini et al. (2019)	Griff	Modell (VS)		—	
8	Busch et al. (2017)	Konfiguration	Optimierung	Humanoid	7 DoF	2 DoF
9	Kobayashi et al. (2014)	Position	Modell	Manipulator	6 DoF	16 DoF
10	Lee et al. (2011)	Position	Modell		—	
11	Suay und Sisbot (2015)	Position	Optimierung	Mobiler Manipulator	—	—
12	Bestick et al. (2015)	Pose	Optimierung	Humanoid	7 DoF	2 DoF
13	Bestick et al. (2016)	Griff& Position	Optimierung			
14	Bestick et al. (2018)	Konfigurationen	Maschinelles Lernen			
15	Martinson et al. (2017)	Übergabeart	Modell (S)	Mobiler Manipulator	5 DoF	1 DoF
16	Quispe et al. (2017)	Übergabeart	Maschinelles Lernen			
17	Koay et al. (2007)	Position	Modell (S)	Mobiler Manipulator		

Tab. 2.2.: Ansätze zum Lernen und Generieren von Übergabekonfigurationen aus ausgewählten Arbeiten. Ansätze aus derselben Arbeit haben eine identische Nummer und werden durch einen Buchstabenzusatz unterschieden. Für jeden Ansatz werden das betrachtete Element der Konfiguration, die Methodik und die benutzte oder angezielte Roboterplattform angegeben. Modelle sind mit der Methodik ihrer Analyse gekennzeichnet (V: Visuell, S: Statistisch, Ohne: Konventionell). Leere Zellen entsprechen der darüberliegenden Zelle.

Der Überblick der Sekundärforschung in Tabelle 2.2 veranschaulicht, dass ein Großteil der Konfigurationen auf Modelle oder Optimierungen basieren. Dabei werden vor allem visuelle Analysen zur Modellbildung genutzt. Methoden des maschinellen Lernens werden speziell in gegenwärtigen Arbeiten angewendet. Primär berücksichtigt die Mehrheit der Arbeiten humanoide Roboter. Einige Ansätze sind nur auf die Roboter anwendbar, die in der Forschungsarbeit eingesetzt oder anvisiert werden. Dies betrifft vor allem die Arbeiten mit redundanten Armen, diese Ansätze lassen sich teils diffizil auf unteraktuierte Manipulatoren übertragen. Eine Methode zur Übertragung ist eine Reduzierung der betrachteten kartesischen Freiheitsgrade auf die minimierte Anzahl an steuerbaren Gelenken (Corke

2017, S. 240). Allein die Arbeiten von Martinson et al. (2017) und Quispe et al. (2017) betrachten einen unteraktuierten Manipulator, wobei der Fokus der beiden Arbeiten auf der Übergabeart und nicht den Eigenschaften des Manipulators liegt. Folglich besteht ein Forschungsdefizit für Übergabekonfigurationen mit unteraktuierten Manipulatoren und im Speziellen mit unteraktuierten, humanoiden Robotern.

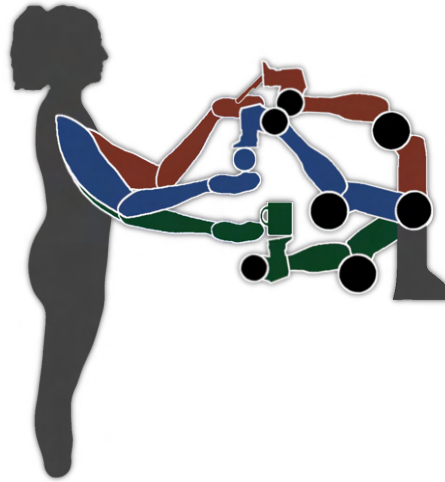


Abb. 2.8.: Übertragung exemplarischer Übergabekonfigurationen basierend auf Ergebnissen analytischer und modellbasierender Ansätze auf den PANDA-Roboter

Ein weiteres Defizit ist die Übertragung und Nutzbarkeit der Ansätze mit einer Methodik des maschinellen Lernens. Diese lassen sich ohne einen aufgenommenen und gelabelten Datensatz nicht auf eigene Arbeiten anwenden. Im Gegensatz dazu lassen sich Modelle und analytische Ergebnisse zusammenfassen und eine Implementierung umsetzen. Exemplarische Übergabekonfigurationen und die Variablen sind in Abbildung 2.8 zusammengeführt und auf den PANDA-Roboter übertragen. Die Konfigurationen und Variablen unterscheiden sich abhängig von den Kontextparametern. Diese Relationen werden in den verschiedenen Arbeiten unterschiedlich betrachtet und sind in Tabelle 2.3 aufgelistet. Die Komponenten der Position der Übergabe werden differenziert betrachtet, indem zwischen xy-Ebene und Höhe der Übergabe unterschieden wird.

Im Rahmen der anwenderbezogenen Kontextparameter bevorzugen die Anwender für die Positionierung aus der Perspektive des Anwenders eine nahe, rechtsseitige Übergabeposition (Cakmak et al. 2011a), dabei beträgt der Abstand zwischen Anwender und Roboter 60 cm (Koay et al. 2007). Zusätzlich steigert eine dynamische Positionierung relativ zur Handfläche des Empfängers die Effizienz (Kobayashi et al. 2014). Die Höhe der Übergabe ist von dem kinematischen Modell des Anwenders abhängig. Verschiedene Kriterien führen zu unterschiedlich komplexen Lösungen. Vereinfacht gilt, dass die Anwender eine hohe Übergabe (blau und rot) einer niedrigen (grün) vorziehen (Cakmak et al. 2011a). Unkomplizierte Modelle leiten die Höhe von der Größe des Anwenders (Cakmak et al. 2011a; Koay et al. 2007) oder der Höhe des Torsos ab (Aleotti et al. 2012; Lee et al. 2011; Aleotti et al. 2014). Komplexe Modelle berücksichtigen das kinematische Modell sowie die Einschränkungen des Empfängers (Bestick et al. 2015) und minimieren die Lasten auf den Anwender und

ziehen ergonomische Armkonfigurationen nach sich (Suay und Sisbot 2015; Busch et al. 2017; Bestick et al. 2018).

Im Kontext der objektbezogenen Parameter kann die Höhe der Übergabe in Abhängigkeit von der Masse des Objektes zwischen 15 cm und 24 cm oberhalb des unteren Rückens variieren (Suay und Sisbot 2015). Die Objekte der roten und grünen Beispielkonfigurationen in Abbildung 2.8 sind anhand ihrer Affordanz (grün) (Cini et al. 2019; Chan et al. 2014; Chan et al. 2015b; Bestick et al. 2016), der Sicherheit (rot) (Chan et al. 2013) und ihrer Griffaffordanz (rot und grün) (Chan et al. 2015a; Cini et al. 2019; Bestick et al. 2016) ausgerichtet. Für die Armhaltung des Roboters ergeben die Ergebnisse lediglich, dass die Anwender einen ausgestreckten Arm (weite Extension des Ellenbogens, grüne und blaue Konfiguration) und eine natürlich aussehende Armhaltung bevorzugen (Cakmak et al. 2011a).

Kontextparameter	Konfigurationsvariable					
	Pose					
	xy-Position	Höhe	Orientierung	Griffauswahl	Armhaltung	Übergabeart
Anwenderbezogen						
Position	1,5a,8,9,11,12	1,9,11,12	1,8,9,12		1	
Größe	1,8,10,11,12	1,5a,8,10,11,12	1,8,12		1	
Statur	8,11,12	8,11,12	8,12	13		
Einschränkungen	12	12	12			
Ergonomie	8,11,12,14	8,11,12,14	8,12,14	13,14		
Alter						
Körperhaltung		17				15,16
Lateralität	8		8			
Technikaffinität						
Persönlichkeit	17					
Rolle			3	7		
Aktivität	8		8	6,7		15,16
Objektbezogen						
Typ	1	1	1,2,3,4	1,2,4,7,13	1	15
Masse	11	11				
Affordanz	5b,8		2,3,5b,8	5b,6		15,16
Griff-Affordanz			2,5b	2,5b,6,7		
Sicherheit			2	2,6		

Tab. 2.3.: Übersicht untersuchter Konfigurationsvariablen anhand berücksichtigter Kontextparameter aus genannten Modellen und analytischen Ergebnissen. Zur Übersichtlichkeit wird auf die vollständige Nennung der Quelle verzichtet und die Nummerierung der Quellen aus Tabelle 2.2 genutzt. Quellen mit kursivem Schriftbild berücksichtigen den Kontextparameter, aber analysieren nicht die Auswirkungen.

Bisher ist der Einfluss der Kontextparameter auf die Armhaltung des Roboters im Kontext der Übergabekonfigurationen unzureichend betrachtet worden. Dies wird in Tabelle 2.3 deutlich. Im Zusammenhang mit dieser Arbeit ist die Armhaltung für die **Menschenähnlichkeit** und die **Natürlichkeit** des Roboters wesentlich.

2.6 Transferphase

Die Transferphase beschreibt den Abschnitt der Übergabe, bei dem sowohl Geber als auch Nehmer Kontakt zum Objekt haben. Während der Transferphase wird zum einen die physische Last vom Geber auf den Nehmer übertragen, zum anderen wechselt die Verantwortung über das Objekt zwischen den Interaktionspartnern. Dabei müssen zwei Schwierigkeiten beachtet werden: das Timing der Freigabe und die Stabilität des Objektes. Eine verfrühte Freigabe durch den Geber kann zu einem Sturz oder Kippen des Objektes führen. Eine verspätete Übergabe hingegen führt zur Verzögerung der Interaktion. Die Transferphase endet, wenn der Geber das Objekt komplett losgelassen hat (Chan et al. 2013).

Für die Entwicklung eines geeigneten Ansatzes für Roboter stellen sich dabei mehrere Fragen:

1. Wie verläuft der Transfer bei MzM-Übergaben?
2. Wann ist der richtige Zeitpunkt für die Freigabe des Objektes?
3. Wie kann ein Roboter validieren, dass der Anwender das Objekt sicher gegriffen hat?

Mit der ersten Frage haben sich bereits verschiedene Forschungsarbeiten beschäftigt, deren Ergebnisse über den Verlauf von MzM-Übergaben im Folgenden aufgezeigt werden. Auch über die Detektierung und Analyse von Signalen zur Bestimmung des Freigabezeitpunktes wird berichtet. Diese Signale sind auch für die dritte Frage entscheidend. Dabei sind drei Signalgruppen essenziell: visuelle Signale, taktile Wahrnehmung und die Lastverteilung zwischen den Anwendern. Alle drei Signalgruppen können mit geeigneter Hardware umgesetzt werden. Neben Ansätzen, die auf explizite Signale reagieren, werden auch harte und weiche Zeitbedingungen eingesetzt, bevor sich der Greifer öffnet.

2.6.1 Transfer bei Mensch-Mensch-Übergaben

Zu Beginn der Transferphase reduziert zuerst der Geber die Griffkraft auf das Objekt, während der Nehmer die Griffkraft auf das Objekt erhöht (Kim und Inooka 1992; Chan et al. 2012; Endo et al. 2012). Die Veränderung der Griffkraft von Geber und Nehmer auf das Objekt verläuft synchron. Dabei weist der gebende Akteur zwar eine niedrigere Änderungsrate auf, aber der Zeitpunkt der maximalen Griffkraftänderung ist identisch. Dies weist darauf hin, dass die Anwender in der Lage sind, die Griffkraft des Interaktionspartners und folglich ihre eigene Griffkraft einschätzen zu können (Kim und Inooka 1992; Mason

und MacKenzie 2005). Die haptische Wahrnehmung des Gebers beruht auf der Variation der auf das Objekt wirkenden Kräfte, die anhand der Reibung gefühlt wird. Parallel zur Änderung der Griffkraft wird auch die Lastverteilung zwischen den Interaktionspartnern geändert. Diese verläuft bei beiden Teilnehmern annähernd linear und gegenläufig.

Das Verhältnis von Griffkraft zu extrinsischer Last ist bei beiden Akteuren nicht konstant. Während der Nehmer einen langsamen Anstieg des Verhältnisses aufweist bis ein konstanter Wert erreicht wird, ist das Verhältnis beim Geber zunächst konstant, bis es am Ende des Transfers stark abfällt (Chan et al. 2012). Zudem basiert die durch den Geber eingesetzte Griffkraft auf der Beschleunigung der Armbewegung des Nehmers, solange der Geber die Übergabe visuell erfassen kann. Je stärker der Nehmer beschleunigt, desto höher ist die Griffkraft des Gebers (Controzzi et al. 2018).

Die benötigte Zeit, um das Objekt zwischen Geber und Nehmer zu tauschen, beträgt bei MzM-Übergaben ungefähr 500 ms (Mason und MacKenzie 2005; Chan et al. 2012). Die Transferzeit ist signifikant von der Masse des Objektes abhängig. Leichte Objekte werden schneller übertragen als schwere Objekte. Die Steigung der Zeit in Bezug zur Masse ist nicht linear (Chan et al. 2012). Die zeitliche Verzögerung zwischen dem ersten Objektkontakt vom Nehmer und dem Beginn des Transfers ist abhängig von dem visuellen Feedback des Gebers. Je mehr Informationen der Geber wahrnimmt, desto früher reduziert er die Griffkraft (Mason und MacKenzie 2005). Dabei nutzt der Geber trotz taktiler Informationen primär visuelle Signale (Controzzi et al. 2018). Dies weist darauf hin, dass die taktilen Informationen nicht für die Initiierung des Transfers benötigt werden. Jedoch steigert eine Hemmung des Tastsinns die Unsicherheit des Gebers am Ende des Transfers (Endo et al. 2012).

Zum Ende des Transfers greift der Geber das Objekt immer noch leicht, obwohl die Last des Objektes größtenteils beim Nehmer liegt. Dies ist messbar an einer leicht positiven extrinsischen Last auf der Hand des Gebers kurz vor Ende des Transfers. Chan et al. (2012) führen dies darauf zurück, dass der Geber sicherstellen will, dass die Objektübergabe erfolgreich ist. Die Autoren schlagen vor, diesen Sicherungsmechanismus auf Roboter zu übertragen und die Griffkraft auf das Objekt aufrechtzuerhalten, obwohl keine extrinsische Last mehr auf dem Greifer des Roboters liegt.

Am Ende der Übergabe lässt sich bei MzM-Übergaben eine negative extrinsische Last um 2.5 % der Gewichtskraft des Objekts messen. Dies kommt einem nach oben gerichteten Ziehen des Objektes gleich. Dies kann als messbares Signal zur kompletten Freigabe des Objektes durch den Roboter genutzt werden (Chan et al. 2012; Chan et al. 2013).

2.6.2 Visuelle Ansätze

Einen visuellen Ansatz, um den Kontakt zwischen dem Objekt und der Hand des Anwenders zu ermitteln, nutzen Aleotti et al. (2012). Basierend auf den Entfernungsdaten eines Kinect-sensors und der bestimmten Position der Hand des Anwenders wird der Kontakt zwischen

Hand und Objekt berechnet. Anhand einer Clusteranalyse werden Segmente innerhalb einer Punktwolke verglichen. Kann bei dieser Analyse zwischen zwei Clustern in der Nähe der Hand nicht unterschieden werden, und befindet sich die Projizierung des EEF des Roboters in der Nähe dieses Clusters, nimmt das System dies als Kontakt zwischen Hand und Objekt an. Nach einer zweisekündigen Verzögerung öffnet der Greifer und gibt das Objekt frei. Dieser Ansatz ist mit einer Reaktionszeit $< 2\text{ s}$ langsam (Aleotti et al. 2012). Dadurch ist der Ablauf der Übergabe nicht mehr flüssig und Anwender werden durch die Verzögerung verunsichert (Han und Yanco 2019). Beides kann zu einem reduzierten Sicherheitsgefühl des Anwenders führen.

Ein Vorteil dieses Ansatzes ist, dass keine Sensorik im Roboterarm oder im Greifer benötigt wird. Der visuelle Sensor kann zusätzlich extern installiert werden, z. B. durch eine intelligente Umgebung, wodurch auch Roboter ohne Sensorik im Arm eingesetzt werden können. Zusätzlich zu den üblichen Problemen bei der Verarbeitung von Tiefenbildern (Hintergrundbeleuchtung durch die Sonne, gegenseitige Störungen von Tiefenbildkameras oder Mehrfachreflexionen) ergibt sich ein anwendungsspezifisches Problem bei dem der Roboterarm oder der Anwender die Perspektive der Kamera auf die Übergabe verdeckt.

2.6.3 Taktile Ansätze

Taktile Ansätze basieren auf gemessenen Kräften an und in den Fingern des Greifers. Dabei werden analog zum menschlichen Tastsinn verschiedene Kräfte berücksichtigt. So kann der menschliche Tastsinn durch Mechanorezeptoren Vibrationen (Vater-Pacini-Körperchen), Druck (Merkelzellen, Meissnerkörperchen) oder Dehnreize (Ruffini-Körperchen) wahrnehmen (Bayrhuber und Linder 2005, S. 228). Ein unkomplizierter taktile Ansatz reagiert auf Veränderungen der gemessenen Kräfte, die der Greifer auf das Objekt ausübt. Zur Bestimmung dieser muss der Reibungskoeffizient zwischen Objekt- und Grifffläche bekannt sein (Kim et al. 2002).

Häufiger werden Kraft-/Drucksensoren in den Fingerspitzen des Greifers eingesetzt, um taktile Ansätze umzusetzen. Damit werden zum Beispiel die Kraftvektoren zwischen Finger und Objekt bestimmt und die Änderung der Vektoren als Merkmal genutzt. Während Choi et al. (2009) den Auslöser mit einem statischen Schwellenwert (1.4 N) der Magnitude der Kraftvektoren festlegen, nutzen Controzzi et al. (2018) einen dynamischen Schwellenwert (0.34 N – 0.8 N) in Abhängigkeit zur Freigabezeit. Die Relation zwischen Freigabezeit und Griffkraft für den Roboter wird zuvor in einer Pilotstudie ermittelt.

Neben Kraftsensoren an den Fingerspitzen des Greifers kann auch die Stabilität des Griffes als taktiles Signal genutzt werden. Nagata et al. (1998) ziehen eine detektierte Instabilität des Griffes als Signal zur Objektfreigabe heran. Diese kann ein rutschender Finger oder eine kinetische Instabilität sein. Alternativ bieten sich die Reibung bzw. leichte Bewegungen des Objektes als Messgrößen an. Dafür kann ein optischer Beschleunigungssensor, wie er z. B. bei optischen Computermäusen verwendet wird, eingesetzt werden (Parastegari et al. 2016). Dies ermöglicht Ansätze, bei denen die benötigte Griffkraft minimiert wird, bis sich das

Objekt minimal bewegt. Anhand von Schwellwerten wird anschließend zwischen bewegungs- und anwenderindizierten Bewegungen unterschieden (Parastegari et al. 2017).

Probleme bei der Implementierung taktiler Ansätze treten bei der Anbindung der Kraftsensoren auf. So ist die Berechnungsrate des Controllers beim PR2 Roboter ~ 0.1 Hz. Damit ist die Auflösung für eine 500 ms lange Aktion zu gering (Chan et al. 2013). Nachteilig bei diesem Ansatz ist zudem die benötigte Hardware, da Kraftsensoren in den Fingern oder Drucksensoren an den Kontaktflächen des EEF erforderlich werden.

2.6.4 Extrinsische Lastansätze

Extrinsische Lastansätze fokussieren sich auf das Messen und Analysieren von Kräften bzw. die Veränderungen von Kräften, die auf den EEF bzw. Manipulator wirken. Im Ruhezustand wirkt hauptsächlich die Gravitationskraft der Eigenmasse auf den Roboterarm. Zusätzliche Kräfte können mit verschiedenen Messmethoden gemessen werden. Unter anderem kann eine Kraft anhand der Drehmomente der einzelnen Gelenke bestimmt werden. Da die einzelnen Gelenke auch von der Eigenmasse des Manipulators beeinflusst werden, nimmt die Komplexität der Bestimmung mit steigender Anzahl der Gelenke zu. Zur primitiven Bestimmung der extrinsischen Kräfte kann jeder Arm auf ein einzelnes Gelenk reduziert werden. Ferner vereinfacht sich die Bestimmung, wenn das Glied mit dem EEF parallel zur horizontalen Ebene ausgerichtet wird (Chan et al. 2013). Zudem kann die Anzahl der zu betrachtenden Gelenke durch die Wahl einer expliziten Krafrichtung reduziert werden (Hendrich et al. 2014).

Moderne Robotermodelle besitzen Echtzeit-Controller, die anhand von Reibungsmodellen Kräfte im Gelenkwinkelraum wie im kartesischen Raum berechnen. Dies ermöglicht die direkte Verwendung für Kräfte, die auf dem EEF lasten (Hendrich et al. 2014; Medina et al. 2016). Für die Anwendung als Signal ist es wesentlich, den geeigneten Schwellenwert zu bestimmen. Hendrich et al. (2014) wenden dabei einen statischen Schwellenwert von 3 Nm auf das Drehmoment eines einzelnen Gelenkes an. Dieser Wert ist für kleine und leichte Gegenstände zu hoch, wie die Ergebnisse einer MzR-Studie zeigen. Jedoch werden schwerere Objekte zu früh losgelassen, wenn der Schwellenwert reduziert (0.5 Nm) wird. Folglich soll der Schwellenwert basierend auf der Masse des Objektes dynamisch bestimmt werden (Hendrich et al. 2014). Neben der relativen Veränderung wird auch die absolute Last auf dem EEF betrachtet. Im Gegensatz zu den Beobachtungen von MzM-Übergaben öffnen Sidiropoulos et al. (2019) den Greifer sofort, sobald die absolute Zusatzbelastung nicht mehr auf dem EEF lastet, und warten nicht, bis eine negative extrinsische Kraft auf den EEF wirkt.

Neben dem Einsatz von Kraftsensoren zur Messung der extrinsischen Last kann ein Ziehen am Objekt auch anhand des Versatzes der EEF-Pose oder Gelenkkonfiguration detektiert werden. Eine Reduzierung der Steifigkeit ist praktikabel, um den Versatz unkomplizierter bestimmen zu können (Edsinger und Kemp 2007). Der Freigabezeitpunkt kann anhand des vertikalen Versatzes des EEF bestimmt werden. Dafür kann ein schwellenwertbasierter

Ansatz genutzt werden, der bei einer Abweichung von 1 cm den Greifer öffnet (Bohren et al. 2011). Ein Vergleich der Schwellenwerte für Ansätze mit Kraftsensoren und mit Versatz der Gelenkkonfiguration zeigt, dass bei beiden Ansätzen Kräfte von 0.5 N von Anwendern bevorzugt werden. Bei der Anwendung des Gelenkversatzes werden auch höhere Kräfte (1 N) akzeptiert (Hendrich et al. 2016). Die Richtung des Kraftvektors möchten Anwender dabei frei bestimmen, wobei ein Ziehen nach oben als unergonomisch empfunden wird (Hendrich et al. 2014).

Die Messung der Last durch das Objekt kann auch schon während der Bewegung eingesetzt werden. So kann durch eine kontinuierliche Regelung auch die Griffkraft bei schnelleren Bewegung erhöht werden. Dies ermöglicht zudem eine Freigabe des Objektes, während der Arm sich bewegt (Medina et al. 2016).

Ansätze mit extrinsischen Kräften bieten sich für beide Richtungen der Interaktion an und können für den Geber und Nehmer implementiert werden (Edsinger und Kemp 2007; Rasch und König 2017). Ein Problem, das bei Verwendung von Kraftsensoren auftritt, sind unerwartete und nicht berücksichtigte Krafteinwirkungen auf das Objekt oder den Arm (Eguíluz et al. 2017). Zudem unterliegt die Sensorik einem starken Rauschen, solange sich der Manipulator bewegt (Hendrich et al. 2016).

Auch eine Kombination mehrerer Ansätze ist möglich. So kann z. B. ein visuelles System validieren, ob die Hand des Anwenders in der Nähe des Objektes ist und die gemessenen Kräfte auf einen Kontakt mit diesem zurückzuführen sind (Bdiwi et al. 2013). Unter der Bedingung eines stabilen Griffes und bei Einsatz eines Sensors, der Kräfte, Scherkräfte, Vibrationen und den Wärmefluss erfasst, können Kontaktkräfte geschätzt werden und die Griffkräfte angepasst werden. Eguíluz et al. (2017) nutzen diesen Multisensorenansatz und validieren diesen in einem Experiment mit einer anthropomorphen Roboterhand.

2.6.5 Zeitverhalten bei Freigaben

Han und Yanco (2019) stellen einen proaktiven Ansatz zum Objekttransfer vor, der mit zwei weiteren Ansätzen verglichen wird. Alle drei Ansätze basieren auf den Daten eines Kraftsensors im Greifer und unterscheiden sich im Zeitpunkt und bei der Wahrnehmung der Freigabe. Bei der *starrten Freigabe* beendet der Roboter zunächst vollständig die Bewegung beim Reichen, bevor die Detektion eines Ziehens am Objekt den Greifer öffnet. Bei der *passiven Freigabe* wird das Objekt während der Transportphase freigegeben, sobald der Wert des Kraftsensors einen experimentell festgelegten Schwellenwert überschreitet. Dies ähnelt dem Ansatz von Cakmak et al. (2011a). Bei der *proaktiven Freigabe* wird das Objekt ebenso während der Transportphase freigegeben. Hierbei wird auf eine Änderung des Musters der Kraftsensordaten geachtet. Die statistische Auswertung einer RzM-Studie zeigt, dass die Anwender die proaktive Freigabe bevorzugen. Diese schneidet in den Aspekten flüssige der Übergabe, Leichtigkeit des Nimmens, Vertrauen, Unbehagen und Komfort am positivsten ab, wie eine subjektive Befragung von Probanden ergibt. Die passive Freigabe wird ähnlich positiv bewertet. Die größten Defizite weist die starre Freigabe auf. Ferner ist die proaktive

Freigabe zeiteffizienter (\bar{M} : 2.7 s) als die beiden anderen Methoden (Passiv \bar{M} : 3.5 s, Starr \bar{M} : 3.7 s). Aus den Ergebnissen lässt sich ableiten, dass die Anwender eine mögliche Freigabe, während sich der Arm bewegt, akzeptieren und sogar bevorzugen. Jedoch muss bei den Ergebnissen berücksichtigt werden, dass die Aufnahme- und Auswertungsrate bei dem proaktiven Ansatz (1000 Hz) deutlich höher waren als bei den Vergleichsansätzen (4 Hz). Die daraus entstandene Verzögerung kann den Probanden negativ aufgefallen sein.

2.7 Methoden zur Evaluierung von Übergabeinteraktionen

Die vorgestellten Ansätze und Methoden zur Umsetzung von Übergabeinteraktionen zwischen Roboter und Mensch können neben den Vor- und Nachteilen der Methode mittels unterschiedlicher Kriterien bewertet werden. Anhand dieser kann die Umsetzung der Anforderungen und Qualitätsmaße dieser Arbeit (siehe Kapitel 1.3) validiert werden. Die Bewertungsmethoden können in zwei Gruppen sortiert werden: die Anwender- und die Prozessbewertung. Bei der Anwenderbewertung werden Qualitätsmaße berücksichtigt, die vom Anwender während der Interaktion wahrgenommen werden. Dabei kann zwischen subjektiven und objektiven Methoden unterschieden werden. Während subjektive Methoden auf Daten aus Fragebögen und Interviews basieren, nutzen objektive Bewertungsmethoden messbare Größen des Anwenders. Bei der Prozessbewertung werden verschiedene messbare Indikatoren der Interaktion und des Systems bewertet.

Die Evaluierung von MRI ist ein weites Gebiet, das bereits im Rahmen diverser Arbeiten untersucht und für unterschiedliche Teilgebiete zusammengefasst wurde. So fassen Holzapfel et al. (2008), Pina et al. (2008) und Burke et al. (2008) Bewertungen von Mensch-Roboter-Kollaborationen und Nielsen et al. (2008), Chaminade (2008) und Bartneck et al. (2009) Bewertungen physischer und kognitiver MRI zusammen. Diese Zusammenfassungen sind notwendig, da die eingesetzten Methoden und Werkzeuge stark variieren. Dies erschwert die Vergleichbarkeit von verschiedenen Ansätzen, ist aber zwingend notwendig, weil Methoden und Werkzeuge an die Anwendungssituation angepasst werden müssen. Dennoch stimmen Forscher und Autoren aus dem Forschungsbereich überein, dass standardisierte Leistungsvergleiche benötigt werden (Steinfeld et al. 2006; Aly et al. 2017; Ortenzi et al. 2021).

2.7.1 Subjektive Anwenderbewertung

Häufig werden zur Bewertung der MRI und der Übergaben die Meinungsbilder von Anwendern eingeholt (57 % der von Ortenzi et al. (2021) untersuchten Veröffentlichungen). Dies ist gerade bei Ansätzen mit dem Schwerpunkt der Benutzerfreundlichkeit obligatorisch. Die Aspekte der Meinungsbilder sind abhängig von dem zu untersuchenden Ansatz.

Überwiegend wird die Komplexität der Aufgabe oder der Kooperation betrachtet (Hoffman 2019). Auch die für diese Arbeit fundamentalen Faktoren, wie Anthropomorphismus, Ähnlichkeit und wahrgenommene Sicherheit können anhand subjektiver Anwenderbewertungen bestimmt werden (Bartneck et al. 2009).

Die Erhebung von Anwenderbewertungen ist vielfältig. Die häufigsten Methoden sind Fragebögen oder geführte Interviews. Daneben werden aber auch Videoaufnahmen oder Protokolle zur Messung eingesetzt (Holzapfel et al. 2008). Hierbei sind bei den fragebasierten Auswertungsmethoden Randbedingungen zu beachten, da die Fragestellung und die Wahl der Antwortmöglichkeit (Skalierung oder Auswahlantworten) Auswirkungen auf den befragten Anwender haben. Auch der Zeitpunkt der Befragung und die mitgeteilten Informationen sind zu berücksichtigen. Standardisierte Fragebögen stehen für einzelne Aspekte von subjektiven Anwenderbefragungen zur Verfügung. Neben den allgemeinen Fragebögen, wie dem TA-EG-Fragebogen (Karrer et al. 2009) zur Bestimmung der technischen Affinität eines Anwenders und dem NASA-TLX (Hart und Staveland 1988), um die kognitive Belastung des Anwenders während der Interaktion zu erheben, werden auch spezifizierte Fragebögen für MRI eingesetzt. Zur Bestimmung der Haltung bzw. Meinung eines Anwenders über Roboter wurde die Negative Attitude toward Robots Scale (NARS) (Nomura et al. 2006) entwickelt. Diese ermöglicht es, anhand psychologischer Skalen eine ablehnende Grundhaltung gegenüber Robotern zu ermitteln. Die subjektive und soziale Wahrnehmung des Roboters kann anhand der ROBOTIC SOCIAL ATTRIBUTE SCALE in den drei Kategorien Freundlichkeit, Kompetenz und Unannehmlichkeit bestimmt werden (Carpinella et al. 2017). Bei nicht standardisierten Evaluationsmethoden sind Fragebögen vorherrschend. Hierbei sind nach der Auswertung von Ortenzi et al. (2021) die gebräuchlichsten Aspekte der Bewertung:

- Flüssigkeit der Interaktion
- Anwenderkomfort
- Zufriedenheit der Anwender
- Intuitivität der Interaktion
- Kompetenz des Roboters
- Vertrauen in den Roboter
- Zeitliches Verhalten des Roboters
- Aggressivität des Roboters
- Menschenähnliches Verhalten

Gewöhnlich werden diese Aspekte anhand einer Likert-Skala bewertet, aber es sind auch Freitexte der Anwender zu ihren Präferenzen und Kommentaren möglich.

Der Vorteil von Befragungen ist die Erfassung des subjektiven Erlebens einer Interaktion, so lassen sich nicht beobachtbare Phänomene wie Gedanken, Gefühle, Einstellungen und Überzeugungen messen. Dafür bedarf es jedoch geeigneter Kommunikationsfähigkeiten des Befragten, um komplexe Fragen richtig zu verstehen und zu beantworten. Problematisch sind zudem Experimente mit einer längeren Zeitspanne zwischen Durchführung und Evaluation. Da Menschen sich nicht immer vollständig erinnern, können Ergebnisse ungenau oder falsch dargestellt werden. Ferner können falsche Ergebnisse durch Verzerrungen entstehen, die aus der Befragung selbst resultieren. Dies entsteht durch eine Tendenz zu sozial

erwünschtem Verhalten und dem Lake-Wobegon-Effekt, nach dem die Mehrheit der Menschen annimmt, dass bestimmte eigene Fähigkeiten überdurchschnittlich seien. Nachteilig sind bei subjektiven Befragungen schließlich auch unwahre Antworten, die von Probanden aufgrund möglicher negativen Konsequenzen gegeben werden (Berk und Schönplflug 2011, S. 34–36).

2.7.2 Objektive Anwenderbewertung

Neben der subjektiven Anwenderbefragung können auch andere Methoden eingesetzt werden, um quantitative Daten über das Nutzererleben einer Interaktion zu erfassen. Dafür können die psychophysiologischen Merkmale des Anwenders während der Interaktion erfasst und ausgewertet werden. Hierbei können vor allem Ängste und Stress durch Signale wahrgenommen werden. Diese Signale werden vereinzelt in der Evaluation von MRI betrachtet. So werden Indikatoren wie Herzrate und Blutdruck (Rani et al. 2004), Atemfrequenz und -amplitude (Itoh et al. 2006), Elektroenzephalografie (Wada et al. 2005), Hormone im Urin (Wada und T. Shibata 2006), Muskelaktivitäten (Itoh et al. 2006), Pupillenbewegung und -erweiterung (Yamada et al. 1999) sowie die Hautleitfähigkeit (Takahashi et al. 2001) genutzt. Eine Kombination mehrerer Indikatoren ist möglich und kann zusammen mit einer subjektiven Anwenderbewertung eingesetzt werden. So nutzen Kulić und Croft (2007) eine Likert-Skala und drei physiologische Sensoren (Myogramm der Augenbraue, Elektrokardiogramm und Hautleitfähigkeit) zur Datenerhebung.

Ein großer Vorteil der Auswertung von psychophysiologischen Merkmalen ist, dass unbewusste kognitive Prozesse der Testperson gemessen werden können. Zudem lassen sich die Messungen meist direkt zeitlichen Ereignissen zuweisen. Ferner wird das fehleranfällige Mittelmedium, z. B. ein Fragebogen, nicht benötigt, wodurch Fehler vermieden werden können. Nachteilig ist, dass die Aufzeichnung physiologischer Daten zeit- und ressourcenaufwändig ist. Zudem ist eine hohe inhaltliche und technische Expertise nötig, um die Daten korrekt zu erheben und auszuwerten (Ravaja 2004). Überdies sind einige Sensoren, wie eine Elektroenzephalografie, für pMRI nicht praktikabel, da diese die freie Beweglichkeit einschränken. Folglich muss die Wahl der Methodik auf einen mobilen und nicht einschränkenden Sensor beschränkt sein. Weitere Messmethoden eignen sich nicht, da die Signalwirkung nur langfristig oder verzögert wahrnehmbar ist, wie die Nachweisbarkeit von Hormonen. Aufgrund einer vergleichsweise langsamen Reaktionszeit eignet sich auch die elektrodermale Aktivität (EDA) nur bedingt. Dadurch können schnell aufeinanderfolgende Ereignisse nicht vollständig abgebildet werden, da sich die Aktivitäten verschiedener Ereignisse kumulieren (Fahr und Hofer 2013). Dennoch wird die Hautleitfähigkeit als Indikator in MRI-Evaluationen genutzt, da die Latenz zwischen Interaktion und EDA kurz genug ist (Kulić und Croft 2007). Diese beträgt je nach Literatur zwischen einer und fünf Sekunden oder einer und drei Sekunden (Boucsein 2012).

Neben den psychophysiologischen Merkmalen lassen sich noch weitere Merkmale des Anwenders während der Interaktion quantifizieren. Zu diesem Zweck lassen sich sichtbare

Reaktionen messen. Dazu gehören z. B. die Reaktionszeit bei einer Interaktion. Weicht die Reaktionszeit zwischen einer Mensch-Mensch-Interaktion und einer MRI nicht signifikant ab, zeigt dies, dass die Aktion des Roboters, z. B. eine Bewegung, vorhersehbar ist und der Anwender sich in der Interaktion sicher fühlt. Im Gegensatz dazu zeigt ein zögerndes und abwartendes Verhalten des Anwenders eine Unsicherheit in der Interaktion (Huber et al. 2008), z. B. wenn der Anwender sich unsicher in der Nähe des Roboters fühlt und sich nur zögerlich dem Roboter nähert. Alternativ kann die Interaktionszeit durch eine Unsicherheit auch verzögert werden, wenn der Anwender eilig nach dem Objekt greift, wenn der Griff auf den Anwender instabil wirkt. Folglich muss das Verhalten genau beobachtet und den Messungen zugewiesen werden.

Auch für objektive Anwenderbewertungen wurden standardisierte Methoden entwickelt. BEHAVE-II nutzt subjektive und objektive Metriken, um menschliche Reaktionen auf Roboterverhalten zu messen (Joosse et al. 2013). Dabei wird zwischen Einstellung und Verhalten des Anwenders unterschieden. Die Einstellung der Testperson gegenüber dem Roboter wird anhand eines Fragebogens bestimmt und das Verhalten anhand objektiver Messungen, wie Gesichtsausdruck oder der Anzahl der Schritte, die eine Testperson bei einer Ausweichbewegung macht. Die Zusammenfassung beider Kategorien ergibt die Anwenderbewertung. Die genauen Sensoren, Mess- und Analysemethoden werden im Kapitel 5.1 aufgezeigt.

2.7.3 Objektive Prozessbewertung

Objektive Prozessbewertungen finden sich nicht nur bei MRI, sondern werden bei fast allen technischen Systemen und Verfahren eingesetzt. Dabei werden primär die Erfolgsraten und Effizienzgrade bestimmt und verglichen. Die einzelnen Metriken variieren je nach Anwendungsbereich, sind zum Teil aber standardisiert, so werden z. B. die Genauigkeiten von Ansätzen aus der Bildverarbeitung an festgelegten Datensätzen und Methoden evaluiert. Wissenschaftliche Veröffentlichungen im Bereich Mensch-Roboter-Übergaben nutzen bei 73 % der untersuchten Arbeiten Prozessbewertungen zur Evaluierung ihrer Ansätze (Ortenzi et al. 2021). Dabei werden vor allem Indikatoren zur Erfolgsrate bzw. zur Messung von auftretenden Fehlern ausgewertet. Die unterschiedlichen Messmethoden der Erfolgsrate annullieren die Vergleichbarkeit der Ansätze. So definieren z. B. C. Shi et al. (2013) eine Übergabe als nicht erfolgreich, wenn der Empfänger das Objekt nicht entgegennehmen will. Für Quispe et al. (2014) ist die Erfolgsrate messbar an der Berechenbarkeit des Bewegungsplans. Grigore et al. (2013) werten eine Übergabe als nicht erfolgreich, wenn das Objekt fallengelassen oder nicht freigegeben wurde. Die Auswirkungen der Interaktion auf das Übergabeobjekt werden auch als Indikator für die Erfolgsrate herangezogen. Dabei werden hauptsächlich die auf das Objekt wirkenden Kräfte berücksichtigt (Chan et al. 2013; Medina et al. 2016; Parastegari et al. 2016). Die Bestimmung der Erfolgsrate im Rahmen dieser Arbeit ist für die Anforderung der Korrektheit von Bedeutung und ist dieser gleichzusetzen.

Die Effizienz eines Ansatzes wird bei Übergabeinteraktionen primär durch zeitliche Merkmale bestimmt. Diese Merkmale unterscheiden sich in der Wahl der zu betrachtenden Phase. In

diesem Sinn werden die Gesamtzeit der Interaktion (Prada et al. 2014; Vogt et al. 2018), die Wartezeit des Anwenders oder des Roboters (Zheng et al. 2015; Hoffman 2019) oder die Zeitspannen einzelner Subphasen (Medina et al. 2016; Aleotti et al. 2012; Chan et al. 2013) untersucht. Einzelne Zeitbedingungen sind anwenderspezifisch und können neben der Effizienz auch ein Indikator der objektiven Anwenderbewertung sein. Dabei können die Effekte konträr sein, z. B. ein schnelleres Zugreifen des Anwenders aus Sorge um die Stabilität des Objektes. Ferner kann die Effizienz anhand des Aufwandes des Anwenders bewertet werden. Hierbei wird der Aufwand z. B. an der benötigten Bewegung (Mainprice et al. 2012) des Anwenders bestimmt.

Eine objektive Prozessbewertung wird auch bei der Evaluierung der Anforderung **Genauigkeit** eingesetzt. Dabei werden Modelle mit ihren Referenzdaten verglichen. Der Vergleich erfolgt bei Robotertrajektorien zwischen der Ausführung und der Planung. Um Bewegungen vergleichen zu können, müssen diese quantifizierbar sein. Die dafür genutzten Bewegungsdaten kommen aus unterschiedlichen Quellen. Während die Daten von Menschen mithilfe unterschiedlicher Methoden aufgenommen werden können (siehe Kapitel 2.4.2), werden bei ausgeführten Roboterbewegungen die Gelenkwinkel mit internen Sensoren aufgezeichnet (Holzapfel et al. 2008). Gewöhnlich liegt eine Bewegung T als eine Menge an J Zeitreihen vor. Jede Zeitreihe x_T bildet dabei ein Gelenk oder ein Element der kartesischen Pose ab und besteht aus I Abtastpunkten. Folglich bietet sich für eine quantitative Messung der Referenzabstand

$$d_R(T) = \frac{1}{I \cdot J} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \frac{|x_T(i, j) - \bar{x}_R(i, j)|}{\sigma_R(j)} \quad (2.24)$$

an. Dieser vergleicht die Ähnlichkeit der Bewegung zu einer Referenzbewegung R . Diese wird anhand der Mittelwerte \bar{x} aufgenommener Bewegungen bestimmt. Die Standardabweichung $\sigma_R(j)$ der aufgenommenen Bewegungen wird als zeitvarianter Gewichtungsfaktor genutzt (Wolf et al. 2006). Jedoch müssen zur Bestimmung des Referenzabstandes alle Bewegungen in der Zeit normiert vorliegen.

Eine weitere Vergleichsmöglichkeit für Trajektorien ist die Betrachtung von Merkmalen. Hierfür können Werte der deskriptiven Statistik wie Extremwerte und deren Position sowie Amplituden und Mittelwerte herangezogen und verglichen werden (Wolf et al. 2006).

Auch die Genauigkeit bzw. Ähnlichkeit von Übergabekonfigurationen kann bestimmt werden. Dafür werden die Konfigurationen anhand von drei Variablen definiert: G_O^R beschreibt den Objektgriff des Roboters, ${}^R\xi_H$ bildet die Pose zwischen Anwender und Basis des Roboters ab und ${}^R\xi_E$ die Pose des Roboters zwischen Basis und EEF. Die Funktion zur Bestimmung der Ähnlichkeit zweier Konfigurationen $d(C_1, C_2)$ kann Werte im Intervall $[0, 1.0] \in \mathbb{R}$ annehmen. Dabei bildet 1.0 die genaue Übereinstimmung der Konfigurationen ab. Zur Ermittlung der Übereinstimmung der drei Variablen wird der arithmetische Mittelwert über die Distanzen der Variablen berechnet. Die Abweichung zwischen zwei Posen ξ_1 und ξ_2 wird anhand des euklidischen Abstandes und der maximalen Distanz berechnet $d(\xi_1, \xi_2) = 1 - \frac{\|\xi_1 - \xi_2\|_2}{\max(\xi_1, \xi_2)_{dist}}$ (Cakmak et al. 2011a).

2.8 Zusammenfassung

Kapitel 2.1 gab eine Einführung in den Verlauf von Objektübergaben. Anhand einer Übersicht von Phasenmodellen des aktuellen Stands der Technik wurde ein Phasenmodell für diese Arbeit gewählt. Dieses unterteilt die Übergabe in drei Phasen und sechs Aktivitäten, die hauptsächlich sequenziell und teilweise parallel verlaufen. Anhand der Aktivitäten ist der weitere Verlauf dieser Arbeit strukturiert. Dabei steht vor allem die Phase *Reach* im Fokus. Die Aktivitäten geben zudem eine Übersicht, welche Komponenten für ein RzM-Übergabe-System entwickelt werden müssen, und bieten einen Rahmen für Forschungsziel **Z1**.

Die Aktivität der Annäherung durch den Roboter wurde in Kapitel 2.2 aufgezeigt. Dabei sind die drei Merkmale Distanz, Geschwindigkeit und Richtung der Annäherung hervorgehoben. Die Distanz wurde anhand des Zonenmodells von Hall (1969) eingeordnet und von Anwendern bevorzugte Distanzen festgehalten. Auch für die Geschwindigkeiten wurde ein lineares Modell in Abhängigkeit zur Distanz aus aktuellen Arbeiten aufgegriffen. Dieses ermöglicht eine benutzerfreundliche Annäherung durch einen mobilen Roboter. Auch die Richtung, aus der sich der Roboter annähert, ist essenziell für die Benutzerakzeptanz. Anwender bevorzugen dabei frontale Annäherungen. Neben diesen Merkmalen wurden Navigationsplaner aus der Literatur aufgezeigt, die in Übergabeszenarien bisher eingesetzt werden. Da die *Approach*-Phase keinen zentralen Aspekt dieser Arbeit darstellt und keine Forschungsdefizite in Bezug auf die vorliegende Arbeit ausgemacht werden konnten, werden keine weiteren Forschungsfragen zu dieser Aktivität definiert. Im weiteren Verlauf wird deshalb nur auf die Implementierung und Einbindung der Annäherung für mobile Roboter eingegangen.

Während der Annäherung werden zwischen den Akteuren der Interaktion kognitive Signale ausgetauscht. Diese wurden in Kapitel 2.3 in drei Kategorien unterteilt und an Beispielen aufgezeigt. Die Kategorien (verbale Kommunikation, Blickkontakt und Gestik) unterscheiden sich anhand des Kanals, über den die Informationen gesteuert werden. Die Herausforderung dieses Aspekts liegt darin, die verschiedenen Signalkanäle mit der verfügbaren Hardware umzusetzen, um einen möglichst hohen Benutzerkomfort zu erreichen. So ist der Blickkontakt nur bei humanoiden Robotern möglich. Daher spielt vor allem der Kanal Gestik eine elementare Rolle in dieser Arbeit, da Gesten auch in den Bewegungsmodellen von Manipulatoren berücksichtigt werden. Folglich lässt sich dieser Aspekt dem Forschungsziel **Z2** zuordnen und die Forschungsfrage **F2-1** definieren:

F2-1 *Welche Gesten nutzt ein menschlicher Geber während des Reichens und wie kann ein Roboter diese ausführen?*

Der zentrale Aspekt dieser Arbeit wurde in Kapitel 2.4 herausgearbeitet. Dafür wurden zunächst die Grundlagen menschlicher Bewegungen untersucht. In diesem Rahmen wurden Bewegungsprimitive von Menschen und einfache anthropomorphe Bewegungsmodelle grundlegend aufgezeigt. Beide Abschnitte gaben einen Einblick, wie sich ein Mensch bewegt und welche Möglichkeiten er in seiner Bewegung hat. Diese Merkmale, wie das Fitt's Gesetz und das *two-thirds powerlaw*, müssen bei einer Modellierung berücksichtigt werden.

Anschließend an die Betrachtung der Bewegungen wurden die Grundlagen der Trajektoriengenerierung bei Robotern erläutert. Diese zeigten auf, welche Möglichkeiten es bei der Modellierung von anthropomorphen Bewegungen gibt. Hierbei ist anzumerken, dass das anthropomorphe Bewegungsmodell MJM identisch mit einer einfachen Roboter-Trajektorie ist, die anhand eines fünfgliedrigen Polynoms und den selben Randbedingungen definiert wird. Der Einblick in die Grundlagen zeigt zudem auf, dass die Modelle anhand des betrachteten Konfigurationsraums, kartesisch oder Gelenkwinkelraum, kategorisiert werden können. Aufbauend auf den generellen anthropomorphen Bewegungsmodellen wurden konkret Bewegungen für Übergaben betrachtet. Hierbei wurde zunächst auf die Bewegungen bei MzM-Übergaben eingegangen und Merkmale wurden aufgezeigt, die sich von generellen Bewegungen unterscheiden. Anschließend wurden bisherige Bewegungsansätze für RzM- und MzR-Übergaben aufgezeigt. Hier zeigte sich, dass ein Großteil der Arbeiten auf Modellen im kartesischen Raum aufbaut. Forschungsdefizite traten bei der Betrachtung der Initialarmhaltung auf. Dabei beschränkten sich alle Ansätze auf Bewegungen mit einer geringen Amplitude der z-Achse, indem das Objekt zum Start vor der Brust getragen wird. Jedoch sind Bewegungen, bei denen das Objekt zunächst seitlich am Körper getragen wird, anders eingeschränkt. So ist beispielsweise eine geradlinige Bewegung aufgrund einer Selbstkollision des Arms mit dem Torso nur bedingt möglich. Folglich ergeben sich die folgenden Forschungsfragen zum Forschungsziel **Z2**:

F2-2 *Wie sieht die Bewegung einer Übergabe zwischen Menschen aus, bei denen das Objekt zuvor seitlich am Körper getragen wird?*

F2-3 *Welche Unterschiede gibt es bei einer Übergabebewegung aus **F2-2** im Vergleich zu Übergabebewegungen aus anderen Szenarien?*

F2-4 *Welche Modelle lassen sich für die Modellierung der Übergabebewegung aus **F2-2** nutzen?*

F2-5 *Welche Einschränkungen haben die Modelle aus **F2-4**?*

Ein weiteres Defizit in der Entwicklung von Übergabebewegungen ist die Wiederverwendbarkeit und Übertragung von Modellen auf unterschiedliche Roboter. Daher stellt sich für die zu entwickelnden Modelle die Forschungsfrage **F2-6**:

F2-6 *Wie können die Modelle aus **F2-4** auf verschiedene Roboter übertragen werden?*

Werden alle Kriterien und Forschungsdefizite bei Übergabebewegungen bedacht, ergeben sich folgende Herausforderungen für diese Arbeit: Zunächst müssen die Daten der Bewegungen geeignet aufgezeichnet werden. Dafür muss eine geeignete Sensorik ausgewählt und ein zweckmäßiger Versuchsaufbau entwickelt werden. Auch der zu betrachtende Raum, Gelenkwinkelraum oder kartesischer Raum, ist dabei essenziell. Basierend auf diesen Daten muss anschließend die Roboterbewegung modelliert werden. Dieses Modell muss die qualitativen und quantitativen Merkmale der menschlichen Bewegung berücksichtigen. Dies beinhaltet den generellen Verlauf, Fitt's Gesetz und die Krümmung. Zudem muss das Modell auf diverse Roboter übertragbar sein.

Die Übergabebewegung endet in der Übergabekonfiguration. Folglich ist deren Bestimmung wesentlich für diese Arbeit. Die Übergabekonfiguration ist ein Aspekt von Forschungsziel **Z1**, da diese eine Komponente der Gesamtübergabe darstellt und durch die anderen Komponenten beeinflusst wird. In Kapitel 2.5 wurden diverse Arbeiten über die Auswahl einer geeigneten Übergabekonfiguration untersucht. Diese unterscheiden sich vor allem in der Wahl der Kontextparameter und der verwendeten Methoden. Forschungsdefizite hingegen fielen hinsichtlich der Betrachtung der verwendeten Roboter und Kontextparameter bzw. Kombinationen der Parameter auf. Folglich lassen sich Forschungsfragen für weitere Untersuchungen aufstellen. Dabei muss zunächst ein allgemeines Verständnis von akzeptierten Übergabekonfigurationen untersucht werden. Zusätzlich werden die Auswirkungen der Kontextparameter auf die Körperhaltung berücksichtigt. Aus den Ergebnissen der Sekundärforschung lässt sich ein Einfluss der objektbezogenen Kontextparameter und der Pose der Konfiguration vermuten. Deshalb werden in den nachfolgenden Kapiteln folgende Forschungsfragen betrachtet:

- F1-1** *Existiert ein allgemeines Verständnis von Übergabekonfigurationen, das sich in einem analytischen Modell abbilden lässt?*
- F1-2** *Welche Merkmale haben akzeptierte Übergabekonfigurationen bei unteraktuierten humanoiden Robotern?*
- F1-3** *Lassen sich Muster in der Armhaltung des Roboters bei akzeptierten Übergabekonfigurationen beobachten?*
- F1-4** *Haben der Objekttyp und der Griff Einfluss auf die Muster der Roboterarmhaltung aus F1-3?*

Ein weiteres Forschungsdefizit ergibt sich bei der Betrachtung der vorliegenden Ansätze bezüglich der Höhe der Konfiguration. Zwar wird diese anhand der Kontextparameter Größe oder Körperhaltung des Anwenders bestimmt, aber nicht anhand deren Kombination. Jedoch ist anzunehmen, dass die Höhe der Übergabe bei stehenden Anwendern mit einem anderen Modell bestimmt werden kann als bei einem sitzenden Anwender. Daraus ergibt sich folgende zu untersuchende Forschungsfrage:

- F1-5** *Beeinflusst die Kombination aus Größe und Körperhaltung des Anwenders die Höhe von akzeptierten Übergabekonfigurationen?*

Mit dem Erreichen der Übergabekonfiguration beginnt die Transferphase der Übergabe. Diese wurde in Kapitel 2.6 untersucht. Nach einer Betrachtung von Transferphasen bei MzM-Übergaben wurden Ansätze basierend auf drei verschiedenen Sensoren dargelegt. Hierbei wird je nach verfügbarer Hardware zwischen extrinsischen Lasten sowie taktilen und visuellen Informationen unterschieden. Die Herausforderung hierbei besteht in der Implementierung der unterschiedlichen Hardware der Roboter sowie deren Einbindung in das Gesamtsystem. Zudem benötigen die meisten Ansätze geeignete Schwellenwerte, die auf die Situation und den Roboter angepasst werden müssen. Die Idee liegt nahe, einen

dynamischen Ansatz zu nutzen, der ohne manuelle Schwellenwerte auskommt oder anhand von komplexeren Kriterien entscheidet.

Das abschließende Kapitel 2.7 befasste sich mit den Evaluierungsmöglichkeiten für MRI. Hierbei wurden Bewertungsmethoden in drei Kategorien herausgearbeitet. Bei der Prozessbewertung werden Kennzahlen der verschiedenen Modelle und Implementierungen genutzt, um diese miteinander zu vergleichen. Dafür wurden zwei Methoden zum Vergleich von Trajektorien und Übergabekonfigurationen dargelegt. Ferner wurde im Rahmen der Evaluierung im Forschungsziel **Z3** auf die Anwenderbewertungen eingegangen. Diese unterteilten sich in die subjektive Wahrnehmung anhand von Fragebögen und Interviews und in die objektiven Anwenderbewertungen, anhand Kennzahlen die aus dem Anwenderverhalten entnommen werden. Eine geeignete Evaluation setzt alle drei Bewertungsmethoden ein, um die folgenden Forschungsfragen zur Evaluierung der Übergaben zu beantworten. Dabei muss zunächst ermittelt werden, wie sicher und akzeptabel Anwender die Interaktion mit einzelnen Robotern empfinden, um eine Ausgangslage für weitere Evaluationen zu erlangen. Da vor allem die unterschiedlichen Bewegungsmodelle untersucht werden müssen, werden diese anhand der Anforderungen aus Kapitel 1.3 evaluiert und verglichen. Ferner liegt die Frage nahe, ob Anwender auf den unterschiedlichen Roboter verschiedene Modelle bevorzugen.

F3-1 *Wie sicher fühlen sich Nutzer bei der Übergabe-Interaktion mit dem in dieser Arbeit vorgestellten Robotersystem?*

F3-2 *Wie unterscheiden sich die Qualitätsmaße aus Kapitel 1.3 zwischen den verschiedenen Modellen aus **Z2**?*

F3-3 *Gibt es Unterschiede in den Anforderungen bei den Modellen aus **Z2** auf unterschiedlichen Robotern?*

Die aufgelisteten Forschungsfragen bilden die Grundlage für den übrigen Verlauf dieser Arbeit. Dafür befassen sich die nächsten Kapitel jeweils mit den Fragen eines Forschungsziels. Die Komponenten werden prototypisch entwickelt und in einzelnen Evaluationen bzgl. einzelner Anforderungen bewertet. Eine finale Einschätzung erfolgt in Kapitel 5.

Robotersystem zur Übergabe von Objekten

Aufbauend auf den Ergebnissen der Literatur aus Kapitel 2 beschreibt dieser Abschnitt die praktische Umsetzung eines Robotersystems sowie Ergebnisse von Untersuchungen offener Forschungsfragen und konzeptionelle Lösungen einzelner Übergabephasen. Das System ermöglicht die Übergabe von Objekten und die Evaluierung von anthropomorphen Bewegungen. Zu Beginn des Kapitels wird anhand der Herausforderungen und Forschungsfragen die Entwicklung des Systems hergeleitet. Aufbauend auf den Forschungsfragen erfolgt eine Darstellung der verwendeten Hardware sowie Spezifika des Aufbaus und der Umgebung. In den daran anschließenden Abschnitten wird das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Softwaresystem Anthropomorph Robot Handover System (ARoHS) beschrieben. Dieses ist modular aufgebaut, um eine Generalisierung des Systems auf verschiedene Roboter zu ermöglichen. Daher wird zunächst auf die Softwarearchitektur im Allgemeinen und anschließend auf die entwickelten Module im Detail eingegangen. Hierbei werden die Funktionalität, die zugrunde liegenden Ansätze und die Beziehungen der Module untereinander beschrieben. Detaillierte Realisierungen der Implementierung in Form von Klassen und Methoden werden nicht betrachtet, stattdessen werden Methodiken und Algorithmen beschrieben. Zudem liegt der Fokus nur auf Modulen, die im Kontext der vorliegenden Arbeit entwickelt wurden. Ergebnisse von Studien, die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführt wurden, werden zur Beantwortung von offenen Forschungsfragen aus Kapitel 2.8 herangezogen.

Zur Beantwortung der Forschungsfragen aus Kapitel 2.8 und der Evaluierung der anthropomorphen Bewegungen ist die Entwicklung eines Übergabesystems obligatorisch. Dieses System soll in der Hauptsache unabhängig von der verwendeten Hardware und daher einfach an verschiedene Roboter adaptierbar sein. Das für diese Arbeit entwickelte Übergabesystem orientiert sich an den Benutzeranforderungen und den geforderten Systemeigenschaften der Studie BA aus Abschnitt 1.3. Die Herausforderung besteht darin, diese Eigenschaften für die unterschiedlichen Robotersysteme umzusetzen, da die Möglichkeiten je Roboter limitiert sind. Neben den technischen Herausforderungen werden Eigenschaften betrachtet, die das Erscheinungsbild von nicht-humanoiden Robotern anthropomorph wirken lassen, wie beispielsweise die Initialhaltung oder die Abbildung menschlicher primitiver Bewegungen auf die Roboterelenke.

Das Übergabesystem besteht aus mehreren Komponenten, die jeweils einen Teilaspekt betrachten. Einige dieser Komponenten decken dabei allgemeine Anwendungen, beispielsweise die Roboter-Navigation oder Personendetektion, ab. Andere Komponenten sind hingegen sehr spezifisch auf die Übergabe festgelegt, wie die Transferdetektion und die Generierung

der Übergabekonfiguration. Jede Komponente kann mit diversen Ansätzen umgesetzt werden oder ist bereits in bestehenden Systemen umgesetzt worden. Einige Systeme sind davon bereits in Kapitel 2 aufgezeigt.

3.1 Robotersysteme

Aus den Forschungsfragen **F2-6** und **F3-3** ergibt sich die Implementierung der Übergabe für verschiedene Robotersysteme. Im Rahmen dieser Arbeit werden drei unterschiedliche Roboter eingesetzt, die sich zum einen in den DoF ihrer Manipulatoren, zum anderen im Typ unterscheiden. Um verschiedene Kategorien von Robotern widerzuspiegeln, wird neben industriellen Manipulatoren auch ein humanoider Roboter betrachtet. Konkret handelt es sich bei den Robotern um einen humanoiden PEPPER von ALDEBARAN ROBOTICS und SOFTBANKn einen PANDA von FRANKA EMIKA und einen KUKA YOUNBOT Arm. Im Folgenden wird auf die technischen Spezifikationen sowie die verfügbare Sensorik und Motorik der einzelnen Roboter eingegangen.

3.1.1 SoftBank Pepper

Der PEPPER ist ein humanoider Roboter, der die Weiterentwicklung des NAO Roboter darstellt. Während der Roboter hauptsächlich für die kMRI entwickelt wurde, kann er zudem zur Unterhaltung in Pflege- und Altenheimen, sowie bildungs- und sozialfördernden Einrichtungen, eingesetzt werden. Mit seinem menschenähnlichen Aussehen wird er zudem als Werbemittel und Informationsgeber in Verkaufsräumen oder auf Kreuzfahrtschiffen verwendet. Ferner wird PEPPER als Standardplattform für kMRI im RoboCup@Home benutzt. Der Roboter ist 1210 mm hoch, bzw. 1355 mm bei nach oben ausgestreckten Armen, und wiegt 28 kg. Die Nutzlast eines Arms beträgt 0.5 kg. Der Roboter besteht aus drei zentralen Komponenten: Der mobilen Basis, dem Torso mit Tablet-PC und zwei Armen sowie dem Kopf mit Sensoren und Aktoren zur Interaktion mit Anwendern (Softbank Corp. 2018b).

Die mobile Basis verfügt über drei omni-direktionale Rollen, die eine maximale Geschwindigkeit von 0.83 m/s ermöglichen. Neben den Aktoren sind mehrere Sensoren zur Navigation und Kollisionsvermeidung in der Basis verbaut. Neben drei Stoßfängern bestimmen zwei Ultraschallsensoren die Distanz zu Hindernissen. Dabei wird eine Zone im Bereich zwischen 0.3 m und 5.0 m nach vorne und hinten beobachtet. Ferner ist der Roboter mit drei Lasersensoren ausgerüstet, welche die Umgebung anhand von Laserlinien aus sechs Lasergeneratoren wahrnehmen können. Zusätzlich werden Hindernisse mit zwei Infrarotsensoren detektiert (Softbank Corp. 2018a). Die mobile Basis ist mit dem Torso über zwei Rotationsgelenke verbunden. Diese ermöglichen das Rollen und Nicken des Torsos (Softbank Corp. 2018b).

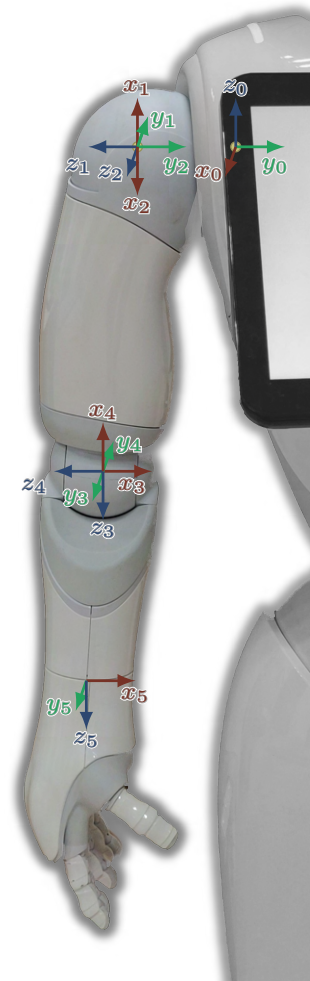
Am Torso von PEPPER sind zwei Arme mit jeweils fünf Drehgelenken befestigt. Einzelnen betrachtet, sind diese als unteraktuiert zu kategorisieren. Die kinematische Kette des rechten



(a) Endeffektor von PEPPER

i	α_i (rad)	a_i (m)	d_i (m)	θ_i (rad)
1	0	0.0	0.086	θ_1
2	$\pi/2$	0.181	0.0	θ_2
3	$-\pi/2$	0	0.015	θ_3
4	$\pi/2$	0.15	0	θ_4
5	$-\pi/2$	0	0.023	θ_5

(b) Denavit-Hartenberg Parameter



(c) Manipulator mit Koordinatenachsen der Gelenke

Abb. 3.1.: Kinematische Kette des rechten Arms von PEPPER nach Softbank Corp. (2018b)

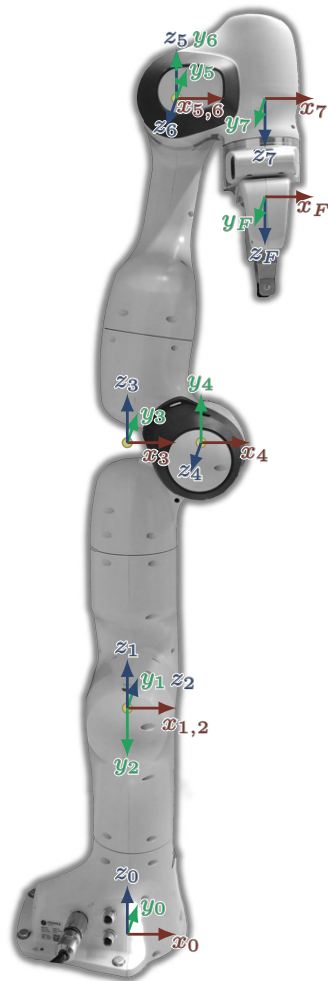
Arms ist in Abbildung 3.1 dargestellt. Neben dem Motor sind in jedem Gelenk Sensoren für die Gelenkposition (magnetischer Rotationsencoder), die benötigte Stromstärke und die Temperatur des Motors verbaut. Zudem kann für jedes Gelenk die Steifigkeit eingestellt werden, indem der elektrische Strom am Motor limitiert wird. Die Greifer von PEPPER sind semi-anthropomorph. Jeder Greifer hat vier Finger mit jeweils drei Gliedern und einen Daumen mit zwei Gliedern. Obwohl somit mehrere DoF gegeben sind, verfügt die Hand über einen einzelnen Motor bzw. *Degree of Actuator* (Softbank Corp. 2018b). Die maximale Öffnung zwischen Daumen und kleinem Finger beträgt 14 cm. Aufgrund dieser geringen Kapazitäten und Bewegungsfreiheiten ist die Anzahl der möglichen Griffe beschränkt auf die Kategorien *Power-Palm* bei einem abgespreizten Daumen und *Precision-Pad 2-5* (Feix et al. 2016). In jedem Greifer sind neben den Sensoren, die auch bei den anderen Gelenken verbaut sind, kapazitive Berührungssensoren im Handrücken montiert. Diese dienen als Interaktionsmöglichkeit für den Anwender. Zu diesem Zweck ist ein Tablet-PC auf der Brust des Torsos verbaut. Dieses ermöglicht es dem Anwender Informationen mitzuteilen.

Oberhalb des Torsos ist der Kopf des Roboters befestigt. Mithilfe von zwei Motoren kann der Kopf genickt und geneigt werden. Ähnlich dem menschlichen Vorbild wird der Kopf zur Interaktionsmöglichkeit mit dem Anwender genutzt. Dafür sind Mikrofone und Lautsprecher zur verbalen Kommunikation und LED Ringe in den Augen zur Simulation von Blickkontakten verbaut. Die verbale Kommunikation wird von Softwaremodulen zur Spracherkennung und -generierung gestützt. Ferner sind im Kopf weitere Sensoren verbaut. Neben kapazitiven Berührungssensoren auf der Oberseite des Kopfes werden vor allem visuelle Sensoren eingesetzt. Diese setzen sich aus zwei 2-D-Kameras und einem Tiefensensor zusammen. Die eine Kamera ist in der Stirn verbaut und hat eine frontale Perspektive, während die andere Kamera im 40° Winkel nach unten gerichtet ist (Softbank Corp. 2018a). Die Kameras bieten eine Auflösung von 2560×1920 Pixel mit einer Frequenz von 1 Bilder/s (FPS) oder 640×480 Pixel mit 30 FPS. Der Tiefensensor ist ein ASUS XTION 3D Sensor, der in den Augen des Roboters verbaut ist. Dieser kann zur Navigation und zur Erkennung von Gegenständen und Anwendern genutzt werden. Der PEPPER Roboter wird über das proprietäre Betriebssystem LINUX NAOQI gesteuert. Dieses läuft auf einem internen PC mit einem ATOM QUAD CORE Prozessor mit 1.91 GHz und 4 GB RAM. Eine On-Board-Grafikkarte ermöglicht die Auslagerung von Bildverarbeitungsalgorithmen. Ein Großteil der Leistung des Rechners wird für die Hintergrundprozesse des Roboters genutzt (Softbank Corp. 2018c). Um externe Rechenleistung zu nutzen, kann eine Schnittstelle zum Robot Operating System (ROS) eingesetzt werden.

3.1.2 Franka Emika Panda Arm

Der PANDA Arm ist ein Leichtbau-Manipulator, der für kollaborative Arbeiten entwickelt wurde. Der Arm wiegt 18 kg, hat eine maximale Reichweite von 855 mm und kann bis zu 3 kg heben. Ausgestattet ist der Roboter mit sieben Drehgelenken und folglich sieben DoF, womit er als überaktuiert eingeordnet wird. An jedem Gelenk sind Drehmoment-Sensoren, die eine schnelle Erkennung und Reaktion auf Kollisionen ermöglichen. Die Kombination aus Sensoren und drehmomentgesteuerten Gelenken lässt eine Steuerung der Steifigkeit der Gelenke und eine präzise Kraftaufbringung zu. Die kinematische Kette und der Greifer des Roboters sind in Abbildung 3.2 aufgezeigt.

Der PANDA wird über das Franka Control Interface (FCI) angesteuert, welches über eine TCP/IP-Ethernet-Verbindung mit der Steuereinheit am Arm kommuniziert. Das FCI ermöglicht eine Einbindung in das ROS Umfeld. Der Arm wird in mehreren Modi angesteuert. So kann mit Bewegungsgeneratoren im Gelenkwinkelraum die Gelenkposition q_C und die Gelenkgeschwindigkeit \dot{q}_C sowie im kartesischen Raum die Pose ${}^O P_{EEF,C}$ und die Geschwindigkeit ${}^O \dot{P}_{EEF,C}$ inklusive der Haltung des Ellbogens gesteuert werden. Der EEF des PANDA ist ein Parallelgreifer mit zwei Fingern. Die Spannweite der Finger beträgt 80 mm. Die Geschwindigkeit liegt bei 50 mm/s pro Finger. Der Greifer ermöglicht einen kontinuierlichen Griff mit maximal 70 N. Nach der Griff-taxonomie von Feix et al. (2016) sind die Griffmöglichkeiten des Roboters auf die Kategorie *Precision-Pad-2* und den Griff *Parallel Extension* beschränkt.



(a) Manipulator mit Koordinatenachsen der Gelenke



(b) Endeffektor des PANDA

i	α_i (rad)	a_i (m)	d_i (m)	θ_i (rad)
1	0	0	0.333	θ_1
2	$-\pi/2$	0	0	θ_2
3	$\pi/2$	0	0.316	θ_3
4	$\pi/2$	0.0825	0	θ_4
5	$-\pi/2$	-0.0825	0.384	θ_5
6	$\pi/2$	0	0	θ_6
7	0	0.088	0	θ_7
Flansch	0	0.107	0	0

(c) PANDAS Denavit-Hartenberg Parameter

Abb. 3.2.: Kinematische Kette des PANDA nach Franka Emika GmbH (2017).

3.1.3 KUKA youBot Arm

Der YOUBOT-Arm ist ein Manipulator, der vor allem in Forschung und Lehre eingesetzt wird. Zudem wird er von Teams beim RoboCup@work verwendet. Er hat ein Eigengewicht von 5.3 kg bei einer Nutzlast von 0.5 kg. Die maximale Höhe des Arms beträgt 656 mm. Der Arm ist mit fünf Drehgelenken respektive fünf DoF unteraktuiert. Die kinematische Kette des YOUBOT-Arms und der EEF sind in Abbildung 3.3 beschrieben. Der Arm wird mittels eines Arbeitsplatzrechners gesteuert. Die Verbindung zwischen Rechner und Arm ist mit dem ETHERNET FOR CONTROL AUTOMATION TECHNOLOGY (Jansen und Buttner 2004) mit einer 1 kHz Frequenz umgesetzt. Über diese Schnittstelle können die Gelenkpositionen q_C und -geschwindigkeiten \dot{q}_C angesteuert werden. Weitere Steuerungsmodi wie beim PANDA Arm sind nur indirekt über die ROS Schnittstelle möglich. Aufgrund der geringen Anzahl an

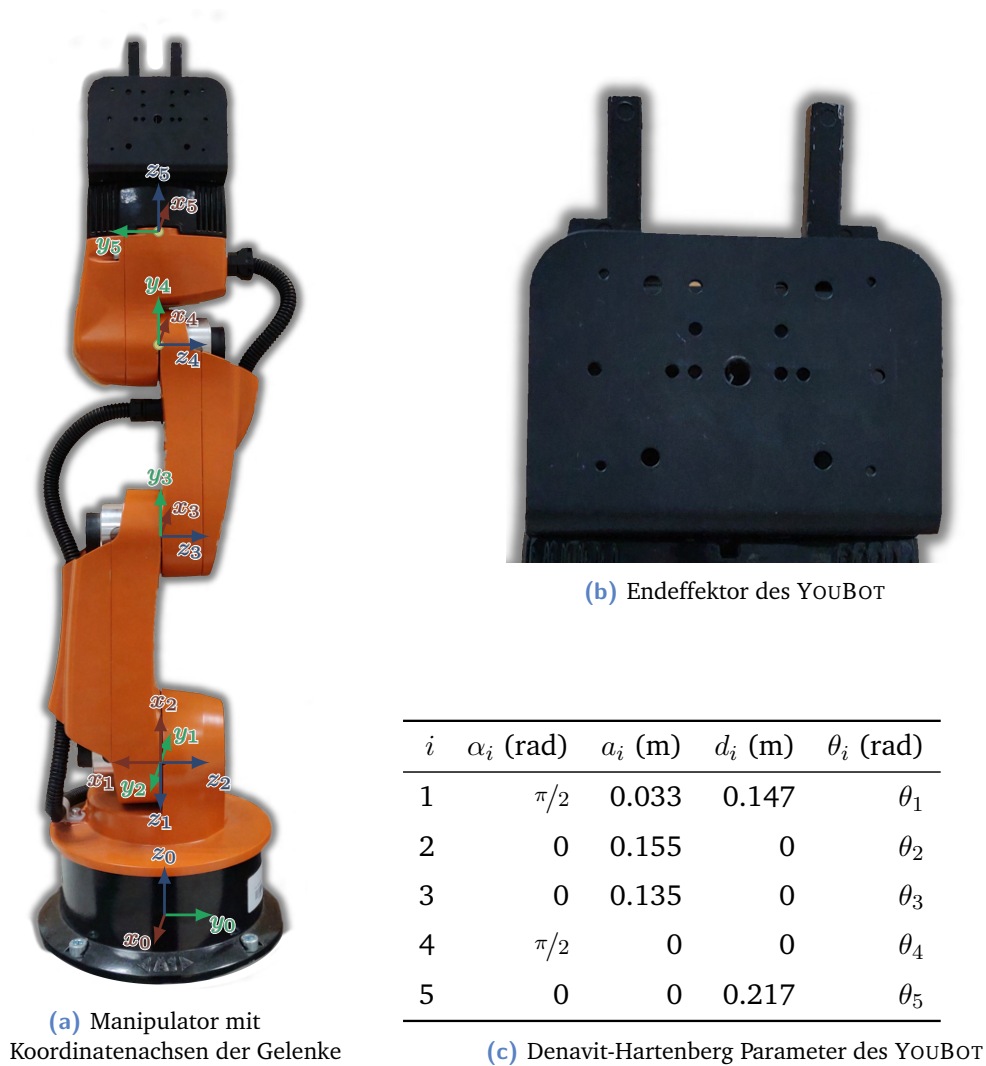


Abb. 3.3.: Kinematische Kette des YOUBOT nach Florek-Jasińska (2015).

Gelenken ist eine geometrische Bestimmung der IK möglich. Der EEF des YOUBOT Arms ist ebenfalls ein Parallelgreifer mit zwei Fingern. Der Verfahrensweg der Greifer beträgt 20 mm bei einer Spannweite von 70 mm. Durch den Aufbau gelten dieselben Einschränkungen für die möglichen Griffe wie beim PANDA.

3.1.4 Zusätzliche visuelle Sensorik

Zur Steigerung der sensorischen Möglichkeiten wird für den PANDAN und den YOUBOT jeweils ein externer visueller Sensor verwendet. Diese Sensoren sind starr montiert und so positioniert, dass der Manipulator den Anwender während der Übergabe nur partiell verdeckt und essenzielle Komponenten z. B. der EEF sichtbar sind. Primär wird hierbei eine ähnliche Anordnung zwischen Arm und Kamera bevorzugt wie beim PEPPER-Roboter. Dieser Aufbau ist beim PANDA-Roboter aufgrund der Höhe nicht realisierbar, weshalb der Sensor auf

Höhe des Basis-Gliedes des Roboters montiert ist. Da die eingesetzten Sensoren neben einem Farbbild auch Tiefenbilder aufnehmen, sind die Sensoren in einem genügenden Abstand zu potenziellen Übergabepositionen montiert.

Analog zu der Verwendung verschiedener Roboter wird in dieser Arbeit unterschiedliche Hardware für die visuellen Sensoren genutzt, um eine Hardware-Unabhängigkeit der Entwicklung zu erreichen. Für den PANDA-Roboter wird eine INTEL REALSENSE D435¹ Kamera eingesetzt. Diese nimmt Farbbilder in einer maximalen Auflösung von 1920×1080 Pixeln und mit einer Aufnahmezeit von 30 FPS auf. Die Tiefenbilder haben eine maximale Auflösung von 1280×720 Pixeln und einer Bildrate von 30 FPS. Beim YUBOT-Manipulator ist wie beim PEPPER-Roboter eine ASUS XTION PRO LIVE Kamera montiert. Diese nimmt Farbbilder mit einer maximalen Auflösung von 1280×480 Pixeln und einer Framerate von 30 FPS und Tiefenbilder mit 640×480 Pixeln und 30 FPS auf. Beide Kameras sind mit einem PC verbunden, der die Bilder filtert, synchronisiert, Merkmale bestimmt und diese Daten in das ROS einspielt.

Die spezifischen Parameter der Kameras wie intrinsische Parameter oder die Korrekturmatrix zwischen RGB- und Tiefensensor wurden zuvor unter Anwendung des ROS CAMERA CALIBRATION Paketes (Bowman und Mihelich 2020) ermittelt.

3.1.5 Roboterumgebung

Zur Evaluation des Systems wird dieses auf den drei Robotern umgesetzt. Dies erfordert neben spezifischen Komponenten für die Ansteuerung der Roboter-spezifischen Aktoren und Sensoren die Verwendung zusätzlicher Sensorik. Die Positionierung der Roboter und der externen Sensoren und die Umgebung, in der das Szenario dieser Arbeit stattfindet, sind in Abbildung 3.4 dargestellt. Hierbei sind die beiden Manipulatoren auf demselben Tisch montiert und haben ihren Interaktionsraum in derselben Richtung. Dieser ist je nach Roboter farblich markiert (PANDA: blau, YUBOT: grün, PEPPER: rot). Die externen Sensoren sind jeweils hinter dem Roboter platziert und deren Sichtfeld schraffiert dargestellt. Die beiden verschiedenen Kegel der Kamera, die dem PANDA zugewiesen ist, basieren auf den unterschiedlichen Sichtfeldern von Farb- und Tiefenbild. Gegenüber der Roboter befinden sich Arbeitsplätze zur Überwachung und Steuerung.

3.1.6 Gelenkzuordnung und Initialhaltung

Neben den Bewegungen der Roboter ist auch deren Erscheinungsbild ein Faktor, der die Menschenähnlichkeit beeinflusst. Bei PEPPER und humanoiden Robotern im Allgemeinen ist diese Ähnlichkeit bei der Entwicklung berücksichtigt worden. Manipulatoren hingegen sind unabhängig menschlicher Formen entwickelt. In dieser Arbeit werden zwei Methoden angewendet, um dieses Defizit zu reduzieren. Zum einen wird dem Anwender durch

¹<https://www.intelrealsense.com/depth-camera-d435/>

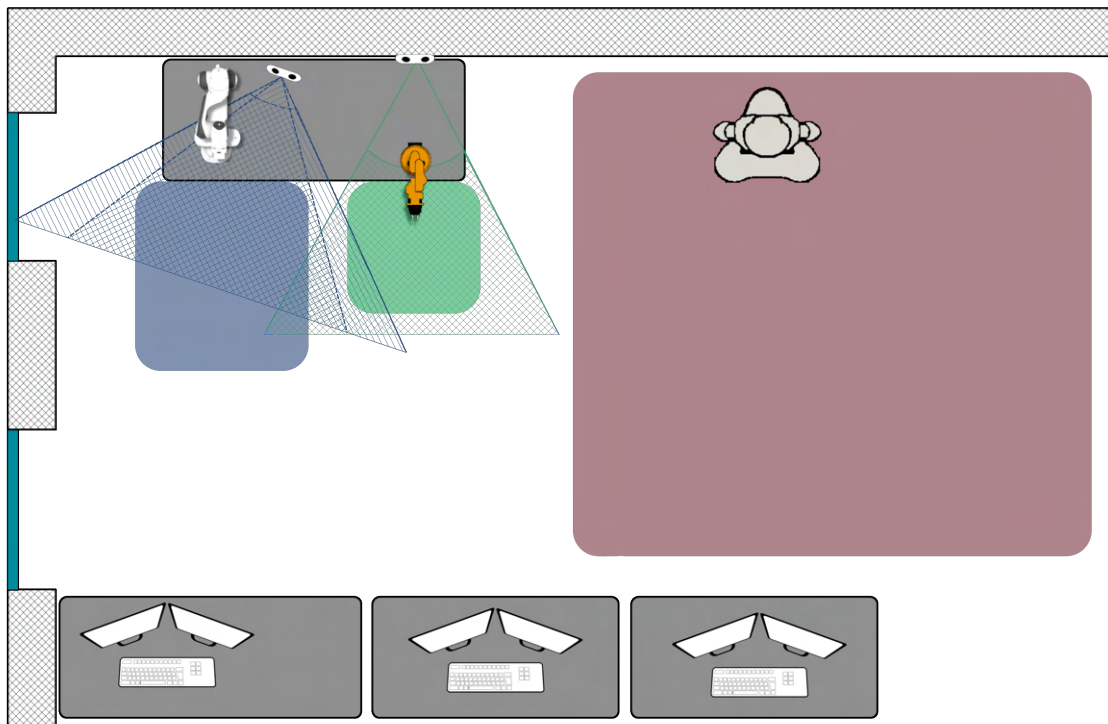


Abb. 3.4.: Übersicht der Roboterumgebung mit den drei Robotern und den externen Sensoren. Die Farbflächen stellen den Interaktionsbereich für die einzelnen Roboter und die schraffierten Flächen die Sichtbereiche der externen visuellen Sensoren dar.

die Initialhaltung eine Ähnlichkeit zum Menschen suggeriert, zum anderen werden die Bewegungsprimitiven des Menschen (siehe Kapitel 2.4.1) den Gelenken der Roboter zugeordnet.

Primitive Bewegung	PEPPER	PANDA		YUBOT	
		Var. 1	Var. 2	Var. 1	Var. 2
Schulter					
Flexion und Extension	j_1	j_2	j_4	j_3	j_1
Adduktion und Abduktion	j_2	—	j_3	—	j_2
Horizontale Adduktion und Abduktion	—	j_1	—	j_1	—
Mediale und Laterale Rotation	j_3	j_3	j_5	—	—
Ellbogen					
Flexion und Extension	j_4	j_4	j_6	j_4	j_3
Unterarm					
Pronation und Supination	j_5	j_5	j_7	j_5	j_5
Handgelenk					
Flexion und Extension	—	j_6	—	—	—
Ulnar- und Radialdeviation	—	—	—	—	—

Tab. 3.1.: Zuordnung der primitiven Bewegungen des menschlichen Arms auf die Robotergelenke

Die Bewegungen des menschlichen Arms werden üblicherweise durch ein Zusammenspiel von zwei Muskeln umgesetzt. Analog dazu lassen sich diese Bewegungen Gelenken bzw. Aktoren eines Robotersystems zuweisen. Hierbei entspricht jede Gruppe an primitiven Bewegungen, beispielsweise Flexion und Extension des Ellbogens, einem Gelenk. Eine Übersicht über die Zuordnungen ist in Tabelle 3.1 dargestellt. Die Zuweisung der primitiven Bewegungen folgt einem natürlichen Modell. Ausgehend von dem Gelenk, das dem EEF am nächsten liegt, werden die primitiven Bewegungen einem adäquaten Gelenk zugewiesen. Als adäquat gilt ein Gelenk, wenn die Rotationsachse des Gelenkes mit der Rotationsachse der primitiven Bewegung übereinstimmt. Dafür werden die Werte der Denavit-Hartenberg-Parameter des menschlichen Arms sowie der Roboter genutzt. Da der menschliche Arm bei Betrachtung der Gelenksysteme Schulter, Ellbogen, Unterarm und Handgelenk acht primitive Bewegungen durchführen kann und die Roboter maximal sieben Gelenke aufweisen, werden bei der Zuordnung einzelne primitive Bewegungen nicht zugewiesen. Zuvorderst bieten sich hierfür die primitiven Bewegungen des Handgelenkes an, da diese den geringsten Effekt auf die Position des EEF haben und beim PEPPER-Roboter nicht vorhanden sind. Insbesondere die Deviation des Handgelenkes lässt sich mit keinem der Roboter umsetzen. Eine weitere Besonderheit stellt die Schulter dar. Hierbei ist es möglich, durch die Kombination von primitiven Bewegungen eine andere Bewegungsprimitive anzunähern. Dadurch ist die Zuweisung der Gelenke nicht für alle Roboter eindeutig und es werden im folgenden zwei Alternativen betrachtet, wenn eine eindeutige Zuweisung für den Roboter nicht möglich ist.

Die Zuordnung beim PEPPER-Roboter ist aufgrund der humanoiden Bauweise eindeutig und basiert auf der Position der Gelenke und deren Rotationsachse. Da der Roboter-Arm nur fünf DoA hat, entfallen die primitiven Bewegungen des Handgelenks und die horizontale Adduktion und Abduktion der Schulter. Diese lässt sich teilweise durch die Kombination aus Flexion bzw. Extension und Adduktion bzw. Abduktion der Schulter kompensieren. Der Unterarm-Oberarm-Index beträgt bei PEPPER 83 % und ist somit größer als der Durchschnittsindex bei Menschen.

Beim PANDA-Manipulator sind verschiedene Zuordnungen möglich. Die beiden hier vorgestellten Varianten unterscheiden sich an der Einteilung der Schulterbewegungen. In Variante 1 wird die erste Gelenkgruppe (Gelenke 1 bis 2) über der Basis den Schulterbewegungen zugewiesen und in Variante 2 die zweite Gelenkgruppe (Gelenke 3 bis 5). Die weiteren primitiven Bewegungen ergeben sich anhand der Reihenfolge der Gelenke sowie deren Rotationsachse. Da der Arm sieben DoA hat, ergibt sich für Variante 1 eine Abbildung bis zur Flexion bzw. Extension des Handgelenks. Variante 2 bildet die Bewegungen bis zum Unterarm ab. Die Deviation des Handgelenks kann bei beiden Varianten nicht durchgeführt werden. Dabei wurde bei Variante 1 die Flexion der Deviation bevorzugt, da anhand dieser die Neigung des Objektes korrigiert werden kann, und die Deviation lediglich die Rotation des Objektes um seine z-Achse beeinflusst. Die beiden Variationen weisen zudem unterschiedliche Unterarm-Oberarm-Indizes auf. Dabei ist der Index bei Variante 1 mit 59 % kleiner als der Mittelwert bei menschlichen Indizes. Bei Variante 2 hingegen ist der Index mit 121 % größer als der Durchschnitt. Bei der Betrachtung der technischen Umsetzbarkeit

der beiden Varianten stechen zwei Argumente für die Verwendung der zweiten Variante hervor. Einerseits ist bei der zweiten Variante die Zuordnung der Gelenke der Zuordnung des PEPPER-Roboters ähnlich und setzt die gleichen primitiven Bewegungen um, andererseits verhindert bei der ersten Variante die Limitierung des zweiten Gelenkes sowie die sich unter dem Roboter befindliche Tischplatte eine Armhaltung, bei der der Arm nach unten gestreckt ist. Dies ist jedoch unter anderem für die Initialpose notwendig. Folglich wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit die zweite Variante der Zuordnung genutzt.

Auch bei dem YUBOT sind mehrere Variationen möglich, wobei die beiden folgenden Varianten ebenfalls in der Zuordnung der primitiven Schulter variieren. Um diese unterschiedlichen Varianten umzusetzen, muss der Arm unterschiedlich montiert werden. Bei Variante 1 ist die z-Achse der Basis z_0 parallel zur z-Achse des Weltkoordinatensystem im Szenario ausgerichtet, während bei Variante 2 z_0 orthogonal und y_0 parallel zur z-Achse ausgerichtet sind. Dadurch ergibt sich, dass die Flexion/Extension der Schulter bei der ersten Variante mit dem dritten Gelenk und bei der zweiten Variante mit dem ersten Gelenk ausgeführt wird. Dies hat bei Variante 1 zur Folge, dass die Adduktion bzw. Abduktion nur indirekt durch die horizontale Bewegung durchgeführt werden kann. Da das erste und das letzte Gelenke beim YUBOT orthogonal zu ihren benachbarten Gelenken ausgerichtet sind, und die restlichen Gelenke immer achsparallel sind, entfällt bei beiden Variationen sowohl die Rotation der Schulter als auch die Bewegungsprimitiven des Handgelenkes. Durch die Reduktion der Schulterrotation ergeben sich fixe Bewegungsachsen für die Flexion/Extension des Ellbogens. Dies ist relevant bei einer geeigneten Haltung für die Übergabekonfiguration und reduziert zudem die Möglichkeiten der lokalen Synchronisation auf eine einzelne Bewegungsdimension, wenn der Arm zur Übergabe nach vorne (positive x-Achse) ausgestreckt ist. In Bezug zur Menschenähnlichkeit des Unterarm-Oberarm-Index unterscheiden sich die beiden Varianten, wobei beide Indizes größer sind als der Mittelwert menschlicher Indizes. Dabei ist der Index der zweiten Variante mit 220 % aufgrund der Summe der Glieder 4 und 5 größer als die der ersten Variante mit 160 %. Somit weichen die beiden Variationen des YUBOT im Vergleich zu den anderen Robotern am meisten ab. Ähnlich zu den Varianten beim PANDA ergeben sich bei der technischen Umsetzung beider Varianten Beeinträchtigungen. So wird bei der ersten Variante zusätzlich j_2 bewegt, um eine Armhaltung nach unten zu erreichen, wohingegen bei der zweiten Variante die Basis des Roboters in ausreichender Entfernung zur darunterliegenden Oberfläche montiert werden muss.

Abhängig von der Zuordnung der Bewegungsprimitiven ist auch die initiale Körperhaltung der Reichen-Bewegung. Diese nimmt der Roboter ein, nachdem er das Objekt gegriffen hat und auf den Start der Interaktion wartet. Auch während der Annäherung wird diese Haltung vom mobilen Roboter eingenommen. Generell sind mehrere Armhaltungen möglich. Diese sind in der Literatur häufig mit der Haltung identisch, mit denen das Objekt aufgenommen wurde. Daher wird die Initialhaltung selten erwähnt oder betrachtet. Eine systematische Realisierung in der bisherigen Forschung ist das Tragen des Objektes vor dem Torso auf Höhe der Brust. Dies erhöht die Sichtbarkeit des Objektes für den Empfänger und reduziert die Reichen-Bewegung größtenteils auf die xy-Ebene. Da in dieser Arbeit primär diese Bewegung und deren Auswirkungen auf den Anthropomorphismus und die Benutzerakzeptanz der



Abb. 3.5.: Initialhaltung der Roboter, nachdem das Objekt gegriffen wurde und bevor es gereicht wird. Da der *carrying angle* bei dem YOUNOT nicht erreicht werden kann, sind dessen Varianten in der Frontansicht dargestellt.

Interaktion untersucht wird, ist darüber hinaus aber eine ausführliche Bewegung in allen Ebenen relevant. Eine mögliche Armhaltung ist beispielsweise die Haltung, in der eine volle Einkaufstüte an deren Trageschleufe getragen wird. Diese bietet sich daher für das Robotersystem in dieser Arbeit an. Dabei wird das Objekt einhändig an der Körperseite getragen. Der Arm ist fast vollständig gestreckt und der Handrücken weist vom Träger weg. Die Flexion des Ellbogens nimmt den *carrying angle* ein (siehe Kapitel 2.4.1) und beträgt zwischen 5 und 15 Grad aus der vollständigen Extension. Neben der Ähnlichkeit zum Menschen hat diese Haltung zudem den technischen Vorteil, dass ein Großteil des Gewichts nicht durch die Motoren gehalten werden muss. Eine Haltung mit einer höheren Flexion von Schulter oder Ellbogen würde beim PEPPER-Roboter schnell zu einer Überhitzung und folgendem Ausfall der entsprechenden Motoren führen.

Die Umsetzung der Initialpose auf den Robotern in Abbildung 3.5 erfolgt anhand der Zuordnung der primitiven Bewegungen auf die Robotergelenke. Da die Initialpose auch den Griff des Objektes und dessen Orientierung berücksichtigt, werden in dieser Arbeit für die verschiedenen Kombinationen aus Griff und Objekt Initialhaltungen für die Roboter angelegt. Um kleine Variationen zu erzeugen, werden die Haltungen in der Anwendung mit einem Rauschen belegt. Auf diese Weise soll die Natürlichkeit der Haltung verstärkt werden, da ein Mensch statisch nicht in der selben Haltung verweilt, bis die Übergabe startet. Das Rauschen betrifft sowohl die kartesische Pose als auch die Gelenkskonfiguration der Haltung. Sowohl beim PEPPER als auch beim PANDA Roboter ist die Initialpose direkt anhand der primitiven Bewegungen und der entsprechenden Winkel abbildbar. Beim YOUNOT hingegen gilt dies nicht. Hier bilden sich aufgrund der zwei Varianten bei der Zuordnung der primitiven Bewegungen auch zwei Varianten der initialen Haltung. Bei beiden lässt sich der charakteristische *carrying angle* aufgrund der fehlenden Rotation der Schulter nicht umsetzen. Zusätzlich muss bei der ersten Variante das zweite Gelenk bewegt werden, wie in der Frontalansicht in Abbildung 3.5(c) ersichtlich wird. Dadurch werden die Einschränkungen durch die Gelenklimits des dritten Gelenkes, das in dieser Variante die Flexion der Schulter darstellt, ausgeglichen.

3.2 Softwarearchitektur

Die Implementierung des ARoHS basiert auf dem ROS. Die Module kommunizieren über die Schnittstellen des ROS und bestehen aus einem oder mehreren ROS-Nodes oder No-delets. Dies ermöglicht eine simple Einbindung von bestehenden Bibliotheken, wie dem Navigation-Stack oder dem Bewegungsframework MOVEIT, und einer adaptiven Nutzung für verschiedene Roboter. Einen Überblick über die entwickelten und eingesetzten Module gibt Abbildung 3.6. Dabei sind Module, die im Rahmen der kMRI eingesetzt werden, mit einem schraffierten Hintergrund markiert.

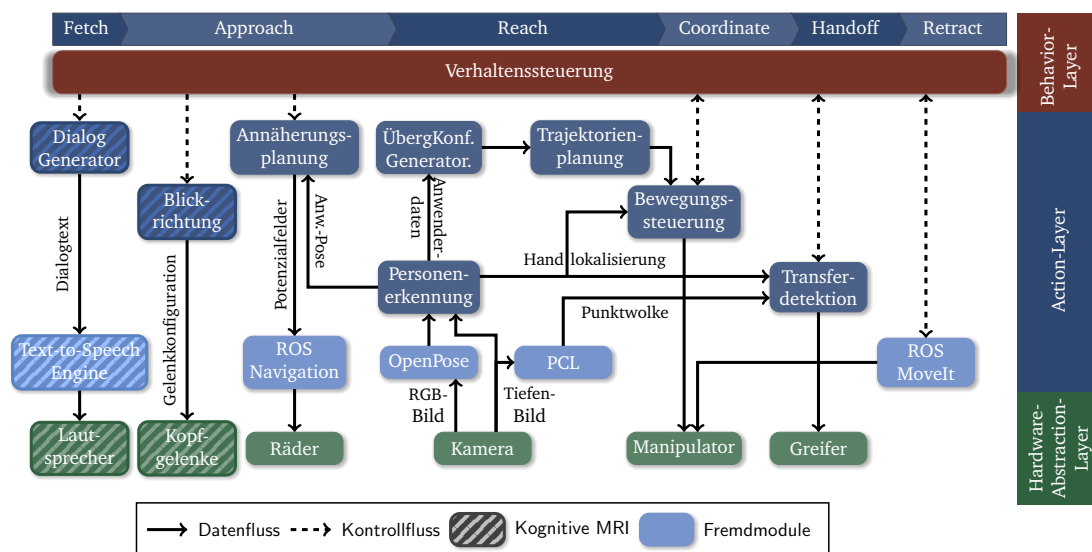


Abb. 3.6.: Übersicht über die Architektur des ANTHROPOMORPH ROBOT HANDOVER SYSTEM und dessen Module. Die Module des Systems sind nach den Phasen der Übergabe und den Schichten der Architektur eingeordnet.

In Abbildung 3.6 orientieren sich die Module entlang zweier Achsen: Horizontal sind die Module rudimentär den einzelnen Phasen der Übergabe zugeordnet. Vertikal entspricht das Modulkonzept dem Ansatz des RATS und MAESTRO aus Rasch et al. (2016). Da dieser Ansatz mehrere Roboter orchestriert, ist der Ansatz in der vorliegenden Arbeit so modifiziert, dass die folgenden Komponenten einen einzelnen Roboter abbilden: das *Hardware-Abstraction-Layer*, das *Action-Layer* und das *Behavior-Layer*. Dadurch entsteht eine vertikale Anordnung der Schichten von hardwarenah (unten) nach anwendungsnah (oben). Neben der vertikalen und horizontalen Anordnung sind die Module zudem farblich gekennzeichnet. Das *Hardware-Abstraction-Layer* beinhaltet die Hardware, die von den einzelnen Modulen als Aktor oder Sensor genutzt wird, und die Treibermodule für das ROS. Alle Module des *Hardware-Abstraction-Layers* sind in grün dargestellt und wurden nicht im Rahmen dieser Arbeit entwickelt.

Die blau markierten Module des *Action-Layers* sind Softwaremodule, die Daten der Sensoren auswerten und verarbeiten und basierend auf den Ergebnissen Aktoren ansteuern. Diese Daten sind anhand der durchgehenden Pfeile gekennzeichnet. Im *Action-Layer* kann vertikal zwischen der Anwendungsnähe unterschieden werden. Module, die in Abbildung 3.6 weiter unten angeordnet sind, filtern Daten vor, die im Prozess von weiteren Modulen genutzt werden. Diese können auch in anderen Roboterszenarien verwendet werden, z. B. die Personenerkennung, die abgewandelt in der Arbeit Rasch et al. (2019c) für die Erkennung von Zeigegesten eingesetzt wird. Module, die im *Action-Layer* weiter oben angeordnet sind, sind primär für die RzM-Übergabe verantwortlich. Die Module des *Action-Layers* sind zudem farblich anhand des Entwicklers gruppiert. So sind die hellblauen Module Fremdmodule, die als Bibliothek oder externes Programm zur Verfügung stehen. Die dunkelblauen Module sind im Rahmen dieser Arbeit entwickelt oder weiterentwickelt worden. Einzelne Module, wie beispielsweise die Trajektorienplanung, sind in mehreren Variationen implementiert, um Evaluationen im Rahmen der Forschungsziele dieser Arbeit zu ermöglichen.

Das *Behavior-Layer* (rot) besteht in dem implementierten Robotersystem aus einem einzelnen Modul und ist primär für die Verwaltung der Übergabeinteraktion zuständig. Im Vergleich zum ursprünglichen RATS und MAESTRO System aus Rasch et al. (2016) werden hierbei nicht mehrere Agenten orchestriert, sondern die unterschiedlichen Module des *Action-Layers* koordiniert. Diese Koordinierung umfasst nicht nur den zeitlichen Ablauf, sondern auch die Parametrisierung und Auswahl der korrekten Module anhand des Anwendungsszenarios. Die Sequenzierung der Module ist anhand der gestrichelten Pfeile dargestellt. Für die Bestimmung der Phasenübergänge werden Daten aus dem *Action-Layer* genutzt. Die zeitliche Koordinierung der Module ist eine Implementierung des Phasenmodells aus Abbildung 2.1. Zudem dient es als Programmierschnittstelle für weitere Anwendungen, die kein Bestandteil des Übergabesystems sind wie beispielsweise eine Monitoring-GUI für Evaluationen. Das *Behavior-Layer* verantwortet neben der Einhaltung des Phasenmodells auch eine reduzierte Rechenlast und somit gesteigerte Effizienz des Systems, indem nicht benötigte Module deaktiviert werden. Im Folgenden wird detailliert auf die einzelnen Module und Ansätze eingegangen.

3.3 Annäherungs-Modul

Dieses Modul ist primär für die Anwendung beim PEPPER-Roboter entwickelt worden. Anhand der Literatur wurden in Kapitel 2.2 vorhandene Ansätze vorgestellt. Diese heben drei Eigenschaften der Annäherung hervor: die Geschwindigkeit, die Richtung und die Distanz. In diesem Modul wird der Fahrweg für den Roboter sowohl geplant als auch durchgeführt.

Die Navigation in der Robotik ist in die globale und lokale Navigation unterteilt und bildet einen eigenen Forschungsbereich. Dabei existieren verschiedene Verfahren zur Navigationsplanung, die für diverse Robotersysteme und Anwendungsfälle angepasst wurden. Ein Ansatz, der weit verbreitet in der ROS-Domäne implementiert ist und häufig im Kontext der sozial-bewussten Navigation eingesetzt wird, ist die Potenzial- oder Gradientenfeldmethode (Kruse et al. 2013). Dabei wird der Roboter als punktförmige Masse angesehen. Diese wird durch das Potenzialfeld beeinflusst, vergleichbar einem Ball, der einen Berg Richtung Tal herab rollt. Das Potenzialfeld setzt sich aus abstoßenden und anziehenden Teilen zusammen. Der dadurch entstehende Gradient an einer Position p gibt die Bewegungsrichtung des Roboters vor, wenn dieser sich an p befindet. Der Gradient kann zudem für die Bestimmung der maximalen Geschwindigkeit an p herangezogen werden.

In dieser Arbeit wird eine Kombination aus mehreren Potenzialfeldern genutzt, um die einzelnen Eigenschaften der Annäherung zu berücksichtigen. Dabei wird für jedes Merkmal ein individuelles Potenzialfeld gewählt. Folgend werden die Potenzialfelder für die Übergabe-Interaktion betrachtet. Dabei wird die Navigation als 2D-Problem interpretiert, wobei die Pose des Anwenders (x, y, ω) den Koordinatenursprung der Potenzialfelder angibt.

3.3.1 Potenzialfeld: Ziel und Geschwindigkeit

Das erste Potenzialfeld $P_G(p)$ setzt das primäre Ziel, die Annäherung an den Anwender, um. Dafür wird ein einfaches anziehendes Potenzialfeld nach Choset et al. (2005) eingesetzt, dass quadratisch mit dem Abstand zum Ziel g wächst

$$P_G(p) = \frac{1}{2}k_G d(p)^2, \quad (3.1)$$

wobei $d(p) = \|p - g\|$ die euklidische Distanz zwischen Punkt und Ziel ist. Ein Verstärkungsfaktor k_G skaliert den Effekt des Potenzialfeldes. Aus der Potenzialfunktion ergibt sich der Gradient

$$\nabla P_G(p) = \frac{1}{2}k_G \nabla d(p)^2 = k_G \cdot d(p). \quad (3.2)$$

Die Magnitude des Gradienten an p ist abhängig von der Entfernung zum Zielpunkt. Je weiter p entfernt ist, desto größer die Magnitude. Dies ermöglicht zudem eine Geschwindigkeitskontrolle für den Roboter, wobei der Roboter sich langsamer bewegt, wenn er sich in der Nähe des Anwenders befindet. Dies wird von den Anwendern gefordert (Althaus et al.

2004; D. Shi et al. 2008) und verhindert gleichzeitig ein Überschreiten des Ziels, das auf der Quantisierung der Robotersteuerung beruht (Choset et al. 2005). Da das Potenzialfeld an seinen Rändern unbeschränkt wächst, wird die Geschwindigkeit des Roboters zu groß, wenn die Distanz zwischen Start- und Endpunkt zu groß ist. Durch Kombination des quadratischen Potenzialfeldes mit einem kegelförmigen Potenzialfeld

$$P_{GK}(p) = k_G d(p) \quad (3.3)$$

und dem dazugehörigen Gradienten

$$\nabla P_{GK}(p) = \frac{k_G}{d(p)} p \quad (3.4)$$

kann ein Potenzialfeld erstellt werden, das den Roboter im fernen Bereich mit einer konstanten Geschwindigkeit annähert und diese ab einer spezifischen Nähe d^* an den Anwender reduziert. Diese wird an den Grenzen zwischen kegelförmigen und quadratischen Feldern definiert

$$P_A(p) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_G d(p)^2, & d(p) \leq d^*, \\ d^* k_G d(p) - \frac{1}{2} k_G d^{*2}, & d(p) > d^*. \end{cases} \quad (3.5)$$

Das resultierende Potenzialfeld ist in Abbildung 3.7 dargestellt.

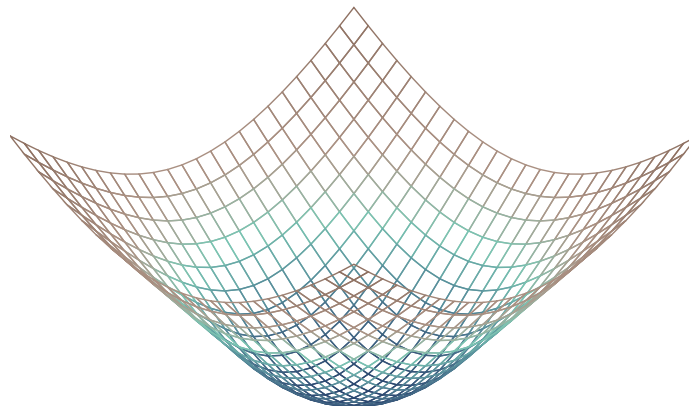


Abb. 3.7.: Potenzialfeld für die Anwenderannäherung P_A mit $d^* = 5$ und $k_G = 1$

3.3.2 Potenzialfeld: Abstand

Neben der Annäherungsgeschwindigkeit ist zusätzlich ein Abstand zum Anwender einzuhalten, um zum einen Platz für mögliche Armbewegungen zu haben und zum anderen die Zonen nach Hall (1969) zu berücksichtigen. Laut den Ergebnissen der Literatur bevorzugen Anwender bei Übergaben die Distanz von 0.6 m (Cakmak et al. 2011a; Koay et al. 2007). Das abstoßende Potenzialfeld in Abbildung 3.8 hält den Roboter in einer gewünschten Distanz d_A vom Anwender fern. Dabei nimmt die Magnitude des Feldes zu, je näher der Roboter dem Anwender ist. Dafür wird das Potenzialfeld in drei Teile unterteilt. Die innere Zone mit

dem Radius d_A soll vom Roboter nicht betreten werden, die mittlere Zone mit der Ringbreite d_B bremst den Roboter in Richtung der inneren Zone ab und die äußere Zone wird nicht durch den Anwender beeinflusst

$$P_B(p) = \begin{cases} \infty, & d(p) \leq d_A, \\ \frac{1}{2}k_A\left(\frac{1}{d(p)} - \frac{1}{d_A+d_B}\right)^2, & d_A < d(p) \leq d_A + d_B, \\ 0, & d(p) > d_A + d_B. \end{cases} \quad (3.6)$$

Analog zum obigen Potenzialfeld ist k_A ein Verstärkungsfaktor, der das Potenzialfeld in der mittleren Zone skaliert.

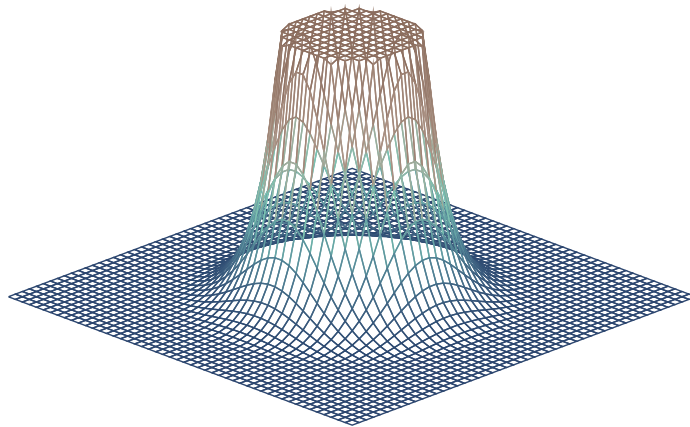


Abb. 3.8.: Abstoßendes Potenzialfeld P_B zur Einhaltung des Abstandes zum Anwender mit $k_A = 1, d_A = 0.6$ und $d_B = 0.9$

3.3.3 Potenzialfeld: Annäherungsrichtung

Bei RzM-Übergaben bevorzugen Anwender die Annäherung durch den frontalen Sektor. Zur Implementierung dieses Verhaltens in der Navigation ist ein spezielles Potenzialfeld $P_C(p)$ nötig, durch das der Roboter den Anwender umkreist und sich diesem in dem frontalen Sektor annähert. Dabei ist die Wirkung des ersten Potenzialfeldes $P_A(p)$ zur Annäherung zu berücksichtigen. Es werden zwei Komponenten eingesetzt, um das gewünschte Potenzialfeld zu implementieren. Die Funktion $d_t(p_x)$ und ihre Inverse $d_t^{-1}(p_y)$ bilden in der xy -Ebene den frontalen Sektor ähnlich eines Trichters ab. Der Trichter für das Potenzialfeld in dieser Arbeit und in Abbildung 3.9 wird durch $d_t(p_x) = \sqrt{p_y}$ vorgegeben. Innerhalb dieses Trichters ist in der Mitte ein konstanter Korridor mit der Breite $2d_K$, der in eine Steigung, die durch eine logistische Funktion abgebildet ist, übergeht. Außerhalb des Trichters ist das Potenzialfeld konstant und skaliert anhand des Faktors k_B .

$$P_C(p) = \begin{cases} 0, & |p_x| \leq d_K \text{ und } p_y > 0, \\ k_B, & |p_x| \leq d_K \text{ und } p_y \leq 0, \\ k_B, & d_t(|p_x| - d_K) > p_y, \\ \frac{k_B}{1+e^{-10f(p)}}, & d_t(|p_x| - d_K) \leq p_y, \end{cases} \quad (3.7)$$

wobei $f(p) = \frac{|p_x| - d_K}{d_t^{-1}(p_y) - 0.5}$ die Verschiebung und Skalierung der logistischen Funktion an die Trichterform des Potenzialfeldes anpasst.

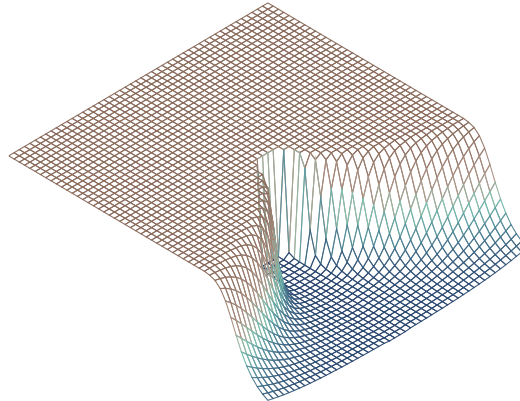


Abb. 3.9.: Trichterförmiges Potenzialfeld P_C zur Annäherung im frontalen Sektor des Anwenders mit $k_B = 1$ und $d_K = 0.3$

3.3.4 Kombiniertes Potenzialfeld

Durch Kombination und Translation der einzelnen Potenzialfelder kann das Gesamtpotenzialfeld $P(p) = P_A(p) + P_B(p) + P_C(p)$ in Abbildung 3.10 zur Navigation des Roboters eingesetzt werden. Diese kann anhand des bekannten Gradientenabstiegsverfahrens gelöst werden (Choset et al. 2005, S. 84f.).

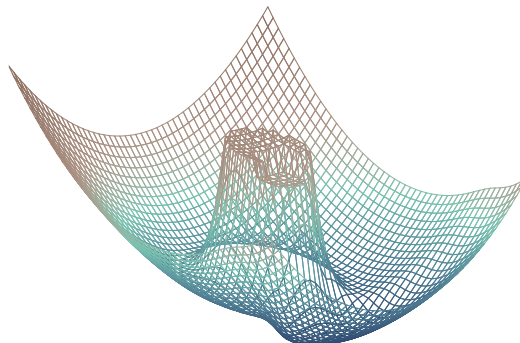


Abb. 3.10.: Kombiniertes Potenzialfeld P aus den Potenzialfeldern P_A , P_B und P_C

Die Anwendung der Potenzialfeldmethode hat mehrere positiven Effekte. Zum einen können diese in den ROS Navigation-Stack eingebunden werden. Dies ermöglicht, dass weitere Merkmale und Hindernisse hinzugefügt werden können. Zum anderen schafft die Methode die Voraussetzungen sowohl für die Planung einer kartenbasierten Navigation als auch für eine reaktive lokale Navigation. In dem hier vorgestellten Robotersystem wird eine reaktive lokale Navigation eingesetzt. Dafür wird das Potenzialfeld relativ zum Roboter und anhand dessen Sensordaten bestimmt. Neben den Anwenderdaten, die das visuelle Detektionsmodul (siehe Kapitel 3.5) erfasst, werden zusätzliche Daten der frontalen Sonar-, Laser- und Infrarotsensoren integriert, um die korrekten Distanzen zum Anwender festzustellen. Das Modul nutzt für die Bewegungen die Vorteile des omnidirektionalen Fahrwerkes des PEPPER-Roboters, um die Anwenderakzeptanz zu steigern (S. Yang et al. 2017) und sichert damit die korrekte Ausrichtung zum Anwender während der Bewegung. Die maximale Bahngeschwindigkeit beträgt 0.5 m/s , um die Anforderungen der Anwender zu erfüllen (Butler und Agah 2001; Kruse et al. 2013).

3.4 Übergabekonfiguration

Eine essenzielle Komponente für die Übergabe und die Bewegung in der *Reach*-Phase ist die anvisierte Übergabekonfiguration, in der die Bewegung endet. Die Übergabekonfiguration wird mit drei Variablen $C^R = (\xi_{grasp}^R, J_R, \xi_{base}^R)$ definiert, wobei ξ_{grasp}^R den Griff der Roboterhand relativ zum Objekt, J_R die Gelenkkonfiguration des Roboters und ξ_{base}^R die relative Pose vom Roboter zum Anwender beschreiben. Diese Definition stimmt mit Definitionen aus der Literatur (Cakmak et al. 2011a) überein. Aus der Konfiguration C^R lässt sich anhand der direkten Kinematik die Pose des Objektes ξ_{Obj} ableiten. Somit kann jede Konfiguration im Gelenkwinkelraum und kartesischem Raum betrachtet werden. Jede kollisionsfreie Pose im Raum, die eindeutig durch die drei Variablen beschrieben werden kann, ist eine mögliche Übergabekonfiguration. Die Ergebnisse der Sekundärforschung zeigen hierbei auf, dass die Übergabekonfigurationen von Kontextparametern abhängig ist. Ausgehend von aufgezeigten Forschungsdefiziten bzgl. untersuchter Roboterplattformen und Kontextparametern sind sechs Forschungsfragen hinsichtlich Übergabekonfigurationen in Kapitel 2.8 definiert. Ziel dieses Abschnittes ist die experimentelle Untersuchung der Fragen und die Entwicklung einer Software-Komponente zur Generierung der Übergabekonfiguration. Zu diesem Zweck wird eine neuartige Anwender-Studie vorgeschlagen und durchgeführt, bei der Anwender dem Roboter geeignete und ungeeignete Konfigurationen beibringen. Bei bisherigen Studien (Cakmak et al. 2011b) schlägt der Anwender anhand einer Simulation die Konfigurationen vor. Im Gegensatz dazu nutzt diese Studie den physischen Kontakt zwischen Roboter und Mensch, um dem Anwender einen realen und prägnanteren Eindruck für die Konfiguration zu geben.

Abschließend wird die Komponente des Robotersystems zur Generierung geeigneter Übergabekonfigurationen vorgestellt. Die Generierung der Konfiguration basiert auf den Kontextpa-

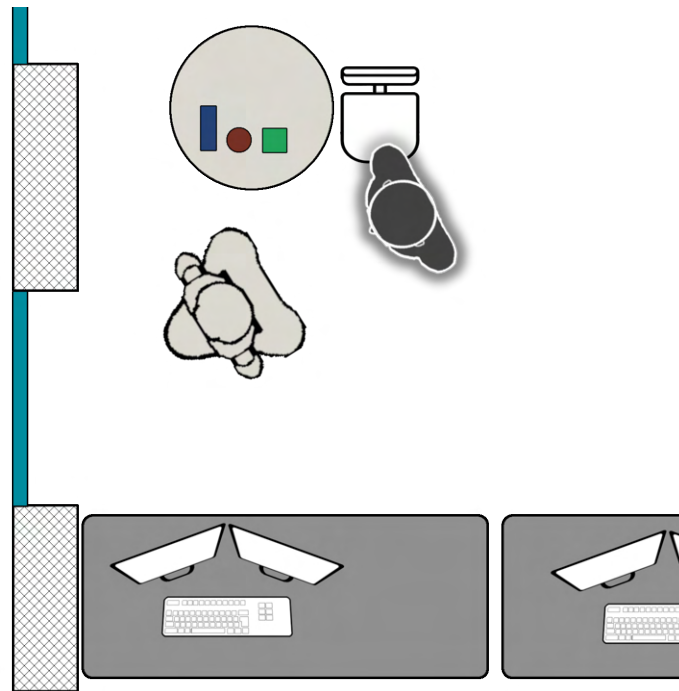


Abb. 3.11.: Draufsicht des experimentellen Aufbaus für die Bestimmung von Übergabekonfigurationen

rametern, die durch die Sensorik der Roboter wahrgenommen werden können. Die dafür benötigten Komponenten sind im nächsten Kapitel vorgestellt.

Der Inhalt dieses Kapitels basiert in gleicher oder ähnlicher Form primär auf folgender Veröffentlichung:

- R. Rasch et al. (2019a). „An Evaluation of Robot-to-Human Handover Configurations for Commercial Robots“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 7588–7595

3.4.1 Studienanordnung

Zur Aufnahme der Übergabekonfigurationen und Kontextparameter wurde eine Mensch-Roboter-Studie durchgeführt. Als Roboter wurde der PEPPER Roboter eingesetzt, um die Konfigurationen für einen humanoiden Roboter zu erfassen. In der Interaktion stellte der Roboter den gebenden Akteur dar, während der Proband die Rolle des Empfängers einnahm. Um den Erkenntnissen der Literatur in Kapitel 2.2 zu entsprechen, wurde der Proband gebeten, sich 66 cm frontal vor dem Roboter zu positionieren (siehe Abbildung 3.11).

Die fünf Übergabeobjekte wurden auf einem Tisch neben dem Roboter platziert. Für die Übergabe wurden ein Ball, eine Flasche, eine Schachtel, ein Becher und ein Spielzeug ausgewählt. Die Auswahl der Objekte basierte auf den Kriterien aus Kapitel 1.2 und ermöglicht einen Vergleich mit anderen Studien (Cakmak et al. 2011b; Chan et al. 2015b).



(a)

	Ball	Flasche	Schachtel	Becher	Spielzeug
Masse [g]	125	220	20	10	50
Breite [cm]	6.5	6.5	6.5	9	7
Höhe [cm]	6.5	23	3	10	8
Tiefe [cm]	6.5	6.5	22	9	9
Geometrische Form	Kugel	Zylinder	Quader	Konisch	Ente

(b)

Abb. 3.12.: Übergabeobjekte der Studie und ihre physischen Eigenschaften. Die Reihenfolge der Objekte in der Tabelle entspricht der Reihenfolge auf dem Bild.

Um auch die Affordanzachsen (Chan et al. 2015b) zu berücksichtigen, beinhaltete die Objektauswahl eine Flasche und eine Tasse. Ferner basierte die Auswahl auf den Griff-Einschränkungen des PEPPER Roboters aus Kapitel 3.1.1. Die Objekte und ihre physischen Eigenschaften sind in Abbildung 3.12 zusammengefasst.

3.4.2 Studienverlauf

Die Studie hat der Roboter autonom angeleitet und durchgeführt, um das Interaktionsgefühl für die Probanden zu erhöhen. Zunächst stellte der Roboter dem Probanden das Experiment vor und dirigierte diesen in die korrekte Distanz und Orientierung. Zur Überprüfung dieser Merkmale wurden Funktionen des Moduls zur Personendetektion (siehe Kapitel 3.5) verwendet. Die initiale Körperhaltung des Probanden war stehend. Folgend instruierte der Roboter den Probanden, den rechten Arm des Roboters in verschiedene Übergabekonfigurationen zu bewegen. Die dafür nötigen Schritte sind im Aktivitätsdiagramm in Abbildung 3.13 dargestellt. Zunächst reduzierte der Proband die Steifigkeit des Arms durch die Berührung der Rückseite der Hand. Dies ermöglichte es dem Probanden, die Gelenke des rechten Arms frei zu bewegen. Sobald der Handrücken nicht mehr berührt wurde, stellte der Roboter die Steifigkeit der Gelenke wieder her und der Arm verweilte in der gewählten Haltung. Dieses Vorgehen konnte so lange korrigiert werden, bis der Proband die gewünschte Armhaltung erzielt hatte. Anschließend öffnete der Proband die Hand des Roboters durch eine Berührung des Kopfes und platzierte das Objekt in der gewünschten Orientierung. Der Proband konnte sowohl das Objekt als auch die Haltung anpassen. Abschließend bewertete der Proband die Konfiguration als geeignet oder ungeeignet, indem er die entsprechende Kategorie auf PEPPERS Tablet-PC auswählte. Hierauf speicherte der Roboter die Gelenkkonfiguration des Arms und die Pose des EEF ab. Indem er seinen Kopf in Richtung des EEF drehte und die untere Kopf-Kamera nutzte, machte er zusätzlich eine Bildaufnahme von dem Objekt in der Hand.

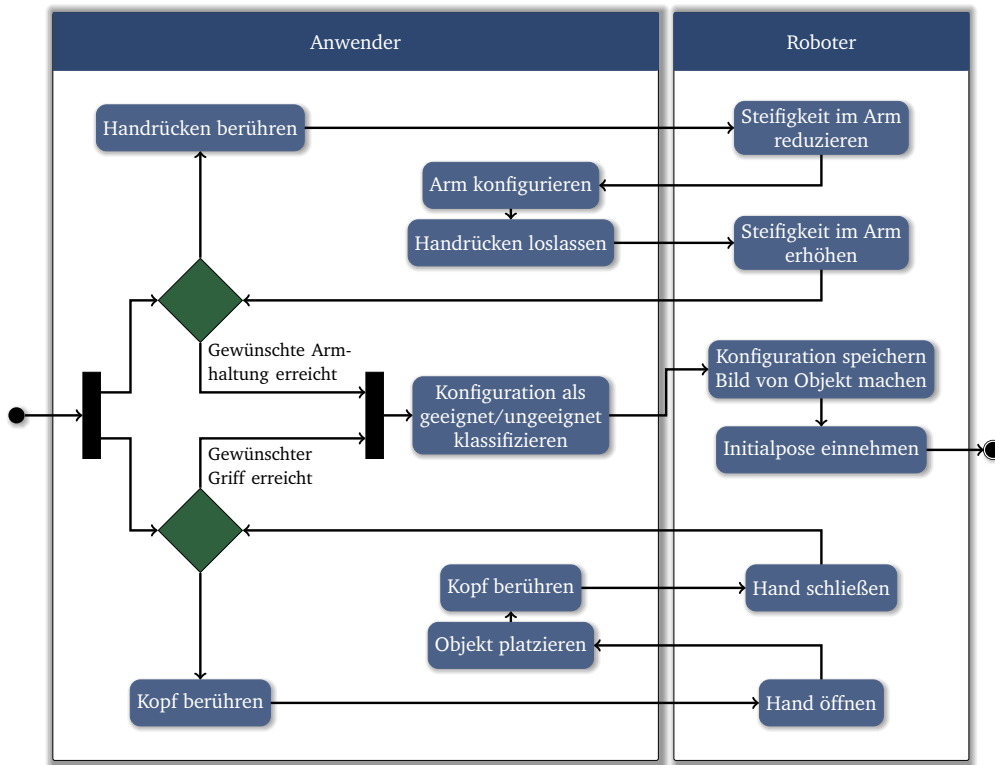


Abb. 3.13.: Interaktionsverlauf zum Lehren von geeigneten und ungeeigneten Übergabekonfigurationen als UML-Aktivitätsdiagramm

Nach der Speicherung der Konfiguration nahm der Roboter die Initialhaltung ein, bei der beide Arme seitlich am Körper ruhen. Dieses Verfahren wurde für jedes Objekt fünfmal wiederholt, wobei die Verteilung an geeigneten und ungeeigneten Konfigurationen dem Probanden überlassen wurde. Der Roboter informierte den Probanden, wenn er das Objekt wechseln musste und gab zudem die Wahl des Objektes vor. Die Reihenfolge der Objekte war hierbei zufällig, um Gewöhnungseffekte zu reduzieren. Nachdem der Anwender die Konfigurationen für jedes Objekt angegeben hatte, instruierte der Roboter den Probanden einen nahestehenden Stuhl zu greifen, an einer markierten Stelle zu positionieren und sich auf diesen zu setzen. Anschließend gab und bewertete der Proband für jedes Objekt erneut fünf Konfigurationen nach dem obigen Verfahren, diesmal jedoch im Sitzen. Abschließend wurden personenbezogene Daten des Probanden wie Größe, Alter, Geschlecht und Lateralität erhoben. Der gesamte Verlauf wurde durch verbale Kommunikation vom Roboter zum Probanden unterstützt.

3.4.3 Hypothesen

Um die Forschungsfragen **F1-1** – **F1-5** zu beantworten, ist das Ziel dieser experimentellen Untersuchung die Überprüfung der folgenden Hypothesen:

- ◆ **Hypothese H3.1:** Wenn ein allgemeines Verständnis von geeigneten Übergabekonfigurationen vorhanden ist, dann liegen die Konfigurationen verschiedener Probanden nah beieinander.
- ◆ **Hypothese H3.2:** Es existieren beobachtbare Muster im Gelenkraum für geeignete Übergabekonfigurationen.
- ◆ **Hypothese H3.3:** Das Muster der Übergabekonfigurationen wird vom Objekttyp und dem Griff beeinflusst.
- ◆ **Hypothese H3.4:** Die Kombination aus der Größe des Anwenders und seiner Körperhaltung beeinflusst die Höhe einer geeigneten Übergabekonfiguration.

3.4.4 Probanden

Die Hypothesen wurden anhand von Daten überprüft, welche mittels des oben beschriebenen Experiments aufgenommen worden waren. Potenzielle Teilnehmer wurden im Umfeld der FH Bielefeld angeworben. Die Datenerhebung fand vom 26.04.2018 bis zum 08.05.2018 an der Fachhochschule Bielefeld – Campus Minden statt. Die Probandengruppe, bestehend aus 20 Probanden, teilte sich in 80 % Männer und 20 % Frauen auf. Davon war der jüngste Teilnehmer 20 Jahre und der älteste 50 Jahre alt ($\bar{M} = 28.4$ Jahre, $SD = 6.9$ Jahre). Die Größe der Probanden variierte zwischen 160 cm und 193 cm ($\bar{M} = 180.0$ cm, $SD = 8.0$ cm). Die Erfahrung mit Robotern wurde anhand einer bipolaren Skala gemessen, wobei 1 „Keine vorherigen Erfahrungen mit Robotern“ und 5 „Programmiererfahrung mit Robotern“ entsprach. Der Erfahrungsdurchschnitt der Probanden lag bei 3.1 ($SD = 1.0$, Min. = 2.0, Max. = 5.0). In Bezug zur Lateralität gaben zwei Probanden an, linkshändig und 18 Probanden rechtshändig zu sein. Kein Proband erklärte ambidexter zu sein. Die durchschnittliche Versuchsdauer eines einzelnen Probanden lag bei 57 Minuten.

3.4.5 Erhobene Daten

Es wurden insgesamt 1000 Übergabekonfigurationen während der Experimente aufgenommen. Davon waren 500 mit sitzenden und 500 mit stehenden Probanden. Da die Probanden die Verteilung von geeigneten und ungeeigneten Konfigurationen selbst bestimmt haben, wurden 450 ungeeignete und 550 geeignete Konfigurationen aufgezeichnet. Für jede Übergabekonfiguration wurde die Gelenkkonfiguration des Arms J_R gespeichert. Da die restlichen Körpergelenke nicht bewegt wurden, kann anhand der Armkonfiguration und einer Vorwärtskinematik die kartesische Pose des EEF bestimmt werden. Zur Bestimmung der relativen

Pose zwischen EEF und Objekt ξ_{Grasp}^R hat der Roboter Bilder von jeder Konfiguration gemacht. Von diesen Bildern konnten 10.1% (1.4% der geeigneten Konfigurationen und 20.4% der ungeeigneten Konfigurationen) nicht genutzt werden, weil der Roboter das Objekt mit seinen Körperteilen verdeckte oder die Gelenke im Nacken des Roboters die Beschränkungen erreichten. Die relative Pose zwischen Roboter und Anwender ξ_{base}^R ist durch das Versuchsszenario gegeben, welches ebenfalls zu jeder Konfiguration abgespeichert wurde. Dabei wurden die Informationen über den Probanden, dessen Körperhaltung und die Bewertung der Konfiguration genutzt. Die erhobenen Daten sind online² abrufbar.

3.4.6 Allgemeines Verständnis

Zur Untersuchung der Hypothese **H3.1**, ob ein allgemeines Verständnis von geeigneten Übergabekonfigurationen für kommerzielle Roboter vorhanden ist, wurde die Verteilung dieser im kartesischen Raum betrachtet. Zu diesem Zweck wurden die Varianzen der geeigneten Konfigurationen analysiert. Die Varianzen von geeigneten und ungeeigneten Konfigurationen wurden verglichen. Hierbei diente die Verteilung der ungeeigneten Konfigurationen als Ausgangswert für den Vergleich unter der Annahme, dass ungeeignete Konfigurationen im Raum verteilt waren. Wenn die Varianzen der beiden Kategorien homogen im kartesischen Raum waren, dann können geeignete Konfigurationen nicht eindeutig identifiziert werden.

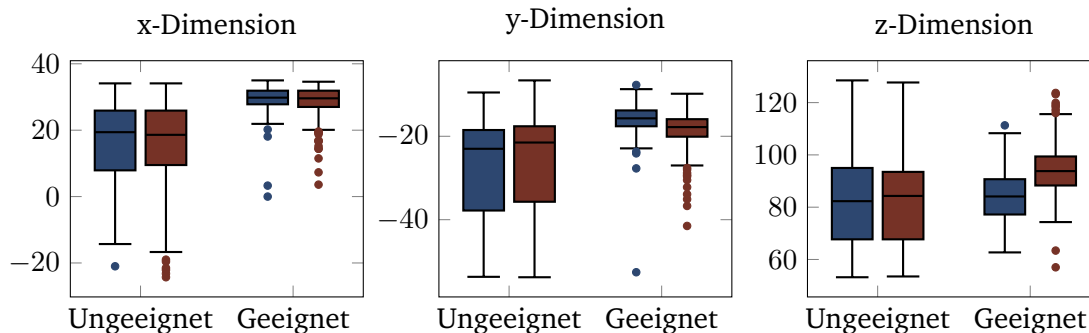


Abb. 3.14.: Box-Whisker-Plot der kartesischen Positionen im Raum nach geeigneten und ungeeigneten Konfigurationen, sowie sitzenden (blau) und stehenden (rot) Probanden gruppiert

Die Varianzen der Positionen in der x-Dimension unterscheiden sich signifikant. Somit können heterogene Varianzen angenommen werden, wie ein Levene-Test aufzeigte (Levene-Test: $F(1, 998) = 410.63$, $p < 0.001$, $n = 1000$). Die deskriptive Statistik belegte, dass die Standardabweichung der geeigneten Konfigurationen ($\bar{M} = 0.291$, $SD = 0.039$) deutlich geringer ist als die von ungeeigneten ($\bar{M} = 0.166$, $SD = 0.117$). Gleiche Tendenzen können in der y-Dimension und der z-Dimension betrachtet werden. Deren Levene-Tests ergaben, dass die Varianzen nicht homogen sind (y-Dimension: $F(1, 998) = 610.88$, $p < .001$, $n = 1000$; z-Dimension: $F(1, 998) = 174.28$, $p < 0.001$, $n = 1000$). Auch in der y-Dimension sind die

²<https://github.com/IoT-Lab-Minden/pepper-handover-pose-dataset>

Standardabweichung der geeigneten Konfigurationen ($\bar{M} = -0.1727$, $SD = 0.041$) kleiner als die der ungeeigneten Konfigurationen ($\bar{M} = -0.2721$, $SD = 0.120$). Gleiches zeigt sich auch für die geeigneten ($\bar{M} = 0.8944$, $SD = 0.10335$) und die ungeeigneten Konfigurationen ($\bar{M} = 0.8315$, $SD = 0.187$) in der z-Dimension. Die Verteilung der Konfigurationen in den einzelnen Dimensionen ist in Abbildung 3.14 dargestellt.

Neben der Betrachtung der Varianzen können auch die räumlichen Distanzen genutzt werden, um die Ausdehnung des Konfigurationsraums zu bestimmen. Hierfür wurden die räumlichen Abstände der Positionen zu den Mittelwerten ihrer Kategorien berechnet. Auch hier zeigte sich, dass die geeigneten Konfigurationen innerhalb eines Raumes konzentriert vorliegen ($\bar{M} = 0.10$ m, $SD = 0.06$ m), wohingegen die ungeeigneten Konfigurationen weiter im Raum verteilt ($\bar{M} = 0.24$ m, $SD = 0.09$ m) sind. Dieser Unterschied zwischen den Verteilungen wird in Abbildung 3.15 dadurch verdeutlicht, dass die geeigneten Konfigurationen (grün) an einer Stelle konzentrieren, während die ungeeigneten (rot) im Raum verteilt

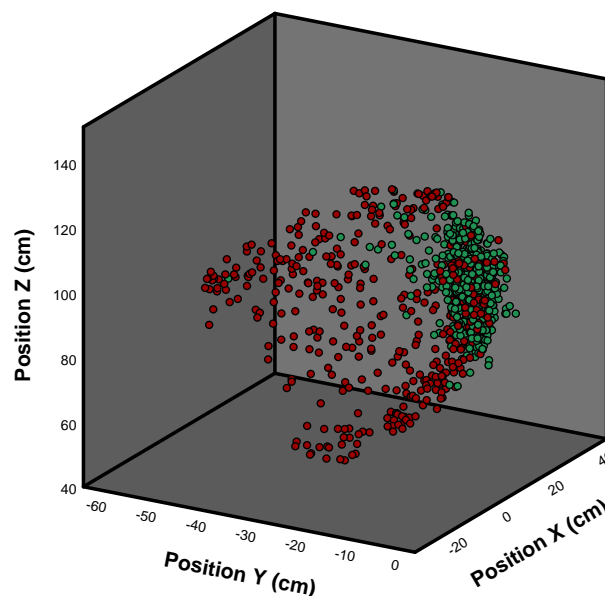


Abb. 3.15.: Berechnete End-Effektor Positionen von aufgenommenen Übergabekonfigurationen im kartesischen Raum. Der Ursprung des kartesischen Raums ist mittig unterhalb der Basis des Roboters gelegen. Achsen wurden zu visuellen Zwecken getauscht. Geeignete Übergabekonfigurationen sind in grün und ungeeignete in rot dargestellt.

Beide Analysen zeigten, dass der Raum geeigneter Konfigurationen konzentrierter ist als der Raum der restlichen Konfigurationen. Dadurch konnte die Hypothese **H3.1** bestätigt werden, dass ein allgemeines Verständnis von geeigneten Konfigurationen vorhanden ist.

	Schulter Flexion		Schulter Adduktion		Schulter Rotation		Ellbogen Flexion		Pronation	
	Sitzend	Stehend	Sitzend	Stehend	Sitzend	Stehend	Sitzend	Stehend	Sitzend	Stehend
\bar{M}	0.509	0.249	-0.080	-0.156	1.183	1.191	0.673	0.715	0.960	0.922
SD	0.315	0.397	0.106	0.167	0.154	0.192	0.266	0.372	0.867	0.833
Min.	-0.436	-0.896	-1.359	-1.275	0.210	0.351	0.009	0.009	-1.378	-1.336
Max.	1.241	1.560	-0.009	-0.009	1.405	1.654	1.368	1.560	1.824	1.824

Tab. 3.2.: Deskriptive Statistik der Gelenkkonfigurationen (*rad*) von geeigneten Konfigurationen nach sitzenden und stehenden Probanden unterteilt. Die Gelenke sind nach den primitiven Bewegungen des menschlichen Arms benannt.

3.4.7 Musteranalyse

Zur Überprüfung der Hypothese **H3.2**, der Analyse der Übergabekonfigurationen nach Mustern, wurde eine Clusteranalyse der Gelenkkonfigurationen von geeigneten Übergabekonfigurationen untersucht. Deren deskriptive Statistik, getrennt nach der Haltung des Anwenders, ist in Tabelle 3.2 aufgelistet. Anhand der Clusteranalyse sollten die Übergabekonfigurationen gruppiert werden, falls solche Gruppen existieren. Eine Hauptkomponentenanalyse konnte nicht durchgeführt werden, da das Kaiser-Meyer-Olkin-Kriterium der Probeneignung zu gering war ($0.471 < 0.5$). Folglich wurden die Cluster anhand von Häufigkeits- und Korrelationsanalysen der Gelenkkonfigurationen untersucht. Die Korrelationsmatrix der Gelenke ist in Abbildung 3.16 dargestellt. Hierbei wiesen die unterschiedlichen Gelenke nur geringe Variationen und Wechselbeziehungen auf. Die Analyse ergab zudem eine hohe Häufigkeit der Rotation der Schulter um einen Durchschnittswert von 68° , was der Gelenkposition der Initialhaltung entsprach. Um die Zusammenhänge zwischen den Gelenken zu untersuchen, wurden Pearson-Korrelation für alle Gelenkkombinationen ermittelt. Hierbei zeigte sich eine signifikante positive Korrelation zwischen der Pronation des Unterarms und der Flexion der Schulter ($r=0.64$, $p<.001$, $n=550$).

Zur Analyse der Cluster wurde ein agglomeratives hierarchisches Klassifikationsverfahren, im Speziellen das *Single-Linkage-Verfahren*, genutzt, um Ausreißer auszuschließen. Hierdurch konnten fünf Konfigurationen für das anschließende Clustering ausgeschlossen werden. Dieses wurde anhand der Ward-Methode durchgeführt, sodass ein hierarchisches Cluster entstand. Als Intervall-Maß wurde die quadratische euklidische Distanz genutzt. Die Analyse des Dendrogramm und der Heterogenität der Cluster ergab eine erhöhte Anzahl an Zusammenschlüssen bei der Reduzierung von drei auf zwei Cluster. Folglich wurden im weiteren Verlauf drei Cluster untersucht. Eine Frequenzanalyse zeigte, dass 50.6 % der geeigneten Übergabekonfigurationen dem Cluster 1, 43.4 % dem Cluster 2 und 6.1 % dem dritten Cluster zugeordnet werden können.

Eine Mittelwertanalyse und eine einfaktorielle Varianzanalyse (ANOVA) bestimmten die Merkmale, die die Cluster unterscheiden. Die ANOVA der einzelnen Gelenkwinkel ergab, dass sowohl die Flexion des Ellbogens als auch die Rotation der Schulter keinen signifikanten Einfluss auf die Clusterbildung hatten (Ellbogen Flexion: $F(2, 541) = 0.088$, $p = 0.916$; Schulter Rotation: $F(2, 541) = 2.069$, $p = 0.127$). Die Flexion der Schulter hingegen zeigte eine signifikante Differenz zwischen den Clustern auf ($F(2, 541) = 10.837$, $p<.001$). Dabei

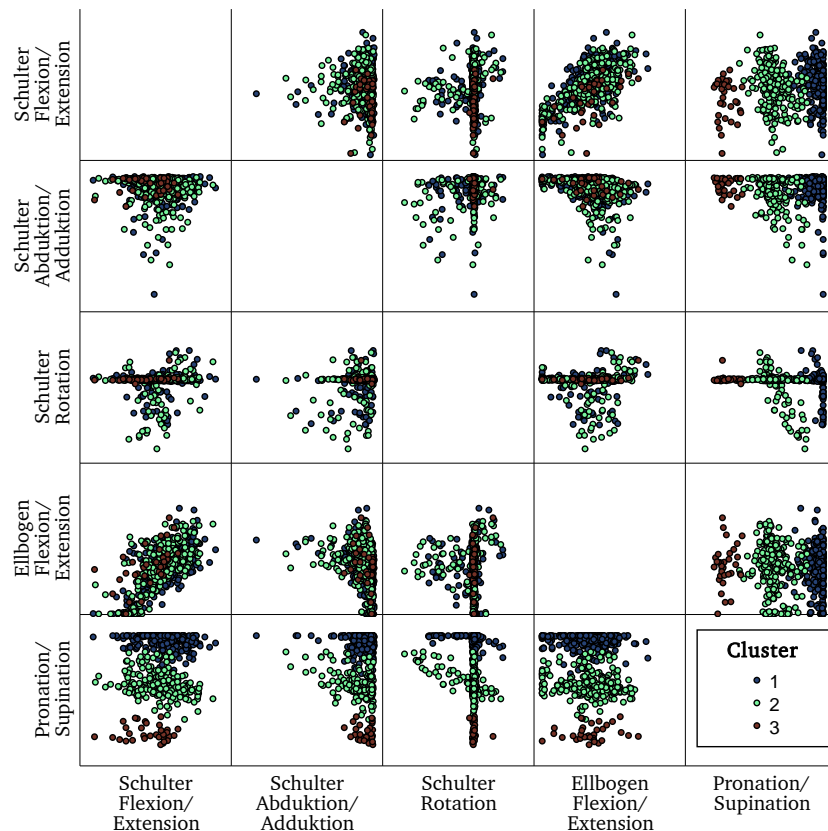


Abb. 3.16.: Streudiagramme der einzelnen Gelenke bei geeigneten Übergabekonfigurationen. Die Zuordnung der Konfigurationen in die ermittelten Cluster ist farblich dargestellt.

unterscheidet sich die Flexion in Cluster 3 stark ($\bar{M} = 0.12$, $SD = 0.36$) von denen in Cluster 1 ($\bar{M} = 0.42$, $SD = 0.37$) und 2 ($\bar{M} = 0.34$, $SD = 0.38$), wie Post-Hoc-Vergleiche mit dem Scheffé-Test zeigten. Der Gelenkwinkel war in Cluster 3 am kleinsten und in Cluster 1 nur geringfügig größer als in Cluster 2. Bei der Adduktion der Schulter zeigten die Ergebnisse der ANOVA eine schwache Signifikanz für die Unterschiede zwischen den Clustern $F(2, 541) = 5.444$, $p = 0.004$. Der Post-Hoc-Test ergab, dass sich die Winkel hauptsächlich zwischen den Clustern 2 ($\bar{M} = -13.19$, $SD = 0.13$) und 3 ($\bar{M} = -0.08$, $SD = 0.06$) unterscheiden und dass die Winkel innerhalb des Clusters 1 ($\bar{M} = -0.10$, $SD = 0.11$) sich nur geringfügig von Cluster 2 und Cluster 3 unterscheiden. Cluster 3 wies auch die kleinsten absoluten Winkel auf, während die Winkel in Cluster 1 kleiner waren als die in Cluster 2. Die kleinen Abstände und die kleinen Mittelwerte im Verhältnis zum gesamten Arbeitsraum der Gelenke zeigten jedoch, dass das Gelenk trotz statistischer Signifikanz kein Alleinstellungsmerkmal für die Cluster darstellte.

Das deutlichste Gelenk zur Differenzierung der Cluster war die Pronation des Unterarms. Die einseitige ANOVA zeigte statistische Signifikanz. Der Scheffé-Test ergab drei Merkmale für die Pronation, wobei Cluster 1 den größten Winkel und Cluster 3 den kleinsten Winkel aufwies. Die Abstände zwischen den Mittelwerten der Cluster waren gleich. Dieses Gelenk

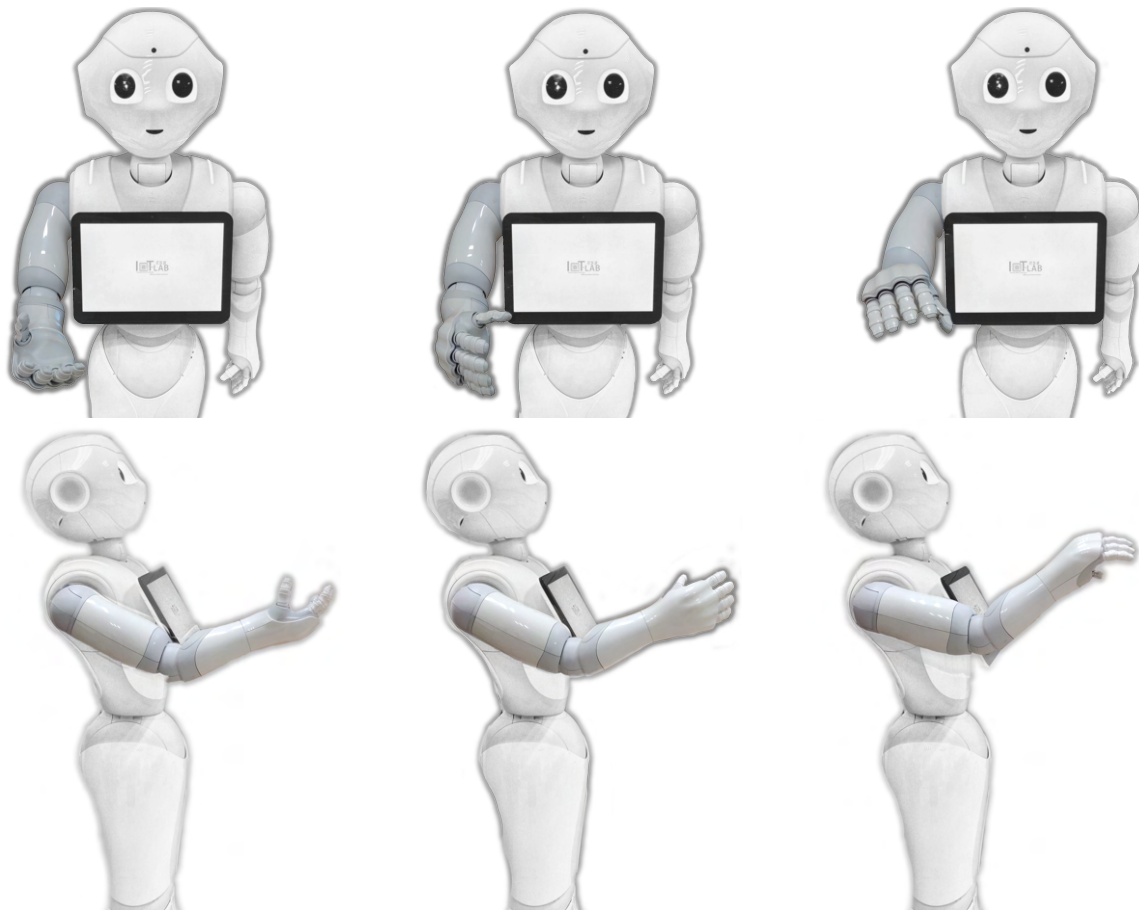


Abb. 3.17.: Mittelwerte der Konfigurationen der Cluster (von links nach rechts: Cluster 1 – Cluster 3)

war die Hauptkomponente für die Rotation des EEF, da die Konfigurationen der restlichen Armgelenke nur geringen Einfluss auf diese Rotation hatten. Zur Visualisierung der drei Cluster wurden innerhalb der Cluster die Mittelwerte gebildet und als Posen mit PEPPER dargestellt. Die Posen sind in Abbildung 3.17 gezeigt.

Die Clusteranalyse der Gelenkkonfigurationen geeigneter Übergabekonfigurationen bestätigte die Hypothese **H3.2**. Die drei beobachteten Muster unterscheiden sich dabei primär in der Pronation/Supination des Unterarms und der dadurch erreichten Orientierung des EEF.

3.4.8 Einfluss des Objekt- und Grifftyps

Dass die Orientierung der Hand bei Übergaben variiert, wurde bereits in aufgezeigten Studien festgestellt. Hierbei wurde jedoch nicht eindeutig geklärt, von welchen Kontextparametern die Orientierung abhängig ist. Da die Orientierung auch das Muster der Übergabekonfiguration beeinflusst, wird durch die folgende Analyse die Hypothese **H3.3** überprüft. Hierbei lag die Annahme nahe, dass die Orientierung von den Eigenschaften des Objektes und dem

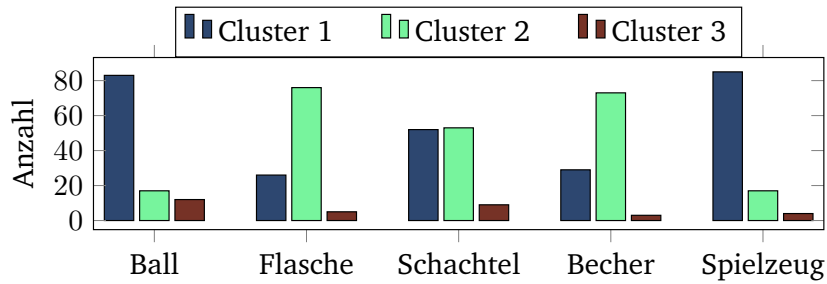


Abb. 3.18.: Häufigkeiten der Konfigurationscluster pro Objekt

dazugehörigen Griff abhängig ist. Eine Kontingenzanalyse belegte die Annahme, dass das Übergabeobjekt Einfluss auf die bevorzugte Übergabekonfiguration hat. Der dafür durchgeführte Pearson Chi-Quadrat-Test zeigte eine Korrelation zwischen dem Objekttyp und dem Cluster, dem die Konfiguration zuzuordnen ist ($\chi^2(8, N=544) = 138.88, p < .001$). Die Korrelation kann als mäßig bis stark angesehen werden (Kontingenz-Koeffizient = 0.451, $p < .001$; Cramer's V = 0.357, $p < .001$). Die Verteilung der einzelnen Cluster auf die verschiedenen Objekte ist in Abbildung 3.18 dargestellt. Hierbei wird deutlich, dass die Verteilung auf die Cluster in drei Gruppen unterteilt werden kann. Für den Ball und das Spielzeug werden die Konfigurationen aus Cluster 1 (Ball 74.1 %; Spielzeug 80.2 %) bevorzugt, die Konfigurationen aus Cluster 3 werden am seltensten für diese Objekte vorgeschlagen (Ball 10.7 %; Spielzeug 3.8 %). Die Konfigurationen aus Cluster 2 werden bei der Flasche und der Tasse präferiert. Die Wahl der Konfigurationen beim Objekt Schachtel verteilt sich annähernd gleichmäßig auf die Cluster 1 und 2.

Ball	Flasche	Schachtel	Becher	Spielzeug
11 (93.6 %)	1 (89.7 %)	1 (99.1 %)	1 (76.9 %)	10 (67.6 %)
1 (2.8 %)	10 (8.4 %)	10 (0.9 %)	10 (22.1 %)	11 (18.6 %)
10 (2.8 %)	13 (1.9 %)	-	-	13 (6.89 %)

Tab. 3.3.: Die drei häufigsten Griffotypen, die von Benutzern als Übergabekonfigurationen für verschiedene Objekte bevorzugt wurden. Die numerische Zuordnung der Griffe orientiert sich an der Taxonomie von Feix et al. (2016).

Neben der Korrelation zwischen Objekt und Cluster liegt die Annahme einer Korrelation zwischen Konfigurationscluster und den Griffotypen nahe, da die Probanden häufig denselben Griff für ein Objekt genutzt haben (siehe Tabelle 3.3). Diese Korrelation wurde durch einen Pearson-Chi-Quadrat-Test belegt ($\chi^2(16, N=536) = 231.55, p < .001$). Das Maß der Effektstärke belegt einen großen Zusammenhang zwischen Griffotyp und Übergabekonfiguration (Kontingenz-Koeffizient = 0.657, $p < .001$; Cramer's V = 0.465, $p < .001$). Neben der Analyse der Korrelation von Objekttypen und Griffotypen zeigten eine Kontingenzanalyse sowie eine Überprüfung der Effektstärke, dass die Kombination aus Objekt- und Griffotyp eine stärkere Korrelation zum Konfigurationscluster aufweist als die Korrelationen der jeweiligen

Einzelwerte ($\chi^2(30, N=535) = 292.46, p < .001$; Kontingenz-Koeffizient = 0.595, $p < .001$; Cramer's V = 0.523, $p < .001$). Folglich kann die Hypothese **H3.3** beibehalten werden. Eine Übersicht, wie ein Griff bei einem Cluster je nach Objekt aussieht, ist in Abbildung 3.19 gegeben. Hier zeigt sich, dass gerade bei den Objekten Flasche und Becher die Konfigurationen aus dem Cluster 3 wenig praktikabel sind.



Abb. 3.19.: Bilder der gewählten Griffe aus der Sicht des Roboters. Von links nach rechts die verschiedenen Objekte: Ball, Flasche, Schachtel, Becher und Spielzeug. Von oben nach unten die drei Cluster.

3.4.9 Effekt der Körperhaltung des Anwenders

In Bezug zur Hypothese **H3.4** wurde die Auswirkung der Körperhaltung des Anwenders auf die Übergabekonfiguration untersucht. Die geeigneten Übergabekonfigurationen verteilen sich auf 266 Konfigurationen bei sitzenden und 284 Konfigurationen bei stehenden Anwendern. In einem ersten Schritt wurde der Effekt auf die Position betrachtet. Die Durchschnittswerte und Verteilungen der Konfigurationen sind in Tabelle 3.4 aufgezeigt sowie in Abbildung 3.14 ersichtlich. Es zeigte sich, dass diese Werte kaum variieren. Die größte Differenz besteht bei der z-Achse. Folglich wurde ein t-Test für unabhängige Stichproben durchgeführt, um die Übergabehöhe in sitzenden und stehenden Szenarien unabhängig vom Probanden zu vergleichen. Dieser belegt einen signifikanten Unterschied der Höhe von Übergaben zwischen stehenden und sitzenden Probanden ($t(548) = -12.531, p < .001$). Diese Ergebnisse legen nahe, dass die Körperhaltung des Probanden einen Einfluss auf die Höhe einer Übergabe hat. Zu entnehmen war, dass die Übergabehöhe niedriger ist, wenn die Testperson sitzt. T-Tests für unabhängige Stichproben zu den Daten für die x- und y-Dimensionen waren aufgrund mangelnder Homogenität der Varianzen nicht möglich.

In einem zweiten Schritt wurde der Effekt der Körperhaltung auf die Einordnung in die Cluster untersucht. Eine Kontingenzanalyse mit dem Pearson-Chi-Quadrat-Test zeigte auf, dass sich die Cluster nicht anhand der Körperhaltung zuweisen lassen ($\chi^2(2, N = 544) =$

	x-Dimension		y-Dimension		z-Dimension	
	Sitzend	Stehend	Sitzend	Stehend	Sitzend	Stehend
\bar{M}	0.296	0.288	-0.160	-0.184	0.844	0.942
SD	0.033	0.045	0.037	0.042	0.089	0.094
Min.	0.033	0.036	-0.526	-0.415	0.627	0.570
Max.	0.350	0.346	-0.077	-0.098	1.113	1.237

Tab. 3.4.: Deskriptive Statistik der Position des End-Effektor bei angemessenen Übergabekonfigurationen gruppiert nach stehenden und sitzenden Probanden

3.95, $p = 0.139$). Sitzende Probanden bevorzugten bei 54.9 % Übergaben aus dem Cluster 1, während 39.4% Cluster 2 und 5.7% Cluster 3 zugeordnet wurden. Stehende Probanden bevorzugten zu 47.1 % Übergaben aus dem Cluster 2, während 46.1 % Konfigurationen aus Cluster 1 und 6.4% aus Cluster 3 wählten. Hierbei ist ein geringer Trend von Cluster 1 zu Cluster 2 erkennbar, der aber statistisch nicht belegt werden kann.

3.4.10 Effekt der Anwendergröße

Anhand des Ergebnisses, dass die Körperhaltung des Anwenders Einfluss auf die Höhe der Übergabekonfiguration hat, liegt die Annahme nahe, dass größere Menschen eine höhere Übergabeposition und kleinere Menschen eine niedrigere bevorzugen. Eine Produkt-Moment-Korrelation wurde nach Pearson berechnet, um die Beziehung zwischen der Höhe der Übergabeposition z und der Größe eines Probanden p_h zu analysieren. Zwischen den beiden Variablen gab es keine Korrelation ($r = 0.065$, $n = 550$, $p = 0.129$), wenn alle geeigneten Posen betrachtet werden. Da jedoch die Körperhaltung ebenfalls Auswirkungen auf die Höhen haben können, wurde die Korrelationen für beide Gruppen getrennt betrachtet. Der Pearson-Test für die stehenden Probanden ergab eine starke, positive Korrelation zwischen den beiden Variablen ($r = 0.168$, $n = 284$, $p = 0.004$). Folgend ist bei stehenden Probanden die Position der Übergabe höher, je größer der Proband ist. Die lineare Regression ergab die folgende Berechnung für die Höhe der Pose $z(p_h) = p_h * 0.193 + 0.6 m$. Der Pearson-Test für die sitzenden Probanden ergab keine Korrelation zwischen der Höhe des Probanden und der Höhe der Pose ($r = -0.11$, $n = 266$, $p = 0.856$). Zusätzlich kann eine konstante Höhe der Übergabeposition bei sitzenden Probanden beobachtet werden. Diese konnte anhand des Mittelwertes bestimmt werden: $z = 0.87 m$.

Während der Einfluss der Probandengröße nicht für eine Modellierung der Übergabehöhe ausreicht, folgt aus der Kombination von Größe und Haltung die Annahme der Hypothese **H3.4**.

3.4.11 Generierung der Übergabekonfiguration

Ziel des korrespondierenden Moduls ist die Generierung einer Übergabekonfiguration, in der die Bewegungstrajektorie enden soll. Die im Rahmen der Studie erarbeiteten Kontextparameter werden bei der Generierung berücksichtigt. Zusätzlich fließen in die Generierung der Konfigurationen Ergebnisse und Ansätze der Literatur aus Kapitel 2.5 ein.

Die Ergebnisse der Studie und Modelle der Literatur zeigen, dass eine ideale Modellierung der Übergabekonfiguration nicht möglich ist, da die Anwender mehrere Konfigurationen ähnlich bewerten. Folglich gibt es keine eindeutige perfekte Übergabekonfiguration. Zudem beeinflussen sich einzelne Konfigurationsvariablen gegenseitig. So reduziert die Pose der Konfiguration die möglichen Haltungen des Arms. Folglich muss ein Ansatz zur Generierung von Konfigurationen eine Menge an geeigneten Übergabekonfigurationen generieren und die optimale Konfiguration für die Situation auswählen. Die Generierung der Übergabekonfiguration in dieser Arbeit erfolgt in zwei Phasen. Zunächst wird anhand der erstellten Modelle und situationsspezifischen Kontextparametern eine pseudo-ideale Übergabekonfiguration bestimmt. Diese wird in der zweiten Phase in ihren Eigenschaften variiert. Die Variationen werden anhand der aufgenommenen Übergabekonfigurationen der Studie bewertet. Die Übergabekonfiguration mit der höchsten Bewertung wird für den weiteren Verlauf der Übergabe genutzt.

Die Generierung der pseudo-idealen Konfigurationsübergabe erfolgt sukzessive anhand der Konfigurationsvariablen. Hierbei wird zunächst die Position K und Orientierung O anhand der Kontextparameter bestimmt. Dabei setzt sich die Höhe der Konfiguration aus zwei Teilen zusammen $K_z = K_z^p + K_z^o$. Basierend auf den Ergebnissen der Studie wird die Höhe der Übergabe K_z^p durch die anwenderbezogenen Kontextparameter Größe p_h und Körperhaltung $p_p = \{Sitzend, Stehend\}$

$$\frac{K_z^p(p_h)}{\text{m}} = \begin{cases} \frac{p_h}{\text{m}} \cdot 0.193 + 0.6, & p_p = \text{Stehend}, \\ 0.87, & p_p = \text{Sitzend} \end{cases} \quad (3.8)$$

definiert. Diese anwenderbezogene Konfigurationshöhe wird basierend auf dem objektbezogenen Kontextparameter Masse o_m korrigiert. Dafür wurde mithilfe einer linearen Regression der Ergebnisse von Suay und Sisbot (2015) eine Korrekturfunktion

$$\frac{K_z^o(o_m)}{\text{m}} = -0.028 \cdot \frac{o_m}{\text{kg}} \quad (3.9)$$

für $0 \text{ kg} \leq o_m \leq 5 \text{ kg}$ bestimmt.

Für die Positionierung in der xy-Ebene wird angenommen, dass die Annäherung des Roboters erfolgreich war oder der Anwender in einer erreichbaren Distanz ist. Aus der Literatur (Cakmak et al. 2011a; Aleotti et al. 2012; Busch et al. 2017; Suay und Sisbot 2015; Bestick et al. 2015) ist bekannt, dass die Position der Konfiguration $K_{xy} = (K_x, K_y)^T$ die Strecke

zwischen den Übergebenden annähernd halbiert. In diesem Ansatz wird der Mittelpunkt zwischen dem EEF $r_p = (x_r, y_r)^T$ in der Initialpose und der Hand des Anwenders $p_{hp} = (x_{hp}, y_{hp})^T$ bestimmt

$$K_{xy}(r_p, p_{hp}) = \frac{r_p + p_{hp}}{\lambda_K}, \quad (3.10)$$

wobei λ_K ein Faktor zur Verschiebung des Punktes auf der Strecke ist. Initial gilt $\lambda_K = 2$, damit der Punkt den Mittelpunkt darstellt. Für die Orientierung der Konfiguration sind der Literatur folgend primär objektbezogene Parameter relevant. Insbesondere die Affordanz des Objektes, gegeben durch Verwendungszweck und Form, und die Wahl des Griffes sind essenziell. Daher nutzt der Ansatz dieser Arbeit die aufgenommenen Daten der Studie, um anhand der genannten Parameter angemessene Konfigurationen auszuwählen und auf Grundlage dieser eine Orientierung zu mitteln. Basierend auf der Analyse von Chan et al. (2020) wird die Durchschnittsorientierung anhand der Minimierung der Distanzen der Winkel in der Roll-Nick-Gier-Darstellung berechnet, da sich diese Methode am besten für die Berechnung eignet.

Die Gelenkkonfiguration J_R wird zunächst anhand der IK des Roboters und der bereits bestimmten Position K und Orientierung O bestimmt. Sind mehrere Gelenkkonfigurationen möglich, so wird jene gewählt, die den geringsten Winkelabstand zu einer Gelenkkonfiguration der obigen Cluster-Analyse hat. Das korrespondierende Cluster wird anhand des Objektes und des zuvor gewählten Griffes bestimmt. Da diese jedoch anhand des PEPPER-Roboters aufgenommen worden sind, ist eine Abbildung auf die Gelenke des entsprechenden Roboters nötig. Diese Abbildung ist analog zur Abbildung der anthropomorphen primitiven Bewegungen gehalten. Eine ausgeprägte Haltung bei allen aufgenommenen Gelenkkonfigurationen ist die Haltung des Ellbogens, der nach unten gerichtet ist (siehe Abbildung 3.17).

Die Position und Orientierung müssen korrigiert werden, wenn die IK für die vorgeschlagenen Variablen keine Lösung findet. Dies tritt besonders beim YUBOT Roboter auf, da der Arbeitsraum durch die kurzen Glieder kleiner ist und die geringere Anzahl an Freiheitsgraden nicht jede mögliche Orientierung zulässt. Unterschiedliche Korrekturmethode sind dabei für jede Ursache möglich. Bei einer zu großen Distanz zwischen Anwender und Roboter wird zunächst die Position auf der xy-Ebene korrigiert, indem diese durch eine Erhöhung von λ_K in Gleichung 3.10 auf der Strecke näher zum Roboter gelagert wird. In einem zweiten Schritt kann zudem die Höhe der Konfiguration verringert werden. Die Orientierung der Konfiguration wird korrigiert, indem die Orientierung zum Teil negiert wird und nur einzelne Rotationsachsen betrachtet werden. Abschließend werden in Tabelle 3.5 die Resultate der betrachteten Hypothesen zusammengefasst. Die statistischen Ergebnisse zeigen, dass die Hypothesen alle beibehalten werden können.

H3.1	H3.2	H3.3	H3.4
⊕	⊕	⊕	⊕

Tab. 3.5.: Ergebnisse der untersuchten Hypothesen bezüglich der Übergabekonfigurationen. Eine Hypothese mit einem ⊕ wird beibehalten.

3.5 Personendetektion

Das Modul zur Personendetektion erkennt visuell die Merkmale des Anwenders und lokalisiert dessen einzelne Körperteile. Diese Informationen sind für weitere Module wie die Annäherung, die Trajektorienplanung, die Generierung der Übergabekonfiguration oder die Synchronisierung zwischen Anwender und Roboter essenziell. Als Eingangsdaten werden die Bilder der visuellen Sensoren genutzt, sowohl die Farb- als auch die Tiefenbilder.

Die Anforderungen an das Modul bzw. die zu bestimmenden Daten wurden anhand der Literatur in Kapitel 2 ermittelt. Demnach wird für die Annäherung an den Anwender dessen relative Pose zum Roboter benötigt. Dies umfasst sowohl die Position als auch die Orientierung. Die Position zum Anwender ist zudem ein Kriterium für die Bestimmung der Übergabekonfiguration, wie in Tabelle 2.3 dargestellt. Außerdem werden für die Generierung der Konfiguration die Größe des Anwenders und dessen Körperhaltung (stehend oder sitzend) visuell erfasst. Für die Synchronisation der Armbewegung zum Ende der Reichen-Phase und für die Detektion des Transfers wird zudem die Position der Hand des Anwenders benötigt.

3.5.1 Pose

Für die Bestimmung der Posen wird zunächst die Bildposition der Person anhand des RGB-Bildes bestimmt. Zu diesem Zweck wird die OPENPOSE-Bibliothek (Cao et al. 2017; Simon et al. 2017; Cao et al. 2019) eingesetzt. Diese ist ein Echtzeit-Multi-Personen-Detektor und schätzt die Posen von Anwendern bzw. deren Körperteilen im 2-D-Bildraum. Zur Bestimmung der 3-D-Position $p = (x, y, z)^T$ im Raum anhand der 2-D-Bildposition $b = (b_x, b_y)^T$ wird der entsprechende Tiefenwert d an der Position b im Tiefenbild berücksichtigt. Dieser wird mit der inversen Zentralprojektion

$$p = \pi^{-1}(b, d) = \left(\frac{b_x - c_x}{f_x}, \frac{b_y - c_y}{f_y}, d \right)^T \quad (3.11)$$

des Lochkammermodells bestimmt, wobei $c = (c_x, c_y)^T$ der Mittelpunkt des Bildes und f_x und f_y die Objektbrennweiten der Kamera in Pixeln sind. Dieser Ansatz wurde schon zur Erkennung von 3-D-Gesten von Anwendern genutzt (Rasch et al. 2019a). Für die Annäherung des Roboters an den Anwender wird die relative Pose ${}^K\xi_A$ des Anwenders A zur Kamera K anhand des rechten p_{hr} und linken Hüftpunktes p_{hl} der OPENPOSE-Bestimmung ausgemacht. Da diese beim menschlichen Körper relativ starr zueinander sind, ist eine Berechnung der Orientierung θ_h möglich. Dafür wird die Orthogonale des Azimuts der Polarkoordinaten des Differenzvektors in der horizontalen Ebene $d = p_{hl} - p_{hr}$ zwischen den beiden Punkten bestimmt

$$\theta_h(d_x, d_y) = \begin{cases} \arctan \frac{d_y}{d_x} - \frac{\pi}{2}, & d_x > 0, \\ \arctan \frac{d_y}{d_x} + \frac{\pi}{2}, & d_x < 0 \text{ und } d_y \geq 0, \\ \arctan \frac{d_y}{d_x} - \frac{3\pi}{2}, & d_x < 0 \text{ und } d_y < 0, \\ 0, & d_x = 0 \text{ und } d_y > 0, \\ -\pi, & d_x = 0 \text{ und } d_y < 0. \end{cases} \quad (3.12)$$

Kann die Kamera eine der Hüftpunkte nicht erfassen, so werden als erster Alternativplan die Schulterpunkte und als zweite Alternative die Raumpunkte der Augen genommen. Anhand des euklidischen Abstandes zwischen zwei aufeinander folgenden 3-D-Posen und dem Konfidenzniveau der OPENPOSE-Daten werden mögliche Fehlzuordnung und Fehler durch Bildrauschen vermieden.

3.5.2 Größe

Einige Ansätze zur Bestimmung von Übergabekonfigurationen nutzen die Größe des Anwenders, um die Höhe der Konfiguration zu planen. Um die Größe von bekannten Personen zu nutzen, kann eine Datenbank und eine Anwendererkennung genutzt werden. Bei unbekannt Personen muss diese Größe geschätzt werden. Das Modul zur Personendetektion nutzt für diese Schätzung ein Blob-Erkennungsverfahren auf dem Tiefenbild. Anhand der Pixelkoordinaten aus OPENPOSE kann eine Gruppe aus verbundenen Pixeln dem Anwender zugewiesen werden. Anschließend wird aus dieser Gruppe der Pixel gewählt, der in der Bildebene am weitesten oben liegt. Durch den obigen Ansatz des Posen-Trackings lässt sich die relative Pose zwischen der Kamera und diesem höchsten Pixel bestimmen. Die Kombination dieser Pose mit der Pose der Kamera im Raum ermöglicht die Schätzung der Größe der Person. Die Größe des Anwenders wird zum Start der Übergabe bis zu zehn Mal bestimmt und der Mittelwert der Schätzungen als Größe für den weiteren Verlauf der Übergabe angenommen.

3.5.3 Körperhaltung

Neben der Größe ist auch die Haltung bzw. Aktivität des Anwenders ein Parameter für die Übergabekonfiguration. Im Rahmen dieser Arbeit wird hierbei zwischen sitzendem und stehendem Anwender unterschieden. Zur Detektion der Haltung werden die Winkel an den Gelenken aus den OPENPOSE-Daten bestimmt und die Orientierung einzelner Glieder betrachtet. Die Kombination ermöglicht die Klassifizierung anhand typischer Muster. So weist ein Winkel $< 120^\circ$ zwischen Rücken und Oberschenkel und ein aufrechter Rücken auf einen sitzenden Anwender hin. Ein größerer Winkel deutet eher auf eine stehende Person und ein waagerechter Rücken auf einen liegenden Anwender hin. Ähnlich zu der Bestimmung der Größe wird auch diese Bestimmung mehrmals durchgeführt. Hierbei werden jedoch OPENPOSE-Daten mit einem geringen Konfidenzniveau verworfen und die Haltung, die am

häufigsten detektiert wurde, als Haltung für den Verlauf der Übergabe genutzt. Lässt sich ein essenzielles Merkmal der Kategorisierung nicht detektieren, wird eine erneute Bestimmung der Anwendergröße durchgeführt. Weicht diese deutlich von der initialen Bestimmung ab, nimmt das Modul einen sitzenden Anwender an.

3.5.4 Handtracking

Bei der Verfolgung der Hand des Anwenders für die Synchronisation und der Detektion der Transferbewegung wird das Matching zwischen Tiefenbild und den OPENPOSE-Daten der beiden Handgelenke durchgeführt. Zur Bestimmung sind zudem die relativen Posen ${}^K\xi_E$ zwischen Kamera K und EEF E nötig. Bei PEPPER sind diese durch den Aufbau des Roboters und der direkten Kinematik des Roboters gegeben. Bei dem YUBOT- und dem PANDA-Manipulator sind die Kameras fest in Bezug zur Basis des Roboters B montiert und haben die relative Pose ${}^K\xi_B$. Anhand der direkten Kinematik der Manipulatoren lässt sich ${}^B\xi_E$ und folglich ${}^K\xi_E$ bestimmen. Während des Erkennungsprozesses der Hand (Abbildung 3.20) wird zunächst die Bildposition der Hand und der Finger anhand des obigen Ansatzes für die Pose des Anwenders bestimmt. Durch die resultierende 3-D-Körperhaltung kann die relative Pose ${}^K\xi_H$ zwischen Kamera und Hand des Anwenders H ermittelt werden. Diese kombiniert mit der Pose ${}^K\xi_E$ ergibt schließlich die Pose zwischen EEF und Hand ${}^E\xi_H = \ominus{}^K\xi_E \oplus {}^K\xi_H$.

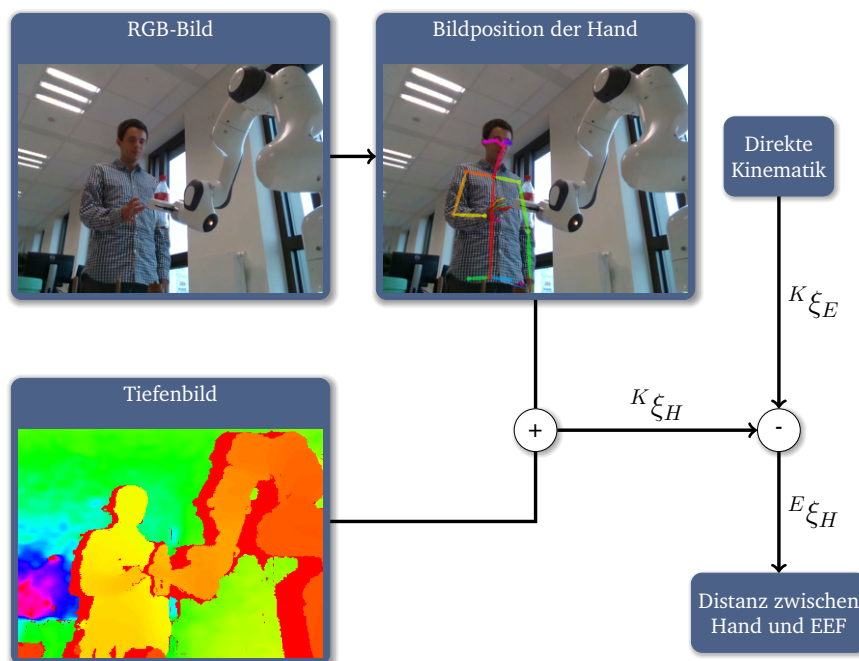


Abb. 3.20.: Bildverarbeitungskette zur visuellen Bestimmung der Distanz zwischen der Hand des Anwenders H und dem End-Effektor E anhand des Kameraframes K

3.6 Bewegungskontrolle

Das Modul zur Kontrolle der Bewegungen dient zur Ansteuerung der Arme. Dies betrifft beim PEPPER-Roboter den rechten Arm und bei den beiden Manipulatoren die gesamte kinematische Kette. Da anthropomorphe Bewegungen dem Fitts' Gesetz folgen, wird die Bewegung des Arms in zwei Phasen unterteilt. Orientiert an den Phasen der Übergabe verläuft diese Bewegung während des Reichens (*Reach*) und der Koordinierung (*Coordinate*). Dadurch entstehen für das Modul zwei primäre Anforderungen: Die Ausführung von anthropomorphen Trajektorien, um den größten Teil der Distanz zu reduzieren und die Übergabekonfiguration zu erreichen, und die räumliche Synchronisation zwischen EEF und Hand des Anwenders.

3.6.1 Trajektorienbewegung

Die Bewegung entlang der Trajektorie ist ein wesentlicher Bestandteil dieser Arbeit. Das essenzielle Detail, die Planung der Trajektorie, wird in Kapitel 4 genauer aufgezeigt. Die Bewegungssteuerung zur Ausführung dieser Trajektorien ist in dem Modul zur Bewegungskontrolle realisiert. Hierbei ist zu beachten, dass dieses Modul dynamisch ist und kontextabhängig vom System ausgewählt wird, da die unterschiedlichen Trajektorienmodelle und Roboter unterschiedliche Steuerungen benötigen.

Im Rahmen dieser Arbeit werden bei der Umsetzung von Trajektorien im Gelenkraum Bewegungsgeneratoren eingesetzt, die anhand der vorgegebenen Trajektorien T die Gelenkgeschwindigkeiten \dot{q}_C vorgeben:

$$\dot{q}_C[t] = \dot{q}_T[t] + \frac{d}{dt} \left(q_T[t] - q[t] \right) \Big|_t. \quad (3.13)$$

Hierbei werden die vorgegebenen Geschwindigkeiten der Trajektorien \dot{q}_T für den aktuellen diskreten Zeitschritt t um die Fehler zwischen den Positionen der Trajektorie q_T und den gemessenen Gelenkpositionen q korrigiert. Parallel zur Bestimmung der Geschwindigkeiten für jedes Gelenk werden zudem die Beschränkungen der Positionen, Geschwindigkeiten und Beschleunigungen sowie weitere Kriterien der Roboter berücksichtigt und die bestimmte Gelenkgeschwindigkeit bei Bedarf limitiert.

Bei der Umsetzung von Trajektorien muss je nach Raum des Modells zunächst eine Umwandlung zwischen diesen Räumen stattfinden. Diese Umwandlung benötigt entweder die direkte Kinematik oder die IK. Die direkte Kinematik lässt sich anhand der kinematischen Kette und der Gelenkpositionen eindeutig lösen. Bei der IK werden je Roboter unterschiedliche Ansätze gewählt. Beim YUBOT-Arm ist anhand der einfachen Struktur ein analytischer Ansatz möglich, wohingegen die IK der beiden anderen Arme numerisch gelöst werden müssen. Hierzu wird in dieser Arbeit ein genereller Ansatz basierend auf dem Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno-Verfahren genutzt.

Für die Ausführung der kartesischen Trajektorie werden n Stützpunkte der Trajektorie gewählt. An diesen Stützpunkten werden die jeweiligen Gelenkpositionen mit der IK bestimmt. Um Konfigurationswechsel des Armes zu reduzieren, wird bei den numerischen IK die vorherige Gelenkposition als Anfangsschätzung angenommen. Bei der analytischen IK werden alle möglichen Konfigurationen bestimmt, und die Konfiguration mit der geringsten Distanz zur vorherigen Konfiguration gewählt. Neben dem Konfigurationswechsel können so auch innere Singularitäten vermieden werden, indem der Wert der vorherigen Gelenkposition für eines der wirkungsgleichen Gelenke angenommen wird. Zwischen allen Wegpunkten im Gelenkraum werden Splines gebildet, um eine Trajektorie im Gelenkraum zu bestimmen. Diese wird abschließend mit dem oben beschriebenen Bewegungsgenerator im Gelenkraum ausgeführt.

Die Schnittstelle zur Ansteuerung des PANDA-Arms bietet zur Steuerung von Trajektorien im kartesischen Raum eigenständige Varianten (siehe Kapitel 3.1.2). In dieser Arbeit wird der Bewegungsgenerator für die kartesische Geschwindigkeit des EEF verwendet, und die Geschwindigkeit \dot{P}_C anhand der vorgegebenen Position P_T , der direkten Kinematik der gemessenen Gelenkpositionen $DK(q)$ und der Geschwindigkeit der Trajektorie \dot{P}_T bestimmt

$$\dot{P}_C[t] = \dot{P}_T[t] + \frac{d}{dt} \left(P_T[t] - DK(q[t]) \right) \Big|_t . \quad (3.14)$$

Unabhängig vom Roboter und dem betrachteten Trajektorienraum endet dieser erste Teil der Bewegung in der Übergabekonfiguration, die zuvor bestimmt wurde. Eine Alternative, die in Kajikawa und Ishikawa (2000) und Meyer zu Borgsen (2020) betrachtet wird, besteht in einem früheren und fließenden Übergang in die Synchronisationsbewegung, sobald bestimmte Kriterien (z. B. die Hand des Anwenders in der Nähe) erfüllt sind. Die beiden Bewegungen sind in dieser Arbeit bewusst getrennt, um die anthropomorphen Trajektorien nicht zu verändern.

3.6.2 Räumliche Synchronisation

Die Bewegung zur räumlichen Synchronisation soll primär den Aufwand des Anwenders reduzieren, indem der Roboter das Objekt der Hand annähert. Als Prämisse für diese Bewegung muss der Roboter mit dem ersten Bewegungsteil in der Übergabekonfiguration geendet, den Objekttransfer aber noch nicht begonnen haben. Der zweite Teil dieser Vorbedingung wird erfüllt, wenn die Hand des Anwenders sich noch nicht in der Nähe des Objektes befindet. Da auch der Anwender in dieser Phase seine Hand dem Objekt nähert, wird eine visuelle Steuerung zur räumlichen Synchronisation genutzt. Dafür werden die Positionsdaten der Hand relativ zum EEF ${}^E\xi_H$ aus dem Erkennungsmodul (siehe Kapitel 3.5.4) verwendet. Die räumliche Synchronisation endet, sobald die Hand des Anwenders eine minimale Distanz d_{min} zum EEF unterschreitet.

Zur visuellen Steuerung generiert das Modul die Bewegung anhand eines Geschwindigkeitsmodells im kartesischen Raum. Hierfür bestimmt es die Geschwindigkeit \dot{p} anhand der

Distanz zwischen der Position der Hand p_H und der Kugel, die den Minimalabstand zur Position des EEF p_{EEF} darstellt,

$$\dot{p} = \left((p_H - p_{EEF}) - \frac{d_{min} \cdot (p_H - p_{EEF})}{|p_H - p_{EEF}|} \right) \cdot \frac{v_{max}}{d_{max}}, \quad (3.15)$$

wobei v_{max} die maximale Gesamtgeschwindigkeit ist, die ab dem maximalen Abstand d_{max} erreicht wird. Um sich einer flüssigen Bewegung anzunähern und die Beschränkungen der Roboter zu berücksichtigen, limitiert das Modul die resultierende Geschwindigkeit p_l zusätzlich

$$\dot{p}_l = \begin{cases} t * R + \dot{p}_{-1}, & \ddot{p} > R, \\ t * F + \dot{p}_{-1}, & \ddot{p} < F, \\ \dot{p}, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.16)$$

Dabei bilden R und F die maximale positive und negative Beschleunigung ab, wobei $F < 0 < R$ gilt. Anhand der letzten Geschwindigkeit \dot{p}_{-1} , die vor t Zeiteinheiten angesteuert wurde, bestimmt das System die benötigte Beschleunigung $\ddot{p} = \frac{\dot{p} - \dot{p}_{-1}}{t}$.

3.7 Objekttransfer

Das Modul für den Objekttransfer hat zwei Funktionen. Zum einen detektiert es den korrekten Zeitpunkt der Freigabe und zum anderen stellt es sicher, dass der Roboter das Objekt loslässt und sich von der Übergabe zurückzieht. Es umfasst somit die letzte der drei Hauptphasen aus dem Übergabeprozess. Hierbei ist eine korrekte und zeitkritische Implementierung essenziell, um einige Anwenderanforderungen und Systemeigenschaften aus Kapitel 1.3 zu erfüllen. Besonders die Sicherheit der Objekte und der Fluss der Interaktion bzw. deren Zeitdauer wird durch eine verfrühte oder verspätete Freigabe des Objektes beeinträchtigt werden. Um die Qualitätsmaße zu erreichen, sind folgende konkreten Bedingungen an das System gestellt, die sich an den Beobachtungen von MzM-Übergaben orientieren:

Transferdauer Die benötigte Zeit für den Transfer bei der RzM-Übergabe soll maximal eine Sekunde betragen. Dies entspricht der doppelten Dauer einer durchschnittlichen MzM-Übergabe. Die Relation zwischen Dauer und Masse des Objektes kann aufgrund der geringen Gewichtsunterschiede der Testobjekte vernachlässigt werden. Die kurze Transferdauer bedarf einer schnellen Reaktion des Roboters und folglich eine schnelle Detektion des Freigabezeitpunktes.

Objektsicherheit Die Sicherheit des Objektes soll während des Transfers gewährleistet sein. Dazu muss das System nicht nur sicherstellen, dass der Anwender Kontakt zum Objekt hat, sondern dieses auch sicher festhält. Stellt der Roboter während des Öffnens des Greifers eine Unregelmäßigkeit fest, muss dieser wieder geschlossen werden.

Benutzerakzeptanz und Intuitivität Der Roboter soll sich für den Anwender intuitiv und nutzerfreundlich verhalten. Dies soll durch Anwendung der gleichen Auslöser wie bei einer MzM-Übergabe erreicht werden. Dabei ist zu beachten, dass sowohl der benötigte Kraftaufwand als auch dessen Richtung den gewohnten Kräften von MzM-Übergaben entsprechen.

Einige Ansätze zur Bestimmung des Objekttransfers wurden in Kapitel 2.6 vorgestellt. Diese sind auf drei Detektionsmethoden zurückzuführen: visuelle, taktile und lastverteilende Ansätze. Wie in der Bewertung der einzelnen Methoden festgestellt, beruht jedes System auf individueller Sensorik. Diese ist bei den in dieser Arbeit verwendeten Robotern nur für visuelle und lastverteilende Methoden gegeben, sodass keine taktilen Methoden betrachtet werden. Um den Zeitpunkt des Transfers optimal zu bestimmen, werden mehrere Ansätze kombiniert und die Daten verschiedener Sensoren genutzt, ähnlich dem System in Bdiwi et al. (2013). Im Gegensatz zu diesem werden jedoch keine zusätzlichen Kraft- oder Drehmomentsensoren am Greifer angebracht, sondern die vorhandene Sensorik der Roboter genutzt. Aufgrund deren Diversität ist eine einheitliche Lösung zur Bestimmung der Lastverteilung und des korrekten Transferzeitpunktes nicht möglich. Daher wird im Folgenden auf roboterspezifische Optionen eingegangen, aber das Vorgehen der Entwicklung, Konfiguration und Anwendung generalisiert und unabhängig der Sensorik in das multimodale Transfersystem integriert.

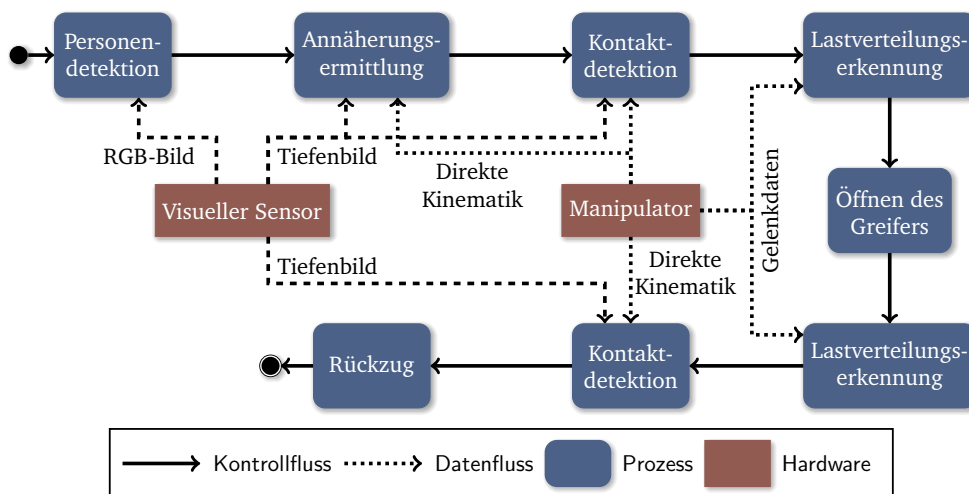


Abb. 3.21.: Prozess des Objekttransfers

Der generalisierte Transferprozess und die benötigten Daten sind in Abbildung 3.21 dargestellt. Um eine schnelle Reaktionszeit und eine sichere Übergabe zu ermöglichen, ist das Transfersystem mehrstufig aufgebaut, wobei zeitintensive Prozesse möglichst selten und erst zuletzt ausgeführt werden. Die Stufen orientieren sich dabei an drei Kriterien. Zuerst wird eine Annäherung der Hand des Anwenders detektiert. Wenn diese in der Nähe des EEF ist, wird ein möglicher Kontakt zwischen Hand und Objekt visuell bestimmt. Da anhand des Kontakts noch nicht von einem stabilen Griff des Anwenders ausgegangen werden kann,

wird die Lastverteilung zwischen Roboter und Anwender bestimmt, sobald der Kontakt etabliert ist. Diese Bestimmung ergibt sich aus den Gelenkdaten des Manipulators. Die Methode zur Bestimmung der Lastverteilung ist dabei von der Sensorik des Roboters abhängig. Nach einer Änderung der Lastverteilung vom Roboter zum Anwender öffnet das System den Greifer. Dieser öffnet sich zunächst langsam, um parallel weiterhin die Lastverteilung zu bestimmen und bei einem anormalen Verhalten die Sicherheit des Objektes wieder herzustellen und dieses erneut zu greifen. Im Normalfall wird anschließend, basierend auf der Kontakterkennung, das Ende des Kontakts zwischen Anwender und Roboter festgestellt und der Manipulator zieht sich in eine Leerlauf-Haltung zurück. Für die Rückzugsbewegung wird eine Gelenkbewegung mit trapezoidem Geschwindigkeitsprofil ausgeführt. Im Folgenden wird detailliert auf die visuellen Methoden zur Detektion der Annäherung und des Kontakts und anschließend die Ansätze zur Bestimmung der Lastverteilungen bei den unterschiedlichen Robotern eingegangen.

3.7.1 Visuelle Näherungs- und Kontakt-Detektion

Im Transferprozess werden mehrere visuelle Methoden genutzt, um zunächst die Annäherung und anschließend den Kontakt zwischen Anwender und Objekt festzustellen. Beide Ansätze benötigen die Kamerasysteme mit RGB- und Tiefenbild aus Kapitel 3.1.4. Die Detektion der Annäherung nutzt das Handtracking aus Kapitel 3.5.4. Anhand der Pose der Hand wird die Distanz zwischen EEF und Hand bestimmt. Das Modul stößt die Kontakt-Detektion an, sobald die Distanz einen Schwellenwert unterschreitet.

Die visuelle Detektion des Kontakts zwischen Anwender und Roboter nutzt ausschließlich die Informationen des Tiefensensors und die daraus resultierenden Punktwolken. Der zugrunde liegende Gedanke hinter der visuellen Detektion ist die Segmentierung der Punktwolke in regionale Cluster. Die Zuordnung eines Clusters C_R zum Roboter ist eindeutig, da ${}^K\xi_E$ bekannt ist. Hierbei ist es irrelevant, welches Objekt übergeben wird, weil Roboter und Objekt in direktem Kontakt sind und die Punktwolken des Objektes und des Roboters im selben Cluster sind. Auch die Zuordnung der Hand-Punktwolke zu einem Cluster C_H ist eindeutig, da ${}^K\xi_H$ bekannt ist. Werden nun Roboter und Hand demselben Cluster zugewiesen, besteht Kontakt zwischen Anwender und Objekt. Da die Verarbeitung der Punktwolken rechenintensiv ist, reduziert zunächst eine Filterkette diese, bevor die einzelnen Cluster segmentiert werden. Die Filter- und Verarbeitungskette ist in Abbildung 3.22 aufgezeigt. Für die Implementierung der visuellen Kontaktdetektion wurde die POINT CLOUD LIBRARY³ genutzt.

Zunächst wird die Punktwolke auf den Raum um den EEF reduziert. Dieser Raum hat eine Größe von 1 m in allen drei Dimensionen. Der Mittelpunkt des Quaders befindet sich an ${}^K\xi_E$. Anschließend wird ein 3-D-Voxel-Raster erzeugt, um die Auflösung der Punktwolke zu reduzieren. Dafür werden alle Punkte, die sich innerhalb eines Voxels befinden, gemittelt.

³<https://pointclouds.org/>

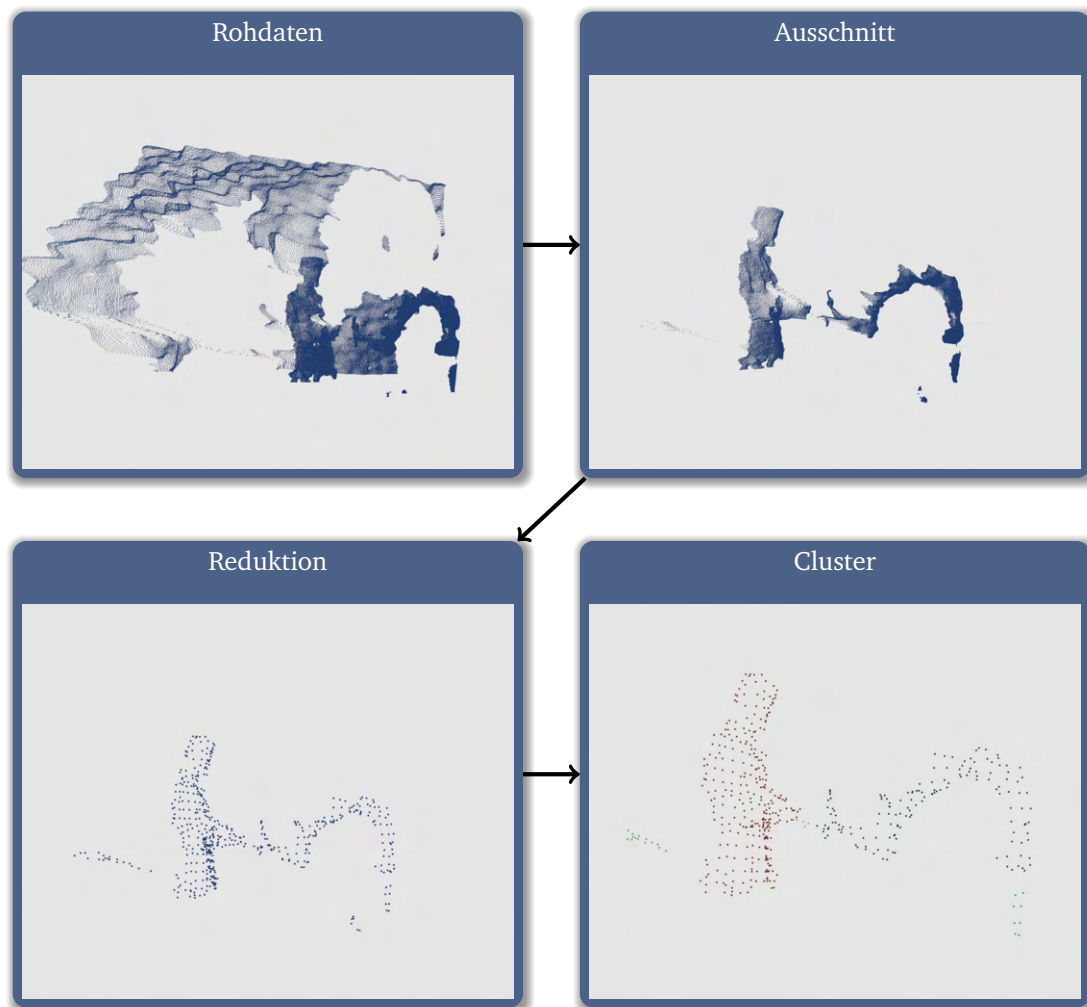


Abb. 3.22.: Filterkette zur visuellen Kontaktdetektion. Zu visuellen Zwecken wurden die Grafiken ab dem Ausschnitt und die einzelnen Punkte ab der Reduktion vergrößert.

Dieser Mittelwert ergibt den neuen Darstellungspunkt des Voxels. Alternativ könnte der Mittelpunkt des Voxels als Darstellungspunkt genutzt werden, dabei wird jedoch die zugrunde liegende Oberfläche ungenauer abgebildet. Die Kantenlänge eines Voxels beträgt im Rahmen dieser Arbeit 0.05 m für alle Seiten. Die Kantenlänge wurde experimentell ermittelt und stellt den Kompromiss zwischen Reduzierung der Punktwolke und Verlust von Informationen dar. Dieser Informationsverlust kann dazu führen, dass eine Lücke zwischen Hand und Objekt nicht mehr detektiert wird, weil ein zu großes Voxel die Lücke durch Mittelung schließt.

Systematisch ist die Reihenfolge von Ausschnitt und Reduzierung irrelevant. Eine Evaluierung der Laufzeit zeigte jedoch, dass das Ausschneiden mit anschließender Reduzierung schneller ist, als erst die Punktwolke zu reduzieren und anschließend auszuschneiden.

Anschließend wird ein k-d-Baum aus der reduzierten Punktwolke erstellt. Dieser Baum ermöglicht die Strukturierung der Punktwolke anhand einer Volumendarstellung, die als

Grundlage zur Bestimmung der Cluster anhand des euklidischen Abstands genutzt wird. Ähnlich dem Floodfill-Algorithmus werden mithilfe des Nächste-Nachbarn-Algorithmus die Punkte den Clustern zugeordnet. Alle Nachbarn eines Punktes p , die eine euklidische Distanz d_C unterschreiten, werden dem Cluster, in dem p enthalten ist, hinzugefügt. Dies wird für alle Punkte der Punktwolke durchgeführt, die noch keinem Cluster zugeordnet sind. Die Distanz d_C entspricht in dieser Arbeit 0.06 m und ist damit ein wenig größer als die Kantenlänge der Voxels des Reduzierungsschrittes. Die resultierenden Cluster können noch gefiltert werden. So lassen sich anhand einer Mindestgröße kleinere Cluster entfernen. Dies ermöglicht es, auf das Vorschalten eines Filters, der Ausreißer entfernt, zu verzichten. Eine Evaluation der Laufzeiten zeigte, dass der Verzicht auf den zusätzlichen Filter die Laufzeit im Mittel auf 49.06 % verkürzt, während sich die Rechenzeit für das Clustering aufgrund der höheren Anzahl an Punkten nur um 0.6 % erhöht.

Abschließend werden die Positionen der bekannten Posen ${}^K\xi_H$ und ${}^K\xi_E$ genutzt, um die Cluster dem Anwender und dem Manipulator zuzuweisen. Hierfür wird erneut der k-d-Baum angewendet und der nächste vorhandene Punkt zur Position gesucht. Das Cluster, dem dieser Punkt angehört, wird dem Anwender oder Roboter zugewiesen. Werden Anwender und Manipulator demselben Cluster zugeordnet, besteht Kontakt zwischen Anwender und Objekt. Die Detektion des Kontakts aktiviert die Detektion der Lastverteilung.

3.7.2 Detektion der Lastverteilung

Zuletzt wird anhand der Lastverteilung zwischen Anwender und Roboter der Freigabezeitpunkt bestimmt. Aufgrund der verschiedenen Sensorik der Roboter sind mehrere Varianten möglich. Beim PANDA können die extrinsischen Kräfte, die auf den Roboter wirken, gemessen werden, wohingegen beim YOUNBOT- und dem PEPPER-Roboter auf den Versatz der Gelenkdaten zurückgegriffen werden muss, ähnlich wie in Rasch und König (2017) und Edsinger und Kemp (2007). Um das Detektionsmodul dennoch roboterübergreifend nutzen zu können, wurde ein schwellenwertbasiertes System entwickelt, das unabhängig der Sensordaten angewendet und nur konfiguriert wird. Hierfür bieten sich globale, lokale oder dynamische Schwellenwertverfahren an, die von der Charakteristik der aufgenommenen Daten abhängig ist.

Um die Charakteristiken und Schwellenwerte der Roboter zu messen, wurden zwei Evaluationen durchgeführt. Dafür wurden zunächst die Versuchsobjekte aus Kapitel 3.4.1 vom Roboter gegriffen. Dieser bewegte sich in eine der aufgenommenen geeigneten Konfigurationen aus Kapitel 3.4. Zur Erhebung der Daten wurden pro Objekt zehn Transfers von Anwendern simuliert, ohne dass der Roboter den Greifer öffnete. Dabei wurden für den PANDA-Roboter die Daten der externen Kraft-Bestimmung aufgezeichnet und für die beiden anderen Roboter die gemessene und die angesteuerte Gelenkposition. Bei PEPPER wurden nur die Daten des rechten Manipulators, mit dem das Objekt übergeben werden sollte, genutzt.

In den Abbildungen 3.23 und 3.24 sind die aufgenommenen Daten von zwei Übergaben dargestellt. Der Transfer fand im gelb markierten Bereich statt. Dabei sind in Abbildung 3.23 die extrinsischen Kräfte dargestellt, die auf den PANDA-EEF wirken und vom Echtzeitsystem anhand der Eigenmasse und Drehmomente der Gelenke bestimmt werden. Die Daten weisen ein eindeutiges Muster auf, wobei in allen drei Achsen eine Krafteinwirkung während des Transfers messbar ist. Demnach muss ein Detektionsalgorithmus die mehrdimensionalen Daten verarbeiten können. Zudem unterliegen die Sensordaten einem lokalen Rauschen, beispielsweise deutlich bei Sequenznummer 10, sowie einer langfristigen Modulation. Folglich eignet sich eine statische Schwellenwertmethode nicht.

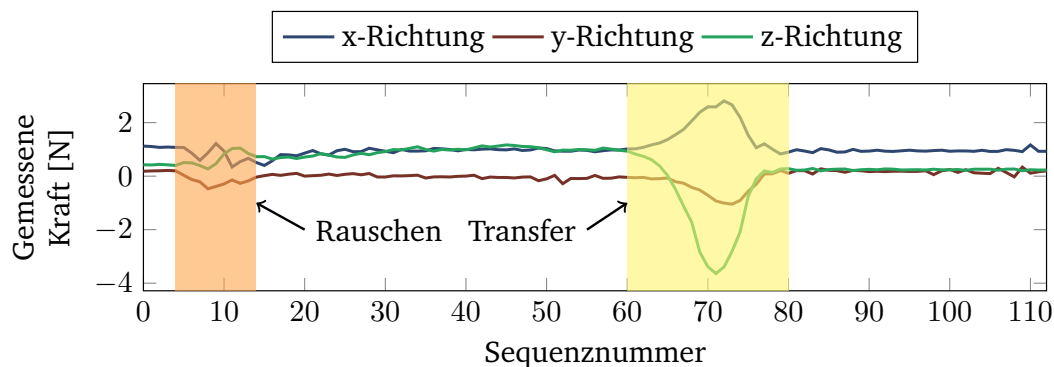


Abb. 3.23.: Extrinsische Last bei PANDA zur Bestimmung der Lastverteilung

Auch bei den Gelenkdaten beim PEPPER und YOUNBOT wird deutlich, dass die Daten durch Rauschen beeinflusst und mehrere Gelenke während des Transfers verändert werden. Zudem ist in Abbildung 3.24 auffällig, dass die Gelenke nach dem Transfer in einer veränderten Position verweilen. Dies lässt sich beim PEPPER Roboter auf die reduzierte Steifigkeit im Arm und dem Spiel der Gelenke zurückführen.

In einer zweiten Untersuchung wurde ermittelt, wie unterschiedliche Krafrichtungen auf die Sensordaten wirken. Dafür wurde ein Federkraftmesser an den EEF der Roboter befestigt und Kräfte in sechs Richtungen (entlang der drei Achsen) ausgeübt. Um die Daten zur Kalibrierung eines Schwellenwertes zu nutzen, wurde eine Kraft von 1 N aufgebracht. Dies entspricht den tolerierten Kräften der Anwender (siehe Kapitel 2.6). Die Ergebnisse der Untersuchung zeigen, dass eine Reduzierung der Kraftdimensionen sowie der Gelenke nicht möglich ist, da bei unterschiedlichen Krafrichtungen unterschiedliche Dimensionen bzw. Gelenke beeinflusst werden.

Zur Detektion des Transferzeitpunktes bei den vorliegenden Daten wurde ein Modul entwickelt, welches effizient und robust eine Veränderung der Lastverteilung erkennt. Um mit dem Rauschen und der langfristigen Modulation zu verfahren, wurde auf der Idee von Brakel und Kiselev (2014) aufgesetzt und das ROS-Modul zur Peak-Detektion entwickelt.

Das Grundprinzip hinter Algorithmus 1 ist das Streuungsmaß der deskriptiven Statistik. Dabei wird ein neuer Datenwert als Peak erkannt, wenn dieser ein Vielfaches der Standard-

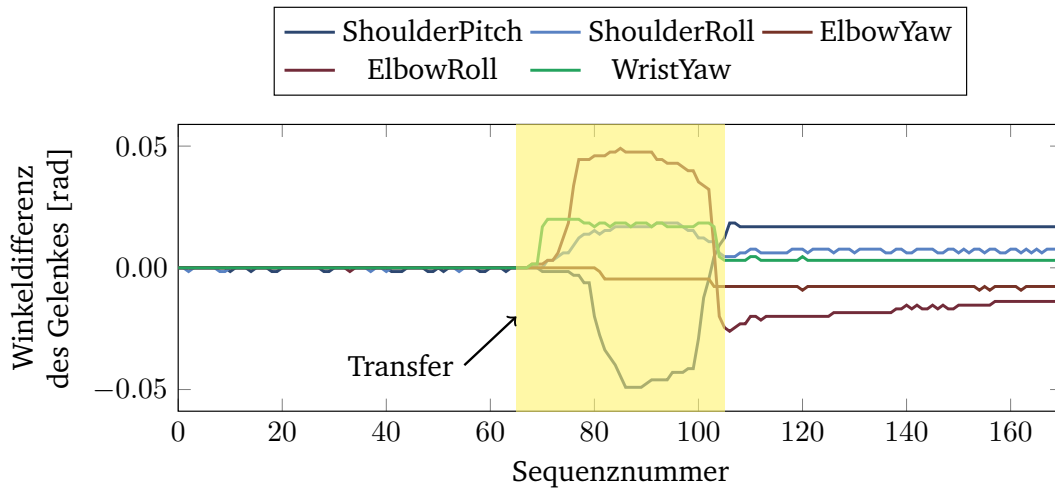


Abb. 3.24.: Gelenkversatz bei PEPPER zur Bestimmung der Lastverteilung

abweichung von einem dynamischen Mittelwert entfernt ist. Der Schwellenwert ist folglich nicht statisch, sondern wird dynamisch anhand der Daten bestimmt. Für die Anwendung wird dieser als Faktor der Standardabweichung sw angegeben. Der Mittelwert und die Standardabweichung werden anhand eines Sliding-Windows auf Basis der zurückliegenden Sensordaten berechnet. Das Sliding-Window basiert auf einer festen Anzahl lag an zurückliegenden Berechnungsschritten. Dadurch entsteht eine Verzögerung der Berechnung der Mittelwerte und der Standardabweichungen. Durch die Isolation des Mittelwertes und der Standardabweichung vom Ausgangssignal und dem Sliding-Window ist der Algorithmus robust gegen Rauschen und langfristige Modulationen und hat auch bei langwierigen Messungen eine gleichmäßige Genauigkeit. Zusätzlich kann der Einfluss $ef \in [0, 1]$ einzelner Eingangssignale auf die Mittelwerte gesteuert werden. Dabei wird ein Signal mit $ef = 0$ bei der Berechnung ignoriert. Dies ist bei stationären Eingangssignalen geeignet, wenn beispielsweise der Manipulator in einer Konfiguration verweilt und der Anwender noch nicht in der Nähe des EEF ist. Bei einem Einfluss von $ef = 1$ beeinflusst das Signal den Schwellenwert stark. So ist eine Steigerung des Einflusses praktikabel, wenn sich der Manipulator bewegt und die Sensorsignale stark variieren.

Algorithmus 1: Dynamische Peak-Detektion mit Sliding-Window

Data: sw : Schwellenwertvektor $sw \in \mathbb{R}^n$ als Faktor der Standardabweichung

lag : Verzögerung des Sliding-Window

ef : Einfluss neuer Variablen auf das Sliding-Window $ef \in [0, 1]$

Eingabe: $x = [x_0, \dots, x_k \in \mathbb{R}^n]$: Zeitreihe von n Sensoren, wobei $k > (lag + 2)$; $x_{i,j}$ beschreibt das i -te Datum des j -ten Sensors

Ausgabe: $s = [s_0, \dots, s_k \in \{0, 1\}^n]$: n -dimensionales Ausgangssignal, $s_{t,j} = 1$, wenn an Zeitpunkt t der Schwellenwert von Sensor j überschritten wurde

```
s ← zeros(k, n); // zeros(i, j) erzeugt eine i × j große Matrix mit 0en
filtered ← x;
meanWindow ← zeros(k, n);
stdWindow ← zeros(k, n);
for j = 0, j < n, j++ do
    meanWindowlag,j ← avg(x0,j, ..., xlag,j) ; // avg(args[]) berechnet das arithmetische Mittel
    stdWindowlag,j ← std(x0,j, ..., xlag,j) ; // std(args[]) berechnet die Standardabweichung
end
for i = lag + 1, i < k, i++ do
    for j = 0, j < n, j++ do
        if (abs(xi,j - meanWindowi-1,j) > swj * stdWindowi-1,j) then
            si,j = 1;
            filteredi,j ← ef * xi,j + (1 - ef) * filteredi-1,j;
        end
        meanWindowi,j ← avg(filteredi-lag,j, ..., filteredi,j);
        stdWindowi,j ← std(filteredi-lag,j, ..., filteredi,j);
    end
end
end
```

Um die multidimensionalen Eingangssignale zu berücksichtigen, wurde die ursprüngliche Peak-Detektion (Brakel und Kiselev 2014) erweitert. Dafür wurden die Ein- und Ausgaben sowie die verschiedenen Schwellenwerte in Algorithmus 1 n -dimensional angelegt. Denkbar war auch eine Aggregation des Ausgangssignals zu einem eindimensionalen Signal. Daraus resultierte jedoch, dass eine Integration der Ausgangssignale je Eingangsdimension nicht möglich ist. Bei der Detektion der Lastverteilung war diese Integration nötig, um nicht nur einen einzelnen Peak zu detektieren, sondern eine Folge an Peaks an einem einzelnen Signaleingang. Folglich differenzierte der Algorithmus die Ausgangssignale pro Signaleingang. Darüber hinaus verbesserten Ringspeicher für die diversen Zeitreihen die Laufzeit und Speichereffizienz. Dies ermöglichte eine kontinuierliche Nutzung ohne steigende Laufzeit, da der Originalalgorithmus über alle Datenpunkte iteriert (Brakel und Kiselev 2014). Die Ringpuffer sind in Algorithmus 1 nicht dargestellt.

3.8 Kognitives Mensch-Roboter-Interaktions-Modul

Zur Steigerung der Akzeptanz der Benutzer und deren Anforderungen an das Robotersystem wurden Methoden für kMRI implementiert. Hierbei wurden zwei Signalkanäle umgesetzt, die nach der Studie von Lallée et al. (2013) die Effektivität der Übergabe mit Laien steigern: die verbale Kommunikation und die Blickrichtung des Roboters. Diese wurden zudem von den Anwendern in der Studie **BA** (siehe Kapitel 1.3) primär erwartet: „Eine kurze Information zur Übergabe“ und „[Nicht] Ins *Leere* schauen“.

Da die technische Umsetzung einzelner Komponenten bestimmte Hardware voraussetzt, lassen sich die dargestellten Ansätze der Literatur aus Kapitel 2.3 in dieser Arbeit nur auf dem PEPPER-Roboter umsetzen. Der Einsatz der Manipulatoren beschränkt sich bei der Implementierung der Übergabetrajektorien auf die Gestik. Dies inkludiert den Wechsel der Armhaltung aus der Tragepose und subtile Bewegungsmuster während der Übergabe. Bei der Implementierung der Übergabe auf dem humanoiden Roboter PEPPER ermöglicht die erweiterte Hardware die Umsetzung zusätzlicher kognitiver Signale: der Blickrichtung und der verbalen Kommunikation. Eine Zuordnung der einzelnen kognitiven Signale anhand des Signalkanals und der Übergabephase, in der das Signal auftritt, ist in Abbildung 3.25 dargestellt.

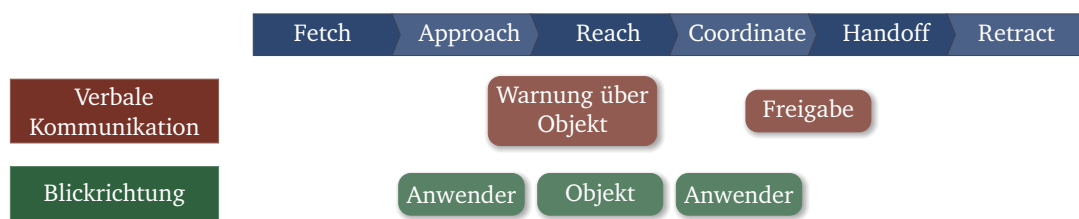


Abb. 3.25.: Signale der kognitiven Mensch-Roboter-Interaktion des PEPPER-Roboters während der Übergabe-Phasen

Die Anforderungen der Nutzer an die verbale Kommunikation zeigen, dass diese vom Roboter Informationen über die Übergabe erwarten. Dazu gehören vor allem Warnungen vor unerwarteten Bewegungen des Roboters und über Besonderheiten des Objektes. Dies kann beispielsweise das Gewicht, die Temperatur oder den Füllstand betreffen („Achtung. Die Tasse ist voll und heiß.“). Diese Aussagen sollten nach der Anforderung der Nutzer kurz und eindeutig sein. Der Roboter soll dabei nicht „[...] ein Gespräch aufzwingen“.

Für die Implementierung auf dem Roboter wird die in NAOQI integrierte NUANCE-Engine zur Text-to-Speech Synthese genutzt. Die dafür verwendeten Sätze sind in einer Datenbank festgelegt und nach Anwendungsfall kategorisiert. Diese Kategorien werden genutzt, um anhand des Objektes und dessen Eigenschaften dynamische Warnungen zu generieren. Wie in Abbildung 3.25 dargestellt, spricht der Roboter die Warnungen aus, wenn er sich dem Anwender genähert hat und das Objekt reicht. Neben den Warnungen werden zudem kurze Textelemente (z. B. „Hier, bitte.“) eingesetzt. Diese verbessern die Synchronisation der

Freigabe, indem dem Anwender indirekt mitgeteilt wird, dass die Bewegung abgeschlossen ist. Ergänzend sprach der Roboter die Textelemente aus, sobald er die Reichen-Bewegung in der Übergabekonfiguration beendet und noch keine Reaktion vom Anwender, im Speziellen eine Annäherung der Hand zum EEF, detektiert hat. Bei beiden Elementen sind mehrere Variationen hinterlegt, um eine Gesprächsmonotonie zu vermeiden.

Die Blickrichtung des PEPPER-Roboter wurde anhand der Rotation des Roboterkopfes implementiert, da der Roboter nur indirekt eine Bewegung der Augen anhand eines LED-Ringes abbilden kann. Die Reihenfolge der Blickrichtungen ergibt sich aus den Ergebnissen von Zheng et al. (2015). Hierbei wird der Blick während der Annäherung auf das Gesicht des Anwenders gerichtet, bevor der Blick während der Reichenphase auf das Objekt wechselt. Am Ende der Bewegung verweilt der Blick 250 ms auf der Position der Übergabekonfiguration, bevor der Roboter dem Anwender wieder ins Gesicht schaut.

Zur Umsetzung des Roboterblicks auf den Anwender wurde eine einfache bildbasierte Steuerung gewählt, die anhand von Bildmerkmalen direkt die Aktoren im Hals und Nacken des Roboters ansteuert. Dafür wird die RGB-Kamera in der Stirn des Roboters genutzt. Das Gesicht des Anwenders wird anhand der OPENPOSE-Bibliothek detektiert und der Abstand (d_x, d_y) zwischen dem Mittelpunkt des Gesichts und dem Bildmittelpunkt auf der Bildebene bestimmt. Die Positionen der beiden Robotergerlenke für die Neigung ω_p und die Drehung ω_y des Kopfes werden anhand der Richtung und Distanz des Abstandes bestimmt. Unterschreitet die Distanz den Schwellenwert τ bewegt sich der Roboterkopf nicht. So ergeben sich für die Gelenkgeschwindigkeiten

$$\dot{\omega}_y = \begin{cases} -2 \frac{d_x}{b_w} \frac{d_y}{|d_x|} \cdot \dot{\omega}_y^{max}, & |d_x| > \tau, \\ 0, & sonst, \end{cases} \quad \dot{\omega}_p = \begin{cases} -2 \frac{d_y}{b_h} \frac{d_y}{|d_y|} \cdot \dot{\omega}_p^{max}, & |d_y| > \tau, \\ 0, & sonst. \end{cases}$$

Der Kopf rotiert schneller, je weiter sich das Gesicht am Rand des Bildes befindet und langsamer, je näher es am Bildmittelpunkt ist. Dabei werden die relativen Abstände zur Bildgröße (b_w, b_h) als Faktoren der maximalen Gelenkgeschwindigkeiten $\dot{\omega}_p^{max}$ und $\dot{\omega}_y^{max}$ verwendet.

Die Blickrichtung auf das Objekt im EEF wird anhand eines Position-basierten Ansatzes bestimmt. Dieser basiert auf dem System einer vorherigen Arbeit (Rasch und König 2017). Hierbei wird die kartesische Position $P_K^E = (x_K, y_K, z_K)^T$ des EEF anhand der direkten Kinematik der aktuellen Gelenkkonfiguration des Roboters bestimmt. Diese Position ist relativ zu den Gelenken und Gliedern des Kopfes und ermöglicht eine direkte Berechnung derselben

$$\omega_p = \arctan\left(\frac{z_K}{x_K}\right) + \omega_p^0 \quad \omega_y = \arctan\left(\frac{y_K}{x_K}\right) + \omega_y^0$$

zu ihren Nulllagen ω_p^0 und ω_y^0 .

3.9 Zusammenfassung

Existierende Robotersysteme, die Objekte an Menschen übergeben, setzen einzelne Aspekte der Übergabe unabhängig der Hardware um oder sind in der Gesamtheit für eine spezifische Hardware entwickelt worden. Die einzelnen Aspekte können jedoch in Module separiert werden, was eine flexible und hardwareunabhängige Entwicklung ermöglicht. Zudem sind die existierenden Ansätze unterschiedlich ausgerichtet und nur wenige beachten die Menschenähnlichkeit als Faktor der Benutzerakzeptanz.

In dieser Arbeit wurde diese RzM-Interaktion mit dem ARoHS umgesetzt. Die vorgestellten Module setzen dabei einzelne Aspekte der Übergabe um und erreichen durch Orchestrierung und Kommunikation untereinander ein Übergabesystem, das flexibel ist und auf unterschiedlicher Hardware eingesetzt werden kann. Zur Steigerung der Menschenähnlichkeit des Gesamtsystems und nicht nur der Bewegungen dienten Studien und Ergebnisse der Literatur als Grundlagen zur Entwicklung der meisten Module. Speziell für das Modul zur Generierung der Übergabekonfiguration wurde eine eigene innovative Studie durchgeführt, in welcher die Abhängigkeiten einzelner Variablen von Faktoren, beispielsweise die Höhe der Übergabe von der Haltung und Größe des Anwenders, untersucht wurden.

Neben der Hardwareunabhängigkeit wurde auch eine Möglichkeit zur Modulation der Bewegungen berücksichtigt, um verschiedene anthropomorphe Modelle zu evaluieren. Diese Bewegungen werden im nächsten Kapitel modelliert, entwickelt und erste Evaluierungen durchgeführt. Eine detaillierte Evaluierung und Analyse des Gesamtsystems erfolgt in Kapitel 5.

Bewegungsmodelle für anthropomorphe Übergaben

Dieses Kapitel beschreibt den zentralen Aspekt der vorliegenden Arbeit: die Entwicklung von drei anthropomorphen Bewegungsmodellen. Dabei stehen die Forschungsfragen F2-1 bis F2-6 im Fokus. Da die Forschungsfragen F2-1 und F2-3 Untersuchungen menschlicher Bewegungen erfordern, werden Studien von MzM-Übergaben vorgestellt. Hierbei werden die Bewegungen anhand von Daten von Bewegungssensoren und Kamerasystemen aufgenommen. Zur Überprüfung der Forschungsfragen F2-4 bis F2-6 werden drei Modelle und Variationen derer entwickelt. Diese basieren auf den Studien von MzM-Übergaben und sind in den unterschiedlichen Konfigurationsräumen modelliert. Das erste Modell und die dafür durchgeführte Studie betrachten den kartesischen Pfad der Hand während der Übergabebewegung. Im zweiten Abschnitt wird ein Modell im Gelenkwinkelraum vorgestellt, das auf den primitiven Bewegungen von Probanden beruht. Ein kombinatorisches Modell beider Ansätze wird abschließend dargestellt. In jedem Abschnitt werden zudem Bewertungen für einzelne Aspekte des jeweiligen Modells untersucht.

Der Inhalt dieses Kapitels basiert primär, in ähnlicher oder identischer Form, auf den folgenden Veröffentlichungen:

- R. Rasch et al. (2017). „Understanding movements of hand-over between two persons to improve humanoid robot systems“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robotics (Humanoids)*, S. 856–861
- R. Rasch et al. (2018). „A Joint Motion Model for Human-Like Robot-Human Handover“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 180–187
- R. Rasch et al. (2019b). „Combining Cartesian Trajectories with Joint Constraints for Human-Like Robot-Human Handover“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 91–98

4.1 Kartesisches Bewegungsmodell

Die Modellierung der anthropomorphen Bewegung als kartesische Trajektorie des EEF $\mathbf{x}_e(t)$ bzw. des Objektes ist ein angemessener Ansatz. Wie Kapitel 2.4.2 zeigt, wird dieses Vorgehen zur Modellierung bereits in verschiedenen Szenarien genutzt. Auch existierende Modelle für die Bewegung beim Anreichen in der Übergabeinteraktion folgen diesem Ansatz, beispielsweise S. Shibata et al. (1995), Kajikawa und Ishikawa (2000) und Huber

et al. (2009). Die Autoren variieren dabei die gewählten Grundmodelle, z. B. das MJM, und integrieren diese in ihr spezifisches Szenario. Hierfür sammeln die Autoren zunächst Daten anhand von MzM-Studien, um anschließend ein Modell abzuleiten. Dieses Modell ermöglicht die Bestimmung der Trajektorie, welche die Position p_t zu einem Zeitpunkt t bestimmt. Einzelne Modelle berücksichtigen dabei auch die Orientierung, sodass p_t nicht die Position, sondern die Pose darstellt. Die Modelle berücksichtigen bei der Generierung der Trajektorien auch die Start- p_0 und Endposition p_e bzw. -pose oder sind in der Dauer der Bewegung t_e variabel. Dies ermöglicht das generelle Modell Γ zur Generierung der Trajektorie $\mathbf{x}_e(t)$

$$\Gamma(p_0, p_e, t_e, t) = \mathbf{x}_e(t) = (p_e - p_0) \circ f\left(\frac{t}{t_e}\right) + p_0. \quad (4.1)$$

Hierfür muss die Funktion zur Trajektorienmodellierung $f(t_n)$ in Raum und Zeit genormt sein.¹ Zur Modellierung der Funktion $f(t_n)$ auf das Szenario in dieser Arbeit, geht dieser Abschnitt zunächst auf die Aufnahme der Daten im Rahmen einer MzM-Studie ein. Aus diesen Daten wird anschließend das Modell abgeleitet und gegen existierende und konventionelle Bewegungstrajektorien evaluiert und bewertet.

4.1.1 Menschliche kartesische Trajektorien

Die Ansätze und Studien aus dem Kapitel 2.4.2 zeigen, dass sich menschliche Bewegungen in manchen Aufgaben und Szenarien ähneln und einem allgemeinen Muster folgen. Es ist naheliegend, dass diese Annahme auch auf die Übergabe in dem vorgestellten Szenario zutrifft. Daraus folgt die in diesem Abschnitt zu untersuchende Hypothese:

- ◆ **Hypothese H4.1:** Die kartesische Trajektorie der Hand ist bei der Reichen-Bewegung zwischen verschiedenen Menschen ähnlich und lässt sich für die Implementierung auf Robotern modellieren.

Die *Reach*-Phase von MzM-Übergaben wurde untersucht, um diese These zu belegen. Dazu wurden Beschleunigungen am Handgelenk des gebenden Akteurs in einer Anwenderstudie aufgenommen.

Im Gegensatz zu früheren Arbeiten saßen die Probanden nicht, sondern standen aufrecht. Dies ermöglichte den Probanden einerseits einen größeren Bewegungsspielraum, bringt andererseits jedoch neue Herausforderungen mit sich: Die Initialhaltung und die Position der Übergabekonfiguration konnten stärker variieren als in Experimenten mit sitzenden Probanden. Ein Tiefenkamerasystem mit Skelettverfolgung bestimmte die Positionen im Raum, um diese Herausforderungen zu lösen. Dieses erfasste nicht nur die Handhaltung, sondern auch Ellenbogen oder Schulter, um die menschenähnliche Handbewegung zu imitieren.

¹Die Notation \circ verweist auf das Hadamard-Produkt. Diese multipliziert die Vektoren elementweise.

Zur Aufnahme der Armbewegungen standen mehrere Messmethoden zur Auswahl, wie in Kapitel 2.4.2 aufgezeigt ist. In der aktuellen Studie wurden inertielle Messeinheiten (IMU) genutzt. Aufgrund der kompakten und leichten Bauweise beeinflussten diese Sensoren die Bewegungen nicht und schränkten diese, im Gegensatz zum Messaufbau von Flash und Hogan (1985), nicht auf eine Ebene ein. Zudem ermöglicht diese Methodik die Messung von Rotationen einzelner Gelenke. Daher trugen die gebenden Probanden die Sensoren an Schulter, Ellenbogen und Handgelenk. Die beiden Probanden standen sich frontal gegenüber und haben sich fünf Kunststoffquader ($10 \times 2 \times 2$ cm) übergeben. Die Größe des Quaders erforderte ein präzises Greifen der Probanden. Zudem besaß der Quader keine Affordanzachse, sodass die Orientierung des Objektes frei wählbar war.

Studienanordnung

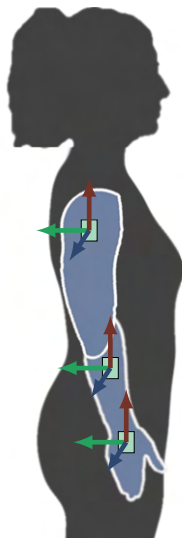
Der IMU-Sensor, der in der Studie zur Messung der physischen Eigenschaften der Übergabe eingesetzt wurde, bestand hauptsächlich aus einem NRF51822 Ein-Chip-System (*englisch System-on-a-Chip*)² und einer BMI055 IMU³. Der Sensor wurde ursprünglich zur Detektion von Stürzen und Aktivitäten anhand der Daten des Beschleunigungssensors entwickelt (Sprute et al. 2015). Im Rahmen dieser Studie wurden die Software und die Schnittstelle zu einem externen Datenspeicher weiterentwickelt, um die Daten der IMU inklusive der Daten des Gyrometers zu übertragen. Hierbei hat die IMU die Beschleunigungen und Rotationen des Sensors gemessen. Alle Daten wurden synchron mit einer Frequenz von 40 Hz gespeichert. Der Modus, indem der Sensor operierte, ermöglichte einen Messbereich von ± 4 g mit einer Auflösung von 1.95 mg für die Beschleunigungen und einen Messbereich von ± 2000 °/s mit einer Genauigkeit von .06 °/s für die Rotation. Der SoC operierte als Mikrocontroller und integrierte ein Bluetooth-Low-Energy-Modul. Über diese Schnittstelle sendete der Sensor die Daten zu einem Remote-Gerät, das diese speicherte.

Die Sensoren wurden so platziert, dass neben der kartesischen Pose auch die primitiven Bewegungen aus Kapitel 2.4.2 aufgezeichnet wurden. Hierfür wurden die Achsen der IMU annähernd achsparallel zu den Bewegungsachsen der Gelenke angebracht. Dies war aufgrund der Form des Arms nicht fehlerfrei möglich. Auch die Verformung des Arms durch das Anspannen der Muskulatur verfälschte die Ergebnisse. Jedoch waren die Daten für einen ersten Überblick über die folgenden primitiven Bewegungen hinreichend: Flexion/Extension von Schulter und Ellenbogen, Adduktion/Abduktion und Rotation der Schulter sowie Pronation/Supination des Unterarms. Die Positionierung der Sensoren ist in Abbildung 4.1(a) abgebildet.

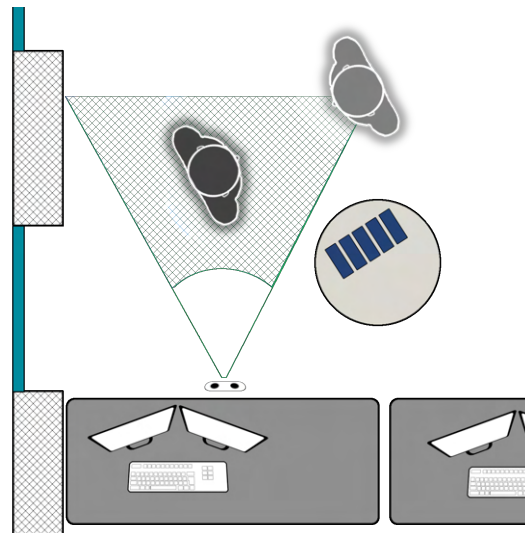
Das Tiefenkamerasystem mit Skelettverfolgung zur Erfassung der Initialpose der Probanden und der Sensoren bestand aus einer ASUS XTION PRO LIVE CAMERA und der ROS-Implementierung der NiTE Bibliothek. Die Kamera nahm den gebenden Probanden aus einer Perspektive von hinten-rechts auf. Der Aufbau des Experiments wird exemplarisch in

²<https://www.nordicsemi.com/Products/Low-power-short-range-wireless/nRF51822>, letzter Zugriff: 14.01.21

³<https://www.bosch-sensortec.com/products/motion-sensors/imus/bmi055.html>, letzter Zugriff: 14.01.21



(a) Positionierung der IMU-Sensoren



(b) Positionierung der Probanden (Geber: dunkel, Nehmer: hell), der Objekte und der externen Kamera

Abb. 4.1.: Aufbau der Studie zur Aufnahme von Übergabebewegungen bei Menschen

Abbildung 4.1(b) aufzeigt. Dabei wurden die beiden Probanden frontal zueinander in einem Abstand von 60 cm positioniert. Die Übergabeobjekte waren auf einem Tisch platziert, der neben den beiden Probanden stand.

Studienverlauf

Zu Beginn der Studie wurden die Probanden über die Inhalte und den Verlauf der Studie unterwiesen. Dies inkludierte die Anweisung an beide Probanden, unabhängig ihrer Lateralität, die rechte Hand zu nutzen. Rahmenbedingungen wie der Zeitrahmen oder der verfügbare Raum wurden nicht eingeschränkt. Eine einzelne Übergabesequenz begann mit der Aufnahme des Objektes durch den Probanden, der die gebende Rolle hat. Dieser nahm anschließend die Initialhaltung ein, in der jede Übergabe startete. Der Proband hielt die rechte Hand neben der Hüfte. Der Ellenbogen nahm den üblichen *carrying angle* ein. Die Einnahme einer Initialhaltung hatte den Vorteil, dass die initiale Geschwindigkeit nahe 0 war. Wenn der Proband in der Initialhaltung war, wurde die Übergabe auf ein akustisches Signal hin gestartet. Dabei initiierte der Geber die Übergabe. Er gab die Übergabekonfiguration vor, auf die der nehmende Proband reagierte. Abschließend legte der nehmende Proband das Objekt auf den Tisch zurück. Die Bewegungen der Übergabe wurden bis zum Abschluss des Objekttransfers aufgenommen. Dadurch konnten auch die Bewegungen zur Synchronisierung aufgezeichnet werden. Die Probanden wiederholten den Vorgang fünfmal und wechselten anschließend die Position des Sensors. Nachdem jeweils fünf Übergaben pro Sensorposition durchgeführt wurden, wechselten die Probanden ihre Positionen und Rollen und führten erneut 15 Übergaben durch.

Erhobene Daten

Die Studie wurde mit einer Population von 26 Personen im Alter von 16 - 49 Jahren durchgeführt. Alle Probanden waren männlich. Die Teilnehmer hatten ein Durchschnittsalter von 25 Jahren mit einer Standardabweichung von 8.44 Jahren und hatten eine Körpergröße zwischen 166 cm und 200 cm, mit einer durchschnittlichen Körpergröße von 181.05 cm und einer Standardabweichung von 8.94 cm. 21 Probanden waren Rechtshänder, vier Linkshänder und einer gab an, beide Hände gleichmäßig zu benutzen. Die Probanden wurden in 15 Gruppen zu je zwei Personen zusammengestellt. Vier Probanden führten das Experiment zweimal durch. Die Probandenpaare benötigten durchschnittlich zehn Minuten für eine Versuchsreihe.

Insgesamt wurden in der Studie 450 Übergaben durchgeführt. Da jede Übergabe nur an einer von drei Positionen gemessen wurde, wurden Daten für 148 evaluierbare Übergaben gemessen. Die übrigen Übergaben konnten aufgrund von Übertragungsfehlern nicht weiter verwendet werden. Jede Übergabe wurde an der Schulter s , dem Ellenbogen e und der Hand w aufgenommen, wobei der Sensor sechs Werte pro Zeitpunkt t gemessen hat: die Beschleunigungsdaten a entlang der Sensorachsen in m/s^2 und die Drehraten ω in rad/s . Die Notation a_x^s gibt mit dem tiefgestellten Index die Achse und mit dem hochgestellten Index die Sensorposition an. In Abbildung 4.2 sind exemplarisch die Daten der Sensoren an allen Positionen dargestellt.

Analyse des Bewegungsmusters

Zur Analyse der Sensordaten wurden die einzelnen Achsen der Sensordaten den primitiven Bewegungen zugeordnet. Für die primitiven Bewegungen der Schulter wurde primär der Sensor auf der Schulter betrachtet. Die Flexion und Extension der Schulter wurden anhand ω_z^s und a_y^s , die Adduktion und Abduktion anhand ω_y^s und a_z^s und die Rotation anhand ω_x^s betrachtet. Da die Schulter und deren primitive Bewegungen die ersten Teile der kinematischen Kette des Arms sind, wurden die Daten der Sensoren nicht durch die anderen Bewegungen beeinflusst. Im Gegensatz dazu beeinflusste eine Flexion der Schulter beispielsweise ω_z^e . Dennoch ließen sich die weiteren Bewegungen unter Berücksichtigung der globalen Orientierungen für einen ersten Überblick über die primitiven Bewegungen nutzen. Für eine präzise Bestimmung der Winkel ist eine weitere Untersuchung nötig. Die Flexion und Extension des Ellenbogens wurden primär anhand von ω_z^e und a_y^e betrachtet. Die Pronation und Supination wurden anhand von ω_x^w überwacht. Neben den Daten der Sensoren wurde das Videomaterial zur Analyse der Bewegungen einbezogen.

Die visuelle Analyse der Bewegungen zeigte ein allgemeines Muster bei der Übergabe in dem dargestellten Szenario. Dabei konnte ein Muster aus vier primitiven Bewegungen ausgemacht werden, die sowohl sequenziell als auch parallel ausgeführt wurden:

1. Flexion der Schulter
2. Adduktion der Schulter zur Körpermitte

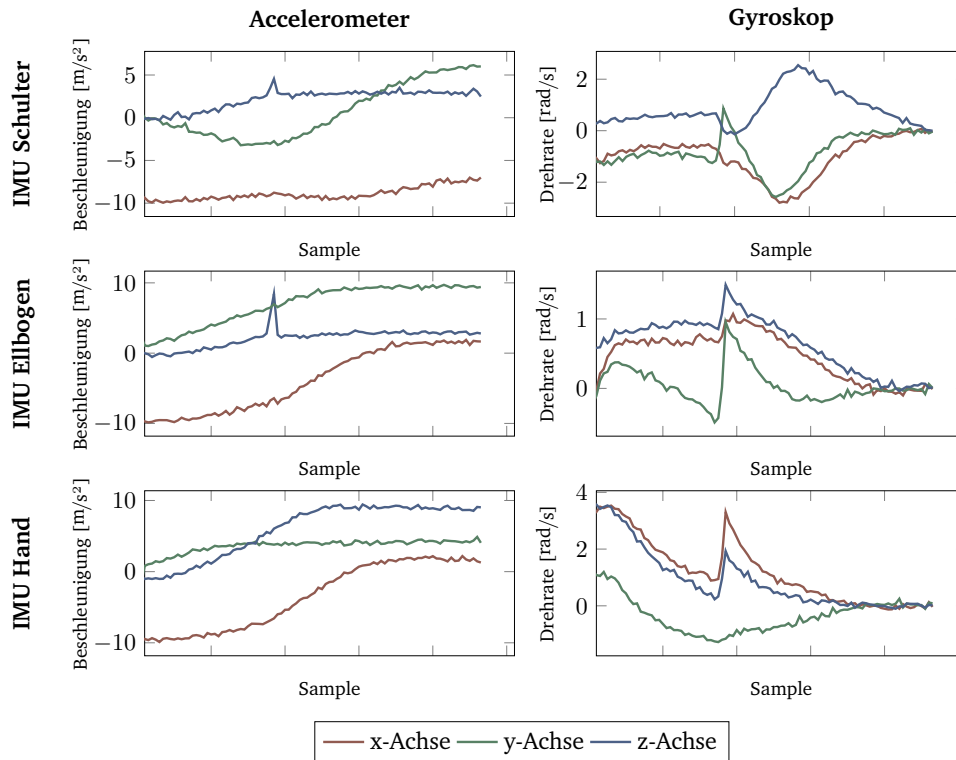


Abb. 4.2.: Aufgenommene Daten aller Sensoren während der Übergabe

3. Flexion des Ellenbogens
4. Pronation oder Supination des Unterarms

Zunächst erfolgte eine Flexion der Schulter. Dadurch bewegte sich die Hand des Gebers nach vorne. Nach einer kurzen Zeit erreichte die Hand eine Distanz zum Körper und wurde durch eine Adduktion der Schulter in Richtung der Körpermitte bewegt. Die anschließende Flexion des Ellenbogens führte zu einer Veränderung der Handhöhe und deren Distanz zum Körper. Parallel fand eine Rotation des Ellenbogens statt. Dies war entweder eine Supination oder eine Pronation und führte zu einer Veränderung der Orientierung der Hand. Kurz vor dem Objekttransfer fanden in allen Gelenken kleine Bewegungen statt. Diese lassen sich auf die räumliche Synchronisierung zwischen den Akteuren zurückführen. Die Reihenfolge der Bewegungen war bei den meisten Bewegungen identisch, jedoch variierte der zeitliche Ablauf. So waren die primitiven Bewegungen auch zwischen den Übergaben eines einzelnen Probanden unterschiedlich lang und schnell. So lag die maximale Flexion der Schulter zwischen 20° und 45° und die maximale Adduktion variierte zwischen 20° und 40° . Die maximale Flexion des Ellenbogens betrug zwischen 15° und 85° . Die Amplitude der Rotation des Unterarms variierte mit der Modifikation. So wurden die Pronationen zwischen 0° und 60° und die Supinationen zwischen 35° und 90° ausgeführt.

Ein Unterschied zwischen den Übergaben verschiedener Personen bestand in der Orientierung des Handgelenks am Ende der Bewegung. Sowohl die Sensordaten als auch die visuelle Analyse der Übergabe belegten, dass sich die Rotationen voneinander unterscheiden und zwei Varianten existieren. Die erste war eine Drehung der rechten Hand gegen den Uhrzeigersinn. Diese wurde mit einer Pronation des Unterarms ausgeführt. In diesem Fall bot der Geber das Objekt mit geschlossener Hand über dem Objekt an. Das Objekt war für den Empfänger nur teilweise sichtbar. Bei der zweiten Variante drehte der Geber die rechte Hand im Uhrzeigersinn. Diese Supination des Unterarms bewirkte, dass die Handfläche nach oben zeigte. Dadurch war das Objekt für den Empfänger sichtbar. Im Vergleich zu Variante 1 erforderte diese Bewegung einen höheren Kraftaufwand, da die Drehung nach außen länger und konträr zum restlichen Bewegungsablauf war. Dieses Ergebnis gleicht den Ergebnissen der Clusteranalyse aus der Studie zur Übergabekonfiguration aus Kapitel 3.4. Die Versuchspersonen verwendeten beide Varianten während des Experiments. Normalerweise benutzte ein Proband nur eine Variante während einer Sequenz von Übergaben, aber einige Probanden wechselten zwischen den Rotationen (7 % aller Probanden). Die Verteilung zwischen den Varianten lag bei 57 % (Supination) und 43 % (Pronation). Es ergab sich die Hypothese, dass die Wahl der Rotation von der Differenz der Körpergrößen eines Probandenpaares abhängig ist. Dies wurde aufgrund einer Korrelationsanalyse verworfen.

4.1.2 Kartesische Trajektorie

Der vorherige Abschnitt dokumentiert ein generelles Muster der primitiven Bewegungen. Die Hypothese **H4.1** konkretisiert jedoch den kartesischen Raum der Bewegung. Zur Verifizierung der Hypothese wurden die Sensordaten auf dem Handrücken genutzt. Das kartesische Bewegungsmodell (KBM) wurde, basierend auf den Sensordaten, hergeleitet. Vereinfacht lässt sich die Trajektorie anhand der doppelten Integration der Beschleunigungsdaten bestimmen. Dabei werden drei Schwierigkeiten vernachlässigt: Zunächst inkludieren die Beschleunigungsdaten des Sensors Komponenten der Gravitation. Außerdem sind bei der Integration die exakten Integrationskonstanten unbekannt. Die dritte Schwierigkeit liegt in den Fehlern der numerischen Integration der diskreten Daten. Die Lösung dieser Probleme wird vielseitig und anhand unterschiedlicher Aspekte betrachtet. Dabei ist das generelle Vorgehen bei den Ansätzen ähnlich. Durch Sensorfusion der Beschleunigungs- und Rotationsdaten wird die globale Orientierung im Raum bestimmt. Hierbei werden oftmals Methoden wie beispielsweise Kalman-Filter (Tsang et al. 2007; Cavallo et al. 2014; Abyarjoo et al. 2015), Komplementärfilter (Fourati et al. 2013) oder explizite Komplementärfilter (Hamel und Mahony 2006; Mahony et al. 2008; Euston et al. 2008; Cavallo et al. 2014) eingesetzt. Einige der Ansätze nutzen jedoch zusätzlich ein Magnetometer und sind daher für diese Arbeit ungeeignet. Ein experimenteller Vergleich (Cavallo et al. 2014) belegt, dass der Standardalgorithmus für explizite Komplementärfilter spezifische Algorithmen in der Leistung auf Kosten der Laufzeit übertrifft. Da in dieser Arbeit die Analyse offline stattfand, war keine Echtzeitberechnung der Trajektorie erforderlich, und es wurde zugunsten des Ergebnisses ein expliziter Komplementärfilter eingesetzt.

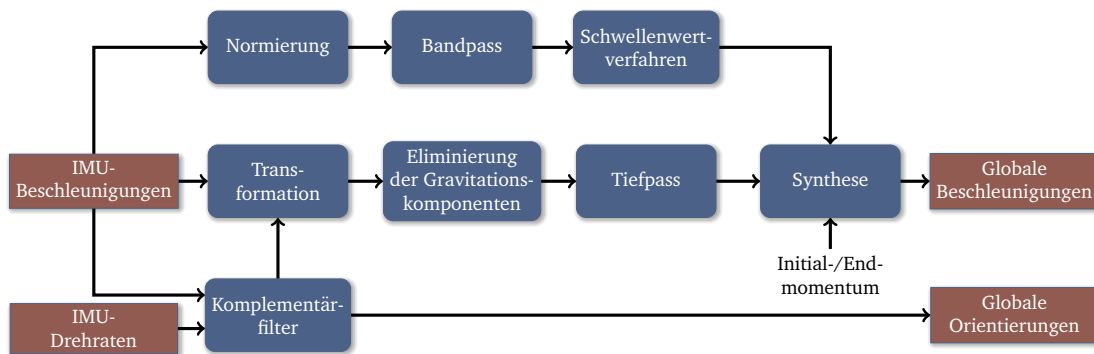


Abb. 4.3.: Ansatz zur Generierung der Trajektorien anhand der IMU-Daten

Für die Generierung der Trajektorien anhand der IMU-Daten bieten sich verschiedene Methoden an, wobei in der aktuellen Literatur diverse neuartige Ansätze vorgeschlagen werden. Der Ansatz, der in Rasch et al. (2017) genutzt wurde, ergab sich aus der Kombination der Algorithmen von Madgwick et al. (2011) und Yun et al. (2007). Der erste Algorithmus ist primär auf die Bestimmung der Orientierungen fokussiert, ermöglicht aber in Kombination mit der Translation des zweiten Ansatzes die Berechnungen von Trajektorien. Die Kombination wurde bereits im Bereich des Motion-Trackings von menschlichen Extremitäten eingesetzt. Für diese Arbeit wurde ein zweiter Ansatz entwickelt, der sich an dem Ansatz von Ortiz-Salazar et al. (2015) orientierte und diesen für die vorliegenden Daten bzw. den Studienprozess optimierte. Der Prozess dieses Ansatzes ist in Abbildung 4.3 dargestellt. Dieser bestimmte anhand der IMU-Daten zunächst die globalen Orientierungen. Im Gegensatz zu Ortiz-Salazar et al. (2015) wurde der Komplementärfilter von Valenti et al. (2015) eingesetzt. Dieser basiert auf der Betrachtung von Quaternionen und ermöglicht eine schnelle Konvergenz und Robustheit aufgrund der analytischen Herleitung eines Korrektur-Quaternionen. Die globalen Orientierungen ermöglichten die Transformation der gemessenen Beschleunigungen. Da die Beschleunigungen nun im globalen Kontext bekannt waren, konnten die Gravitationskomponenten subtrahiert werden. Analog zum Modell von Ortiz-Salazar et al. (2015) wurde mithilfe eines Butterworth-Filter ein Tiefpass umgesetzt, um hochfrequentes Rauschen des Sensors zu filtern. Ortiz-Salazar et al. (2015) nutzen für die folgende Integration zur Bestimmung der Geschwindigkeiten ein *Zero Velocity Update*, welches die Geschwindigkeit $v = 0$ setzt, wenn eindeutig ist, dass keine Bewegung stattfindet. In dem hier vorgestellten Ansatz wurden dazu zwei Kennwerte genutzt. Zum einen waren aufgrund des Studienprozesses die Initial- und Terminalgeschwindigkeiten annähernd null, zum anderen wurden die Beschleunigungsdaten genutzt. Dazu wurde zunächst das Amplitudensignal der Beschleunigung bestimmt und dieses mit einem Bandpass gefiltert. Ein Schwellenwertverfahren legte anhand des gefilterten Signals fest, ob sich der Sensor bewegt oder stillsteht. Für die numerische Integration der Beschleunigungen im globalen Raum wurde die Sehnentrapezregel genutzt, da die Stützstellen zum einen die Integrationsgrenzen bildeten und zum anderen äquidistant verteilt waren. Diese Verteilung beruhte auf der gleichmäßigen Messung der IMU-Daten.

Unabhängig der Methode zur Aufbereitung der IMU-Daten wurden die Trajektorien basierend auf zwei Grundgedanken modelliert. Der erste Ansatz optimierte eine Bewegungsfunktion auf Basis einer bestimmten Trajektorie. Der zweite Ansatz nutzte die aufgenommenen Beschleunigungen einer Bewegung im globalen Raum als Grundlage für die Optimierung. Beide Ansätze wurden für alle aufgenommenen Bewegungen durchgeführt und anschließend der Durchschnitt aller optimierten Funktionen bestimmt. Im zweiten Ansatz wurde die Funktion zunächst durch Bildung der Stammfunktionen zweifach integriert. Dadurch konnten Fehler der numerischen Integration vermieden werden. Bei beiden Ansätzen wurden die Daten bzw. Funktionen in Raum und Zeit normiert. Dies ermöglichte das Implementieren der finalen Funktionen in das generelle Modell 4.1. Die detaillierte Verfahrensweise beider Modellierungen ist im Folgenden im Detail beschrieben.

Trajektorienbasierte Modellierung

Die erste Modellierung basierte auf dem Ansatz des MJM von Flash und Hogan (1985), das von S. Shibata et al. (1995) erstmals auf Übergaben angewendet wurde und von Huber et al. (2009) mit dem DMJM weiter entwickelt wurde. Bei diesem wird für jede einzelne Dimension des kartesischen Raums eine Bewegungsfunktion definiert. Beim DMJM wird dabei die z-Achse zeitlich entkoppelt, um einen gekrümmten Pfad bei der Bewegung zu erreichen. Der hier vorgestellte Ansatz entkoppelte alle Dimensionen voneinander, um ein genaueres Modell zu erreichen. Ein Polynom fünften Grades

$$g(t) = c_5 t^5 + c_4 t^4 + c_3 t^3 + c_2 t^2 + c_1 t + c_0 \quad (4.2)$$

war, wie beim MJM und DMJM, die Ausgangsfunktion. Hierfür wurden die Parameter bzw. Koeffizienten c_0, \dots, c_5 anhand der generierten Trajektorien τ_j optimiert, wobei $j = 1, \dots, K$ und K die Anzahl aller Trajektorien waren. Die Koeffizienten wurden im Tupel c zusammengefasst. Die Punkte x_i auf der Trajektorie waren die Messpunkte der IMU, wobei $i = 1, \dots, N$ und N aufgrund der unterschiedlichen Dauer der Bewegungen variierte. Diese Punkte waren zwischen dem Startzeitpunkt der Bewegung t_0 und t_e gleichmäßig verteilt. Der Punkt x_1 war zum Zeitpunkt t_0 und x_N zum Zeitpunkt t_e . Alle Punkte wurden anhand des Startpunktes x_1 und des Endpunktes x_N im Raum normiert

$$x_i^{norm} = \frac{x_i - x_1}{x_N - x_1}. \quad (4.3)$$

Dies ermöglichte sowohl die Vergleichbarkeit der verschiedenen Trajektorien als auch die Bildung einer Durchschnittstrajektorie. Hierzu wurden zunächst die einzelnen Funktionen $g_j(t)$ für eine einzelne Trajektorie τ_j optimiert. Da es sich hierbei um ein überbestimmtes Problem handelte, wurde der LEVENBERG-MARQUARDT-ALGORITHMUS als Fitting-Methode eingesetzt. Daraus resultierte eine Menge C an K -vielen optimierten Parametern c . Um

die Durchschnittsfunktion $\bar{g}(t)$ zu bilden, wurde das arithmetische Mittel aller optimierten Funktionen bestimmt:

$$\bar{g}(t) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K g_i(t). \quad (4.4)$$

Da alle Funktionsgleichungen Polynome und sowohl in Zeit als auch im Raum normiert waren, konnte die Durchschnittsfunktion anhand der Koeffizienten \bar{c} definiert werden. Diese wurde durch das arithmetische Mittel aller Koeffizienten C bestimmt:

$$\bar{c} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K C_i(t). \quad (4.5)$$

Daraus folgte die Durchschnittsfunktion

$$\bar{g}(t) = \bar{c}_5 t^5 + \bar{c}_4 t^4 + \bar{c}_3 t^3 + \bar{c}_2 t^2 + \bar{c}_1 t + \bar{c}_0. \quad (4.6)$$

Durch Einsetzen in das Grundmodell wurde das erste kartesische Bewegungsmodell

$$\Gamma(p_0, p_e, t_e, t) = (p_e - p_0) \circ \left(\begin{pmatrix} -0.15 & -1.43 & 1.02 & 1.41 & .13 & \sim 0.00 \\ 1.58 & -1.40 & -3.94 & 4.89 & -0.14 & \sim 0.00 \\ 5.45 & -13.19 & 8.11 & .58 & .06 & \sim 0.00 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \left(\frac{t}{t_e}\right)^5 \\ \left(\frac{t}{t_e}\right)^4 \\ \left(\frac{t}{t_e}\right)^3 \\ \left(\frac{t}{t_e}\right)^2 \\ \left(\frac{t}{t_e}\right) \\ 1 \end{pmatrix} \right) + p_0 \quad (4.7)$$

und durch Differenzierung das dazugehörige Geschwindigkeitsprofil

$$\dot{\Gamma}(p_0, p_e, t_e, t) = (p_e - p_0) \circ \left(\begin{pmatrix} -0.77 & -5.72 & 3.08 & 2.83 & .14 \\ 7.92 & -5.60 & -11.82 & 9.79 & -0.14 \\ 27.24 & -52.77 & 24.34 & 1.15 & .05 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \frac{t^4}{t_e^4} \\ \frac{t^5}{t_e^5} \\ \frac{t^3}{t_e^3} \\ \frac{t^4}{t_e^4} \\ \frac{t^2}{t_e^2} \\ \frac{t^3}{t_e^3} \\ \frac{t}{t_e} \\ \frac{t^2}{t_e^2} \\ \frac{1}{t_e} \end{pmatrix} \right) \quad (4.8)$$

bestimmt. Die sich daraus ergebenden Pfade für die unterschiedlichen Dimensionen und der dreidimensionale Pfad sind in Abbildung 4.4 dargestellt. Dabei ist die deutliche Krümmung zum Start und Ende des Pfades ersichtlich. Das Geschwindigkeitsprofil zeigt zudem, dass sich die Geschwindigkeit zum Ende der Bewegung reduziert, was dem Verhalten einer Bewegung, die das Fitt's Gesetzes berücksichtigt, entspricht.

Zudem zeigt sich in Abbildung 4.4 ein Problem: Durch das Fitting und die Mittelung der Funktion wurden zwei Nebenbedingungen der Trajektorie nicht erfüllt. Da $c_0 \neq c_1 \neq 0$ folgte, dass $\bar{g}(0) \neq 0$ und $\dot{\bar{g}}(0) \neq 0$ ist. Dies kann auch für die Terminalposition und -geschwindigkeit angenommen werden. Daraus folgten zwei Schwierigkeiten: Die geplante Endposition wurde nicht genau erreicht, zudem existierte eine Diskontinuität zwischen realer und geplanter Initialpose und Startgeschwindigkeit. Dies erschwerte die Implementierung

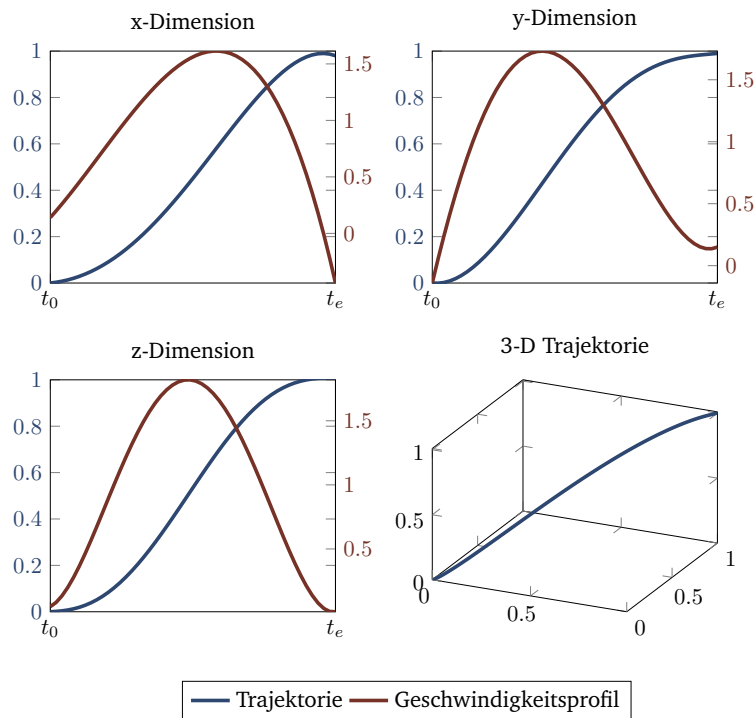


Abb. 4.4.: Durchschnittstrajektorien und Geschwindigkeitsprofile der trajektorienbasierten Modellierung des kartesischen Bewegungsmodells für jede Dimension und dessen 3-D Trajektorie

der Bewegung auf den Robotern, da diese eine Kontinuität sowohl bei der Position als auch bei der Geschwindigkeit benötigen. Diese Komplikation wurde durch die Eliminierung der Koeffizienten c_0 und c_1 und die Einführung eines Normfaktors λ gelöst, wobei

$$\lambda = \frac{1}{\Gamma(0, 1, 1, 1)} \quad (4.9)$$

initial bestimmt wurde und sich folglich das KBM ergab

$$\Gamma(p_0, p_e, t_e, t) = (p_e - p_0) \circ \lambda \circ \left(\begin{pmatrix} -0.15 & -1.43 & 1.02 & 1.41 \\ 1.58 & -1.40 & -3.94 & 4.89 \\ 5.45 & -13.19 & 8.11 & 0.58 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \left(\frac{t}{t_e}\right)^5 \\ \left(\frac{t}{t_e}\right)^4 \\ \left(\frac{t}{t_e}\right)^3 \\ \left(\frac{t}{t_e}\right)^2 \end{pmatrix} \right) + p_0. \quad (4.10)$$

Beschleunigungsbasierte Modellierung

Die zweite Methode zur Generierung der Durchschnittstrajektorie basiert auf der Optimierung von Polynomfunktionen $\ddot{h}(t)$ für die Beschleunigungen entlang der drei Achsen. Hierfür wurden die Bewegungen in der Zeit normiert, sodass der Start der Bewegung bei $t_0 = 0$ und das Ende bei $t_e = 1$ lag. Die Optimierungen wurden wie bei der ersten Modellierung für jede Übergabe mit dem LEVENBERG-MARQUARDT-ALGORITHMUS durchgeführt. Als Basisfunktion wurde ein Polynom dritten Grades herangezogen. Anschließend wurde jede optimierte

Funktion zweimal durch Bildung der Stammfunktion analytisch integriert. Die Integrationskonstanten waren bei beiden Integrationen $C = 0$ und konnten so die Nebenbedingungen $\dot{h}(0) = 0$ und $h(0) = 0$ erfüllen. Die resultierenden Funktionen beschrieben die Bewegungen entlang der betrachteten Achsen. Damit die Durchschnittsfunktion ermittelt werden konnte und in das generelle Modell 4.1 überführt werden konnte, mussten die Funktionen im Raum normiert werden. Da $h(0) = 0$, genügt die Normierung anhand der Endposition. Dafür wurde die Funktion mit dem Faktor $\frac{1}{h(1)}$ multipliziert. Die arithmetischen Mittel aller Koeffizienten einer Dimension bildeten die Koeffizienten der Durchschnittsfunktion für die Dimension. Durch Einsetzen in das Grundmodell ergab sich die zweite Variante des KBM

$$\Gamma(p_0, p_e, t_e, t) = (p_e - p_0) \circ \left(\begin{pmatrix} .07 & -1.87 & 1.33 & 1.46 \\ 1.76 & -2.68 & -1.58 & 3.50 \\ 5.22 & -13.25 & 8.77 & .25 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} (\frac{t}{t_e})^5 \\ (\frac{t}{t_e})^4 \\ (\frac{t}{t_e})^3 \\ (\frac{t}{t_e})^2 \end{pmatrix} \right) + p_0 \quad (4.11)$$

und dessen Geschwindigkeitsprofil

$$\dot{\Gamma}(p_0, p_e, t_e, t) = (p_e - p_0) \circ \left(\begin{pmatrix} .38 & -7.47 & 4.00 & 2.92 \\ 8.82 & -10.72 & -4.75 & 7.00 \\ 26.13 & -53.00 & 26.31 & .51 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \frac{t^4}{t_e^5} \\ \frac{t^3}{t_e^4} \\ \frac{t^2}{t_e^3} \\ \frac{t}{t_e^2} \end{pmatrix} \right). \quad (4.12)$$

Abbildung 4.5 bildet die normierten Pfade der einzelnen Dimensionen sowie den dreidimensionalen Pfad ab. Auch hier sind die Richtungswechsel aller Dimensionen zu Anfang und Ende der Bewegung zu beobachten. Das Geschwindigkeitsprofil entspricht ebenfalls dem Verhalten der ersten Variante, wobei die Bewegung dem Fitt's Gesetz folgt. Die zweite Variante hat gegenüber der ersten Variante den Vorteil, die Nebenbedingungen ohne einen zweiten Normierungsschritt zu erfüllen. Objektiv lassen sich die beiden Methoden anhand der Güte der Anpassungen bewerten. Hierfür wurden der Standardfehler, die Residuenquadratsummen und das adjustierte Bestimmtheitsmaß für alle Optimierungen ermittelt. Um einen Durchschnittswert für jede Methode zu berechnen, wurden diese Werte je nach Dimension aggregiert und gemittelt. Dafür wurden einzelne Optimierungen aus der Mittelwertbildung herausgenommen, da deren Gütebestimmungen durch Ausreißer der IMU-Daten ungeeignet waren.

	RMSE				SSE				AR2			
	x	y	z	Σ	x	y	z	Σ	x	y	z	Σ
1	.0012	.0011	.0015	.0013	.0002	.0001	.0003	.0002	1.00	1.00	1.00	1.00
2	.0611	.1116	.0902	.0876	.3551	1.1179	.8458	.7721	.92	.90	.74	.85

Tab. 4.1.: Güte der Anpassung für die beiden Modellierungsvarianten anhand der Standardfehler (RMSE), der Residuenquadratsummen (SSE) und der adjustierten Bestimmtheitsmaße (AR2)

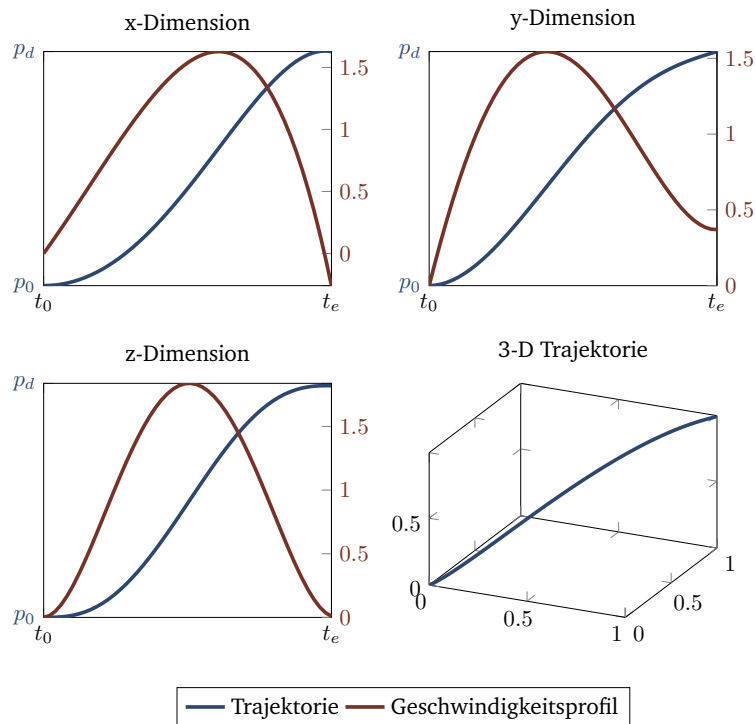


Abb. 4.5.: Durchschnittstrajektorien und Geschwindigkeitsprofile der beschleunigungs-basierten Modellierung des kartesischen Bewegungsmodells für jede Dimension und dessen 3-D Trajektorie

Die Ergebnisse der Gütebestimmungen für die einzelnen Komponenten der kartesischen Position sind in Tabelle 4.1 aufgelistet. Abgesehen von einem Vergleich der Modelle ermöglicht die Bestimmung der Güten der Anpassungen eine Aussage über die generelle Modellierbarkeit der Bewegungen. Hierbei weisen vor allem die kleinen Standardfehler und die hohen adjustierten Bestimmtheitsmaße $AR2 > .9$ auf eine gute Abbildbarkeit der Daten mit den vorgestellten Funktionen hin. Das zweite Modell weist in der z-Achse ein adjustiertes Bestimmtheitsmaß $AR2 < .9$ auf. Eine Ursache hierfür könnte die Eliminierung der Gravitationskomponenten sein, die auf dieser Achse ein stärkeres Rauschen verursachen. Der Vergleich der Ergebnisse zeigt, dass die Optimierung des kartesischen Modells, das auf der kalkulierten Trajektorie basiert, eine höhere Güte der Anpassung hat, als das auf den Beschleunigungsdaten basierende Modell. Dies kann bei Betrachtung der Ausgangsdaten zum Teil mit der doppelten Integration der Daten begründet werden. Auf diese Weise werden Rauschen und Ausreißer der Primärdaten reduziert, was einen direkten Vergleich der Güte zwischen den beiden Methoden nicht eindeutig gewährleistet. Hierfür wird folgend eine Evaluation der Modelle in Bezug zu den Referenzdaten und konventionellen Modellen durchgeführt.

4.1.3 Vergleich zu klassischen Trajektorien

Zur Evaluierung der Modelle wurde eine objektive Prozessbewertung in Bezug zur Anforderung der Genauigkeit durchgeführt. Hierbei wurden die Distanzen zwischen den aufgenommenen Trajektorien und den Bewegungsmodellen bestimmt. Neben den vorgestellten Modellen, das kartesische Bewegungsmodell basierend auf den Trajektoriendaten (KBM-TB) und das kartesische Bewegungsmodell basierend auf den Beschleunigungsdaten (KBM-BB), wurden zwei weitere kartesische Referenzmodelle aus der Literatur (siehe Kapitel 2.4.2 und 2.4.3) zum Vergleich herangezogen. Dabei wurden sowohl die spezifischen Trajektorien des MJM als auch ein konventionelles lineares kartesisches Trajektorienmodell (LKM) verwendet. Zur Vergleichbarkeit wurden alle Modelle in der Zeit normiert. Zur Bestimmung der Distanz und somit der Güte des Modells wurden die Start- und Endpunkte der aufgezeichneten MzM-Trajektorien extrahiert und in die verschiedenen Modelle eingesetzt. Zwischen den daraus resultierenden Trajektorien und den Referenztrajektorien wurden die Distanzbestimmungen nach Formel 2.24 für alle aufgenommenen Trajektorien durchgeführt. Die deskriptiven Statistiken dieser Distanzen sind in Tabelle 4.2 dargestellt.

Modell	x-Dimension		y-Dimension		z-Dimension		Gesamt	
	\bar{M}	Std	\bar{M}	Std	\bar{M}	Std	\bar{M}	Std
LKM	.2055	.0139	.2551	.0518	.2412	.0320	.2339	.0215
MJM	2.7342	.0393	2.9274	.0285	2.7053	.0456	2.7890	.0217
KBM-TB	.1885	.0499	.1974	.0720	.0881	.0496	.1580	.0311
KBM-BB	.0791	.0417	.0964	.0643	.0737	.0460	.0831	.0294

Tab. 4.2.: Deskriptiven Statistiken (Mittelwerte \bar{M} und Standardabweichungen *Std*) der Distanzbestimmungen der kartesischen Trajektorien für die einzelnen Komponenten und die Gesamtposition

Die Statistiken zeigen, dass die beiden vorgestellten Modelle unabhängig der Komponente näher an den aufgezeichneten Daten liegen als die anderen beiden Modelle. Im direkten Vergleich ist die Genauigkeit des linearen Modells höher als die des MJM. Auch bei den vorgeschlagenen Modellen zeigt sich ein Unterschied, wobei die Genauigkeit bei dem zweiten Modell, das direkt auf den Beschleunigungsdaten basiert, höher ist als bei dem ersten Modell. Dies gewinnt an Bedeutung, da das erste Modell direkt auf den Referenzdaten basiert und dessen Güte der Anpassung höher war. Folglich eignet sich die Modellierung anhand der aufgenommenen Beschleunigungen und der darauf folgenden analytischen Integration und Bildung einer Durchschnittstrajektorie in diesem Fall mehr.

4.1.4 Diskussion

Die Ergebnisse der anfänglichen Studie zeigten, dass Menschen bei der Übergabe einem allgemeinen Bewegungsmuster folgen, um das Objekt aus der Initialhaltung in die Übergabekonfiguration zu bewegen. Wie die Auswertung der Trajektorien in der Modellierung und

der abschließenden Evaluierung zeigt, ist auch die kartesische Trajektorie der Bewegung einheitlich und kann in ein Bewegungsmodell überführt werden. Bei geeigneter Wahl der Randbedingungen eignet sich dieses auch für die Implementierung auf Robotern. Hierdurch wird die Hypothese **H4.1** bestätigt. Kartesische Trajektorienmodelle haben jedoch einige Nachteile bei der Implementierung auf Robotern. Zum einen ist die Trajektorie abhängig von der Kinematik bzw. IK des Roboters. Diese kann Gelenkkonfigurationen ergeben, die un-menschlich aussehen, beispielsweise ein überstrecktes Ellenbogengelenk. Aus diesem Grund wurde ein weiterer Weg zur Modellierung untersucht. Dabei wurden zum Teil Daten der Studie aus diesem Abschnitt genutzt, um anhand der aufgenommenen Gelenkbewegungen ein Modell der primitiven Bewegungen zu bestimmen. Die dabei umgesetzten Ansätze und Ergebnisse werden im folgenden Abschnitt dargestellt.

4.2 Gelenkbewegungsmodell basierend auf menschlichen primitiven Bewegungen

Das Gelenkbewegungsmodell (GBM) fokussiert sich nicht auf eine menschenähnliche kartesische Trajektorie, sondern auf eine ähnliche Bewegung der einzelnen Gelenke, um die Bewegung während der Übergabe natürlicher und menschenähnlicher für den Anwender wirken zu lassen. Die Analyse der Studie für das kartesische Modell zeigte, dass die primitiven Bewegungen von Menschen einem allgemeinen Muster folgen. Dabei variieren die Amplituden und die zeitliche Anordnung der Bewegungen. Das GBM soll die primitiven Bewegungen innerhalb einer Übergabe modellieren. Durch die Übertragung der primitiven Bewegungen lässt sich das Modell auf den Robotern implementieren. Da sich sowohl die Daten als auch die Analysemethodik aus Kapitel 4.1 nur für eine unpräzise Beobachtung der Gelenkbewegungen eigneten, wird in diesem Kapitel zunächst auf die Aufnahme zusätzlicher visueller Daten eingegangen. Anschließend werden diese mit einem weiteren Verfahren analysiert. Dabei wird anhand von Farb- und Tiefenbildern ein dreidimensionales Modell des Arms erfasst und die primitiven Bewegungen extrahiert. Ähnlich der Modellierung der kartesischen Trajektorien werden Basisfunktionen anhand der Daten optimiert und Durchschnittsfunktionen für jede primitive Bewegung gebildet. Abschließend werden die Bewegungsmodelle auf einem humanoiden und einem nicht-humanoiden in einer subjektiven Anwenderbewertung auf die Unterschiede, die Menschenähnlichkeit und das Sicherheitsgefühl untersucht. Dabei liegt der Fokus auch auf der Wahrnehmung der Probanden bzgl. der Bewegungsmodelle.

4.2.1 Primitiven Bewegungen der Übergabe

Zur Definition und Berechnung der Bewegungsfunktionen wurden die Bewegungen von Personen während der Übergabe anhand von Videodaten analysiert. Dafür wurden aus zwei Studien zwei Datensätze gesammelt, die in weiteren Schritten untersucht wurden.

Erhobene Daten

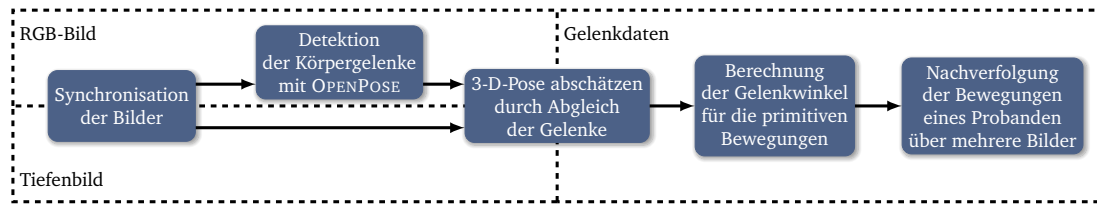


Abb. 4.6.: Analyseprozess der Gelenkbewegungen anhand von RGB- und Tiefenbildern

Der erste Datensatz basiert auf Videomaterial der RGB-D Kamera aus der Studie für das kartesische Modell. Hierbei nahm die Kamera den gebenden Probanden aus einer Perspektive von hinten-rechts auf. Da die Daten der IMU-Sensoren keine präzisen Ergebnisse zu den Winkelbewegungen lieferten, wurden im Gegensatz zu der ersten Studie die Daten der IMU-Sensoren nicht genutzt, sondern mit einem visuellen Ansatz analysiert. Dieser nutzte aus Gründen der Genauigkeit nicht das Skelett Tracking der NITE-Bibliothek. Der Analyseprozess des Ansatzes ist in Abbildung 4.6 dargestellt und basierte auf dem gleichen Ansatz wie die Bestimmung der Körperhaltung beim Personendetektionsmodul. Basierend auf den Daten der OPENPOSE-Bibliothek und den *Convolutional Pose Machines* wurden die Glieder und Gelenke des rechten Arms betrachtet. Dafür wurden zunächst die RGB- und Tiefenbilder innerhalb einer ROS-Implementierung synchronisiert und die Verschiebung zueinander korrigiert. Die *Convolutional Pose Machines* detektierten die Keypoints auf den RGB-Bildern und schätzten die Bildpositionen der Gelenke (siehe Abbildung 4.7). Ein Abgleich der Bildpositionen mit dem Tiefenbild bestimmte die dreidimensionale Position der Gelenke. Zwischen den einzelnen Gelenken wurden die Glieder und anhand dieser die Gelenkwinkel berechnet. Da die OPENPOSE-Bibliothek nur eine Einzelbildberechnung durchführte und auf dem Bild beide Akteure zu sehen waren, wurde ein zusätzlicher Verfolgungsalgorithmus entworfen. Dieser ermöglichte die Betrachtung einer einzelnen Person auf aufeinanderfolgenden Bildern. Dafür wurden die Distanzen zwischen den Gelenken der detektieren Personen mit denen auf dem vorherigen Bild bestimmt. Dabei wurden zwei Kriterien zum Abgleich eingesetzt. Das Erste bestand in der Anzahl der Gelenke, die eine maximale Distanz zwischen den Bildern unterschritten. Das zweite Kriterium war die Durchschnittsdistanz aller erkannten Gelenke. Die Kombination der Kriterien ermöglichte die Verfolgung auf Bildsequenzen, bei denen ein Gelenk auf einzelnen Bildern nicht durchgängig von OPENPOSE erkannt wurde.

Aufgrund der geringen Auflösung und der Bildaufnahmezeit wurde ein zweiter Datensatz mit einer weiteren Kamera aufgenommen. Dieser beinhaltet 42 Übergaben von sieben Testpersonen im Alter zwischen 25 und 33 Jahren. Für die Aufnahmen wurde eine einfache RGB-Kamera mit einer Aufnahmezeit von 100 FPS und einer Auflösung von 1920×1800 Pixeln eingesetzt. Da bei dieser keine zusätzlichen Tiefenbilder aufgenommen wurden, erfolgte eine Anpassung des Analyseprozesses und des Studienaufbaus. Zunächst wurde die Kamera so positioniert, dass das Sichtfeld senkrecht zur Bewegung war. Dadurch konnten zusätzlich hochauflösende Daten der Flexion und Extension der Schulter und des Ellenbogens

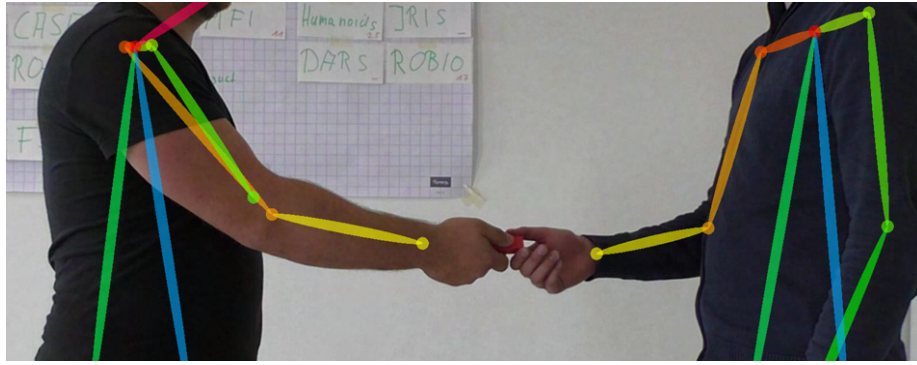


Abb. 4.7.: Geschätzte Bildpositionen der Gelenke mit OPENPOSE während einer Übergabe

gemacht werden. Dies war nötig, da diese primitiven Bewegungen einen Großteil der Reichen-Bewegung ausmachen, wie die Ergebnisse der ersten Studie belegen. Aufgrund der fehlenden Tiefeninformation und der Wahl der Perspektive konnten keine Daten zur Adduktion und Abduktion der Schulter sowie zur Pro- und Supination gemacht werden. Der Analyseprozess konnte um die Synchronisation und Korrektur der Bilder reduziert werden. Der Verfolgungsalgorithmus wurde bei der Analyse beibehalten, da auch auf diesen Bildern beide Probanden sichtbar waren. Ein Vorteil dieser Aufnahmemethode bestand in der höheren Auflösung sowohl von Bilddaten als auch in der Zeitachse.

Analyse der Bewegungsmuster

Um ein geeignetes Bewegungsmodell für die Gelenke zu ermitteln, wurden verschiedene variable Faktoren herangezogen. Für die Analyse wurde die Gesamtzeit und damit die Geschwindigkeit der Bewegungen normiert. Da die Personen bei der Übergabe die Endpositionen selbst bestimmten und die menschliche Kinematik von Person zu Person unterschiedlich ist, wurden die Winkel sowohl normiert als auch nicht normiert betrachtet. Die Daten wurden außerdem mit einem Savitzky-Golay-Filter geglättet, um die Diskrepanzen in den Schätzungen der OPENPOSE-Bibliothek zu kompensieren.

Die Analyse der Daten zeigte für die verschiedenen Gelenke unterschiedliche Bewegungsprofile. Da die Pronationen und Supinationen für den Unterarm bereits in dem vorherigen Abschnitt und für die Übergabekonfiguration detaillierter untersucht wurden, wurde die Analyse für den Ellenbogen und die Schulter durchgeführt.

Zunächst wurden die Flexion und Extension des Ellenbogens betrachtet. Die Analyse ergab zwei verschiedene Varianten der primitiven Bewegungen. Der zeitliche Verlauf der Bewegungen und deren Unterschied sind in Abbildung 4.8 dargestellt. Variante V1 zeigte eine ausgeprägte Zwischenbewegung, die bei Variante V2 nur schwach oder gar nicht vorhanden war. Der grundsätzliche Ablauf war bei beiden Varianten gleich. Der Winkel wurde durch eine Beugung des Ellenbogens verkleinert. Dadurch wurde die Hand bzw. der EEF in eine höhere Position gebracht. Daraus lässt sich ableiten, dass nicht nur die Flexion der Schulter die vertikale Bewegung des EEF erzeugt. Bei V1, in den Abbildungen in grün dargestellt,

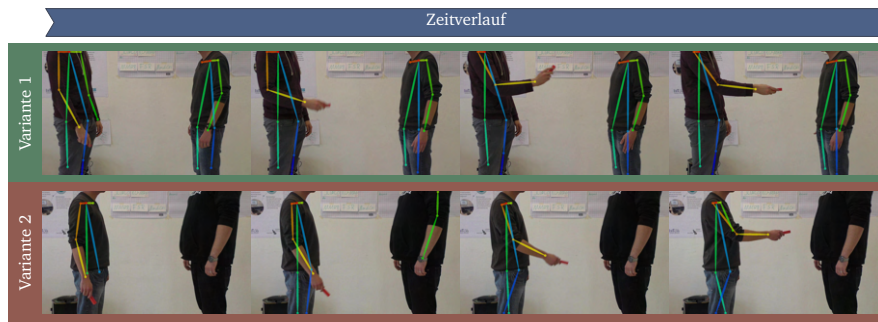
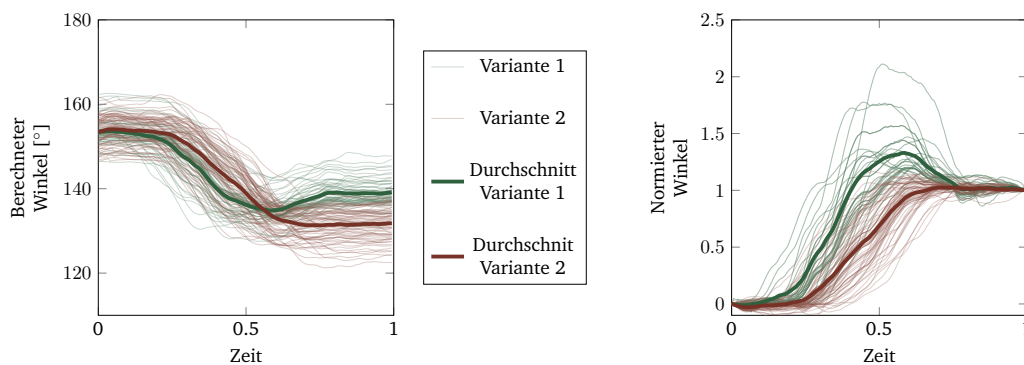


Abb. 4.8.: Zeitlicher Verlauf von Beispielbewegungen der beiden Varianten

war die Beugung zu Beginn stärker ausgeprägt. Der Proband zog damit das Objekt näher an seinen Körper heran. Um diese Bewegung zu kompensieren, erfolgte am Ende eine zusätzliche Extension des Ellenbogens. Dadurch bewegte sich das Objekt in Richtung des Empfängers. Diese zusätzliche Bewegung ist in Abbildung 4.9 deutlich an dem globalen Minimum der Bewegung zur Mitte der Ausführung zu erkennen. Während die Bewegungen der V2-Variante generell monoton verliefen, zeigten Bewegungen der V1-Variante diese Monotonie nicht.

Die Auswertung zeigte auch, dass die Bewegungen von V1 in einem größeren Winkel endeten. Dies ist in der normierten Ansicht in Abbildung 4.9(b) sichtbar. Die absoluten Endpositionen zeigten, dass die Bewegungen der V1-Variante in ihren relativen Endlagen stärker gestreut waren, wie die Mittelwerte in Abbildung 4.9(a) belegen. Ein weiteres Merkmal der Bewegungen war, dass die Flexion bei V2 im Mittel größer war (V1: $\bar{M} = 18^\circ$, V2: $\bar{M} = 22^\circ$).



(a) Gelenkbewegungen normiert in der Zeit

(b) Gelenkbewegungen normiert in Raum und Zeit

Abb. 4.9.: Aufgezeichnete Gelenkbewegungen der Ellenbogen-Flexion/Extension aufgeteilt in die beiden Variationen

Ein weiterer Unterschied wurde bei der Betrachtung der relativen Endzeiten bewusst. Dabei erreichten Bewegungen von V1 den minimalen Winkel relativ früh im Vergleich zu V2-Bewegungen. Die Verteilung zwischen den beiden Varianten war in etwa gleich. Dabei war

eine eindeutige Zuordnung der Übergaben auf die verschiedenen Varianten schwierig, da die Flexion in unterschiedlichem Maße auftritt. Daher konnten Bewegungen, die im Übergang zwischen den beiden Varianten lagen, nicht eindeutig bestimmt werden.

Im Gegensatz zur Flexion des Ellenbogengelenks waren die Bewegungen der Schultergelenke sehr gleichmäßig, siehe Abbildung 4.10. Die Flexion der Schulter begann langsam, bevor sie die maximale Geschwindigkeit zur relativen Mitte erreichte. Zum Ende hin wurde die Bewegung langsam abgebremst. Die Amplituden der Bewegungen lagen zwischen 45° und 55° Grad. Die monotone Steigung der Winkel zeigte, dass die Bewegungen nur aus einer Flexion und nicht aus einer Extension bestanden. Diese Bewegungen führten zum Anheben des Objekts in die Endposition, wobei die Positionshöhe auch vom Winkel des Ellenbogens abhängt. Die Analyse der Adduktion und Abduktion konnte nur mit den Bildern der Tiefenkamera durchgeführt werden. Es zeigte sich, dass das Profil ähnlich wie bei der Flexion war. Da die Bewegungen aber stark variierten und die Amplitude gering war, wurde für die Adduktion/Abduktion im weiteren Verlauf das Modell der Flexion angenommen. Die durchgeführte Adduktion führte das Objekt in die horizontale Ausrichtung, wobei der Geber das Objekt in Richtung der eigenen Körpermitte und damit in Richtung des Empfängers bewegte. Bei beiden primitiven Bewegungen der Schulter waren die Endpositionen von der Übergabekonfiguration abhängig.

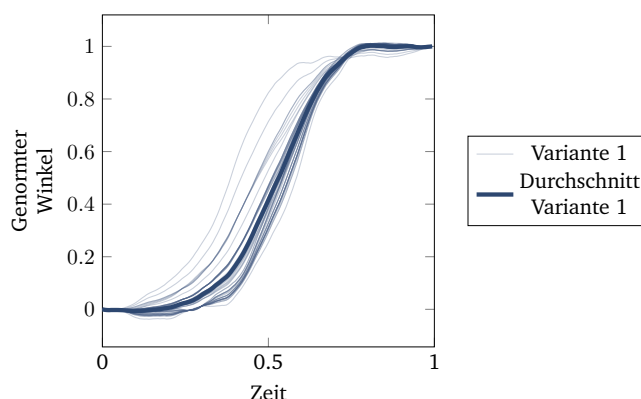


Abb. 4.10.: Aufgezeichnete Gelenkbewegungen der Schulter-Flexion/Extension normiert in Raum und Zeit

Die Ergebnisse der Analyse zeigten, dass die Modellierung des GBM ähnlich wie beim KBM möglich war, aber die Bewegungen nicht anhand derselben Basisfunktion optimiert werden konnten. Besonders die beiden Varianten der Flexion erforderten ein Polynom höheren Grades, um Flexion und Extension in einer Bewegungsfunktion abzubilden.

4.2.2 Modellierung

Für die Übertragung der Analyseergebnisse in ein Modell für Roboter wurde für jede primitive Bewegung eine Bewegungsfunktion anhand der Charakteristik der Bewegung ermittelt.

Diese basierte auf der Analyse der Daten. Für die Modellierung wurde wie beim KBM eine Basisfunktion angenommen und die Koeffizienten für die einzelnen primitiven Bewegungen durch Fitting der aufgenommenen Daten optimiert. Die Ergebnisse wurden gemittelt, um ein allgemeines Modell zu finden. Durch die Normierung der Daten in Bezug auf Amplitude und Zeit können die Bewegungsfunktionen für unterschiedliche Geschwindigkeiten und Start- sowie Endposen verwendet werden. Um die Modelle so genau wie möglich an die Daten anzupassen, wurde für jede primitive Bewegung eine mathematische Standardfunktion gewählt, die den Eigenschaften der Analysedaten entsprach.

Aufgrund der Form eines Schwanenhalses wurde für die Bewegungsfunktionen der Schulter eine Sigmoidfunktion

$$f(t) = \frac{a}{b + e^{-c \cdot t}} \quad (4.13)$$

gewählt.

Für die Schulter Flexion/Extension wurden die Koeffizienten $a = .000905$, $b = .0008908$ und $c = 12.87$ anhand der normierten Daten bestimmt. Als Optimierungsmethode wurde der Levenberg-Marquardt-Algorithmus eingesetzt. Das Modell erreichte eine Fehlerquadratsumme von $SSE = .0167$ und ein Bestimmtheitsmaß von $R^2 = .9994$. Mit den zusätzlichen Parametern und Roboter-Randbedingungen ergab sich das Bewegungsmodell für die Schulter Flexion und Extension

$$J_s(t) = \frac{a \cdot (j_e - j_0)}{b + e^{-\frac{c \cdot t}{t_e}}} + j_0, \quad (4.14)$$

wobei j_0 der Startwinkel und j_e der Endwinkel der primitiven Bewegung war. Die Zeit t , respektive die Geschwindigkeit, wurde durch den Term $\frac{t}{t_e}$ relativ zur Endzeit t_e betrachtet. Dabei galt die Annahme, dass die Startzeit $t_s = 0$ ist.

Für die Bewegungsfunktion der Flexion/Extension des Ellenbogens wurde ein Polynom siebten Grades

$$f(t) = c_7 t^7 + c_6 t^6 + \dots + c_1 t + c_0 \quad (4.15)$$

gewählt, um die Eigenschaften beider Varianten abzudecken. Im Gegensatz zum kartesischen Modell war ein Polynom fünften Grades nicht ausreichend, um das zusätzliche lokale Maximum der Bewegungen der Variante V1 zu modellieren. Anstatt die Koeffizienten für den Mittelwert aller Bewegungen zu bestimmen, wurden die Koeffizienten c_0, c_1, \dots, c_7 für die Mittelwerte der beiden Varianten ermittelt. Um die Mittelwerte zu ermitteln, wurden die aufgezeichneten Daten in die beiden Varianten aufgeteilt. Da eine eindeutige Zuordnung der Bewegungen nicht trivial war, wurden zwei Kriterien bestimmt, anhand derer die Zuordnung durchgeführt wurde. Als Kriterien wurden die zeitliche Position des globalen Minimums und die Winkeldifferenz zum Ende der Bewegung herangezogen. Nach der Aufteilung wurde der gleiche Optimierungsprozess wie bei der Flexion/Extension der Schulter durchgeführt. Die Koeffizienten der Varianten sind in Tabelle 4.3 dargestellt. Dabei erreichte das optimierte

Modell für Variante 1 eine Fehlerquadratsumme von $SSE = .0197$ und ein Bestimmtheitsmaß von $R^2 = .9989$ sowie für Variante 2 eine Fehlerquadratsumme von $SSE = .0112$ und ein Bestimmtheitsmaß von $R^2 = .9994$ in Bezug zu den aufgenommenen Daten.

Variante	c_7	c_6	c_5	c_4	c_3	c_2	c_1
1	23.2	34.2	-240.9	314.6	-157.3	27.2	-1.7
2	115.1	-376.9	454.1	-240.1	53.1	-6.7	.5

Tab. 4.3.: Polynomkoeffizienten für beide Varianten der Ellenbogenbewegung. $c_0 = 0$ für beide Varianten.

4.2.3 Untersuchung zur Wahrnehmung von Bewegungsmustern

Das Hauptziel dieser Arbeit, durch anthropomorphe Bewegungen die Benutzerakzeptanz der RzM-Übergabe zu steigern, basiert auf der Annahme, dass Menschen bei der Interaktion mit dem Roboter Details der Bewegung oder Veränderungen der Bewegungen wahrnehmen können und die Menschenähnlichkeit einer Bewegung erkennen. Um diese Annahmen zu prüfen, wurde eine experimentelle Studie zur subjektiven Anwenderbewertung durchgeführt. Dabei wurden folgende Hypothesen untersucht

- ◆ **Hypothese H4.2:** Eine unbeteiligte und uninformierte Person kann Veränderungen zwischen Übergabebewegungen wahrnehmen.
- ◆ **Hypothese H4.3:** Eine unbeteiligte und uninformierte Person kann die Menschenähnlichkeit einer Übergabebewegung erkennen.

Studienanordnung

Zur Verifikation der Hypothesen wurden in der Studie zwei Roboter genutzt: der PEPPER-Roboter und der YOUBOT-Manipulator. Diese wurden eingesetzt, um die Hypothesen auf humanoiden und nicht-humanoiden Roboter zu untersuchen. Der YOUBOT-Manipulator war auf einem 70 cm hohen Tisch montiert, um eine praktische Übergabehöhe zu erreichen. Der PEPPER-Roboter war frei stehend im Raum positioniert. Die Probanden standen 50-60 cm frontal vor dem jeweiligen Roboter. Es war ihnen möglich und erlaubt, sich frei im Raum zu bewegen, um den Roboter aus unterschiedlichen Perspektiven zu betrachten. Die Roboter hatten eines der bekannten Testobjekte in ihrem Greifer und befanden sich vor einer Übergabesequenz in den beschriebenen Initialhaltungen. Beispiele der von dem PEPPER-Roboter durchgeführten Trajektorien sind in Abbildung 4.11 dargestellt und die Trajektorien des YOUBOT in Abbildung 4.12.

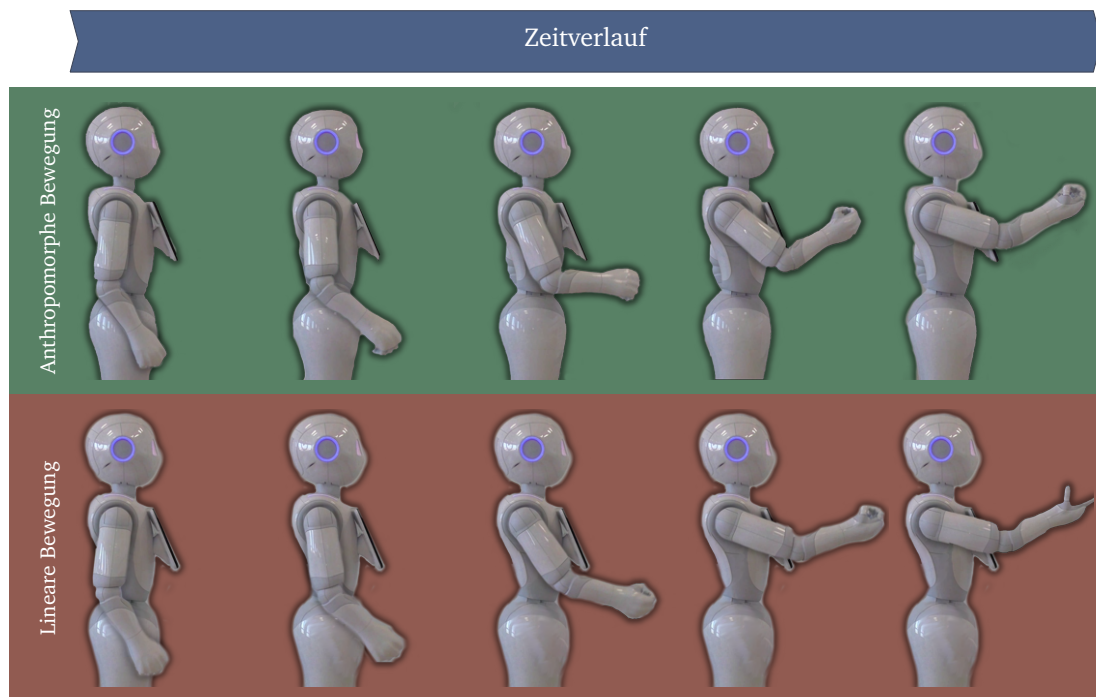


Abb. 4.11.: Bewegungen des PEPPER-Roboters während der Studie

Studienverlauf

Vor der Studie wurden die Probanden ohne ihr Wissen in zwei Gruppen unterteilt. Die Versuchsgruppe bestand aus 15 Probanden und die Kontrollgruppe aus zehn Probanden. Die Zuweisung der Gruppe erfolgte zufällig. Für beide Gruppen bestand das Experiment aus zwei Phasen.

Phase 1 Die Probanden hatten keine Informationen über das Thema und die Fragestellung der Studie. Sie wurden nur über den Ablauf des Experiments und die Übergabe durch den Roboter informiert. Anschließend führten die Roboter ihre Bewegungen vor. Um Gewöhnungseffekte zu reduzieren, wurde die Reihenfolge der Roboter sowie die Reihenfolge des Bewegungsmodells je Person zufällig gewählt. Neben dem GBM stellte ein lineares Gelenkwinkelmodell (LGM) (siehe Kapitel 2.4.3) das Referenzmodell im Gelenkwinkelraum dar. Eine Vorstudie zeigte, dass selbst erfahrene und instruierte Roboteranwender keinen Unterschied zwischen dem Referenzmodell und den Bewegungen der V2 Variante sahen. Folglich wurde für das GBM das Modell der V1-Bewegungen genutzt, da die zusätzliche Extension den Unterschied zum Referenzmodell deutlicher markierte. In der Versuchsgruppe wurde jedes Bewegungsmodell zweimal nacheinander ausgeführt. Zwischen den beiden Bewegungsmodellen fand kein Wechsel der Roboter statt. Der Prozess variierte bei der Kontrollgruppe. Deren Probanden sahen pro Roboter viermal das Referenzmodell. Die

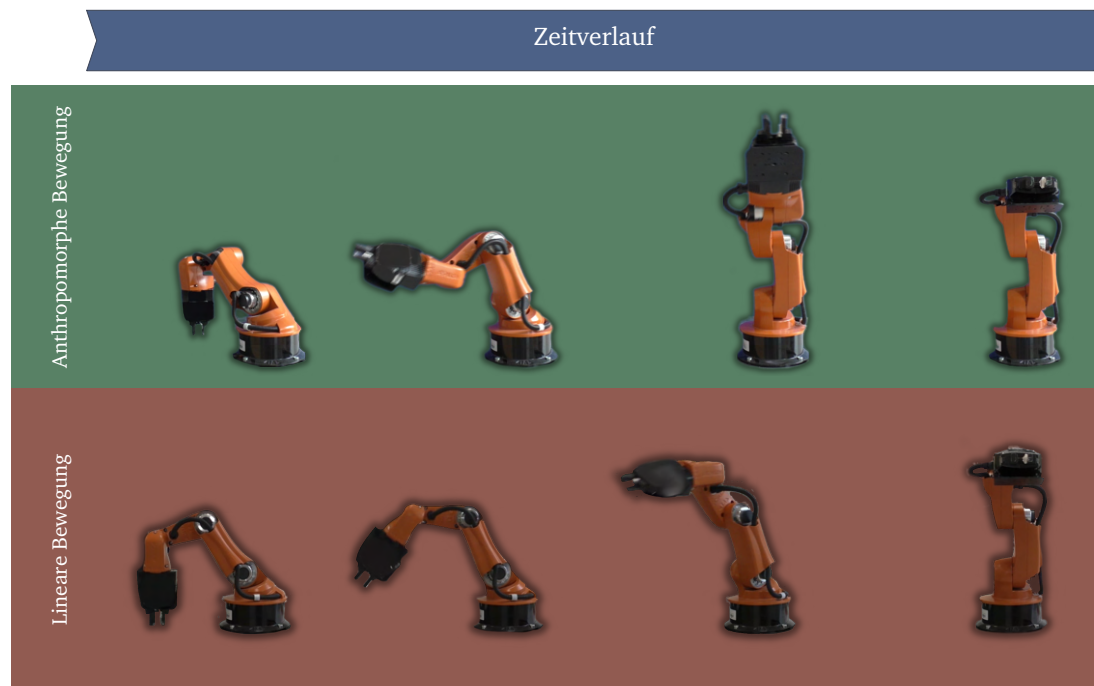


Abb. 4.12.: Bewegungen des YOUBOT-Roboters während der Studie

Probanden beantworteten einen Fragebogen, nachdem alle Bewegungen auf den beiden Robotern ausgeführt wurden. Auf dessen Beantwortung folgte die zweite Phase.

Phase 2 Zum Anfang dieser Phase wurden die Probanden genauer über die Studie informiert. Hierbei wurde jedem Probanden dieselbe Instruktion gegeben: „Beachten Sie die Unterschiede in den Bewegungen des Arms und der Gelenke, zum Beispiel der Schulter oder des Ellenbogens. Schauen Sie, welche Bewegung für Sie eher menschenähnlich aussieht.“ Die genauen Unterschiede zwischen den Bewegungen wurden nicht erklärt. Es wurden auch keine Aussagen über die menschlichen Merkmale der Bewegungen gemacht. Während dieser Phase wurden die Bewegungen nach demselben Muster erneut ausgeführt. Die Versuchsgruppe sah erneut zwei verschiedene Modelle, während den Probanden der Kontrollgruppe die gleichen Bewegungen vorgeführt wurden. Anschließend galt es den Fragebogen wie im Anschluss an Phase 1 erneut auszufüllen.

Die Trennung der Probanden in zwei Gruppen wurde durchgeführt, um die Auswirkungen der Erklärung zwischen den Phasen als Einfluss auf das Ergebnis der Studie ausschließen zu können. Damit sollte das Problem mit subjektiven Befragungen bezüglich negativer Konsequenzen reduziert werden (siehe Kapitel 2.7.1).

Erhobene Daten

An der Studie nahmen 25 Probanden im Alter zwischen 22 und 34 Jahren teil. In dieser Studie wurde die subjektive Anwenderbewertung anhand eines Fragebogens erfasst (siehe Anhang B). Dabei wurden Fragen zu verschiedenen Aspekten der Forschungsfragen und Hypothesen gestellt:

Unterschiede Haben Sie Unterschiede zwischen den Bewegungen des humanoiden bzw. industriellen Roboters bemerkt?

Menschenähnlichkeit Welche Bewegungen des humanoiden bzw. industriellen Roboters haben Sie als am menschenähnlichsten empfunden?

Robotervergleich Welcher Roboter hat sich menschenähnlicher bewegt?

Sicherheit Wie sicher haben Sie sich bei Übergabe 1-4 gefühlt?

Detail Woran haben Sie die Menschenähnlichkeit ausgemacht?

Die Probanden bewerteten die Unterschiede und die Sicherheit anhand von fünfstufigen Likert-Skalen. Bei den Fragen bezüglich der Menschenähnlichkeit konnten die Probanden via Single-Choice-Feld entscheiden und über die Details eine Freitext-Antwort geben. Die Fragen bezüglich des Sicherheitsgefühls und den Details wurden mündlich gestellt. Abschließend wurden die demografischen Daten sowie die Technikaffinität der Probanden erhoben.

Ergebnisse

Die Verteilungen für die Wahrnehmung der unterschiedlichen Bewegungen sind in Abbildung 4.13 dargestellt. Dabei sind die Ergebnisse der Versuchsgruppe in die einzelnen Experimentphasen und die verschiedenen Roboter unterteilt. In der ersten Phase empfanden fast alle Teilnehmer der Versuchsgruppe keine (66.6 %) oder nur geringe (13.3 %) Unterschiede in den Bewegungen des humanoiden Roboters. Im Gegensatz zum humanoiden Roboter mit einem Durchschnittswert von 1.6 auf der Likert-Skala erkannten die Probanden beim industriellen Manipulator einen Unterschied mit einem Durchschnittswert von 4.3 auf der Likert-Skala. Dies zeigt, dass ein Unterschied im Bewegungsmodell von einer unbeteiligten Person am humanoiden Roboter nicht wahrgenommen wurde. Dies könnte vermutlich auf die geringen Unterschiede in der Bewegung zurückzuführen sein. Beim industriellen Manipulator war der Unterschied zwischen den Bewegungen deutlicher, da die Bewegung des EEF aufgrund der Kinematik stärker variierte.

Bezüglich der Menschenähnlichkeit der Bewegung machten 73 % der Probanden keine Aussagen über die Bewegung des PEPPER-Roboters, da sie keinen Unterschied zwischen den Bewegungen wahrgenommen haben. Die übrigen Probanden empfanden das GBM (75 %) als menschenähnlicher als das Referenzmodell (25 %). Im Gegensatz dazu beantworteten alle Probanden die Frage beim YUBOT. Das GBM wurde von 73.3 % der Probanden menschenähnlicher wahrgenommen und 26.6 % der Probanden empfanden das Referenzmodell als menschenähnlicher. Die Kontrollgruppe zeigte im Vergleich andere Ergebnisse. Hierbei sahen 90 % der Probanden beim PEPPER-Roboter und 100 % der Probanden beim YUBOT

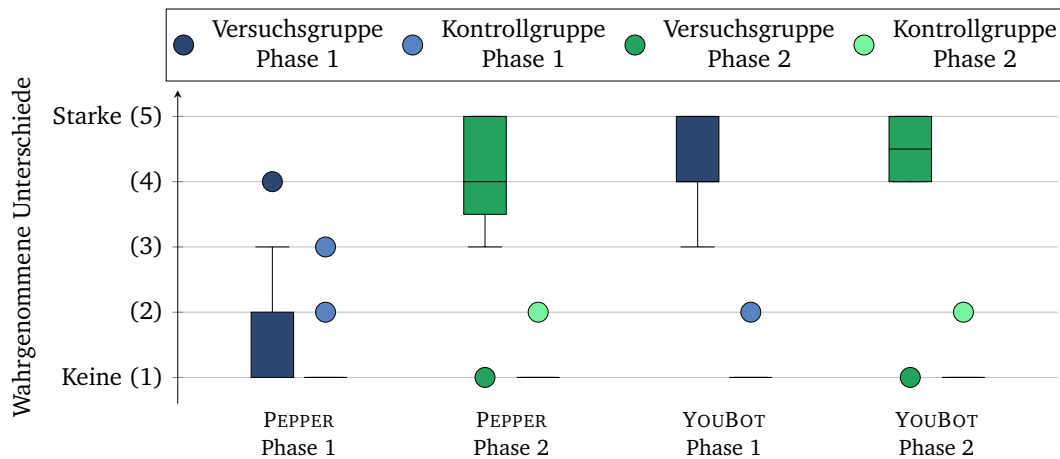


Abb. 4.13.: Box-Whisker-Plot der Umfrage-Ergebnisse bezüglich der wahrgenommenen Unterschiede. Die Ergebnisse sind nach Probandengruppe, Roboter und Versuchsphase unterteilt.

keine bis geringe Unterschiede. Nur eine Person sah Unterschiede und empfand die lineare Trajektorie beim industriellen Manipulator und das Referenzmodell beim humanoiden Roboter als menschenähnlicher. In Bezug auf die Frage, welcher Roboter sich menschenähnlicher bewegte, wählten 96 % aller Probanden den humanoiden Roboter und 4 % den industriellen Manipulator.

Nach der zweiten Phase beantworteten die Probanden die Fragen erneut. Nach der Erklärung bemerkten 13.3 % der Probanden der Versuchsgruppe Unterschiede, 46.6 % mehrere Unterschiede und 33.3 % starke Unterschiede in der Bewegung von PEPPER. Bei dem YOUBOT-Roboter bemerkten 40 % mehrere Unterschiede und 53.3 % starke Unterschiede in den Bewegungen.

Um die Unterschiede in der Wahrnehmung zwischen den beiden Phasen statistisch zu verifizieren, wurde für jeden Roboter in Phase 1 und Phase 2 ein t-Test für abhängige Stichproben durchgeführt. Für den humanoiden Roboter ergab sich ein signifikanter Unterschied in der Bewertung für Phase 1 ($\bar{M} = 1.6$; $SD = .98$) und Phase 2 ($\bar{M} = 4.0$; $SD = 1.06$); $t(14) = -7.159$; $p = .00$. Bei dem industriellen Manipulator gab es keine signifikanten Unterschiede in den Bewertungen zwischen Phase 1 ($\bar{M} = 4.28$; $SD = .61$) und Phase 2 ($\bar{M} = 4.28$; $SD = 1.06$); $t(14) = .0$; $p = 1.0$. Die Ergebnisse der Kontrollgruppe wurden verglichen, um zu überprüfen, ob der Trend nur auf den Erklärungen des Experimentleiters oder auf der Wahrnehmung der Probanden beruhte. Ein Vergleich der arithmetischen Mittelwerte und Standardabweichungen zeigte, dass der Trend in der Kontrollgruppe nicht auftrat. Bei PEPPER sank die Bewertung von 1.3 (SD: .48) auf 1.1 (SD: .18) und beim YOUBOT blieb der Durchschnittswert bei 1.1 (SD: .18). Daraus konnte abgeleitet werden, dass die Probanden in der Lage waren, Unterschiede in den Bewegungen des Roboters wahrzunehmen. Wenn die Differenzen zwischen den Bewegungen klein waren, konnten sie nur bemerkt werden, wenn die Probanden die Bewegung genauer betrachteten. Dies bestätigt die Hypothese **H4.2**.

Nachdem die Unterschiede in den Bewegungen erkannt wurden, machten die Probanden auch mehr Aussagen über die Menschenähnlichkeit der Bewegungsmodelle. Nach der zweiten Phase machten 93 % der Probanden in der Versuchsgruppe eine Aussage über die Menschenähnlichkeit des humanoiden Roboters und 100 % über den Industrieroboter. Beim humanoiden Roboter empfanden 86.6 % der Probanden das GBM als menschenähnlicher und 6.6 % das Referenzmodell. Im Vergleich zu Phase 1 veränderten sich die Werte beim YOUNBOT. Das Referenzmodell wurde von 33.3 % und das GBM von 66 % der Probanden als menschenähnlicher empfunden. Ein Binomialtest zeigte, dass die Probanden das GBM signifikant menschenähnlicher wahrnahmen, wenn der Robotertyp nicht berücksichtigt ($p = .001$, 1-seitig) wird. Daraus folgt, dass Probanden die Menschenähnlichkeit von Bewegungen bewerten können. Hierdurch wird Hypothese **H4.3** bestätigt.

Auf die Frage, warum eine Bewegung als menschenähnlicher wahrgenommen wurde, antworteten sieben Probanden, dass der Ablauf dem Menschen ähnlicher sei. Fünf Probanden gaben die Streckung des Arms am Ende der Bewegung als Grund an und vier Probanden empfanden das Referenzmodell als unnatürlich. Weitere Antworten bezogen sich auf die Geschwindigkeit und bestimmte Gelenkpositionen. Darüber hinaus gaben die Probanden an, dass sie die Bewegungen des humanoiden Roboters als menschenähnlicher empfunden haben (93.3 %) als die des Industrieroboters (6.6 %).

Ein t-Test für abhängige Stichproben wurde durchgeführt, um das Sicherheitsgefühl zwischen den Bewegungsmodellen zu vergleichen. Dafür wurden die Daten der Versuchsgruppe verwendet. Unabhängig des Roboters gab es einen signifikanten Unterschied in der Bewertung des GBM ($\bar{M} = 4.1$, $SD = .88$) und der linearen Trajektorie ($\bar{M} = 3.8$, $SD = .96$), $t(29) = 2.757$, $p = .01$. Diese Ergebnisse legten nahe, dass das GBM einen Effekt auf das Sicherheitsgefühl hatte. Insbesondere deuteten die Ergebnisse darauf hin, dass, wenn ein Roboter das GBM bei der Übergabe verwendete, sich das Sicherheitsgefühl des Benutzers erhöht. Um zu unterscheiden, ob dieser Effekt für beide Robotertypen gilt, wurden t-Tests mit gepaarten Stichproben für jeden Robotertyp durchgeführt. Es wurde festgestellt, dass es keinen signifikanten Unterschied im Sicherheitsempfinden zwischen den beiden Modellen GBM ($\bar{M} = 4.4$, $SD = .51$) und Referenzmodell ($\bar{M} = 4.27$, $SD = .7$) bei PEPPER gab, $t(14) = .8$, $p = .43$. Im Gegensatz dazu zeigte der t-Test beim YOUNBOT einen signifikanten Unterschied in den Werten für das GBM ($\bar{M} = 3.8$, $SD = 1.08$) und das Referenzmodell ($\bar{M} = 3.33$, $SD = .97$), $t(14) = 3.5$, $p = .004$. Diese Ergebnisse legten nahe, dass die Steigerung des Sicherheitsgefühls bei dem YOUNBOT stärker ausgeprägt ist als bei PEPPER. Der nicht-signifikante Anstieg kann aber auch auf den hohen Durchschnittswert der Modelle beim PEPPER-Roboter zurückgeführt werden. Um zu prüfen, ob es ein unterschiedliches Sicherheitsgefühl bei den beiden Robotermodellen unabhängig vom Bewegungsmodell gibt, wurde ein weiterer t-Test mit gepaarten Stichproben durchgeführt. Die Ergebnisse für PEPPER ($\bar{M} = 4.33$, $SD = .60$) und YOUNBOT ($\bar{M} = 3.56$, $SD = 1.04$) zeigten einen signifikanten Unterschied, $t(29) = 4.892$, $p < .001$.

4.2.4 Diskussion

In diesem Abschnitt wurde das GBM, ein anthropomorphes Gelenkraummodell für Roboter, entwickelt. Zudem wurde untersucht, ob Menschen Unterschiede in den Roboterbewegungen wahrnehmen. Für das Modell wurden zunächst die Bewegungen von Gelenken bei menschlichen Übergaben beobachtet und untersucht. Anschließend wurden die Beobachtungen mittels der Optimierung von Basisfunktionen für die primitiven Bewegungen zu charakteristischen Funktionen approximiert. Diese Funktionen wurden verwendet, um die Bewegungen auf die Roboter zu übertragen. Schließlich wurde eine Studie durchgeführt, in der Probanden die Bewegungen bewerteten. Die Ergebnisse der Studie zeigten, dass die meisten Benutzer einen Unterschied zwischen den Bewegungen des humanoiden Roboters nur bemerken, wenn sie darauf hingewiesen werden. Nachdem die Probanden den Unterschied bemerkt hatten, wurden die Bewegungen des GBM im Vergleich zu einem Referenzmodell als menschenähnlicher wahrgenommen. Die Menschenähnlichkeit wurde anhand der Sequenz und einer Geste, die einer Aufforderungsgeste ähnelt, ausgemacht. Um die Ergebnisse zu validieren, wurde ein Teil der Teilnehmer als Kontrollgruppe eingesetzt.

Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass sich ein anthropomorphes Gelenkmodell für die Übergabe eignet und es auf den Anwender menschenähnlich wirkt. Schwierigkeiten ergeben sich bei der Implementierung auf den Robotern. Gerade bei unteraktuierten Robotern können einzelne primitive Bewegungen nicht umgesetzt werden. So verzerrt die kinematische Kette auch Auswirkungen der Bewegungsfunktion auf den EEF. Ein Beispiel dafür ist die Flexion des Ellenbogens ohne Adduktion beim YUBOT, wodurch der EEF zunächst eine seitliche Bewegung macht, anstatt sich nach vorne zu bewegen. Dies führt zu einer Abweichung der kartesischen Trajektorie, die bei einem anthropomorphen Arm wie dem des PEPPER-Roboters kleiner ist. Auch bleiben die allgemeinen Nachteile einer Bahnplanung im Gelenkwinkelraum. Um diese und die Abweichung zum kartesischen Modell auszugleichen wird im folgenden Abschnitt auf die Entwicklung eines hybriden Ansatzes eingegangen.

4.3 Kombinatorisches Modell

Das hybride Bewegungsmodell (HBM), das in diesem Abschnitt vorgestellt wird, kombiniert die beiden bisherigen Modelle. Es basiert auf dem KBM und verfügt über zusätzliche Beschränkungen für einzelne Gelenke, wenn die Gelenkkonfiguration mit der IK berechnet wird. Diese Beschränkungen basieren auf dem GBM, um anthropomorphe Gelenkkonfigurationen innerhalb einer Trajektorie zu erhalten. Für eine objektive Prozessbewertung wurde das neue Modell auf zwei Robotern implementiert und simuliert. Die Simulationsergebnisse wurden mit den Ergebnissen verschiedener Modelle im Gelenkwinkel- und kartesischen Raum verglichen. Dabei wurden die Abweichungen von Referenzmodellen und die Planungszeiten berücksichtigt.

4.3.1 Motivation

Die Entwicklung beider vorheriger Modelle zeigte, dass Lösungen, die sich auf einen Konfigurationsraum beschränken, Nachteile haben. Kartesische Trajektorien haben den Vorteil, dass eine Kontrolle über alle Posen während der Bewegung möglich ist und Kollisionen des EEF somit vermieden werden können. Dennoch sind sie für die Darstellung anthropomorpher Bewegungen nur bedingt geeignet, da durch die Berechnung der IK unnatürliche Gelenkkonfigurationen auftreten können. Zudem erhöhen die numerischen Berechnungen aller Posen die Planungszeiten im Vergleich zu Gelenkraummodellen erheblich. Ein weiterer Vorteil eines Gelenkraummodells besteht darin, dass singuläre Konfigurationen und Redundanzen der Aktuatoren vermieden werden und menschenähnliche Gelenkkonfigurationen bevorzugt werden können. Es liegt die Annahme nahe, beide Ansätze zu kombinieren, um die Vorteile beider Modelle zu nutzen.

Hybride oder gemischte Modelle zeichnen sich dadurch aus, dass sie nicht in einem einzigen Raum oder Verfahren geplant werden. Vielmehr werden diese zur Optimierung von Originalmodellen in einem Kriterium verwendet. In einer der ersten Arbeiten von Taylor (1979) werden zwei Planer vorgestellt, die Gelenkkonfigurationen für eine Gerade berechnen: Der erste Planer berechnet die Gelenkkonfigurationen für die kartesischen Posen an Interpolationspunkten, während der zweite Planer die Anzahl der Punkte reduziert und ein Modell im Gelenkwinkelraum für die Lücken verwendet, um die Trajektorie auf der Geraden zu planen. Die reduzierte Anzahl der Interpolationspunkte verringert die Rechenzeit. Ein weiterer Planer (Munasinghe et al. 2001) arbeitet im Gelenkwinkel- und kartesischen Raum, um Trajektorien zu erzeugen, die für Geschwindigkeits-, Beschleunigungs- und Drehmomentbegrenzungen optimiert sind. Ghazaei Ardakani et al. (2019) präsentieren ein Online-Modell für Punkt-zu-Punkt-Trajektorien in Echtzeit für Anwendungen, bei denen eine hohe Änderungsrate der Zielpose erforderlich ist, z. B. beim Fangen eines Objekts. In ähnlicher Weise schlagen Konjević et al. (2012) zwei verschiedene Ansätze zur Planung von Trajektorien vor, die in Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung und Ruck begrenzt sind. Das erste Modell verwendet Polynome vierter und fünfter Ordnung, um Ruckkontinuität zu erreichen; das zweite Modell verwendet eine Kombination aus einer geplanten Bahn und einem entsprechenden Geschwindigkeitsprofil, das anhand der Optimierungskriterien angepasst werden kann. Saab et al. (2011) schlagen vor, dynamische Bewegungen für einen humanoiden Roboter zu generieren, indem die IK und die Dynamik normalisiert werden. Dieser Ansatz ermöglicht es, verschiedene Beschränkungen der Gelenke zu verwenden.

4.3.2 Kombination von Modellen im kartesischen Raum und im Gelenkwinkelraum

Der folgende Ansatz kombinierte das KBM mit dem GBM. Das HBM basierte auf dem Grundgedanken, die kartesische Planung zur genauen Positionierung des EEF zu nutzen und die Gelenke durch das Gelenkbewegungsmodell einzuschränken. Dadurch folgte der Roboter

einem anthropomorphen Bewegungsmuster und vermied unmenschliche Gelenkkonfigurationen. Probleme bei der Anwendung des GBM auf verschiedenen Roboterplattformen ergaben sich bezüglich der Zuordnung der menschlichen primitiven Gelenkfunktionen zu den Roboterjelenken und der unterschiedlichen Proportionen der Robotergliedmaßen. So variierte der Unterarm-Oberarm-Index zwischen Robotern und Mensch stark. Die spezifischen Modelle und Lösungsansätze sind im Folgenden dargestellt.

Die kartesische Grundlage war das KBM und der Pfad Γ . Für die Umrechnung der Bahn aus dem kartesischen Raum in den Gelenkwinkelraum wurden n Stützstellen linear im Intervall $[0, t_e]$ bestimmt. Zur Bestimmung der Orientierung des EEF an den Abtastpunkten wurde eine sphärische lineare Interpolation nach Shoemake (1985) zwischen den Einheitsquaternionen der Rotationen der Anfangspose q_0 und der Endpose q_e berechnet:

$$q(t) = \frac{\sin\left(\left(1 - \frac{t}{t_e}\right)\theta\right)}{\sin(\theta)} q_0 + \frac{\sin\left(\frac{t}{t_e}\theta\right)}{\sin(\theta)} q_e, \quad (4.16)$$

wobei $\cos(\theta) = q_0 \cdot q_e$ war. Anschließend wurden die Positionen P auf Γ an den Abtastpunkten berechnet. Jede Position wurde numerisch mit einer verallgemeinerten IK berechnet, die auf dem BROYDEN-FLETCHER-GOLDFARB-SHANNO-Gradientenprojektionsalgorithmus basiert. Hierbei wurde die Lösung der IK für den vorherigen Stützpunkt als Anfangsschätzung wiederverwendet.

Die Gelenkbewegungen wurden auf Basis der Ergebnisse des GBM an denselben Stützpunkten modelliert. In dem HBM wurde nur Variante 1 der Ellenbogenbewegung mit der zusätzlichen Extension betrachtet, da diese Extension von den Probanden aus der vorherigen Studie als charakteristisch beschrieben wurde. Für die Ausführung der Gelenkbewegung wurden, wie bei dem kartesischen Modell, n Interpolationspunkte linear im Intervall $[0, t_e]$ berechnet. Für die undefinierten Gelenke wurde ein Modell mit trapezoidem Geschwindigkeitsprofil zwischen den Anfangs- und Endgelenkkonfigurationen berechnet. Dieses Gelenkmodell war begrenzt, damit die primitiven Bewegungen auf dem Roboter abgebildet werden konnten. Jede primitive Bewegung hatte ein entsprechendes Rotationsgelenk und die Ausrichtung dieser Gelenke entsprach der Ausrichtung der menschlichen Gelenke. In diesem Ansatz wurde die Zuordnung der primitiven Bewegungen aus Kapitel 3.1.6 genutzt.

Zur Kombination der beiden Modelle wurde bei der Berechnung der IK innerhalb des kartesischen Modells zusätzliche Randbedingungen eingeführt. Dafür wurden die Gelenkkonfigurationen J_i als Beschränkungen der Gelenkwinkel definiert. Die resultierenden Gelenkkonfigurationen führten den EEF entlang der kartesischen Trajektorie und bewegten die definierten Gelenke nah am GBM. Durch Gewichtung der Gelenkbeschränkungen und der Zielpose konnte die Priorisierung zwischen kartesischer Genauigkeit des EEF oder der Nähe zum GBM für das HBM gewählt werden. Folglich wich das HBM je nach Gewichtung von einem der Modelle ab, wenn nicht beide Modelle erfüllt werden konnten, weil beispielsweise die kartesische Pose nicht mit der bestimmten Gelenkskonfiguration erreicht werden konnte.

Parametrisierung der Beschränkungen

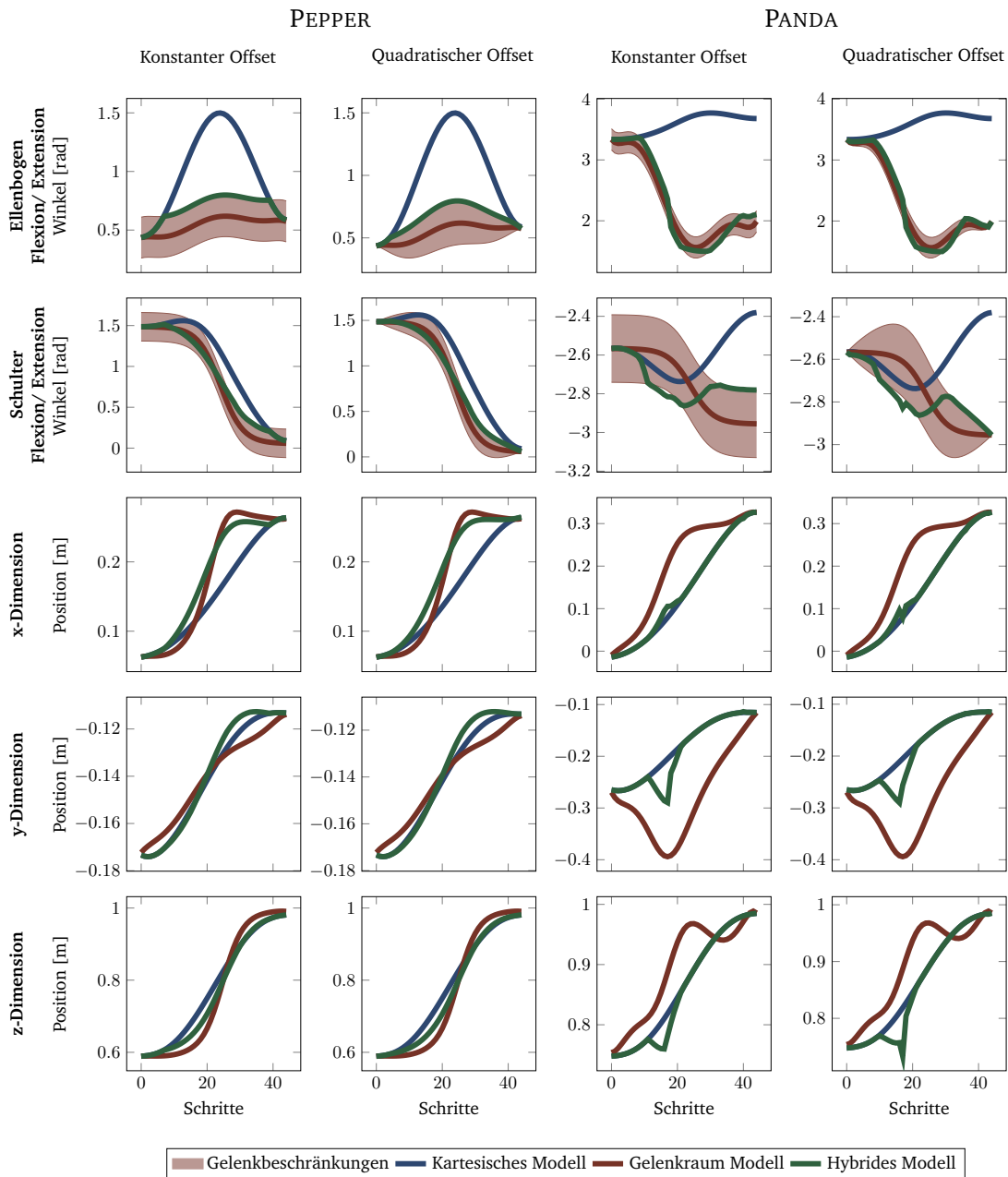


Abb. 4.14.: Simulierte Trajektorien des hybriden Modells mit den verschiedenen Beschränkungsfunktionen für den PEPPER und den PANDA-Roboter. Zum Vergleich sind die anthropomorphen Modelle im kartesischen Raum und im Gelenkwinkelraum dargestellt.

Da die exakte Einhaltung und Priorisierung der Gelenkkonfigurationen zum gleichen Modell führt wie das Gelenkbewegungsmodell an sich, konnten die Beschränkungen durch verschiedene Funktionen verschoben werden. Der resultierende Filter arbeitet ähnlich wie ein Bandpassfilter. Für das kombinierte Modell wurden zwei verschiedene Verschiebungsfunk-

tionen für die Beschränkungen evaluiert: eine konstante Funktion (konstanter Offset (KO)) $f(t) = c$ und eine quadratische Funktion (quadratischer Offset (QO)) $f(t) = -4c*(t - \frac{1}{2})^2 + c$, dessen Maximum bzw. Minimum c zur Halbzeit der Bewegung $t = \frac{1}{2}$ erreicht wurde. In der Abbildung 4.14 sind beide Offset-Funktionen am Beispiel der Ellenbogenbewegung veranschaulicht. Der Vorteil der quadratischen Funktion gegenüber der konstanten Funktion liegt in der Begrenzung der Start- und Endkonfigurationen, wodurch Konfigurationssprünge zwischen S_1 und S_2 , sowie S_{N-1} und S_N vermieden werden, wobei N der Anzahl aller Stützstellen entspricht. Der Vorteil des konstanten Offsets ist der größere Lösungsraum bei den Start- und Endstellungen. Die Berechnung des Modells ist in dem vereinfachten Algorithmus 2 dargestellt.

Algorithmus 2: Algorithmus für die Berechnung des kombinierten Modells

Eingabe : j_0, j_e : Initiale und finale Gelenkwinkel

Ausgabe : S : Zeitreihe der Gelenkwinkel

$p_0 = \text{forward_kinematic}(j_0)$;

$p_e = \text{forward_kinematic}(j_e)$;

for $k = 1$ to N **do**

$J_k = \text{GBM}(\frac{k}{N}, j_0, j_e)$;

$o_k = f(\frac{k}{N})$;

$p_k = \text{KBM}(\frac{k}{N}, p_0, p_e)$;

$S_k = \text{inverse_kinematic}(p_k, J_k + o_k, J_k - o_k)$;

end

return S

4.3.3 Evaluation

Bei der objektiven Prozessbewertung der vorgeschlagenen Modelle wurden zwei Kriterien betrachtet: die Genauigkeit und die Planungszeit. Anstatt reale Roboter zu verwenden, wurden aus praktischen Gründen die Modelle in einer Simulation evaluiert. So konnten unterschiedliche Parametersätze, beispielsweise die Anzahl der Abtastpunkte oder die Anzahl der Iterationen der numerischen IK für die verschiedenen Modelle auf den beiden Robotern berücksichtigt werden. Die Gewichtung der Nebenbedingungen war für das kombinierte Modell gleich. Ein Test im Vorlauf ergab, dass der YOUBOT-Roboter sich aufgrund seiner Unteraktuiertheit für das HBM nicht eignet, da ein Ausgleich für die Gelenkwinkel des GBM durch die anderen Gelenke nicht stattfinden kann und die Bewegungen je nach Gewichtung immer von den beiden Ausgangsmodellen vollständig abweichen. Daher wurden als Evaluationsplattformen der PEPPER und der PANDA-Roboter simuliert. Die ROS-Beschreibungen der Roboter wurden in eine MATLAB-Umgebung geladen und die Bewegungen mit den implementierten Modellen geplant. Alle Simulationen wurden separat und sequenziell auf demselben Rechner mit einem 2.8 GHz 4-Kern-Prozessor und 16 GB RAM ausgeführt, da die Planungszeit von der Hardware der Rechner abhängig ist.

Genauigkeit der Offset-Funktionen

Im ersten Teil der Auswertung der Genauigkeiten wurden die Variationen der Offsetfunktionen KO und QO untersucht, um einen optimalen Offset für die Evaluation der Gesamtgenauigkeit zu bestimmen. Hierfür wurde der maximale Offset c gesucht, der den Abstand zu den Referenzmodellen minimierte. Es wurden verschiedene Variationen für die einzelnen Gelenke und Roboter getestet. Dabei wurde c jeweils um $\pi/18 \text{ rad}$ im Intervall $[0 \text{ rad}, \pi/4 \text{ rad}]$ variiert. Die Ergebnisse der Auswertung sind in Abbildung 4.15 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass mit zunehmendem maximalem Offset der Abstand im Gelenkwinkelraum bei beiden Robotern zunahm. Im Gegensatz dazu nahm der Abstand zum kartesischen Referenzmodell ab und wurde annähernd 0. Die kleinsten Abstände für beide Funktionen und Roboter sind im Intervall $[0 \text{ rad}, .15 \text{ rad}]$ zu finden.

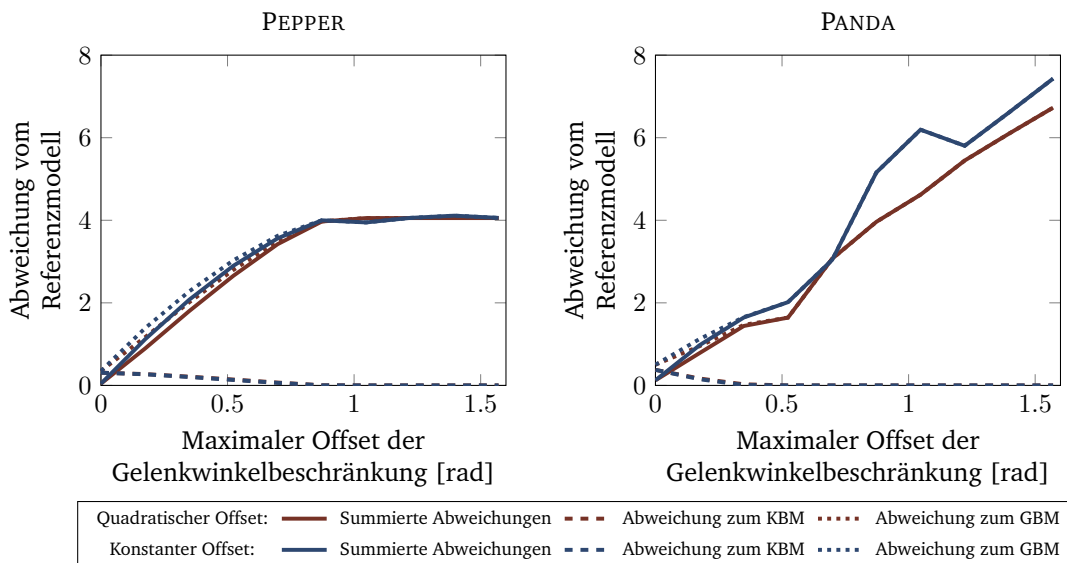


Abb. 4.15.: Genauigkeiten bei verschiedenen maximalen Offsets der Offset-Funktionen. Die Abweichungen der quadratischen Offset-Funktion sind in rot dargestellt, die der konstanten Funktion in blau.

Genauigkeit

Der zweite Teil der Bewertung betraf die Genauigkeit des vorgeschlagenen Modells. Das Ziel bestand darin, die beiden ursprünglichen Modelle zu einem Modell zu kombinieren und die Eigenschaften beider Modelle zu erhalten. Die Genauigkeit wurde daher anhand von drei Kriterien bewertet: die Genauigkeit zur gemessenen menschlichen Trajektorie, die Genauigkeit zur gemessenen menschlichen Gelenkbewegung und die Gesamtgenauigkeit, die sich aus der Summe der beiden anderen Genauigkeiten ergibt. Zusätzlich zu den drei bekannten Modellen wurden vier weitere Standardmodelle aus der Literatur implementiert

und in der Simulation verglichen, um die Ergebnisse diskutieren zu können. Bei den drei Vergleichsmodellen im Gelenkwinkelraum handelte es sich um:

1. Lineares Gelenkwinkelmodell,
2. Trapezförmiges Gelenkwinkelmodell mit Segment mit konstanter Geschwindigkeit und parabelförmigen Übergängen,
3. Polynom-Modell basierend auf einem Polynom fünften Grades ohne Anfangs- und Endgeschwindigkeiten sowie -beschleunigungen.

Als Vergleichsmodell im kartesischen Raum wurde ein lineares Modell implementiert. Das Genauigkeitsmaß d eines Modells M ist der Abstand zwischen M und dem Referenzmodell M_R . Dieser Abstand wurde für den kartesischen Raum durch Bestimmung des euklidischen Abstandes zwischen Modell und Referenzdaten berechnet. Für den Gelenkwinkelraum wurde die Differenz zwischen Ellenbogenbeugung und Schulterbeugung als Abstand betrachtet:

$$d = \sqrt{\sum_{t=0}^1 (M(t) - M_R(t))^2} \quad (4.17)$$

Da die Modelle in der Zeit t normiert sind, wurden die Modelle im Zeitintervall $[0, 1]$ ausgewertet. Das Referenzmodell für die kartesische Trajektorie war das KBM und das Referenzmodell für die Gelenkbewegung war das GBM. Für jeden Roboter wurden zehn gültige Übergabe-Konfigurationen nach Kapitel 3.4 zufällig ausgewählt und als Endpunkte für die Modelle verwendet. Im vorgeschlagenen Modell wurden die beiden vorgestellten Funktionen als Offset-Funktionen mit $c = .05 \text{ rad}$ verwendet. Diese liegt im Bereich der optimalen Offset-Funktionen und weicht vom KBM ab, was bei $c = 0 \text{ rad}$ nicht gegeben ist.

Wie in Tabelle 4.4 dargestellt, zeigten sich für beide Roboter ähnliche Ergebnisse. Im Fall von PEPPER unterschieden sich das lineare kartesische Modell, das HBM mit der konstanten Offset-Funktion und das HBM mit der Parabelfunktion am wenigsten vom Referenzmodell, unter Berücksichtigung der Unterschiede im kartesischen Raum. Bei dem PANDA-Roboter hatte das HBM-KO die geringste Abweichung, gefolgt von dem HBM-QO und dem linearen kartesischen Modell. Beim Vergleich der Abstände zum Referenzmodell im Gelenkwinkelraum weichte das polynomiale Gelenkraummodell des PEPPER-Roboters am wenigsten ab, gefolgt vom HBM-QO und dem trapezförmigen Gelenkraummodell. Bei dem PANDA-Roboter wichen das HBM-QO, das kombinierte Modell HBM-KO und das polynomiale Modell am wenigsten ab. In der Gesamtauswertung durch die Summation der beiden Einzelabweichungen wichen bei dem PEPPER-Roboter das polynomiale Gelenkraummodell, das HBM-QO und das trapezförmige Gelenkraummodell und beim PANDA-Panda das HBM-QO, das HBM-KO und das polynomiale Gelenkraummodell am wenigsten ab. Die Summen der Abstände sind unter Vorbehalt zu betrachten, da die Abstände zu den verschiedenen Modellen unterschiedlich skaliert sind.

		PEPPER			PANDA		
		KBM	GBM	Σ	KBM	GBM	Σ
Gelenkwinkeltrajektorie							
GBM	\bar{M}	.315	.0	.315	1.012	.0	1.012
	Std	.060	.0	.060	.085	.0	.085
LGM	\bar{M}	.451	1.643	2.094	.602	3.728	4.331
	Std	.059	.187	.245	.142	.490	.512
Trapezoid	\bar{M}	.380	1.012	1.392	.518	3.632	4.151
	Std	.049	.096	.143	.123	.475	.490
Polynomial	\bar{M}	.357	.843	1.201	.486	3.609	4.096
	Std	.045	.089	.123	.115	.471	.484
Kartesische Trajektorie							
KBM	\bar{M}	.0	4.305	4.305	.0	10.603	10.603
	Std	.0	.830	.830	.0	1.182	1.182
LKM	\bar{M}	.242	4.788	5.031	.215	10.395	10.611
	Std	.019	.928	.946	.034	1.143	1.155
HBM							
konstanter Offset	\bar{M}	.284	1.146	1.431	.151	1.063	1.215
	Std	.067	.101	.140	.049	.073	.081
quadratischer Offset	\bar{M}	.293	.940	1.233	.169	.862	1.032
	Std	.068	.087	.132	.048	.046	.081

Tab. 4.4.: Mittelwerte und Standardabweichungen der Abstände zwischen einem Modell und dem kartesischen Bewegungsmodell und dem Gelenkbewegungsmodell für die beiden Roboter.

Planungszeiten

Das zweite Kriterium, das bewertet wurde, war die Planungszeit des Modells. Aufgrund der abweichenden Algorithmen der Modelle wurde je nach Modell eine unterschiedliche

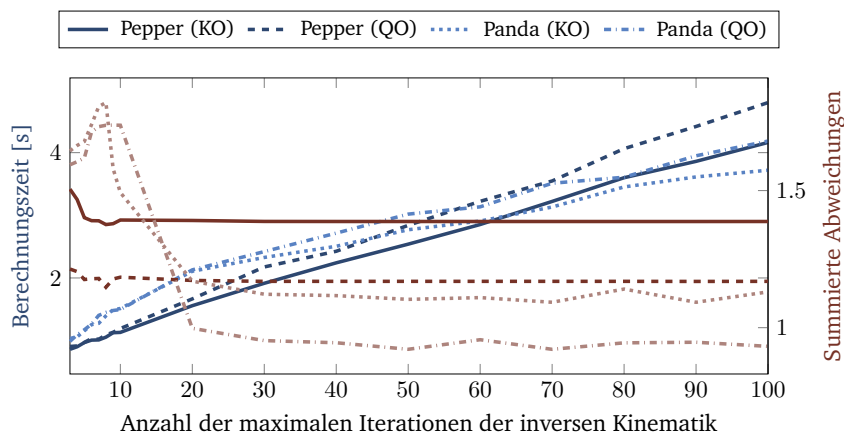


Abb. 4.16.: Auswirkung der Anzahl der maximalen Iterationen der inversen Kinematik auf die Genauigkeit (rot) und Berechnungsdauer (blau) des vorgeschlagenen Modells. Die Ergebnisse sind anhand der Roboter und der beiden Offset-Funktionen aufgeteilt.

Zeit benötigt. Da die numerische Berechnung der IK die zeitkritische Komponente war, wurden verschiedene Parametersätze untersucht, welche die Planungszeit beeinflussten. Hierfür wurde die Anzahl der maximalen Iterationen der IK variiert. Da eine Reduzierung dieser Parameter die Genauigkeit des Modells reduzierte, wurde der Genauigkeitsverlust betrachtet. Die Ergebnisse in Abbildung 4.16 zeigen, dass die Planungszeit nahezu linear mit der Anzahl der Iterationen anstieg. Im Gegensatz dazu konvergierten die Abstände zu den Referenzmodellen spätestens nach 20 Iterationen gegen ein Minimum. Aus diesen Ergebnissen folgt, dass die Genauigkeit der Algorithmen nach 20 Iterationen nicht mehr signifikant zunahm. Deshalb wurde die Anzahl der maximalen Iterationen für die folgende Auswertung bei Modellen, die häufig die IK berechnen, auf 20 festgelegt.

	PEPPER		PANDA	
	\bar{M}	Std	\bar{M}	Std
Gelenkwinkeltrajektorie				
GBM	.0002	.0001	.0002	.0002
LGM	.0001	.0001	.0001	.0001
Trapezoid	.0001	.0001	.0001	.0001
Polynomial	.0004	.0001	.0006	.0002
Kartesische Trajektorie				
KBM	1.5534	.2195	1.6225	.1888
LKM	1.5290	.2200	1.6477	.1875
HBM				
konstanter Offset	1.5321	.0863	2.2419	.2518
quadratischer Offset	1.5545	.0509	2.3217	.2895

Tab. 4.5.: Planungszeiten [s] für alle Roboter und Modelle

Schließlich wurden die Planungszeiten der Modelle miteinander verglichen. Jedes Modell wurde 50-mal geplant und anhand der Ergebnisse der Mittelwert und die Standardabweichung für die beiden Roboter ermittelt. Für alle Modelle entsprach die Anzahl der Stützstellen $n = 100$. Die Ergebnisse dieser Tests sind in Tabelle 4.5 aufgeführt. Die Modelle im Gelenkwinkelraum waren die am schnellsten berechneten, da sie keine Berechnung der IK erfordern. Die Zeiten für diese Modelle waren unabhängig vom betrachteten Roboter. Die Modelle im kartesischen Raum und die kombinierten Modelle benötigten für den PEPPER-Roboter etwa die gleiche Berechnungsdauer. Beim PANDA-Roboter waren die Berechnungen der kombinierten Modelle langsamer als für die anderen kartesischen Modelle. Im Vergleich der Roboter waren die Berechnungen der kartesischen und kombinierten Modelle für den PEPPER-Roboter schneller.

4.3.4 Diskussion

Die experimentellen Ergebnisse zeigten einen Genauigkeitsvergleich zwischen dem HBM, dem KBM und dem GBM sowie weiteren konventionellen Referenzmodellen. Die Ergebnisse

ergaben, dass das HBM im Gelenkwinkelraum genauer war als das KBM und im kartesischen Raum genauer als das GBM. Dies zeigt, dass das vorgeschlagene Modell ein Kompromiss zwischen dem KBM und dem GBM ist. Darüber hinaus zeigten die Ergebnisse, dass die Art der Offset-Funktion des kombinierten Modells und der maximale Offset der Funktionen die Genauigkeit und die Gewichtung zwischen dem GBM und dem KBM beeinflussen. So entsprach das HBM mit einem maximalen Offset $c = 0$ dem GBM. Folglich gab es größere Abweichungen im kartesischen Raum. Bei der Wahl eines großen maximalen Offsets gab es keine Abweichungen vom kartesischen Modell. Allerdings nahm die Abweichung vom GBM mit zunehmendem maximalem Offset zu. Bei Betrachtung der Beispieltrajektorie aus Abbildung 4.14, konvergierten einige Lösungen der IK gegen die Offset-Grenzen der Gelenkwinkelfunktionen. Die idealen Ergebnisse unter Berücksichtigung der Abstände zu beiden Referenzmodellen wurden im Intervall $[0 \text{ rad}, .15 \text{ rad}]$ erreicht.

Die Ergebnisse der Performance-Analyse zeigten, dass in Abhängigkeit von der Anzahl der maximalen Iterationen der IK die Rechenzeiten der Modelle linear anstiegen. Im Gegenzug verbesserte sich die kumulierte Genauigkeit der Modelle nur anfangs, bevor sie auf konstante Werte konvergierte. Ein Grund dafür ist, dass der numerische Ansatz mit Anfangsschätzungen arbeitet, die meist nahe am Ergebnis liegen. Die konstanten Abweichungen bei einer höheren Anzahl an Iterationen (> 15) ist dem kombinierten Modell und den Robotern zuzuschreiben, bei denen nicht immer eine ideale Lösung möglich war. Der Vergleich zwischen den Modellen ergab, dass die Modelle im Gelenkwinkelraum schnell berechnet werden konnten (\bar{M} : .0003 s), die kartesischen Modelle jedoch deutlich länger brauchten (\bar{M} : 1.7503 s). Dies kann auf die mehrfache Berechnung der IK zurückgeführt werden. Die Planungszeiten unterschieden sich zwischen den beiden Robotern, wobei die kartesischen Modelle beim PANDA-Roboter länger dauerten. Dies lässt sich auf die unterschiedlichen Komplexitäten der kinematischen Ketten zurückführen. Beim HBM unterschieden sich die Berechnungszeiten zwischen den Robotern stärker als bei den kartesischen Modellen. Dabei führen die Randbedingungen bei einer komplexeren kinematischen Kette zu einer höheren Berechnungszeit der IK. Die Planungszeiten unterschied sich nicht zwischen den beiden Offset-Funktionen.

4.4 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden drei Modelle für anthropomorphe Bewegungen entwickelt und vorgestellt. Diese basieren auf den Ergebnissen von Studien, die sich mit den Forschungsfragen F2-1 bis F2-3 beschäftigt haben. Hierbei zeigte sich, dass die Probanden während der Bewegung die Hand auf einem allgemeinen kartesischen Pfad bewegten und sich die Sequenzen der primitiven Bewegungen der Arme ähnelten. Zudem konnten unterschiedliche Varianten ausgemacht werden. Eine betraf die Pronation bzw. Supination des Unterarms, die je nach Orientierung der Übergabekonfiguration benötigt wurde. Hinzu kamen zwei unterschiedliche Ausprägungen der Flexion bzw. Extension des Unterarms. Während die

einfachere Variante monoton zwischen Start- und Endwinkel des Ellenbogens verlief, beinhaltete die komplexere Variante eine zusätzliche Flexion und Extension des Ellenbogens. Diese zusätzliche Bewegung resultierte in einer Geste, die von Probanden in einer Evaluation als Aufforderung zur Übergabe wahrgenommen wurde.

Zur Abbildung der Bewegungen auf verschiedene Roboter wurden diese in drei Modelle übertragen. Da die beiden ersten Modelle im kartesischen Raum beziehungsweise im Gelenkwinkelraum entwickelt wurden, weisen sie auch deren Nach- und Vorteile auf. Beim KBM sind dies primär unmenschliche Gelenkanordnungen und beim GBM der unkontrollierbare Pfad während der Bewegung. Um diese Nachteile zu reduzieren, wurde das dritte Modell entwickelt. Dieses kombiniert die beiden Modelle und weicht je nach Gewichtung von einem Modell ab. Eine Performanz-Analyse wies den Kompromiss zwischen den beiden Modellen nach. In Bezug zur Forschungsfrage F2-6, der Umsetzbarkeit der Modelle auf den Robotern, zeigten die Evaluationen und Simulationen, dass die Modelle auf dem Roboter implementierbar sind. Durch Berücksichtigung der Nebenbedingungen bei der Modellierung konnten Beschränkungen der Roboter berücksichtigt werden. Dabei erwies sich die Implementierung des KBM als am unkompliziertesten. Das GBM und HBM erforderten zusätzliche Zuweisungen der primitiven Bewegungen auf die Robotergelenke. Diese Zuweisung ist nur bei Manipulatoren mit anthropomorpher Struktur durchführbar und ist bei einzelnen Robotern nicht eindeutig, beispielsweise dem YOUBOT. Die Verwendung des HBM auf dem YOUBOT in einem Vortest zeigte zudem, dass die Anwendung bei unteraktuierten Robotern wirkungslos ist, da je nach Gewichtung die komplette Bewegung von einem der Ausgangsmodelle abweicht. Dies lässt sich darauf zurückführen, dass die Anzahl und Anordnung der Gelenke zu gering ist, die Gelenkwinkel des GBM aufrechtzuerhalten, während eine Position des KBM angefahren werden soll.

Für die Evaluierung der Modelle ist neben der Analyse der Genauigkeit und der Bewertung der Praktikabilität primär die Benutzerbewertung für diese Arbeit relevant. Besonders die Anforderungen der Menschenähnlichkeit, des Flusses der Interaktion, des Sicherheitsgefühls und der allgemeinen Benutzerakzeptanz sind essenziell. Eine erste Evaluierung des GBM mit Probanden zeigte hierbei einen Einfluss des Bewegungsmodells auf die genannten Anforderungen. Um das gesamte Übergabesystem und die verschiedenen Bewegungsmodelle zu validieren und zu vergleichen, ist jedoch eine ausführlichere Evaluierung notwendig. Bei dieser sind nicht nur die subjektiven Benutzerbewertungen, sondern auch die objektiven Benutzerbewertungen obligatorisch. Im nächsten Kapitel wird eine Studie vorgestellt, die sich mit dieser Evaluierung befasst.

Die vorherigen Kapitel zeigten die Entwicklung eines Robotersystems sowie die Modellierung von Bewegungen, um Übergaben nach menschlichem Vorbild auszuführen. Dabei wurde primär auf die Forschungsziele **Z1** und **Z2** sowie die dazugehörigen Forschungsfragen **F1-1** bis **F2-6** eingegangen. Die Motivation dieser Arbeit besteht in der Untersuchung, inwiefern die anthropomorphen Modelle einen Einfluss auf die Benutzerakzeptanz und das Sicherheitsgefühl haben. Im Rahmen dieses Kapitels erfolgt die Evaluierung der Anforderungen aus Kapitel 1.3 und des Forschungsziels **Z3**. Dabei stehen die drei Forschungsfragen hinsichtlich des Sicherheitsgefühls und der Akzeptanz des Anwenders in Bezug auf das vorgeschlagene Übergabe-Robotersystem (**F3-1**), die Auswirkungen der unterschiedlichen Bewegungsmodelle auf die Anforderungen (**F3-2**) und die Unterschiede der Modelle bei verschiedenen Robotern (**F3-3**) im Fokus.

Im Detail wird bei der Evaluierung auf die Bewertungsmerkmale aus Kapitel 1.3 eingegangen. Da nicht alle Bewertungsmerkmale auf jedem Aspekt des Robotersystems eruiert sind, werden im Folgenden die Aspekte anhand einzelner Merkmale bewertet. Dabei wird die Erfolgsquote des Gesamtsystems über die Anzahl der erfolgreichen Übergaben bestimmt. Zur Bewertung des Sicherheitsgefühls werden Anwenderbewertungen während der Interaktion für die verschiedenen Bewegungsmodelle und die Übergabekonfigurationen durchgeführt. Auch die Bewertung der Intuitivität wird subjektiv und objektiv vom Anwender ermittelt. Dabei werden vor allem die Übergabekonfiguration und das Modul für den Transfer im Detail betrachtet. Die Aspekte der Natürlichkeit und Menschenähnlichkeit sind primär für die Bewegungen, die Übergabekonfiguration und die Initialhaltung relevant. Die generelle Benutzerakzeptanz betrifft hingegen das Gesamtsystem bzw. die Interaktion mit dem Robotersystem sowie die Übergabekonfiguration im Speziellen. Da die Genauigkeit im Rahmen der Bewegungsmodelle in Kapitel 4 bereits im Detail untersucht wurde, wird diese in diesem Kapitel nicht betrachtet.

5.1 Studiendesign

Während des Designs der Studie wurden mehrere Herausforderungen berücksichtigt. Da die Vielfalt der Variablen der Modelle und Roboter eine ausführliche Evaluation benötigt, ist die zeitliche Dauer und die damit einhergehende Belastung für die Probanden hoch. Um diese zeitliche Belastung und den Einfluss von Gewöhnungseffekten zu reduzieren, wurde ein mehrphasiges Studiendesign gewählt. Innerhalb einer einzelnen Phase werden ein einzelner Aspekt des Systems und dessen Variablen unter sonst gleichen Bedingungen evaluiert. Eine

weitere Herausforderung war die Wahl einer geeigneten Messmethode für die objektive Benutzerbewertung. Da diese den Anwender nicht beeinflussen darf, wird ein mobiler Sensor eingesetzt, der physiologische Signale, primär den Hautleitwiderstand, misst. Anhand derer werden Ereignisse der EDA und somit emotionale Reaktionen detektiert. Diese objektiven Daten dienen neben der subjektiven Bewertung als Grundlagen für das Bewertungsmerkmal des Sicherheitsgefühls. Zusätzlich werden die Reaktionen der Anwender, beispielsweise die Reaktionszeiten beim Objekttransfer, betrachtet, um die Intuitivität eines Aspektes zu messen. Beide Bewertungen sind jedoch für Gewöhnungseffekte anfällig, was den Vergleich zwischen Messwerten, die zeitlich auseinanderliegen, erschwert.

Im Fokus der Evaluationen stehen primär die Module und Modelle, die innerhalb dieser Arbeit entwickelt wurden. Anhand dieser Hauptaspekte sind auch die Phasen der Studie orientiert. Die Reihenfolge der Phasen entspricht dabei der Priorisierung der Aspekte, da bei frühen Phasen die Gewöhnung der Probanden an die Roboter noch gering ist.

Phase 1 - Bewegungsmodelle In dieser Phase werden den Probanden einzelne Übergabebewegungen aus Kapitel 4 auf den unterschiedlichen Robotern vorgeführt und diese einzeln bewertet.

Phase 2 - Übergabekonfigurationen Durch Variationen der Kontextparameter und Konfigurationsvariablen wird die Akzeptanz der generierten Übergabekonfigurationen nach Kapitel 3.4 evaluiert.

Phase 3 - Initialhaltung Die vorgestellten Initialhaltungen aus Kapitel 3.1.6 und weitere Alternativen werden von den Probanden für die unterschiedlichen Roboter und Objekte bewertet.

Phase 4 - Objekttransfer Für die Evaluierung des Objekttransfermoduls aus Kapitel 3.7 werden neben dem vorgeschlagenen Modul statische Referenzmodelle eingesetzt, um die Auswirkungen auf die Nutzer zu evaluieren.

Bei der Erhebung physiologischer Daten von Probanden sind nach Fahr und Hofer (2013) forschungsethische Grenzen zu berücksichtigen. Auch wenn durch die Methodik nicht in die physische Unversehrtheit des Probanden eingegriffen wird, so werden Daten erhoben, auf die der Proband keinen direkten Einfluss hat. Daher erhalten die Probanden neben der Zusage des Datenschutzes und der Anonymität der Daten auch die Möglichkeit, die Evaluation jederzeit abzubrechen.

5.1.1 Versuchsaufbau

Der Versuchsaufbau der Studie entspricht der Roboterumgebung aus Abbildung 3.4. Die Versuchsobjekte wurden an fixen Positionen in Griffreichweite der Roboter positioniert. Weitere benötigte Requisiten wie ein Stuhl waren in dem Szenario platziert. Um eine Vergleichbarkeit von positionsbezogenen Tests zwischen Probanden zu erreichen, wurden Positionen auf dem Boden markiert. Im Bereich vor dem PANDA wurden fünf Positionen T-förmig im Abstand von 30 cm platziert. Diese werden in Phase 2 für die Evaluierung des

Kontextparameters *Anwenderposition* und der Konfigurationsvariable *xy-Position* des Objekts eingesetzt und sind für das Verständnis der Probanden beschriftet.

Als mobiler Sensor wurde ein E4-Armband von EMPATICA eingesetzt. Dieser war ähnlich einer Armbanduhr am linken Arm des Probanden unterhalb des Handgelenkes positioniert. Die Elektroden des Armbands zur Messung der Hautleitfähigkeit waren palmar platziert. Die Probanden legten Schmuck oder Uhren an diesem Handgelenk ab, um Interferenzen oder Kontakt zwischen Sensor und Schmuck zu vermeiden.

5.1.2 Datenaufnahme

Während der Studie wurden vier Methoden genutzt, um die verschiedenen Daten und Signale aufzunehmen. Zur initialen Erhebung der personenbezogenen Daten der Probanden wurde ein Fragebogen genutzt. Hierbei wurde neben den demografischen Informationen (Alter, Körpergröße und Geschlecht) Daten über die Lateralität, Technikaffinität und der Einstellung gegenüber Robotern erhoben. Für die Lateralität wurden die Fragestellungen aus Ehrenstein und Arnold-Schulz-Gahmen (2000) genutzt. Diese waren auf die vier Fragen bezüglich der Hand reduziert. Zur Erfassung der technischen Affinität eines Probanden wurde der Fragebogen TA-EG (Karrer et al. 2009) und zur Erhebung der Einstellung gegenüber Robotern der Fragebogen NARS (Nomura et al. 2006) verwendet.

Die subjektiven Wahrnehmungen der Probanden während der Interaktionen mit den Robotern wurden durch ein strukturiertes Interview aufgenommen. Nach jedem Testfall wurden die Probanden vom Versuchsleiter nach der persönlichen Zustimmung bezüglich den Bewertungskategorien der jeweiligen Phase befragt. Eine Frage in Phase 1 war beispielsweise: „Ich empfinde die Bewegung des Roboters menschenähnlich“. Die Probanden äußerten ihre Zustimmung anhand einer fünfstufigen Likert-Skala. Die Probanden hatten die Möglichkeit, innerhalb einer Testreihe frühere Ergebnisse zu korrigieren, um die Vergleichbarkeit zwischen den Übergaben zu ermöglichen. Eine Übersicht der Fragen, gruppiert nach Phase und Qualitätsmaß, ist in Anhang D aufgeführt.

Für die Aufnahme der elektrodermalen Aktivität wurde eine Schnittstelle zwischen Robotersystem und dem E4-Sensor genutzt. Hierfür wurde ein ROS-Node entwickelt, der per TCP-Verbindung und einem proprietären Protokoll mit dem E4 STREAMING SERVER kommuniziert. Dieser stellte via Bluetooth-Low-Energy eine Anbindung zum Sensor her. Die übertragenen Daten wurden im ROS-System veröffentlicht und als ROSBAG abgespeichert. Um die Aktivitäten den einzelnen Testfällen zeitlich zuzuweisen, wurde im ROS-System die jeweilige Testfallnummer veröffentlicht.

Eine weitere objektive Messung war die Reaktionszeit der Probanden während des Objekttransfers. Zur Messung dieser Zeit wurden die Bilder einer Kamera gespeichert. Durch manuelle Markierungen anhand der Bilddaten wurden anschließend die Zeiten zwischen der ersten Reaktion des Anwenders, dem Ende der Bewegung und dem Objektkontakt des Anwenders erfasst.

Zu Beginn der Studie wurden die Probanden über die Studie informiert. Hierbei wurde auf den Phasen-basierten Verlauf hingewiesen. Da die Ergebnisse der Studie aus Kapitel 4.2.3 zeigten, dass Anwender kleine Unterschiede in der Bewegung nur registrieren, wenn sie explizit auf die Bewegung achten, wurden sie im weiteren Verlauf vor jeder Phase auf das zu beachtende Untersuchungsziel ausdrücklich hingewiesen. Zudem erfolgte die Anweisung an die Probanden für die Studie, unabhängig ihrer Lateralität die rechte Hand zu benutzen. Nach der Erläuterung erfolgte das Anlegen des E4-Sensors am linken Handgelenk des Probanden. So konnte ein Verrutschen des Sensors durch Bewegungen des Arms reduziert werden. Auf das Anlegen folgte eine 15-minütige Ruhephase für den Probanden, um das Grundniveau der Hautleitfähigkeit zu ermitteln. Während dieser Ruhephase saßen die Probanden entspannt und beantworteten den digitalen Fragebogen zur Erhebung der personenbezogenen Daten (siehe Anhang C). Nach der Ruhephase begann der Hauptteil der Studie.

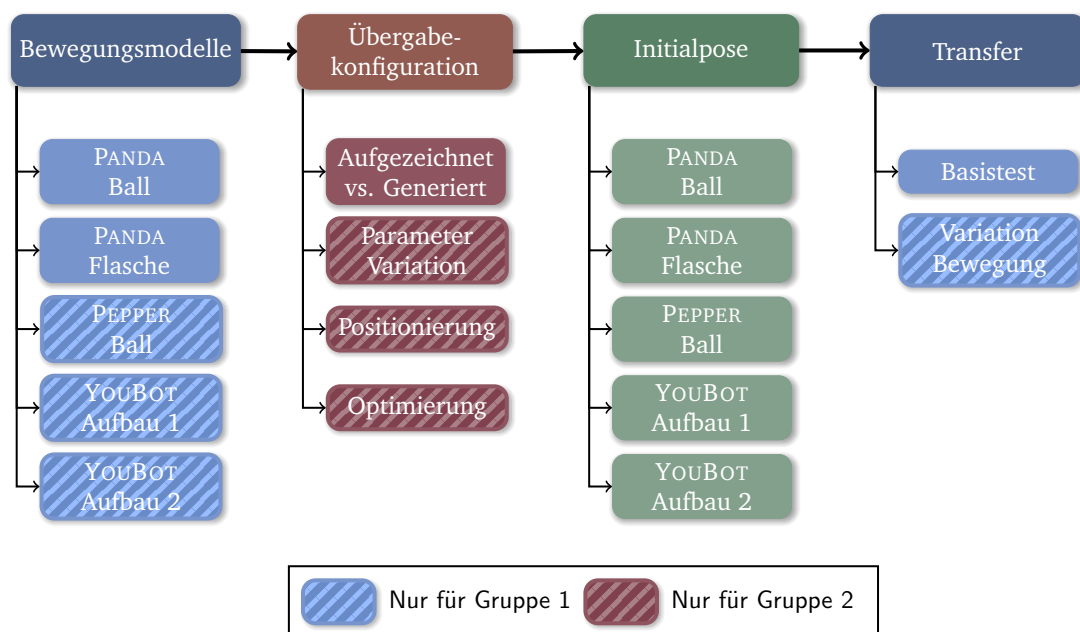


Abb. 5.1.: Phasenmodell des Hauptteils der Studie mit Haupt- und Subphasen. Subphasen, die nur von einer einzelnen Testgruppe durchgeführt wurden, sind schraffiert dargestellt.

Der Hauptteil der Studie orientierte sich an den vier genannten Phasen und ist in Abbildung 5.1 dargestellt. Die Phasen waren in Subphasen unterteilt, die eine detaillierte Analyse ermöglichen. Die Subphasen unterschieden sich in den untersuchten Parametern oder den eingesetzten Robotern. Besonders die ersten beiden Phasen ermöglichten durch die Variation verschiedener Modelle, Objekte und Roboter eine große Anzahl an Testfällen. Ein vollständiger Testlauf mit allen Phasen und Subphasen dauerte drei Stunden. Um diese Dauer und die kognitive Belastung für die Probanden zu reduzieren, wurden die Probanden einer von zwei Testgruppen zugewiesen. Die erste Gruppe durchlief alle Subphasen der ersten, dritten und vierten Phase und nur die erste Subphase der zweiten Phase, während

die zweite Testgruppe nur die ersten beiden Subphasen der ersten Phase durchlief und alle Subphasen der zweiten und dritten Phase sowie die erste Phase der vierten Phase. Diese Aufteilung ermöglichte es, alle Aspekte von mehreren Probanden evaluieren zu lassen und zudem die beiden Hauptaspekte mit einer kleineren Anzahl von Probanden im Detail zu untersuchen.

5.1.3 Probanden

Für die Studie wurden im Zeitraum vom 23. März bis zum 20. April 2021 Studienteilnehmer akquiriert. Von den 24 Teilnehmern waren 7 weiblich und 17 männlich. Die Probanden waren zwischen 22 und 57 Jahren alt. Der Mittelwert lag bei 30.42 Jahren und die Standardabweichung bei 8.25 Jahren. Die Körpergröße variierte zwischen 165 cm und 190 cm, wobei der Mittelwert bei 178 cm lag und die Standardabweichung bei 7.65 cm. Für die Bestimmung der Lateralität eines Probanden wurde die Körperseite angenommen, die dieser bei den vier Fragen am häufigsten genannt hatte. Bei einem doppeldeutigen Ergebnis wurde dies als Ambidextrie gewertet. Die Häufigkeiten der Lateralität verteilten sich bei den Probanden auf 17 Probanden, die primär die rechte Hand nutzten, fünf Probanden, die die linke Hand bevorzugten und zwei Probanden, die angaben beidhändig zu sein.

Basierend auf der Idee, dass Laien eine andere Akzeptanz und ein anderes Sicherheitsgefühl bei Roboter-Interaktionen haben als Experten, wurde bei der Akquise der Fokus auf Probanden gelegt, die weniger technikaffin sind und nur wenig Kontakt mit Robotern haben. Daher wurde ein Großteil der Probanden außerhalb des Hochschulumsfelds angeworben. Um die Differenz zwischen Laien und Roboter-Erfahrenen zu untersuchen, wurde eine Kontrollgruppe (KG) aus sechs Probanden etabliert, die dem Labor nahe standen und bereits Erfahrungen mit Robotern und deren Programmierung hatten.

Zur Bestimmung der Technikaffinität und der Einstellung gegenüber Robotern wurden die Ergebnisse anhand der TA-EG und NARS Fragen ermittelt. Hierfür wurden die invertierten Fragen korrigiert und anschließend der Median für die jeweiligen Subskalen je Proband bestimmt. Anhand dieses Vorgehens ergab sich für die Technikaffinität die Verteilung in Tabelle 5.1. Zur Bestimmung der zentralen Tendenzen wurden Mann-Whitney-U-Tests für die Subskalen durchgeführt. Hierbei weist lediglich der Test in der Subskala der Kompetenz statistische Signifikanz auf, wobei die Probanden der Experimentalgruppe (EG) sich für weniger kompetent halten ($\tilde{M} = 4$) als die Probanden der KG ($\tilde{M} = 4.5$), exakter Mann-Whitney-U-Test: $U = 18, p = .015$. Die Effektstärke nach J. Cohen (1992) liegt bei $r = .52$ und entspricht einem starken Effekt.

Die Verteilungen der Einstellungen der Probanden gegenüber Robotern sind in Tabelle 5.2 aufgezeigt. Zu beachten ist hierbei, dass der NARS Fragebogen die *Negative* Einstellung von Anwendern betrachtet. Folglich entspricht die Bewertung 1 einer sehr positiven Einstellung gegenüber Robotern und 5 einer sehr negativen. Die Fragen des Fragebogens sind dabei in drei Subkategorien unterteilt: *Situationen und Interaktionen mit dem Roboter*, *sozialer Einfluss des Roboters* und *Emotionen bei Roboterinteraktionen*. Im Gegensatz zur Technikaffinität

	Begeisterung			Kompetenz			Positive Einstellung			Negative Einstellung		
	EG	KG	GH	EG	KG	GH	EG	KG	GH	EG	KG	GH
Median	4	4	4	4	4.5	4	4	4	4	3.5	4	4
Modus	4	4*	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
Schiefe	-1.3	.0	-1.2	-1.0	.0	-0.9	-0.2	-0.3	-0.2	-0.1	-2.5	-0.4
Kurtosis	1.9	2.5	2.0	.0	-1.9	.5	-0.4	-0.1	-0.6	-0.6	6.0	-0.2

Tab. 5.1.: Verteilung der Subskalen der Technikaffinität der Probanden anhand der Eingruppierung in die Experimentalgruppe (EG) oder die Kontrollgruppe (KG) und der Gesamtheit (GH). Eine 1 entspricht absoluter Ablehnung in der Kategorie und eine 5 der vollständigen Zustimmung. *Bimodale Verteilung (Der kleinste Wert ist angegeben).

zeigen hier zwei von drei Subskalen signifikante Unterschiede zwischen KG und EG. Lediglich die Emotionen bei Roboterinteraktionen werden von beiden Gruppen abgelehnt (KG: $\tilde{M} = 3.5$, EG: $\tilde{M} = 3$). Ansonsten haben die Probanden der KG eine positivere Einstellung ($\tilde{M} = 1$) gegenüber Situationen und Interaktionen mit Robotern als die Probanden der EG ($\tilde{M} = 2$), exakter Mann-Whitney-U-Test: $U = 21$, $p = .027$. Die Effektstärke nach J. Cohen (1992) liegt bei $r = .46$ und entspricht einem mittleren Effekt. Auch den sozialen Einfluss von Robotern bewerten die Probanden der KG positiver ($\tilde{M} = 2$) als die Probanden der EG ($\tilde{M} = 3$), exakter Mann-Whitney-U-Test: $U = 22.5$, $p = .033$. Hier entspricht das Ergebnis ebenfalls einem mittleren Effekt und die Effektstärke nach J. Cohen (1992) liegt bei $r = .45$.

	Situationen und Interaktionen			Sozialer Einfluss			Emotionen in Interaktionen		
	EG	KG	GH	EG	KG	GH	EG	KG	GH
Median	2	1	1.75	3	2	3	3	3.5	3
Modus	2	1	1*	3	2	2	3	3*	3
Schiefe	.8	1.5	1.0	-0.1	1.4	-0.1	.0	.0	.4
Kurtosis	.5	1.4	.8	-1.4	2.5	-1.0	.4	-0.2	.6

Tab. 5.2.: Verteilung der Subskalen der Negativen Einstellung gegenüber Robotern der Probanden anhand der Eingruppierung in die Experimentalgruppe (EG) oder die Kontrollgruppe (KG) und der Gesamtheit (GH). Eine 1 entspricht absoluter Ablehnung der Thesen und eine 5 der vollständigen Zustimmung. *Bimodale Verteilung (Der kleinste Wert ist angegeben).

5.2 Phase 1: Bewegungsmodelle

In der ersten Phase wurden die verschiedenen Bewegungen auf den Robotern ausgeführt. Insgesamt wurden die drei in dieser Arbeit vorgestellten Bewegungen des KBM, GBM und des HBM mit drei Modellen verglichen. Als Referenzmodelle wurden ein LGM, ein LKM und das anthropomorphe MJM genutzt. Damit decken die drei Referenzmodelle sowohl Trajektorien im Gelenkwinkelraum und im kartesischen Raum als auch alternative anthropomorphe Bewegungsmodelle ab. Um die Effekte der verschiedenen Bewegungsmodelle eindeutig messen zu können, wurden die anderen Einflüsse (Roboter, Objekt, Initialhaltung und Übergabekonfiguration) für eine Testreihe konstant gehalten und zwischen den Subphasen variiert.

5.2.1 Versuchsdurchführung

Jede Subphase bestand aus sechs Übergaben, wobei jede Übergabe ein anderes Bewegungsmodell nutzte. Deren Reihenfolge war zwischen den Subphasen identisch. Nach jeder Übergabe bewerteten die Probanden die *Akzeptanz*, *Intuitivität*, *Menschenähnlichkeit*, *Natürlichkeit* und das *Sicherheitsgefühl*.

In den ersten beiden Subphasen wurde der PANDA eingesetzt. Um einen möglichen Effekt der Objektorientierung während der Bewegung zu überprüfen, wurde zwischen zwei Objekten variiert. Dafür wurde zunächst der Ball und anschließend die Flasche eingesetzt. Diese Objekte variieren im Aspekt der Affordanzachse.

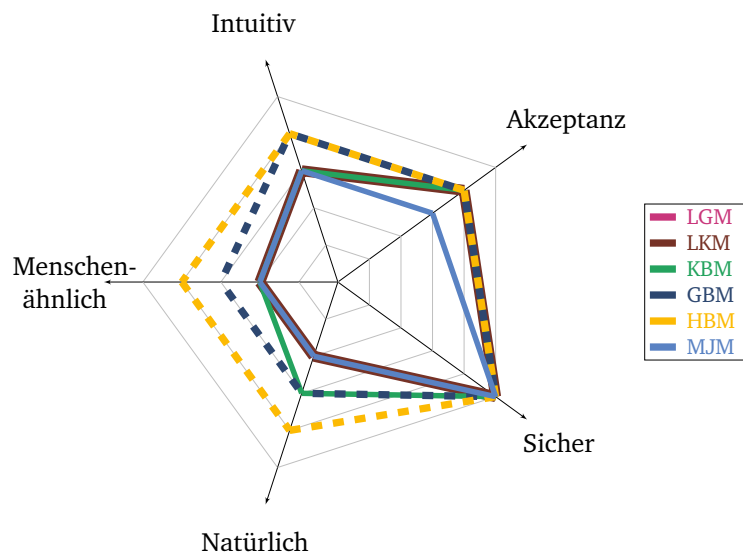
In Bezug auf die Untersuchung der Forschungsfrage **F3-3** wurden in den folgenden Subphasen drei (PEPPER), vier (YOUBOT-Variante 1) und fünf (YOUBOT-Variante 2) die anderen Roboter eingesetzt. Als Modelle wurden in allen Phasen die gleichen Bewegungsmodelle wie in den ersten beiden Subphasen verwendet. Als Übergabeobjekt wurde der Ball herangezogen. Um den YOUBOT hinsichtlich seines Aufbaus zu variieren, wurde dieser zwischen den Subphasen vier und fünf umgebaut.

5.2.2 Hypothesen

- ◆ **Hypothese H5.1:** Die Benutzerakzeptanz hat bei den vorgestellten anthropomorphen Bewegungsmodellen ein gleiches oder höheres Niveau als bei den Referenzmodellen und erreicht ein annehmbares Qualitätsniveau.
- ◆ **Hypothese H5.2:** Die Intuitivität hat bei den vorgestellten anthropomorphen Bewegungsmodellen ein gleiches oder höheres Niveau als bei den Referenzmodellen und erreicht ein annehmbares Qualitätsniveau.
- ◆ **Hypothese H5.3:** Die Menschenähnlichkeit der vorgestellten anthropomorphen Bewegungsmodellen hat ein gleiches oder höheres Niveau als die der Referenzmodelle.

- ◆ **Hypothese H5.4:** Die Natürlichkeit der vorgestellten anthropomorphen Bewegungsmodellen hat ein gleiches oder höheres Niveau als die der Referenzmodelle und erreicht ein annehmbares Qualitätsniveau.
- ◆ **Hypothese H5.5:** Das Sicherheitsgefühl variiert bei den verschiedenen Bewegungsmodellen.
- ◆ **Hypothese H5.6:** Das Sicherheitsgefühl hat bei den vorgestellten anthropomorphen Bewegungsmodellen ein gleiches oder höheres Niveau als bei den Referenzmodellen und erreicht ein annehmbares Qualitätsniveau.
- ◆ **Hypothese H5.7:** Das Sicherheitsgefühl zwischen den verschiedenen Bewegungsmodellen variiert bei Laien stärker als bei Roboter-erfahrenen Probanden.
- ◆ **Hypothese H5.8:** Die Bewegungsmodelle haben auf den verschiedenen Robotern die gleichen Effekte bezüglich der Akzeptanz, der Menschenähnlichkeit und des Sicherheitsgefühls.

5.2.3 Darstellung der Ergebnisse



1

Abb. 5.2.: Kiviatdiagramm der Gesamtbewertungen aller Bewegungsmodelle. Da die Bewertungslinie einzelner Modelle sich überlagern, sind diese schraffiert oder breiter dargestellt.

Die Abbildung 5.2 zeigt die mittleren Bewertungen aller Probanden für die verschiedenen Bewegungsmodelle und Kategorien. Die Abbildung ermöglicht einen direkten Vergleich zwischen den Bewertungen, aber auch des absoluten Qualitätsniveaus. Anhand des Diagramms ist ersichtlich, dass die Anwender unabhängig des Modells ein hohes Sicherheitsgefühl bei der Interaktion mit den Robotern haben. Auch bei der Benutzerakzeptanz erreichen fast alle Modelle eine positive Bewertung (≥ 4). Auffällig ist die Parallelität bei den Bewertungen der

Menschenähnlichkeit und der Natürlichkeit. Hierbei unterscheidet sich lediglich die Bewertung des KBM. Zur Bestätigung der visuellen Eindrücke und Überprüfung der Hypothesen werden im Folgenden statistische Analysen durchgeführt. Die Verteilungen der Bewertungen sind in Anhang E.1 hinterlegt.

Bewertung der Bewegungsmodelle

Für die Hypothesen **H5.1**, **H5.2**, **H5.3** und **H5.4** werden die Unterschiede der zentralen Tendenzen der Bewertungen betrachtet. Neben der Analyse, ob sich die Bewertungen für die verschiedenen Modelle unterscheiden, werden anhand der Mediane und Rangbildungen der Probanden Aussagen über die relative und absolute Güte getroffen.

Die Bewertungen der Benutzerakzeptanz unterscheiden sich zwischen den Bewegungsmodellen signifikant (Friedman-Test: $\chi^2(5) = 52.153$, $p < .001$, $n = 80$). Anhand der Rangfolge der mittleren Ränge zeigt sich, dass die Probanden die Modelle in folgender Reihenfolge absteigend bevorzugen: HBM (4.23), GBM (4.01), KBM (3.36), LKM (3.19), LGM (3.16) und dem MJM (3.06). Anschließend durchgeführte Post-hoc-Tests (Dunn-Bonferroni-Tests) zeigen, dass die Unterschiede zwischen zwei Modellen, die in der Rangfolge aufeinanderfolgen, nicht signifikant sind. Der paarweise Vergleich mit dem HBM zeigt den ersten signifikanten Unterschied mit dem LGM. Umgekehrt zeigt der Vergleich mit dem am niedrigsten rangierten MJM, dass dessen Unterschied erst ab dem Modell auf dem zweiten Rang (GBM) signifikant ist. Anhand der Abbildung 5.2 wird bezüglich der absoluten Bewertung ersichtlich, dass alle Modelle ausschließlich des MJM im Mittel eine Bewertung von 4 (Stimme zu) erreichen. Das MJM erreicht im Mittel eine Bewertung von 3 (Stimme weder zu noch lehne ab).

Im Bezug auf die Intuitivität der Bewegungen unterscheiden sich die Bewertungen der Probanden zwischen den Bewegungsmodellen signifikant (Friedman-Test: $\chi^2(5) = 114.085$, $p < .001$, $n = 80$). Die Rangfolge der Probandenbewertungen gleicht der Reihenfolge der Benutzerakzeptanz (absteigend: HBM (4.64), GBM (4.45), KBM (3.13), LKM (3.01), LGM (3.01), MJM (2.76)). Die Post-hoc-Tests (Dunn-Bonferroni-Tests) belegen, dass sich hierbei Gruppen von Modellen signifikant unterscheiden. Während sich das HBM und GBM voneinander nicht signifikant unterscheiden, ist der Unterschied zu den anderen vier Modellen jeweils signifikant. Diese vier Modelle unterscheiden sich wiederum nicht signifikant voneinander. Dieses Muster zeigt sich auch in der Betrachtung der Mediane der Bewertungen in Abbildung 5.2. So erreichen das HBM und GBM eine positive Intuitivität (4), während die anderen Modelle im Mittel mit dem neutralen Element (3) bewertet werden.

Beim Qualitätsmaß der Menschenähnlichkeit bewerten die Probanden die Bewegungsmodelle signifikant unterschiedlich (Friedman-Test: $\chi^2(5) = 140.713$, $p < .001$, $n = 80$). In Bezug auf die vorherigen Qualitätsmaße unterscheidet sich die Rangfolge der Bewertungen, wobei das MJM und LGM die Ränge tauschen (absteigend: HBM (4.89), GBM (4.57), KBM (3.04), LKM (2.98), MJM (2.83), LGM (2.70)). Analog zur Intuitivität ermöglichen die Ergebnisse der Post-hoc-Tests (Dunn-Bonferroni-Tests), die Bildung von Gruppen die sich signifikant unterscheiden. Diese Gruppen setzen sich aus den gleichen Modellen zusammen

und weisen untereinander keine signifikanten Unterschiede auf. Im Vergleich zur Intuitivität reduzieren sich die Bewertungen aller Bewegungsmodelle ausschließlich des HBM um einen Bewertungspunkt. So erreichen das HBM eine positive Bewertung (4), das GBM wird im Mittel neutral bewertet (3) und den anderen Modellen wird die Menschenähnlichkeit abgesprochen (2).

Für die Bewertungen der Natürlichkeit der Bewegungen zeigt ein Friedman-Test ($\chi^2(5) = 118.845, p < .001, n = 80$), dass sich die Bewertungen signifikant unterscheiden. Auch hier bildet das HBM (4.86) den höchsten mittleren Rang. Es folgen das GBM (4.36), KBM (3.15), LGM (3.06), LKM (2.86) und das MJM (2.73). Hierbei liegen die Verteilungen der Ränge näher beieinander, sodass die Anzahl der signifikanten Unterschiede geringer ist als bei den vorherigen Qualitätsmaßen, wie die Dunn-Bonferroni-Tests belegen. Ähnlich zur Benutzerakzeptanz gibt es zwischen nacheinander rangierten Modellen keinen signifikanten Unterschied in der Bewertung. Das HBM erreicht im Mittel eine positive Bewertung (4), das GBM und das KBM werden neutral bewertet (3) und die Natürlichkeit der anderen Modelle wird von den Probanden negativ (2) bewertet.

Sicherheitsgefühl

Da das Sicherheitsgefühl ein essenzieller Teil der Motivation dieser Arbeit ist, wird auf dessen Bewertungen isoliert eingegangen. Neben der subjektiven Bewertung durch die Probanden geben die Daten der EDA-Sensoren Informationen über die emotionalen Reaktionen der Probanden. Zur Evaluierung der Daten werden die Amplituden, die zeitlich einer Übergabebewegung zuordenbar sind, manuell gelabelt. Dabei wird zwischen keiner Reaktion, einer leichten Reaktion und einer starken Reaktion unterschieden. Da sowohl die Zuordnung als auch die Bestimmung der Amplituden nicht immer eindeutig ist, kann nur eine limitierte Anzahl der Übergaben ($n = 115$) gelabelt werden. Da die EDA-Daten keinen Rückschluss auf die Richtung der Emotion (positiv oder negativ) zulassen, werden diese mit der subjektiven Benutzerbefragung kombiniert, wobei die Befragung die Richtung und die Sensordaten die Stärke angeben.

Zunächst steht die Frage im Fokus, ob die Probanden das Sicherheitsgefühl der verschiedenen Modelle subjektiv signifikant unterschiedlich bewerten. Ein Friedman-Test belegt, dass sich die Verteilungen der Bewertungen signifikant unterscheiden ($\chi^2(5) = 51.005, p < .001, n = 80$). Dabei belegen die anschließend durchgeführten Post-Hoc-Tests, dass der signifikante Unterschied lediglich zwischen HBM und LKM (Dunn-Bonferroni-Test: $z = -.925, p_{angepasst} = .026$, Effektstärke nach J. Cohen (1992): $r = .10$) und zwischen HBM und LGM (Dunn-Bonferroni-Test: $z = -.925, p_{angepasst} = .026$, Effektstärke nach J. Cohen (1992): $r = .10$) nachweisbar ist. Wie anhand der Abbildung 5.2 sichtbar ist, liegen die Mediane aller Bewegungsmodelle bei dem Sicherheitsgefühl auf dem höchsten Niveau. Im Gegensatz zur Dependenzanalyse der subjektiven Bewertungen weist die Analyse der vorverarbeiteten EDA-Daten keinen signifikanten Unterschied auf (Friedman-Test: $\chi^2(5) = 7,725, p = .172, n = 12$).

Ähnlich der Analyse der restlichen Bewertungskriterien wird anhand der Rangbildungen der mittleren Ränge ermittelt, welche Bewegungsmodelle eine höhere Bewertung haben. Dabei zeigt sich, dass das HBM (4.04) besser bewertet wird als das GBM (3.84), das KBM (3.58) und das MJM (3.31). Die Referenzmodelle LGM und LKM werden am schlechtesten bewertet (beide: 3.11). Auch die Rangbildung der Bewertungen anhand der EDA-Daten rangiert das HBM (3.83) an der vordersten Position gleichrangig mit dem MJM (3.83). Es folgen ebenfalls gleichrangig das GBM und KBM (3.75) vor dem LKM (3.25) und dem LGM (2.58).

Neben dem allgemeinen Sicherheitsgefühl für die einzelnen Bewegungsmodelle ist auch das Sicherheitsgefühl der einzelnen Benutzergruppen (Laie oder Experte) relevant. Dabei bewerten die Laien ($\bar{M} = 4.83$) in der EG das Sicherheitsgefühl unabhängig der Bewegungsmodelle leicht besser als die Probanden aus der KG ($\bar{M} = 4.5$). Der Mann-Whitney-U-Test zeigt keinen signifikanten Unterschied in der Bewertung ($U = 555.00, p = .77$). Werden die Bewertungen anhand der Modelle differenziert und anhand der Probandengruppe gruppiert betrachtet, zeigen die statistischen Analysen ähnliche Ergebnisse wie eine nicht-gruppierte Analyse. Hierbei ist die Frage offen, ob die Probandengruppen unterschiedliche Modelle präferieren. Die Rangbildungen der Bewertungen des Sicherheitsgefühls zeigen, dass beide Testgruppen das HBM am sichersten bewerten (EG: 4.01, KG: 4.13) vor dem GBM (EG: 3.80, KG: 3.97) und dem KBM (EG: 3.63, KG: 3.42). Relevant ist zudem das Bewertungskriterium der Benutzerakzeptanz. Hierbei zeigt die Rangbildung, dass die Testgruppe die anthropomorphen Modelle unabhängig des Planungsraums bevorzugte (HBM: 4.11, GBM: 3.97, KBM: 3.46), während die Probanden der KG die Modelle bevorzugen, die im Gelenkwinkelraum (teil-)geplant werden (HBM: 4.61, GBM: 4.13, LGM: 3.47).

Effekte der Bewegungsmodelle auf verschiedene Roboter

Die bisherigen Analysen haben die Bewertungen unabhängig des ausführenden Roboters betrachtet. Da die Annahme nahe liegt, dass unterschiedliche Roboter verschieden wahrgenommen werden, ist die Frage offen, ob die Bewegungsmodelle auf den Robotern verschieden wahrgenommen werden. Da die Modelle nicht auf allen Robotern mit beiden Objekten ausgeführt wurden, werden für die folgenden Analysen die Übergaben mit dem Ball verwendet.

Die Bewertungen für die verschiedenen Roboter und Bewegungsmodelle sind in Abbildung 5.3 dargestellt. Visuell wird direkt ersichtlich, dass sich die Bewertungsbilder für die Roboter unterscheiden. Das arithmetische Mittel aller Bewertungen eines Roboters zeigt, dass die Gesamtbewertung beim YOUTBOT-Variante 1 am größten ist (3.73), gefolgt vom PANDA (3.70), PEPPER (3.45) und dem YOUTBOT-Variante 2 (3.0). Die Hypothese **H5.8** betrachtet nicht die Gesamtbewertung der Modelle je Roboter, sondern die Effekte der Modelle auf die Benutzerakzeptanz, Menschenähnlichkeit und das Sicherheitsgefühl. Dabei soll überprüft werden, ob die Modelle für die Kriterien eine ähnliche oder unterschiedliche Rangfolge haben. Hierzu werden die Rangfolgen der mittleren Ränge der drei Bewertungskategorien

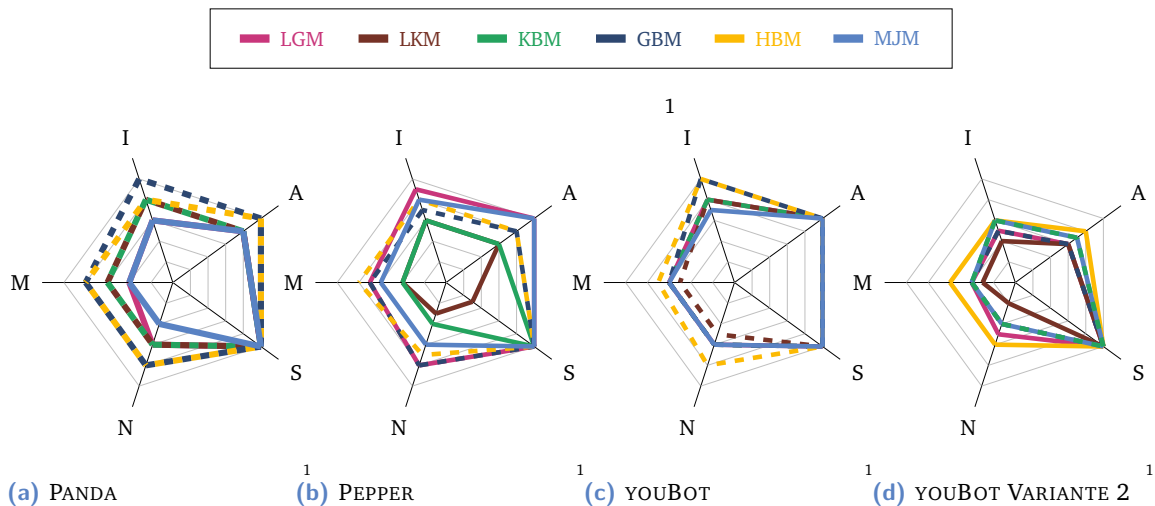


Abb. 5.3.: Kiviatdiagramme der Benutzerakzeptanz (A), Intuitivität (I), Menschenähnlichkeit (M), Natürlichkeit (N) und des Sicherheitsgefühls (S) aller Bewegungsmodelle auf den verschiedenen Robotern

zwischen den Robotern verglichen. Ein Vergleich der mittleren Ränge ergibt die Rangfolgen, die in Tabelle 5.3 zusammengefasst sind.

In Bezug auf die Benutzerakzeptanz zeigen Friedman-Tests für den PANDA und den PEPPER signifikante Unterschiede der Bewertungen zwischen den Bewegungsmodellen auf (PANDA: $\chi^2(5) = 12.46$, $p = .029$, $n = 23$; PEPPER: $\chi^2(5) = 18.33$, $p = .003$, $n = 10$). Für die beiden YOUBOT-Varianten weisen die Tests keine signifikanten Unterschiede auf (Variante 1: $\chi^2(5) = 5.22$, $p = .39$, $n = 12$; Variante 2: $\chi^2(5) = 5.58$, $p = .349$, $n = 12$). Die Rangfolgen zeigen, dass die Modelle je nach Roboter unterschiedlich bewertet werden. Während die Probanden beim PANDA, PEPPER und YOUBOT-Variante 2 eher Bewegungen im Gelenkwinkelraum bevorzugen, sind es bei der YOUBOT-Variante 1 kartesische Modelle.

Die Friedman-Tests für die Bewertungen der Menschenähnlichkeit belegen signifikante Unterschiede zwischen den Modellen bei allen Roboter außer dem YOUBOT-Variante 2 (PANDA: $\chi^2(5) = 54.39$, $p < .001$, $n = 23$; PEPPER: $\chi^2(5) = 26.72$, $p < .001$, $n = 10$; YOUBOT-Variante 1: $\chi^2(5) = 16.59$, $p = .004$, $n = 12$; YOUBOT-Variante 2: $\chi^2(5) = 9.36$, $p = .095$, $n = 12$). Die Rangfolge der Modelle ähnelt sich zwischen den Robotern sehr. So befinden sich das HBM und das GBM bei allen Robotern in den oberen drei Rängen. Das KBM rangiert zwischen dem dritten und fünften Rang.

Ähnlich der Benutzerakzeptanz zeigen die Dependenzanalysen der Bewertungen des Sicherheitsgefühls signifikant unterschiedliche Bewertungen der verschiedenen Bewegungsmodelle bei PEPPER und PANDA (PANDA: $\chi^2(5) = 18.88$, $p = .002$, $n = 23$; PEPPER: $\chi^2(5) = 14.08$, $p = .015$, $n = 10$), während diese Unterschiede bei den YOUBOT Varianten nicht signifikant sind (Variante 1: $\chi^2(5) = 10.18$, $p = .07$, $n = 12$; Variante 2: $\chi^2(5) = 5.96$, $p = .31$, $n = 12$). Auch hier variieren die Rangbildungen der mittleren Ränge zwischen den Robotern. Lediglich das HBM belegt bei allen Robotern einen der drei oberen Ränge.

Kategorie	Rang 1	Rang 2	Rang 3	Rang 4	Rang 5	Rang 6
Benutzerakzeptanz						
PANDA	GBM (4.0)	HBM (3.8)	LKM (3.7)	KBM (3.6)	MJM (3.0)	LGM (2.9)
PEPPER	LGM (4.9)	HBM (4.0)	GBM (3.9)	KBM (3.0)	MJM (3.0)	LKM (2.3)
YOUBOT-Variante 1	KBM (3.8)	LKM (3.8)	GBM (3.5)	HBM (3.5)	LGM (3.3)	MJM (3.0)
YOUBOT-Variante 2	HBM (3.9)	LGM (3.8)	KBM (3.7)	MJM (3.5)	LKM (3.2)	GBM (3.0)
Menschenähnlichkeit						
PANDA	HBM (5.0)	GBM (4.6)	LKM (3.7)	KBM (3.2)	MJM (2.3)	LGM (2.2)
PEPPER	LGM (4.7)	HBM (4.6)	GBM (4.4)	MJM (2.8)	KBM (2.4)	LKM (2.2)
YOUBOT-Variante 1	HBM (4.6)	GBM (4.4)	KBM (3.3)	MJM (3.0)	LKM (2.8)	LGM (2.8)
YOUBOT-Variante 2	HBM (4.3)	GBM (3.7)	MJM (3.6)	KBM (3.6)	LGM (3.2)	LKM (2.6)
Sicherheitsgefühl						
PANDA	KBM (4.0)	HBM (3.8)	LKM (3.6)	GBM (3.4)	MJM (3.3)	LGM (2.8)
PEPPER	LGM (4.2)	GBM (3.9)	HBM (3.9)	MJM (3.2)	KBM (3.0)	LKM (2.9)
YOUBOT-Variante 1	HBM (4.0)	GBM (3.8)	MJM (3.4)	LGM (3.3)	KBM (3.3)	LKM (3.1)
YOUBOT-Variante 2	HBM (3.9)	LGM (3.9)	KBM (3.5)	MJM (3.5)	LGM (3.3)	LKM (3.1)

Tab. 5.3.: Rangfolgen der Bewegungsmodelle anhand der mittleren Werte für Bewertungskategorien und Roboter

5.2.4 Diskussion und Folgerungen

Die Ergebnisse der Bewertungen der Bewegungsmodelle zeigen, dass bezüglich der Benutzerakzeptanz die drei vorgestellten Modelle gleich gut oder besser als die Referenzmodelle bewertet werden und dabei ein annehmbares Qualitätsniveau erreichen. Daher wird die Hypothese **H5.1** beibehalten. Dementgegen unterstützen die statistischen Tests im Rahmen der Intuitivität die Hypothese **H5.2** nur partiell, da lediglich das HBM und das GBM besser als die Referenzmodelle bewertet werden und dabei ein annehmbares Qualitätsniveau erreichen. Für das KBM wird die Hypothese abgelehnt, da dieses kein annehmbares Qualitätsniveau erreicht. Dies zeigt, dass eine Übergabebewegung eher als eine solche erkannt wird, wenn diese zumindest partiell im Gelenkwinkelraum geplant wird. Dies kann möglicherweise auch auf die Menschenähnlichkeit zurückgeführt werden. Hierbei zeigen die Ergebnisse der Tests ein ähnliches Bild. Für das HBM und GBM wird die Hypothese **H5.3** beibehalten, da beide Modelle sich signifikant besser von den Referenzmodellen unterscheiden und ein annehmbares Qualitätsniveau erreichen. Das KBM hingegen wird ähnlich den anderen Modellen bewertet. Der Unterschied der Bewertungen lässt sich vermutlich auf die zusätzliche Flexion des Ellenbogens zurückführen. Dies wurde von einzelnen Probanden während der Studie zum Ausdruck gebracht.

Anders bewerten die Probanden die Natürlichkeit der Modelle. Hierbei werden alle drei vorgestellten Modelle besser bewertet als die Referenzmodelle und erreichen zudem ein annehmbares (KBM und GBM) oder gutes (HBM) Qualitätsmaß. Die Ergebnisse unterstützen die Hypothese **H5.4**. Auch hier kommentierten einzelne Probanden ihre Bewertungen, sodass sich der Unterschied auf den „Fluss der Bewegung“ (Kommentar zum GBM) und die „Ruckartigkeit der Gelenke“ (Kommentar zum LKM) zurückführen lassen kann. Bei Betrachtung der Abbildung 5.2 zeigt sich, dass für fast alle Modelle die Menschenähnlichkeit analog zur Natürlichkeit bewertet wird. Lediglich das KBM hat eine höhere Bewertung der

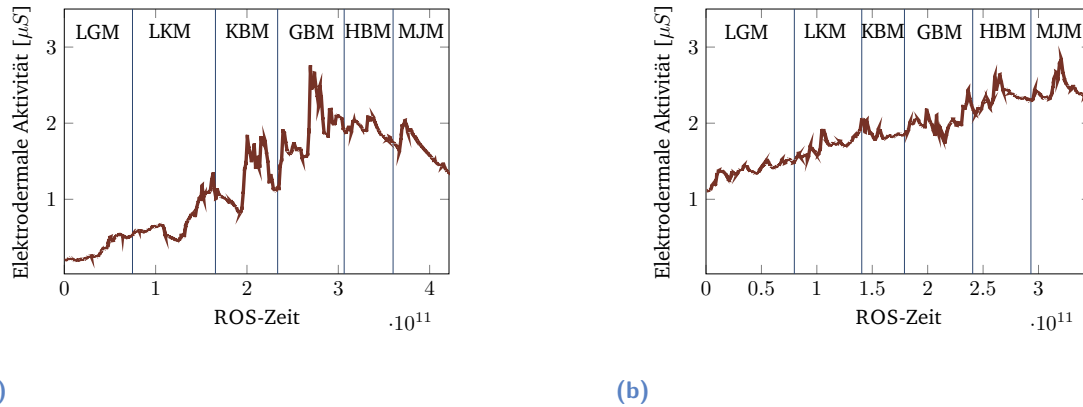


Abb. 5.4.: Aufgenommene Daten des physiologischen Sensors

Natürlichkeit als der Menschenähnlichkeit. Dies lässt sich darauf zurückführen, dass die Bewegung zwar flüssig ist, aber die Gelenkkonfigurationen nicht menschenähnlich.

Die Auswertung der Bewertungen der Sicherheit zeigt zwei kritische Punkte im Rahmen dieser Arbeit auf: die Anwendung und Geltung von EDA-Sensoren als objektives Bewertungskriterium und das sehr hohe allgemeine Sicherheitsgefühl von Probanden während der Interaktionen mit dem Roboter. Die Anzahl der nutzbaren EDA-Daten nach dem manuellen Labeln beträgt lediglich 115 von 480 Übergaben. Dies lässt sich zum einen auf die Zuweisung von Reaktion zu Bewegung zurückführen und zum anderen auf die Auswertbarkeit der Daten. Zwei Beispiele sind in Abbildung 5.4 dargestellt. Während in Abbildung 5.4(a) die Reaktionen eindeutig ausmachbar sind und leicht verzögert zur Bewegung messbar sind, rauscht das Signal in Abbildung 5.4(b) zu Beginn stärker. Dies verhindert es sowohl eindeutige Reaktionen auszumachen als auch Reaktionen auszuschließen. Da der Vergleich der Bewegungsmodelle auf verbundenen Stichproben basiert, werden Testreihen, bei denen nicht alle Stichproben zugewiesene EDA-Daten haben, ausgeschlossen. Folglich basieren die statistischen Tests der EDA-Daten nur auf zwölf Stichproben. Folglich sind diese nicht sehr aussagekräftig. Zusätzlich verhindert die fehlende Richtung der emotionalen Reaktionen weitere Evaluationen. So wäre eine Korrelation der emotionalen Reaktionen mit den subjektiven Bewertungen interessant. Da die Richtung der manuellen Label von der subjektiven Bewertung ausgemacht werden, ist eine statistische Analyse redundant.

Der zweite kritische Punkt, das allgemein hohe Sicherheitsgefühl, spiegelt sich auch in den Ergebnissen der statistischen Tests wider. So weisen alle Bewegungsmodelle im Mittel das maximale Bewertungsniveau auf. Folglich kann keine genau Aussage über die Hypothese **H5.5** getroffen werden. Nur ein einzelnes Modell (HBM) unterscheidet sich von den anderen, wie die paarweisen Vergleiche zeigen. Daher kann für dieses die Hypothese angenommen werden, während die Hypothese für den Großteil der Modelle abgelehnt wird, da kein signifikanter Unterschied messbar ist. Da das HBM besser bewertet wird als die restlichen Bewegungsmodelle, folgt, dass die Hypothese **H5.6** beibehalten werden kann, da die vorgeschlagenen Modelle besser oder gleich gut bewertet werden als die Referenzmodelle

und zudem ein gutes Qualitätsniveau (> 75%) erreichen. Vergleicht man die Bewertungen von Laien und Experten im Umgang mit Robotern, zeigen die Ergebnisse in Bezug auf die Hypothese **H5.7**, dass diese zu verwerfen ist, da sich die zentralen Tendenzen der Bewertungen des Sicherheitsgefühls nicht signifikant unterscheiden. Dies trifft auch auf die Rangfolge der Bewegungsmodelle zu. Bei Betrachtung der Benutzerakzeptanz unterscheiden diese sich ein wenig.

Die Hypothese **H5.8**, dass die Bewegungsmodelle auf den unterschiedlichen Robotern die gleichen Effekte erzeugen, wird anhand der Ergebnisse der statistischen Analysen verworfen. Die Bewertungen der Modelle variieren zwischen den Robotern signifikant. Dies wird besonders bei Betrachtung der Rangfolgen in Tabelle 5.3 und den Kiviatdiagrammen in Abbildung 5.3 deutlich. Auffällig ist hierbei, dass bei PEPPER das LGM, ein Referenzmodell, im Mittel am besten bewertet wird. Eine Ursache hierfür könnte der humanoide Aufbau des Roboters sein. Dadurch unterscheidet sich das LGM nicht sehr vom GBM, außer der zusätzlichen Flexion des Ellenbogens, die möglicherweise die Bewertung der Probanden negativ beeinflusste.

Abschließend gibt die Tabelle 5.4 einen Überblick über die beibehaltenen und verworfenen Hypothesen dieser Phase.

H5.1	H5.2	H5.3	H5.4	H5.5	H5.6	H5.7	H5.8
⊕	⊗	⊗	⊕	□	⊕	⊖	⊖

Tab. 5.4.: Ergebnisse der untersuchten Hypothesen aus Phase 1. Eine Hypothese mit einem ⊕ wird beibehalten, während ein ⊖ auf eine verworfene Hypothese hinweist. Ein ⊗ verweist auf eine partiell beibehaltenen beziehungsweise partiell verworfene Hypothese und ein □ auf eine offene Hypothese.

5.3 Phase 2: Übergabekonfigurationen

In der zweiten Hauptphase stand die Untersuchung der Übergabekonfigurationen und der Kontextparameter im Fokus. Da die Probanden hierbei neben den Bewertungskriterien *Erfolgsquote*, *Intuitivität*, *Menschenähnlichkeit*, *Natürlichkeit* und das *Sicherheitsgefühl* auch die *Erreichbarkeit* und die *Ergonomie*, wie angenehm das Objekt zu erreichen ist, bewerteten, wurden die Probanden auf eine fixe Position platziert. Da der YOUBOT aufgrund seiner Größe und der kinematischen Kette keine Variationen der Übergabekonfiguration ermöglichte, wurden in dieser Phase nur der PANDA und PEPPER eingesetzt.

5.3.1 Versuchsdurchführung

In Subphase 1 wurde von allen Probanden die Generierung der Konfigurationen und die Übertragung von aufgezeichneten Konfigurationen bewertet. Hierfür wurden jedem Proban-

den vier Testreihen mit je fünf Konfigurationen vorgeführt. Die ersten beiden Konfigurationen waren aufgezeichnete Konfigurationen aus dem Datensatz aus Kapitel 3.4.5, welche von den Probanden als ungeeignet markiert worden waren und auf die Roboter übertragen wurden. Die dritte Übergabekonfiguration wurde von dem Robotersystem generiert. Hierbei wurden nur die vom System gemessenen und bestimmten Daten (Größe, Haltung und Position des Probanden) genutzt. Die vierten und fünften Konfigurationen waren ebenfalls aufgezeichnete und übertragene Konfigurationen. Im Gegensatz zu den ersten beiden Konfigurationen waren diese jedoch als geeignet markiert. Für alle Probanden wurden dieselben Konfigurationen genutzt. Diese waren vor Studienbeginn zufällig ausgewählt worden. Zwischen den vier Testreihen wurden die Roboter und die Objekte gewechselt. Die ersten beiden Testreihen wurden mit dem PANDA durchgeführt und die beiden letzten Testreihen mit dem PEPPER. Für jeden Roboter wurde zunächst der Ball und anschließend die Flasche eingesetzt.

In Subphase 2 wurde primär die Generierung der Übergabekonfiguration und deren Übertragung auf den PANDA betrachtet. Hierfür wurden die vom System gemessenen und bestimmten Kontextparameter gezielt überschrieben. Es wurden sieben Übergabekonfigurationen pro Testreihe durchgeführt. Bei den ersten drei Konfigurationen wurde der Kontextparameter des bestimmten Clusters variiert, Konfigurationen vier und fünf variierten in der bestimmten Haltung des Probanden und Konfiguration sechs und sieben in der detektierten Körpergröße des Probanden, wobei die Größe um ± 10 cm verändert wurde. Zwischen den Testreihen wurden das Übergabeobjekt (Testreihe 1 und 3: Ball, Testreihe 2 und 4: Flasche) und die Körperhaltung des Probanden (Testreihe 1 und 2: Stehend, Testreihe 3 und 4: Sitzend) variiert. Für die Veränderung der Körperhaltung nutzte der Proband einen nahestehenden Stuhl, den dieser an eine definierte Position stellte.

Der Kontextparameter der *xy-Positionierung* der generierten Übergabekonfigurationen wurde in Subphase 3 untersucht. Dabei variierte der Proband seine Positionierung anhand von fünf Markern innerhalb von sechs Testreihen. Die Markierungen in der x-Achse waren im Abstand von 60 cm, 90 cm und 120 cm zum PANDA-Arm platziert und die der y-Achse an den Koordinaten 0 cm, -30 cm und 30 cm. Die jeweils andere Achse war auf der ersten Koordinate (x: 60 cm, y: 0 cm). Die ersten drei Testreihen betrachteten die x-Achse, die letzten drei Testreihen die y-Achse. Jede Testreihe bestand aus drei generierten Übergabekonfigurationen. Jede Konfiguration entsprach den Markern auf der Achse. Zwischen den Testreihen wechselten die Probanden ihre Position anhand der Marker. Nach jeder Konfiguration bewerteten die Probanden die *Richtigkeit*, *Erreichbarkeit*, *Ergonomie* und das *Sicherheitsgefühl*. Als Testobjekt wurde der Ball verwendet.

Die vierte Subphase behandelte eine Individualisierung und Optimierung der Positionierung der Übergabekonfiguration für jeden einzelnen Probanden. Hierdurch sollte untersucht werden, welche Optimierungen bei der Positionierung nötig sind, ob diese Optimierungen bei allen Probanden ähnlich sind oder ob das allgemeine Verständnis für die Konfigurationen beim PANDA-Roboter so stark variiert, dass ein allgemeines Modell nutzbar ist. Für die Datenerhebung wurden zwei Testreihen genutzt. Die erste Testreihe verlief im Stehen, die zweite Testreihe im Sitzen. Jede Testreihe war ähnlich einer Phoropter-Messung beim Optiker aufgebaut. Dabei wurde jede einzelne Positionskomponente nacheinander modifiziert und

der Proband beurteilte, ob die Veränderung der Konfiguration positiv oder negativ war. Dadurch konnte für jeden Probanden eine optimierte Position bestimmt werden.

5.3.2 Hypothesen

- ◆ **Hypothese H5.9:** Die Übergabekonfigurationen humanoider Roboter lassen sich auf andere Roboter übertragen.
- ◆ **Hypothese H5.10:** Die generierten Übergabekonfigurationen erreichen eine Menschenähnlichkeit, die gleich gut oder besser ist als die von aufgezeichneten geeigneten Konfigurationen.
- ◆ **Hypothese H5.11:** Die generierten Übergabekonfigurationen erreichen eine Benutzerakzeptanz (Richtigkeit, Erreichbarkeit, Ergonomie), die gleich gut oder besser ist als die von aufgezeichneten geeigneten Konfigurationen. Dabei soll die Benutzerakzeptanz ein annehmbares Qualitätsniveau erreichen.
- ◆ **Hypothese H5.12:** Die generierten Übergabekonfigurationen bewirken bei dem Anwender ein Sicherheitsgefühl, das gleich gut oder besser ist als aufgezeichnete geeignete Konfigurationen. Dabei soll das Sicherheitsgefühl ein annehmbares Qualitätsniveau erreichen.
- ◆ **Hypothese H5.13:** Das Modell für die generierten Übergabekonfigurationen des PANDA ist in Bezug auf die Kontextparameter korrekt, da die Probanden die generierten Konfigurationen besser oder gleich bewerten als alternative Konfigurationen, die anhand inkorrekt generierter Kontextparameter generiert werden.
- ◆ **Hypothese H5.14:** Die Positionierung des Objektes bei unterschiedlichen Positionen und Haltungen des Anwenders ist korrekt.

5.3.3 Darstellung der Ergebnisse

Für die Evaluierung der Übergabekonfiguration haben die Probanden insgesamt 1032 gültige Konfigurationen bewertet (Subphase 1: 480, Subphase 2: 336, Subphase 3: 216). Davon wurden 77 % von PANDA und 23 % von PEPPER ausgeführt. Bei 60 % der Übergaben wurde der Ball und bei 40 % die Flasche als Übergabeobjekt verwendet. Eine Übersicht der Bewertungen anhand von Histogrammen sind in Anhang E.2 hinterlegt.

Übertragbarkeit der Konfigurationen

Dass sich die Übergabekonfigurationen von einem humanoiden Roboter (PEPPER) technisch auf andere Roboter, in diesem Fall den PANDA, übertragen lassen, ist durch die technische Umsetzung belegt. Daher bezieht sich die Hypothese **H5.9** auf die Annahme, dass Probanden

die übertragenen Konfigurationen ähnlich bewerten wie die ursprünglichen Konfigurationen. Zur Überprüfung der Hypothese werden die Übergaben aus Subphase 1 verwendet. Dabei wird eine Gesamtbewertung anhand des Medians der einzelnen Kategorien für jede Übergabekonfiguration durchgeführt. Es zeigt sich, dass die Gesamtbewertung des PANDAS höher ($\tilde{M} = 4.0$) ist als die des PEPPER-Roboters ($\tilde{M} = 3.0$; asymptotischer Wilcoxon-Test: $z = -2.416$, $p = .016$, $n = 240$). Die Effektstärke liegt bei $r = .16$ und entspricht nach J. Cohen (1992) einem schwachen Effekt.

Detailliertere Untersuchungen basierend auf den einzelnen Bewertungen zeigen, dass es nur in der Bewertung der Natürlichkeit (asymptotischer Wilcoxon-Test: $z = -.362$, $p = .71$, $n = 240$) und des Sicherheitsgefühls (asymptotischer Wilcoxon-Test: $z = -.284$, $p = .77$, $n = 240$) keinen signifikanten Unterschied zwischen den Robotern gibt. Bei den übrigen Bewertungskriterien unterscheiden sich die Bewertungen zwischen den Robotern signifikant. Auffällig ist, dass die Konfigurationen von PEPPER lediglich in der Benutzeranforderung der Menschenähnlichkeit besser bewertet werden als die Konfigurationen vom PANDA.

Bewertung der generierten Konfigurationen

Die Generierung der Übergabekonfigurationen ist ein essenzieller Aspekt dieser Arbeit. Folglich ist die Bewertung der generierten Konfigurationen ein relevantes Ergebnis der Studie. Hierbei sind zwei Resultate maßgebend: Sind die generierten Konfigurationen gleich gut oder besser als aufgezeichnete geeignete Konfigurationen und ist die absolute Bewertung auf einem annehmbaren Qualitätsniveau. Beide Resultate sind in den Hypothesen **H5.10**, **H5.11** und **H5.12** für die unterschiedlichen Qualitätsmaße berücksichtigt. Für die Analyse werden die Übergabekonfigurationen aus Subphase 1 genutzt, da diese den Anwendern einen direkten Vergleich während der Studie ermöglichen. Da zwei aufgezeichnete Konfigurationen im Datensatz enthalten sind, wird für die statistischen Tests der Mittelwert dieser Konfigurationen herangezogen.

Der Vergleich der Bewertungen bezüglich der Menschenähnlichkeit zeigt, dass sich die aufgezeichneten ($\tilde{M} = 3.75$) und die generierten Konfigurationen ($\tilde{M} = 4.0$) in diesem Merkmal nicht signifikant unterscheiden (asymptotischer Wilcoxon-Test: $z = -1.280$, $p = .201$, $n = 96$). Dabei beurteilten die Probanden 29-mal die generierten Konfigurationen als menschenähnlicher, 41-mal die aufgezeichneten Konfigurationen als menschenähnlicher und 26-mal werden die Konfigurationen gleich bewertet.

Bei dem Qualitätsmaß der Akzeptanz wird der Median der drei Bewertungskategorien Richtigkeit, Erreichbarkeit und Ergonomie ermittelt. Hierbei sind die Bewertungen der aufgezeichneten Konfigurationen signifikant höher ($\tilde{M} = 4.5$) als die Bewertungen der generierten Konfigurationen ($\tilde{M} = 4.0$; asymptotischer Wilcoxon-Test: $z = -3.812$, $p < .001$, $n = 96$). Die Effektstärke liegt bei $r = .38$ und entspricht einem mittleren Effekt nach J. Cohen (1992).

Ein detaillierter Vergleich der einzelnen Subskalen zeigt, dass der Unterschied in allen Bewertungen signifikant ist. Eine Differenzierung der Roboter zeigt, dass der Unterschied nur

bei Konfigurationen mit dem PANDA-Roboter signifikant ist (asymptotischer Wilcoxon-Test: $z = -3.478$, $p = .001$, $n = 48$). Beim PEPPER-Roboter ist kein signifikanter Unterschied nachweisbar (asymptotischer Wilcoxon-Test: $z = -1.796$, $p = .072$, $n = 48$).

Das letzte Qualitätsmaß, bei dem das Niveau der generierten Konfigurationen gegen das Niveau der aufgezeichneten Konfigurationen evaluiert wird, ist das Sicherheitsgefühl. Der Wilcoxon-Test weist hier keinen signifikanten Unterschied zwischen der Art der Konfiguration nach. Sowohl generierte ($\tilde{M} = 5.0$) als auch aufgezeichnete Konfigurationen ($\tilde{M} = 5.0$) weisen ein hohes mittleres Sicherheitsgefühl auf.

Kontextparameter

Neben der allgemeinen Güte der Übergabekonfigurationen ist die Dynamik des vorgestellten Modells elementar. Dabei werden die Konfigurationen basierend auf den Kontextparametern generiert. Um die Übertragbarkeit der Dynamik des Modells zu validieren, werden Dependenzanalysen der zentralen Tendenzen, basierend auf Daten aus Subphase 2, durchgeführt. Die Analysen betrachten die drei Kontextparameter Anwendergröße, Anwenderhaltung und Objektaffordanz sowie die Bewertungskategorien getrennt. Hierbei werden für die statistischen Analysen der Objektaffordanz und der Anwendergröße Friedman-Tests durchgeführt, da hier jeweils drei Stufen verglichen werden (Objektaffordanz: Cluster 1, Cluster 2 oder Cluster 3; Anwendergröße: 0 cm, +10 cm oder -10 cm Offset). Für die Analyse der Haltung werden aufgrund der zwei verbundenen Gruppen Vorzeichentests durchgeführt. Zusätzlich betrachten die Analysen die Anwenderhaltung und die Objektaffordanz anhand ihrer jeweiligen Testausprägungen getrennt. Die Ergebnisse der statistischen Tests sind in Tabelle 5.5 zusammengefasst. Neben den statistischen Tests werden die Rangbildungen genutzt, um die Hypothese **H5.13** zu untersuchen. Da bei einzelnen Analysen die Stichprobengröße n kleiner 25 ist, werden die exakten Signifikanzen angegeben.

In Bezug auf die Objektaffordanz bewerten die Anwender die Cluster signifikant unterschiedlich. Dieser Effekt ist bei allen Bewertungskategorien ausgeprägt. Die Affordanz des Testobjektes ist indifferent bezüglich der Hauptaussage. Jedoch hat sie Auswirkungen auf die Effektstärken. So sind die Unterschiede zwischen den Bewertungen bei dem Objekt mit Affordanz stärker ausgeprägt. Die Differenzen der Effektstärken sind bei der Intuitivität und bei der Menschenähnlichkeit am größten. Für das Objekt ohne Affordanz zeigt die Rangbildung der Konfigurationen, dass Konfigurationen aus Cluster 2 eine höhere Benutzerakzeptanz haben als Konfigurationen aus den anderen Clustern. Dies steht im Widerspruch zum Konfigurationsmodell, welches für Objekte ohne Affordanz Konfigurationen aus Cluster 1 generiert. Bei dem Testobjekt mit Affordanz bewerten die Anwender die Benutzerakzeptanz bei Konfigurationen aus dem Cluster 2 besser als die anderen. Dieses Cluster nutzt auch das Modell.

Bei den anwenderbezogenen Kontextparametern belegen die Testergebnisse nur wenige signifikante Unterschiede der Bewertungen aller Kategorien. Insbesondere das Sicherheitsgefühl weist in allen drei Testreihen wenige bis keine Bewertungsunterschiede auf. Der einzige

Kontextparameter	n	Benutzerakzeptanz	Intuitiv	Menschenähnlich	Natürlich	Sicherheitsgefühl
Objektbezogen						
Affordanz						
Ohne	24	$\chi^2(2)=17.56$ $p < .001$ †	$\chi^2(2)=14.57$ $p = .001$ †	$\chi^2(2)=13.56$ $p = .001$ †	$\chi^2(2)=15.60$ $p < .001$ †	$\chi^2(2)=11.56$ $p = .003$ †
Vorhanden	24	$\chi^2(2)=15.03$ $p = .001$ †	$\chi^2(2)=35.23$ $p < .001$ †	$\chi^2(2)=35.18$ $p < .001$ †	$\chi^2(2)=33.31$ $p < .001$ †	$\chi^2(2)=30.72$ $p < .001$ †
Anwenderbezogen						
Größe						
Körpergröße	48	$\chi^2(2)=3.25$ $p = .197$	$\chi^2(2)=4.05$ $p = .132$	$\chi^2(2)=.209$ $p = .901$	$\chi^2(2)=1.322$ $p = .516$	$\chi^2(2)=.333$ $p = .846$
Körperhaltung						
Stehend	24	$z = -2.667$ $p = .008$ †	$z = -.894$ $p = .375$	$z = -1.5$ $p = .125$	$z = -1.5$ $p = .125$	$z = .0$ $p = 1.0$
Sitzend	24	$z = -0.5$ $p = .625$	$z = .0$ $p = 1.0$	$z = .707$ $p = .5$	$z = .707$ $p = .5$	$z = .0$ $p = 1.0$

Tab. 5.5.: Ergebnisse der statistischen Tests für verschiedene Kontextparameter. Für die Objektaffordanz und die Anwendergröße wurden Friedman-Tests, für die Körperhaltung wurde ein Vorzeichentest durchgeführt. Ein † verweist auf ein signifikantes Testergebnis.

signifikante Unterschied liegt in der Bewertung der Benutzerakzeptanz, wenn die Anwender bei der Übergabe standen. Hierbei akzeptieren die Probanden die generierte Konfiguration stärker als die alternative Konfiguration. Die Mediane der Bewertungen der Intuitivität ($\tilde{M} = 4$), Menschenähnlichkeit ($\tilde{M} = 4$), Natürlichkeit ($\tilde{M} = 4$) und des Sicherheitsgefühls ($\tilde{M} = 5$) weisen ein annehmbares Qualitätsniveau auf, wenn für dieses Bewertungskriterium eine absolute Bewertung möglich ist. Die Mediane gelten sowohl für die einzelnen Testreihen als auch für die Gesamtheit der auf die Körperhaltung bezogenen Daten. Auch die Mediane der Bewertungen in Bezug auf die Körpergröße weisen unabhängig der generierten oder alternativen Konfigurationen für alle Qualitätsmaße mit absoluter Bewertung mindestens ein annehmbares Niveau auf (Benutzerakzeptanz $\tilde{M} = 4$, Intuitivität $\tilde{M} = 4$, Menschenähnlichkeit $\tilde{M} = 4$, Natürlichkeit $\tilde{M} = 4$, Sicherheitsgefühls $\tilde{M} = 5$). Die Rangbildung dieser Bewertungen zeigt, dass die Probanden in der Benutzerakzeptanz und Natürlichkeit leichte Tendenzen für die etwas höhere Übergabe haben.

Positionierung

Die Daten der dritten Subphase zeigen die Akzeptanz und das Sicherheitsgefühl der Probanden bezüglich der Positionierung des Objektes auf. Für die statistische Analyse werden die Bewertungen anhand der Positionachsen getrennt betrachtet. Die Bestimmung der allgemeinen Bewertungen berücksichtigt dabei primär die Kombinationen aus realer und geplanter Anwenderposition. Die Konfiguration, bei der geplante und reale Position übereinstimmen, dient als Referenzkonfiguration. Die Positionierung des Objektes durch das Modell gilt als korrekt, wenn die Bewertungen der Referenzkonfiguration gleich gut oder besser sind als

die alternativen Konfigurationen. Doppelte Bewertungen derselben Positionskombinationen zwischen realer und geplanter werden für die statistischen Tests aggregiert.

Die Testreihen für die reale Anwenderpositionierung entlang der x-Achse (P1: 60 cm, P2: 90 cm, P3: 120 cm) zeigen, dass sich die Benutzerakzeptanz für die verschiedenen Konfigurationen signifikant unterscheiden (Friedman-Test ($n = 12$): P1: $\chi^2(2) = 6.727, p = .035$; P2: $\chi^2(2) = 21.535, p < .001$; P3: $\chi^2(2) = 11.474, p = .003$). Das Sicherheitsgefühl hingegen wird nur auf der P1-Position signifikant unterschiedlich bewertet (Friedman-Test: $\chi^2(2) = 15.935, p < .001, n = 12$). Bei den beiden anderen Positionen ist kein signifikanter Unterschied messbar (P2: $\chi^2(2) = .8, p = .670$; P3: $\chi^2(2) = 1.000, p = .607$). Die mittleren Ränge der Bewertungen sind in Tabelle 5.6 zusammengefasst. Hierbei zeigt sich, dass die Probanden die Konfigurationen akzeptabler finden, die näher an ihnen dran sind, so wird bei einer Anwenderposition P1 eher die Konfiguration für P2 bevorzugt und bei Anwenderposition P2 die Konfiguration für P3. Im Gegensatz dazu zeigen körpernahe Konfigurationen ein geringeres Sicherheitsgefühl auf. Dies wird bei der Roboter-nahen Position P1 deutlich, da hier die Probanden die körperferne Konfiguration (Referenzkonfiguration) sicherer bewerten. Bei entfernteren Positionen (P2 und P3) werden die Konfigurationen ähnlich sicher bewertet.

Die Ergebnisse der Testreihen entlang der y-Achse (P1: 0 cm, P2: -30 cm, P3: 30 cm,) zeigen ähnliche Ergebnisse bezüglich der signifikanten Unterschiede bei der Bewertung der Akzeptanz und des Sicherheitsgefühls. So unterscheiden sich das Qualitätsmaß der Benutzerakzeptanz bei den Konfigurationen der Positionen signifikant (Friedman-Test ($n = 12$): P1: $\chi^2(2) = 6.727, p = .035$; P2: $\chi^2(2) = 21.350, p < .001$; P3: $\chi^2(2) = 20.150, p < .001$). Beim Qualitätsmaß des Sicherheitsgefühls ist kein signifikanter Unterschied messbar. Im Gegensatz zur Benutzerakzeptanz betrifft dies alle Positionen. Die Rangfolgen in Tabelle 5.6 zeigen, dass die Probanden die Positionen bevorzugen, die aus der Probandensicht weiter rechts, also näher zur greifenden Hand liegen. So bewerten die Probanden beispielsweise P3 besser, während sie real auf P1 stehen.

Reale Position	Akzeptanz			Sicherheitsgefühl		
	Rang 1	Rang 2	Rang 3	Rang 1	Rang 2	Rang 3
x-Dimension						
P1	P2 (2.4)	P3 (2.0)	P1 (1.54)	P1 (2.6)	P2 (2.1)	P3 (1.3)
P2	P3 (2.9)	P2 (2.0)	P1 (1.13)	P1 (2.0)	P3 (2.1)	P2 (1.9)
P3	P3 (2.3)	P2 (2.2)	P1 (1.5)	P1 (2.1)	P3 (2.0)*	P2 (2.0)*
y-Dimension						
P1	P3 (2.46)	P1 (2.0)	P2 (1.6)	P2 (2.0)*	P3 (2.0)*	P1 (1.9)
P2	P2 (2.7)	P1 (2.3)	P3 (1.04)	P1 (2.0)*	P2 (2.0)*	P3 (2.0)*
P3	P3 (2.8)	P1 (2.1)	P2 (1.1)	P2 (2.0)	P3 (2.0)	P1 (2.0)

Tab. 5.6.: Mittleren Ränge der Bewertungen nach Dimension und realer Position. * Verweist auf den gleichen mittleren Rang.

Diese Ergebnisse werfen die Frage auf, ob und inwiefern die Positionierung verbessert werden kann. Da die Annahme nahe liegt, dass Probanden ein unterschiedliches Verständnis von perfekten Konfigurationen haben, sollte eine allgemeingültige Verbesserung kritisch betrachtet werden. Um die Durchführbarkeit einer möglichen Verbesserung zu untersuchen, werden die Daten aus der vierten Subphase herangezogen. Hierbei zeigen die deskriptiven Statistiken, dass sich die Probanden aus ihrer Sicht eine Korrektur im Mittel um 23.3 cm zu ihnen hin (x-Achse), 10.1 cm nach rechts (y-Achse) und 3.4 cm (z-Achse) nach oben wünschen. Dabei variieren die Standardabweichungen für die Achsen $x = 12.8$ cm, $y = 8.56$ cm und $z = 13.96$ cm. Differenziert man die Korrektur um die Haltung des Probanden, variiert diese. Stehen die Probanden, verläuft die Korrektur in allen drei Achsen ähnlich (x: $\bar{M} = 13.5$ cm, $Std = 7.11$ cm; y: $\bar{M} = 13.1$ cm, $Std = 8.99$ cm; z: $\bar{M} = 13.9$ cm, $Std = 11.34$ cm), während bei sitzenden Probanden die Korrektur primär entlang der x-Achse verläuft (x: $\bar{M} = 33.2$ cm, $Std = 9.01$ cm; y: $\bar{M} = 7.12$ cm, $Std = 7.27$ cm; z: $\bar{M} = -7.1$ cm, $Std = 6.20$ cm).

5.3.4 Diskussion und Folgerungen

Die Analyse der Übergabekonfigurationen zeigt, dass eine direkte Übertragung des Konfigurationsmodells vom humanoiden PEPPER auf den PANDA andere Bewertungen bei den Probanden erreicht. Dabei werden die Konfigurationen beim PANDA in allen Bewertungskategorien außer der Menschenähnlichkeit positiver bewertet als die Konfigurationen bei PEPPER. Basierend auf den signifikanten Unterschieden wird die Hypothese **H5.9** verworfen.

Da die Bewertungen beim PANDA anders sind als beim Ausgangsmodell auf dem PEPPER, ist es essenziell, die Qualität der generierten Konfigurationen zu untersuchen. Die Ergebnisse zeigen, dass die Hypothese **H5.10** beibehalten werden kann, da die generierten im Vergleich zu den aufgezeichneten Konfigurationen ähnlich, wenn auch nicht besser bewertet werden. Auch das Sicherheitsgefühl, das mit Hypothese **H5.12** betrachtet wird, zeigt keinen signifikanten Unterschied zwischen den ausführenden Robotern. Folglich wird die Hypothese beibehalten.

Analog zu den Bewegungsmodellen ist auch das Sicherheitsgefühl unabhängig von Modell und Roboter hoch (alle Mediane: 5.0). Demgegenüber wird die Hypothese **H5.11**, welche die Benutzerakzeptanz betrachtet, verworfen. Denn obwohl die absolute Bewertung (4 von 5) im annehmbaren Bereich liegt, ist die Benutzerakzeptanz der aufgezeichneten Konfigurationen höher. Hier zeigen die Ergebnisse, dass die Übertragung des Modells negative Effekte hat. Die folgenden Analysen bezüglich der Generierung der Konfigurationen anhand der Kontextparameter zeigen, dass die Probanden beim PANDA ein anderes Cluster der Übergabekonfiguration bevorzugen als bei PEPPER. Ansonsten bevorzugen die Probanden die generierten Konfigurationen vor den alternativen Konfigurationen. Folglich kann die Hypothese **H5.13** nur teilweise beibehalten werden, beziehungsweise wird für die Generierung des Clusters anhand der Objektaffordanz beim PANDA verworfen.

Auch die Positionierung der Übergabekonfiguration ist nach der Bewertung der Probanden nicht perfekt, wie die Ergebnisse der statistischen Analyse der letzten Subphase zeigen. Daher wird die Hypothese **H5.14** aufgrund der statistischen Ergebnisse verworfen. Hierbei variieren die bevorzugten Positionierungen zwischen den Probanden stark, sodass die Frage offen ist, ob das allgemeine Modell um ein personalisiertes Modell erweitert werden sollte.

Die Tabelle 5.7 fasst abschließend die beibehaltenen und verworfenen Hypothesen dieser Phase zusammen.

H5.9	H5.10	H5.11	H5.12	H5.13	H5.14
☐	⊕	☐	⊕	⊗	☐

Tab. 5.7.: Ergebnisse der untersuchten Hypothesen aus Phase 2. Eine Hypothese mit einem ⊕ wird beibehalten, während ein ☐ auf eine verworfene Hypothese hinweist. Ein ⊗ verweist auf eine partiell beibehaltenen beziehungsweise partiell verworfene Hypothese.

5.4 Phase 3: Initialhaltung

Eine Annahme, die bei der Aufnahme und Modellierung der Bewegungsmodelle getroffen wurde, war die Wahl der Initialhaltung. Um deren Validität und Menschenähnlichkeit zu überprüfen, wurden die gewählten Initialhaltungen in der dritten Hauptphase überprüft.

5.4.1 Versuchsdurchführung

Die fünf Subphasen gestalteten sich dabei ähnlich wie die Subphasen aus der ersten Hauptphase, wobei zunächst der PANDA mit dem Ball und der Flasche getestet wurde, um die unterschiedlichen Wahrnehmungen bei verschiedenen Objekten zu evaluieren. Anschließend fanden die Subphasen mit den anderen Robotern statt, wobei der YOUBOT in beiden Aufbauvarianten eingesetzt wurde. Je Subphase wurden fünf Initialhaltungen vorgeführt. Diese sind in Abbildung 5.5 dargestellt. Neben den Initialhaltungen aus Kapitel 3.1.6 wurden vier zusätzliche Posen als Referenz gewählt. Die erste Referenzpose war die Werkspose beziehungsweise IDLE-POSE, die vom jeweiligen Hersteller vorgegeben wird. Für die zweite Initialhaltung NULLPOSE wurden alle Robotergelenke möglichst nah an die Nullstellung gefahren. Als dritte Initialhaltung wurden die Gelenkeinstellungen zur Darstellung der kinematischen Ketten (DH-POSE) aus Kapitel 3.1.2 genutzt. Als vierte Posen wurden die vorgeschlagenen Initialhaltungen (SYSTEMPOSE) aus Kapitel 3.1.6 verwendet. Die fünfte Konfiguration diente als zusätzliche ALTERNATIVPOSE, um den jeweiligen Untersuchungsspekt der Subphase zu unterstützen. Folglich waren diese Posen je Subphase unterschiedlich. Bei den Subphase 1 und 2 wurden die Objekthaltungen alterniert, in Subphase 3 die Rotation des Handgelenks, um die Sichtbarkeit des Objektes zu erhöhen, und in den Subphasen 4 und 5 wurden die SYSTEMPOSEN des jeweils anderen Aufbaus genutzt.

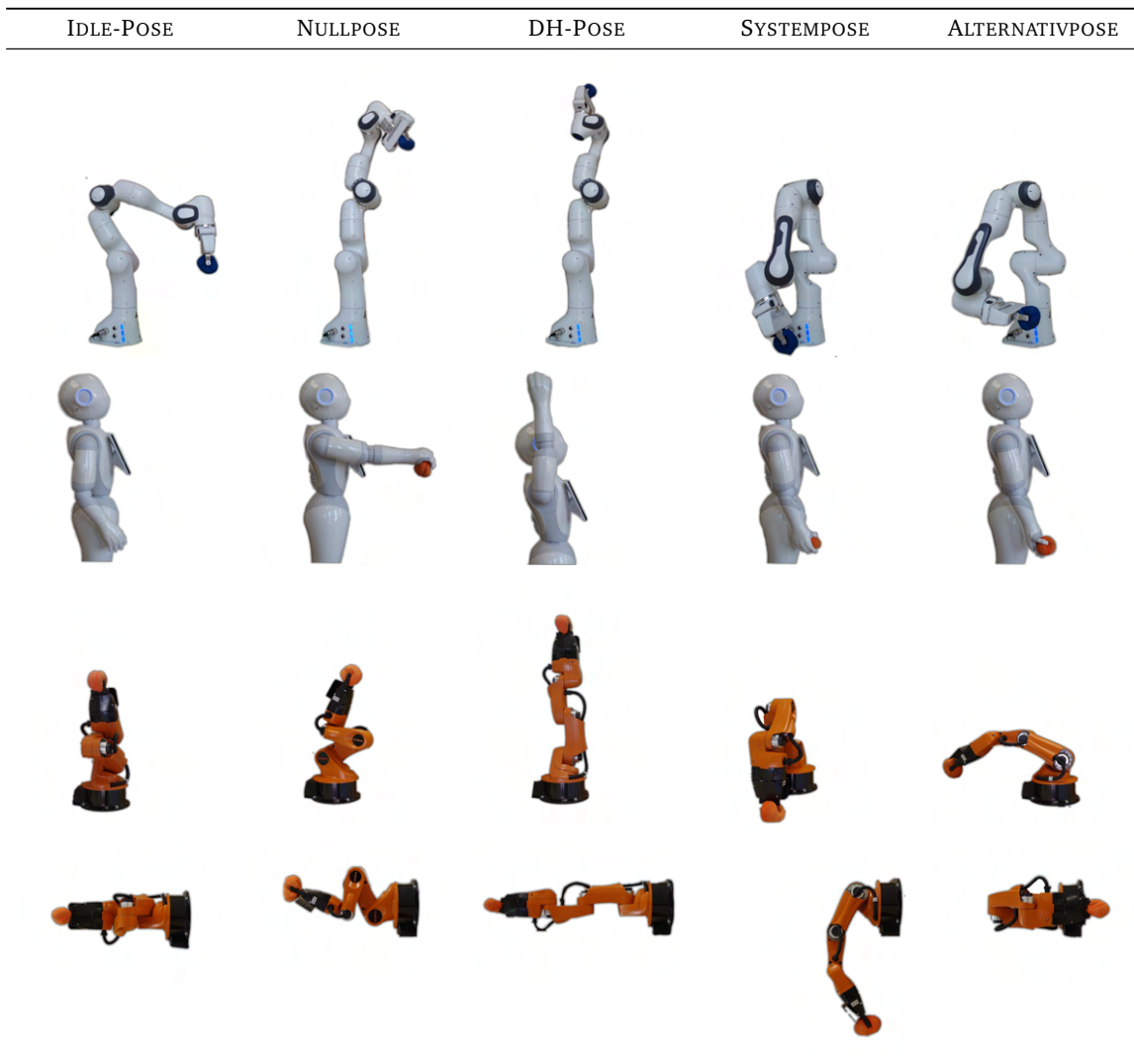


Abb. 5.5.: Evaluierte Initialhaltungen der Roboter

Um bei den Probanden ein Verständnis für die Initialhaltung herbeizuführen, wurde ihnen erklärt, dass dies die Haltung ist, die der Roboter einnimmt, während er auf die Übergabe wartet oder im Fall von PEPPER sich dem Anwender nähert. Den Probanden war daher auch freigestellt, aus welcher Richtung und Distanz sie die Haltung betrachten und bewerteten. Als Bewertungskriterien wurden die *Richtigkeit*, *Menschenähnlichkeit*, *Natürlichkeit* und das *Sicherheitsgefühl* der Probanden ausgewertet.

5.4.2 Hypothesen

- ◆ **Hypothese H5.15:** Probanden bewerten heterogene Initialhaltungen different.
- ◆ **Hypothese H5.16:** Die SYSTEMPOSEN erreichen eine höhere Menschenähnlichkeit als die Referenzposen.

- ◆ **Hypothese H5.17:** Die Initialhaltung beeinflusst das Sicherheitsgefühl der Probanden.
- ◆ **Hypothese H5.18:** Die Menschenähnlichkeit einer Initialhaltung ist von der Affordanzachse eines Objektes abhängig.
- ◆ **Hypothese H5.19:** Initialhaltungen mit einer höheren Sichtbarkeit des Objekts erreichen eine höhere Gesamtbewertung.
- ◆ **Hypothese H5.20:** Der Aufbau eines Roboters hat Einfluss auf die Menschenähnlichkeit der Pose und das Sicherheitsgefühl des Probanden.

5.4.3 Darstellung der Ergebnisse

Für die dritte Phase wurden insgesamt 600 Initialhaltungen von den Probanden bewertet. Dabei wurde jede Pose unabhängig vom Roboter oder Objekt 120-mal beurteilt. Die folgende Evaluierung untersucht die Unterschiede der subjektiven Bewertungen. Die Verteilungen der Bewertungen sind in Anhang E.3 zusammengefasst. Hierbei sind neben den allgemeinen Tendenzen die Unterschiede der Posen bei den verschiedenen Robotern relevant. Im Fokus dieser Untersuchung stehen die Hypothesen **H5.15** bis **H5.19**.

Für die Hypothesen **H5.15**, **H5.16** und **H5.17** werden die zentralen Tendenzen der Gesamtheit der Daten bewertet. Die Ergebnisse der subjektiven Bewertungen sind in Abbildung 5.6 dargestellt. Anhand der Spannweite der Ergebnisse wird ersichtlich, dass die Probanden sehr unterschiedlich bewerten. Bei dem Großteil der Bewertungen der Posen und den Qualitätsmaßen wird die komplette Spannweite der Likert-Skala verwendet. Die Betrachtung der Mediane hinsichtlich der Qualitätsstufen zeigt, dass mit Ausnahme der Betrachtung des Sicherheitsgefühls lediglich die **SYSTEMPOSE** ein gutes Qualitätsniveau erreicht. Bei Betrachtung des Aspekts des Sicherheitsgefühls weisen alle fünf Posen ein gutes Niveau auf, wobei die Mediane der **NULLSTELLUNG** und der **DH-POSE** kleiner sind. Speziell die **DH-POSE** weist in allen Kategorien eine geringere Bewertung als die restlichen Posen auf.

Eine Dependenzanalyse bezüglich der Unterschiede der zentralen Tendenzen dient zur Bestimmung der drei Hypothesen. Da die Bewertungen einer Likert-Skala ordinal sind und die aufgezeichneten Messdaten Messwiederholungen und folglich abhängige Stichproben darstellen, wird ein Friedman-Test eingesetzt. Dieser prüft, ob sich die zentralen Tendenzen von abhängigen Stichproben unterscheiden. Der Test wird für jedes Qualitätsmaß durchgeführt.

Für die Richtigkeit unterscheiden sich die Verteilungen der Bewertungen für die fünf Posen signifikant (Friedman-Test: $\chi^2(4) = 137.363$, $p < .001$, $n = 120$). Es zeigt sich, dass die **SYSTEMPOSE** besser bewertet und die **DH-POSE** schlechter bewertet wird als die restlichen Posen. Dies zeigen auch die anschließend durchgeführten Post-hoc-Tests (Dunn-Bonferroni-Tests). Bei paarweisen Vergleichen unterscheiden sich diese beiden Posen signifikant von den jeweils anderen. Besonders im direkten Vergleich zeigt sich der signifikante Unterschied

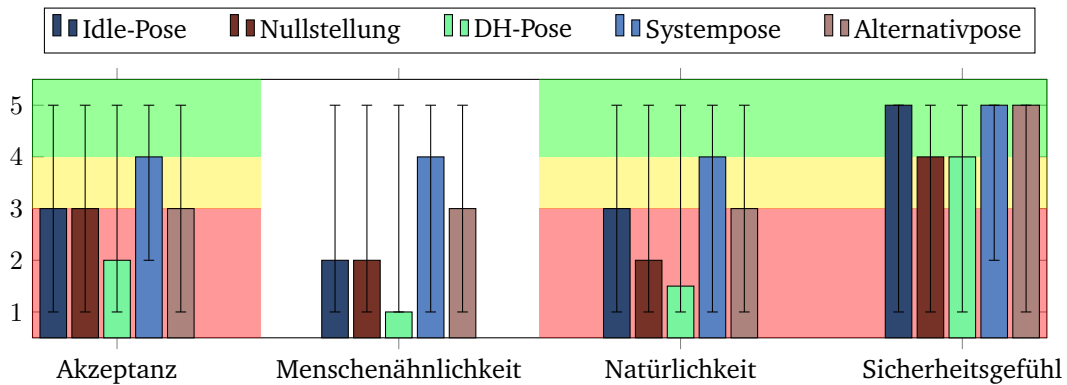


Abb. 5.6.: Ergebnisse (Median und Spannweite) der subjektiven Benutzerbewertung der Initialhaltungen anhand der vier Qualitätsmaße. Der farbliche Hintergrund markiert deren Qualitätsstufen aus Kapitel 1.3 (Grün: Gut, Gelb: Annehmbar, Rot: Unannehmbar).

($z = -2.008, p_{angepasst} < .001$). Dieser weist nach J. Cohen (1992) einen schwachen Effekt auf ($r = .18$).

Auch bei der Menschenähnlichkeit zeigt sich, dass die Probanden die Posen signifikant unterschiedlich bewerten (Friedman-Test: $\chi^2(4) = 187.262, p < .001, n = 120$). Die Post-hoc-Tests (Dunn-Bonferroni-Tests) zeigen ebenfalls einen signifikanten Unterschied zwischen fast allen Posen. Lediglich zwischen IDLE-POSE und NULLPOSE sowie IDLE-POSE und ALTERNATIVPOSE sind keine signifikanten Unterschiede festzustellen. Analog zur Richtigkeit liegt der größte statistische Unterschied zwischen der SYSTEMPOSE und der DH-POSE $z = -2.238, p_{angepasst} < .001$. Die Effektstärke nach J. Cohen (1992) entspricht einem schwachen Effekt ($r = .20$), wobei die SYSTEMPOSE die höchste Bewertung im Mittel hat und die DH-POSE durchschnittlich die geringste Bewertung.

Ob die SYSTEMPOSE im Schnitt eine höhere Bewertung der Menschenähnlichkeit erreicht, wird anhand der Rangierung des Friedman-Tests überprüft. Hierbei ergibt sich folgende Rangfolge anhand des mittleren Ranges: SYSTEMPOSEN (4.33), ALTERNATIVPOSE (3.07), IDLE-POSE (3.07), NULLPOSE (2.54) und die DH-POSE (1.95).

Bei dem Aspekt der Natürlichkeit ist nach dem Friedman-Test ($\chi^2(4) = 171.349, p < .001, n = 120$) der Unterschied zwischen den Posen signifikant. Dabei ist der Unterschied zwischen der IDLE-POSE und NULLPOSE, IDLE-POSE und ALTERNATIVPOSE sowie ALTERNATIVPOSE und NULLPOSE nicht signifikant. Wie bei den vorherigen Gütemaßen liegt der größte statistische Unterschied zwischen der SYSTEMPOSE und der DH-POSE $z = -2.271, p_{angepasst} < .001$. Die Effektstärke nach J. Cohen (1992) entspricht einem schwachen Effekt ($r = .20$). Auch hier hat die SYSTEMPOSE die höchste und die DH-POSE die geringste Bewertung.

Diese Trends waren anhand der Abbildung 5.6 erwartbar. Diese zeigt für das Sicherheitsgefühl eine ähnliche Verteilung. Aber auch hier zeigt der Friedman-Test, dass sich das

Sicherheitsgefühl zwischen den Posen signifikant unterscheidet ($\chi^2(4) = 104.255, p < .001, n = 120$). Die Dunn-Bonferroni-Tests zeigen jedoch, dass sich die Anzahl der Paarungen mit signifikanten Unterschieden reduziert hat und nur fünf der zehn Paarungen signifikante Unterschiede aufweisen. Auch hier liegt der größte statistische Unterschied zwischen der SYSTEMPOSE und der DH-POSE $z = -1.350, p_{angepasst} < .001$. Der Effekt nach J. Cohen (1992) ist schwächer als bei den vorherigen Tests ($r = .12$).

Die bisherigen Tests belegen, dass sich das durchschnittliche Sicherheitsgefühl für die unterschiedlichen Posen unterscheidet. Um den Einfluss der Initialhaltung auf das Sicherheitsgefühl zu evaluieren, wurde eine zusätzliche Dependenzanalyse bezüglich des Zusammenhangs zwischen Pose und Sicherheitsgefühl durchgeführt. Die Kontingenzanalyse mit dem Pearson Chi-Quadrat-Test zeigt, dass Pose und Sicherheitsgefühl in einem Zusammenhang stehen ($\chi^2(16) = 71.715, p < .001, n = 600$). Die Zusammenhangsmaße Kontingenzkoeffizient (.327) und Cramers V (.173) sind beide signifikant ($p < .001$). Da diese jedoch gering sind, ist der Zusammenhang nicht sehr stark.

Für die Hypothesen **H5.18**, **H5.19** und **H5.20** sind die zentralen Tendenzen nicht ausreichend. Daher werden für die einzelnen Hypothesen spezifischen Test durchgeführt.

Für die Hypothese **H5.18** werden die Daten aus den Subphasen 1 und 2 betrachtet. Um den Zusammenhang zwischen Affordanzachse und Initialhaltung festzustellen, wird in einer Kontingenzanalyse die vorgeschlagene Initialhaltung mit der Alternativpose verglichen. Wie beschrieben, war in Subphase 1 der Ball und in Subphase 2 die Flasche das Übergabeobjekt. Während der Ball keine Affordanzachse hat, ist diese bei der Flasche vorhanden. Die Initialhaltung für den Ball ist primär auf den *carrying-angle* im Ellenbogen ausgerichtet und berücksichtigt daher nicht die Orientierung des Objektes. Die Initialhaltung für die Flasche berücksichtigt die Affordanzachse und folglich die Orientierung des Objektes. Die übrigen Gelenkconfigurationen der Posen sind ähnlich. Da die Initialhaltung des anderen Objektes jeweils die Alternativpose ist, wird anhand der Objekte eine Fallunterscheidung der Kontingenzanalyse durchgeführt. Wenn die Affordanzachse keine Auswirkung auf die Menschenähnlichkeit der Initialhaltung hat, müssten Kontingenzanalysen für beide Objekte keinen signifikanten Zusammenhang ergeben. Für den Ball zeigt die Kontingenzanalyse mit dem Pearson Chi-Quadrat-Test keinen signifikanten Zusammenhang zwischen Menschenähnlichkeit und der Wahl zwischen SYSTEMPOSE und ALTERNATIVPOSE ($\chi^2(4) = 4.241, p = .374, n = 48$). Allerdings zeigt die Kontingenzanalyse für die Flasche einen signifikanten Zusammenhang ($\chi^2(4) = 10.965, p = .027, n = 48$). Der Kontingenzkoeffizient zeigt dabei einen mittel-starken Zusammenhang auf ($CC = 431, p = .027$).

Die Daten aus Subphase 3 werden für die Evaluierung der Hypothese **H5.19** eingesetzt. Auch hier liegt der Fokus auf dem Vergleich der SYSTEMPOSE und der ALTERNATIVPOSE. Diese sind bis auf eine Rotation des Unterarms identisch. Während bei der SYSTEMPOSE die Handfläche des Roboters in die Richtung des Körpers zeigt, ist diese bei der ALTERNATIVPOSE in Richtung des Anwenders gedreht. Dies erhöht die Sichtbarkeit des Objektes, das in der SYSTEMPOSE von der Hand verdeckt wird. Wenn auf eine erhöhte Sichtbarkeit eine höhere Gesamtbewertung der Initialhaltung folgt, dann muss eine Kontingenzanalyse zwischen

diesen Posen und der Gesamtbewertung einen signifikanten Zusammenhang aufzeigen. Ein Pearson Chi-Quadrat-Test belegt jedoch keinen signifikanten Zusammenhang zwischen Pose und Gesamtbewertung ($\chi^2(11) = 7.971, p = .716, n = 48$).

Der Einfluss des Aufbaus des Roboters auf die Benutzerbewertungen wird anhand der Daten des YOUBOTS aus den Subphasen 4 und 5 bestimmt. Ähnlich dem Objektvergleich werden die SYSTEMPOSE und die ALTERNATIVPOSE zwischen den beiden Aufbauformen getauscht. Zudem wird jeweils eine Kontingenzanalyse in Bezug zur Menschenähnlichkeit beziehungsweise dem Sicherheitsgefühl durchgeführt.

In Bezug auf die Menschenähnlichkeit zeigen die Pearson Chi-Quadrat-Tests für beide Aufbauformen signifikante Zusammenhänge zur Pose (Horizontaler Aufbau: $\chi^2(4) = 24.106, p < .001, n = 48$, Vertikaler Aufbau: $\chi^2(4) = 21.701, p < .001, n = 48$). Auch die Zusammenhangsmaße weisen einen starken Zusammenhang nach (Horizontaler Aufbau: $CC = .578, p < .001$, Vertikaler Aufbau: $CC = .558, p < .001$). Im Hinblick auf das Sicherheitsgefühl zeigte der Pearson Chi-Quadrat-Test für den horizontalen Aufbau keinen signifikanten Zusammenhang ($\chi^2(4) = 5.749, p = .219, n = 48$). Bei dem vertikalen Aufbau weist der Test einen signifikanten Zusammenhang auf ($\chi^2(4) = 10.056, p = .039, n = 48$). Hier weisen die Zusammenhangsmaße einen mittel-starken Zusammenhang nach ($CC = .458, p = .039$).

5.4.4 Diskussion und Folgerungen

Die Ergebnisse der statistischen Tests zeigen, dass die Wahl der Initialhaltungen einen Einfluss auf die Bewertungen der Probanden hat. Da die Posen von den Anwendern signifikant unterschiedlich bewertet werden, wird die Hypothese **H5.15** beibehalten. Die Bewertungen zeigen zudem, dass die SYSTEMPOSEN, die von dem Robotersystem in dieser Arbeit verwendet werden, von den Probanden im Schnitt menschenähnlicher bewertet werden. Dies unterstützt die Hypothese **H5.16**.

Die Ergebnisse einer Kontingenzanalyse belegen zudem, dass die Wahl der Initialhaltung auch das Sicherheitsgefühl der Probanden beeinflusst. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass die Referenzmodelle teilweise so gewählt wurden, dass diese aggressiv auf die Probanden wirken. So kann die NULLPOSE mit der Flasche auch als eine Ausholbewegung für einen Wurf oder Schlag interpretiert werden.

Daher wird Hypothese **H5.17** beibehalten. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass die Affordanzachse des Übergabeobjektes Einfluss auf die Menschenähnlichkeit der Initialhaltungen haben kann. So ist eine Initialhaltung menschenähnlicher, wenn diese die Affordanzachse berücksichtigt, als wenn diese den *carrying angle* umsetzt. Dies führt zur Annahme der Hypothese **H5.18**.

Eine Annahme, die auf Anmerkungen von Probanden basiert, ist, dass Anwender die Initialhaltungen besser bewerten wenn sie das Objekt sehen können. Der Vergleich zweier Initialhaltungen bei PEPPER zeigen jedoch, dass diese Hypothese **H5.19** verworfen werden

muss. Die zu vergleichenden Initialhaltungen unterscheiden sich nicht in der Grundkonfiguration, sondern nur in der Rotation des Handgelenkes, wobei die statistischen Tests keinen signifikanten Zusammenhang zwischen der Pose und der Gesamtbewertung aufzeigt.

Im Bezug auf die Ausbauvarianten des YOUBOTS zeigen die Ergebnisse, dass es einen signifikanten Zusammenhang zwischen dem Aufbau und den bevorzugten Initialhaltungen gibt. Dies unterstützt die Hypothese **H5.20**, wonach der Aufbau des Roboters Einfluss auf die Menschenähnlichkeit und das Sicherheitsgefühl der Pose hat.

Die Ergebnisse der unterschiedlichen Hypothesen zeigen, dass bei der Übertragung des Übergabesystems auf weitere Roboter geeignete Initialhaltungen für diese Roboter gefunden werden müssen. Dadurch werden sowohl die Menschenähnlichkeit als auch das Sicherheitsgefühl der Probanden beeinflusst. Die Initialhaltungen müssen nicht nur auf das Robotermodell, sondern auch auf dessen Montierung angepasst werden. Im Gegensatz zur Objektaffordanz hat die Sichtbarkeit des Objektes dabei keinen Einfluss auf die Wahl einer geeigneten Pose.

Die Zusammenfassung in Tabelle 5.8 zeigt, welche Hypothesen in dieser Phase beibehalten oder verworfen wurden.

H5.15	H5.16	H5.17	H5.18	H5.19	H5.20
☒	☒	☒	☒	☒	☒

Tab. 5.8.: Ergebnisse der untersuchten Hypothesen aus Phase 3. Eine Hypothese mit einem ☒ wird beibehalten, während ein ☒ auf eine verworfene Hypothese hinweist.

5.5 Phase 4: Transfer

In der vierten und letzten Phase wurde die Transferphase des Übergabesystems untersucht. Zur Bewertung der Verhaltensweisen wurde neben den subjektiven Bewertungen der Probanden in den Kategorien *Akzeptanz*, *Intuitivität* und *Sicherheitsgefühl* (siehe Anhang E.4) zusätzlich die Reaktionszeiten der Probanden anhand von Bilddaten ermittelt. Hierbei wurden drei Zeitspannen gemessen: Die erste zwischen der ersten Bewegungsreaktion des Probanden und des Erreichens der Übergabekonfiguration des Roboters, die zweite Zeitspanne zwischen dem Erreichen der Übergabekonfiguration und dem Zeitpunkt an dem der Proband das Objekt sicher gegriffen hat und die dritte zwischen Ende der Bewegung und Öffnen des Greifers. Zusätzlich wurden Fehlschläge wie ein fallengelassenes oder ein nicht losgelassenes Objekt festgehalten und kategorisiert.

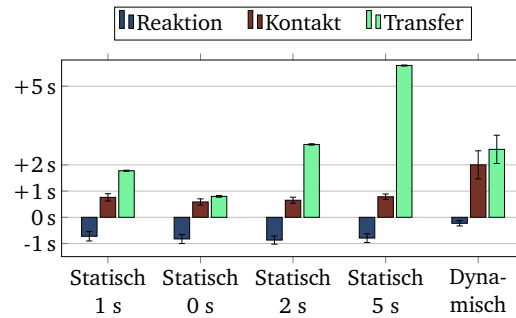
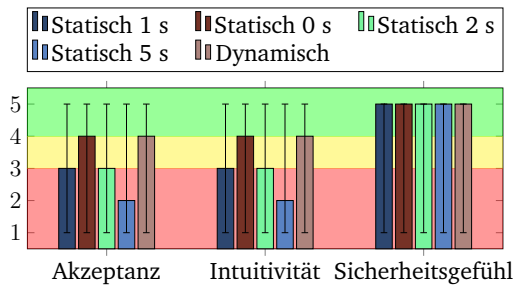
5.5.1 Versuchsdurchführung

Dafür wurden in einer ersten Subphase mit dem PANDA und dem Ball fünf verschiedene Öffnungsverhalten des Robotergreifers untersucht. Da zu Beginn der Studie nicht bekannt war, welches Modell von den Probanden am besten bewertet wird, wurde das KBM als Bewegungsmodell eingesetzt, da der Kontrast zum GBM, das in der zweiten Subphase eingesetzt wurde, am größten ist. Die Öffnungsverhalten variierten in ihrer Dynamik und den temporalen Merkmalen. Hierbei wurde das dynamische Transfermodul aus Kapitel 3.7 vier Referenzmodellen gegenübergestellt, welche alle nach einer statischen Pause den Greifer öffneten. Problematisch war die Anordnung der Modelle in der Testreihe, da sich die Probanden nicht an einen Trend der Öffnungsverhalten gewöhnen sollten. Folglich wurden die Testreihe in folgender Reihenfolge angeordnet: Zunächst erfolgten zwei statische Verhalten mit einer einsekündigen Verzögerung (S1) und ohne Verzögerung (S0), gefolgt von zwei statische Verhalten mit langen Verzögerungen von zwei (S2) und fünf Sekunden (S5). Abschließend wurde das entwickelte dynamische Transfermodul aus Kapitel 3.7 eingesetzt. Damit die Detektion der Lastverteilung anschlagen konnte, wurden die Probanden angewiesen, das Objekt zu greifen und nicht die offene Hand unter dem Greifer zu positionieren, um das Objekt zu fangen.

Die zweite Subphase wurde nur von den Probanden der ersten Testgruppe evaluiert. Hierbei lag der Fokus auf der Frage, ob die zusätzliche Extension des GBMs und des HBMs eine temporale Synchronisierung zwischen den Akteuren ermöglicht. Hierfür wurde die gleiche Testreihe wie in der ersten Subphase ausgeführt, wobei der Roboter jedoch das GBM als Bewegungsmodell nutzte.

5.5.2 Hypothesen

- ◆ **Hypothese H5.21:** Das Sicherheitsgefühl ist bei der dynamischen Transferdetektion besser als bei statischen Methoden.
- ◆ **Hypothese H5.22:** Die Intuitivität ist bei der dynamischen Transferdetektion besser als bei statischen Methoden.
- ◆ **Hypothese H5.23:** Die Benutzerakzeptanz ist bei der dynamischen Transferdetektion besser als bei statischen Methoden.
- ◆ **Hypothese H5.24:** Die Verwendung der dynamischen Transferdetektion steigert die Anzahl der kritischen Fehler nicht im Vergleich zu statischen Methoden.
- ◆ **Hypothese H5.25:** Die zusätzliche Bewegung des Ellenbogens beim GBM verbessert die Synchronisation des Transfers und reduziert die Zeitspanne zwischen dem Ende der Bewegung und dem Objektkontakt des Anwenders.



- (a) Ergebnisse (Median und Spannweite) der subjektiven Benutzerbewertung der fünf evaluierten Transferverhalten anhand der drei Qualitätsmaße. Der farbliche Hintergrund markiert deren Qualitätsstufen aus Kapitel 1.3 (Grün: Gut, Gelb: Annehmbar, Rot: Unannehmbar).
- (b) Mittlere Zeitspannen und deren Standardfehler für die Reaktion und den Griffkontakt des Anwenders sowie des Öffnungszeitpunktes des Greifers in Bezug zum Ende der Reichen-Bewegung. Die Zeitspannen sind anhand der Transferverhalten gruppiert.

Abb. 5.7.: Darstellung der deskriptiven Daten der Phase 4

5.5.3 Darstellung der Ergebnisse

In der vierten Phase wurden von den Probanden insgesamt 155 Übergaben durchgeführt. Von diesen waren 124 Übergaben fehlerfrei (80 %). Bei 19 Übergaben wurde das Objekt fallengelassen (12.2 %) und bei acht Übergaben gab der Roboter das Objekt nicht frei (5.1 %). Vier Übergaben mussten aufgrund von fehlenden Daten von der Evaluierung der Reaktionszeiten ausgeschlossen werden. Für die Untersuchung der Hypothesen **H5.21** bis **H5.25** werden die Ergebnisse der subjektiven Befragung sowie die Reaktions- und Interaktionszeiten herangezogen.

Ähnlich zur Phase 3 werden für die Hypothesen **H5.21**, **H5.22** und **H5.23** die zentralen Tendenzen der Befragung bewertet. Die Medianwerte und Spannweiten aller Bewertungen, einschließlich der Fehlversuche, sind in Abbildung 5.7(a) dargestellt. Die Spannweiten zeigen auf, dass die individuellen Wahrnehmungen der Probanden unterschiedlich sind und das Gesamtspektrum der Bewertungen abdecken. Dies betrifft alle Qualitätsmaße. Die Mediane zeigen, dass sich bei den beiden Qualitätsmaßen Akzeptanz und Intuitivität die Tendenzen gleichen, wobei das S0 und das dynamische Verhalten im Mittel eine Zustimmung der Probanden erreichen. Die statischen Verhalten S1 und S2 bewerten die Probanden neutral und lehnen S5 ab. Die Mediane für das Sicherheitsgefühl zeigen, dass eine hohe Zustimmung unabhängig des Öffnungsverhaltens vorhanden ist. Die folgenden statistischen Analysen sollen die ersten Eindrücke verifizieren.

Neben den Benutzerbewertungen enthalten die Daten zur Studie auch die gelabelten Zeitpunkte. Diese verweisen auf die erste Reaktion des Anwenders, das Ende der Reichen-Bewegung, den Griffkontakt des Anwenders und den Zeitpunkt, an dem der Roboter den Greifer öffnet. Zur Evaluierung werden die Zeitspannen zwischen Bewegungsende und den übrigen Zeitpunkten berechnet. Eine Übersicht der Mittelwerte ist in Abbildung 5.7(b) dargestellt. Anhand dieser Darstellung ist zu erkennen, dass die statischen Verhalten nicht

makellos agieren. So öffnete beispielsweise das Verhalten ohne Verzögerung den Greifer im Durchschnitt erst nach 790 ms. Eine weitere relevante Zeitspanne ist die Zeit zwischen Griffkontakt des Benutzers und der Öffnung des Greifers. Dabei unterscheiden sich die Zeiten zwischen den Verhalten (Friedman-Test: $\chi^2(4) = 44.35$, $p < .001$, $n = 16$). Die Zeitspanne beträgt im Mittel bei S1 1015 ms (Std: 139.7 ms), S0 213 ms (Std: 118.71 ms), S2 2128 ms (Std: 139.7 ms), S5 5006 ms (Std: 104 ms) und beim dynamischen Verhalten 519 ms (Std: 247.2 ms). Anschließend durchgeführte Post-hoc-Tests (Dunn-Bonferroni-Tests) zeigen, dass sich die Paarungen S0-S5 ($z = -3.5$, $p_{angepasst} < .001$) und Dynamisch-S5 ($z = 2.3$, $p_{angepasst} < .001$) signifikant unterscheiden.

Sicherheitsgefühl

Zur statistischen Verifizierung der Hypothese **H5.21** ist eine Überprüfung der Verschiedenheit der Bewertungen obligatorisch. Aus den visuellen Ergebnissen wird die Nullhypothese, dass die Verteilungen der Bewertung bezüglich des Sicherheitsgefühls identisch sind, angenommen. Eine zweifaktorielle Varianzanalyse für Ränge nach Friedman bei verbundenen Stichproben zeigt, dass sich die Verteilungen nicht signifikant unterscheiden (Friedman-Test: $\chi^2(4) = 9.356$, $p = .053$, $n = 31$). Bei dem Vergleich der mittleren Ränge der Rangbildung weist das dynamische Verhalten den höchsten mittleren Rang auf (3.52). Die übrigen mittleren Ränge liegen nah beieinander (S2 (2.95), S0 (2.94), S5 (2.82) und S1 (3.52)).

Da die Rangbildung bei Übergaben, bei denen Fehler auftraten, durch diese beeinflusst wird, wird in einer weiteren Dependenzanalyse der Test wiederholt, wobei alle Probanden, bei denen Fehler auftraten, ausgeschlossen werden. Bei dieser Analyse zeigt der Friedman-Test einen signifikanten Unterschied bei den verschiedenen Verhaltensweisen auf ($\chi^2(4) = 9.8$, $p = .044$, $n = 12$). Die Post-hoc-Tests (Dunn-Bonferroni-Tests) zeigen bei einem paarweisen Vergleich, dass der statistisch signifikante Unterschied zwischen dem dynamischen Verhalten und dem statischen Verhalten mit fünfsekündiger Verzögerung liegt ($z = -1.333$, $p = .039$). Dies entspricht einem mittleren Effekt nach J. Cohen (1992) ($r = .37$). Die übrigen Paarungen unterscheiden sich nicht signifikant. Für die mittleren Ränge ergibt sich eine ähnliche Reihenfolge, wobei das dynamische Verhalten (3.92) deutlich besser vor den weiteren Verhalten liegt (S0: 3.08, S1: 2.71, S2: 2.71, S5: 2.58).

Intuitivität

Die statistische Analyse der Intuitivität in Bezug auf die Hypothese **H5.22** ist identisch zur Analyse des Sicherheitsgefühls. Im Gegensatz zu dieser weist der Friedman-Test in der Gesamtheit einen signifikanten Unterschied der Bewertungen auf (Friedman-Test: $\chi^2(4) = 43.004$, $p < .001$, $n = 31$). Der Post-Hoc-Test nach Dunn-Bonferroni zeigt bei den Paarungen S5-S0 ($z = 1.79$, $p_{angepasst} < .001$), S5-Dynamisch ($z = -2.1$, $p_{angepasst} < .001$) und S2-Dynamisch ($z = -1.194$, $p_{angepasst} = .03$) signifikante Unterschiede auf. Die Rangfolge der mittleren Ränge ist absteigend Dynamisch (3.90), S0 (3.68), S1 (2.82), S2 (2.71) und

S5 (1.89). Hierbei zeigt eine Rangkorrelation nach Spearman bei den statischen Verhalten, dass die Bewertung signifikant mit der Zeitdauer zwischen Bewegungsende und Öffnen des Greifers korreliert ($r_s = -.365, p < .001, n = 124$). Hierbei handelt es sich nach J. Cohen (1992) um einen mittleren Effekt.

Bei Ausschluss der Probanden mit fehlerhaften Übergaben ergeben die statischen Tests ähnliche Ergebnisse, wobei sich die Verteilungen der Bewertungen der Intuitivität signifikant unterscheiden (Friedman-Test: $\chi^2(4) = 27.239, p < .001, n = 12$). Der Post-Hoc-Test nach Dunn-Bonferroni zeigt bei allen Paarung mit dem dynamischen Verhalten ausschließlich der Paarung S0-Dynamisch signifikante Unterschiede auf. Die mittleren Ränge weisen dieselbe Rangfolge auf: Dynamisch (4.50), S0 (3.67), S1 (2.46), S2 (2.33) und S5 (2.04). Auch die signifikante Rangkorrelation zwischen Bewertung und der Zeitdauer zwischen Bewegungsende und Öffnen des Greifers ist nachweisbar (Spearman: $r_s = -.467, p < .001, n = 103$). Hierbei ist der Effekt leicht stärker, wird aber dennoch nach J. Cohen (1992) als mittel stark bewertet.

Benutzerakzeptanz

Ähnlich zu den vorherigen Hypothesen wird die Hypothese **H5.23** anhand der Unterschiede der zentralen Tendenzen sowie der mittleren Rangbildung evaluiert. Ein Friedman-Test belegt die visuelle Annahme der signifikanten Heterogenität der Verteilungen der Akzeptanzbewertung ($\chi^2(4) = 33.950, p < .001, n = 31$). Anschließend durchgeführte Post-hoc-Tests (Dunn-Bonferroni) zeigen, dass sich die Paarungen mit S5 signifikant unterscheiden. Dabei ist der Unterschied zum dynamischen Transfer am stärksten ($z = -1.96, p_{angepasst} < .001$). Dies entspricht einem mittleren Effekt nach J. Cohen (1992). Die Rangfolge der mittleren Ränge ist: Dynamisch (3.81), S0 (3.52), S1 (2.97), S2 (2.87) und S5 (2.87). Eine Rangkorrelation nach Spearman weist auch hier eine signifikante Korrelation zwischen Bewertung und der Zeitdauer zwischen Bewegungsende und Öffnen des Greifers hin ($r_s = -.406, p < .001, n = 124$). Nach J. Cohen (1992) wird der Effekt als mittel bewertet.

Die Tests nach Ausschluss der fehlerhaften Übergaben kommen zu ähnliche Ergebnisse. Der Friedman-Test zeigt einen signifikanten Unterschied zwischen den Bewertungen ($\chi^2(4) = 22.19, p < .001, n = 12$). Die Post-hoc-Tests zeigen lediglich signifikante Unterschiede bei den Paarungen Dynamisch-S5 und S0-S5. Die Rangfolge der mittleren Ränge ist identisch: Dynamisch (4.13), S0 (3.75), S1 (2.71), S2 (2.58) und S5 (1.83). Im Vergleich zeigt sich, dass die Differenz zwischen den oberen und unteren Rängen zugenommen hat. Der Spearman-Test weist nach J. Cohen (1992) eine starke signifikante Korrelation auf (Spearman: $r_s = -.510, p < .001, n = 103$).

Erfolgsquote

Für die Analyse der Erfolgsquote, die das Qualitätsmaß der Korrektheit abbildet, werden im Fall des Transfers die Fehlschläge bei der Übergabe betrachtet. Auftretene Fehler und Mängel sind in vier Kategorien eingeordnet:

Kein Griff vorhanden Der Proband hat nicht oder zu spät nach dem Objekt gegriffen, als der Roboter den Greifer geöffnet hat. Folglich ist das Objekt heruntergefallen.

Griff gelöst Der Proband hat den Griff gelöst, während der Roboter das Objekt noch festhielt. Als der Roboter den Greifer geöffnet hat, hatte der Proband keinen Griff mehr und das Objekt ist heruntergefallen.

Keine Übergabe Der Roboter öffnet den Greifer nicht und die Übergabe scheitert.

Greifer öffnet verzögert Der Roboter öffnet den Greifer später (> 1 s) als geplant. Dadurch verlängert sich die Interaktionszeit.

Hierbei sind die ersten drei Kategorien für die Übergabe kritisch und gelten in Bezug zum Qualitätsmaß der Erfolgsquote als Fehler. Die vierte Kategorie hingegen führt nicht zum Fehlschlag der Übergabe, sondern verzögert diese lediglich und ist als Mangel zu bezeichnen. Folglich wird diese Kategorie in der Analyse des Qualitätsmaßes der Erfolgsquote ausgeschlossen.

Verhalten	Mängelfrei	Kritische Fehler			Mängel
		Kein Griff	Griff gelöst	Keine Übergabe	Greifer verzögert
S1	23 (74.2 %)	8 (25.8 %)	-	-	-
S0	26 (83.9 %)	5 (16.1 %)	-	-	-
S2	28 (90.3 %)	-	3 (9.7 %)	-	-
S5	23 (90.3 %)	1 (3.2 %)	2 (6.5 %)	-	-
Dynamisch	28 (74.2 %)	-	-	3 (9.7 %)	5 (16.1 %)

Tab. 5.9.: Verteilung der auftretenden Fehler in der Transfer-Phase für die verschiedenen Transferverhalten. Die Fehlerkategorien sind in kritische Fehler und Mängel gruppiert.

Zur Überprüfung der Hypothese **H5.24** werden die Häufigkeiten der aufgetretenen Fehler bei den unterschiedlichen Verhalten betrachtet. Eine Übersicht der Fehler ist in Tabelle 5.9 dargestellt. Die Verteilung der Fehler zeigt, dass das dynamische Verhalten genauso wenig Fehler hat wie die statischen S2 und S5 sowie weniger Fehler als die statischen Verhalten S1 und S0. Der Vergleich der kritischen Fehler zwischen der Gesamtheit aller statischen Verhalten und des dynamischen Verhaltens zeigt auf, dass das dynamische Verhalten (9.7 %) weniger Fehler aufweist als die statischen Verhalten (15.3 %).

Zudem zeigt sich bei Betrachtung aller Übergaben mit Fehlern, dass die Fehlerkategorie und das Verhalten in einem Zusammenhang stehen ($\chi^2(8) = 40.091, p < .001, n = 22$). Dieser Zusammenhang ist nach J. Cohen (1992) stark ($CC = .803$). Hierbei weisen statische Verhalten mit kurzer Freigabezeit (S0 und S1) häufiger die Fehlerart *Kein Griff vorhanden* auf, statische Verhalten mit langer Freigabezeit (S2 und S5) die Fehlerart *Griff gelöst* und dynamische Verhalten den Fehler *Keine Übergabe* sowie den Mangel *Greifer verzögert*.

Einfluss des Bewegungsmodells auf die Transferzeit

Die Hypothese **H5.25** betrachtet die Zeitdauer zwischen Bewegungsende und dem Objektkontakt. Diese Zeitspanne ist ein Indikator für die Intuitivität und Synchronisation der Übergabe. Eine kurze Zeitspanne weist darauf hin, dass der Benutzer wusste oder erahnte, wann er das Objekt greifen kann. Für die Validierung der Hypothese **H5.25** werden die Daten der Probanden genutzt, die Transfers mit beiden Bewegungsmodellen durchgeführt haben. Dies ermöglicht die Anwendung eines t-Tests für abhängige Stichproben. Die Analyse zeigt, dass das Bewegungsmodell einen statistisch signifikanten Einfluss auf die betrachtete Zeitdauer hat ($t = 2.895, p = .007, n = 34$). Bei dem GBM mit zusätzlicher Geste des Ellenbogens ($\bar{M} = 580.74, Std = 638.891$) greifen die Probanden signifikant früher zu als bei der Referenzbewegung ($\bar{M} = 888.03, Std = 496.177$). Die Effektstärke nach J. Cohen (1992) liegt bei $r = .44$. Dies entspricht einem mittleren Effekt.

5.5.4 Diskussion und Folgerungen

Die Evaluierung des Transferverhaltens zeigt, dass das dynamische Transfersystem von den Probanden in den verschiedenen Anforderungskategorien am besten bewertet wird. Dabei zeigen die statistischen Ergebnisse für das Sicherheitsgefühl, dass die Hypothese **H5.21** nur mit Einschränkungen beibehalten werden kann, da die Bewertung der Sicherheit nicht signifikant variiert. Die Rangbildung jedoch zeigt unabhängig der Fehlerbetrachtung, dass der mittlere Rang des dynamischen Transfers höher liegt als die Transfers mit statischem Öffnungsverhalten. Auch für die Intuitivität belegen alle durchgeführten Tests unabhängig der Fehler, dass die Hypothese **H5.22** beizubehalten ist. In Bezug auf die Benutzerakzeptanz zeigen die statistischen Analysen auf, dass die Hypothese **H5.23** beizubehalten ist, da sich die Bewertungen unterscheiden und der dynamische Transfer den höchsten mittleren Rang der angewandten Verfahren belegt. Dies trifft unabhängig der Berücksichtigungen von fehlerhaften Fällen zu.

Die Analyse der Fehler zeigt, dass bei einer kurzzeitigen Verzögerung einzelne Probanden das Objekt noch nicht gegriffen hatten und so das Objekt fallen ließen. Bei langzeitigen Verzögerungen hingegen neigten Probanden dazu, die Geduld zu verlieren und das Objekt wieder loszulassen. Dies resultierte auch in einem fallenden Objekt. Beide Fehlertypen traten bei dem dynamischen Transferverhalten nicht auf. Jedoch treten hier Fehler und Mängel auf, die bei den statischen Verhalten nicht existieren, so öffnete der Greifer vereinzelt gar nicht oder verspätet. Eine Analyse der verschiedenen Sensordaten (Drehmomentsensor im Roboterarm und 3-D-Bilddaten der Umgebungskameras) zeigen, dass dabei zwei Probleme auftraten. So ließen sich die verspäteten Übergaben teilweise (drei von fünf Fällen) auf die Schwellenwertdetektion der Lastverteilung zurückführen, die den Griff des Anwenders nicht sofort korrekt detektierten. Die restlichen Fehlerfälle lassen sich auf die visuelle Kontaktdetektion zurückführen. Diese detektierte teilweise verspätet oder gar nicht den visuellen Kontakt, sodass die Analyse der Lastverteilung nicht korrekt aktiviert wurde. Eine Ursache hierfür könnte die dunkle Kleidung von einzelnen Probanden sein, die zu einem

fehlerhaften Tiefenbild führte. Basierend auf den Ergebnissen der statistischen Tests wird die Hypothese **H5.24** beibehalten.

Die letzte Subphase in dieser Phase lässt sich inhaltlich eher den Bewegungsmodellen zuordnen, da der Fokus der Analyse auf dem Unterschied zwischen den Bewegungsmodellen liegt. Dabei beschreibt die Hypothese **H5.25** einen Zusammenhang zwischen dem GBM und der Zeitspanne, bis der Proband das Objekt gegriffen hat. Die Ergebnisse zeigen, dass die Hypothese beibehalten werden kann, da die Probanden bei dem GBM signifikant früher zugreifen als bei der Referenzbewegung. Dies kann als ein objektives Maß der Intuitivität berücksichtigt werden.

Die Ergebnisse der Analysen aus der vierten Studienphase zeigen, dass das dynamische Transferverhalten von den Probanden im Vergleich zu statischen Verhalten besser bewertet wird. Besonders die Intuitivität und die Benutzerakzeptanz steigen beim Verwenden des dynamischen Verhaltens. Gleichzeitig bleibt die Anzahl der fehlerhaften Übergaben konstant, sodass die Verwendung des dynamischen Verhaltens die Erfolgsquote des Systems nicht negativ beeinflusst. Zudem verlagert sich die Art des Fehlers, sodass bei einer Übergabe mit dem dynamischen System das Objekt nicht fallen gelassen, sondern eher festgehalten wird. Dies erhöht die Objektsicherheit. Die Fehlerfälle der dynamischen Übergabe lassen sich zudem auf technische Fehler zurückführen, die sich in Weiterentwicklungen vermutlich ausschließen lassen. Die Fehler bei den statischen Verhalten sind hingegen Prozessfehler, die vom Anwenderverhalten abhängig sind. Beobachtungen dieses Anwenderverhaltens zeigen zudem, dass die temporale Synchronität sich verbessert, wenn ein Bewegungsmodell genutzt wird, das eine zusätzliche Geste anhand der Flexion des Ellenbogens inkludiert.

Die Ergebnisse bezüglich der Hypothesen in Phase 4 sind in Tabelle 5.10 zusammengefasst.

H5.21	H5.22	H5.23	H5.24	H5.25
⊗	⊕	⊕	⊕	⊕

Tab. 5.10.: Ergebnisse der untersuchten Hypothesen aus Phase 4. Eine Hypothese mit einem ⊕ wird beibehalten, während ein ⊗ auf eine Hypothese hinweist, die nur partiell beibehalten wird.

5.6 Zusammenfassung

Im zurückliegenden Kapitel wurden das Robotersystem und die Übergabemodelle evaluiert. Hierbei liegt der inhaltliche Fokus auf dem Forschungsziel **Z3**, der Evaluierung der Auswirkungen von anthropomorphen Bewegungsmodellen auf die Benutzerakzeptanz und das Sicherheitsgefühl des Anwenders im Speziellen von Laien. Diesem Ziel untergeordnet sind drei Forschungsfragen, auf die das Kapitel inhaltlich eingeht. Dafür wurde zunächst die Idee hinter dem mehrphasigen Studiendesign und das Design an sich erläutert. Dabei sind die Phasen inhaltlich nicht an den Forschungsfragen orientiert, sondern sind Phasen der

Übergabe zugeordnet. Folgend werden die Ergebnisse in Bezug auf die Forschungsfragen zusammengefasst.

Die Forschungsfrage **F3-1** bezieht sich auf das Sicherheitsgefühl der Probanden während der Übergabeinteraktion mit dem Roboter. Wider Erwarten haben viele Module des Robotersystems keinen Einfluss auf das subjektive Sicherheitsgefühl der Probanden. Diese bewerten das Sicherheitsgefühl generell sehr hoch. In der Evaluation zeigen sich nur zwei Merkmale, die signifikante Unterschiede in der Bewertung des Sicherheitsgefühls beeinflussen: die Objektaffordanz bei der Generierung der Übergabekonfiguration und die Verwendung von Referenzposen bei der Evaluation der Initialhaltungen. In Bezug auf das vorgestellte Robotersystem lässt sich festhalten, dass die Generierung mit dem PANDA nicht optimal ist und Verbesserungspotenzial hat. Diese Optimierung steht jedoch nicht in Bezug zur Objektaffordanz und dem einhergehenden Sicherheitsgefühl. Auch bei der Umsetzung der Initialhaltung nutzt das vorgeschlagene System die Pose mit dem höchsten Sicherheitsgefühl. Die Evaluation zeigt, dass das verwendete Robotersystem das höchste Sicherheitsgefühl der Probanden aufweist, im Vergleich zu den vorgestellten Alternativen.

Im Rückblick auf die Forschungsfrage **F3-2** fassen sich die Ergebnisse wie folgt zusammen. Wie beschrieben, ist das subjektive Sicherheitsgefühl sehr hoch und variiert zwischen den Bewegungsmodellen kaum. Auch Laien fühlten sich während der Interaktion mit den Robotern sicher. Folglich ist die ursprüngliche Motivation dieser Arbeit zu hinterfragen. Auch wenn durch das Robotersystem und die anthropomorphen Bewegungsmodelle keine Verbesserung des Sicherheitsgefühls stattfindet, so wirken sich die Bewegungsmodelle auf die Bewertungen der weiteren Anforderungen unterschiedlich aus. Dabei schneiden die in dieser Arbeit entwickelten Modelle teilweise signifikant besser oder zumindest gleich gut ab. Besonders das GBM und das HBM werden besser bewertet und erreichen in jeder Anforderung ein annehmbares Qualitätsmaß. Dabei wird das HBM in der Menschenähnlichkeit und der Natürlichkeit im Mittel besser bewertet als das GBM. Das KBM wird hingegen bei der Menschenähnlichkeit schlechter bewertet. Dies lässt sich vermutlich auf die nicht menschenähnlichen Gelenkkonfigurationen zurückführen. Die Analyse der Reaktionszeiten zeigt zudem, dass sich die temporale Synchronität der Interaktion verbessert, wenn ein Bewegungsmodell eingesetzt wird, das eine zusätzliche Flexion des Ellenbogens hat. Diese wird von den Anwendern als Geste verstanden, die das Ende der Bewegung signalisiert.

In Bezug auf die Forschungsfrage **F3-3** zeigt sich, dass die Anforderungen sich auf den verschiedenen Robotern unterscheiden und andere Modelle je Roboter bevorzugt werden. Unabhängig der Bewertungskategorie und des Roboters rangiert das HBM auf den oberen Rängen. Auch das GBM wird überwiegend besser als die Referenzmodelle bewertet. Dem entgegen wird das KBM schlechter bewertet, wenn es vom PEPPER ausgeführt wird. Bei PEPPER wird das LGM im Mittel am besten bewertet. Da sich das LGM aufgrund der humanoiden Form nicht sehr vom GBM unterscheidet, kann dies auf den einzigen Unterschied in der Bewegung zurückgeführt werden: die zusätzliche Flexion des Ellenbogens, die möglicherweise die Bewertung der Probanden negativ beeinflusste.

Insgesamt zeigt die Evaluation des Übergabesystems, dass die entwickelten Konzepte und Modelle funktionieren, von den Anwendern als sicher empfunden werden und größtenteils von diesen auch am besten bewertet werden. Während einzelne Module, beispielsweise die visuelle Kontaktdetektion, Raum für Verbesserungen lassen, wurden andere Module oder Aspekte, beispielsweise die Geschwindigkeiten der Bewegungen nicht weiter evaluiert, da hier die Daten der Literatur angenommen wurden. Auch die räumliche Synchronisation wurde nicht weiter evaluiert, da die Anwender die vollständigen Bewegungen des Arms bewerten sollten. Neben den subjektiven Bewertungen wurde das System auch anhand von objektiven Anwenderbewertungen evaluiert. Dabei zeigt sich, dass die Anwendung der EDA-Sensoren sich zwar generell als Messmethodik eignet, aber eine größere Anzahl an Testreihen benötigt, um eine ausreichende Anzahl an evaluierbaren Daten zu generieren. Zudem ist die Aggregation mit einer subjektiven Befragung obligatorisch, um die Richtung der emotionalen Reaktionen zu bestimmen. Dem entgegen bringt die Messung von Zeitspannen während der Interaktionen einen Mehrwert. So ermöglicht die Analyse der Interaktionsdauer des Transfers Rückschlüsse auf die Intuitivität des Transferverhaltens und der Bewegung.

Zusammenfassung und Ausblick

6.1 Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit wurde ein Robotersystem zur Übergabe von Objekten entwickelt und auf mehreren Robotern implementiert. Der Fokus lag dabei auf der Modellierung von anthropomorphen Bewegungen. Durch die bekannten Bewegungen sollte eine Steigerung des Sicherheitsgefühls des Anwenders sowie der Benutzerakzeptanz stattfinden. Dieses Ziel ist relevant, da die Anzahl der Roboter im Alltag steigt und auch nicht technikaffine Benutzer oder Laien mit den Robotern agieren. Bisherige Bewegungsmodelle beschränken sich auf andere Szenarien, haben nicht das Ziel menschenähnlich zu sein oder sind nur für einen einzelnen Roboter ausgelegt. Da Roboter nicht uniform sind und sich in ihrem Aussehen und der Funktionalität signifikant unterscheiden, zeigen sich für die Modellierung zwei Herausforderungen, die im Rahmen der vorliegenden Arbeit gelöst wurden. Zunächst stand die Art der Modellierung im Fokus. Hierbei sollten Modelle entwickelt werden, die auf den unterschiedlichen Robotern implementiert werden konnten. Die zweite Herausforderung bestand in der Aufnahme und Generierung von geeigneten Daten, die zur Modellierung genutzt werden konnten.

Neben der Modellierung wurde in dieser Arbeit auch die technische Umsetzung von Komponenten des Roboter-Übergabesystems vorgestellt. Zusätzlich zur Umsetzung allgemeiner Komponenten wurden primär Komponenten betrachtet, die essenziell für die Armbewegungen sind. Dies schließt die Entwicklung von Modulen zur temporalen und räumlichen Synchronisation sowie zur Generierung von geeigneten Übergabekonfigurationen ein. Das Modell für die Generierung betrachtet dabei Kombinationen von Kontextparametern und deren Effekt auf die Konfigurationsvariablen, die in bisherigen Arbeiten nicht untersucht worden sind.

Abschließend wurden die primären Aspekte dieser Arbeit in einer ausführlichen Anwenderstudie evaluiert und Alternativen gegenübergestellt. Dabei wurden neben Prozessbewertungen und subjektiven Anwenderbefragungen auch objektive Benutzerbewertungen erfasst.

Nachfolgend werden die Ergebnisse der drei Themen, das Roboter-Übergabesystem, die Bewegungsmodelle und die Evaluation, anhand der drei Forschungsziele der vorliegenden Arbeit zusammengefasst.

- Z1** Untersuchung softwareseitiger Entwicklungen für praktikable und benutzerfreundliche Roboter-zu-Mensch-Übergaben.

Die Zielstellung dieses Forschungsziels war die softwareseitige Entwicklung eines Robotersystems zur Objektübergabe von Roboter zum Menschen. Dieses System sollte problemlos auf verschiedene Roboter übertragbar sein. Hierfür wurden anhand existierender Systeme und Forschungsarbeiten Konzepte vorgestellt und Forschungslücken herausgestellt. Um die verschiedenen Konzepte miteinander zu verbinden und einzelne Forschungslücken zu schließen, wurde das Softwaresystem ARoHS entwickelt. Dieses ist modular aufgebaut, damit es adaptiv auf verschiedenen Robotern eingesetzt werden kann. Im Rahmen dieser Arbeit wurden dafür ein YOUBOT, ein PEPPER und ein PANDA-Roboter eingesetzt. Diese brachten aufgrund ihrer Hardware unterschiedliche Anforderungen mit. Daher besteht das ARoHS aus allgemeinen und aus Roboter-spezifischen Modulen. Während die allgemeinen Module die Interaktion organisieren, Sensordaten verarbeiten oder Bewegungen planen, steuern die Roboter-spezifischen Module die Hardware an. Im Zuge der Entwicklung wurden Module für die Annäherung an den Probanden, die Detektion von Anwendermerkmalen, die Generierung von Übergabekonfigurationen, die Planung und Ausführung der Bewegungen sowie die Detektion des Transfers umgesetzt. Darüber hinaus wurden Module für die kognitive Interaktion zwischen PEPPER und Anwender implementiert. Diese können nicht von den anderen Robotern ausgeführt werden, da die benötigte Hardware nicht vorhanden ist.

Das Modul zur Planung der Annäherung nutzte die Potenzialfeldmethode, um anhand der Pose des Anwenders einen geeigneten Fahrplan für den Roboter zu erstellen. Hierfür wurden drei Potenzialfelder kombiniert, die jeweils ein bekanntes Problem betrachteten. Während das erste Potenzialfeld die korrekte Annäherungsgeschwindigkeit zum Anwender vorgab, stellte das zweite Feld den korrekten Minimalabstand zum selbigen sicher. Das dritte Feld bildete einen Annäherungskorridor ab, bei dem der Roboter den Anwender bei Bedarf zunächst mit genügend Abstand umrundet und sich abschließend frontal nähert. Dieses Modul wurde nur auf dem PEPPER eingesetzt, da die beiden anderen Roboter fixiert waren.

Neben der Annäherungsplanung benötigten mehrere Module anwenderbezogene Daten. Diese wurden von der Personendetektion basierend auf Farb- und Tiefenbildern ermittelt. Da nicht jeder Roboter die entsprechende Sensorik hatte, wurden zusätzliche externe Bildsensoren eingesetzt. Im Zuge dieses Moduls wurden neben der Pose des Anwenders auch dessen Körpergröße und -haltung sowie die Position der Hand erfasst. Zur Vorverarbeitung der Bilddaten wurde die OPENPOSE-Bibliothek eingesetzt. Da diese eine hohe Rechenleistung benötigte, wurde externe Hardware eingesetzt.

Die Ausführung der Armbewegungen wurde von einem eigenständigen Modul umgesetzt. Dessen Aufgabe war neben der Realisierung der geplanten Bewegung die räumliche Synchronisation anhand der Handposition des Anwenders. Die Planung der Handbewegungen basierte auf den Bewegungsmodellen aus Forschungsziel **Z2**.

Für die Übergabe war der Objekttransfer essenziell. Dabei öffnete der Roboter den Greifer und gab das Objekt frei. Im Vordergrund stand dabei die korrekte zeitliche Synchronisation. Das dafür entwickelte Modul nutzte einen mehrstufigen Prozess, der zunächst die Annäherung und den visuellen Kontakt detektierte. Abschließend wurden, abhängig von der

verwendeten Hardware, zwei verschiedene Verfahren genutzt, um den Kontakt zwischen Objekt und Anwender zu bestätigen. Methodisch basierten beide Verfahren auf der Detektion der Lastverteilung. Beim PANDA war aufgrund zusätzlicher Sensorik die Analyse extern wirkender Kräfte möglich, während beim PEPPER und YUBOT der Versatz der Gelenke als Referenzdaten genutzt wurden.

Das am detailliertesten vorgestellte Modul ist die Generierung der Übergabekonfigurationen. Da sich hier Forschungslücken aufgetan haben, wurde eine Studie mit dem PEPPER durchgeführt. In dieser lehrten Testpersonen dem Roboter geeignete und ungeeignete Konfigurationen für fünf verschiedene Objekte. Statistische Tests zeigten Ergebnisse bezüglich der Homogenität der geeigneten Konfigurationen, des Einflusses der Objekte auf die Gelenkkonfiguration, sowie die Auswirkungen der Anwendergröße und -haltung auf die Höhe der Übergabekonfiguration. Die Ergebnisse der Tests wurden in ein Modell überführt und als Modul implementiert.

Z2 Modellierung und Implementierung anthropomorpher Bewegungen für Roboter-zu-Mensch-Übergaben.

Im zweiten Forschungsziel wurden die Modellierungen der Armbewegungen untersucht. Dabei lag der Fokus auf Bewegungen, die der menschlichen Bewegung ähneln. Im Zuge dessen wurden drei Modelle entwickelt. Die zwei Grundmodelle, die zunächst vorgestellt wurden, sind in zwei unterschiedlichen Konfigurationsräumen modelliert. So betrachtet das erste Modell die kartesische Trajektorie des Endeffektors und das zweite Modell die Gelenkbewegungen von spezifischen Gelenken beziehungsweise die primitiven Bewegungen des Arms. Ausgehend von den Modellen zeigt sich eine Herausforderung bei der Aufnahme der Basisdaten. Hierfür wurden zwei Studien durchgeführt, bei denen zwei Testpersonen sich ein Objekt reichten. Im Zuge dessen wurden zwei verschiedene Messmethodiken eingesetzt, um die Basisdaten zu erheben. Beide Modelle zeigten in der Methodik Nachteile basierend auf dem jeweiligen Konfigurationsraum. Folglich wurde ein drittes Modell entwickelt. Dieses kombiniert die Eigenschaften und vermeintlichen Vorteile beider Grundmodelle. Während dieses Forschungszieles wurden unterschiedliche Anforderungen der Modelle subjektiv und objektiv evaluiert.

Als erstes Modell wurde das kartesische Bewegungsmodell modelliert. Die Grundidee hinter diesem Modell lag darin, dass der Endeffektor des Roboters auf einer menschenähnlichen Bahn verfahren sollte. Im Zuge dessen wurden Trajektorien von der Hand während menschlicher Übergaben benötigt und anhand einer Studie aufgezeichnet. Hierbei kamen IMU-Sensoren zum Einsatz, welche die Beschleunigungen und Rotationen an Schulter, Ellenbogen und Handrücken aufnahmen. Die Daten der Hand wurden mit zwei verschiedenen Verfahren aufgearbeitet und anhand dieser Polynome für jede Raumdimension optimiert. Die resultierenden Polynome wurden in Zeit und Raum normiert, um als Modell zu fungieren. Die Verfahren zur Verarbeitung der Sensordaten unterschieden sich in der Art der Optimierung und der Integration der Daten. Das erste Verfahren berechnete zunächst Trajektorien mit der numerischen Integration der fusionierten Sensordaten. Aus den resultierenden Trajektorien wurde das Endmodell abgeleitet. Das zweite Verfahren optimierte direkt die

Polynome. Dies ermöglichte die analytische Integration zur Bestimmung der Trajektorien. Abschließend wurde eine Evaluation bezüglich der Genauigkeiten durchgeführt. Hierbei wurden die Modelle der beiden Verfahren und zwei kartesischen Referenzmodelle bezüglich der Studien-Trajektorien verglichen. Hierbei wiesen die entwickelten Modelle eine höhere Genauigkeit als die Referenzmodelle auf. Im direkten Vergleich hatte das Modell, das direkt auf den Beschleunigungsdaten basierte, eine höhere Genauigkeit als das numerisch integrierte. Jedoch zeigte die Implementierung auf den Robotern, dass diese während der Bewegung nicht-menschliche Gelenkkonfigurationen durchliefen.

Folglich wurde im zweiten Modell der Gelenkwinkelraum genutzt, um die Bewegung zu modellieren. Dabei wurden die Bewegungsprimitiven des Arms des Menschen genutzt, um die Bewegung abzubilden. Diese Bewegungsprimitiven wurden für die Implementierung auf den Robotern deren Gelenken zugeordnet. Die Referenzdaten wurden dafür anhand von Bilddaten aus zwei Studien genutzt. Die Bewegungsanalyse nutzte dafür *pose tracking*, um die verschiedenen Gelenkwinkel von Schulter und Ellenbogen zu erfassen. Hierbei zeigten sich bei der Bewegung des Ellbogens zwei verschiedene Varianten. Wobei die zweite Variante einer zusätzlichen Geste gleicht, die zur Synchronisierung der Übergabe dienen könnte. Die Bewegungen wurden abschließend in Zeit und Raum normiert und in Gelenkwinkelfunktionen überführt. In einer anschließenden Evaluation wurde die Wahrnehmung der Anwender von Bewegungsmustern untersucht. Dabei standen die Thesen im Raum, dass Personen Veränderungen zwischen Bewegungen und deren Menschenähnlichkeit erkennen können. Die Ergebnisse der Studie zeigten, dass Anwender einen Unterschied bei einzelnen Robotern nicht direkt bemerken. Zudem sind Anwender in der Lage die Menschenähnlichkeit von Bewegungen zu bewerten. Da sich die kinematischen Ketten von Robotern von dem Aufbau des menschlichen Arms unterscheiden, resultiert das anthropomorphe Gelenkbewegungsmodell jedoch in unterschiedlichen Trajektorien je Roboter. Auch die Kollisionsvermeidung ist bei einem Gelenkbewegungsmodell aufwendiger.

Ein drittes Modell wurde implementiert, um die Nachteile der beiden Grundmodelle auszugleichen. Dieses basierte auf dem kartesischen Bewegungsmodell, schränkte jedoch die entsprechenden Gelenke anhand des Gelenkbewegungsmodells ein. Für die Beschränkung wurden zwei verschiedene Abweichungsmodelle getestet. In einer abschließenden Evaluation wurden objektive Prozessbewertungen für alle Modelle durchgeführt. Dabei lag der Fokus auf der Genauigkeit und den Planungszeiten. Die Ergebnisse der Tests zeigten, dass das kombinatorische Modell ein annehmbarer Kompromiss zu den beiden Grundmodellen in Bezug zur Genauigkeit ist. Die geringste Planungszeit erreichte das Gelenkbewegungsmodell, da die inverse Kinematik nur zweimal berechnet wird. Zudem zeigten die Ergebnisse optimale Lösungen für die Beschränkungen des kombinierten Modells, sowie die Anzahl an Iterationen der inversen Kinematik.

Z3 Evaluierung der Auswirkungen von anthropomorphen Bewegungsmodellen auf die Benutzerakzeptanz und das Sicherheitsgefühl des Anwenders, im Speziellen von Laien.

Das dritte Forschungsziel richtete die Aufmerksamkeit auf die Auswirkungen der anthropomorphen Bewegungen und des Robotersystems auf die Anwenderbewertungen. Im Zuge

dessen wurde eine mehrphasige Studie mit Probanden durchgeführt. Diese bewerteten zunächst die Bewegungsmodelle und anschließend die Übergabekonfigurationen, die Initialposen und den Objekttransfer. Jeder Aspekt wurde in mehreren Subphasen auf verschiedene Details untersucht. Dabei kamen die drei Roboter zum Einsatz. Als Evaluierungsmethoden wurden neben subjektiven Befragungen auch objektive Benutzerbewertungen anhand von physiologischen Sensoren und Reaktionszeiten eingesetzt.

Die Auswertung der Bewegungsmodelle zeigte, dass diese keinen signifikanten Einfluss auf das Sicherheitsgefühl der Probanden haben. Dies trifft sowohl auf Laien wie auch auf Experten zu. Andere Bewertungskriterien, wie die Intuitivität, Menschenähnlichkeit oder die Benutzerakzeptanz, werden durch die gewählten Modelle positiv beeinflusst, da diese im Vergleich zu Referenzmodellen meist besser abschnitten und fast immer ein annehmbares Qualitätsniveau erreichten. Im Mittel schnitt dabei das kombinierte Modell vor dem anthropomorphen Gelenkbewegungsmodell ab. Das anthropomorphe Bewegungsmodell im kartesischen Raum erreicht bei der Bewertung der Menschenähnlichkeit ein schlechteres Niveau. Ein Grund hierfür könnten unmenschliche Gelenkkonfigurationen sein. Auf den unterschiedlichen Robotern wurden die Bewegungen different bewertet. So akzeptierten die Anwender das kartesische Modell auf dem PEPPER-Roboter nicht. Bei diesem wurde die zusätzliche Flexion des Ellenbogens auch nicht besser bewertet als ein Referenzmodell im Gelenkwinkelraum. Die Verwendung der zusätzlichen Flexion beim PANDA zeigte eine signifikante Reduzierung der Interaktionszeit, da die Anwender zum korrekten Zeitpunkt zugriffen.

Die Evaluationen der Generierung der Übergabekonfigurationen zeigte, dass das Modell vom PEPPER auf dem PANDA andere Benutzerbewertungen erreicht. Dabei sind die Bewertungen beim PANDA positiver. Lediglich die Menschenähnlichkeit wird bei PEPPER höher bewertet. Die generierten Konfigurationen werden im Vergleich zu den aufgezeichneten Konfigurationen ähnlich, wenn auch nicht besser, bewertet und erreichen ein annehmbares Qualitätsniveau. Sowohl bei der Bewertung des Sicherheitsgefühls als auch bei der Positionierung des Objektes zeigt die auf den PANDA übertragene Generierung Optimierungspotenzial.

Auch die Wahl der Initialpose der Bewegung ist für die Bewertung essenziell, wie die experimentellen Ergebnisse zeigten. Durch diese Wahl wurde sowohl deren Menschenähnlichkeit als auch das Sicherheitsgefühl der Probanden beeinflusst. Dabei erreichten die Initialposen des Robotersystems die besten Bewertungen. Weitere Ergebnisse bezogen sich auf die Einflüsse der Montierung des Roboters, der Objektaffordanz und der Sichtbarkeit des Objektes in der Initialpose.

Das entwickelte Transferverhalten, basierend auf der Lastverteilung, wies bei den experimentellen Ergebnissen die besten Bewertungen im Vergleich zu statischen Öffnungsverhalten auf. Dieser Effekt war besonders bei der Intuitivität und der Benutzerakzeptanz messbar. Die Korrektheit des Transfers nimmt durch das dynamische System nicht ab. Darüber hinaus ändert sich die Art auftretender Fehler, sodass beim vorgeschlagenen System das Objekt

nicht mehr fallen gelassen wurde, sondern nicht mehr losgelassen wurde. Dies verhindert zwar die Übergabe aber erhöht die Sicherheit für Objekt und Anwender.

6.2 Kritische Anmerkungen

Auch wenn die Ziele der vorliegenden Arbeit erreicht wurden, sind einzelne Ergebnisse und Methoden kritisch zu bewerten. So zeigen die Ergebnisse des Sicherheitsgefühls, dass auch ohne anthropomorphe Bewegungsmodelle die Interaktionen für die Anwender sicher sind. Daher ist zu hinterfragen, ob der Einsatz solcher Modelle für den Aspekt des Sicherheitsgefühls zielführend sind. Eine mögliche Ursache könnten hierfür die verwendeten Objekte sein. Aufgrund der Probandensicherheit wurden keine gefährlichen oder sensiblen Objekte eingesetzt, die vielleicht eine Veränderung des Sicherheitsgefühls herbeigeführt hätten. Im Zuge dessen ist auch die Evaluation des Sicherheitsgefühls zu überdenken. Die Verwendung eines mobilen EDA-Sensors erbrachte zu wenige verwendbare Daten, um diese für eine ausführliche Analyse nutzen zu können. Dies kann zum einen auf das Messequipment zum anderen auf das physiologische Signal zurückgeführt werden.

Eine weitere Beschränkung der vorliegenden Arbeit ist die Übertragbarkeit des Robotersystems. Während ein Großteil der Module auf die verschiedenen Roboter übertragbar ist, benötigen einige Konzepte spezielle Hardware. Zudem können einzelne Modelle nicht auf alle Roboter übertragen werden. Da die Adaption des Systems bei verschiedenen Robotern obligatorisch ist, ist die Argumentation (siehe Kapitel 2.4), die gegen den Einsatz von Methoden des maschinellen Lernens spricht, zu prüfen. Im Zuge dessen muss evaluiert werden, ob ein Modell basierend auf diesen Methoden, beispielsweise DMPs, einen Mehrwert gebracht hätte. Auch die Verwendung von externen Sensoren und zusätzlicher Rechenleistung zeigt, dass das System nicht problemlos für jeden Roboter oder jede Umgebung genutzt werden kann.

Zudem zeigt sich, dass die Evaluation unter Laborbedingungen noch realitätsfern von Alltagssituationen ist. Dies wird auch durch die Limitierung der verwendeten Gegenstände beschränkt. Die Verwendung schwerer, filigraner oder gefährlicher Gegenstände kann zu Veränderungen der Bewegungen führen. Dies wurde in den vorgestellten Modellen nicht berücksichtigt. Auch verschiedene maximale Geschwindigkeiten wurden in der Evaluierung nicht untersucht, sondern die Ergebnisse der Literatur übernommen. In diesem Fall wären weitere Analysen möglich.

6.3 Weiterführende Arbeiten

Basierend auf den Ergebnissen und den aufgezeigten Limitierungen der Arbeit ergeben sich neue Zielstellungen für weiterführende Arbeiten. Der Fokus sollte hierbei primär auf der Überführung des Systems in reale Szenarien liegen. In welchem Kontext Roboter

mit Manipulatoren zuerst im Alltag auftauchen, bleibt die offene Frage. Ein mögliches Szenario wäre eine kollaborative Küchenumgebung. Dieses Szenario bietet eine Vielfalt an möglichen Erweiterungen, so werden in der Küche gefährliche Gegenstände, wie Messer und heiße Gerichte, übergeben. Deren Eigenschaften muss in der Planung der Bewegungen berücksichtigt werden.

Auch die Generierung der Übergabekonfiguration kann anhand der genannten Objekteigenschaften erweitert werden. Zudem zeigen die Ergebnisse der Benutzerbewertung, dass bei der Positionierung des Objektes noch Verbesserungspotenzial liegt. Da dabei die Anforderungen der Probanden stark variierten, könnte ein Korrekturmodell entwickelt werden. Dieses sollte die Objektposition des allgemeinen Modells anhand der Anwenderpräferenzen optimieren. Hierfür würden sich Modelle des maschinellen Lernens anbieten.

Weitere Erweiterungen ergeben sich anhand der Anwenderkommentare zu verschiedenen Studien. So erwarteten einige Anwender in der **BA** Studie, dass sich der Roboter leise bewegt. Dies wurde auch in der finalen Studie von einzelnen Probanden beim **YOUBOT** angemerkt. Ein möglicher Ansatz wäre die Optimierung der Bewegungen anhand der Belastung der einzelnen Gelenke, ähnlich eines Minimal-Torque-Modells. Allgemein haben die Bewegungsmodelle Potenzial für Erweiterungen. Neben den maximalen Geschwindigkeiten ist die Einbindung einer Kollisionsvermeidung zu priorisieren. Diese sollte den Fluss der Bewegung nicht signifikant beeinflussen.

Da die Übertragbarkeit des Robotersystems nicht problemlos möglich ist, kann das System dies bezüglich optimiert werden. Die Herausforderungen liegen dabei in den Beschränkungen der Hardware. Alternativ bietet es sich an, die Übertragbarkeit des Systems zu verwerfen und auf ein spezifisches Setup zu reduzieren. Dies ist in Hinblick auf eine Realisierung in Alltagsszenarien oder eine mögliche Vermarktung für einen Haushaltsroboter zielführender. Im Zuge dessen ist eine Optimierung der verwendeten externen Hardware obligatorisch. Besonders für die visuelle Personendetektion sind sowohl die monetären Kosten als auch der Rechenbedarf sehr hoch. Hier bieten sich Einzwecksysteme an, die visuellen Sensor und weiterverarbeitenden Prozessor kombinieren. Anderenfalls kann die fortschreitende Technifizierung der Haushalte genutzt werden und die Sensoren und Rechenleistungen von Smart-Home-Umgebungen in Anspruch genommen werden, um das Robotersystem zu erweitern.

Neben den Erweiterungen des Systems um weitere Technologien und Szenarien ist auch die Übertragung der Methodiken auf andere Interaktionen beziehungsweise Bewegungen eine mögliche Weiterentwicklung. Mögliche Interaktionen, die in der aktuellen Forschung betrachtet werden, sind das Händeschütteln oder gemeinsame Tragen von Objekten. Da beide Interaktionen ein hohes Maß an Synchronität benötigen, könnten bekannte Bewegungsmuster die Benutzerakzeptanz steigern. Beispielhaft ist der Sportsektor zu betrachten, bei dem Roboter als Trainingspartner interagieren. So kann beim Baseball der *Batter* anhand der Wurfbewegung des *Pitchers* die Art des Wurfs einschätzen. Dies ist bei einer üblichen Ballmaschine nicht möglich, sodass das Training mit einem Manipulator mit menschlichen Bewegungen dem Sportler einen Vorteil verschafft.

Literatur

- Abyarjoo, F., A. Barreto, J. Cofino und F. R. Ortega (2015). „Implementing a Sensor Fusion Algorithm for 3D Orientation Detection with Inertial/Magnetic Sensors“. In: *Innovations and Advances in Computing, Informatics, Systems Sciences, Networking and Engineering*. Hrsg. von T. Sobh und K. Elleithy. Cham: Springer International Publishing, S. 305–310 (zitiert auf Seite 131).
- Admoni, H., A. Dragan, S. S. Srinivasa und B. Scassellati (2014). „Deliberate Delays during Robot-to-Human Handovers Improve Compliance with Gaze Communication“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. Bielefeld, Germany, S. 49–56 (zitiert auf Seite 24).
- Aleotti, J., V. Micelli und S. Caselli (2012). „Comfortable robot to human object hand-over“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 771–776 (zitiert auf den Seiten 58, 60, 61, 64, 65, 72, 107).
- Aleotti, J., V. Micelli und S. Caselli (2014). „An Affordance Sensitive System for Robot to Human Object Handover“. In: *International Journal of Social Robotics* 6.4, S. 653–666 (zitiert auf den Seiten 55, 56, 58, 61).
- Althaus, P., H. Ishiguro, T. Kanda, T. Miyashita und H. I. Christensen (2004). „Navigation for human-robot interaction tasks“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Bd. 2, 1894–1900 Vol.2 (zitiert auf den Seiten 21, 90).
- Aly, A., S. Griffiths und F. Stramandinoli (2017). „Metrics and benchmarks in human-robot interaction: Recent advances in cognitive robotics“. In: *Cognitive Systems Research* 43, S. 313–323 (zitiert auf Seite 68).
- Angestellte Schweiz und DemoSCOPE (2019). *Einstellungen gegenüber Robotern*. Online. <https://angestellte.ch/assets/Publikationen/Umfrage-Angestellte-Schweiz-Demoscope-Einstellungen-gegenueber-Robotern-201902.pdf>; abgerufen am 24. Januar 2020. (zitiert auf Seite 5).
- Argyle, M. und M. Cook (1976). „Gaze and mutual gaze.“ In: (Zitiert auf Seite 23).
- Baerlocher, P. und R. Boulic (2004). „An inverse kinematics architecture enforcing an arbitrary number of strict priority levels“. In: *The visual computer* 20.6, S. 402–417 (zitiert auf Seite 45).
- Bartneck, C., D. Kulić, E. Croft und S. Zoghbi (2009). „Measurement instruments for the anthropomorphism, animacy, likeability, perceived intelligence, and perceived safety of robots“. In: *International Journal of Social Robotics* 1.1, S. 71–81 (zitiert auf den Seiten 11, 68, 69).
- Basili, P., M. Huber, T. Brandt, S. Hirche und S. Glasauer (2009). „Investigating Human-Human Approach and Hand-Over“. In: *Human Centered Robot Systems: Cognition, Interaction, Technology*. Hrsg. von H. Ritter, G. Sagerer, R. Dillmann und M. Buss. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 151–160 (zitiert auf den Seiten 5, 19, 22, 25).
- Bayrhuber, H. und H. Linder (2005). *Biologie : Lehrbuch für die Oberstufe*. Hannover [u.a.]: Schroedel (zitiert auf Seite 65).

- Bdiwi, M., J. Suchý und A. Winkler (2013). „Handing-over model-free objects to human hand with the help of vision/force robot control“. In: *International Multi-Conferences on Systems, Signals Devices (SSD)*, S. 1–6 (zitiert auf den Seiten 67, 115).
- Bedaf, S., G. J. Gelderblom und L. de Witte (2015). „Overview and Categorization of Robots Supporting Independent Living of Elderly People: What Activities Do They Support and How Far Have They Developed“. In: *Assistive Technology* 27.2, S. 88–100 (zitiert auf Seite 1).
- Ben Amor, H., G. Neumann, S. Kamthe, O. Kroemer und J. Peters (2014). „Interaction primitives for human-robot cooperation tasks“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 2831–2837 (zitiert auf Seite 40).
- Berenson, D., S. S. Srinivasa, D. Ferguson, A. Collet und J. J. Kuffner (2009a). „Manipulation planning with Workspace Goal Regions“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 618–624 (zitiert auf Seite 43).
- Berenson, D., S. S. Srinivasa, D. Ferguson und J. J. Kuffner (2009b). „Manipulation planning on constraint manifolds“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 625–632 (zitiert auf Seite 44).
- Berk, L. E. und U. Schönplflug (2011). *Entwicklungspsychologie / Laura E. Berk*. ps, Psychologie. Pearson Studium (zitiert auf Seite 70).
- Bestick, A., R. Bajcsy und A. D. Dragan (2016). „Implicitly Assisting Humans to Choose Good Grasps in Robot to Human Handovers“. In: *International Symposium on Experimental Robotics (ISER)*. Hrsg. von D. Kulić, Y. Nakamura, O. Khatib und G. Venture. Cham: Springer International Publishing, S. 341–354 (zitiert auf den Seiten 56, 60, 62).
- Bestick, A., S. A. Burden, G. Willits et al. (2015). „Personalized kinematics for human-robot collaborative manipulation“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 1037–1044 (zitiert auf den Seiten 56, 60, 61, 107).
- Bestick, A., R. Pandya, R. Bajcsy und A. D. Dragan (2018). „Learning Human Ergonomic Preferences for Handovers“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 3257–3264 (zitiert auf den Seiten 57, 60, 62).
- Bicchi, A., M. A. Peshkin und J. E. Colgate (2008). „Safety for Physical Human–Robot Interaction“. In: *Springer Handbook of Robotics*. Hrsg. von B. Siciliano und O. Khatib. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 1335–1348 (zitiert auf Seite 3).
- Bohren, J., R. B. Rusu, E. Gil Jones et al. (2011). „Towards autonomous robotic butlers: Lessons learned with the PR2“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, S. 5568–5575 (zitiert auf Seite 67).
- Bollini, M., S. Tellex, T. Thompson, N. Roy und D. Rus (2013). „Interpreting and Executing Recipes with a Cooking Robot“. In: *International Symposium on Experimental Robotics (ISER)*. Hrsg. von J. P. Desai, G. Dudek, O. Khatib und V. Kumar. Heidelberg: Springer International Publishing, S. 481–495 (zitiert auf Seite 1).
- Boucsein, W. (2012). „Applications of Electrodermal Recording“. In: *Electrodermal Activity*. Boston, MA: Springer US, S. 259–523 (zitiert auf Seite 70).
- Breteler, M. D. K., S. C. Gielen und R. G. Meulenbroek (2001). „End-point constraints in aiming movements: effects of approach angle and speed“. In: *Biological Cybernetics* 85.1, S. 65–75 (zitiert auf den Seiten 33, 35).

- Burke, J., M. Lineberry, K. S. Pratt et al. (2008). „Toward developing hri metrics for teams: Pilot testing in the field“. In: *Workshop on Metrics for Human-Robot Interaction*, S. 21–28 (zitiert auf Seite 68).
- Busch, B., G. Maeda, Y. Mollard, M. Demangeat und M. Lopes (2017). „Postural optimization for an ergonomic human-robot interaction“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 2778–2785 (zitiert auf den Seiten 43, 53, 55, 60, 62, 107).
- Butler, J. T. und A. Agah (2001). „Psychological Effects of Behavior Patterns of a Mobile Personal Robot“. In: *Autonomous Robots* 10.2, S. 185–202 (zitiert auf den Seiten 4, 21, 94).
- Čaić, M., G. Odekerken-Schröder und D. Mahr (2018). „Service robots: value co-creation and co-destruction in elderly care networks“. In: *Journal of Service Management* (zitiert auf Seite 1).
- Cakmak, M., S. S. Srinivasa, M. K. Lee, J. Forlizzi und S. Kiesler (2011a). „Human Preferences for Robot-Human Hand-Over Configurations“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 1986–1993 (zitiert auf den Seiten 20, 22, 54–57, 60–62, 67, 72, 91, 94, 107).
- Cakmak, M., S. S. Srinivasa, M. K. Lee, S. Kiesler und J. Forlizzi (2011b). „Using Spatial and Temporal Contrast for Fluent Robot-Human Hand-Overs“. In: *International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. HRI '11. Lausanne, Switzerland: Association for Computing Machinery, S. 489–496 (zitiert auf den Seiten 44, 49, 94, 95).
- Caliskan, E., A. Haddadi, H. F. M. Van der Loos, J. A. Alcazar und E. A. Croft (2012). „Identifying nonverbal cues for automated human-robot turn-taking“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 418–423 (zitiert auf Seite 25).
- Cao, Z., G. Hidalgo Martinez, T. Simon, S. Wei und Y. A. Sheikh (2019). „OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)* (zitiert auf den Seiten 36, 109).
- Cao, Z., T. Simon, S.-E. Wei und Y. Sheikh (2017). „Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields“. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (zitiert auf den Seiten 36, 109).
- Carpinella, C. M., A. B. Wyman, M. A. Perez und S. J. Stroessner (2017). „The robotic social attributes scale (RoSAS) development and validation“. In: *ACM/IEEE International Conference on human-robot interaction (HRI)*, S. 254–262 (zitiert auf Seite 69).
- Cavallo, A., A. Cirillo, P. Cirillo et al. (2014). „Experimental Comparison of Sensor Fusion Algorithms for Attitude Estimation“. In: *IFAC Proceedings Volumes* 47.3. 19th IFAC World Congress, S. 7585–7591 (zitiert auf Seite 131).
- Chaminade, T. (2008). „Social resonance: a theoretical framework and benchmarks to evaluate the social competence of humanoid robots“. In: *Workshop on Metrics for Human-Robot Interaction*, S. 45–52 (zitiert auf Seite 68).
- Chan, W. P., Y. Kakiuchi, K. Okada und M. Inaba (2014). „Determining proper grasp configurations for handovers through observation of object movement patterns and inter-object interactions during usage“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 1355–1360 (zitiert auf den Seiten 58, 60, 62).

- Chan, W. P., I. Kumagai, S. Nozawa et al. (2013). „Creating socially acceptable robots: Learning grasp configurations for object handovers from demonstrations“. In: *IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO)*, S. 94–99 (zitiert auf den Seiten 57, 60, 62–64, 66, 71, 72).
- Chan, W. P., K. Nagahama, H. Yaguchi et al. (2015a). „Implementation of a framework for learning handover grasp configurations through observation during human-robot object handovers“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 1115–1120 (zitiert auf den Seiten 58, 60, 62).
- Chan, W. P., M. K. X. J. Pan, E. A. Croft und M. Inaba (2020). „An Affordance and Distance Minimization Based Method for Computing Object Orientations for Robot Human Handovers“. In: *International Journal of Social Robotics* 12.1, S. 143–162 (zitiert auf Seite 108).
- (2015b). „Characterization of handover orientations used by humans for efficient robot to human handovers“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 1–6 (zitiert auf den Seiten 57, 60, 62, 95, 96).
- Chan, W. P., C. A. Parker, H. M. Van der Loos und E. A. Croft (2012). „Grip Forces and Load Forces in Handovers: Implications for Designing Human-Robot Handover Controllers“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. HRI '12. Boston, Massachusetts, USA: Association for Computing Machinery, S. 9–16 (zitiert auf den Seiten 63, 64).
- Chiaverini, S., B. Siciliano und O. Egeland (1994). „Review of the damped least-squares inverse kinematics with experiments on an industrial robot manipulator“. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 2.2, S. 123–134 (zitiert auf Seite 47).
- Choi, Y. S., T. Chen, A. Jain et al. (2009). „Hand it over or set it down: A user study of object delivery with an assistive mobile manipulator“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 736–743 (zitiert auf Seite 65).
- Choset, H., S. Hutchinson, K. Lynch et al. (2005). *Principles of Robot Motion - Theory, Algorithms, and Implementation*. Cambridge: MIT Press (zitiert auf den Seiten 90, 91, 93).
- Cini, F., V. Ortenzi, P. Corke und M. Controzzi (2019). „On the choice of grasp type and location when handing over an object“. In: *Science Robotics* 4.27. eprint: <https://robotics.sciencemag.org/content/4/27/eaau9757.full.pdf> (zitiert auf den Seiten 58, 60, 62).
- Clark, H. H. (1996). *Using language*. Cambridge University Press (zitiert auf Seite 23).
- Cohen, B. J., S. Chitta und M. Likhachev (2010). „Search-based planning for manipulation with motion primitives“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 2902–2908 (zitiert auf Seite 43).
- Cohen, J. (1992). „A power primer.“ In: *Psychological bulletin* 112.1, S. 155 (zitiert auf den Seiten 167, 168, 172, 180, 188, 189, 194–197).
- Controzzi, M., H. Singh, F. Cini et al. (2018). „Humans adjust their grip force when passing an object according to the observed speed of the partner’s reaching out movement“. In: *Experimental brain research* 236.12, S. 3363–3377 (zitiert auf den Seiten 64, 65).
- Corke, P. (2017). *Robotics, Vision and Control: Fundamental Algorithms In MATLAB*. 2nd. Springer International Publishing (zitiert auf den Seiten 7, 27, 60).

- Cutkosky, M. R. (1989). „On grasp choice, grasp models, and the design of hands for manufacturing tasks“. In: *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 5.3, S. 269–279 (zitiert auf Seite 58).
- Daniel, C., M. Viering, J. Metz, O. Kroemer und J. Peters (2014). „Active Reward Learning“. In: *Robotics: Science and Systems X* (zitiert auf Seite 40).
- Deisenroth, M. P., G. Neumann und J. Peters (2011). „A Survey on Policy Search for Robotics“. In: *Foundations and Trends® in Robotics* 2.1–2, S. 1–142 (zitiert auf Seite 40).
- Doering, N., S. Poeschl, H.-M. Gross et al. (2015). „User-Centered Design and Evaluation of a Mobile Shopping Robot“. In: *International Journal of Social Robotics* 7.2, S. 203–225 (zitiert auf Seite 3).
- Duarte, N. F., M. Raković und J. Santos-Victor (2019). „Coupling of Arm Movements during Human-Robot Interaction: the handover case“. In: *IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 1–6 (zitiert auf Seite 45).
- Edsinger, A. und C. C. Kemp (2007). „Human-Robot Interaction for Cooperative Manipulation: Handing Objects to One Another“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 1167–1172 (zitiert auf den Seiten 25, 66, 67, 118).
- Eguíluz, A. G., I. Rañó, S. A. Coleman und T. M. McGinnity (2017). „Reliable object handover through tactile force sensing and effort control in the Shadow Robot hand“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 372–377 (zitiert auf Seite 67).
- Ehrenstein, W. und B. Arnold-Schulz-Gahmen (2000). *Seitenbevorzugung – Selbsttest*. Online. Verfügbar unter: <https://www.ifado.de/seitenbevorzugung-selbsttest/>; abgerufen am 5. April 2021. (zitiert auf Seite 165).
- Endo, S., G. Pegman, M. Burgin, T. Toumi und A. M. Wing (2012). „Haptics in between-person object transfer“. In: *International Conference on Human Haptic Sensing and Touch Enabled Computer Applications*. Springer, S. 103–111 (zitiert auf den Seiten 63, 64).
- Engelberger, J. F. (2007). „Historical Perspective and Role in Automation“. In: *Handbook of Industrial Robotics*. John Wiley & Sons, Ltd. Kap. 1, S. 1–10 (zitiert auf Seite 1).
- European Commission (2015). *Special Eurobarometer 427 - Autonomous Systems*. Online. https://ec.europa.eu/comfrontoffice/publicopinion/archives/ebs/ebs_427_en.pdf; abgerufen am 24. Januar 2020. (zitiert auf Seite 5).
- (2017). *Special Eurobarometer 460 - Attitudes towards the impact of digitisation and automation on daily life*. Online. https://ec.europa.eu/jrc/communities/sites/jrccties/files/ebs_460_en.pdf; abgerufen am 24. Januar 2020. (zitiert auf den Seiten 5, 6).
- Euston, M., P. Coote, R. Mahony, J. Kim und T. Hamel (2008). „A complementary filter for attitude estimation of a fixed-wing UAV“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 340–345 (zitiert auf Seite 131).
- Ewerton, M., G. Neumann, R. Lioutikov et al. (2015). „Learning multiple collaborative tasks with a mixture of Interaction Primitives“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 1535–1542 (zitiert auf Seite 48).
- Fahr, A. und M. Hofer (2013). „Psychophysiologische Messmethoden“. In: *Handbuch standardisierte Erhebungsverfahren in der Kommunikationswissenschaft*. Springer, S. 347–365 (zitiert auf den Seiten 70, 164).

- Feix, T., J. Romero, H. Schmiedmayer, A. M. Dollar und D. Kragic (2016). „The GRASP Taxonomy of Human Grasp Types“. In: *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 46.1, S. 66–77 (zitiert auf den Seiten 58, 79, 80, 104).
- Fitts, P. M. (1954). „The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement.“ In: *Journal of Experimental Psychology* 47.6, S. 381 (zitiert auf Seite 34).
- Flash, T. und N. Hogan (1985). „The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model“. In: *Journal of Neuroscience* 5.7, S. 1688–1703. eprint: <https://www.jneurosci.org/content/5/7/1688.full.pdf> (zitiert auf den Seiten 26, 30, 32, 33, 36, 127, 133).
- Fourati, H., N. Manamanni, L. Afilal und Y. Handrich (2013). „Position estimation approach by Complementary Filter-aided IMU for indoor environment“. In: *European Control Conference (ECC)*, S. 4208–4213 (zitiert auf Seite 131).
- Georgopoulos, A. P., J. F. Kalaska und J. T. Massey (1981). „Spatial trajectories and reaction times of aimed movements: effects of practice, uncertainty, and change in target location“. In: *Journal of Neurophysiology* 46.4. PMID: 7288461, S. 725–743. eprint: <https://doi.org/10.1152/jn.1981.46.4.725> (zitiert auf Seite 30).
- Gharbi, M., P. Paubel, A. Clodic et al. (2015). „Toward a better understanding of the communication cues involved in a human-robot object transfer“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 319–324 (zitiert auf Seite 24).
- Ghazaei Ardakani, M. M., B. Olofsson, A. Robertsson und R. Johansson (2019). „Model Predictive Control for Real-Time Point-to-Point Trajectory Generation“. In: *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering (T-ASE)* (zitiert auf Seite 152).
- Goodrich, M. A. und A. C. Schultz (2008). „Human–Robot Interaction: A Survey“. In: *Foundations and Trends® in Human–Computer Interaction* 1.3, S. 203–275 (zitiert auf Seite 2).
- Graham, E. D. und C. L. MacKenzie (1996). „Physical versus virtual pointing“. In: *SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, S. 292–299 (zitiert auf Seite 35).
- Gribovskaya, E., S. M. Khansari-Zadeh und A. Billard (2011). „Learning non-linear multivariate dynamics of motion in robotic manipulators“. In: *International Journal of Robotics Research* 30.1, S. 80–117 (zitiert auf Seite 40).
- Grigore, E. C., K. Eder, A. G. Pipe, C. Melhuish und U. Leonards (2013). „Joint action understanding improves robot-to-human object handover“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 4622–4629 (zitiert auf den Seiten 23, 24, 71).
- Hägele, M. (2016). „Robots Conquer the World [Turning Point]“. In: *IEEE Robotics & Automation Magazine* 23.1, S. 120–118 (zitiert auf Seite 1).
- Hall, E. (1969). *The Hidden Dimension*. Bodley Head (zitiert auf den Seiten 20, 21, 73, 91).
- Halmetschlager-Funek, G., M. Suchi, M. Kampel und M. Vincze (2019). „An Empirical Evaluation of Ten Depth Cameras: Bias, Precision, Lateral Noise, Different Lighting Conditions and Materials, and Multiple Sensor Setups in Indoor Environments“. In: *IEEE Robotics & Automation Magazine* 26.1, S. 67–77 (zitiert auf Seite 7).

- Hamel, T. und R. Mahony (2006). „Attitude estimation on SO[3] based on direct inertial measurements“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 2170–2175 (zitiert auf Seite 131).
- Han, Z. und H. Yanco (2019). „The Effects of Proactive Release Behaviors During Human-Robot Handovers“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, S. 440–448 (zitiert auf den Seiten 65, 67).
- Hans, M., B. Graf und R. D. Schraft (2002). „Robotic home assistant Care-O-bot: past-present-future“. In: *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 380–385 (zitiert auf Seite 1).
- Harris, C. M. und D. M. Wolpert (1998). „Signal-dependent noise determines motor planning“. In: *Nature* 394.6695, S. 780–784 (zitiert auf Seite 36).
- Hart, S. G. und L. E. Staveland (1988). „Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research“. In: *Advances in psychology*. Bd. 52. Elsevier, S. 139–183 (zitiert auf Seite 69).
- Hendrich, N., H. Bistry, J. Liebrecht und J. Zhang (2014). „Natural Robot-Human Handover Combining Force and Tactile Sensors“. In: *Workshop on Assistance and Service Robotics in a Human Environment*, S. 1–7 (zitiert auf den Seiten 66, 67).
- Hendrich, N., J. Liebrecht, H. Bistry und J. Zhang (2016). *Optimal Interaction Forces for Natural Robot-Human Handover*. Techn. Ber. Tech. rep (zitiert auf Seite 67).
- Hersch, M., F. Guenter, S. Calinon und A. Billard (2008). „Dynamical system modulation for robot learning via kinesthetic demonstrations“. In: *IEEE Transactions on Robotics (T-RO)* 24.6, S. 1463–1467 (zitiert auf den Seiten 40, 47).
- Hoffman, G. (2019). „Evaluating fluency in human–robot collaboration“. In: *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 49.3, S. 209–218 (zitiert auf den Seiten 69, 72).
- Höflich, J. R. und A. El Bayed (2015). „Perception, Acceptance, and the Social Construction of Robots—Exploratory Studies“. In: *Social Robots from a Human Perspective*. Hrsg. von J. Vincent, S. Taipale, B. Sapiro, G. Lugano und L. Fortunati. Cham: Springer International Publishing, S. 39–51 (zitiert auf Seite 7).
- Holthaus, P. (2014). „Approaching human-like spatial awareness in social robotics: an investigation of spatial interaction strategies with a receptionist robot“. Diss. Universität Bielefeld (zitiert auf Seite 14).
- Holzapfel, H., R. Mikut, C. Burghart und R. Häußling (2008). „Steps to creating metrics for human-like movements and communication skills (of robots)“. In: *Workshop on Metrics for Human-Robot Interaction*. Citeseer, S. 3–11 (zitiert auf den Seiten 68, 69, 72).
- Hoppenfeld, S. und R. Hutton (1976). *Physical Examination of the Spine and Extremities*. Prentice Hall (zitiert auf Seite 30).
- Huang, C.-M., M. Cakmak und B. Mutlu (2015). „Adaptive Coordination Strategies for Human-Robot Handovers.“ In: *Robotics: Science and Systems*. Bd. 11. Rome, Italy (zitiert auf den Seiten 36, 42).

- Huber, M., H. Radrich, C. Wendt et al. (2009). „Evaluation of a novel biologically inspired trajectory generator in human-robot interaction“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 639–644 (zitiert auf den Seiten 5, 36, 41, 43, 44, 48, 52, 125, 133).
- Huber, M., M. Rickert, A. Knoll, T. Brandt und S. Glasauer (2008). „Human-robot interaction in handing-over tasks“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 107–112 (zitiert auf den Seiten 4, 20, 36, 41–43, 46, 49, 50, 52, 53, 71).
- Huttenrauch, H. und K. S. Eklundh (2002). „Fetch-and-carry with CERO: observations from a long-term user study with a service robot“. In: *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 158–163 (zitiert auf Seite 1).
- Ijspeert, A. J., J. Nakanishi und S. Schaal (2003). „Learning attractor landscapes for learning motor primitives“. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*, S. 1547–1554 (zitiert auf Seite 40).
- Ijspeert, A. J., J. Nakanishi und S. Schaal (2002). „Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Bd. 2. IEEE, S. 1398–1403 (zitiert auf Seite 40).
- Inoue, K., S. Nonaka, Y. Ujiie, T. Takubo und T. Arai (2005). „Comparison of human psychology for real and virtual mobile manipulators“. In: *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 73–78 (zitiert auf Seite 11).
- Itoh, K., H. Miwa, Y. Nukariya et al. (2006). „Development of a Bioinstrumentation System in the Interaction between a Human and a Robot“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 2620–2625 (zitiert auf Seite 70).
- Jacobs, T. und G. S. Virk (2014). „ISO 13482 - The new safety standard for personal care robots“. In: *International Symposium on Robotics (ISR)*, S. 1–6 (zitiert auf Seite 3).
- Jain, A., B. Wojcik, T. Joachims und A. Saxena (2013). „Learning Trajectory Preferences for Manipulators via Iterative Improvement“. In: *Advances in Neural Information Processing Systems 26*. Hrsg. von C. J. C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani und K. Q. Weinberger. Curran Associates, Inc., S. 575–583 (zitiert auf Seite 40).
- Jansen, D. und H. Buttner (2004). „Real-time Ethernet: the EtherCAT solution“. In: *Computing and Control Engineering* 15, 16–21(5) (zitiert auf Seite 81).
- Jindai, M., S. Shibata, T. Yamamoto und A. Shimizu (2003). „A Study on Robot-Human System with Consideration of Individual Preferences, 1st Report, Construction of a Planar-Two-Degrees-of-Freedom Robot System for Handing over Motion Based on Image Processing“. In: *JSME International Journal Series C Mechanical Systems, Machine Elements and Manufacturing* 46.3, S. 1075–1083 (zitiert auf den Seiten 36, 42, 44, 49).
- Jindai, M., S. Shibata, T. Yamamoto und T. Watanabe (2006). „A Study on Robot-Human System with Consideration of Individual Preferences, 2nd Report, Multimodal Human-Machine Interface for Object-Handing Robot System“. In: *JSME International Journal Series C Mechanical Systems, Elements and Manufacturing* 49.4, S. 1033–1039 (zitiert auf Seite 36).

- Joose, M., A. Sardar, M. Lohse und V. Evers (2013). „BEHAVE-II: The revised set of measures to assess users' attitudinal and behavioral responses to a social robot“. In: *International Journal of Social Robotics* 5.3, S. 379–388 (zitiert auf Seite 71).
- Kajikawa, S. und E. Ishikawa (2000). „Trajectory planning for hand-over between human and robot“. In: *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 281–287 (zitiert auf den Seiten 18–20, 36, 41, 44, 49, 52, 113, 125).
- Kajikawa, S., N. Saito und H. Okano (2002). „Receiver robot's motion for handing-over with a human“. In: *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 494–499 (zitiert auf den Seiten 36, 43, 49, 52).
- Kalakrishnan, M., S. Chitta, E. Theodorou, P. Pastor und S. Schaal (2011). „STOMP: Stochastic trajectory optimization for motion planning“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 4569–4574 (zitiert auf Seite 43).
- Kamakura, N., M. Matsuo, H. Ishii, F. Mitsuboshi und Y. Miura (1980). „Patterns of Static Prehension in Normal Hands“. In: *American Journal of Occupational Therapy (AJOT)* 34.7, S. 437–445. eprint: https://ajot.aota.org/aota/content_public/journal/ajot/930589/437.pdf (zitiert auf Seite 58).
- Karrer, K., C. Glaser, C. Clemens und C. Bruder (2009). „Technikaffinität erfassen – der Fragebogen TA-EG“. In: *ZMMS Spektrum* 29 (zitiert auf den Seiten 69, 165).
- Kessler, J., C. Schroeter und H.-M. Gross (2011). „Approaching a Person in a Socially Acceptable Manner Using a Fast Marching Planner“. In: *Intelligent Robotics and Applications (ICIRA)*. Hrsg. von S. Jeschke, H. Liu und D. Schilberg. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 368–377 (zitiert auf Seite 22).
- Khansari-Zadeh, S. M. und A. Billard (2010). „Imitation learning of globally stable non-linear point-to-point robot motions using nonlinear programming“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, S. 2676–2683 (zitiert auf Seite 40).
- Kidd, C. D., W. Taggart und S. Turkle (2006). „A sociable robot to encourage social interaction among the elderly“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 3972–3976 (zitiert auf Seite 1).
- Kim, I. und H. Inooka (1992). „Hand-over of an object between human and robot“. In: *IEEE International Workshop on Robot and Human Communication (RO-MAN)*, S. 199–203 (zitiert auf Seite 63).
- Kim, I., N. Nakazawa und H. Inooka (2002). „Control of a robot hand emulating human's hand-over motion“. In: *Mechatronics* 12.1, S. 55–69 (zitiert auf Seite 65).
- Kirchner, N., A. Alempijevic und G. Dissanayake (2011). „Nonverbal Robot-Group Interaction Using an Imitated Gaze Cue“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, S. 497–504 (zitiert auf Seite 24).
- Koay, K. L., E. A. Sisbot, D. S. Syrdal et al. (2007). „Exploratory study of a robot approaching a person in the context of handing over an object.“ In: *AAAI Spring Symposium: Multidisciplinary Collaboration for Socially Assistive Robotics*, S. 18–24 (zitiert auf den Seiten 20, 22, 60, 61, 91).
- Koay, K. L., M. L. Walters und K. Dautenhahn (2005). „Methodological issues using a comfort level device in human-robot interactions“. In: *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 359–364 (zitiert auf Seite 11).

- Kobayashi, F., K. Okamoto und F. Kojima (2014). „Robot-human handover based on position and posture of human hand“. In: *International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, S. 918–921 (zitiert auf den Seiten 56, 60, 61).
- Koene, A., S. Endo, A. Remazeilles, M. Prada und A. M. Wing (2014a). „Experimental testing of the CogLaboration prototype system for fluent Human-Robot object handover interactions“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 249–254 (zitiert auf den Seiten 36, 45, 49).
- Koene, A., A. Remazeilles, M. Prada et al. (2014b). „Relative importance of spatial and temporal precision for user satisfaction in human-robot object handover interactions“. In: *International Symposium on New Frontiers in Human-Robot Interaction* (zitiert auf den Seiten 36, 42).
- Konjević, B., M. Punčec und Z. Kovačić (2012). „Two approaches to bounded jerk trajectory planning“. In: *International Workshop on Advanced Motion Control (AMC)*, S. 1–7 (zitiert auf Seite 152).
- Kruse, T., A. K. Pandey, R. Alami und A. Kirsch (2013). „Human-aware robot navigation: A survey“. In: *Robotics and Autonomous Systems* 61.12, S. 1726–1743 (zitiert auf den Seiten 90, 94).
- Kshirsagar, A., H. Kress-Gazit und G. Hoffman (2019). „Specifying and Synthesizing Human-Robot Handovers“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 5930–5936 (zitiert auf den Seiten 18, 19, 45, 49).
- Kuffner, J. J. und S. M. LaValle (2000). „RRT-connect: An efficient approach to single-query path planning“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Bd. 2. IEEE, S. 995–1001 (zitiert auf Seite 45).
- Kühnel, W. (2013). *Differentialgeometrie - Kurven - Flächen - Mannigfaltigkeiten*. 6. Aufl. Berlin Heidelberg New York: Springer-Verlag (zitiert auf Seite 30).
- Kulić, D. und E. Croft (2005). „Anxiety detection during human-robot interaction“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 616–621 (zitiert auf Seite 11).
- (2007). „Physiological and subjective responses to articulated robot motion“. In: *Robotica* 25.1, S. 13–27 (zitiert auf den Seiten 11, 70).
- Kupcsik, A., D. Hsu und W. S. Lee (2018). „Learning Dynamic Robot-to-Human Object Handover from Human Feedback“. In: *Robotics Research*. Hrsg. von A. Bicchi und W. Burgard. Cham: Springer International Publishing, S. 161–176 (zitiert auf Seite 40).
- Kwan, J., C. Tan und A. Cosgun (2020). „Gesture Recognition for Initiating Human-to-Robot Handovers“. In: *arXiv preprint arXiv:2007.09945* (zitiert auf Seite 25).
- Lacquaniti, F., C. Terzuolo und P. Viviani (1983). „The law relating the kinematic and figural aspects of drawing movements“. In: *Acta psychologica* 54.1-3, S. 115–130 (zitiert auf Seite 30).
- Lallée, S., K. Hamann, J. Steinwender et al. (2013). „Cooperative human robot interaction systems: IV. Communication of shared plans with Naïve humans using gaze and speech“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 129–136 (zitiert auf den Seiten 26, 122).

- Leal, D. und Y. Yihun (2019). „Progress in Human-Robot Collaboration for Object Handover“. In: *IEEE International Symposium on Measurement and Control in Robotics (ISMCR)*, S. C3-2-1-C3-2-6 (zitiert auf Seite 26).
- Lee, M. K., J. Forlizzi, S. Kiesler, M. Cakmak und S. Srinivasa (2011). „Predictability or adaptivity? Designing robot handoffs modeled from trained dogs and people“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, S. 179–180 (zitiert auf den Seiten 17–19, 56, 60, 61).
- Li, D., P. L. P. Rau und Y. Li (2010). „A cross-cultural study: Effect of robot appearance and task“. Englisch. In: *International Journal of Social Robotics* 2.2, S. 175–186 (zitiert auf Seite 5).
- Lippert, H. (2013). *Anatomie am Lebenden: Ein Übungsprogramm für Medizinstudenten*. Springer-Lehrbuch. Springer Berlin Heidelberg (zitiert auf Seite 29).
- Lippert, L. (2006). *Clinical Kinesiology and Anatomy*. F.A. Davis (zitiert auf den Seiten 27–29).
- Liu, C., C. T. Ishi, H. Ishiguro und N. Hagita (2012). „Generation of nodding, head tilting and eye gazing for human-robot dialogue interaction“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, S. 285–292 (zitiert auf Seite 14).
- Lohse, M. (2007). *Nutzerfreundliche Mensch-Roboter-Interaktion. Kriterien für die Gestaltung von Personal Service Robots* (zitiert auf Seite 4).
- Madgwick, S. O. H., A. J. L. Harrison und R. Vaidyanathan (2011). „Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm“. In: *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, S. 1–7 (zitiert auf Seite 132).
- Maeda, G., M. Ewerton, G. Neumann, R. Lioutikov und J. Peters (2017). „Phase estimation for fast action recognition and trajectory generation in human–robot collaboration“. In: *International Journal of Robotics Research (IJRR)* 36.13-14, S. 1579–1594 (zitiert auf den Seiten 13, 48, 49, 53).
- Maeda, G., G. Neumann, M. Ewerton et al. (2016). „Probabilistic movement primitives for coordination of multiple human–robot collaborative tasks“. In: *Autonomous Robots* 41.3, S. 593–612 (zitiert auf Seite 48).
- Mahony, R., T. Hamel und J. Pflimlin (2008). „Nonlinear Complementary Filters on the Special Orthogonal Group“. In: *IEEE Transactions on Automatic Control (TACON)* 53.5, S. 1203–1218 (zitiert auf Seite 131).
- Mainprice, J., M. Gharbi, T. Siméon und R. Alami (2012). „Sharing effort in planning human-robot handover tasks“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 764–770 (zitiert auf den Seiten 22, 72).
- Martinson, E., A. H. Quispe und K. Oguchi (2017). „Towards understanding user preferences in robot-human handovers: How do we decide?“ In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 516–521 (zitiert auf den Seiten 58–61).
- Mason, A. H. und C. L. MacKenzie (2005). „Grip forces when passing an object to a partner“. In: *Experimental Brain Research* 163.2, S. 173–187 (zitiert auf den Seiten 63, 64).
- Matamoros, M., C. Rascon, S. Wachsmuth et al. (2019). *RoboCup@Home 2019: Rules and Regulations (draft)*. http://www.robocupathome.org/rules/2019_rulebook.pdf (zitiert auf Seite 8).

- Mazhar, O., S. Ramdani, B. Navarro, R. Passama und A. Cherubini (2018). „Towards Real-Time Physical Human-Robot Interaction Using Skeleton Information and Hand Gestures“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 1–6 (zitiert auf Seite 25).
- Medina, J. R., F. Duvallet, M. Karnam und A. Billard (2016). „A human-inspired controller for fluid human-robot handovers“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 324–331 (zitiert auf den Seiten 18–20, 42, 45, 49, 66, 67, 71, 72).
- Meyer zu Borgsen, S. (2020). „Nonverbal Communication During Human-Robot Object Handover. Improving Predictability of Humanoid Robots by Gaze and Gestures in Close Interaction“. Diss. Universität Bielefeld (zitiert auf den Seiten 24, 113).
- Meyer zu Borgsen, S., J. Bernotat und S. Wachsmuth (2017). „Hand in Hand with Robots: Differences Between Experienced and Naive Users in Human-Robot Handover Scenarios“. In: *International Conference on Social Robotics (ICSR)*. Hrsg. von A. Kheddar, E. Yoshida, S. S. Ge et al. Cham: Springer International Publishing, S. 587–596 (zitiert auf den Seiten 7, 25).
- Mohammad, Y. und T. Nishida (2015). *Data mining for social robotics*. Springer (zitiert auf den Seiten 11, 14).
- Mohs, C., J. Hurtienne, D. Scholz und M. Rotting (2006). „Intuitivität: definierbar, beeinflussbar, überprüfbar!“ In: S. 215–224 (zitiert auf Seite 12).
- Monkman, G., S. Hesse, R. Steinmann und H. Schunk (2007). *Robot Grippers*. Wiley (zitiert auf Seite 7).
- Morasso, P. (1981). „Spatial control of arm movements“. In: *Experimental Brain Research* 42.2, S. 223–227 (zitiert auf Seite 30).
- Mori, M., K. F. MacDorman und N. Kageki (2012). „The Uncanny Valley [From the Field]“. In: *IEEE Robotics & Automation Magazine* 19.2, S. 98–100 (zitiert auf Seite 4).
- Munasinghe, S. R., M. Nakamura, S. Goto und N. Kyura (2001). „Optimum contouring of industrial robot arms under assigned velocity and torque constraints“. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)* 31.2, S. 159–167 (zitiert auf Seite 152).
- Nagata, K., Y. Oosaki, M. Kakikura und H. Tsukune (1998). „Delivery by hand between human and robot based on fingertip force-torque information“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Bd. 2, 750–757 vol.2 (zitiert auf Seite 65).
- Naumann, A., J. Hurtienne, J. H. Israel et al. (2007). „Intuitive Use of User Interfaces: Defining a Vague Concept“. In: *International Conference on Engineering Psychology and Cognitive Ergonomics (EPSE)*. Hrsg. von D. Harris. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 128–136 (zitiert auf Seite 12).
- Ng, A. Y. und S. Russell (2000). „Algorithms for Inverse Reinforcement Learning“. In: *International Conference on Machine Learning (ICML)*. Morgan Kaufmann, S. 663–670 (zitiert auf Seite 40).
- Nguyen, P. D. H., F. Bottarel, U. Pattacini et al. (2018a). „Merging Physical and Social Interaction for Effective Human-Robot Collaboration“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 1–9 (zitiert auf den Seiten 46, 49).

- Nguyen, P. D. H., M. Hoffmann, A. Roncone, U. Pattacini und G. Metta (2018b). „Compact Real-Time Avoidance on a Humanoid Robot for Human-Robot Interaction“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. HRI '18. Chicago, IL, USA: Association for Computing Machinery, S. 416–424 (zitiert auf Seite 47).
- Nielsen, C. W., D. J. Bruemmer, D. A. Few und D. I. Gertman (2008). „Framing and evaluating human-robot interactions“. In: *Workshop on Metrics for Human-Robot Interaction*, S. 29–36 (zitiert auf Seite 68).
- Nomura, T., T. Suzuki, T. Kanda und K. Kato (2006). „Measurement of negative attitudes toward robots“. In: *Interaction Studies* 7.3, S. 437–454 (zitiert auf den Seiten 69, 165).
- Ortenzi, V., A. Cosgun, T. Pardi et al. (2021). „Object Handovers: A Review for Robotics“. In: *IEEE Transactions on Robotics*, S. 1–19 (zitiert auf den Seiten 68, 69, 71).
- Ortiz-Salazar, M., A. Rodriguez-Linan, L. M. Torres-Trevino und I. Lopez-Juarez (2015). „IMU-Based Trajectory Generation and Modelling of 6-DOF Robot Manipulators“. In: *International Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering (ICMEAE)*, S. 181–186 (zitiert auf Seite 132).
- Pan, M. K., E. Knoop, M. Bächer und G. Niemeyer (2019). „Fast handovers with a robot character: Small sensorimotor delays improve perceived qualities“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, S. 6735–6741 (zitiert auf den Seiten 46, 49).
- Parastegari, S., B. Abbasi, E. Noohi und M. Zefran (2017). „Modeling human reaching phase in human-human object handover with application in robot-human handover“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 3597–3602 (zitiert auf den Seiten 37, 42, 43, 66).
- Parastegari, S., E. Noohi, B. Abbasi und M. Žefran (2016). „A fail-safe object handover controller“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 2003–2008 (zitiert auf den Seiten 65, 71).
- Parasuraman, S., K. C. Yee und A. Oyong (2009). „Human upper limb and arm kinematics for robot based rehabilitation“. In: *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, S. 845–850 (zitiert auf Seite 29).
- Pastor, P., H. Hoffmann, T. Asfour und S. Schaal (2009). „Learning and generalization of motor skills by learning from demonstration“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, S. 763–768 (zitiert auf Seite 40).
- Pastor, P., M. Kalakrishnan, F. Meier et al. (2013). „From dynamic movement primitives to associative skill memories“. In: *Robotics and Autonomous Systems* 61.4. Models and Technologies for Multimodal Skill Training, S. 351–361 (zitiert auf Seite 40).
- Pattacini, U., F. Nori, L. Natale, G. Metta und G. Sandini (2010). „An experimental evaluation of a novel minimum-jerk cartesian controller for humanoid robots“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 1668–1674 (zitiert auf den Seiten 47, 49, 53).
- Phillips, E., X. Zhao, D. Ullman und B. F. Malle (2018). „What is Human-like? Decomposing Robots' Human-like Appearance Using the Anthropomorphic RoBOT (ABOT) Database“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. HRI '18. Chicago, IL, USA: Association for Computing Machinery, S. 105–113 (zitiert auf Seite 14).

- Pina, P., M. Cummings, J. Crandall und M. Della Penna (2008). „Identifying generalizable metric classes to evaluate human-robot teams“. In: *Workshop on Metrics for Human-Robot Interaction*, S. 13–20 (zitiert auf Seite 68).
- Prada, M., A. Remazeilles, A. Koene und S. Endo (2014). „Implementation and experimental validation of Dynamic Movement Primitives for object handover“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 2146–2153 (zitiert auf den Seiten 26, 40, 45, 49, 72).
- Prada, M. und A. Remazeilles (2012). „Dynamic movement primitives for human robot interaction“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (zitiert auf den Seiten 40, 42).
- Prassler, E. und K. Kosuge (2008). „Domestic Robotics“. In: *Springer Handbook of Robotics*. Hrsg. von B. Siciliano und O. Khatib. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 1253–1281 (zitiert auf den Seiten 1, 2).
- Quispe, A. H., H. Ben Amor und M. Stilman (2014). „Handover planning for every occasion“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 431–436 (zitiert auf den Seiten 43, 49, 71).
- Quispe, A. H., E. Martinson und K. Oguchi (2017). „Learning user preferences for robot-human handovers“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 834–839 (zitiert auf den Seiten 59–61).
- Rani, P., N. Sarkar, C. A. Smith und L. D. Kirby (2004). „Anxiety detecting robotic system – towards implicit human-robot collaboration“. In: *Robotica* 22.1, S. 85–95 (zitiert auf den Seiten 11, 70).
- Rasch, R., S. Wachsmuth und M. König (2018). „A Joint Motion Model for Human-Like Robot-Human Handover“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 180–187 (zitiert auf Seite 125).
- (2019a). „An Evaluation of Robot-to-Human Handover Configurations for Commercial Robots“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 7588–7595 (zitiert auf den Seiten 95, 109).
- (2019b). „Combining Cartesian Trajectories with Joint Constraints for Human-Like Robot-Human Handover“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 91–98 (zitiert auf Seite 125).
- (2017). „Understanding movements of hand-over between two persons to improve humanoid robot systems“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robotics (Humanoids)*, S. 856–861 (zitiert auf den Seiten 125, 132).
- Rasch, R. und M. König (2017). „Human-Assisted Learning of Object Models through Active Object Exploration“. In: *International Conference on Human Agent Interaction (HAI)*. HAI '17. Bielefeld, Germany: Association for Computing Machinery, S. 387–391 (zitiert auf den Seiten 67, 118, 123).
- Rasch, R., A. Pörtner, M. Hoffmann und M. König (2016). „A decoupled three-layered architecture for service robotics in intelligent environments“. In: *Workshop on Embodied Interaction with Smart Environments*, S. 1–8 (zitiert auf den Seiten 88, 89).

- Rasch, R., D. Sprute, A. Pörtner, S. Battermann und M. König (2019c). „Tidy up my room: Multi-agent cooperation for service tasks in smart environments“. In: *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments (JAISE)* 11. 3, S. 261–275 (zitiert auf den Seiten 25, 89).
- Ratliff, N., M. Zucker, J. A. Bagnell und S. Srinivasa (2009). „CHOMP: Gradient optimization techniques for efficient motion planning“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 489–494 (zitiert auf Seite 43).
- Ravaja, N. (2004). „Contributions of psychophysiology to media research: Review and recommendations“. In: *Media Psychology* 6.2, S. 193–235 (zitiert auf Seite 70).
- Reeves, B. und C. I. Nass (1996). *The media equation: How people treat computers, television, and new media like real people and places*. Cambridge university press (zitiert auf Seite 4).
- Rose III, C. F., P.-P. J. Sloan und M. F. Cohen (2001). „Artist-directed inverse-kinematics using radial basis function interpolation“. In: *Computer Graphics Forum*. Bd. 20. 3. Wiley Online Library, S. 239–250 (zitiert auf Seite 48).
- Saab, L., N. Mansard, F. Keith, J. Fourquet und P. Soueres (2011). „Generation of dynamic motion for anthropomorphic systems under prioritized equality and inequality constraints“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 1091–1096 (zitiert auf Seite 152).
- Salvini, P., C. Laschi und P. Dario (2010). „Design for Acceptability: Improving Robots’ Coexistence in Human Society“. In: *International Journal of Social Robotics* 2.4, S. 451–460 (zitiert auf Seite 3).
- Shi, C., M. Shiomi, C. Smith, T. Kanda und H. Ishiguro (2013). „A Model of Distributional Handing Interaction for a Mobile Robot.“ In: *Robotics: Science and Systems*, S. 24–28 (zitiert auf Seite 71).
- Shi, D., E. G. Collins Jr, B. Goldiez et al. (2008). „Human-aware robot motion planning with velocity constraints“. In: *International Symposium on Collaborative Technologies and Systems (CTS)*, S. 490–497 (zitiert auf den Seiten 21, 91).
- Shibata, S., K. Tanaka und A. Shimizu (1995). „Experimental analysis of handing over“. In: *IEEE International Workshop on Robot and Human Communication (RO-MAN)*, S. 53–58 (zitiert auf den Seiten 4, 37, 41, 43, 46, 52, 125, 133).
- Shoemake, K. (1985). „Animating Rotation with Quaternion Curves“. In: *ACM SIGGRAPH Computer Graphics* 19.3, S. 245–254 (zitiert auf Seite 153).
- Shukla, A. und A. Billard (2012). „Coupled dynamical system based arm–hand grasping model for learning fast adaptation strategies“. In: *Robotics and Autonomous Systems* 60.3. Autonomous Grasping, S. 424–440 (zitiert auf Seite 45).
- Siciliano, B. und O. Khatib (2008). „Introduction“. In: *Springer Handbook of Robotics*. Hrsg. von B. Siciliano und O. Khatib. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 1–4 (zitiert auf Seite 1).
- Siciliano, B., L. Sciavicco, L. Villani und G. Oriolo (2010). *Robotics Modelling, Planning and Control*. Springer Science & Business Media (zitiert auf den Seiten 6, 7, 27, 39, 40).
- Sidiropoulos, A., E. Psomopoulou und Z. Doulgeri (2019). „A human inspired handover policy using Gaussian Mixture Models and haptic cues“. In: *Autonomous Robots* 43.6, S. 1327–1342 (zitiert auf den Seiten 40, 42, 45, 49, 66).

- Simmons, G. und Y. Demiris (2005). „Optimal robot arm control using the minimum variance model“. In: *Journal of Robotic Systems* 22.11, S. 677–690. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/rob.20092> (zitiert auf den Seiten 30, 35, 36).
- Simon, T., H. Joo, I. Matthews und Y. Sheikh (2017). „Hand Keypoint Detection in Single Images using Multiview Bootstrapping“. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (zitiert auf Seite 109).
- Sisbot, E. A., R. Alami, T. Simeon et al. (2005). „Navigation in the presence of humans“. In: *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, S. 181–188 (zitiert auf Seite 22).
- Sisbot, E. A., L. F. Marin und R. Alami (2007). „Spatial reasoning for human robot interaction“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 2281–2287 (zitiert auf den Seiten 45, 49).
- Smeets, J. B. und E. Brenner (1999). „A new view on grasping“. In: *Motor control* 3.3, S. 237–271 (zitiert auf Seite 33).
- Sogo, T., H. Ishiguro und T. Ishida (1999). „Mobile Robot Navigation by Distributed Vision Agents“. In: *Approaches to Intelligence Agents*. Hrsg. von H. Nakashima und C. Zhang. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 96–110 (zitiert auf Seite 7).
- Sprute, D., A. Pörtner, A. Weinitschke und M. König (2015). „Smart fall: Accelerometer-based fall detection in a smart home environment“. In: *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*. Springer, S. 194–205 (zitiert auf Seite 127).
- Steinfeld, A., T. Fong, D. Kaber et al. (2006). „Common metrics for human-robot interaction“. In: *ACM SIGCHI/SIGART Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, S. 33–40 (zitiert auf Seite 68).
- Stock, R. M. und M. Merkle (2017). „A service Robot Acceptance Model: User acceptance of humanoid robots during service encounters“. In: *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*, S. 339–344 (zitiert auf Seite 12).
- Strabala, K., M. K. Lee, A. Dragan, J. Forlizzi und S. S. Srinivasa (2012). „Learning the communication of intent prior to physical collaboration“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 968–973 (zitiert auf Seite 25).
- Strabala, K., M. K. Lee, A. Dragan et al. (2013). „Toward Seamless Human-Robot Handovers“. In: *Journal of Human-Robot Interaction* 2.1, S. 112–132 (zitiert auf den Seiten 4–6, 17–19, 22, 23, 25).
- Suay, H. B. und E. A. Sisbot (2015). „A position generation algorithm utilizing a biomechanical model for robot-human object handover“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 3776–3781 (zitiert auf den Seiten 56, 60, 62, 107).
- Sugiura, Y., D. Sakamoto, A. Withana, M. Inami und T. Igarashi (2010). „Cooking with Robots: Designing a Household System Working in Open Environments“. In: *SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI '10. Atlanta, Georgia, USA: Association for Computing Machinery, S. 2427–2430 (zitiert auf Seite 1).
- Syrdal, D. S., K. Dautenhahn, S. Woods, M. L. Walters und K. L. Koay (2006). „'Doing the right thing wrong' - Personality and tolerance to uncomfortable robot approaches“. In: *IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, S. 183–188 (zitiert auf Seite 21).

- Tadele, T. S., T. de Vries und S. Stramigioli (2014). „The Safety of Domestic Robotics: A Survey of Various Safety-Related Publications“. In: *IEEE Robotics & Automation Magazine* 21.3, S. 134–142 (zitiert auf Seite 3).
- Takahashi, Y., N. Hasegawa, K. Takahashi und T. Hatakeyama (2001). „Human interface using PC display with head pointing device for eating assist robot and emotional evaluation by GSR sensor“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Bd. 4, 3674–3679 vol.4 (zitiert auf Seite 70).
- Taylor, R. H. (1979). „Planning and Execution of Straight Line Manipulator Trajectories“. In: *IBM Journal of Research and Development* 23.4, S. 424–436 (zitiert auf Seite 152).
- Tsang, C. C., P. H. W. Leong, G. Zhang et al. (2007). „Handwriting tracking based on coupled μ IMU/electromagnetic resonance motion detection“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, S. 377–381 (zitiert auf Seite 131).
- Uno, Y., M. Kawato und R. Suzuki (1989). „Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement“. In: *Biological Cybernetics* 61.2, S. 89–101 (zitiert auf den Seiten 30, 34).
- Valenti, R. G., I. Dryanovski und J. Xiao (2015). „Keeping a Good Attitude: A Quaternion-Based Orientation Filter for IMUs and MARGs“. In: *Sensors* 15.8, S. 19302–19330 (zitiert auf Seite 132).
- Vogt, D., S. Stepputtis, B. Jung und H. B. Amor (2018). „One-shot learning of human–robot handovers with triadic interaction meshes“. In: *Autonomous Robots* 42.5, S. 1053–1065 (zitiert auf den Seiten 36, 46, 49, 72).
- Wada, K., T. Shibata, T. Saito und K. Tanie (2004). „Effects of robot-assisted activity for elderly people and nurses at a day service center“. In: *Proceedings of the IEEE* 92.11, S. 1780–1788 (zitiert auf Seite 11).
- Wada, K. und T. Shibata (2006). „Robot therapy in a care house-its sociopsychological and physiological effects on the residents“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, S. 3966–3971 (zitiert auf Seite 70).
- Wada, K., T. Shibata, T. Musha und S. Kimura (2005). „Effects of robot therapy for demented patients evaluated by EEG“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, S. 1552–1557 (zitiert auf Seite 70).
- Waldhart, J., M. Gharbi und R. Alami (2015). „Planning handovers involving humans and robots in constrained environment“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 6473–6478 (zitiert auf Seite 22).
- Walker, I. D., L. Mears, R. S. M. Mizanoor et al. (2015). „Robot-Human Handovers Based on Trust“. In: *International Conference on Mathematics and Computers in Sciences and in Industry (MCSI)*, S. 119–124 (zitiert auf den Seiten 46, 49).
- Walters, M. L., K. Dautenhahn, K. L. Koay et al. (2005). „The influence of subjects’ personality traits on predicting comfortable human-robot approach distances“. In: *Workshop: Toward Social Mechanisms of Android Science*, S. 29–37 (zitiert auf Seite 21).
- Walters, M. L., K. Dautenhahn, S. N. Woods und K. L. Koay (2007). „Robotic etiquette: Results from user studies involving a fetch and carry task“. In: *ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, S. 317–324 (zitiert auf den Seiten 1, 22).

- Walters, M. L., K. Dautenhahn, S. N. Woods et al. (2006). „Exploratory studies on social spaces between humans and a mechanical-looking robot“. In: *Connection Science* 18.4, S. 429–439 (zitiert auf Seite 21).
- Wang, W., R. Li, Z. M. Diekel et al. (2019). „Controlling Object Hand-Over in Human–Robot Collaboration Via Natural Wearable Sensing“. In: *IEEE Transactions on Human-Machine Systems* 49.1, S. 59–71 (zitiert auf Seite 25).
- Wolf, S., T. Loose, M. Schablowski et al. (2006). „Automated feature assessment in instrumented gait analysis“. In: *Gait & Posture* 23.3, S. 331–338 (zitiert auf Seite 72).
- Yamada, Y., Y. Umetani und Y. Hirasawa (1999). „Proposal of a psychophysiological experiment system applying the reaction of human pupillary dilation to frightening robot motions“. In: *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. Bd. 2, 1052–1057 vol.2 (zitiert auf Seite 70).
- Yamane, K., M. Revfi und T. Asfour (2013). „Synthesizing object receiving motions of humanoid robots with human motion database“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 1629–1636 (zitiert auf den Seiten 48, 49).
- Yamane, K. und Y. Nakamura (2003). „Natural motion animation through constraining and deconstraining at will“. In: *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (TVCG)* 9.3, S. 352–360 (zitiert auf Seite 45).
- Yanco, H., J. Drury und J. Scholtz (2004). „Beyond Usability Evaluation: Analysis of Human-Robot Interaction at a Major Robotics Competition“. In: *Human-Computer Interaction* 19, S. 117–149 (zitiert auf Seite 3).
- Yang, S., E. Gamborino, C. Yang und L. Fu (2017). „A study on the social acceptance of a robot in a multi-human interaction using an F-formation based motion model“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, S. 2766–2771 (zitiert auf Seite 94).
- Yang, W., C. Paxton, M. Cakmak und D. Fox (2020). „Human Grasp Classification for Reactive Human-to-Robot Handovers“. In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, arXiv:2003.06000. arXiv: 2003.06000 [cs.R0] (zitiert auf den Seiten 45, 49, 55).
- Yun, X., E. R. Bachmann, H. Moore und J. Calusdian (2007). „Self-contained Position Tracking of Human Movement Using Small Inertial/Magnetic Sensor Modules“. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, S. 2526–2533 (zitiert auf Seite 132).
- Zhai, J., W. Yan, Z. Fu und Y. Zhao (2012). „Kinematic analysis of a dual-arm humanoid cooking robot“. In: *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, S. 249–254 (zitiert auf Seite 1).
- Zheng, M., A. Moon, E. Croft und M. Meng (2015). „Impacts of Robot Head Gaze on Robot-to-Human Handovers“. In: *International Journal of Social Robotics* 7.5, S. 783–798 (zitiert auf den Seiten 24, 72, 123).
- Ziegler, J. (2017). „Optimale Trajektorienplanung für Automobile“. Diss. Karlsruher Institut für Technologie (KIT). 133 S. (zitiert auf Seite 31).

Webpages

- Adept MobileRobots (2011). *PeopleBot*. International Federation of Robotics. URL: <https://www.generationrobots.com/media/PeopleBot-PPLB-RevA.pdf> (besucht am 17. Juli 2020) (zitiert auf Seite 21).
- Bowman, J. und P. Mihelich (2020). *camera_calibration - ROS Wiki*. URL: http://wiki.ros.org/camera%7B%5C_%7Dcalibration (besucht am 25. Okt. 2020) (zitiert auf Seite 83).
- Brakel, J.-P. und R. Kiselev (2014). *Peak signal detection in realtime timeseries data — smoothed z-score algo (peak detection with robust threshold)*. URL: <https://stackoverflow.com/questions/22583391/peak-signal-detection-in-realtime-timeseries-data> (besucht am 1. Nov. 2020) (zitiert auf den Seiten 119, 121).
- Dudenredaktion (o. J.). *anthropomorph*. URL: <https://www.duden.de/node/130178/revision/130214> (besucht am 4. Nov. 2020) (zitiert auf Seite 2).
- Florek-Jasińska, M. (2015). *YouBot Detailed Specifications*. URL: http://www.youbot-store.com/wiki/index.php/YouBot_Detailed_Specifications (besucht am 19. Aug. 2020) (zitiert auf Seite 82).
- Franka Emika GmbH (2017). *Robot and interface specifications*. URL: https://frankaemika.github.io/docs/control_parameters.html (besucht am 19. Aug. 2020) (zitiert auf Seite 81).
- International Federation of Robotics (2009). *Executive Summary of 1. World Robotics 2009 Industrial Robots and 2. World Robotics 2009 Service Robots*. International Federation of Robotics. URL: http://www.worldrobotics.org/downloads/2009_executive_summary.pdf (besucht am 15. Feb. 2010) (zitiert auf Seite 1).
- (2019). *Executive Summary World Robotics 2019 Service Robots*. International Federation of Robotics. URL: https://ifr.org/downloads/press2018/Executive_Summary_WR_Service_Robots_2019.pdf (besucht am 15. Jan. 2020) (zitiert auf Seite 1).
- KUKA Laboratories GmbH (2020). *KUKA youBot*. KUKA Laboratories GmbH. URL: <https://www.generationrobots.com/img/Kuka-YouBot-Technical-Specs.pdf> (besucht am 17. Juli 2020) (zitiert auf Seite 21).
- Müller, C. (2019). *IFR World Robotics Presentation 2019*. International Federation of Robotics. URL: <https://ifr.org/downloads/press2018/IFR%5C%20World%5C%20Robotics%5C%20Presentation%5C%20-%5C%2018%5C%20Sept%5C%202019.pdf> (besucht am 14. Jan. 2020) (zitiert auf Seite 1).
- Softbank Corp. (2018a). *SoftBank Robotics Documentation - Actuator & Sensor list*. URL: http://doc.aldebaran.com/2-5/family/pepper_technical/pepper_dcm/actuator_sensor_names.html (besucht am 19. Aug. 2020) (zitiert auf den Seiten 78, 80).
- (2018b). *SoftBank Robotics Documentation - Links*. URL: http://doc.aldebaran.com/2-5/family/pepper_technical/links_pep.html (besucht am 19. Aug. 2020) (zitiert auf den Seiten 78, 79).
- (2018c). *SoftBank Robotics Documentation - Motherboard*. URL: http://doc.aldebaran.com/2-5/family/pepper_technical/motherboard_pep.html (besucht am 19. Aug. 2020) (zitiert auf Seite 80).

Online-Umfrage - Anforderungsanalyse

Anforderungen und Erwartungen bei Roboter-Mensch Übergaben

Vielen Dank, dass Sie an dieser Befragung teilnehmen. Üblicherweise dauert es nicht länger als 10 Minuten, den Fragebogen auszufüllen.

Der Fragebogen befasst sich mit Ihren Anforderungen und Erwartungen an ein Roboter-System, das Ihnen Objekte reichen kann. Stellen Sie sich dabei verschiedene Szenarien vor, um Ihre eigenen Erwartungen zu formulieren.

- Beispiel 1: Ihre Spülmaschine ist fertig und Sie räumen diese in Zusammenarbeit mit dem Roboter aus. Der Roboter greift dabei die Objekte aus der Maschine und reicht diese an Sie weiter.
- Beispiel 2: Sie gehen durch eine Einkaufsstraße und vor einem Laden steht ein Roboter der Ihnen einen Flyer reichen möchte. Dafür nähert er sich Ihnen an.
- Beispiel 3: Sie sitzen Zuhause auf Ihrer Couch und möchten ein Getränk. Sie geben einem Roboter die Aufgabe ein Getränk aus der Küche zu holen.

Unter dem Begriff "Roboter" oder "Roboter-System" verstehen wir in diesem Fragebogen Roboter, die mindestens einen Arm haben. Dies können Roboterarme aus der Industrie (siehe Foto unten) oder menschenähnliche Roboter, wie C3PO aus Star Wars oder Pepper von Aldebaran (siehe unten) sein. Nicht gemeint sind Staubsaug-, Wisch- und Rasenmäroboter, wie sie im Handel erworben werden können.

Ihre Angaben werden selbstverständlich vertraulich behandelt und lediglich zu Forschungszwecken verwendet. Da die Befragung anonym erfolgt, sind keine Rückschlüsse auf Ihre Person möglich.

* **Erforderlich**

Abb. A.1.: Einführung der Online-Umfrage

Roboter Arme



1. Eine kleine Warm-Up Frage: Würdest du dir von einem Roboter das Sonntagsfrühstück fertigen und ans Bett bringen lassen?

Markieren Sie nur ein Oval.

- Ja
 Nein

Anforderungen

In diesem Frageabschnitt geht es um Ihre persönlichen Erwartungen und Anforderungen an ein Roboter-Übergabe-System. Rufen Sie sich die Beispiele vor Ihr Auge. Sie haben hier die Möglichkeit freie Antworten zu formulieren.

2. Welche Erwartungen haben Sie an einen Roboter, der Ihnen ein Objekt übergibt?

3. Wie soll sich der Roboter während der Übergabe NICHT verhalten?

Abb. A.2.: Einführungsfragen der Online-Umfrage 1/2

4. Worauf soll der Roboter während der Übergabe achten?

5. Welche Anforderungen haben Sie an die Interaktion mit dem Roboter?

6. Wie soll sich der Roboter während der Übergabe bewegen?

Prioritäten

In diesem Frageabschnitt bewerten und priorisieren Sie vordefinierte Merkmale von Mensch-Roboter Interaktionen. Lesen Sie sich zunächst alle Merkmale durch, um sich einen Überblick zu verschaffen. Sie finden eine Reihe an Aussagen über die Wichtigkeit von Merkmalen vor. Bitte geben Sie an, wie weit Sie den Aussagen zustimmen. Es gibt hierbei 5 Antwortmöglichkeiten. Bei einigen mobilen Geräten kann es nötig sein, zur Seite zu scrollen.

Abb. A.3.: Einführungsfragen der Online-Umfrage 2/2

7. Prozessbewertung *

Markieren Sie nur ein Oval pro Zeile.

	Stimme überhaupt nicht zu	Stimme nicht zu	Stimme weder zu noch lehne ab	Stimme zu	Stimme voll und ganz zu
Mir ist wichtig, dass die Übergabe erfolgreich durchgeführt wird.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass das Objekt während der Übergabe nicht zerstört wird.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die gesamte Zeitdauer der Übergabe ist mir wichtig.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass ich nur wenig Zeit für die Übergabe benötige.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass der Roboter das Objekt nicht zu früh loslässt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass der Roboter das Objekt nicht zu spät loslässt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass ich nicht lange warten muss.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass der Roboter nicht lange warten muss..	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass der Roboter sich genau positioniert.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass der Roboter mich nicht verletzt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Abb. A.4.: Fragen der Online-Umfrage bezüglich der Prozessbewertungen

8. Anwenderbewertung *

Markieren Sie nur ein Oval pro Zeile.

	Stimme überhaupt nicht zu	Stimme nicht zu	Stimme weder zu noch lehne ab	Stimme zu	Stimme voll und ganz zu
Mir ist wichtig, wie sich der Roboter bewegt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Natürlichkeit der Roboter-Bewegung ist mir wichtig.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Vorhersagbarkeit der Roboter-Bewegung ist mir wichtig.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Menschenähnlichkeit der Roboter-Bewegung ist mir wichtig.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass die Interaktion flüssig verläuft.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass ich mich während der Übergabe sicher fühle.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass ich dem Roboter vertrauen kann.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass der Roboter sich schnell bewegt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass der Roboter sich langsam bewegt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Positionierung des Objektes durch den Roboter ist mir wichtig.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mir ist wichtig, dass ich den Roboter intuitiv benutzen kann.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

9. Wählen Sie die Option(en) die Ihnen bei der Interaktion mit dem Roboter am wichtigsten ist. *

Wählen Sie alle zutreffenden Antworten aus.

- Korrektheit (Übergabe wird erfolgreich durchgeführt)
- Praktikabilität (Roboter passt sich der Situation an)
- Natürlichkeit (Roboter verhält sich so, wie ich es von ihm erwarte)
- Menschenähnlichkeit (Roboter bewegt sich menschen-ähnlich)
- Sicherheitsgefühl (Ich fühle mich während der Übergabe sicher)
- Intuitivität (Ich kann direkt und ohne zusätzliche Instruktionen mit dem Roboter interagieren)

Sonstiges: _____

10. Wählen Sie die Option(en) die Ihnen bei der Interaktion mit dem Roboter am unwichtigsten ist. *

Wählen Sie alle zutreffenden Antworten aus.

- Korrektheit
- Praktikabilität
- Natürlichkeit
- Menschenähnlichkeit
- Sicherheitsgefühl
- Intuitivität

Sonstiges: _____

Abb. A.5.: Fragen der Online-Umfrage bezüglich der Anwenderbewertungen und Priorisierungen

Technikaffinität

Dieser Fragenabschnitt befasst sich mit Ihrer persönlichen Meinung zu verschiedenen Aspekten elektronischer Geräte sowie mit der Erfahrung, die Sie im Umgang mit diesen Geräten haben.

Unter dem Begriff „elektronische Geräte“ verstehen wir Geräte, wie:

- Computer, Handys oder Palms/PDAs, Digitalkameras, DVD-Spieler oder Mp3-Spieler,
- Geldautomaten, Ticketautomaten,
- neue Systeme im Auto wie Navigationssysteme.

Nicht gemeint sind:

- Werkzeuge wie Bohrmaschine, Kreissäge, Hammer oder Rasenmäher,
- Haushaltsgeräte wie Toaster, Handrührgerät, Wasserkocher,
- Fahrzeuge und Fahrzeugmotoren.

Es gibt hierbei 5 Antwortmöglichkeiten. Bei einigen mobilen Geräten kann es nötig sein, zur Seite zu scrollen.

Abb. A.6.: Erläuterung der Technikaffinität der Online-Umfrage

11. Technikaffinität *

Markieren Sie nur ein Oval pro Zeile.

	Stimme überhaupt nicht zu	Stimme nicht zu	Stimme weder zu noch lehne ab	Stimme zu	Stimme voll und ganz zu
Ich liebe es, neue elektronische Geräte zu besitzen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte machen krank.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich gehe gern in den Fachhandel für elektronische Geräte.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich habe bzw. hätte Verständnisprobleme beim Lesen von Elektronik- und Computerzeitschriften.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte ermöglichen einen hohen Lebensstandard.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte führen zu geistiger Verarmung.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte machen vieles umständlicher.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich informiere mich über elektronische Geräte, auch wenn ich keine Kaufabsicht habe.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte machen unabhängig.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Es macht mir Spaß, ein elektronisches Gerät auszuprobieren.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte erleichtern mir den Alltag.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte erhöhen die Sicherheit.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte verringern den persönlichen Kontakt zwischen den Menschen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich kenne die meisten Funktionen der elektronischen Geräte, die ich besitze.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich bin begeistert, wenn ein neues elektronisches Gerät auf den Markt kommt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte verursachen Stress.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich kenne mich im Bereich elektronischer Geräte aus.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Es fällt mir leicht, die Bedienung eines elektronischen Geräts zu lernen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte helfen, an Informationen zu gelangen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Abb. A.7.: Fragen der Online-Umfrage bezüglich der Technikaffinität

Fragebogen - Studie Gelenkbewegungsmodell

Fragebogen

Ist dir ein Unterschied zwischen den Bewegungen des humanoiden Roboters aufgefallen?

Kein Unterschied --- --- --- --- Großer Unterschied

Ist dir ein Unterschied zwischen den Bewegungen des Industrieroboters aufgefallen?

Kein Unterschied --- --- --- --- Großer Unterschied

Welche Bewegung des humanoiden Roboters war dem Menschen am ähnlichsten?

Variante 1 Variante 2

Welche Bewegung des Industrieroboters war dem Menschen am ähnlichsten?

Variante 1 Variante 2

Welcher Roboter bewegte sich Menschen ähnlicher?

Humanoid Industrie

Ist dir ein Unterschied zwischen den Bewegungen des humanoiden Roboters aufgefallen?

Kein Unterschied --- --- --- --- Großer Unterschied

Ist dir ein Unterschied zwischen den Bewegungen des Industrieroboters aufgefallen?

Kein Unterschied --- --- --- --- Großer Unterschied

Welche Bewegung des humanoiden Roboters war dem Menschen am ähnlichsten?

Variante 1 Variante 2

Welche Bewegung des Industrieroboters war dem Menschen am ähnlichsten?

Variante 1 Variante 2

Abb. B.1.: Fragebogen für Bewertungen 1/2. Der Teil vor dem Strich wurde nach der ersten Phase ausgehändigt, der Teil nach dem Strich vor der zweiten Phase.

Welcher Roboter bewegte sich Menschen ähnlicher?

Humanoid Industrie

Allgemeine Fragen

Alter: _____

Größe: _____

Ich liebe es neue technische Geräte zu besitzen:

Trifft voll zu ------------ Trifft gar nicht zu

Elektronische Geräte machen krank:

Trifft voll zu ------------ Trifft gar nicht zu

Ich gehe gern in den Fachhandel für elektronische Geräte:

Trifft voll zu ------------ Trifft gar nicht zu

Ich habe bzw. hätte Verständnisprobleme beim Lesen von Elektronik- und Computerzeitschriften:

Trifft voll zu ------------ Trifft gar nicht zu

Elektronische Geräte ermöglichen einen hohen Lebensstandard:

Trifft voll zu ------------ Trifft gar nicht zu

Elektronische Geräte machen unabhängig:

Trifft voll zu ------------ Trifft gar nicht zu

Es macht mir Spaß, ein elektronisches Gerät auszuprobieren:

Trifft voll zu ------------ Trifft gar nicht zu

Elektronische Geräte machen vieles umständlicher:

Trifft voll zu ------------ Trifft gar nicht zu

Abb. B.2.: Fragebogen für Bewertungen 2/2

Fragebogen - Stammdaten



Stammdaten

Vielen Dank, dass Sie an dieser Befragung teilnehmen. Üblicherweise dauert es nicht länger als 10 Minuten, den Fragebogen auszufüllen.

Ihre Angaben werden selbstverständlich vertraulich behandelt und lediglich zu Forschungszwecken verwendet. Da die Befragung anonym erfolgt, sind keine Rückschlüsse auf Ihre Person möglich.

* **Erforderlich**

1. Probandennr. (erhalten Sie vom Versuchsleiter) *

2. Bitte geben Sie Ihr Alter an

3. Bitte geben Sie Ihre Größe an

4. Bitte wählen Sie Ihr Geschlecht

Markieren Sie nur ein Oval.

weiblich

männlich

weitere

keine Angabe

5. Welche Hand benutzen Sie primär für die folgende Aufgabe? *

Markieren Sie nur ein Oval pro Zeile.

	Links	Egal	Rechts
Mit welcher Hand zeichnen Sie?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mit welcher Hand würden Sie einen kleinen Ball auf ein Ziel werfen?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mit welcher Hand würden Sie einen Radiergummi über das Papier führen?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mit welcher Hand decken Sie in einem Kartenspiel die oberste Karte vom Stapel auf?	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Abb. C.1.: Fragebogen zur Erhebung der Stammdaten

Technikaffinität

Dieser Fragenabschnitt befasst sich mit Ihrer persönlichen Meinung zu verschiedenen Aspekten elektronischer Geräte sowie mit der Erfahrung, die Sie im Umgang mit diesen Geräten haben.

Unter dem Begriff „elektronische Geräte“ verstehen wir Geräte, wie:

- Computer, Handys oder PDAs/PDA's, Digitalkamera, DVD-Spieler oder Mp3-Spieler,
- Geldautomaten, Ticketautomaten,
- neue Systeme im Auto wie Navigationssysteme.

Nicht gemeint sind:

- Werkzeuge wie Bohrmaschine, Kreissäge, Hammer oder Rasenmäher,
- Haushaltsgeräte wie Toaster, Handrührgerät, Wasserkocher,
- Fahrzeuge und Fahrzeugmotoren.

Es gibt hierbei 5 Antwortmöglichkeiten. Bei einigen mobilen Geräten kann es nötig sein, zur Seite zu scrollen.

** Erforderlich*

1. Technikaffinität *

Markieren Sie nur ein Oval pro Zeile.

	Stimme überhaupt nicht zu	Stimme nicht zu	Stimme weder zu noch lehne ab	Stimme zu	Stimme voll und ganz zu
Ich liebe es, neue elektronische Geräte zu besitzen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte machen krank.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich gehe gern in den Fachhandel für elektronische Geräte.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich habe bzw. hätte Verständnisprobleme beim Lesen von Elektronik- und Computerschriften.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte ermöglichen einen hohen Lebensstandard.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte führen zu geistiger Verarmung.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte machen vieles umständlicher.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich informiere mich über elektronische Geräte, auch wenn ich keine Kaufabsicht habe.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte machen unabhängig.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Es macht mir Spaß, ein elektronisches Gerät auszuprobieren.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte erleichtern mir den Alltag.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte erhöhen die Sicherheit.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte verringern den persönlichen Kontakt zwischen den Menschen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich kenne die meisten Funktionen der elektronischen Geräte, die ich besitze.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich bin begeistert, wenn ein neues elektronisches Gerät auf den Markt kommt.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte verursachen Stress.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich kenne mich im Bereich elektronischer Geräte aus.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Es fällt mir leicht, die Bedienung eines elektronischen Geräts zu lernen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Elektronische Geräte helfen, an Informationen zu gelangen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Abb. C.2.: Fragebogen zur Erhebung der Technikaffinität

Einstellungen zu Robotern

* Erforderlich

1. Bitte wählen Sie Ihren Grad der Zustimmung zu den einzelnen Punkten aus *

Markieren Sie nur ein Oval pro Zeile.

	Lehne total ab(1)	(2)	Stimme weder zu noch lehne ab (3)	(4)	Stimme total zu
Ich würde mich unwohl fühlen, wenn Roboter wirklich Emotionen hätten	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Etwas Schlimmes könnte passieren, wenn sich Roboter zu Lebewesen entwickeln	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich würde mich entspannt fühlen, wenn ich mit Robotern sprechen würde	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich würde mich unwohl fühlen, wenn ich einen Job bekäme, bei dem ich mit Robotern arbeiten müsste.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Wenn Roboter Emotionen hätten, könnte ich mich mit ihnen anfreunden.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich fühle mich wohl, wenn ich mit Robotern zusammen bin, die Emotionen haben.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Das Wort "Roboter" bedeutet für mich nichts.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich würde mich nervös fühlen, wenn ich einen Roboter vor anderen Menschen bedienen müsste.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich würde die Vorstellung hassen, dass Roboter oder künstliche Intelligenzen Urteile über Angelegenheiten fällen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich würde mich sehr nervös fühlen, wenn ich vor einem Roboter stehen würde.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich habe das Gefühl, wenn ich mich zu sehr auf Roboter verlasse, könnte etwas Schlimmes passieren.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich würde mich paranoid fühlen, wenn ich mit einem Roboter sprechen würde.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich bin besorgt, dass Roboter einen schlechten Einfluss auf Kinder haben könnten.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich glaube, dass die Gesellschaft in Zukunft von Robotern dominiert wird.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Abb. C.3.: Fragebogen zur Erhebung der Einstellung gegenüber Robotern

Strukturierte Fragen

Für alle nachfolgenden Fragen gilt, dass die Probanden vorher über das Bewertungsmaß der Likert-Skalen informiert wurden: 1 - Stimme überhaupt nicht zu, 2 - Stimme nicht zu, 3 - Stimme weder zu noch lehne ab, 4 - Stimme zu, 5 - Stimme voll und ganz zu.

Phase 1: Fragen zu den Bewegungsmodellen

Akzeptanz Stimmen Sie der These zu, dass die Bewegung des Roboters akzeptabel für eine Übergabe ist?

Intuitivität Stimmen Sie der These zu, dass Sie anhand der Bewegung direkt erkannt haben, dass der Roboter Ihnen das Objekt übergeben will?

Menschenähnlichkeit Stimmen Sie der These zu, dass die Bewegung einem Menschen bei einer Übergabe ähnelt?

Natürlichkeit Stimmen Sie der These zu, dass die Bewegung natürlich und nicht künstlich aussieht?

Sicherheitsgefühl Stimmen Sie der These zu, dass Sie sich während der Interaktion mit dem Roboter sicher fühlen?

Phase 2: Fragen zu den Übergabekonfigurationen

Richtigkeit Stimmen Sie der These zu, dass diese Haltung des Roboters und Positionierung des Objektes richtig ist?

Erreichbarkeit Stimmen Sie der These zu, dass das Objekt für Sie gut erreichbar ist?

Ergonomie Stimmen Sie der These zu, dass das Objekt für Sie einfach erreichbar ist?

Intuitivität Stimmen Sie der These zu, dass Sie anhand der Haltung des Roboters und Positionierung des Objektes erkannt haben, dass der Roboter Ihnen das Objekt übergeben will?

Menschenähnlichkeit Stimmen Sie der These zu, dass die Haltung des Roboters und Positionierung des Objektes einem Menschen bei einer Übergabe ähnelt?

Natürlichkeit Stimmen Sie der These zu, dass die Haltung des Roboters und Positionierung des Objektes natürlich und nicht künstlich aussieht?

Sicherheitsgefühl Stimmen Sie der These zu, dass Sie sich bei dieser Haltung des Roboters und dieser Positionierung des Objektes sicher fühlen?

Phase 3: Fragen zu den Initialposen

Korrektheit Stimmen Sie der These zu, dass diese der Roboter das Objekt korrekt hält?

Menschenähnlichkeit Stimmen Sie der These zu, dass die Haltung des Roboters einem Menschen, der vor einer Übergabe ein Objekt trägt, ähnelt?

Natürlichkeit Stimmen Sie der These zu, dass die Haltung des Roboters natürlich und nicht künstlich aussieht?

Sicherheitsgefühl Stimmen Sie der These zu, dass Sie sich bei dieser Haltung des Roboters sicher fühlen?

Phase 4: Fragen zu den Transferverhalten

Akzeptanz Stimmen Sie der These zu, dass das Verhalten, wann und wie der Roboter den Greifer geöffnet hat, akzeptabel ist?

Intuitivität Stimmen Sie der These zu, dass Sie bei dem Verhalten, wann und wie der Roboter den Greifer geöffnet hat, wussten wie die Interaktion funktioniert?

Sicherheitsgefühl Stimmen Sie der These zu, dass Sie sich bei dem Verhalten, wann und wie der Roboter den Greifer geöffnet hat, sicher fühlen?

Histogramme



Im Folgenden sind die Histogramme der Anwenderbewertungen der finalen Evaluation dargestellt. Neben der unbearbeiteten Übersicht der Antworten der einzelnen Phasen sind einige Histogramme für die Forschungsfragen und Hypothesen aufgearbeitet.

E.1 Phase 1: Bewertungen der Bewegungsmodelle

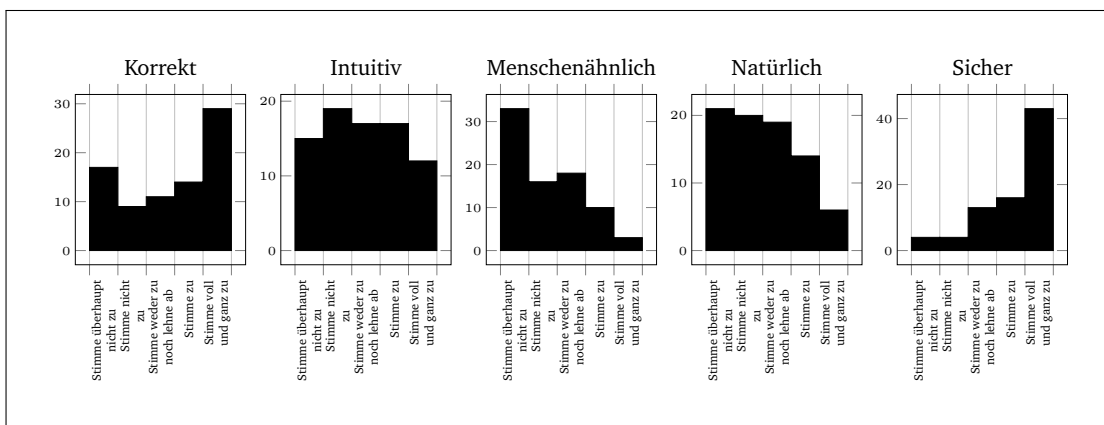


Abb. E.1.: Histogramm der Bewertungen des lineares Gelenkwinkelmodell

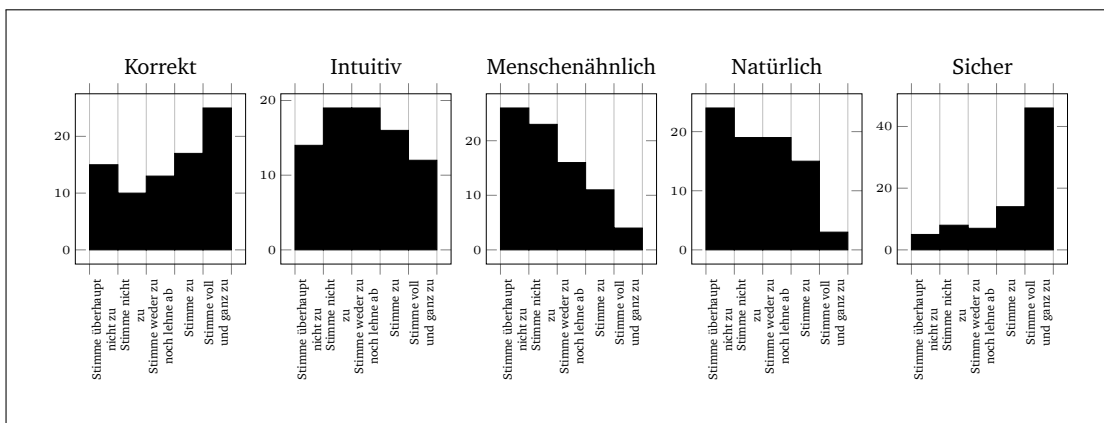


Abb. E.2.: Histogramm der Bewertungen des lineares kartesisches Trajektorienmodell

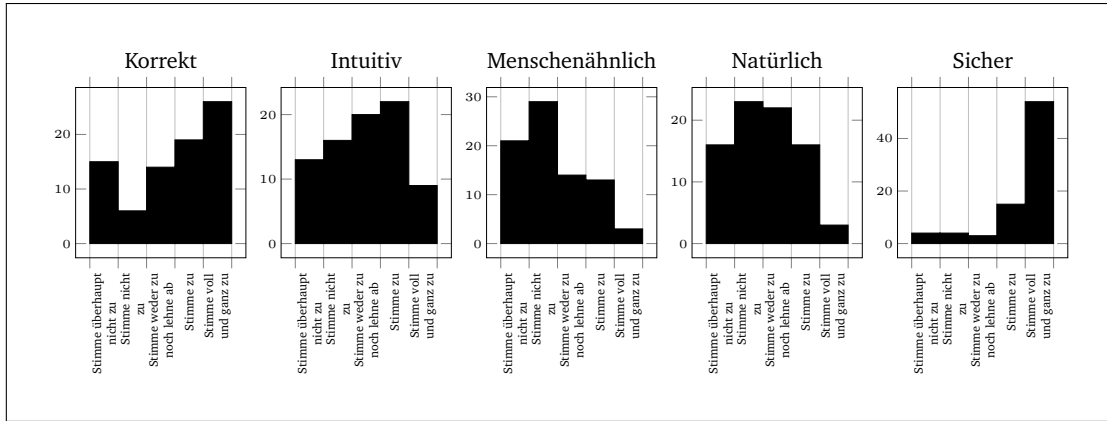


Abb. E.3.: Histogramm der Bewertungen des kartesisches Bewegungsmodell

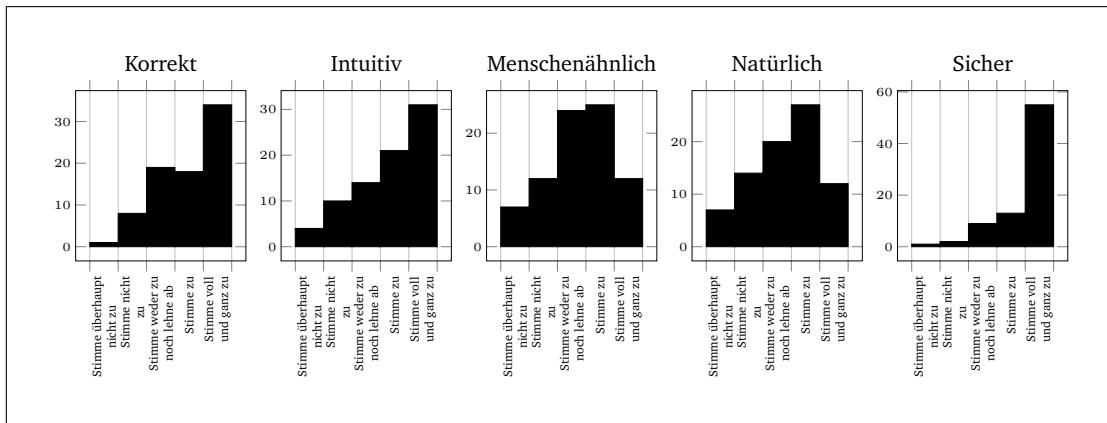


Abb. E.4.: Histogramm der Bewertungen des Gelenkbewegungsmodell

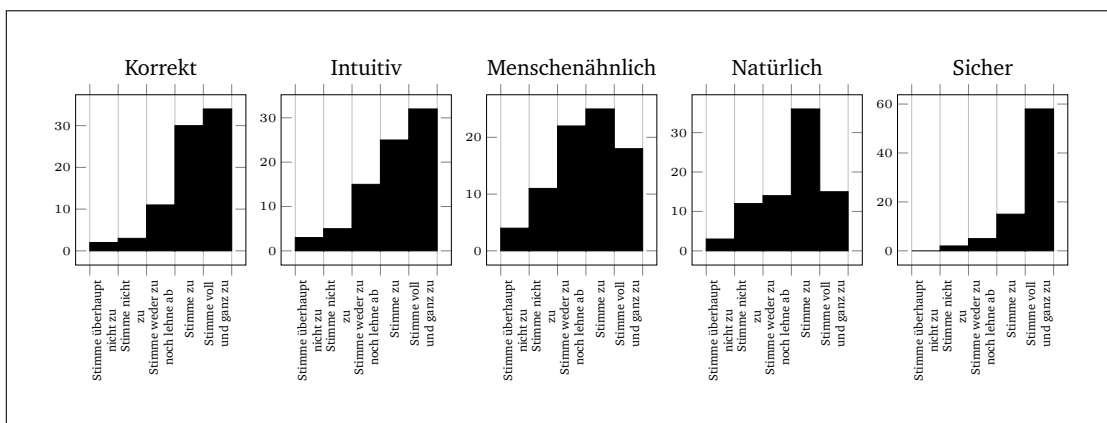


Abb. E.5.: Histogramm der Bewertungen des hybriden Bewegungsmodells

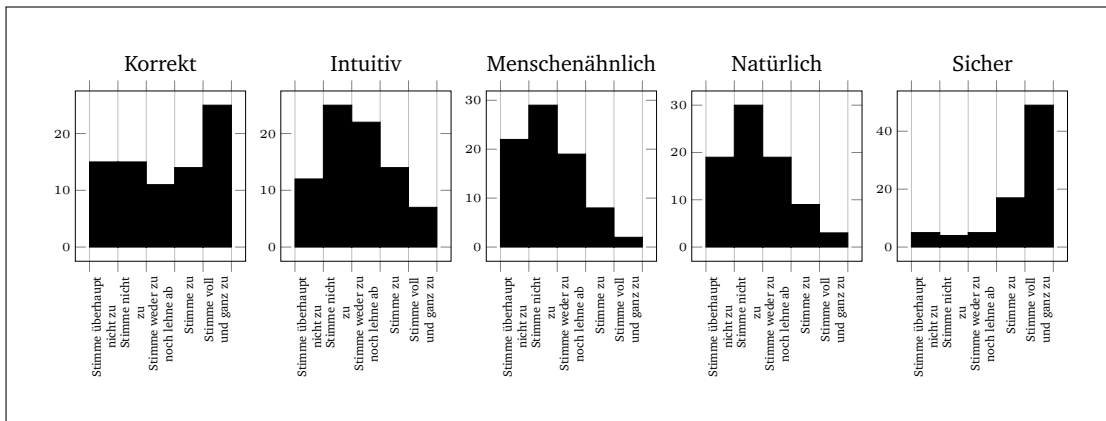


Abb. E.6.: Histogramm der Bewertungen des Minimum-Jerk Modell

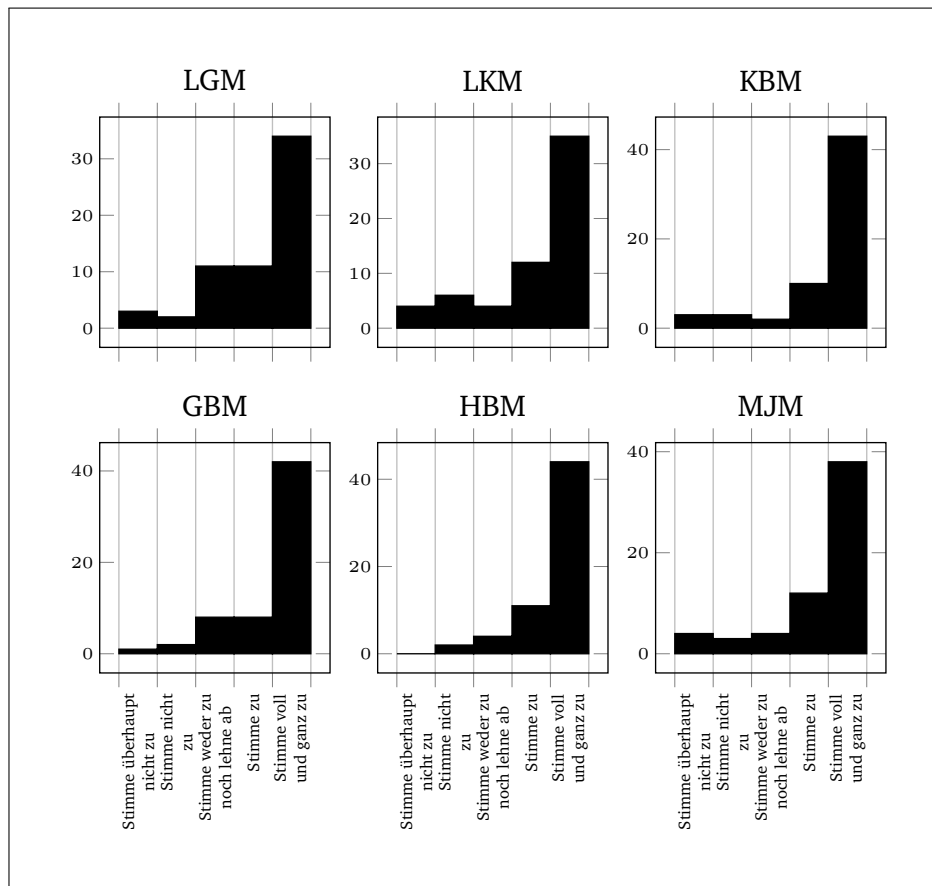


Abb. E.7.: Histogramm der Bewertungen des Sicherheitsgefühls der Experimentalgruppe für die Bewegungsmodelle

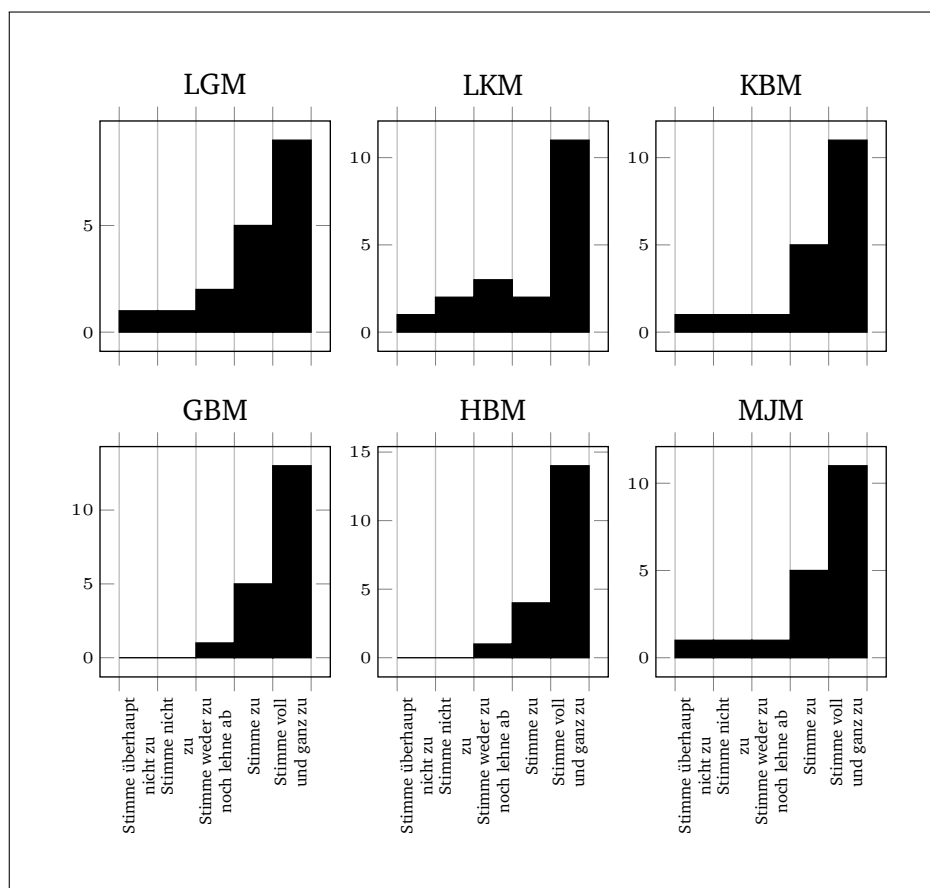


Abb. E.8.: Histogramm der Bewertungen des Sicherheitsgefühls der Kontrollgruppe für die Bewegungsmodelle

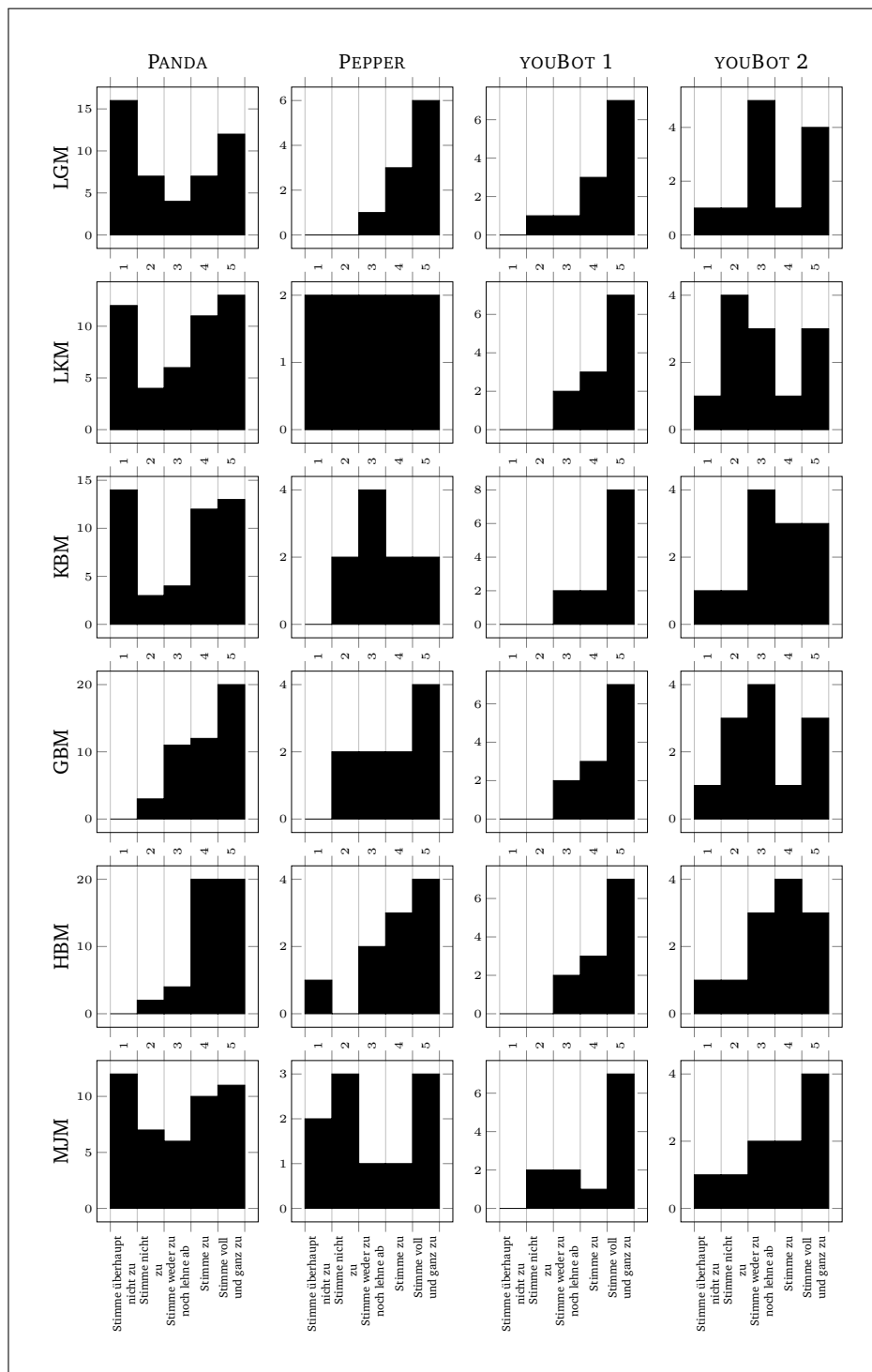


Abb. E.9.: Histogramm der Bewertungen der Benutzerakzeptanz für verschiedene Roboter und Bewegungsmodelle

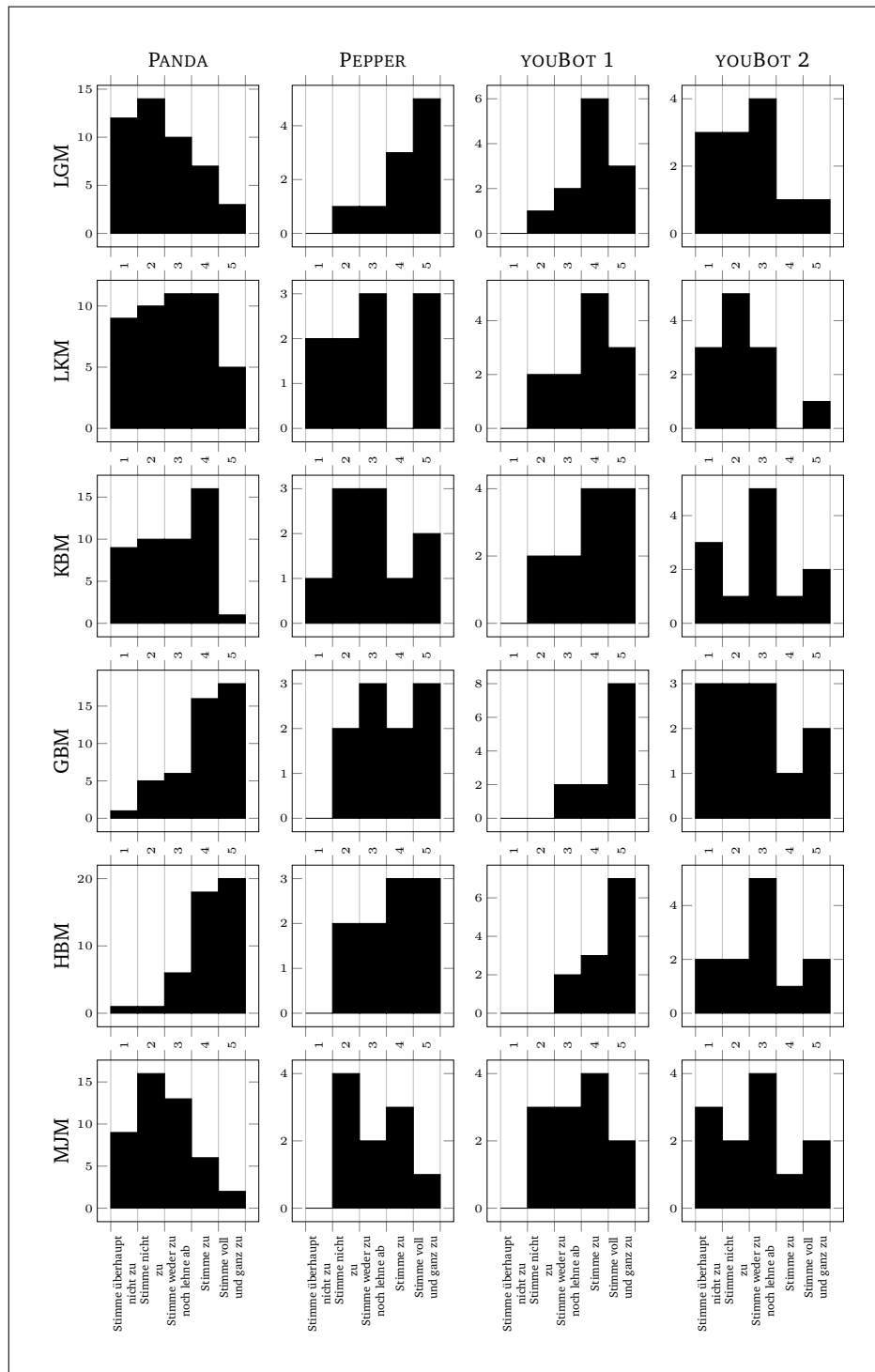


Abb. E.10.: Histogramm der Bewertungen der Intuitivität für verschiedene Roboter und Bewegungsmodelle

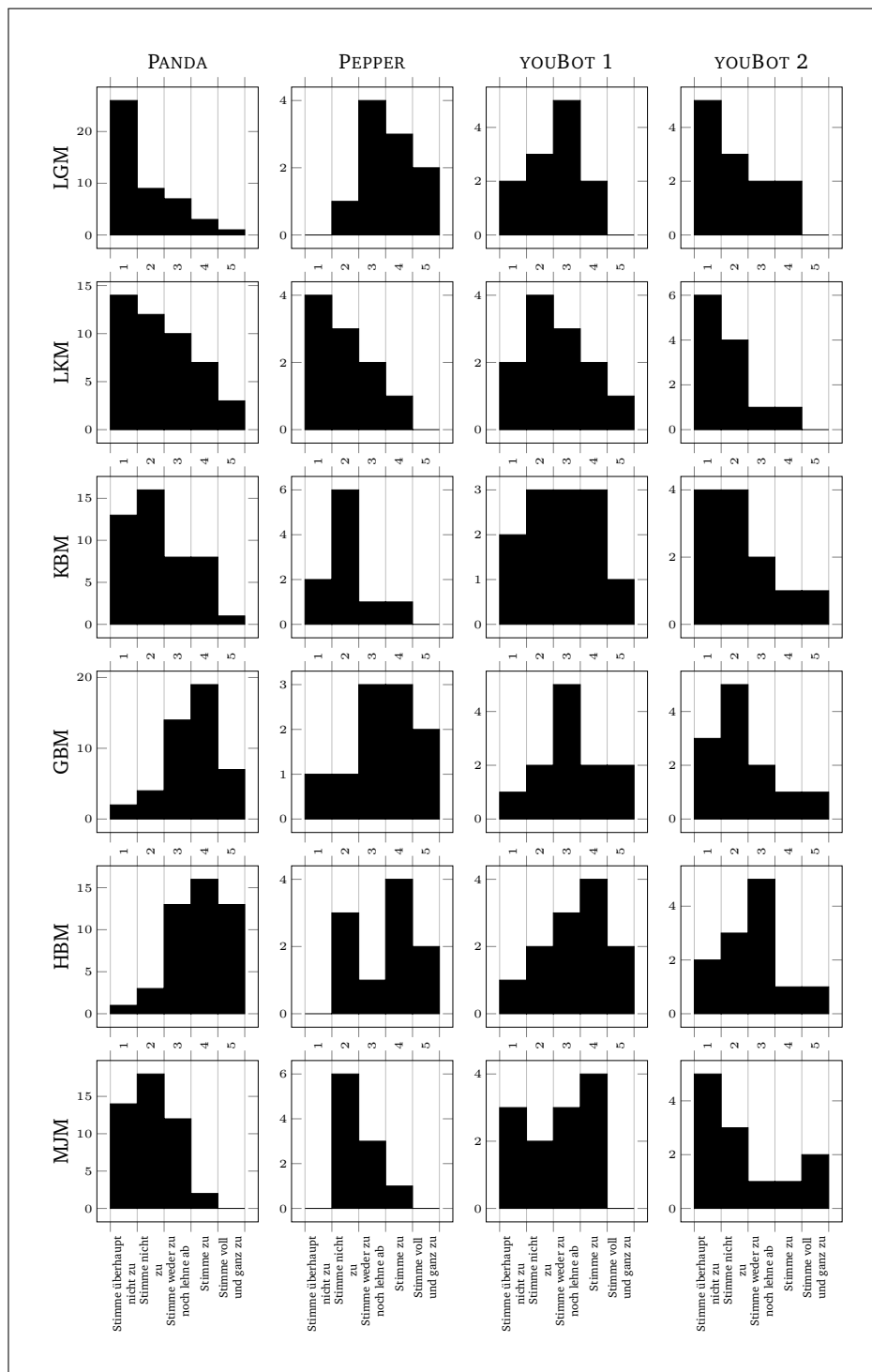


Abb. E.11.: Histogramm der Bewertungen der Menschenähnlichkeit für verschiedene Roboter und Bewegungsmodelle

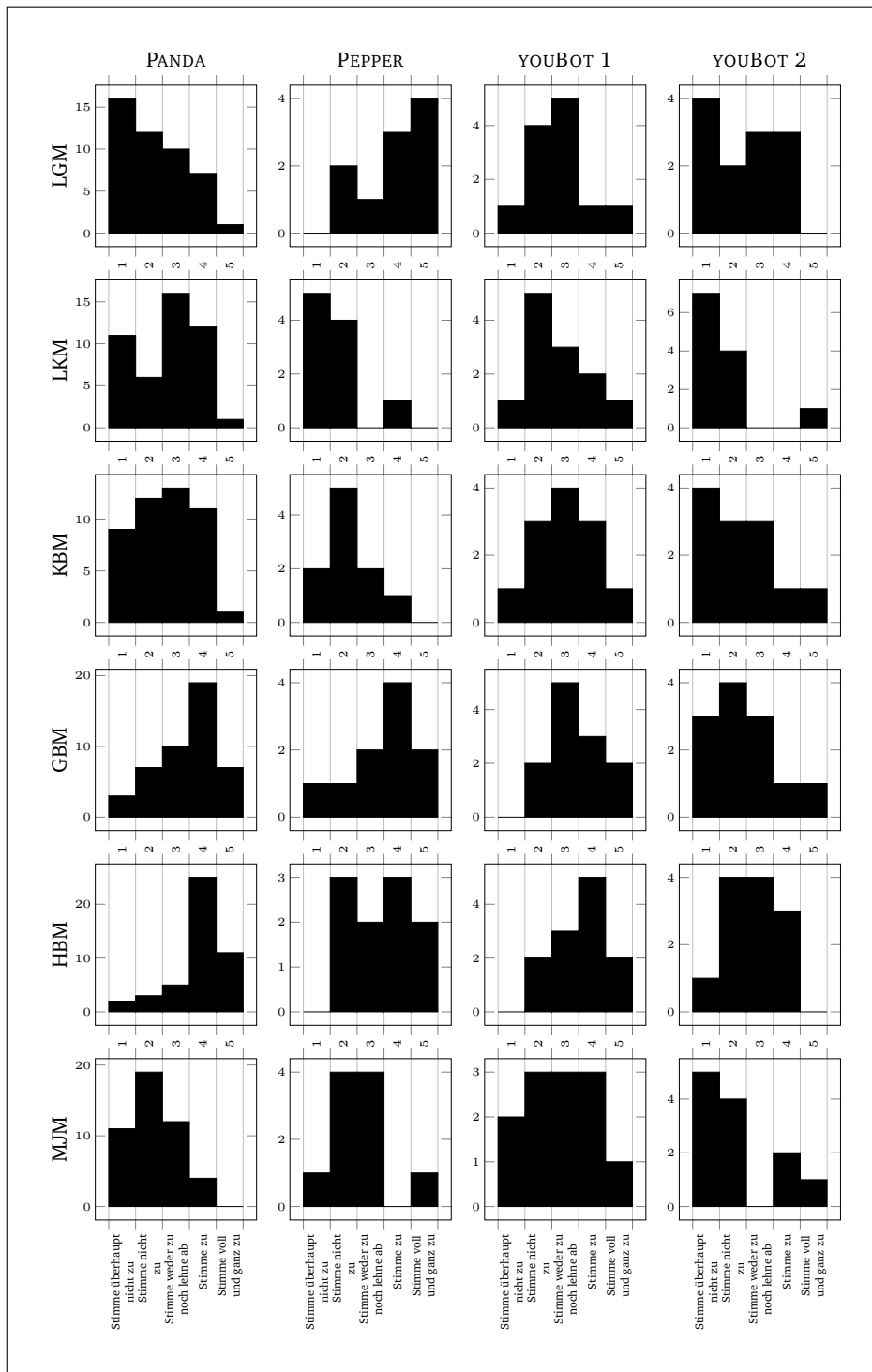


Abb. E.12.: Histogramm der Bewertungen der Natürlichkeit für verschiedene Roboter und Bewegungsmodelle

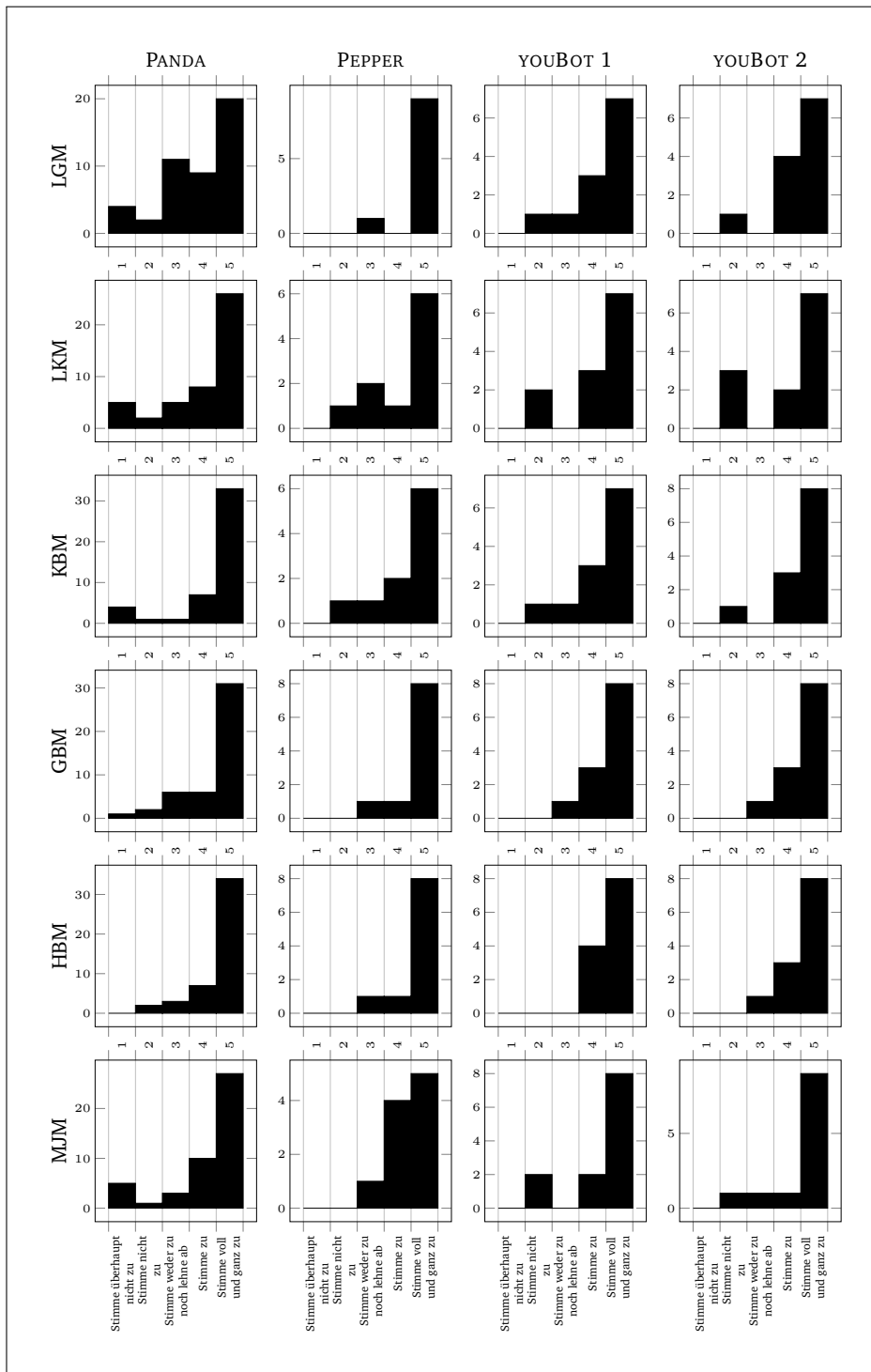


Abb. E.13.: Histogramm der Bewertungen des Sicherheitsgefühls für verschiedene Roboter und Bewegungsmodelle

E.2 Phase 2: Bewertungen der Übergabekonfigurationen

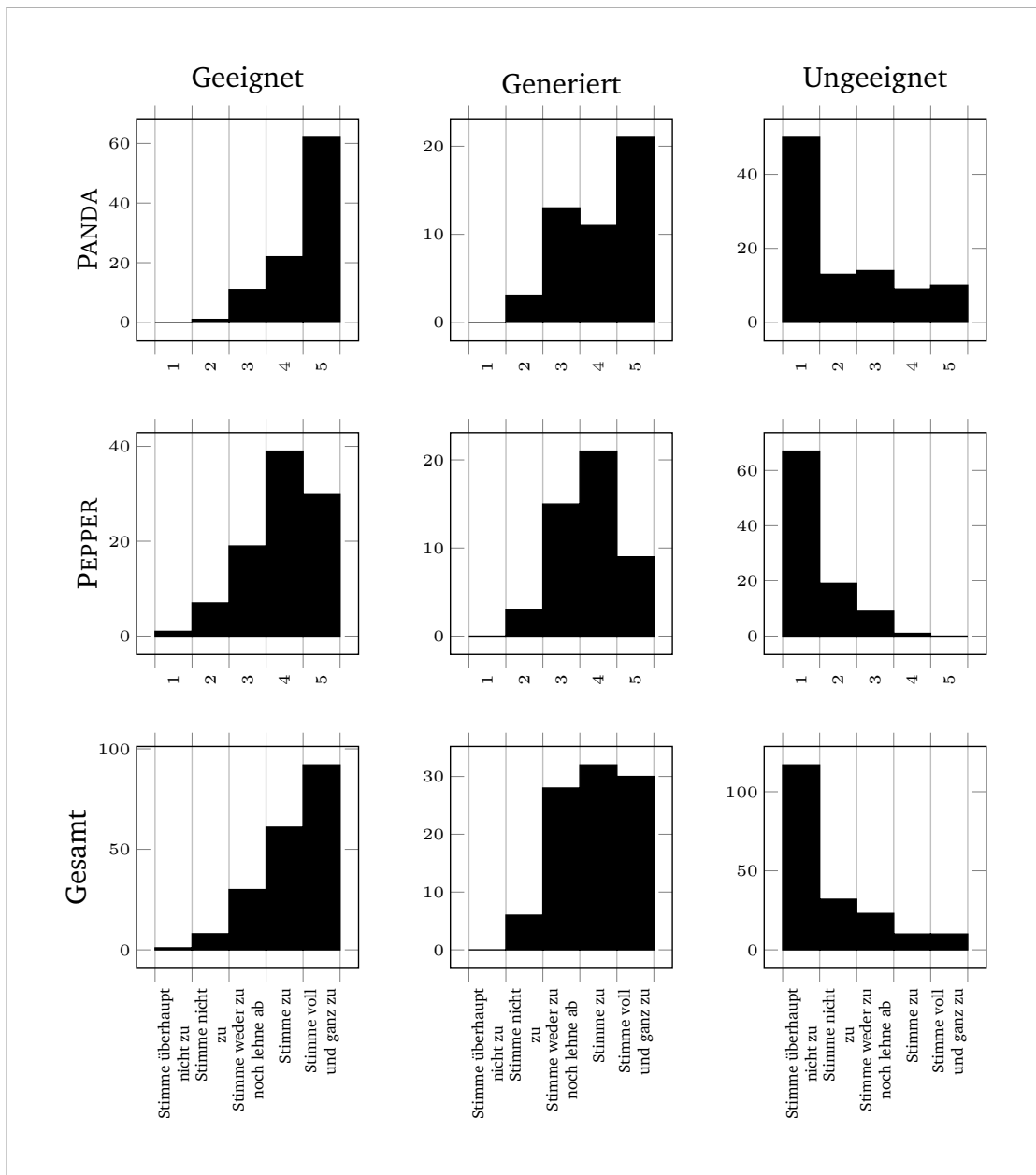


Abb. E.14.: Histogramm der Bewertungen der Benutzerakzeptanz der Übergabekonfigurationen

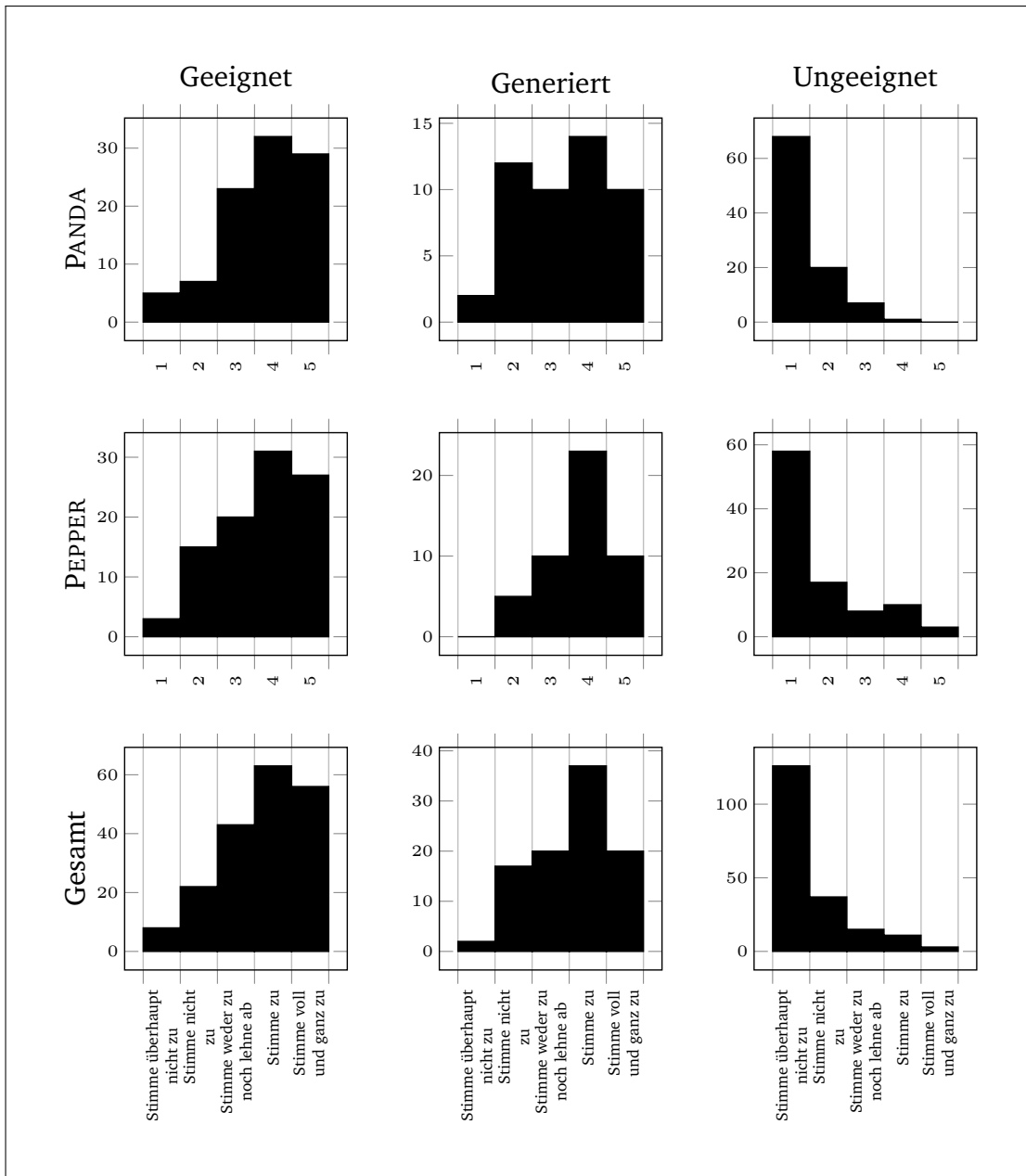


Abb. E.15.: Histogramm der Bewertungen der Menschenähnlichkeit der Übergabekonfigurationen

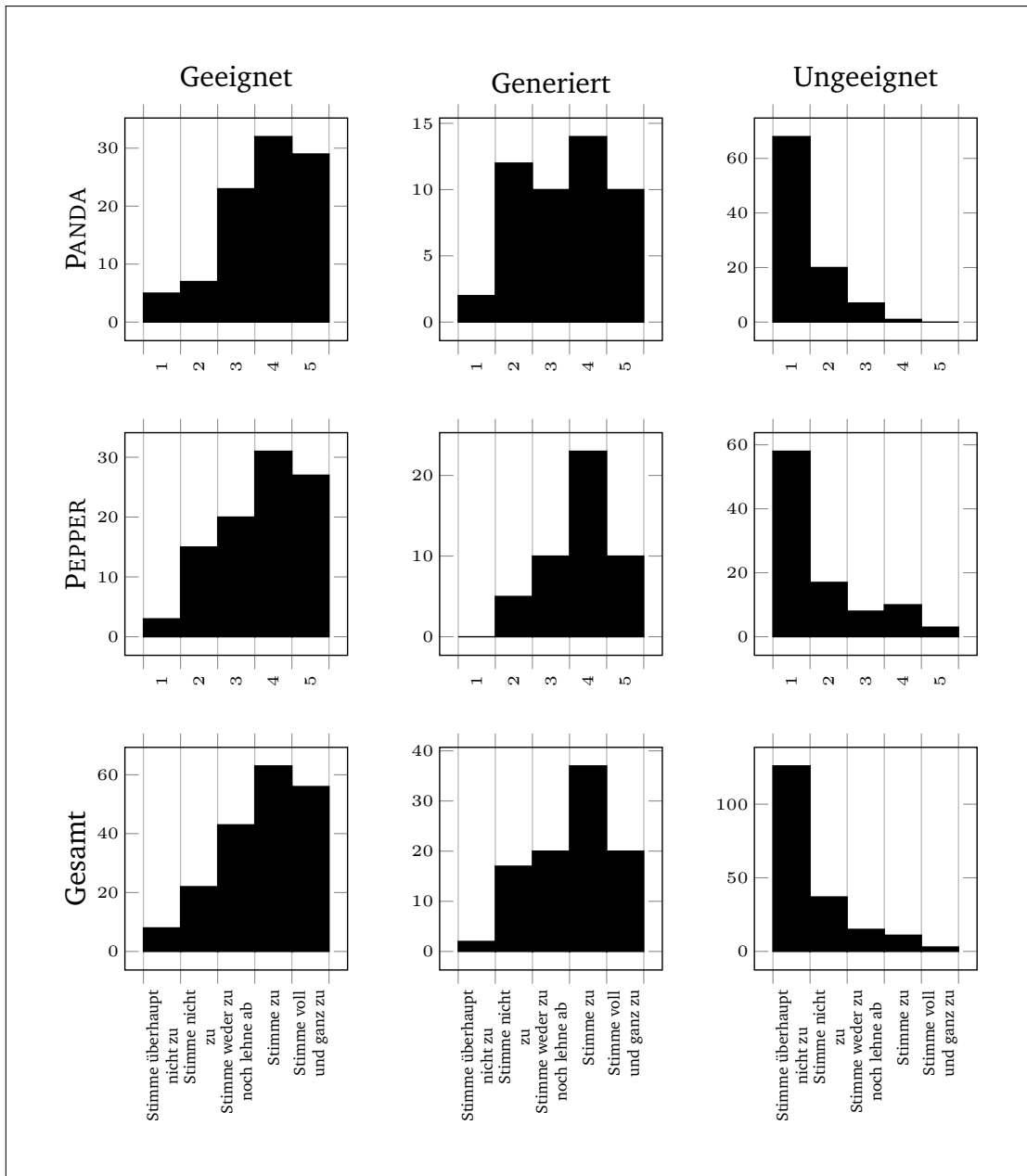


Abb. E.16.: Histogramm der Bewertungen des Sicherheitsgefühls der Übergabekonfigurationen

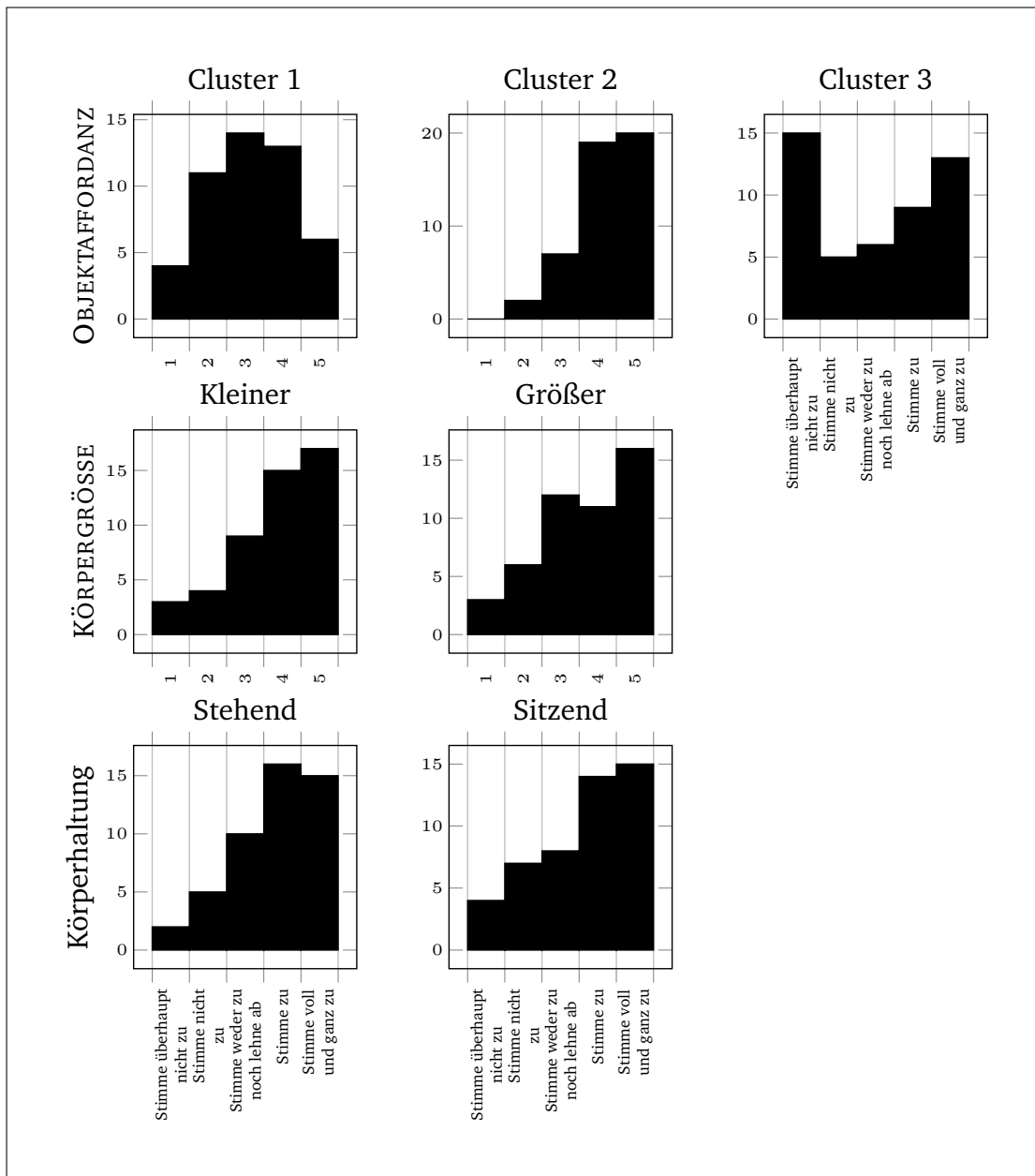


Abb. E.17.: Histogramm der Bewertungen der Benutzerakzeptanz für verschiedene Kontextparameter der Übergabekonfigurationen

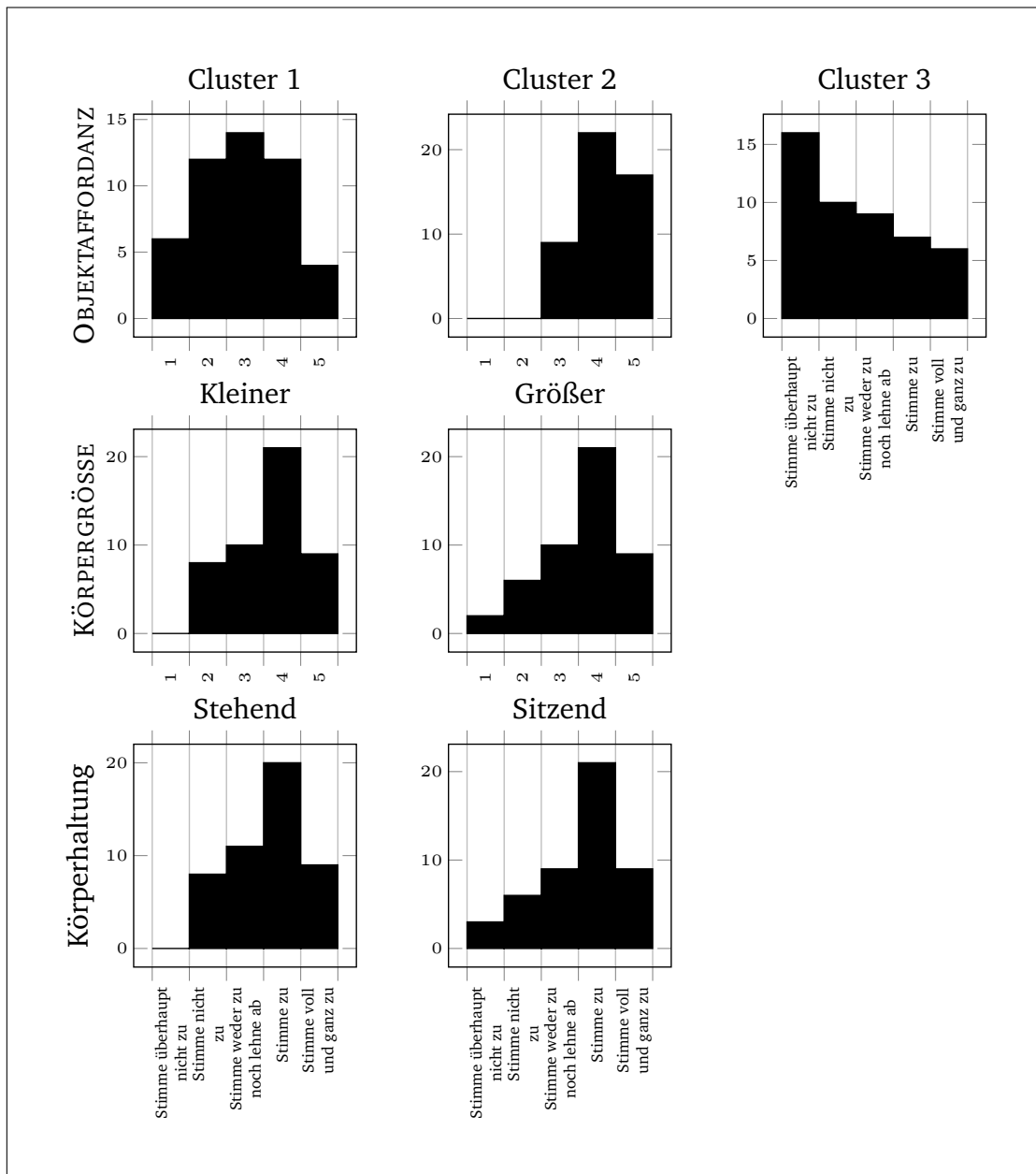


Abb. E.18.: Histogramm der Bewertungen der Intuitivität für verschiedene Kontextparameter der Übergabekonfigurationen

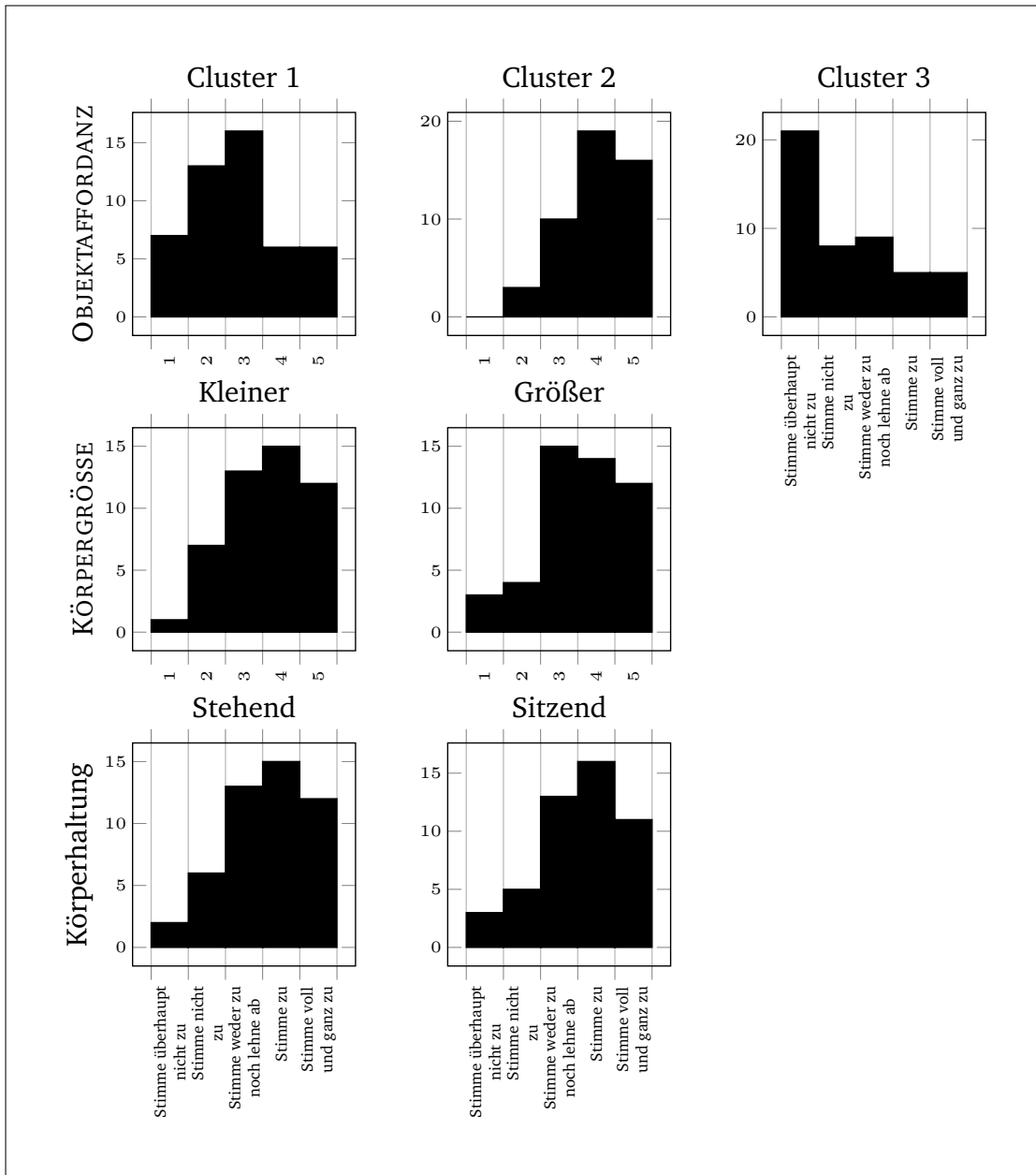


Abb. E.19.: Histogramm der Bewertungen der Menschenähnlichkeit für verschiedene Kontextparameter der Übergabekonfigurationen

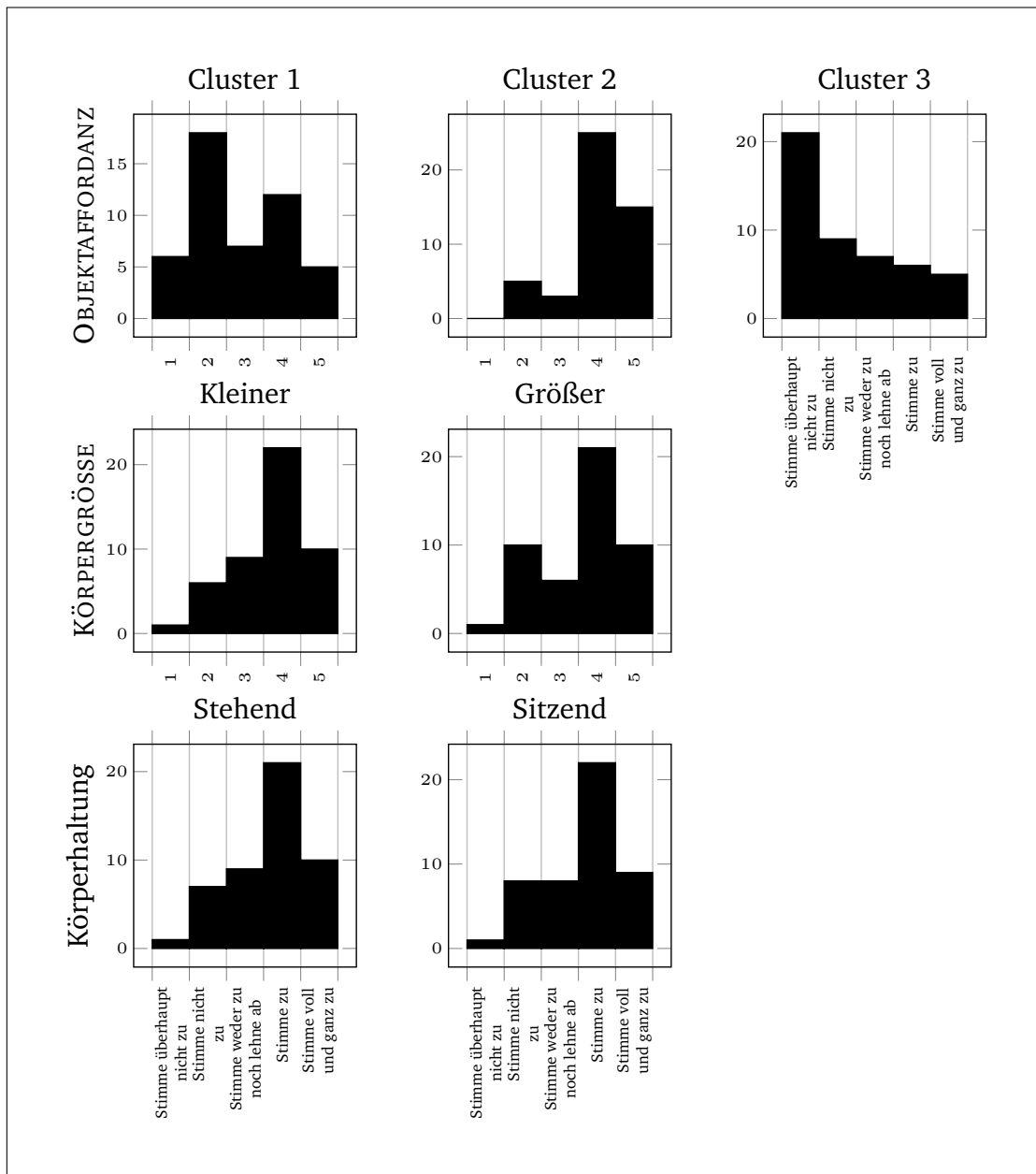


Abb. E.20.: Histogramm der Bewertungen der Natürlichkeit für verschiedene Kontextparameter der Übergabekonfigurationen

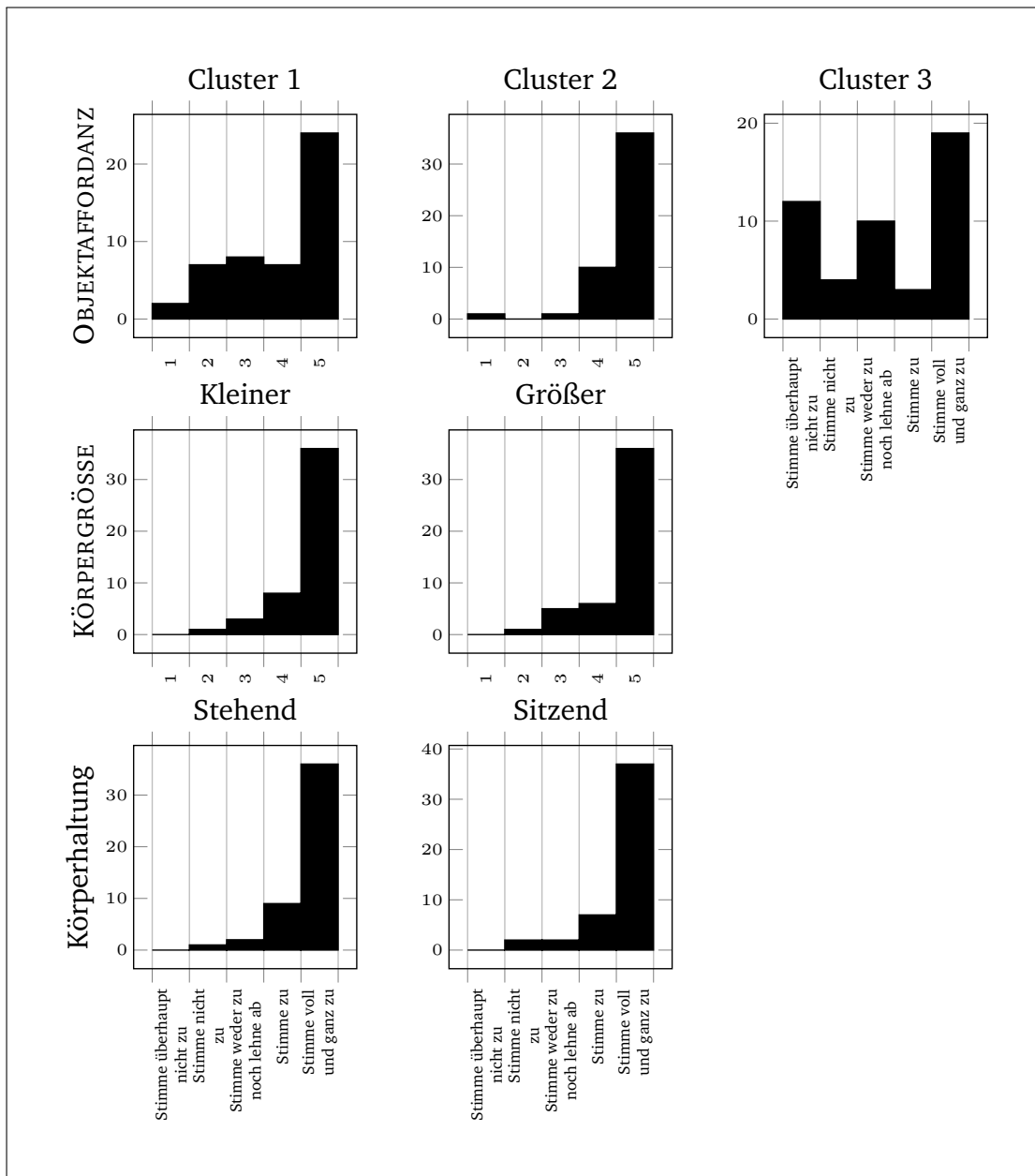


Abb. E.21.: Histogramm der Bewertungen des Sicherheitsgefühls für verschiedene Kontextparameter der Übergabekonfigurationen

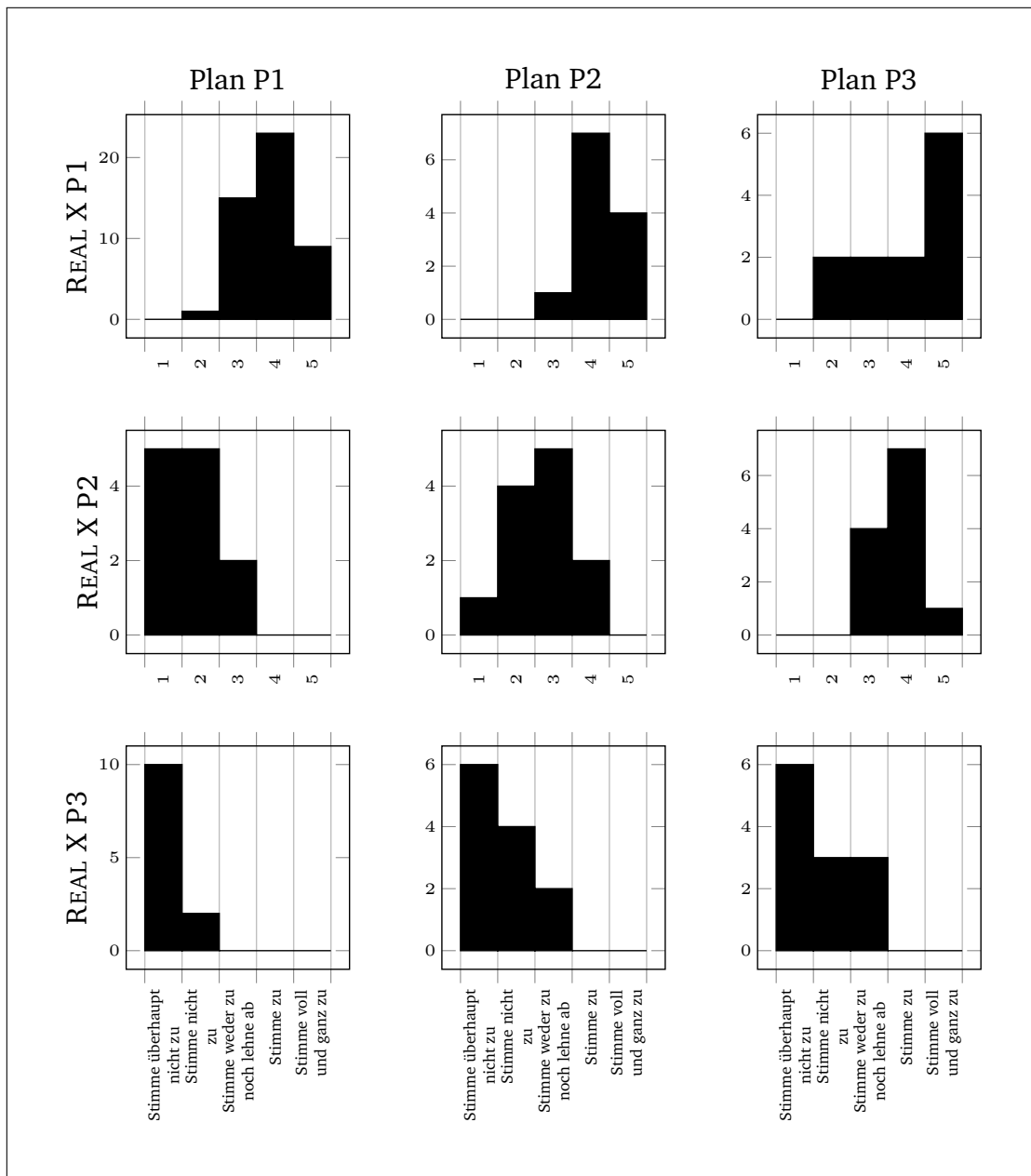


Abb. E.22.: Histogramm der Bewertungen der Benutzerakzeptanz für verschiedene x-Positionierungen der Übergabekonfigurationen

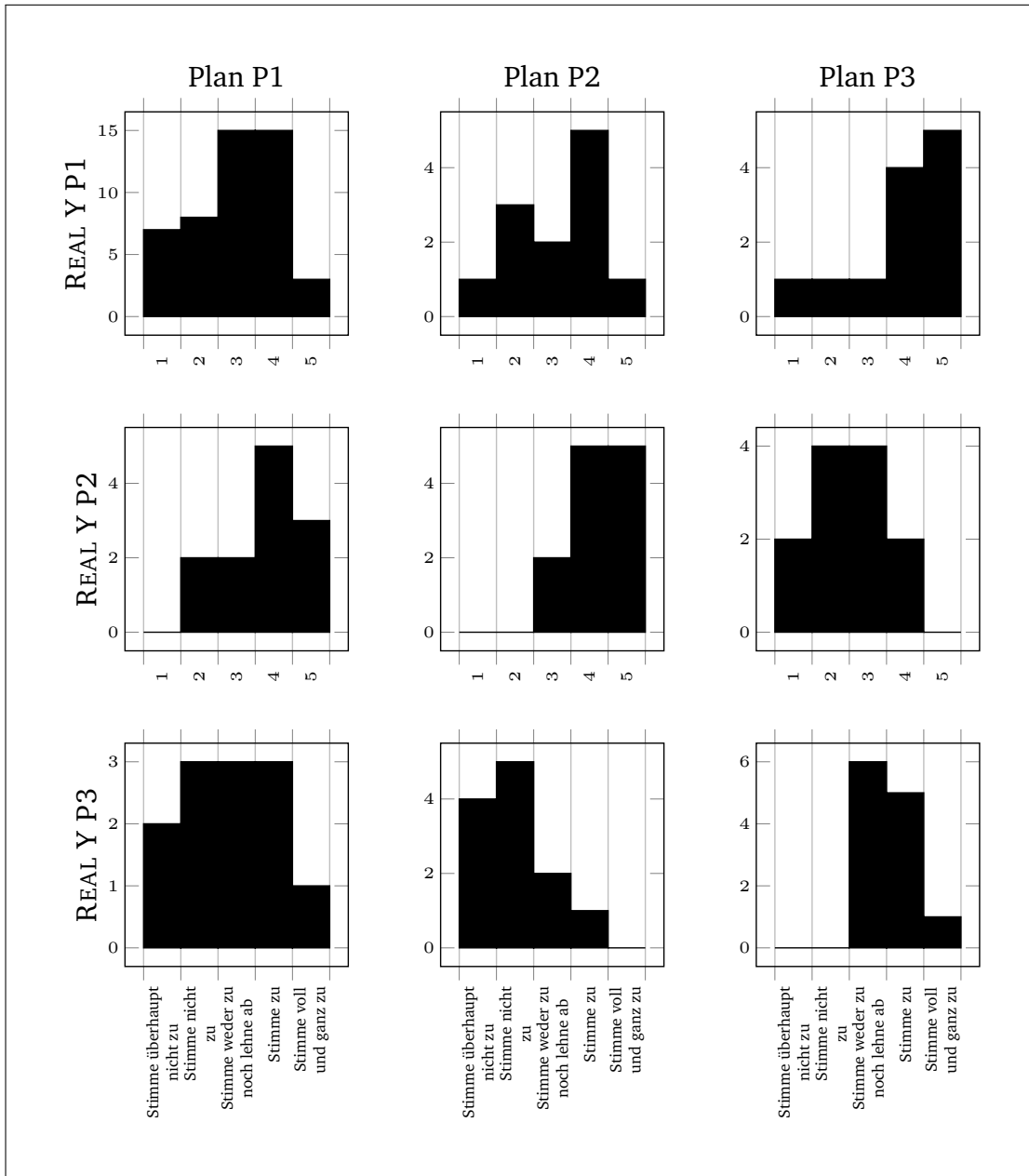


Abb. E.23.: Histogramm der Bewertungen der Benutzerakzeptanz für verschiedene y-Positionierungen der Übergabekfigurationen

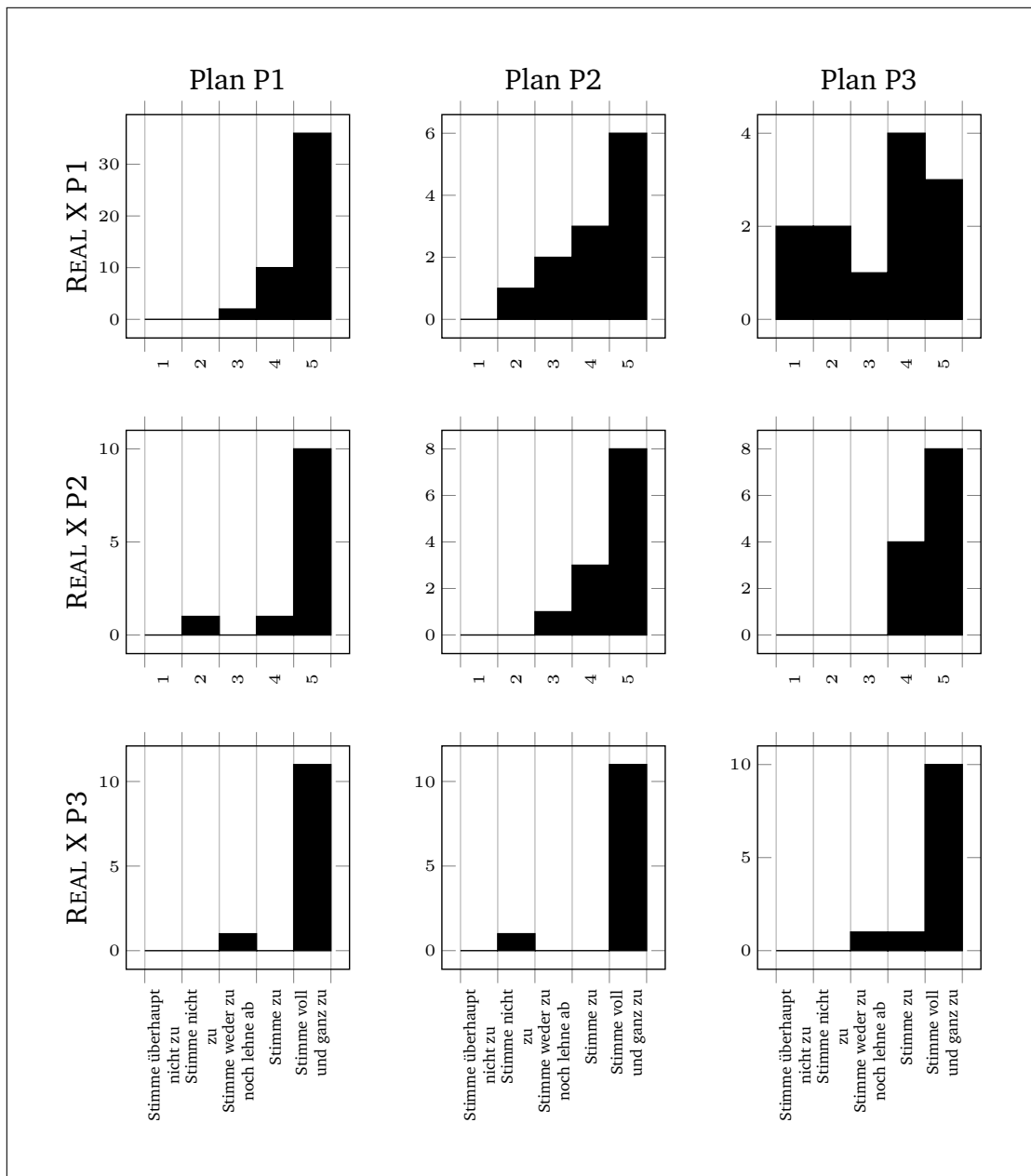


Abb. E.24.: Histogramm der Bewertungen des Sicherheitsgefühls für verschiedene x-Positionierungen der Übergabekonfigurationen

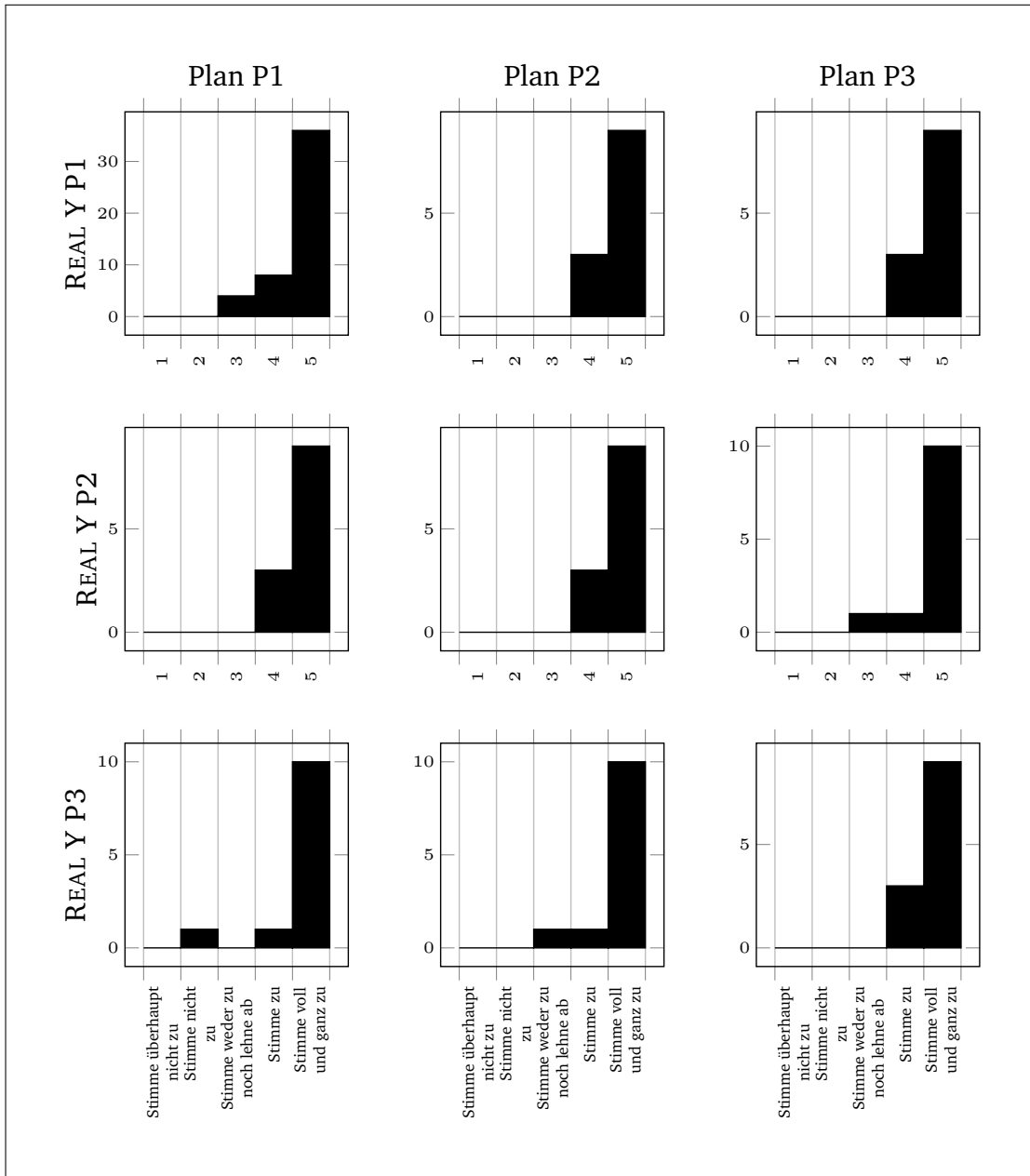


Abb. E.25.: Histogramm der Bewertungen des Sicherheitsgefühls für verschiedene y-Positionierungen der Übergabekfigurationen

E.3 Phase 3: Bewertungen der Initialposen

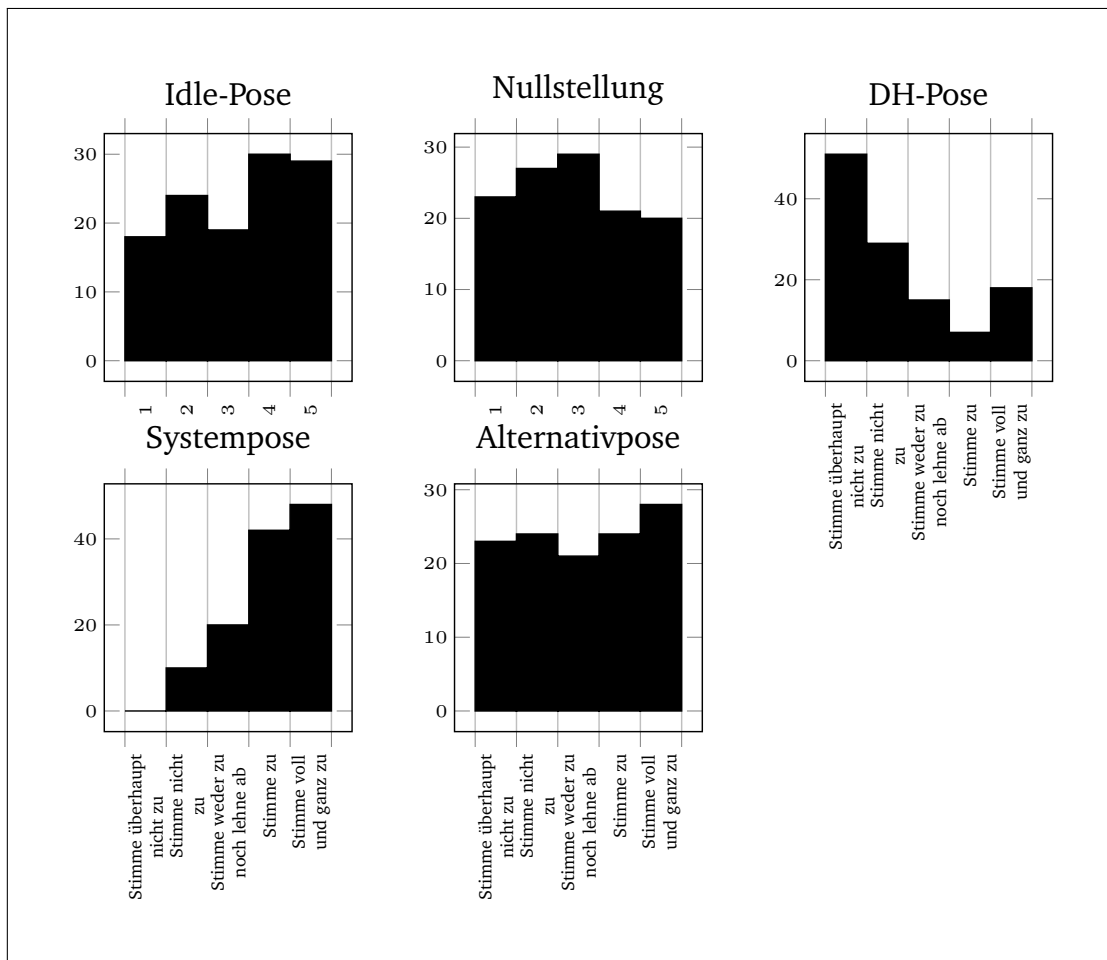


Abb. E.26.: Histogramm der Bewertungen der Korrektheit der Initialposen

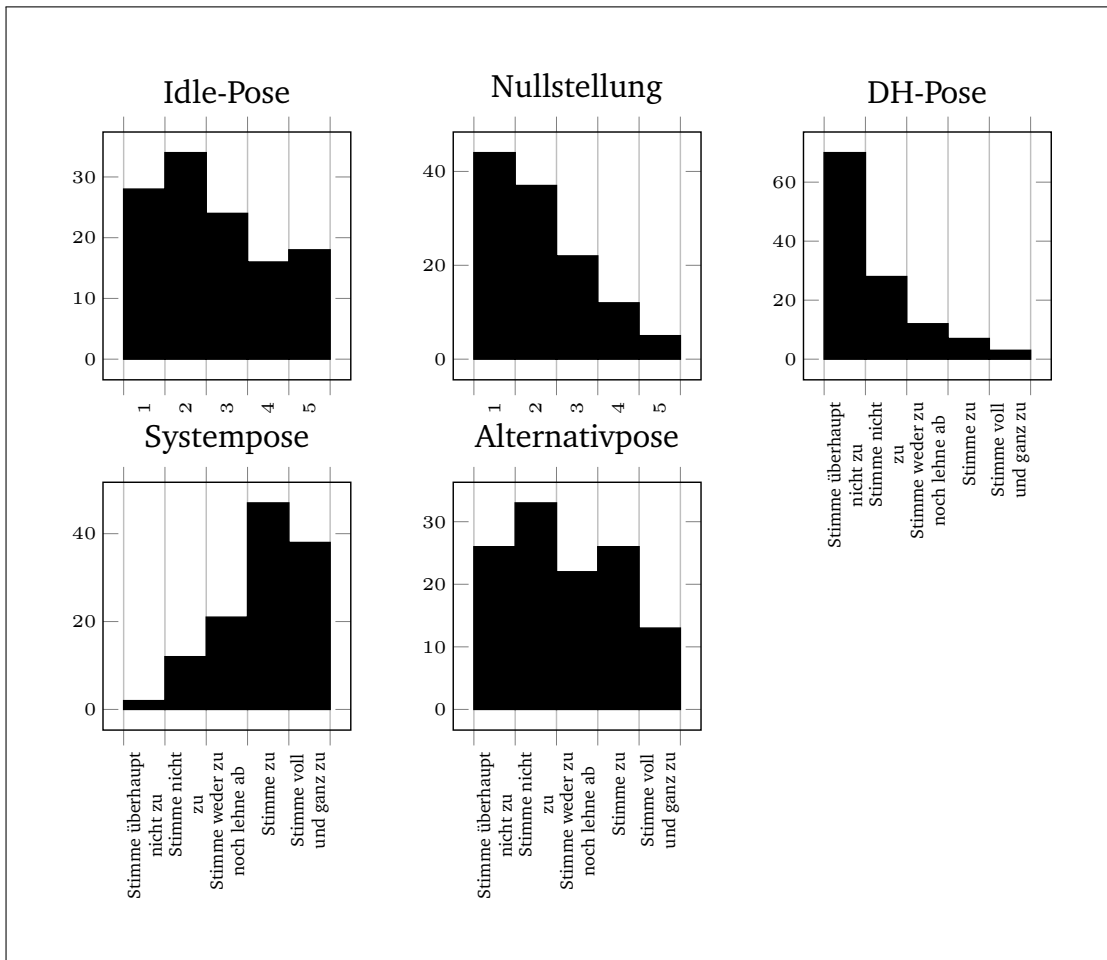


Abb. E.27.: Histogramm der Bewertungen der Menschenähnlichkeit der Initialposen

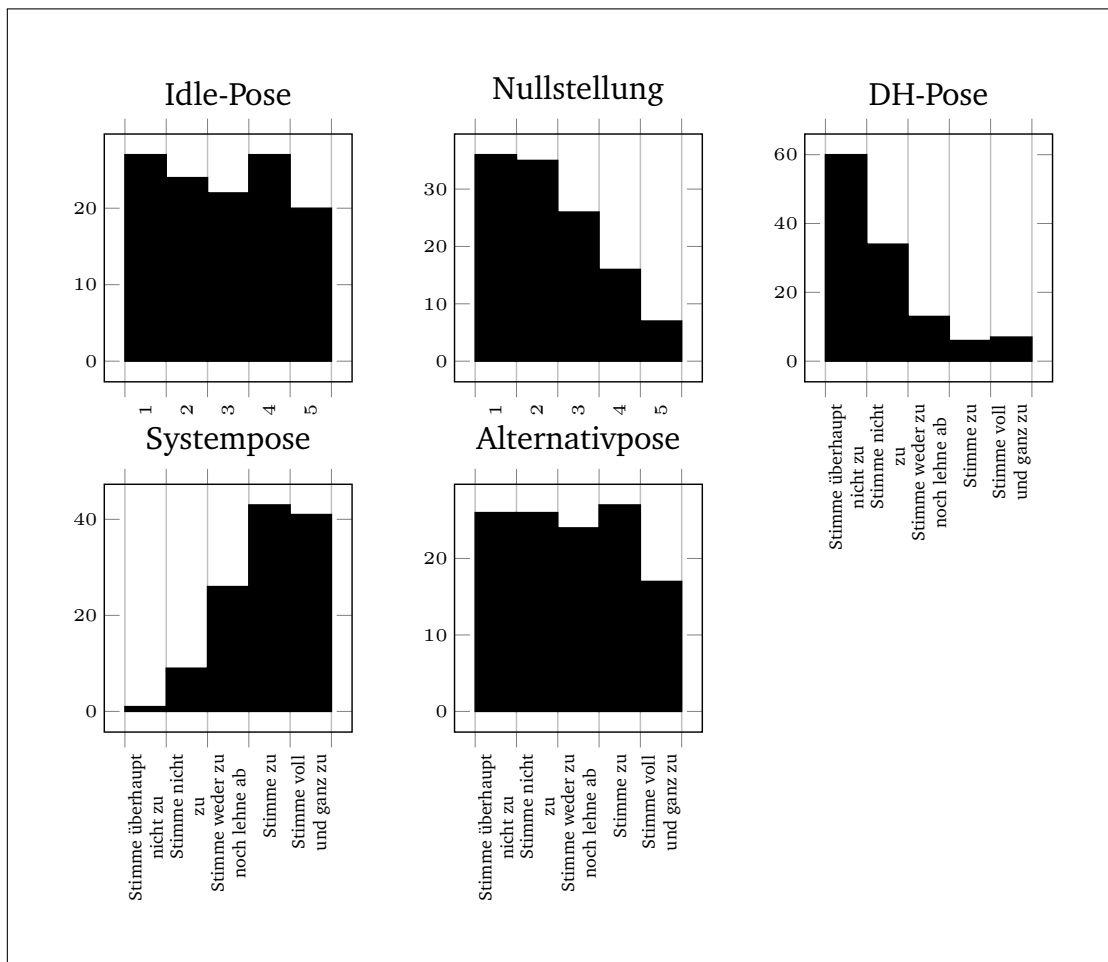


Abb. E.28.: Histogramm der Bewertungen der Natürlichkeit der Initialposen

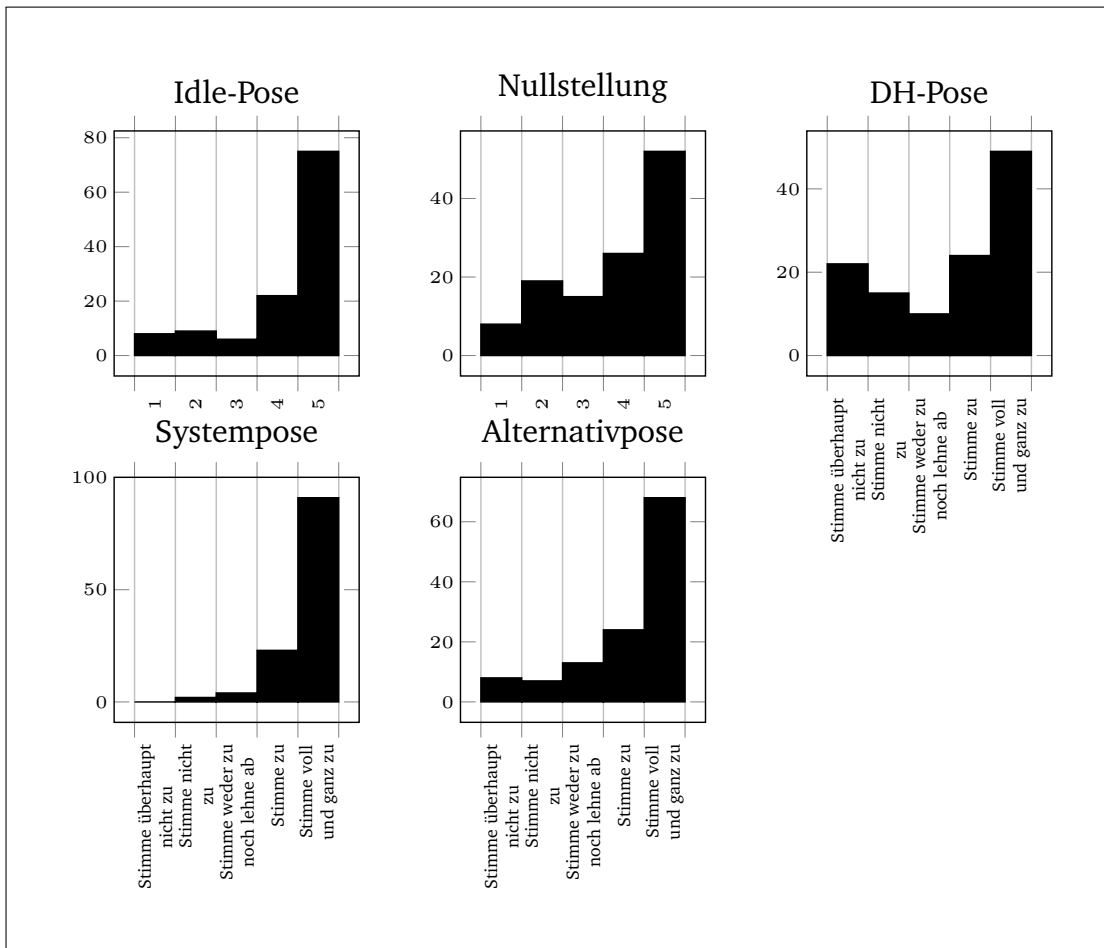


Abb. E.29.: Histogramm der Bewertungen des Sicherheitsgefühls der Initialposen

E.4 Phase 4: Bewertungen der Transferverhalten

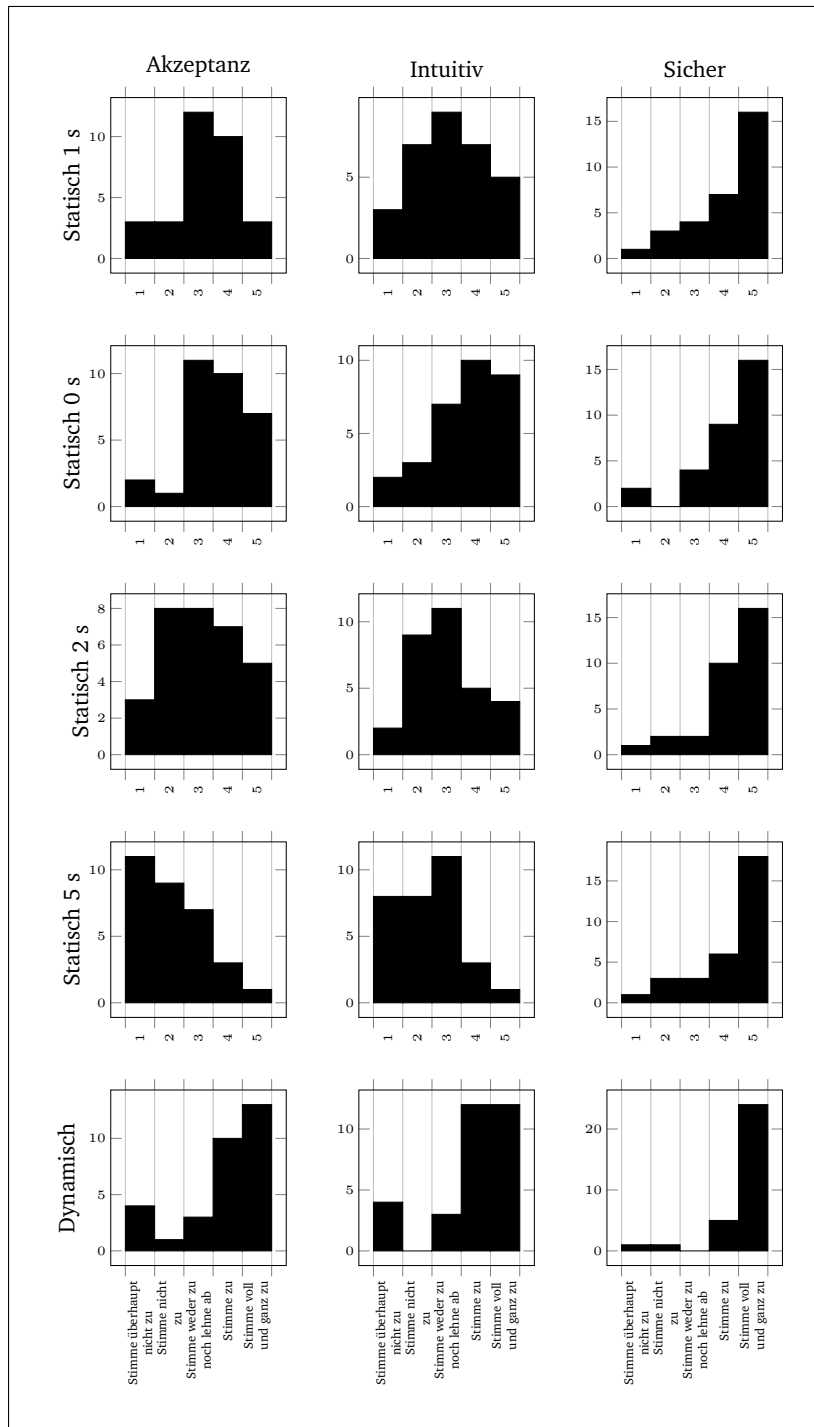


Abb. E.30.: Histogramm der Bewertungen der Transferverhalten

Colophon

Der Style dieser Arbeit basiert auf der Vorlage *Clean Thesis* von Ricardo Langner. Das Design *Clean Thesis* ist von den Benutzerrichtlinien der Apple Inc. inspiriert.

Eigenständigkeitserklärung

Gemäß der Rahmenpromotionsordnung der Universität Bielefeld §8(1)g: Ich erkläre hiermit, dass mir die aktuelle Promotionsordnung der Technischen Fakultät der Universität Bielefeld bekannt ist. Weiterhin erkläre ich, dass diese Arbeit von mir verfasst wurde und auf meiner eigenen Arbeit beruht, sofern nicht anders angegeben. Es wurden keine Arbeiten anderer Personen ohne eine entsprechende Kennzeichnung verwendet. Alle Referenzen, wörtlichen Auszüge und alle Informationsquellen, einschließlich Grafiken und Datensätze, wurden ausdrücklich angegeben. Zudem erkläre ich, dass Dritte weder unmittelbar noch mittelbar geldwerte Leistungen für Vermittlungstätigkeiten oder für Arbeiten erhalten haben, die im Zusammenhang mit dem Inhalt der vorgelegten Dissertation stehen. Diese Arbeit oder Teile davon wurden weder als Prüfungsarbeit für eine staatliche oder andere wissenschaftliche Prüfung eingereicht noch in ähnlicher oder anderer Abhandlung bei einer anderen Hochschule als Dissertation eingereicht.

Minden, 21.06.2021

Robin Rasch, M.Sc.

