

**KONZEPTION UND ENTWICKLUNG EINES
APP-PROTOTYPEN FÜR ROM-MESSUNGEN ZUR
TELETHERAPEUTISCHEN NUTZUNG IN DER
SCHULTERREHABILITATION**

Eine Masterarbeit von
ANGELINA KRASSER, BSC

betreut von
DI Dr. Sten Hanke

und eingereicht am
Studiengang eHealth

der
FH JOANNEUM Graz

zur teilweisen Erfüllung der Anforderungen
zur Erlangung des akademischen Grades
Master of Science (MSc)

September 2025

*Diese Arbeit widme ich meiner Familie, die mir auf meinem Weg stets den Rücken
gestärkt hat.*

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich herzlich bei allen bedanken, die mich während der Anfertigung dieser Arbeit sowie im Verlauf meines Studiums unterstützt haben. Für die fachliche Begleitung und die wertvollen Anregungen während der Erstellung dieser Masterarbeit danke ich Herrn DI Dr. Sten Hanke. Seine Expertise und konstruktive Rückmeldung haben maßgeblich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen. Mein aufrichtiger Dank gilt zudem meiner Familie und meinen Freunden, die mir stets Rückhalt gegeben und mir mit ihrer Geduld und Zuversicht zur Seite gestanden haben. Besonders hervorheben möchte ich Carina und Teresa, die mich nicht nur in arbeitsintensiven Phasen unterstützt, sondern auch mit ihrem Rat, ihrem Humor und unserer gemeinsamen Zeit meine Studienjahre bereichert und unvergesslich gemacht haben.

Abstract

Musculoskeletal disorders are among the most common causes of chronic pain and functional impairment worldwide. In particular, rotator cuff lesions significantly impair shoulder function, especially in older patients. Effective rehabilitation following conservative or surgical treatment requires regular measurement of the range of motion (ROM) to assess therapeutic progress and to document and adjust individual treatment trajectories. Conventional methods such as goniometers or visual estimations reach their limits in home settings and are also associated with a certain degree of inaccuracy and variability. Digital, camera-based technologies offer new opportunities in this context, particularly through the use of Human Pose Estimation (HPE) methods in combination with mobile devices. The aim of this thesis was the conceptualization and prototypical development of a mobile application for the automated recording of shoulder ROM as part of the rehabilitation process. In preparation for implementation, functional and non-functional requirements were identified from the literature, taking into account both technical conditions and user-related aspects. The results of this analysis informed the prototype design, which was visually modeled using low-fidelity wireframes. Building on this, a functional system for camera-based angle measurement across various planes of shoulder movement was technically implemented. The developed Android application uses the HPE models MediaPipe BlazePose GHUM 3D and MediaPipe Hands. The prototype application includes a variety of features including a login interface, a homepage with progress indicators and educational content, and a measurement algorithm with audiovisual feedback for optimal camera alignment, positioning, and movement execution. Additionally, a module for subjective pain assessment using hand gestures was integrated. A graphical progress display also enables the visualization of individual therapy outcomes over time. The developed prototype demonstrates the technical feasibility of camera-based ROM measurement using HPE technologies and thus provides the foundation for future teletherapeutic applications in digital motion assessment.

Kurzfassung

Muskel-Skelett-Erkrankungen zählen weltweit zu den häufigsten Ursachen chronischer Schmerzen und funktioneller Einschränkungen. Unter anderem verursachen Läsionen der Rotatorenmanschette erhebliche Beeinträchtigungen der Schulterfunktion, vor allem bei älteren Patient:innen. Eine effektive Rehabilitation nach konservativer oder operativer Behandlung erfordert eine regelmäßige Erfassung der Range of Motion (ROM), um den Therapieerfolg zu beurteilen und individuelle Behandlungsverläufe zu dokumentieren und anzupassen. Konventionelle Verfahren wie das Goniometer oder visuelle Schätzungen stoßen dabei im häuslichen Umfeld an ihre Grenzen und gehen außerdem mit einer gewissen Ungenauigkeit und Variabilität einher. Digitale, kamerabasierte Technologien bieten hier neue Möglichkeiten, insbesondere durch den Einsatz von Verfahren der HPE in Kombination mit mobilen Endgeräten. Ziel der vorliegenden Arbeit war die Konzeption und prototypische Entwicklung einer mobilen Applikation zur automatisierten ROM-Erfassung im Rahmen der Schulterrehabilitation. Zur Vorbereitung der Implementierung wurden zunächst funktionale und nicht-funktionale Anforderungen aus der Literatur identifiziert, wobei sowohl technische Rahmenbedingungen als auch nutzerbezogene Aspekte berücksichtigt wurden. Die Ergebnisse dieser Analyse flossen in die Konzeption des Prototyps ein, der mittels Low-Fidelity-Wireframes visuell modelliert wurde. Darauf aufbauend erfolgte die technische Umsetzung eines funktionalen Systems zur kamerabasierten Winkelmessung in verschiedenen Bewegungsebenen der Schulter. Dafür nutzt die entwickelte Android-Applikation die HPE-Modelle MediaPipe BlazePose GHUM 3D und MediaPipe Hands. Die prototypisch entwickelte Anwendung enthält eine Anmeldemaske, eine Startseite mit Fortschrittsanzeigen und edukativen Inhalten sowie einen Messalgorithmus mit audiovisuellem Feedback zur optimalen Kamerajustierung, Positionierung und Bewegungsausführung. Ergänzend wurde ein Modul zur subjektiven Schmerzbewertung mittels Handgesten integriert. Des Weiteren ermöglicht eine Verlaufsgrafik die Visualisierung individueller Therapieerfolge über die Zeit hinweg. Der entwickelte Prototyp demonstriert die technische Umsetzbarkeit der kamerabasierten ROM-Messung unter Verwendung von HPE-Technologien und legt damit die Grundlage für zukünftige teletherapeutische Anwendungen zur digitalen Bewegungserfassung.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung	iii
Abstract	iv
Kurzfassung	v
Abbildungsverzeichnis	ix
Tabellenverzeichnis	x
Abkürzungsverzeichnis	xi
1 Einleitung	1
1.1 Ziele und Forschungsfrage	3
1.2 Aufbau der Arbeit	3
2 Hintergrund	5
2.1 Schultererkrankungen	5
2.1.1 Rotatorenmanschettenläsion	7
2.1.2 Behandlung von Rotatorenmanschettenläsionen	8
2.1.3 Rehabilitation von Rotatorenmanschettenläsionen	11
2.2 Biomechanik	12
2.2.1 Ebenen und Achsen der Bewegung	13
2.2.2 Anatomie und Kinematik der Schulter	14
2.2.3 Range of Motion	16
2.3 Rehabilitation	19
2.3.1 Traditionelle Rehabilitation und Telerehabilitation	19
2.3.2 Einsatz von Smartphones in der Telerehabilitation	22
2.4 Technologien in der Bewegungsanalyse	24
2.4.1 Computer Vision	24
2.4.2 Human Pose Estimation	27

3	Methodik	29
3.1	Vorgehensweise	29
3.2	Konzeptualisierung	30
3.2.1	Anforderungsidentifikation	30
3.2.2	Design des Prototypen	31
3.3	Implementierung des Prototypen	32
3.3.1	Entwicklungsumgebung und Programmiersprache	32
3.3.2	Technologien und Bibliotheken	32
3.3.3	Datenbank und Datenstruktur	35
4	Konzeptualisierung	37
4.1	Anforderungsidentifikation	37
4.1.1	Umzusetzende Anforderungen	42
4.2	Technologieauswahl	43
4.2.1	MediaPipe BlazePose GHUM 3D	44
4.2.2	MediaPipe Hands	49
4.3	Design des Prototypen	51
5	Implementierung	56
5.1	Anmeldung	56
5.2	Homepage	59
5.3	ROM-Messungen und Feedbackmechanismus	62
5.3.1	Übersicht der Messtypen	62
5.3.2	Messprozess	65
5.3.3	Modell-Integration	66
5.3.4	Referenzwinkel	69
5.3.5	Winkelberechnung	71
5.3.6	Gestaltung des Kamera-Overlay	79
5.3.7	Neigungswinkelkorrektur	84
5.3.8	Feedbackmechanismus	85
5.3.9	Schmerzbewertung	95
5.4	Visualisierung des Therapieverlaufs	98
6	Diskussion	101
6.1	Limitationen	104
6.2	Ausblick und Zukunftsperspektiven	105

Literaturverzeichnis	107
A Feedbackmechanismus	118
Eidesstattliche Erklärung	122

Abbildungsverzeichnis

2.1	Anatomische Körperebenen, Achsen und Lagebezeichnungen	13
2.2	Anatomische Darstellung des Schultergelenks	15
2.3	Aktive Range of Motion (AROM)	18
3.1	Darstellung des Entwicklungsprozesses	30
4.1	MediaPipe BlazePose GHUM 3D Landmarks	45
4.2	MediaPipe Hands Landmarks	50
4.3	Low-Fidelity-Wireframes des Prototypen	53
4.4	Low-Fidelity-Wireframes des Prototypen	54
4.5	Low-Fidelity-Wireframes des Prototypen	55
5.1	Anmeldung und Registrierung	57
5.2	Nutzereingaben für die Registrierung	58
5.3	Homepage und Abmelden	59
5.4	Informationen und Anleitungen	61
5.5	Übersicht der Messtypen	62
5.6	Anleitung zur ROM-Messung	63
5.7	Anleitung zur ROM-Messung	64
5.8	Darstellung des ROM-Messprozesses	65
5.9	Overlay-Elemente bei ROM-Messungen	81
5.10	Informationen zum ROM-Messprozess	82
5.11	Neigungswinkelkorrektur	84
5.12	Positionierungskorrektur	87
5.13	Prüfung der Kalibrierungsposition und Bewegungsausführung	91
5.14	Feedback bei Kompensationsbewegungen	93
5.15	Schmerzbewertung und Speicherung der Messung	98
5.16	Visualisierung des Therapieverlaufs	99
5.17	Visualisierung des Therapieverlaufs	100

Tabellenverzeichnis

4.1	Kategorisierung identifizierter Anforderungen	41
5.1	Bewegungsumfang bei gesunden Menschen	70
5.2	Winkelberechnung der jeweiligen Messtypen	79
5.3	Anweisungen zum Messprozess	82
5.4	Overlay-Gestaltung der jeweiligen Messtypen	83
5.5	Integriertes Feedback bei den jeweiligen Messtypen	94
A.1	Übersicht der implementierten Prüfungen und Korrekturen	118

Abkürzungsverzeichnis

API	Application Programming Interface
ATL	Aktivitäten des täglichen Lebens
CNN	Convolutional Neural Network
CPU	Central Processing Unit
CV	Computer Vision
DL	Deep Learning
FPS	Frames per Second
GPU	Graphics Processing Unit
HPE	Human Pose Estimation
KI	Künstliche Intelligenz
ML	Machine Learning
MSE	Muskel-Skelett-Erkrankungen
RML	Rotatorenmanschettenläsion
ROI	Region of Interest
ROM	Range of Motion
SDK	Software Development Kit
SE	Schultererkrankungen
UG	Universal-Goniometer
UI	User Interface

Kapitel 1

Einleitung

Muskel-Skelett-Erkrankungen stellen weltweit eine der häufigsten Ursachen für chronische Schmerzen, körperliche Einschränkungen und eingeschränkte Lebensqualität dar [Steiner et al., 2020]. Innerhalb dieser Erkrankungsgruppe nehmen Schultererkrankungen eine besondere Stellung ein, da sie mit einer hohen Prävalenz und erheblichen sozioökonomischen Belastungen verbunden sind [Carbonaro et al., 2018]. Die Rotatorenmanschettenläsion (RML) gilt mit einem Anteil von bis zu 85 Prozent aller SE als die häufigste Pathologie in diesem Bereich [Zhang et al., 2024]. Die Rotatorenmanschette stabilisiert das Schultergelenk dynamisch und erlaubt eine koordinierte Gelenkführung, wodurch sie eine zentrale biomechanische Funktion des Körpers erfüllt [Amirouche und Koh, 2021; Barnechea Rey, 2021]. Eine Läsion dieses funktionellen Systems führt nicht nur zu Schmerzen und Bewegungseinschränkungen, sondern kann auch einen dauerhaften Verlust der Selbstständigkeit sowie psychische Belastungen nach sich ziehen [Zhang et al., 2021; Ciardi et al., 2024]. Besonders betroffen sind ältere Menschen, bei denen die Prävalenz asymptomatischer wie auch symptomatischer Risse mit zunehmendem Alter deutlich ansteigt [Zhang et al., 2021]. Zur effektiven Behandlung von RML werden konservative und operative Verfahren eingesetzt, wobei die Wahl des Therapieansatzes abhängig ist von individuellen Faktoren wie Rupturgröße, Alter, funktionellen Anforderungen und Begleiterkrankungen [Ciardi et al., 2024; Brindisino et al., 2021]. Unabhängig von der Behandlungsform ist die anschließende Rehabilitation maßgeblich für die Wiederherstellung der Funktionalität [Shim et al., 2023]. Etwa die Hälfte der Patient:innen berichtet auch zwei Jahre nach einem operativen Eingriff weiterhin von funktionellen Einschränkungen [Zhang et al., 2021]. Ein zentrales Element der Schulterrehabilitation ist die präzise Messung des Bewegungsumfanges beziehungsweise der Range of Motion (ROM), insbesondere zur Beurteilung des Therapieerfolgs und zur Anpassung individueller Behandlungspläne [Mejia-Hernandez et al., 2018; Keogh et al., 2019]. Derzeit dominieren klinische Standardverfahren wie das Universal-Goniometer (UG) oder visuelle Schätzverfahren, deren Reliabilität und Genauigkeit je-

doch variieren und oft fehleranfällig sind [Gauci et al., 2023; Soeters et al., 2023]. Diese Einschränkungen erschweren eine standardisierte und kontinuierliche Verlaufskontrolle, besonders im häuslichen Umfeld. In diesem Kontext gewinnen digitale Lösungen zunehmend an Bedeutung. Telerehabilitative Ansätze haben sich vor allem im Zuge der COVID-19-Pandemie als wirkungsvolle Ergänzung zur klassischen Rehabilitation etabliert [Zhang et al., 2021; Greiner et al., 2023]. Sie bieten den Vorteil, Patient:innen unabhängig von geografischen oder infrastrukturellen Barrieren kontinuierlich betreuen zu können. Dennoch besteht ein wesentlicher Engpass in der fehlenden Möglichkeit zur objektiven Erfassung funktioneller Parameter im heimischen Umfeld [Sassi et al., 2024]. Moderne Smartphones bieten aufgrund ihrer Verbreitung, technischen Ausstattung und Nutzerfreundlichkeit ein enormes Potenzial für den Einsatz in der Telerehabilitation [Sivertsson et al., 2024]. Auch der Einsatz von kamerabasierten Verfahren eröffnet neue Perspektiven. Mittels Human Pose Estimation (HPE), einer Methode der Künstlichen Intelligenz (KI) beziehungsweise des Machine Learning (ML) und der Computer Vision (CV), können menschliche Gelenkpositionen automatisch aus Bilddaten extrahiert werden [Zhang et al., 2021]. Dadurch könnten Messungen des Bewegungsumfanges nicht nur digital, sondern auch automatisiert, kontaktlos und skalierbar ohne die Notwendigkeit teurer Spezialgeräte erfolgen [van den Hoorn et al., 2024]. Die Kombination aus Smartphone-Technologie, CV und ML birgt das Potenzial, die Schulterrehabilitation grundlegend zu verändern. Durch die Integration von Modellen zur HPE in mobile Anwendungen können sowohl die Bewegungsqualität als auch die Einhaltung von Therapieplänen überwacht und in Echtzeit ausgewertet werden [Gauci et al., 2023]. Die Nutzung dieser Technologien erlaubt es nicht nur, die Therapietreue zu fördern, sondern auch die objektive Messung des Bewegungsumfanges im Alltag der Patient:innen zu ermöglichen. Trotz dieser technologischen Entwicklungen existieren bisher jedoch kaum validierte, praxistaugliche Applikationen, die ROM-Messungen mittels HPE in einer klinisch relevanten Genauigkeit und Benutzerfreundlichkeit ermöglichen. Die Herausforderungen liegen hierbei sowohl in der technischen Umsetzung als auch in der benutzerzentrierten Gestaltung, der Gewährleistung der Datenintegrität und der Integration in bestehende Rehabilitationsprozesse [Sassi et al., 2024]. Die vorliegende Arbeit widmet sich daher der Entwicklung eines nutzungsfreundlichen und funktionalen App-Konzeptes zur Messung des Bewegungsumfanges in der Schulterrehabilitation. Im Mittelpunkt steht dabei die Integration eines Verfahrens auf Basis der HPE, das eine automatisierte, kamera-gestützte Bewegungsanalyse mithilfe eines Smartphones ermöglicht. Die Anwendung soll damit einen Beitrag zur Weiterentwicklung digital unterstützter Rehabilitationsstrategien leisten.

1.1 Ziele und Forschungsfrage

Ziel dieser Arbeit ist die Konzeption und prototypische Entwicklung einer mobilen Anwendung zur automatisierten Messung des Bewegungsumfangs in der Schulterrehabilitation. Durch die Integration von Verfahren der HPE in eine Smartphone-App soll eine benutzerfreundliche und kosteneffiziente Möglichkeit geschaffen werden, die Bewegungsumfangsmessungen im häuslichen Umfeld ermöglicht. Diese digitale Lösung soll die Grundlage für im Rahmen der Telerehabilitation eingesetzte Anwendungen schaffen, um Patient:innen eine kontinuierliche, objektive und standardisierte Verlaufskontrolle ihrer Beweglichkeit zu bieten, ohne dabei auf kostspieliges Equipment oder die physische Präsenz von Fachpersonal angewiesen zu sein.

Im Fokus steht die Beantwortung folgender zentraler Forschungsfrage: „Wie können digitale Technologien der Bewegungsanalyse und Verfahren der HPE genutzt werden, um die Durchführung von ROM-Messungen mittels Smartphones in der Schulterrehabilitation zu ermöglichen und zu unterstützen?“ Zur vertieften Auseinandersetzung mit diesem Thema werden ergänzend folgende Nebenfragen behandelt:

- „Welche technischen, konzeptionellen und nutzerbezogenen Herausforderungen ergeben sich bei der Entwicklung einer mobilen Anwendung zur ROM-Erfassung in der Telerehabilitation?“
- „Welche Chancen und Risiken sind mit dem Einsatz HPE-basierter Anwendungen insbesondere für ältere Patient:innen verbunden?“

Die Arbeit untersucht diese Fragestellungen sowohl auf konzeptioneller Ebene als auch anhand eines funktionsfähigen Prototyps. Damit soll ein Beitrag zur Weiterentwicklung digital gestützter Versorgungsmodelle im Bereich der muskuloskelettalen Rehabilitation geleistet werden.

1.2 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Masterarbeit gliedert sich in sechs Kapitel:

Kapitel 1 - „Einleitung“ führt in die Thematik ein, beschreibt die zugrunde liegende Motivation, formuliert die Zielsetzung der Arbeit und stellt die behandelten Forschungsfragen vor.

Kapitel 2 - „Hintergrund“ beleuchtet den theoretischen Hintergrund und schafft die wissenschaftliche Basis für das weitere Vorgehen. Es umfasst zunächst eine Beschreibung der häufigsten Schultererkrankungen (SE) mit Fokus auf RML sowie deren biomechanische und funktionelle Relevanz. Anschließend werden etablierte therapeutische und rehabilitative Ansätze erläutert, bevor auf aktuelle Entwicklungen im Bereich der Telerehabilitation, der Einsatzmöglichkeiten von Smartphones sowie moderner Technologien der Bewegungsanalyse, insbesondere HPE, eingegangen wird.

Kapitel 3 - „Methoden“ beschreibt die methodische Vorgehensweise zur Konzeption und technischen Umsetzung des App-Prototyps. Im Vordergrund stehen die Konzeptualisierung sowie der Einsatz geeigneter Werkzeuge, Entwicklungsumgebungen und Technologien.

Kapitel 4 - „Konzeptualisierung“ widmet sich der konkreten Konzeptualisierung der Applikation und thematisiert die Auswahl der verwendeten HPE Modelle. Neben der Ausarbeitung von relevanten Anforderungen werden die geplanten Funktionalitäten, unter anderem die ROM-Erfassung, der Feedbackmechanismus und die Visualisierung des Therapieverlaufs, entworfen und vorgestellt.

Kapitel 5 - „Implementierung“ behandelt die Implementierung des konzipierten Prototyps. Es werden die Abläufe innerhalb der Anwendung erläutert und die einzelnen Systemkomponenten wie Benutzerregistrierung, kameragestützte ROM-Messung, Feedbackfunktionen und Möglichkeiten zur Schmerzbewertung beschrieben. Auch die konkrete Umsetzung spezifischer Bewegungsmessungen sowie die Integration der HPE-Komponenten in das mobile Anwendungssystem werden dargestellt.

Kapitel 6 - „Diskussion“ fasst die Ergebnisse der Arbeit zusammen, reflektiert diese im Kontext der formulierten Forschungsfragen und diskutiert Potenziale sowie Limitationen des entwickelten Konzepts. Abschließend erfolgt ein Ausblick auf zukünftige Forschungs- und Entwicklungsperspektiven im Bereich der digitalen Schulterrehabilitation.

Kapitel 2

Hintergrund

2.1 Schultererkrankungen

Muskel-Skelett-Erkrankungen (MSE) sind eine der Hauptursachen für chronische Schmerzen, körperliche Beeinträchtigungen und eine verminderte Lebensqualität [Steiner et al., 2020]. Sie umfassen verschiedene degenerative und entzündliche Erkrankungen, welche Muskeln, Bänder, Sehnen und Gelenke betreffen können. Zu den Körperregionen, die von MSE betroffen sein können, zählen unter anderem die Wirbelsäule, der Schulter- und Beckengürtel, sowie die Ober- und Unterarme. Die Ursachen für Erkrankungen dieser Art können übermäßige biomechanische Belastungen, andauernde Einwirkung von Vibrationen oder Kräften, falsche Körperhaltungen, oder wiederholte Bewegungen sein. MSE können sich zum Beispiel in der Form von Kreuzschmerzen, Gelenksarthrose, Karpaltunnelsyndrom oder einem Impingement-Syndrom der Schulter ausprägen [Carbonaro et al., 2018]. Innerhalb der muskuloskelettalen Erkrankungen stellen SE einen wesentlichen Teilbereich dar, da sie als dritthäufigste Form von MSE eine hohe Prävalenz aufweisen, was mit erheblichen sozioökonomischen Belastungen einhergeht [Carbonaro et al., 2018]. Sie führen häufig zu Arbeitsausfällen und verursachen dadurch erhebliche sozioökonomische Kosten. Schulterläsionen gehören zu den 15 Diagnosen, die für die meisten Fehltage am Arbeitsplatz verantwortlich sind [Steiner et al., 2020].

Das Schultergelenk ist für grundlegende Aktivitäten des täglichen Lebens (ATL) wie Ankleiden, Essen und Körperpflege von entscheidender Bedeutung [Sassi et al., 2024]. Schulterschmerzen gehören zu den am häufigsten vorkommenden muskuloskelettalen Beschwerden. Jährlich sind in etwa 30.3 Prozent der Erwachsenen von Schulterschmerzen betroffen [Carbonaro et al., 2018]. Sie können sich negativ auf die Arbeit, den Schlaf und die Leistungsfähigkeit im Sport auswirken, und zu schweren Beeinträchtigungen der Mobilität und Funktionalität der oberen Extremitäten, Einschränkungen im Alltag und

einem Verlust der Selbstständigkeit führen [Brindisino et al., 2021]. Häufige Ursachen für Schulterschmerzen sind Rotatorenmanschetten-Tendinitis, Impingement-Syndrom, Risse in der Rotatorenmanschette und adhäsive Kapsulitis [Sassi et al., 2024]. Etwa 28 Prozent der Personen über 60 Jahren weisen SE auf [Carbonaro et al., 2018].

SE bezeichnen eine Gruppe verschiedener Krankheitsbilder, die durch die Entzündung der Bänder, Sehnen oder anderer periartikulärer Strukturen im Schulterbereich gekennzeichnet sind. MSE der Schulter schließen beispielsweise Schultersteife (Frozen Shoulder), Schultersubluxation, das subakromiale Impingement-Syndrom sowie Sehnenschwächen ein. Eine häufige Ursache liegt in der Instabilität des Humeruskopfes, bedingt durch ein Ungleichgewicht jener muskulären Kräfte, die die Bewegung der Schulter steuern. Dazu gehören insbesondere der Musculus deltoideus, die Rotatorenmanschette sowie die Stabilisatoren der Scapula. Der Haupt-Risikofaktor für die Entstehung von SE ist die wiederholte Ausführung von Tätigkeiten, bei denen der Oberarm über Schulterhöhe gehoben wird. Zur Beurteilung des Schweregrads der Erkrankung werden klinische Bewertungsverfahren eingesetzt, wie beispielsweise der Constant-Murley-Shoulder-Test. Dieses Verfahren integriert objektive biomechanische Messgrößen (aktiver und passiver Bewegungsumfang, Muskelkraft) mit subjektiven Einschätzungen (Beweglichkeit ohne Schmerzen, Schmerzintensität) [Carbonaro et al., 2018].

Die meisten Schulterbeschwerden lassen sich in vier Hauptkategorien einteilen [American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2024]:

- Entzündungen der Sehnen (Bursitis oder Tendinitis) oder Sehnenrisse
- Instabilitäten
- Arthrose
- Frakturen (Knochenbrüche)

Infektionen, nervenbedingte Beschwerden oder Tumorerkrankungen sind seltenere Auslöser für Schulterschmerzen [American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2024].

Aufgrund ihrer hohen Prävalenz, klar messbarer Funktionsdefizite und der therapeutischen Relevanz von ROM-Verlaufskontrollen stellt die RML in Hinblick auf die Zielsetzung dieser Arbeit eine besonders geeignete Zielgruppe für den entwickelten Prototypen dar. Die mit einer RML einhergehenden funktionellen Einschränkungen lassen sich standardisiert

über ROM-Messungen abbilden, wodurch sich RML-Patient:innen für die Anwendung eines kamerabasierten Messsystems eignen. Darüber hinaus betrifft diese Pathologie vor allem ältere Personen, bei denen eine häusliche, technisch gestützte Verlaufskontrolle von großem klinischen Nutzen sein kann. Vor diesem Hintergrund wird im Folgenden die RML als zentrale Zielpathologie der Arbeit näher erläutert. Dabei werden sowohl die zugrunde liegenden pathophysiologischen Mechanismen als auch gängige therapeutische Ansätze dargestellt. Ergänzend erfolgt eine Darstellung der typischen Rehabilitationsverläufe mit besonderem Fokus auf die Phasenstruktur und die Bedeutung der Beweglichkeitsmessung im Rahmen der funktionellen Nachsorge. Diese umfassende Betrachtung bildet die Grundlage für das Verständnis der funktionellen Anforderungen, welche die Entwicklung und Anwendung des prototypischen Messsystems maßgeblich beeinflussen.

2.1.1 Rotatorenmanschettenläsion

Die RML ist eine der weltweiten Hauptursachen von Schulterbeschwerden und ist ein wesentlicher Faktor für krankheitsbedingte Arbeitsausfälle und sportliche Einschränkungen [Abdelwahab et al., 2021]. Mit einem Anteil von 50 bis 85 Prozent aller SE stellt sie die am häufigsten diagnostizierte Pathologie der Schulterregion dar [Zhang et al., 2024]. Risse der Rotatorenmanschette weisen eine Prävalenz von etwa 20 Prozent der Allgemeinbevölkerung auf [Reinholz et al., 2023]. Es können Menschen jeden Alters betroffen sein, jedoch stellen diese Verletzungen besonders im höheren Lebensalter eine bedeutende Ursache von Morbidität dar [Abdelwahab et al., 2021]. Sie betreffen in etwa 30 Prozent der über 60-Jährigen, bei Personen über 80 Jahren steigt die Prävalenz auf nahezu 60 Prozent an [Zhang et al., 2021]. Zu den relevanten Ursachen zählen anatomische Faktoren, wie eine veränderte Gewebezusammensetzung, oder ein vergrößerter Critical Shoulder Angle, der mit degenerativen Veränderungen in Verbindung gebracht wird. Tabakkonsum, altersbedingte Hyperlipidämie, eine eingeschränkte vaskuläre Versorgung der Sehnen sowie mechanische Belastungen durch traumatische Ereignisse sind weitere begünstigende Faktoren. Auch alltägliche körperliche Tätigkeiten, wie das Heben schwerer Lasten oder repetitive Bewegungsabläufe, erhöhen das Risiko einer Schädigung der Rotatorenmanschette [Ciardi et al., 2024].

Demnach können RML von traumatischer oder degenerativer Natur sein. Degenerative Rupturen machen rund die Hälfte aller Rupturen aus und betreffen typischerweise Personen über 80 Jahren [Reinholz et al., 2023]. Die Inzidenz akuter traumatischer Rotatorenmanschettenrupturen liegt bei etwa acht Prozent. Bis zu 40 Prozent aller RML-Fälle

sind auf traumatische Rupturen zurückzuführen. Traumatische Rupturen entstehen in der Regel durch hochenergetische Krafteinwirkungen und führen häufig zu vollständigen Sehnenrupturen. Im Gegensatz dazu entwickeln sich degenerative Rupturen meist als partielle Läsionen, die potenziell in vollständige Risse übergehen können [Abdelwahab et al., 2021]. Ein Rotatorenmanschettenriss kann klinische Symptome verursachen oder asymptomatisch bleiben [Khazzam et al., 2020]. Erkrankungen der Rotatorenmanschette zeichnen sich bei symptomatischen Verläufen durch ein breites Spektrum klinischer Symptome aus. Diese reichen von leichten Beschwerden wie Schmerzen bei Überkopfbewegungen und nächtlichen Schmerzen bis hin zu schwerwiegenden Symptomen. Zu diesen zählen beispielsweise fortschreitende Muskelschwäche im Schultergürtel, eingeschränkte aktive und passive Beweglichkeit beziehungsweise ROM und funktionelle Beeinträchtigungen [Zhang et al., 2024]. Durch die eingeschränkte Funktion der oberen Extremität sind Beweglichkeit und Muskelkraft beeinträchtigt, was auch erhebliche funktionelle Einschränkungen im Alltag zur Folge hat [Shim et al., 2023]. Dadurch wird die Lebensqualität der Patient:innen maßgeblich eingeschränkt. In einigen Fällen können chronische Schmerzen zudem psychische Erkrankungen begünstigen [Zhang et al., 2021; Ciardi et al., 2024]. Je nach Ätiologie und individuellen Patientenfaktoren können die Risse klinisch in sehr unterschiedlicher Erscheinung auftreten. Das Verletzungsspektrum reicht von Tendinitis und Tendinose bis hin zu partiellen und vollständigen Rupturen [Reinholz et al., 2023]. Zur Klassifikation der Rupturgröße wird üblicherweise die Ausdehnung in Zentimetern gemessen: kleine Rupturen bis ein Zentimeter, mittelgroße zwischen ein und drei Zentimeter, große zwischen drei und fünf Zentimeter und massive Rupturen mit einer Ausdehnung von mehr als fünf Zentimetern. Die Klassifikation kann auch durch die Anzahl der betroffenen Sehnen erfolgen [Jensen et al., 2020]. Diese unterschiedlichen Ausprägungen der Pathologie erfordern differenzierte rehabilitative Maßnahmen, die auch in teletherapeutischen Anwendungen berücksichtigt werden könnten, um eine individualisierte und bedarfsgerechte Versorgung zu ermöglichen. Die Diagnose erfolgt über eine klinische Untersuchung, die Schmerzlokalisierung und -intensität berücksichtigt sowie Kraft und aktive Beweglichkeit überprüft [Ciardi et al., 2024].

2.1.2 Behandlung von Rotatorenmanschettenläsionen

Ohne adäquate Therapie bergen Risse der Rotatorenmanschette das Risiko erheblicher funktioneller Einschränkungen, sowohl kurzfristig als auch langfristig [Abdelwahab et al., 2021]. Die Behandlung einer RML kann mittels konservativer oder operativer Verfahren erfolgen. Im ersten Schritt wird versucht eine Heilung durch konservative Therapie

zu bewirken. Sollte dies nicht zum beabsichtigten Behandlungserfolg führen, wird eine chirurgische Rekonstruktion der Rotatorenmanschette erforderlich [Shim et al., 2023]. Viele Betroffene entscheiden sich aufgrund erheblicher oder fortschreitender Beschwerden für einen operativen Eingriff. Diese Tendenz spiegelt sich in einem Anstieg der Operationshäufigkeit um rund 500 Prozent seit dem Jahr 2001 wider [Thangarajah et al., 2021]. Hinsichtlich der Therapie existiert kein allgemeingültiger Behandlungsansatz – die Wahl des Verfahrens richtet sich nach individuellen Befundkonstellationen [Ciardi et al., 2024]. Bei der individuellen Behandlung von Rotatorenmanschettenrupturen sollten verschiedene Faktoren berücksichtigt werden, darunter Alter, Begleiterkrankungen, funktionelle Anforderungen, Symptomatik sowie Ausmaß und Beschaffenheit der Läsion [Ciardi et al., 2024; Brindisino et al., 2021].

Konservative Behandlungsmethoden

Konservative beziehungsweise nicht-operative Behandlungsmethoden zielen darauf ab, den natürlichen Heilprozess zu unterstützen. Ein besonderer Schwerpunkt liegt dabei auf der gezielten Optimierung der Gelenkbeweglichkeit und dem ausgewogenen Muskelaufbau der Skapulastabilisatoren [Reinholz et al., 2023]. Nicht-operative Behandlungsmethoden beinhalten ein breites Spektrum physiotherapeutischer Interventionen, darunter manuelle Verfahren wie zum Beispiel Mobilitätstechniken, Dehnungsmaßnahmen, Übungsprogramme und angeleitete Heimübungen sowie den Einsatz physikalischer Therapieformen wie Diathermie, Laseranwendungen, transkutane elektrische Nervenstimulation, und extrakorporale Stoßwellentherapie. Zusätzlich finden medikamentöse Therapien Anwendung, die entweder oral verabreicht oder injiziert werden [Brindisino et al., 2021]. Der natürliche Heilungsprozess der Sehne gliedert sich nach [Longo et al., 2020] und [Zhang et al., 2021] in drei wesentliche Phasen. Zunächst tritt eine Entzündungsphase auf, die etwa eine Woche andauert. Während dieser Phase setzen Immunzellen eine Vielzahl von Wachstumsfaktoren frei, welche den Heilungsprozess unterstützen. Nach der Entzündungsphase folgt die Proliferationsphase, in der das regenerative Gewebe zunimmt. Diese Phase kann mehrere Wochen andauern. Abschließend findet die Remodellierungsphase statt, welche mehrere Monate bis hin zu Jahren in Anspruch nehmen kann. Diese Phase ist durch die Umstrukturierung des Gewebes unter dem Einfluss mechanischer Kräfte geprägt. Durch die Bildung von Narbengewebe wird jedoch die Struktur der regenerierten Sehne beeinträchtigt, was zu einer verringerten mechanischen Festigkeit führt. Dies hat häufig eingeschränkte Beweglichkeit, chronische Schmerzen und ein höheres Risiko für erneute Risse zur Folge. Die Rotatorenmanschettensehne besitzt demnach eine begrenzte Fähigkeit zur Selbstheilung, weshalb konservative Therapien oftmals nicht ausreichen, um die Beschwer-

den zu lindern. In den meisten Fällen ist nach Ausbleiben eines adäquaten Therapieerfolgs durch konservative Behandlungsmethoden ein operativer Eingriff zur Rekonstruktion der rupturierten Sehnen erforderlich [Zhang et al., 2021; Longo et al., 2020]. Bis zu 42 Prozent der Patient:innen unter konservativer Behandlung erfahren eine Verschlechterung der Risse und müssen letztlich operativ behandelt werden [Zhang et al., 2024]. Operative Verfahren sollten daher darauf ausgerichtet sein, sowohl die Heilungsgeschwindigkeit als auch die Qualität des regenerierten Sehnengewebes zu verbessern [Zhang et al., 2021; Longo et al., 2020].

Operative Behandlungsmethoden

Nach einem Misserfolg der konservativen Therapie stellt die operative Rekonstruktion bei Rupturen der Rotatorenmanschette die Standardbehandlung dar [Lapner et al., 2022]. Das primäre Ziel der operativen Rotatorenmanschettenrekonstruktion ist die Wiederherstellung der Schulterbiomechanik, was zu einer Reduktion von Schmerzen und einer Verbesserung der Funktion führen soll [Abdelwahab et al., 2021]. Die anatomische totale Schulterendoprothese ist ein weiteres operatives Verfahren bei RML. Sie zielt darauf ab, die ursprüngliche Anatomie und die normale Kinematik des Schultergelenks wiederherzustellen [Goetti et al., 2021]. Sowohl kurz- als auch langfristige Ergebnisse belegen eine deutliche Schmerzreduktion und eine nachhaltige Verbesserung der Schulterfunktion bei verschiedenen degenerativen und entzündlichen Erkrankungen [Franceschi et al., 2023]. Die inverse Schulterprothese basiert hingegen auf einem nicht-anatomischen Konzept. Durch ein teilgekoppeltes Design werden die Gelenkstabilität und das Bewegungsausmaß vor allem über den Deltamuskel und verbliebene Weichteilstrukturen gewährleistet [Goetti et al., 2021]. Das postoperative Versagen der Sehnenheilung ist die am häufigsten dokumentierte Komplikation bei operativen Behandlungsmethoden [Lapner et al., 2022]. Die Nichtheilungsrate liegt im Durchschnitt bei 26,6 Prozent [Jensen et al., 2020]. Bei großflächigen Rupturen ist die Rate von nicht verheilten Sehnen, Reparaturversagen oder Rerupturen erheblich. Das Risiko einer erneuten Ruptur steigt mit zunehmendem Lebensalter deutlich an und verdoppelt sich etwa zwischen dem 50. und 70. Lebensjahr. Rerupturen werden bei bis zu über 40 Prozent der Betroffenen über 65 Jahren dokumentiert [Khazzam et al., 2020]. Die chirurgische Rekonstruktion von Rupturen der Rotatorenmanschette hat sich dennoch als wirksame Methode zur Schmerzlinderung und Verbesserung der Schulterfunktion erwiesen, selbst wenn keine vollständige anatomische Heilung der Sehne erreicht wird [Khazzam et al., 2020]. Trotz der hohen Rerupturrate bietet die operative Versorgung vielen Patient:innen eine signifikante Schmerzlinderung, auch wenn die strukturelle Heilung nicht vollständig gelingt [Zhang et al., 2021].

2.1.3 Rehabilitation von Rotatorenmanschettenläsionen

Der Erfolg der operativen Versorgung in Bezug auf die Wiederherstellung der funktionellen Fähigkeiten hängt maßgeblich von einer konsequent durchgeführten Rehabilitation ab [Shim et al., 2023]. Rund 50 Prozent der Betroffenen berichten auch bis zu zwei Jahre nach dem Eingriff noch über persistierende Beschwerden. Da Schulterbeschwerden überwiegend von Physiotherapeut:innen und Allgemeinmediziner:innen in der Primärversorgung behandelt werden, kommt einer strukturierten und effektiven Nachsorge nach Schulteroperationen besondere Bedeutung zu, um eine nachhaltige funktionelle Wiederherstellung sicherzustellen und die Notwendigkeit weiterer medizinischer Behandlungen einzuschränken [Zhang et al., 2021]. Ein präzises orthopädisches Rehabilitationskonzept verfolgt das Ziel, die postoperative Phase individuell an die Lebensgewohnheiten und Alltagsanforderungen der Patient:innen anzupassen, um Rückfällen vorzubeugen und die Erholungszeit zu optimieren. Durch die Rehabilitation sollen die Kraft und der vollständige schmerzfreie Bewegungsumfang der Schulter wiederhergestellt werden. Ein erfolgreicher Therapieansatz erfordert daher ein ganzheitliches Konzept, das neben der biologischen Gewebeheilung auch Schmerzbewältigung, subjektive Ängste sowie emotionale Aspekte berücksichtigt. Die funktionelle Bewertung spielt eine zentrale Rolle, da sie es ermöglicht, den klinischen Zustand der Patient:innen objektiv zu erfassen und den Therapieverlauf über die Zeit hinweg zu überwachen [Ciardi et al., 2024]. Das klassische Rehabilitationsprotokoll nach operativer Behandlung einer RML wird von Longo et al. [2020] in vier Phasen beschrieben, die inhaltlich weitgehend den von Buchmann und Dyrna [2023], Shim et al. [2023] und Reinholz et al. [2023] dargestellten Phasen entsprechen:

Phase 1 - Wochen 0–6 Der Schwerpunkt dieser Phase liegt auf passiver Mobilisation zur Sicherung des Bewegungsausmaßes, unterstützt durch Kryotherapie zur Linderung von Schmerzen. Die aktive Mitarbeit von Patient:innen ist in dieser Phase essenziell, da mangelnde Compliance als Risikofaktor für Sehnenrisse gilt. Standardübungen umfassen Anteversion und Retroversion des Ellbogens und passive Schulterbewegungen. Die Schlinge wird beim konservativen Ansatz in der sechsten Woche, beim beschleunigten Ansatz bereits nach vier Wochen entfernt. Pendelübungen und passive Mobilisation dürfen sofort nach Entfernung der Schlinge beginnen.

Phase 2 - Wochen 7–12 In dieser Phase wird die passive Beweglichkeit weiterentwickelt, insbesondere die Außenrotation mit Hilfsmitteln wie Stab oder Seilzug. Im beschleunigten Protokoll werden zusätzlich aktive Bewegungen wie Anteversion und Retroversion

der Schulter unter Anleitung empfohlen. Frühzeitige Beweglichkeitsübungen, kombiniert mit progressiver Kräftigung, sind entscheidend für die Wiederherstellung der Funktion.

Phase 3 - Monate 3–6 Der Fokus liegt hier auf dem gezielten Kraftaufbau der Rotatorenmanschette und der umgebenden Muskulatur, zum Beispiel mit elastischen Bändern für Innen- und Außenrotation. Exzentrische Belastungen können schrittweise unter therapeutischer Aufsicht integriert werden. Passive Bewegungsgeräte gelten auch in dieser Phase als sicher, verbessern die Beweglichkeit und lindern Schmerzen, ohne das klinische Ergebnis negativ zu beeinflussen.

Phase 4 - Monate 6–12 Diese Phase dient der weiteren Belastungssteigerung und Funktionalisierung. Die Übungen werden zunehmend individualisiert und orientieren sich am Aktivitätsniveau der Patient:innen. Eine graduelle Belastungssteigerung kann die Schmerzsymptomatik reduzieren und die Lebensqualität verbessern.

Die phasenspezifische Struktur der Rehabilitation ist auch im Kontext von teletherapeutischen Anwendungen von Relevanz. Durch die digitale Anpassung von Übungsinhalten und Bewegungsanalysen an die jeweilige Rehabilitationsphase könnten Patient:innen gezielt in ihrem Heilungsverlauf unterstützt werden. Eine phasengerechte Gestaltung digitaler Therapiebegleitung trägt zur Erhöhung der therapeutischen Sicherheit bei, ermöglicht eine individualisierte Verlaufskontrolle und kann die Therapietreue im häuslichen Umfeld fördern.

2.2 Biomechanik

Ein vertieftes Verständnis der biomechanischen Grundlagen der Schulter ist entscheidend für die Entwicklung teletherapeutischer Anwendungen zur Bewegungsanalyse und -anleitung. Dieses Kapitel beschreibt die anatomischen Ebenen und Bewegungsachsen, die funktionelle Struktur des Schultergelenks sowie deren Bewegungsumfang (ROM). Diese Kenntnisse sind notwendig, um Schulterbewegungen analysieren, dokumentieren und bewerten zu können. Sie liefern die Grundlage für die Auswahl geeigneter Bewegungsparameter, die Interpretation klinisch relevanter Veränderungen und die Gestaltung therapeutischer Inhalte. Auf Basis dieses biomechanischen Verständnisses kann gewährleistet werden, dass digitale Anwendungen funktionelle Bewegungsdaten korrekt erfassen und adäquat interpretieren. Dadurch wird ein zielgerechter Einsatz derartiger Applikationen zur Rehabilitation ermöglicht.

2.2.1 Ebenen und Achsen der Bewegung

Der menschliche Körper lässt sich zur Beschreibung von Bewegungen in drei Hauptebenen unterteilen: die Frontal-, Sagittal- und Transversalebene. Diese anatomischen Ebenen sowie die zugehörigen Lagebezeichnungen sind in Abbildung 2.1 veranschaulicht.

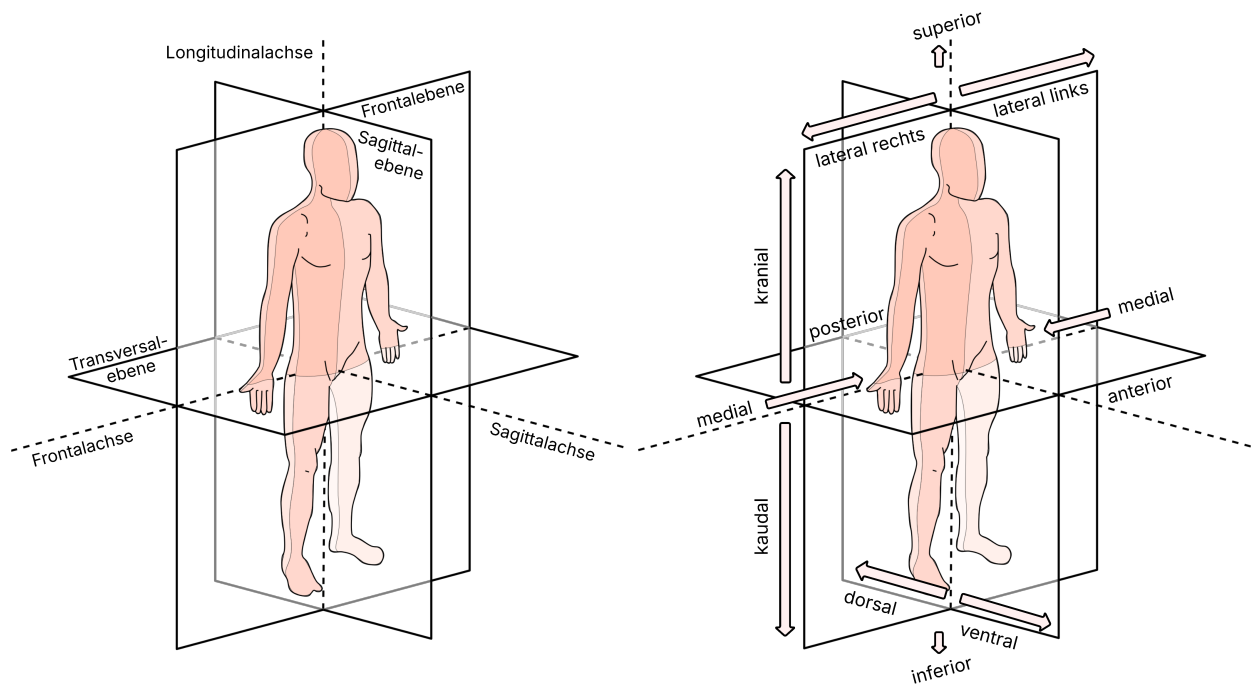


Abbildung 2.1: Darstellung der anatomischen Körperebenen sowie Achsen (links) und Lagebezeichnungen (rechts). Eigene Darstellung basierend auf [CFCF, 2014], verfügbar unter https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Anatomical_axes.svg, veröffentlicht unter der Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported Lizenz (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/deed.en>).

Die Frontalebene verläuft parallel zur Stirn und teilt den Körper in einen ventralen (vorderseitigen) und dorsalen (rückseitigen) Abschnitt. Ihre mittlere Ausprägung durchzieht unter anderem die Mitte von Schulter-, Hüft- und Kniegelenken. Bewegungen innerhalb dieser Ebene erfolgen um sagittotransversale Achsen, die senkrecht zur Frontalebene stehen. Die Sagittalebene teilt den Körper in eine rechte und eine linke Hälfte. Ihre mittlere Form, die sogenannte Symmetrieebene, dient als zentrale Bezugslinie für rechts- und links-laterale Strukturen. Bewegungen in der Sagittalebene erfolgen um frontotransversale Achsen. Die Transversalebene verläuft horizontal und gliedert den Körper in einen kranialen (kopfwärts) und kaudalen (fußwärts) Anteil. Bewegungen um die senkrecht auf dieser Ebe-

ne stehenden frontosagittalen Achsen ermöglichen Rotationen um die Körperlängsachse. Die frontosagittale Achse verläuft in aufrechter Haltung vertikal [Brinckmann et al., 2012; Suppé, 2007]. Die Orientierung an Distanzpunkten bietet zusätzlich eine objektive Grundlage für die Beschreibung von Bewegungen. Ein Distanzpunkt ist dabei ein am Körper gut sichtbarer und leicht wahrnehmbarer Punkt, der weit vom Drehzentrum entfernt liegt und sich daher besonders zur Bewegungsinstruktion eignet. In der Frontalebene bewegen sich Distanzpunkte kranial (kopfwärts) oder kaudal (fußwärts) sowie medial (zur Körpermitte hin) oder lateral (von der Körpermitte weg). In der Sagittalebene verlaufen die Bewegungen ventral (bauchwärts) oder dorsal (rückenwärts) sowie ebenfalls kranial/kaudal. In der Transversalebene verlaufen die Bewegungen ventral/dorsal sowie medial/lateral [Suppé, 2007]. Diese anatomischen Ebenen, Achsen und Distanzpunkte sind nicht nur für die Beschreibung von Bewegungsrichtungen essenziell, sondern bieten auch klinisch relevante Bezugspunkte zur Analyse von Haltung, Gelenkbewegungen und therapeutischen Interventionen [Brinckmann et al., 2012; Suppé, 2007].

2.2.2 Anatomie und Kinematik der Schulter

Die menschliche Schulter stellt mit ihrem außergewöhnlich großen Bewegungsumfang bei gleichzeitig hoher funktioneller Belastbarkeit eine biomechanisch hochkomplexe Einheit dar [Funk, 2023]. Ein vertieftes Verständnis der anatomischen Strukturen und ihrer biomechanischen Zusammenhänge ist daher nicht nur für die Analyse physiologischer Bewegungsabläufe, sondern auch für die Beurteilung pathologischer Zustände sowie die Planung therapeutischer und chirurgischer Interventionen von zentraler Bedeutung [Greiner et al., 2023]. Die Schulter hat drei Freiheitsgrade – Bewegungen können in allen drei Ebenen stattfinden: Abduktion und Adduktion in der Frontalebene, Anteversion und Retroversion in der Sagittalebene, und Innen- und Außenrotation in der Transversalebene [Funk, 2023]. Im Gegensatz zu anderen Gelenken des Körpers bildet das Schultergelenk ein funktionelles System aus mehreren gelenkigen Komponenten, das als Schultergürtel zusammengefasst wird. Dieses System setzt sich aus dem Glenohumeralgelenk (*Articulatio glenohumeralis*), dem Akromioklavikulargelenk (*Articulatio acromioclavicularis*), dem Sternoklavikulargelenk (*Articulatio sternoclavicularis*) und der Skapulothorakalen Artikulation sowie drei knöchernen Strukturen – Schlüsselbein (*Clavicula*), Schulterblatt (*Scapula*), und Oberarmknochen (*Humerus*) – zusammen [Funk, 2023; Barnechea Rey, 2021]. Die zentralen anatomischen Komponenten der Schulter sind in der Abbildung 2.2 erkenntlich. Der Schultergürtel bildet die strukturelle Grundlage für die exakte Positionierung der Hand im Raum und ist essenziell für komplexe Alltags- und Arbeitsbewegungen

ebenso wie für sportliche Aktivitäten. Aufgrund dieser funktionellen Spezialisierung ist das Schultergelenk jedoch auch besonders anfällig für pathologische Veränderungen, welche die biomechanische Balance stören [Funk, 2023].

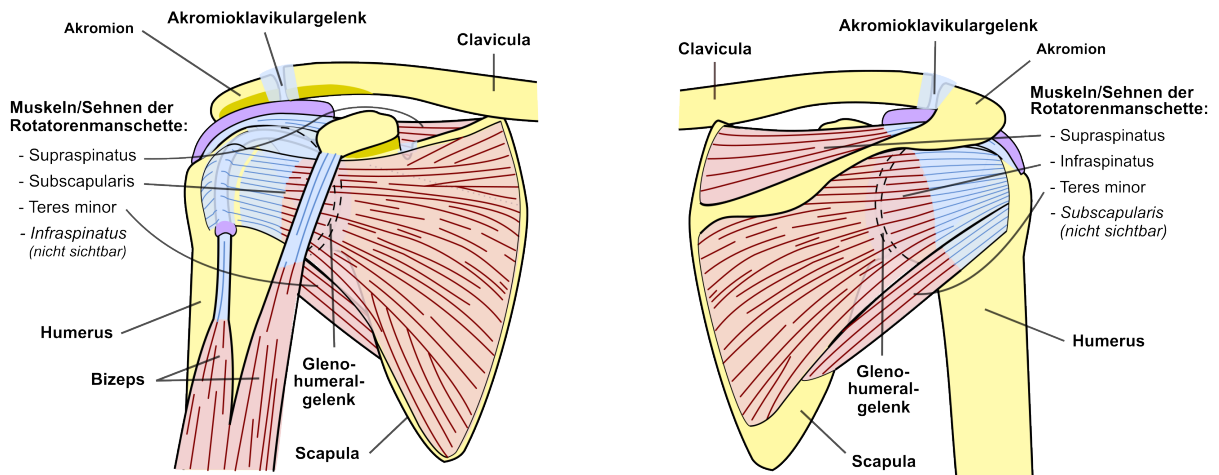


Abbildung 2.2: Anatomische Darstellung des Schultergelenks aus ventraler (links) und dorsaler (rechts) Ansicht. Eigene Darstellung basierend auf [National Institute of Arthritis and Musculoskeletal and Skin Diseases (NIAMS), 2006] und [Jmarchn, 2018], veröffentlicht als Public Domain bzw. unter der Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported Lizenz (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/3.0/deed.de>). Verfügbar unter https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Shoulder_joint.svg und https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Shoulder_joint_back-en.svg.

Die Clavicula bildet die einzige knöcherne Verbindung zwischen Rumpf und oberer Extremität. Sie überträgt Kräfte zwischen Arm und Thorax und ermöglicht eine dreidimensionale Bewegung der Scapula über das Sternoklavikulargelenk [Funk, 2023]. Die Scapula ist dreidimensional beweglich auf dem Thorax [Greiner et al., 2023]. Ihre Bewegung ist Voraussetzung für die vollständige Armhebung. Sie bietet außerdem die Muskelansatzflächen für die Rotatorenmanchette, den Deltoid-Muskel (M. deltoideus), den Trapezmuskel (M. trapezius) und weitere [Barnechea Rey, 2021]. Die scapulothorakale Muskulatur ermöglicht die posteriore Kippung der Scapula, die Außenrotation und die Aufwärtsrotation [Greiner et al., 2023]. Das Glenohumeralgelenk stellt das Hauptgelenk der Schulter dar. Es handelt sich um ein Kugelgelenk zwischen der Scapula und dem Kopf des Humerus (Caput humeri). Aufgrund seiner flachen Gelenkpfanne weist es eine ausgeprägte polyaxiale Beweglichkeit auf [Berthold et al., 2021; Barnechea Rey, 2021]. Das Akromioklavikulargelenk verbindet die Clavicula mit dem Akromion, einem Knochenvor-

sprung der Scapula. Es unterstützt die Beweglichkeit der Scapula auf dem Thorax und ermöglicht dessen Bewegung in drei Achsen: Elevation und Depression, Aufwärtsrotation und Abwärtsrotation, Protraktion und Retraktion [Funk, 2023; Barnechea Rey, 2021]. Das Sternoklavikulargelenk ermöglicht als triaxiales Gelenk Bewegungen in drei Ebenen, darunter Protraktion und Retraktion in der Transversalebene, Elevation und Depression in der Frontalebene sowie Rotation um die Longitudinalachse der Clavicula. Besonders bei Armbewegungen wie der vollständigen Anteversion oder Abduktion spielt das Gelenk eine zentrale Rolle, da es über die Elevation und Rotation der Clavicula die erforderliche Aufwärtsrotation der Scapula unterstützt und somit maßgeblich zur vollen Beweglichkeit des Schulterkomplexes beiträgt [Funk, 2023]. Das Skapulothorakale Gelenk ist kein echtes anatomisches Gelenk, dennoch sind seine Bewegungen eng mit der Bewegung der anderen drei Gelenke des Schultergürtels verbunden. Ohne Scapulabewegung, welche durch dieses Gelenk ermöglicht wird, wäre die Elevation der Schulter stark beschränkt [Pillemer, 2023]. Die Rotatorenmanschette spielt eine zentrale Rolle für die dynamische Stabilisierung und Gelenkführung [Barnechea Rey, 2021]. Sie ist eine koordinierende Einheit des Schultergelenks, welche durch ihre stabilisierende und bewegungsinitiierende Funktion die Kinematik des Arms wesentlich mitprägt [Funk, 2023; Amirouche und Koh, 2021]. Sie besteht aus vier Muskeln: Musculus supraspinatus, M. infraspinatus, M. teres minor und M. subscapularis. Diese umschließen das Glenohumeralgelenk kapselartig [Greiner et al., 2023; Amirouche und Koh, 2021]. Der M. infraspinatus und M. teres minor sind für die Außenrotation zuständig, während der M. supraspinatus die Abduktion intiiert und der M. subscapularis den wichtigsten Innenrotator darstellt [Greiner et al., 2023; Barnechea Rey, 2021]. Der Deltoid-Muskel ist der Hauptmotor für die Abduktion, außerdem unterstützt er die Innen- und Außenrotation [Greiner et al., 2023].

2.2.3 Range of Motion

Die präzise und reproduzierbare Messung der Gelenkbeweglichkeit in statischen und dynamischen sowie passiven und aktiven Bewegungen stellt eine zentrale Kompetenz in der muskuloskelettalen Diagnostik und der funktionellen Bewertung einer pathologisch veränderten Schulter dar [Mejia-Hernandez et al., 2018; Keogh et al., 2019]. Ziel dieser Messungen ist es, die Gelenkfunktion zu beurteilen, Asymmetrien zu erkennen und die Wirksamkeit therapeutischer Maßnahmen anhand objektiver Messgrößen zu evaluieren [Soeters et al., 2023; Keogh et al., 2019]. In der Bewegungsanalyse wird zwischen statischer und dynamischer sowie aktiver und passiver ROM unterschieden. Unter der statischen ROM wird die Bewegungsreichweite eines Gelenks verstanden, das in einer festen

Position an der Bewegungsgrenze gehalten wird. Dynamische ROM beschreibt hingegen die Bewegungsreichweite, die ein Gelenk beim aktiven oder passiven Bewegen zwischen den Endpunkten der Bewegung einnimmt. Wird ein Gelenk durch eine externe Kraft oder Hilfsmittel bewegt, spricht man von passiver ROM; erfolgt die Bewegung durch die Muskelkraft der getesteten Person, handelt es sich um aktive ROM [Keogh et al., 2019]. Sowohl bei konservativen als auch operativen Therapien ist eine regelmäßige Überwachung der aktiven Schulterfunktion entscheidend, um die Wirksamkeit der Intervention zu evaluieren [van den Hoorn et al., 2024]. In diesem Zusammenhang ist besonders die Dokumentation der Entwicklung der ROM über einen längeren Zeitraum relevant. Diese Evaluierungen erfolgen üblicherweise zu definierten Zeitpunkten, etwa vor einer Operation (präoperativ) und im Anschluss daran (postoperativ). Evaluierungen können beispielsweise nach sechs Wochen, drei Monaten, zwölf Wochen, einem Jahr oder auch nach zwei Jahren stattfinden [Sassi et al., 2024].

Die Bewegungsmuster der aktiven ROM sind in der Abbildung 2.3 veranschaulicht. In der Frontalebene ergeben sich Bewegungen des Schultergelenks wie Abduktion/Adduktion sowie Innen- und Außenrotation bei 90° Anteversion. Am Schultergürtel treten Elevation/Depression und kranial-kaudale Rotation auf. In der Sagittalebene resultieren Anteversion/Retroversion und Innen- und Außenrotation bei 90° Abduktion in Schultergelenken sowie Bewegungen wie Ventral- und Dorsalrotation im Schultergürtel. Die Transversalebene ist maßgeblich für Rotationsbewegungen, zum Beispiel Innen-/Außenrotation und transversale Anteversion/Retroversion bei 90° Abduktion des Schultergelenks und Protraktion/Retraktion im Schultergürtel. Die transversale Anteversion/Retroversion wird auch oft als transversale Abduktion/Adduktion bezeichnet [Suppé, 2007].

Die derzeit in der klinischen Praxis eingesetzten Verfahren umfassen die Messung mit dem UG oder visuelle Schätzungen der aktiven Bewegungsreichweite [van den Hoorn et al., 2024]. Während die visuelle Schätzung aufgrund ihrer Einfachheit und von erfahrenen Therapeut:innen gelegentlich bevorzugt wird, bleibt ihre Präzision inkonsistent [Gauci et al., 2023; Keogh et al., 2019]. Obwohl der Goniometer insgesamt eine ausreichend hohe Reliabilität aufweist, bestehen Herausforderungen bei größeren Gelenken, da die Länge des Goniometers oft nicht ausreicht, um eine exakte Ausrichtung an den relevanten anatomischen Referenzpunkten der proximalen und distalen Gelenkanteile zu ermöglichen [Soeters et al., 2023; Keogh et al., 2019]. Unerfahrene Kliniker:innen stehen vor zusätzlichen Problemen, was zu Variabilität in den Ergebnissen führen kann, insbesondere bei dynamischen ROM-Messungen. Die Reliabilität und Genauigkeit des UG variiert erheblich je nach

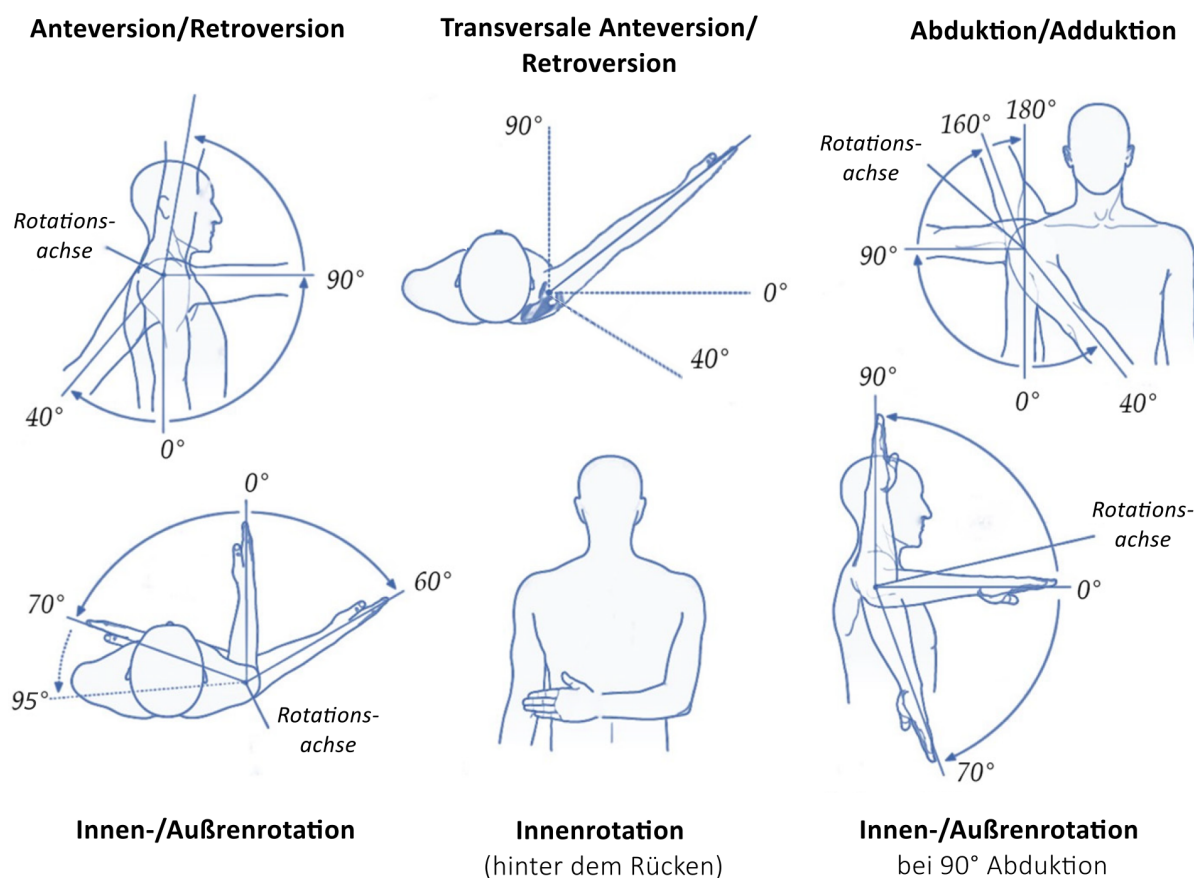


Abbildung 2.3: Darstellung der Bewegungsachsen und Winkelbereiche für Anteversion/Retroversion, transversale Anteversion/Retroversion beziehungsweise Abduktion/Adduktion, Abduktion/Adduktion, Innen- und Außenrotation (in Neutralstellung, bei 90° Abduktion, und hinter dem Rücken). Eigene Darstellung basierend auf [van den Hoorn et al., 2025], veröffentlicht unter der Creative Commons Attribution Lizenz (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

untersuchter Bewegung [Gauci et al., 2023; Keogh et al., 2019]. Unterschiede zwischen verschiedenen Untersuchenden können Abweichungen von über 20 Prozent zwischen den jeweiligen Messergebnissen zur Folge haben [Gauci et al., 2023]. Inkonsistenzen in klinischen Methoden, einschließlich visueller Schätzung und Goniometrie, resultieren demnach häufig in erheblichen Variationen zwischen Beobachter:innen. Diese Variabilität kann dazu führen, dass Veränderungen in der gemessenen ROM eher Messfehler widerspiegeln als tatsächlichen klinischen Fortschritt und unbeabsichtigt zu Fehlinterpretationen im klinischen Entscheidungsprozess führen [van den Hoorn et al., 2024]. Um eine effektive und praktikable Funktionsbeurteilung zu gewährleisten, sollte die Messung objektiv, einfach

durchführbar und sowohl in der ambulanten Versorgung als auch im häuslichen Umfeld anwendbar sein [van den Hoorn et al., 2024]. Eine genaue und reproduzierbare Bewertung könnte durch neue Technologien für digitale und automatisierte ROM-Messungen, welche mehr Zuverlässigkeit, Konsistenz und Komfort bieten, ermöglicht werden [van den Hoorn et al., 2024; Gauci et al., 2023]. Daher erscheint die Entwicklung einer genaueren, digital unterstützten und automatisierten Methode zur Messung der Schulterbeweglichkeit als ein vielversprechender Ansatz [Gauci et al., 2023].

2.3 Rehabilitation

2.3.1 Traditionelle Rehabilitation und Telerehabilitation

Die postoperative Rehabilitation ist entscheidend, um die Ergebnisse nach Schulteroperationen zu optimieren. Sie zielt darauf ab, die Bewegungsreichweite, Schmerzen und die Muskelkraft zu verbessern. Eine effektive Rehabilitation ist wesentlich, um die funktionelle Genesung der Patient:innen zu unterstützen [Greiner et al., 2023; Shim et al., 2023]. Die aktive Beteiligung von Patient:innen und ihre Fähigkeit, den Rehabilitationsprozess kontinuierlich in den Alltag zu integrieren, sind für den Erfolg der Behandlung von entscheidender Bedeutung [Carbonaro et al., 2018]. Während sich traditionelle Rehabilitationsprogramme als hilfreich herausgestellt haben, weisen sie dennoch einige Nachteile wie zum Beispiel eingeschränkte Zugänglichkeit, hohe Kosten und erhöhter Zeitaufwand auf [Sassi et al., 2024]. In ländlichen und abgelegenen Regionen erschwert zusätzlich die begrenzte Verfügbarkeit spezialisierter Therapeut:innen eine kontinuierliche Nachsorge, was sich negativ auf den Therapieerfolg auswirken kann [Kuchtaruk et al., 2023]. Rehabilitative Maßnahmen werden trotz ihrer erwiesenen Wirksamkeit oft nicht ausreichend genutzt. Gründe dafür sind begrenzte Ressourcen im Gesundheitswesen, eingeschränkte Möglichkeiten auf Seiten der Patient:innen sowie eine Überlastung der Versorgungseinrichtungen durch eine hohe Nachfrage [Seron et al., 2021]. Traditionelle Programme folgen oft einem diskontinuierlichen Ansatz – während der akuten Phase in der Klinik findet intensive Pflege statt, während die Übungen zu Hause fortgesetzt werden sollen. Viele Patient:innen vernachlässigen jedoch die Übungen zu Hause, da sie als monoton und wenig motivierend empfunden werden. Diese mangelnde Adhärenz erhöht das Risiko eines Rückfalls oder einer Chronifizierung von SE [Carbonaro et al., 2018].

Die COVID-19-Pandemie stellte zusätzliche Herausforderungen bei der Betreuung orthopädischer Patient:innen dar. Operationen wurden verschoben und der direkte Kon-

takt zwischen Patient:innen und Behandler:innen wurde drastisch reduziert, um Infektionen zu minimieren. Diese Umstände führten zu tiefgreifenden Veränderungen in der Versorgung orthopädischer Patient:innen. Telemedizin, welche den Einsatz von Kommunikationstechnologien und elektronischer Informationsverarbeitung für Fernbehandlung, Diagnose und Management umfasst, war eine zentrale Anpassung während der Pandemie. Sie ermöglichte die digitale Bereitstellung von Gesundheitsdiensten bei gleichzeitiger Minimierung des Infektionsrisikos. Telemedizin wurde unerlässlich, und Telerehabilitation fand breite Anwendung bei der Behandlung chronischer MSE und in der postoperativen Pflege. Sowohl Patient:innen als auch Physiotherapeut:innen bewerteten Telerehabilitation trotz der Abkehr von traditionellen persönlichen Ansätzen als sicher und effektiv [Greiner et al., 2023].

In der orthopädischen Chirurgie deckt die Telemedizin mittlerweile Bereiche von Erstkonsultationen über perioperative Betreuung bis hin zur Rehabilitation ab [Zhang et al., 2024]. Diese Methode bietet eine Alternative oder Ergänzung zu herkömmlichen Rehabilitationsprogrammen, indem sie Patient:innen befähigt, aktiv an ihrer Genesung mitzuwirken und die Fähigkeit zur Bewältigung täglicher Aufgaben wiederzuerlangen. Heimbasierte Telerehabilitationssysteme können ortsunabhängig durchgeführt werden und bieten Vorteile wie reduzierte Reisezeit, Kostenersparnis und bessere Erreichbarkeit insbesondere für benachteiligte oder abgelegene Bevölkerungsgruppen. Gleichzeitig ermöglichen sie es Gesundheitsdienstleister:innen, mehrere Patient:innen parallel zu betreuen [Sassi et al., 2024]. Außerdem können sie dazu beitragen, Versorgungslücken zu schließen und das Gesundheitssystem effizienter zu gestalten [Seron et al., 2021]. Obwohl sich die Telemedizin noch in den anfänglichen Entwicklungsstufen befindet, wird ihr Wert in Medizin und Gesellschaft zunehmend anerkannt. Bei muskuloskelettalen Erkrankungen kann Telerehabilitation im Vergleich zur klassischen Therapie ähnliche Resultate hinsichtlich Schmerzreduktion, Funktionsverbesserung und Lebensqualität erzielen. Sie hat das Potential die Wirksamkeit und Ergebnisse der Schulterrehabilitation zu verbessern. Die telemedizinisch unterstützte Rehabilitation führt beispielsweise nachweislich zu einer Verbesserung schulterbezogener Funktionswerte wie ROM in der postoperativen Phase. [Zhang et al., 2024; Baroni et al., 2023]. Dennoch erfordert qualitativ hochwertige häusliche Rehabilitation Technologien und Methoden, die eine effektive Überwachung der Patient:innen ermöglichen [Sassi et al., 2024].

Telerehabilitation bietet vielfältige Möglichkeiten, gesundheitliche Leistungen auf Distanz zu erbringen, wobei unterschiedliche Übertragungsmodalitäten zur Anwendung kommen.

Dabei wird zwischen synchroner, asynchroner und hybrider Form unterschieden. Die synchrone Telerehabilitation erfolgt in Echtzeit über Video, wobei die Übermittlung von Sprache, Bild und Information simultan abläuft. Demgegenüber steht die asynchrone Variante, bei der die Interaktion zeitversetzt erfolgt. Hierbei nutzen Fachpersonen beispielsweise gespeicherte Bild- oder Videodaten zur Befundung und Therapieplanung. Der hybride Ansatz kombiniert persönliche Termine mit synchronen oder asynchronen Teleinterventionen und bietet somit ein flexibles Versorgungsmodell, das an individuelle Bedürfnisse angepasst werden kann. Vor allem anspruchsvolle Patient:innen mit komplexen Krankheitsbildern profitieren häufig von einem hybriden Modell [Baroni et al., 2023].

Telerehabilitative Systeme ermöglichen eine kontinuierliche Überwachung zentraler Rehabilitationsparameter, unter anderem des Aktivitätsniveaus, der posturalen Stabilität, der Gangmuster oder biomechanischer und funktioneller Leistungsmerkmale [Sassi et al., 2024]. Die fortlaufende Erfassung von Veränderungen in Schmerzempfinden und Symptomen der Betroffenen ermöglicht im Rahmen der Therapie ein zeitnahe Feedback. Dadurch können Schmerzverschlechterungen frühzeitig erkannt und die Behandlungspläne rasch angepasst werden. Visuelles Feedback über telemedizinische Anwendungen fungiert zudem als motivierender Faktor für eine aktivere Beteiligung an der Rehabilitation, was sich positiv auf die Schmerzlinderung und den klinischen Behandlungserfolg auswirken kann. Mithilfe von Teletherapie kann auch nach der Entlassung aus dem Krankenhaus die rehabilitative Versorgung und Überwachung ohne Unterbrechung fortgesetzt werden [Zhang et al., 2024]. Ein wesentlicher Innovationsschritt besteht darin, Künstliche Intelligenz (KI) in telerehabilitative Systeme zu integrieren. KI ermöglicht die Erkennung kompensatorischer Bewegungen in Echtzeit und erlaubt eine detaillierte Analyse von Bewegungsdaten, wodurch individualisierte Therapiepläne erstellt werden können. Auf diese Weise lässt sich die therapeutische Betreuung stärker an die Bedürfnisse einzelner Patient:innen anpassen, was eine qualitativ hochwertigere Versorgung unterstützt. Allerdings stellt die Anwendung im häuslichen Umfeld zusätzliche Anforderungen, da hier größere Abweichungen in der Ausführung physiotherapeutischer Übungen oder Messungen auftreten, was die objektive Bewertung erschwert [Sassi et al., 2024]. Insgesamt unterstützt das telerehabilitative Modell die Kontinuität der Versorgung in einem vertrauten Umfeld [Zhang et al., 2024].

2.3.2 Einsatz von Smartphones in der Telerehabilitation

Für Telerehabilitative Maßnahmen kommen diverse digitale Technologien zum Einsatz wie etwa Online-Plattformen, Apps, Textnachrichten, Computerspiele oder Virtual Reality (VR) Anwendungen. Am häufigsten wird das Smartphone als Endgerät verwendet. Der Großteil der untersuchten Anwendungen basiert auf asynchroner Kommunikation und wird überwiegend über spezialisierte Apps angeboten [Sivertsson et al., 2024]. Seit der Einführung der ersten Mobiltelefone hat sich deren Verbreitung weltweit kontinuierlich erhöht und beläuft sich heute auf etwa 6,8 Milliarden Nutzer:innen. Mit der Weiterentwicklung hin zu Smartphones, die über verbesserte Internetanbindung und zahlreiche technische Funktionen verfügen, wurden diese Geräte zunehmend zu einer Alternative für klassische Computer. Smartphones haben infolgedessen verschiedene Lebensbereiche grundlegend verändert und zählen mittlerweile über drei Milliarden Nutzer:innen weltweit – mit weiter steigender Tendenz [Dobija et al., 2024]. Die umfangreichen Softwaremöglichkeiten moderner Smartphones haben die Entwicklung vielfältiger mobiler Anwendungen ermöglicht, die zunehmend auch im Gesundheitswesen genutzt werden [Dobija et al., 2024]. Insbesondere im Bereich der Rehabilitation stellen Smartphone-Apps eine niedrigschwellige, jederzeit verfügbare Möglichkeit dar, um Rehabilitationsmaßnahmen ortsunabhängig anzubieten sowie gesundheitsbezogene Daten zu erfassen und kontinuierliches Selbstmanagement zu fördern [Zhao et al., 2024; Dobija et al., 2024]. Sie stellen individualisierbare Übungsprogramme zur Verfügung, die mit visuellen oder auditiven Anleitungen ergänzt sind. Außerdem sind hierbei, anders als bei Computer-basierten Systemen, keine weitere Hardware oder Zusatzgeräte notwendig. Die breite Verfügbarkeit, Mobilität und vergleichsweise niedrigen Kosten von Smartphones tragen maßgeblich zu deren hohen Akzeptanz bei Patient:innen bei [Lin et al., 2022; Zhao et al., 2024].

Der technologische Fortschritt im Bereich von Apps ermöglicht es mittlerweile auch, diese Geräte zur Messung des Gelenkbewegungsumfangs einzusetzen. Ähnlich wie der UG sind Smartphones kostengünstig, einfach zu handhaben und leicht zugänglich [Keogh et al., 2019]. Bewegungsorientierte Telerehabilitationsmaßnahmen werden vor allem in Form asynchroner App-Lösungen mit instruktiven und unterstützenden Inhalten angeboten [Sivertsson et al., 2024]. Mobile Apps nutzen unterschiedliche Ansätze zur Goniometrie, darunter bildbasierte Messungen mittels Fotos oder Videos sowie Daten integrierter Sensoren wie Beschleunigungssensoren, Gyroskopen und Magnetometern. Beschleunigungssensoren erfassen Bewegungsverschiebungen, Gyroskope messen Rotationsbewegungen und Magnetometer liefern Informationen zur Orientierung und zu Magnetfeldern. Spezialisierte Apps wandeln diese Messungen in nützliche ROM-Daten um [Keogh et al.,

2019]. Sie enthalten meist auch Elemente zur Bildung und Motivation der Nutzer:innen, zum Beispiel Übungsvideos, Erinnerungsfunktionen oder gesundheitsbezogene Hinweise [Sivertsson et al., 2024]. Einige Applikationen zur bildbasierten Messung der ROM sind bereits in den gängigen App-Stores verfügbar [Sliced Backhand Ltd, 2025; Vifive, 2024; MirrorAR LLC, 2025; Revenite, Inc., 2025]. Ein Großteil dieser Anwendungen ist jedoch ausschließlich für das iOS-Betriebssystem konzipiert und somit nicht mit Android-Geräten kompatibel. Darüber hinaus stehen sie bislang nur in englischer Sprache zur Verfügung. Einige dieser Applikationen bieten zwar eine Echtzeitanalyse des Bewegungsumfangs verschiedener Gelenke an, dennoch bestehen Unterschiede in Bezug auf Funktionsumfang und Qualität der durchführbaren Messungen. So fehlt in einigen Fällen eine adäquate Anleitung zur korrekten Durchführung der Bewegungsaufgaben. Auch ein unmittelbares Feedback bei fehlerhaften oder kompensatorischen Bewegungen ist häufig nicht implementiert. Zudem sind viele dieser Anwendungen kostenpflichtig und erfordern den Abschluss eines monatlichen oder jährlichen Abonnements. Eine spezifische Ausrichtung auf Schulterpathologien ist in den meisten Fällen nicht gegeben.

Ein möglicher Vorteil von Smartphone-Apps dieser Art ist, dass sie die Herausforderungen verringern können, die mit der Identifizierung und Ausrichtung anatomischer Orientierungspunkte bei der Verwendung des UG verbunden sind. Studien belegen, dass diese Methoden sowohl zuverlässig als auch valide im Vergleich zu traditionellen Ansätzen sind [Soeters et al., 2023]. Weitere Untersuchungen zeigen, dass mit Smartphone-Apps durchgeführte ROM-Messungen präzise und vertrauenswürdig sind, was sie zu einer verlässlichen Alternative zu herkömmlichen Methoden macht [Mejia-Hernandez et al., 2018]. Apps bieten Ärzt:innen und Therapeut:innen damit eine wertvolle Methode zur Beurteilung des ROM, insbesondere bei komplexeren Gelenken [Keogh et al., 2019]. Dennoch bestehen auch Nachteile – die Genauigkeit der Datenerhebung hängt bislang stark von der korrekten Handhabung durch die Patient:innen ab, etwa bei der Aufnahme von Fotos oder Winkelmessungen. Fehlerhafte Positionierungen können zu ungenauen Ergebnissen führen und den therapeutischen Prozess beeinträchtigen. Ein idealer Lösungsansatz wäre daher die Entwicklung einer App, die auf dem Smartphone Bewegungen unter Anleitung und entsprechendem Feedback automatisch erkennt und Gelenkwinkel in Echtzeit erfasst, ohne auf manuelle Messungen angewiesen zu sein. Ein derartiges System würde es sowohl Patient:innen als auch Behandler:innen ermöglichen, die Fortschritte im Bewegungsumfang effizient, präzise und kostengünstig zu überwachen, und so eine individualisierte, qualitativ hochwertige Rehabilitation unterstützen [Kuchtaruk et al., 2023].

2.4 Technologien in der Bewegungsanalyse

Die instrumentierte Bewegungsanalyse wird genutzt, um menschliche Bewegungsabläufe anhand von Bewegungsdaten der Gelenke systematisch zu untersuchen und objektiv zu beurteilen. Durch die genaue Erfassung, wie sich natürliche oder künstliche Körperteile und Gelenke bewegen und wie Belastungen verteilt werden, können wertvolle Informationen gewonnen werden, die dabei helfen, die speziellen Bewegungsprobleme bestimmter Patientengruppen besser zu erkennen. Eine Technologie, die in der instrumentierten Bewegungsanalyse besonders häufig Anwendung findet, ist CV [Mahadevkar et al., 2022]. Im Rahmen dieser Arbeit wird untersucht, inwieweit kamerabasierte Systeme zur teletherapeutischen Bewegungsanalyse eingesetzt werden können. Für die Beantwortung dieser Fragestellung ist ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise, Anwendungsbereiche und technischen Möglichkeiten von CV und HPE erforderlich. Die nachfolgenden Kapitel geben daher einen Überblick über die zugrunde liegenden Technologien, ihre typischen Einsatzgebiete sowie deren Bedeutung im Kontext der automatisierten Bewegungsanalyse. Dies bildet die technische Grundlage, um das Potenzial von CV-gestützten Verfahren zur Bewegungserkennung zu bewerten und ihre Eignung für den Einsatz in telemedizinischen Szenarien, insbesondere in der Rehabilitation, einschätzen zu können.

2.4.1 Computer Vision

CV ist ein Teilbereich der KI und befasst sich mit rechnergestützten Methoden zur algorithmischen Analyse und Interpretation visueller Informationen, die typischerweise über Einzel- oder Mehrkamerasysteme in Form von Bildern oder Videodaten erfasst werden [Bharti et al., 2023]. Ziel ist es, Computersysteme in die Lage zu versetzen, die visuelle Welt automatisch zu erkennen und zu verstehen, und aus den gewonnenen Daten verwertbare Informationen für menschen- oder maschinenbasierte Entscheidungsprozesse zu generieren [Hasan et al., 2024a; Porikli, 2024]. Diese Fähigkeit ist der menschlichen Wahrnehmung nachempfunden. Die Herausforderung dabei liegt in der enormen Komplexität der hochdimensionalen physikalischen Realität. Während der Mensch auf ein Leben voller visueller Erfahrungen und kontextueller Lernprozesse zurückgreifen kann und in der Lage ist, die dreidimensionale Struktur seiner Umgebung mühelos zu erfassen, entwickelt die Forschung mathematische Methoden, um diese Sehfähigkeit aus zweidimensionalen Bilddaten zu erlernen [Szeliski, 2022a; Hasan et al., 2024a]. Die Kombination von ML und CV hat dabei die KI-Forschung grundlegend verändert. ML ist ein Teilgebiet der KI, das darauf abzielt, Computern die Fähigkeit zu verleihen, auf Grundlage vergangener Erfahrungen zu lernen und daraus eigenständig Schlussfolgerungen zu ziehen. Dabei erfolgt die

Datenanalyse und Mustererkennung weitgehend automatisiert, mit nur minimaler menschlicher Einflussnahme. Im Zusammenspiel mit CV zielt ML darauf ab, Computern die Fähigkeit zu vermitteln, Daten zu erfassen, zu interpretieren und auf Grundlage vergangener und aktueller Informationen Entscheidungen zu treffen [Mahadevkar et al., 2022]. Insbesondere Deep Learning (DL), eine spezialisierte Form von ML, hat sich in Bezug auf CV als vielversprechend erwiesen [Porikli, 2024]. DL-Modelle ermöglichen signifikante Verbesserungen bei komplexen Aufgaben wie Objekterkennung, Verfolgung (Tracking), Bildklassifikation, Aktions- und Handlungserkennung, Bildbeschreibung (Image Captioning), Gesichts- und Posenanalyse HPE sowie bei der semantischen Segmentierung [Chellappa et al., 2024]. Der technische Ablauf eines CV-Systems umfasst nach Bharti et al. [2023] mehrere aufeinanderfolgende Schritte, welche auch bei der HPE Anwendung finden:

- **Bilderfassung:** Die Akquisition von Bildern erfolgt in Echtzeit durch Kameras oder 3D-Systeme. Diese Bilder dienen als Grundlage für die anschließende Analyse.
- **Bildverarbeitung:** In dieser Phase werden die aufgenommenen Bilder durch DL-Modelle verarbeitet.
- **Bildinterpretation:** Abschließend werden die extrahierten Bildmerkmale klassifiziert und interpretiert, sodass eine semantisch nutzbare Repräsentation entsteht [Mahadevkar et al., 2022].

Die Bandbreite an CV-Aufgaben ist groß und reicht von der Aufnahme und Vorverarbeitung über die Analyse bis hin zur Extraktion relevanter Merkmale aus Bilddaten. Dies umfasst das Erkennen, Verfolgen, Klassifizieren, Rekonstruieren, Segmentieren oder Interpretieren von Mustern, Bewegungen, Objekten, Szenen und Ereignissen im zwei- und dreidimensionalen Raum [Hasan et al., 2024a; Porikli, 2024; Khang et al., 2024]. Zu den Teilgebieten zählen unter anderem Objekt- und Gesichtserkennung, Bewegungsanalyse, szenenbasiertes Verständnis, generative Methoden oder die Bildrekonstruktion. Eine zentrale Technik innerhalb dieser Aufgaben ist die HPE, also die Bestimmung der Position und Ausrichtung einer Person relativ zur Kamera [Hasan et al., 2024a]. Im Bereich des Videoverständnisses liegt der Fokus vieler Forschungsarbeiten auf der Erkennung und Beschreibung menschlicher Handlungen mittels HPE. Erste Ansätze zur Analyse menschlicher Bewegungen und Aktivitäten wurden bereits in den 1990er Jahren entwickelt. Die neuesten Ansätze im Bereich der Videoanalyse basieren auf der Verwendung von 3D-Convolutional Neural Networks (3D-CNNs), welche direkt auf den Rohdaten der Videoströme arbeiten [Szeliski, 2022b].

Im medizinischen Umfeld eröffnet CV vielfältige Anwendungsmöglichkeiten, etwa bei der Analyse gesundheitsbezogener Parameter, der Verlaufskontrolle von Krankheiten, oder Entscheidungen in der personalisierten Therapie. Auch im Kontext der Bewegungsanalyse und Rehabilitation kann CV die Evaluation von Bewegungsmustern bei der oberen Extremität unter Verwendung von HPE optimieren. In der medizinischen Bildgebung ermöglicht sie unter anderem die präzise Segmentierung anatomischer Strukturen, die Erkennung pathologischer Veränderungen sowie die quantitative Analyse bildbasierter Biomarker. Dabei reduziert der Einsatz von CV-Technologien den diagnostischen Aufwand erheblich und steigert die Effizienz im klinischen Alltag [Javaid et al., 2024]. Die Integration von CV-Technologien im Gesundheitswesen bietet zahlreiche Vorteile, wie beispielsweise schnellere und genauere Diagnosen durch automatisierte Bildauswertung, die Früherkennung von Erkrankungen durch präzise Musteranalyse, die Steigerung der Effizienz medizinischer Prozesse, die automatische Generierung medizinischer Berichte und erweiterte Sichtfelder sowie eine verbesserte Fokussierung im Vergleich zur menschlichen Wahrnehmung [Bharti et al., 2023]. Durch Fortschritte im Bereich der künstlichen Intelligenz sowie verbesserte Hardware sind diese Technologien mittlerweile kostengünstiger verfügbar. Sie ermöglichen nicht nur eine automatisierte Datenverarbeitung und damit verbundene Einsparungen, sondern fördern auch die Entwicklung individualisierter Therapien durch die Analyse patientenspezifischer Informationen [Whig et al., 2025]. Die Entlastung medizinischen Personals durch automatisierte Bildauswertung ermöglicht eine erhöhte Effizienz und stärkere Konzentration auf komplexe Fälle. Die hohe Genauigkeit visueller Analyseprozesse trägt zur Reduktion von Fehldiagnosen und unnötigen Eingriffen bei, insbesondere im Bereich der medizinischen Bildgebung. Gleichzeitig verkürzt die Automatisierung von Routineaufgaben die Behandlungsdauer und steigert die Effizienz klinischer Abläufe [Javaid et al., 2024].

Ein zentrales Anwendungsfeld von CV liegt im Bereich der Fernüberwachung von Patient:innen. Hier ermöglichen ML- und DL-Algorithmen die kontinuierliche Analyse von Gesundheitsdaten, die über tragbare Sensoren, mobile Endgeräte oder integrierte Applikationen erfasst werden. Solche Systeme sind in der Lage, Veränderungen bei Vitalparametern zu erkennen, Krankheitsverläufe zu beobachten, Bewegungsabläufe zu analysieren und medizinisches Personal bei potenziellen Notfallsituationen zu alarmieren. Dies trägt nicht nur zur frühzeitigen Intervention bei, sondern reduziert auch die Notwendigkeit stationärer Aufenthalte und fördert zugleich die Therapietreue sowie das Engagement der Patient:innen im Behandlungsprozess [Mehta et al., 2024]. Ein besonders zukunfts-trächtiger Aspekt von CV in der Rehabilitation ist die Überführung zweidimensionaler

Bilddaten in dreidimensionale Modelle. Dies ermöglicht eine präzisere Planung von medizinischen Eingriffen und die genaue Positionierung von Implantaten oder die Beurteilung der Körperhaltung in Rehabilitationssystemen. Darüber hinaus erlaubt der Einsatz von CV-Systemen mit hochauflösenden Videodaten die kontinuierliche Überwachung und Bewegungsanalyse bei Patient:innen im häuslichen Umfeld. Insbesondere ältere oder mobilitätseingeschränkte Personen können von dieser kontinuierlichen und ortsunabhängigen Betreuung profitieren [Javaid et al., 2024; Kolikipogu et al., 2023].

2.4.2 Human Pose Estimation

Besonders in Anwendungsfeldern wie der Erkennung menschlicher Posen und der Analyse menschlicher Bewegungen zeigen DL-basierte CV-Verfahren eine herausragende Leistungsfähigkeit [Thopalli et al., 2024]. Mit dem Aufkommen DL-basierter Verfahren konnte die HPE signifikant verbessert werden. Die HPE kann als eine spezielle Form der Segmentierung betrachtet werden. Ziel ist es dabei, aus einem Einzelbild oder einer Videosequenz die Positionen und Ausrichtungen von Kopf, Rumpf und Gliedmaßen einer Person zu inferieren. Die Posen können dabei sowohl in zwei als auch in drei Dimensionen geschätzt werden [Szeliski, 2022b]. Grundsätzlich lässt sich der Schätzvorgang in zwei Hauptschritte unterteilen: Zuerst werden die Körpergelenke (zum Beispiel Kopf, Schultern, Hände, Knie) lokalisiert; Im zweiten Schritt kommt es zur sinnvollen Verknüpfung dieser Punkte zu einer konsistenten menschlichen Pose. Je nach verwendetem Datensatz variiert dabei die Anzahl und Definition der zu detektierenden Gelenkpunkte. Hinsichtlich der Anzahl der erfassten Personen wird zwischen Einzelpersonen- und Mehrpersonen-Pose Estimation unterschieden. Die Schätzung der Pose einer Einzelperson gilt als weniger komplex, auch wenn sich mehrere Personen im Bild befinden. Die Mehrpersonen-HPE hingegen zielt darauf ab, alle Individuen im Bild zu erfassen und stellt deutlich höhere Anforderungen an die Algorithmen [Munea et al., 2020]. Bei Verfahren zur Einzelpersonen-HPE lassen sich zwei Hauptkategorien unterscheiden: Regressionsbasierte Methoden und heatmap-basierte Verfahren. Regressionsbasierte Verfahren verfolgen einen End-to-End-Ansatz, bei dem ein direktes Abbildungsverhältnis zwischen dem Eingabebild und den Positionen der Körpergelenke oder den Parametern eines menschlichen Körpermodells erlernt wird. Im Gegensatz dazu zielen heatmap-basierte Methoden darauf ab, die ungefähren Positionen von Körperteilen und Gelenken vorherzusagen. Dabei erfolgt das Training anhand von sogenannten Heatmaps, die die wahrscheinlichen Orte dieser Punkte visuell darstellen [Zheng et al., 2023]. Zu den grundlegenden Komponenten moderner Posenabschätzungsmodelle zählen die verwendete Netzwerkarchitektur (beispielsweise AlexNet, VGG, ResNet oder R-CNN), spe-

zifische Verlustfunktionen (wie Mean Absolute Error, Mean Squared Error oder Kreuzentropie) sowie standardisierte Trainings- und Testdatensätze (unter anderem FLIC, LSP, MPII und COCO) [Munea et al., 2020].

Ein etabliertes Verfahren zur Erfassung menschlicher Bewegungen ist der Einsatz markerbasierter Motion-Tracking-Systeme. Hierbei erfassen mehrere kalibrierte Infrarotkameras die Position und Bewegungsbahn von am Körper befestigten aktiven oder passiven Markern. Durch die Kombination der von mehreren Kameras erfassten 2D-Daten lässt sich die exakte 3D-Position der Person berechnen. Die so gewonnene räumliche Information dient als Grundlage für die Analyse menschlicher Bewegungen, unter anderem in der Rehabilitation. Trotz ihrer hohen Datenqualität sind diese Systeme jedoch in der Praxis oft unhandlich, teuer und in ihrer Anwendung auf laborbasierte Umgebungen mit fachkundiger Betreuung beschränkt. Um dem Bedarf nach kostengünstigeren und leichter einsetzbaren Lösungen für den Heimgebrauch gerecht zu werden, kamen markerlose Systeme wie CODA oder Microsoft Kinect zum Einsatz. Kinect-Systeme nutzen eine Kombination aus RGB- und Tiefensensoren, die mittels strukturiertem Infrarotlicht die Tiefe von Objekten bestimmen. Diese Sensordaten werden mit klassischen Methoden der Tiefenschätzung kombiniert. Anschließend erfolgt in Echtzeit eine Skelettverfolgung über ein vortrainiertes Entscheidungsmodell. Diese Fähigkeit, Bewegungsdaten in Echtzeit zu erfassen, stellt einen bedeutenden Fortschritt für viele rehabilitative Anwendungen dar. RGB-Kameras zeigen jedoch Einschränkungen bei schlechten Lichtverhältnissen, während Tiefenkameras nur in begrenzten Entfernungsbereichen zuverlässig funktionieren. Zudem unterscheiden beide Sensortypen nicht automatisch zwischen bewegten und statischen Objekten, was zu ineffizienter Datenverarbeitung und erhöhtem Bandbreitenverbrauch führt. Diese Schwächen verringern die Robustheit von HPE-Systemen insbesondere in dynamischen Umgebungen. Darüber hinaus ist der Energiebedarf von Tiefenkameras relativ hoch, was ihren Einsatz in mobilen oder energieeffizienten Anwendungen limitiert [Hasan et al., 2024b]. Außerdem sind Kinect-basierte Systeme auch in ihrer Benutzerfreundlichkeit eingeschränkt, da sie ein geeignetes Setup erfordern. Modernere Verfahren wie OpenPose [Thopalli et al., 2024], PoseNet [Chua et al., 2021], MoveNet [Roggio et al., 2024], AlphaPose [Jr und Fajardo, 2024], MobiPose [Zhang et al., 2020] und BlazePose [Grishchenko et al., 2022] ermöglichen hingegen eine zuverlässige und präzise Echtzeiterkennung menschlicher Gelenkpositionen auch mit einfachen Kamerasystemen wie zum Beispiel einer Smartphone-Kamera.

Kapitel 3

Methodik

Das vorliegende Kapitel beschreibt die methodische Herangehensweise zur Konzeption, Gestaltung und technischen Umsetzung einer mobilen Applikation zur kamerabasierten Messung des Bewegungsumfangs in der Schulterrehabilitation. Im weiteren Verlauf werden zunächst die methodische Vorgehensweise sowie die Anforderungsidentifikation und das Design des Prototyps erläutert. Anschließend werden die Rahmenbedingungen für die technische Umsetzung der Anwendung beschrieben, einschließlich der eingesetzten Entwicklungsumgebung, Frameworks, Bibliotheken und dem Datenmanagement.

3.1 Vorgehensweise

Die methodische Vorgehensweise dieser Arbeit orientiert sich an einem nutzerzentrierten und iterativen Entwicklungsprozess. Dieser zielt auf die Konzeption und prototypische Umsetzung einer mobilen Applikation zur kamerabasierten Messung des Bewegungsumfangs in der Schulterrehabilitation ab. Im Mittelpunkt steht die Integration von Verfahren der HPE in eine Android-basierte Anwendung, die es ermöglicht, Bewegungsdaten im häuslichen Umfeld automatisiert, kontaktlos und ohne zusätzliche Hardware zu erfassen. Zur Erreichung dieses Ziels wurde ein schrittweiser Entwicklungsansatz gewählt. Dieser Prozess sieht eine Kombination aus konzeptionellen Anforderungen, Technologieauswahl, nutzerspezifischem Oberflächendesign und technischer Implementierung vor. Die methodische Umsetzung folgt einem zyklischen Vorgehen, das kontinuierliche Rückkopplungen zwischen Konzept und Umsetzung erlaubt. Dadurch konnten sowohl funktionale Anforderungen als auch nicht-funktionale Anforderungen berücksichtigt werden. Aufbauend auf den identifizierten Anforderungen wurden geeignete technische Frameworks und Bibliotheken ausgewählt und ein zielgruppenspezifisches Interaktions-, Funktions- und Oberflächendesign erstellt. In einem abschließenden Schritt erfolgte die technische Implemen-

tierung des Prototyps. Der gesamte Entwicklungsprozess wird in Abbildung 3.1 schematisch dargestellt.

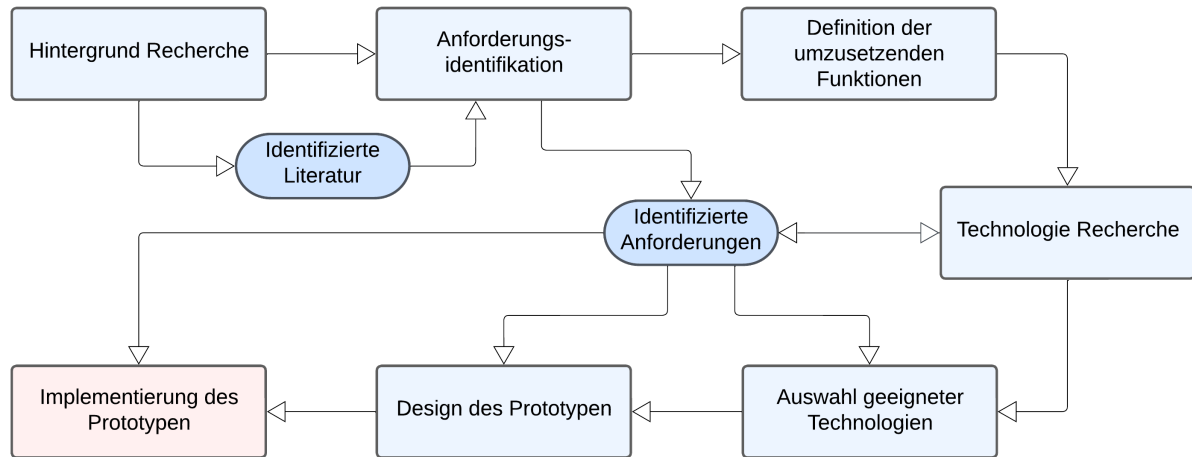


Abbildung 3.1: Darstellung der aufeinander aufbauenden Phasen des Entwicklungsprozesses von den Schritten der Konzeptualisierung (blau) bis hin zur finalen Implementierung des Prototyps (rosa).

Im Rahmen dieser Arbeit wurde vereinzelt das Sprachmodell ChatGPT (OpenAI, Version 4, Stand 2025) als Hilfsmittel zur stilistischen Überarbeitung einzelner Textpassagen und zur Übersetzung technischer und medizinischer Fachausdrücke verwendet.

3.2 Konzeptualisierung

3.2.1 Anforderungsidentifikation

Die Identifikation zentraler Anforderungen an die zu entwickelnde mobile Applikation orientierte sich an der Zielstellung, ein praktikables, zielgruppengerechtes und benutzerfreundliches System für die ROM-Messung im Kontext der Schulterrehabilitation zu entwickeln. Zur strukturierten Definition relevanter Anforderungen wurde ein deduktiv-literaturbasierter Ansatz gewählt. In einem ersten Schritt wurden in Kapitel 4 aus den Publikationen, welche während der Ausarbeitung des Kapitels 2 identifiziert wurden, für die Forschungsfrage relevante Anforderungen abgeleitet. Anschließend erfolgte eine Kategorisierung entlang dreier komplementärer Perspektiven. Diese Perspektiven ergeben sich aus dem Anwendungskontext, der technologischen Umsetzbarkeit und den Bedürfnissen der Zielgruppe. Damit bilden sie sowohl den technischen als auch nutzerzentrierten Kontext der Anwendung ab. Die drei Kategorien können wie folgt beschrieben werden:

- **Funktionale Anforderungen:** Im Vordergrund steht die Fähigkeit der Applikation, die aktive ROM der Schulter ohne zusätzliches Equipment zu erfassen. Auf Grundlage dieses Ziels werden Features definiert, die eine derartige Anwendung implementieren sollte.
- **Nicht-funktionale Anforderungen:** Diese umfassen Aspekte wie technische Stabilität, Performanz sowie Datenschutz und Datensicherheit gemäß den Anforderungen an gesundheitsbezogene Datenverarbeitung.
- **Benutzerzentrierung:** Die Zielgruppe der entwickelten Anwendung sind ältere Patient:innen in der postoperativen Phase nach Schultereingriffen. Daraus ergeben sich spezifische Anforderungen an die Benutzeroberfläche und Interaktion.

Die Anforderungen wurden in Kapitel 4 in narrativer Form dokumentiert und anschließend tabellarisch zusammengefasst. In weiterer Folge wurden jene Anforderungen aus der Tabelle ausgewählt, welche im Zuge der vorliegenden Arbeit umgesetzt werden sollen. Diese bildeten die konzeptionelle Grundlage für die nachfolgenden Designentscheidungen und für die Definition der technischen Systemarchitektur. Es ist anzumerken, dass im Rahmen dieser Arbeit keine systematische Anforderungsanalyse im Sinne etablierter Verfahren durchgeführt wurde. Entsprechend ist nicht davon auszugehen, dass alle relevanten funktionalen und nicht-funktionalen Anforderungen vollständig erfasst wurden. Da keine begleitende Nutzerstudie im Rahmen dieser Arbeit vorgesehen war, stützt sich die Anforderungsidentifikation vollständig auf theoretisch fundierte Quellen. Eine spätere empirische Validierung wird in Kapitel 6.2 als potenzieller nächster Entwicklungsschritt diskutiert. Für die vorliegende Arbeit wurde angenommen, dass die aus der Literatur abgeleiteten Anforderungen hinreichend repräsentativ für die Zielgruppe und den klinischen Nutzungskontext sind.

3.2.2 Design des Prototypen

Basierend auf den zuvor identifizierten funktionalen, nicht-funktionalen und benutzerzentrierten Anforderungen sowie der Auswahl geeigneter Technologien wurde ein Interaktions- und Funktionsentwurf für die mobile Applikation erstellt und diskutiert. Zur Visualisierung dieser Entwürfe wurden Low-Fidelity-Wireframes entworfen. Sie bilden exemplarisch die Hauptansichten, Navigationsflüsse und Interaktionslogiken der Applikation ab. Die Wireframes wurden mithilfe des Prototyping-Tools Uizard Technologies [2024] umgesetzt. Damit wurden die grundlegende Informationsarchitektur, Gestaltung und Aufteilung der Funktionen festgelegt, bevor die technische Umsetzung in Android Studio erfolgte.

3.3 Implementierung des Prototypen

3.3.1 Entwicklungsumgebung und Programmiersprache

Die Entwicklung der Applikation erfolgte in der integrierten Entwicklungsumgebung Android Studio in der Version *Meerkat Feature Drop — 2024.3.2*. Als Programmiersprachen kamen Kotlin und Java zum Einsatz. Die Auswahl von Android Studio und der verwendeten Programmiersprachen basiert auf ihrer weiten Verbreitung in der Android-Entwicklung, der engen Integration mit Firebase sowie der robusten Unterstützung von MediaPipe- und CameraX-Komponenten durch native Bibliotheken. Die Zielplattform umfasst Geräte mit einem Android-Betriebssystem ab Version 8.0 (API-Level 26).

3.3.2 Technologien und Bibliotheken

Für die Verwaltung von Abhängigkeiten, Build-Konfigurationen und Projektstrukturen wurde das Kotlin-basierte Gradle Build-System verwendet. Zur Entwicklung des Prototyps wurden folgende Kerntechnologien und Bibliotheken eingesetzt:

MediaPipe Vision Tasks MediaPipe Solutions stellt eine Reihe an Bibliotheken zur Verfügung, die es ermöglichen, KI- und ML-Techniken in Android-, Python- oder Web-Anwendungen einzubinden. Als Teil von MediaPipe Solutions bietet die Programmierschnittstelle MediaPipe-Tasks spezielle Application Programming Interface (API)s und Bibliotheken für die Integration von ML-Funktionalitäten [Google Developers, 2025b]. MediaPipe Tasks ist über die unterstützten Plattformen Android, Web (JavaScript) und Python hinweg einheitlich gestaltet und bietet auch die Möglichkeit vorgefertigte Lösungen individuell anzupassen. Durch die Bereitstellung hochperformanter ML-Pipelines und die Nutzung vorhandener Hardware-Ressourcen, wie Central Processing Unit (CPU) oder Graphics Processing Unit (GPU), zur Beschleunigung von Inferenz-Prozessen, eignet sich das MediaPipe Tasks Framework insbesondere für Echtzeitanwendungen [Google Developers, 2024b]. In der vorliegenden Masterarbeit wurde die Implementierung der Pose Detection und des Keypoint-Trackings für die ROM-Messungen mithilfe des Vision Task Software Development Kit (SDK) von MediaPipe realisiert. Die erkannten Gelenkpunkte werden in Echtzeit zur Berechnung der Gelenkwinkel verwendet. Dabei werden zwei Modelle eingesetzt: MediaPipe BlazePose GHUM 3D für die initiale Winkelberechnung bei der ROM-Messung und MediaPipe Hands für die anschließende Angabe des individuellen Schmerzniveaus. Die verwendeten Modelle werden in Kapitel 4.2 beschrieben.

Sensor Framework Android-basierte Endgeräte verfügen über integrierte Sensoren, die Bewegungen, Lageveränderungen und Umweltbedingungen erfassen können. Diese Sensoren liefern hochauflösende Rohdaten und eignen sich unter anderem zur Messung der dreidimensionalen Lage des Geräts. Durch die Auswertung von Beschleunigungs- und Rotationsdaten lassen sich Endgerät-Bewegungen wie Neigung oder Schwenken erkennen. Die Android-Plattform unterscheidet zwischen drei Hauptkategorien von Sensoren: Bewegungssensoren, Positionierungssensoren und Umweltsensoren. Zur Integration dieser Sensoren in den Programmcode stellt Android das *Sensor Framework* als Bestandteil des Pakets *android.hardware* bereit. Dieses bietet zentrale Klassen und Schnittstellen für den Zugriff auf hardwarebasierte und softwarebasierte Sensoren und deren Überwachung [Android Developers, 2025d]. Der im Rahmen dieser Arbeit implementierte Prototyp nutzt eine Kombination aus hardwarebasierten Bewegungssensoren und Positionierungssensoren, darunter der Magnetometer und der Beschleunigungssensor, zur Durchführung der Bewegungsanalyse beziehungsweise der Winkelberechnung.

Android Jetpack Android Jetpack ist eine Sammlung von Android-Bibliotheken, die dabei unterstützen, Boilerplate-Code zu reduzieren und Abwärtskompatibilität in Android-Apps zu ermöglichen [Android Developers, 2025a]. Einige dieser Bibliotheken wurden unter anderem für das Lifecycle-Management und zur Gestaltung der Benutzeroberfläche verwendet, darunter beispielsweise *activity*, *fragment*, *lifecycle*, *Material Design Components* und *navigation*. Die Verwendung der Jetpack-Komponenten wird über die Integration des Maven-Repositories von Google gewährleistet [Google, 2020].

CameraX Für die Bewegungsanalyse wurde die Kamera mittels CameraX-Bibliothek, welche eine Ergänzung zu Jetpack ist, eingebunden [Android Developers, 2025c]. Die Verwendung unterschiedlicher CameraX-Artifakte, unter anderem *camera-core*, *camera-compose*, *camera-lifecycle* und *camera-view*, erlaubt eine flexible und performante Verwaltung der Kameraressourcen und der Videostream-Verarbeitung. Außerdem wird durch diese Bibliothek die Anpassung an unterschiedliche Geräte bereitgestellt.

Text-To-Speech Um während den ROM-Messungen audiovisuelles Feedback bereitzustellen, wurde das *android.speech.tts* Package verwendet. Dieses Package und die darin enthaltene Klasse *TextToSpeech* erlauben es Sprache aus einem Text-Input zu generieren und über das Smartphone auszugeben [Android Developers, 2025b].

MPAndroidChart Die Open-Source-Library *MPAndroidChart* dient der Darstellung verschiedener Diagrammtypen wie Linien-, Balken- oder Kreisdiagrammen und bietet Funktionen zur interaktiven Skalierung, Hervorhebung von Werten und grafischen Individualisierung [Jahoda, 2021]. Im entwickelten Prototypen wurde diese Bibliothek zur Visualisierung des Therapieverlaufs in Bezug auf die Bewegungsreichweite der Schulter eingesetzt.

OpenAI Zur Unterstützung der korrekten Durchführung der ROM-Messungen wurden im Rahmen des entwickelten Prototyps auch bebilderte Anleitungen integriert. Das zugrundeliegende Bildmaterial wurde mithilfe von ChatGPT [OpenAI, 2025] generiert, anschließend mit der App Procreate [Savage Interactive, 2025] grafisch nachbearbeitet und über einen Online-Konverter [FreeConvert.com, 2025] in das SVG-Format (Scalable Vector Graphics) überführt. Die finalen Vektorgrafiken wurden in die Anwendung eingebunden.

Firebase Authentication Firebase Authentication stellt eine serverseitige Lösung zur Verfügung, die gemeinsam mit SDKs sowie anpassbaren User Interface (UI)-Komponenten die Implementierung einer sicheren Nutzeranmeldung in mobilen oder Web-Anwendungen erleichtert. Die Plattform unterstützt verschiedene Authentifizierungsverfahren, darunter die Anmeldung per E-Mail und Passwort, über Telefonnummern oder über externe Identitätsanbieter wie Google, Facebook und Twitter. Dabei werden auch Industriestandards wie OAuth 2.0 und OpenID Connect verwendet [Firebase, 2025c]. Bei der Implementierung des Prototypen wurde im Back-End das Firebase Authentication SDK verwendet, um die Authentifizierung von Nutzer:innen mittels E-Mail und Passwort zu ermöglichen.

Cloud Firestore Cloud Firestore ist eine skalierbare NoSQL-Datenbanklösung von Firebase. Sie basiert auf der Infrastruktur von Google Cloud und wurde speziell für die Entwicklung mobiler, webbasierter und serverseitiger Anwendungen konzipiert. Die Datenbank ermöglicht eine synchrone Datenspeicherung und Datenaktualisierung in Echtzeit über verschiedene Endgeräte hinweg. Darüber hinaus unterstützt Firestore den Offline-Betrieb, wodurch Anwendungen auch bei instabiler Netzwerkverbindung oder fehlender Internetanbindung funktionsfähig bleiben. Die Integration mit weiteren Diensten aus dem Firebase- und Google-Cloud-Ökosystem ermöglicht eine erweiterbare und modulare Systemarchitektur [Firebase, 2025a]. Für die strukturierte, cloudbasierte Speicherung von ROM-Daten und Nutzereingaben wurde die Cloud Firestore SDK von Firebase in die Applikation integriert. Eine detailliertere Beschreibung zur verwendeten Datenstruktur ist in Kapitel 3.3.3 zu finden.

3.3.3 Datenbank und Datenstruktur

Zur Benutzerverwaltung und Speicherung der nutzerspezifischen Daten wurde Firebase als Backend-as-a-Service-Plattform verwendet. Die Authentifizierung der Nutzer:innen erfolgt über Firebase Authentication unter Verwendung von E-Mail-Adresse und Passwort. Registrierte Nutzer:innen verfügen über ein individuelles Profil, das eine eindeutige User-ID und eine primäre E-Mail-Adresse enthält. Diese Daten werden in der nutzerbezogenen Datenbank des Firebase-Projekts gespeichert. Beim erstmaligen Anlegen eines Nutzerkontos wird das Profil automatisch anhand der verfügbaren Informationen erstellt. Bei einer Registrierung über E-Mail und Passwort wird nur die E-Mail-Adresse initial erfasst. Sobald ein Benutzerkonto besteht, können Profilinformationen synchronisiert werden, um jegliche Änderungen zu berücksichtigen. Während einer aktiven Sitzung wird die angemeldete Person als aktuelle:r Nutzer:in innerhalb der Authentifizierungsinstanz verwaltet. Diese Sitzung bleibt auch bei einem Neustart der Anwendung erhalten. Erst durch einen expliziten Logout wird der Nutzerkontext zurückgesetzt. Nutzer:innen können sich eigenständig registrieren und ihre Konten löschen, ohne dass eine administrative Freigabe erforderlich ist. Zur sicheren Identifikation verwendet Firebase Authentication sogenannte Authentifizierungs-Tokens. Dabei handelt es sich um sogenannte Firebase ID Tokens, die beim Anmelden generiert werden. Diese enthalten grundlegende Nutzerinformationen in Form eines signierten JSON Web Tokens (JWT) und dienen zur sicheren Übermittlung der Nutzeridentität an externe Back-End-Systeme [Firebase, 2025d].

Zusätzliche benutzerspezifische Eigenschaften lassen sich nicht direkt dem Nutzerobjekt hinzufügen, sondern müssen getrennt von Firebase Authentication gespeichert werden. Aus diesem Grund wird für die Speicherung der ROM-Messdaten, Schmerzniveaus und individuellen Nutzerprofile Cloud Firestore eingesetzt. Cloud Firestore ist eine Cloud-basierte NoSQL-Datenbank, die speziell für die dokumentenbasierte Speicherung strukturierter Daten in mobilen und Web-Anwendungen entwickelt wurde. Die Datenstruktur orientiert sich an einer hierarchischen Organisation in *collections* und *documents*. Ein Dokument stellt die zentrale Speichereinheit dar und besteht aus einer Sammlung von Schlüssel-Wert-Paaren, welche einfache Datentypen oder komplexere Strukturen wie Maps sein können. Jedes Dokument besitzt eine eindeutige ID und ist immer innerhalb einer übergeordneten Sammlung gespeichert. Sammlungen sind Container für Dokumente, die selbst keine Datenfelder enthalten. Sie entstehen implizit beim Anlegen des ersten Dokuments. Eine weitere Verschachtelung in Untersammlungen ist ebenfalls möglich. Die Referenzierung erfolgt über eindeutige Pfade [Firebase, 2025b].

Die Datenstruktur für die im Zuge der vorliegenden Masterarbeit entwickelte Prototypen-Applikation setzt sich aus den folgenden Sammlungen zusammen:

users Diese Sammlung beinhaltet ein Dokument je Nutzer:in, welches bei der Registrierung erstellt wird und identifizierende und nutzerspezifische Informationen wie Email-Adresse, User-ID, vorliegende Verletzungsart (Verletzung oder Operation), verletzte beziehungsweise operierte Schulterseite (links oder rechts) und den Zeitpunkt der Verletzung oder Operation enthält.

rom Die bei einer ROM-Messung erhobenen Daten werden in der Sammlung *rom* gespeichert. Dabei wird ein Dokument je Messung erzeugt, welches die User-ID, den Messtyp, den gemessenen ROM-Winkel, das angegebene Schmerzniveau und den Zeitpunkt der Messung enthält. Zusätzlich wird ein weiteres Feld gespeichert, das den gemessenen ROM-Winkel in Relation zur maximalen physiologischen Bewegungsamplitude des jeweiligen Messtyps als Prozentwert angibt. Dieser dient dazu, individuelle Messwerte vergleichbar und auswertbar zu machen, indem sie unabhängig von der Bewegungskategorie standardisiert werden.

Zur Sicherstellung der Datensicherheit und Privatsphäre wurden Firebase Security Rules implementiert, die einen Schreib- und Lesezugriff nur für authentifizierte Nutzer:innen auf ihre eigenen Daten ermöglichen. Als Ort der Datenspeicherung wurde *europa-west3* (Frankfurt) gewählt.

Kapitel 4

Konzeptualisierung

Im vorliegenden Kapitel werden die konzeptionellen Grundlagen und Überlegungen für die prototypische Entwicklung einer Anwendung zur digitalen Erfassung des Bewegungsumfangs in der Schulterrehabilitation dargestellt. Dabei werden aus der Literatur abgeleitete Anforderungen erfasst und für die anschließende technische Umsetzung strukturiert aufbereitet. Im weiteren Verlauf wird die Auswahl der eingesetzten Technologien erläutert und deren Funktionsweise beschrieben. Zudem werden erste Designentscheidungen für den Prototypen getroffen und visualisiert. Die Konzeptualisierung bildet somit die methodische Grundlage für die Implementierung der prototypischen Lösung und dient der Nachvollziehbarkeit der getroffenen Entwicklungsentscheidungen im Hinblick auf die übergeordnete Forschungsfrage.

4.1 Anforderungsidentifikation

Eine patientenzentrierte Versorgung und die Berücksichtigung individueller Bedürfnisse und Anforderungen sind in der Telerehabilitation essentiell. Für eine effektive Teilnahme an Telerehabilitation sind grundlegende Voraussetzungen notwendig, etwa der Zugang zu geeigneten Geräten, eine stabile Internetverbindung sowie digitale Grundkenntnisse [Baroni et al., 2023]. Bildung ist ein wesentliches Element in der muskuloskelettalen Rehabilitation und kann über verschiedene Formate wie Texte, Videos oder interaktive Inhalte vermittelt werden. Sie fördert Gesundheitskompetenz, Selbstwirksamkeit und Engagement. Die Motivation kann durch Erinnerungen, Aufgaben und Feedbackfunktionen unterstützt werden [Sivertsson et al., 2024; Baroni et al., 2023]. Visuelles Feedback innerhalb telemedizinischer Systeme fördert auch die Beteiligung an Rehabilitationsmaßnahmen. Dies kann zu verbesserten klinischen Ergebnissen beitragen, vor allem hinsichtlich der Schmerzreduktion [Zhang et al., 2024]. Zudem unterstützen Fragebögen die strukturierte Erfassung des Funktionsstatus und Therapieverlaufs [Baroni et al., 2023]. Auch

Übungsvideos haben sich als nützlichere Bestandteil teletherapeutischer Anwendungen erwiesen [Sivertsson et al., 2024].

Telerehabilitation stärkt insbesondere das Selbstmanagement, birgt jedoch Hürden für Menschen mit geringer Gesundheits- oder digitaler Kompetenz, etwa ältere Personen oder solche mit niedriger Bildung. Diese Gruppen zeigen oft Unsicherheit im Umgang mit digitalen Medien und der Navigation durch Anwendungen und sind stärker auf Unterstützung angewiesen, was die Teilnahme an telemedizinischen Maßnahmen erschwert [Baroni et al., 2023]. Ältere Menschen mit kognitiven Einschränkungen erfassen im Durchschnitt lediglich etwa 40 Prozent von bereitgestellten Rehabilitationsanweisungen. Dieses begrenzte Verständnis kann zu Unsicherheit und mangelndem Wissen über die poststationäre Rehabilitation führen, was wiederum die Trainingsadhärenz reduziert und die Wirksamkeit der Heimrehabilitation erheblich beeinträchtigen kann [Zhao et al., 2024]. Zusätzlich können unzureichende infrastrukturelle und umweltbezogene Bedingungen wie fehlendes Equipment, schlechte Beleuchtung oder Lärm die Durchführung der Übungen und Messungen behindern [Baroni et al., 2023]. Aus diesen Gründen ist die Benutzerfreundlichkeit ein zentraler Aspekt bei der Entwicklung häuslicher Rehabilitationssysteme. Die einfache Handhabung, eine barrierefreie Gestaltung sowie ein insgesamt positives Nutzungserlebnis sind entscheidend für die Akzeptanz und breite Anwendung solcher Technologien. Eine intuitive und benutzerfreundliche Benutzeroberfläche erleichtert die aktive Teilnahme an den Rehabilitationsmaßnahmen und fördert somit die Therapietreue. Darüber hinaus müssen auch ethische Fragestellungen bei der Konzeption und Umsetzung solcher Systeme berücksichtigt werden. Hierzu zählen insbesondere der Schutz der Privatsphäre und Datensicherheit, die Einholung einer informierten Einwilligung und der verantwortungsvolle Umgang mit sensiblen Gesundheitsdaten, um Missbrauch oder Fehlanwendungen vorzubeugen [Sassi et al., 2024].

In der wissenschaftlichen Auseinandersetzung mit der digitalen Erfassung von Bewegungsumfängen in der Schulterrehabilitation ergeben sich auch eine Vielzahl technischer und methodischer Anforderungen an valide und zuverlässige Erfassungsverfahren. Diese Anforderungen betreffen sowohl die Auswahl geeigneter Technologien als auch die Definition biomechanischer Bezugsgrößen. Für die Bestimmung des Schultergelenkwinkels ist laut van den Hoorn et al. [2025] die korrekte Festlegung von Referenzorientierungen für Thorax und Oberarm wesentlich. Der Winkel zwischen diesen beiden Segmenten definiert den eigentlichen Bewegungsumfang der Schulter [van den Hoorn et al., 2025]. Die gängige Methode ist es, den Thoraxrahmen über eine Verbindungslinie zwischen Schulter- und

ipsilateralem Hüftpunkt darzustellen. Eine alternative Definition über zentral gelegene Punkte wie die Halsbasis oder das Beckenwurzelzentrum wird als potenziell weniger fehleranfällig vermutet. Unterschiede in der Definition der thorakalen Bezugsgröße durch die Verwendung bilateraler oder ipsilateraler Referenzpunkte führen demnach zu unterschiedlichen Messergebnissen, wobei die Verwendung ipsilateraler Referenzen eher zu einer Überschätzung der ROM führt [van den Hoorn et al., 2024]. Die Genauigkeit der ROM-Erfassung hängt dabei stark von der zugrunde liegenden Technologie ab. 3D-basierte Verfahren gelten grundsätzlich als genauer, insbesondere weil sie Bewegungen außerhalb der Kameraebene besser erfassen und parallaxenbedingte Verzerrungen reduzieren können. Für die Erfassung von Innen- und Außenrotationen ist darüber hinaus die Integration des Unterarms in das Modell erforderlich, da sich diese Rotationen im Schultergelenk allein über den Oberarm nicht darstellen lassen. Bei frontaler Ansicht im Rahmen eines Einzelkameranagements kann der Außenrotationswinkel beispielsweise über die projizierte Distanz zwischen Ellbogen und Handgelenk geschätzt werden, wobei zusätzlich die Unterarmlänge berücksichtigt werden muss. Diese muss gegebenenfalls aus der kontralateralen Extremität geschätzt werden [van den Hoorn et al., 2025].

In der teletherapeutischen Rehabilitation muskuloskelettaler SE kommt der Erkennung und Bewertung von kompensatorischen Bewegungsmustern eine maßgebliche Bedeutung zu. Kompensationsstrategien entstehen typischerweise, wenn Patient:innen versuchen, funktionelle Aufgaben trotz Bewegungseinschränkungen zu erfüllen. In solchen Fällen wird häufig die Armabduktion während Außenrotationsbewegungen oder eine frühzeitige Skapulabewegung bei Armabduktion beobachtet. Diese Ausweichmuster stellen ein klinisch relevantes Problem dar, da sie langfristig zu Sekundärschäden wie Abnutzungserscheinungen, Entzündungen oder einer Verschlechterung des bestehenden Krankheitsbildes führen können [Carbonaro et al., 2018]. Ein häufiges Problem bei der ROM-Erfassung stellt in diesem Zusammenhang die unzureichende Definition des Thoraxrahmens dar. Da viele Modelle über eine geringe Landmarkenabdeckung im Bereich der Wirbelsäule verfügen, werden kompensatorische Bewegungen des Thorax, wie zum Beispiel laterale Verschiebungen der Schulter, nicht korrekt erfasst. Dies kann zu einer Über- oder Unterschätzung des tatsächlichen Schulterbewegungsausmaßes führen, da Bewegungen des Rumpfes fälschlich als Armbewegung interpretiert werden [van den Hoorn et al., 2025]. Daraus ergibt sich die Notwendigkeit, Patient:innen klare und standardisierte Anweisungen zur Durchführung der Bewegungen zu geben, um unerwünschte Ausweichbewegungen zu vermeiden. Diese Aspekte sind insbesondere bei Langzeitverläufen entscheidend, da variierende Fehlerquellen die Vergleichbarkeit von ROM-Messungen über mehrere Zeit-

punkte hinweg einschränken können [van den Hoorn et al., 2024]. Es ist außerdem essenziell, kompensatorische Bewegungen automatisiert zu erkennen, um die Qualität der Übungsausführung zuverlässig beurteilen zu können. Eine solche Funktion erlaubt eine unmittelbare Rückmeldung an die Patient:innen zur Korrektur der Bewegungsausführung und ermöglicht die frühzeitige Unterbindung potenziell schädlicher Bewegungsmuster. Dies erhöht nicht nur die therapeutische Sicherheit, sondern verbessert langfristig auch die Rehabilitationsprognose durch gezielte Förderung physiologischer Bewegungsabläufe [Carbonaro et al., 2018].

Darüber hinaus bestehen Anforderungen an das technische Setup für eine verlässliche ROM-Erfassung mittels Einzelkamera [van den Hoorn et al., 2025]. Da Bewegungen außerhalb der Bildebene nicht adäquat abgebildet werden können, kommt es zu projektionsbedingten Verzerrungen. Dies betrifft insbesondere Situationen, in denen die Kamera nicht auf gleicher Höhe und frontal zur Bewegungsebene positioniert ist, etwa wenn das Smartphone schräg steht oder von einem ungeeigneten Winkel aus auf die Person gerichtet ist. Besonders bei Bewegungen mit starker Tiefenkomponente, wie der Flexion und den Rotationsbewegungen, können derartige Positionierungsfehler zu systematischen Messabweichungen führen. Der Neigungswinkel des Geräts bei nicht idealer Platzierung auf einer Oberfläche kann mittels integrierter Sensoren detektiert und rechnerisch kompensiert werden. Eine solche Korrektur ist essenziell, um die Vergleichbarkeit von ROM-Werten über die Zeit hinweg zu gewährleisten. Außerdem führt eine vertikale Positionierung im Vergleich zur horizontalen zu einer besseren Erfassungsqualität, da sie der Körperachse besser entspricht und weniger perspektivische Verzerrung auftritt [van den Hoorn et al., 2024]. Auch die räumlichen Bedingungen der Videoaufnahme beeinflussen die Genauigkeit. Eine homogene Hintergrundgestaltung mit ausreichendem Kontrast und eine ausreichende Beleuchtung sind erforderlich, um die Extraktion von Schlüsselmarkern aus dem Bildmaterial zuverlässig zu ermöglichen. Das Tragen weiter Kleidung kann diese Erkennung zusätzlich erschweren. Die Distanz zwischen Kamera und Person sollte so gewählt werden, dass die gesamte Bewegung im Bild sichtbar bleibt, gleichzeitig jedoch eine ausreichende Auflösung der Gelenkbereiche gewährleistet ist [van den Hoorn et al., 2024]. Die Kamera sollte demnach stabil auf Schulterhöhe montiert werden, nicht geneigt sein, ausreichend Abstand zur Person aufweisen und für ein kontrastreiches, ruhiges Bildumfeld sorgen. Auch die Lichtverhältnisse sind zu optimieren, um Bewegungsunschärfen zu minimieren. Die Bewegungen selbst sollen in einem moderaten Tempo und innerhalb der Kamerabildfläche erfolgen [van den Hoorn et al., 2025].

Diese Anforderungen an digitale Systeme zur teletherapeutischen Schulterrehabilitation betreffen sowohl technische, funktionale als auch nutzungsbezogene Aspekte. Um eine strukturierte Weiterverarbeitung im Rahmen der Konzeptionsphase zu ermöglichen, erfolgt im Weiteren eine Kategorisierung in funktionale Anforderungen, nicht-funktionale Anforderungen und benutzerzentrierte Anforderungen. Die nachstehende Tabelle 4.1 fasst die identifizierten Anforderungen entsprechend dieser Kategorien zusammen.

Tabelle 4.1: Kategorisierung identifizierter Anforderungen an digitale Systeme für ROM-Messungen in der Schulterrehabilitation in funktionale, nicht-funktionale und benutzerzentrierte Anforderungen.

Nr.	Anforderungen	Quelle(n)
Funktionale Anforderungen		
1.1	Erfassung von Symptomen in Echtzeit	Baroni et al.
1.2	Integration standardisierter Fragebögen	[2023]; Carbonaro
1.3	Visualisierung von Bewegungsausführungen	et al. [2018];
1.4	Visualisierung des Therapiefortschrittes	Sivertsson et al.
1.5	Schulung durch gesundheitsrelevante Inhalte	[2024]; van den
1.6	Automatische Erkennung von Kompensationsbewegungen	Hoorn et al. [2024,
1.7	Echtzeit-Feedback zur Bewegungsausführung	2025]; Zhang et al.
1.8	Kompensation von Kamera-Positionsfehlern	[2024]
1.9	Integration von Übungsvideos	
Nicht-funktionale Anforderungen		
2.1	Auswahl geeigneter Technologien	
2.2	Stabile Datenverarbeitung bei wechselnden Bedingungen	
2.3	Schutz der Privatsphäre und Datensicherheit	
2.4	Zuverlässigkeit und Validität der ROM-Erfassung	
2.5	Geeignete Bezugsgrößen zur Winkelberechnung	
2.6	Vertikale, gerade Kamerapositionierung ohne Neigung	Sassi et al. [2024];
2.7	Positionierung der Kamera auf Höhe der Schultern	van den Hoorn
2.8	Geeigneter Abstand zur Kamera	et al. [2024, 2025]
2.9	Tragen enger Kleidung bei Messungen	
2.10	Gute Lichtverhältnisse bei Messungen	
2.11	Kontrastreicher, ruhiger Bildhintergrund bei Messungen	
2.12	Bewegungsausführung in moderatem Tempo	

Nr.	Anforderungen	Quelle(n)
Benutzerzentrierte Anforderungen		
3.1	Intuitive, barrierefreie Benutzeroberfläche	
3.2	Unterstützung bei niedriger digitaler Kompetenz	Baroni et al.
3.3	Berücksichtigung altersbedingter Einschränkungen	[2023]; Sivertsson
3.4	Motivation durch Erinnerungen	et al. [2024]; Zhao
3.5	Motivation durch (visuelles) Feedback	et al. [2024]
3.6	Klare Bewegungs- und Bedienungsanweisungen	

4.1.1 Umzusetzende Anforderungen

Im Rahmen der Konzeptualisierung wird eine prioritätsbasierte Auswahl jener Anforderungen getroffen, deren Umsetzung zur Erreichung des übergeordneten Ziels dieser Arbeit als besonders relevant eingeschätzt wird. Die Auswahl orientiert sich dabei sowohl an der technischen Realisierbarkeit als auch an der Relevanz der jeweiligen Funktionen im Hinblick auf die Forschungsfrage. Der geplante Prototyp soll sich daher auf fünf Kernfunktionalitäten konzentrieren (1.3 bis 1.8): die automatisierte ROM-Erfassung mittels HPE, die Detektion kompensatorischer Bewegungen, die Bereitstellung eines Echtzeit-Feedbacks zur Bewegungsausführung, die Kompensation fehlerhafter Kamerapositionierungen sowie die Visualisierung des individuellen Therapiefortschritts. Die technische Umsetzung dieser Kernfunktionen ist unter Berücksichtigung verwandter Anforderungen aus allen drei Anforderungskategorien vorgesehen. Mit der nachfolgend erläuterten Auswahl an umzusetzenden Anforderungen wird eine klare konzeptionelle Schwerpunktsetzung vorgenommen, die sich an der Zielstellung und den Forschungsfragen der Arbeit orientiert. Eine detaillierte Beschreibung der tatsächlichen Umsetzung erfolgt in Kapitel 5.

Im Bereich der funktionalen Anforderungen sollen insbesondere jene berücksichtigt werden, die unmittelbar zur Verbesserung der Bewegungsausführung und zur Sicherung der Qualität beitragen (Anforderungen 1.1, 1.3, 1.4, 1.5, 1.6, 1.7, 1.8). Auf die Integration standardisierter Fragebögen (1.2) und auf die Bereitstellung von Übungsvideos (1.9) soll im Prototyp zunächst verzichtet werden, da diese Aspekte nicht in direktem Zusammenhang mit der automatisierten ROM-Erfassung stehen und für die Beantwortung der Forschungsfrage von untergeordneter Bedeutung sind. Eine spätere Erweiterung um derartige Komponenten wird jedoch als konzeptionell sinnvoll erachtet.

Die nicht-funktionalen Anforderungen werden mit Blick auf technische Robustheit und Validität der ROM-Erfassung weitgehend berücksichtigt (Anforderungen 2.1, 2.3, 2.4, 2.5). Besonders relevant erscheinen hierbei die Auswahl geeigneter Technologien und die Definition biomechanisch valider Referenzpunkte zur Winkelberechnung, da diese die Aussagekraft der Messergebnisse maßgeblich beeinflussen. Anforderungen 2.6 bis 2.12 betreffen vor allem die Rahmenbedingungen der Videoaufnahme und hängen somit stark vom Verhalten der Nutzer:innen ab. Der Prototyp soll die Einhaltung dieser Anforderungen durch konkrete Handlungsanweisungen zu Kamerapositionierung, Umgebungslicht, Kleidung und Bewegungsausführung unterstützen. Eine vollständige Gewährleistung dieser Anforderungen kann systemseitig jedoch nicht erfolgen und liegt letztlich in der Verantwortung der Anwender:innen.

Benutzerzentrierte Anforderungen sollen insbesondere in Hinblick auf eine barrierearme Bedienbarkeit (3.1), die visuelle Rückmeldung (3.5) und die Bereitstellung klarer Instruktionen (3.6) in das Konzept einfließen. Auch die Bedürfnisse älterer oder digital weniger erfahrener Personen sollen in der Gestaltung der Nutzeroberfläche berücksichtigt werden (3.2, 3.3). Dazu zählen eine reduzierte visuelle Komplexität sowie eine sprachlich vereinfachte, schrittweise Anleitung. Auf Funktionen zur Motivationssteigerung durch Erinnerungen (3.4) soll hingegen verzichtet werden, da diese primär verhaltenssteuernde Aspekte adressieren, die nicht im Fokus der Zielsetzung stehen.

4.2 Technologieauswahl

In der vorliegenden Arbeit werden für die Entwicklung des Prototyps Technologien aus dem Bereich des ML und der CV eingesetzt, um eine automatisierte und benutzerfreundliche Erhebung der Bewegungsreichweite der Schulter und eine anschließende subjektive Schmerzeinschätzung ohne den Einsatz externer Sensorik zu ermöglichen und damit Anforderung 2.1 „Auswahl geeigneter Technologien“ zu erfüllen. Für die Umsetzung dieser Funktionalitäten wurde ein besonderer Fokus auf etablierte und einsatzbereite Frameworks gelegt, die eine robuste, ressourcenschonende und in Echtzeit ablaufende Analyse menschlicher Körperbewegungen auf mobilen Endgeräten erlauben. Die Wahl fiel auf Komponenten der MediaPipe-Plattform. Konkret werden zwei Modelle integriert: MediaPipe BlazePose GHUM 3D [Bazarevsky et al., 2020a] zur Erfassung und Auswertung der Körperhaltung und -bewegung in drei Dimensionen sowie MediaPipe Hands [Bazarevsky und Zhang, 2019] zur Erkennung von Handgesten für die Schmerzangabe im Anschluss an die ROM-Messung. Diese Modelle bilden damit die technologische Grundlage für die

Umsetzung jener Kernfunktionen der Anwendung, welche sich in den Anforderungen 1.1, 1.3, 1.6 und 1.7 widerspiegeln. Während BlazePose GHUM 3D die Erkennung, Analyse und Visualisierung der Schulterbewegungen ermöglicht, erlaubt die Handerkennung über MediaPipe Hands eine intuitive und kamerabasierte Angabe des subjektiven Schmerzniveaus mittels Handzeichen ohne zusätzliche Hardware. In den folgenden Abschnitten werden diese Technologien näher beschrieben und hinsichtlich ihrer Funktionsweise detailliert erläutert, um ein grundlegendes Verständnis für die verwendete Technologie aufzubauen und Vorteile sowie potentielle Herausforderungen bei der Implementierung und Verwendung der Modelle zu ermitteln.

4.2.1 MediaPipe BlazePose GHUM 3D

MediaPipe BlazePose GHUM 3D [Bazarevsky et al., 2020a] ist ein leichtgewichtiges, speziell für mobile Endgeräte optimiertes Convolutional Neural Network (CNN) zur HPE. Das Modell wurde auf Echtzeitanwendungen ausgelegt und erreicht bei der Inferenz auf einem Pixel 2 Smartphone eine Bildverarbeitungsrate von über 30 Frames pro Sekunde [Bazarevsky et al., 2020b]. Der MediaPipe Pose Landmarker Task basiert auf einer modellbasierten Zweistufenarchitektur zur Erkennung menschlicher Körperhaltungen. In einem ersten Schritt identifiziert ein Erkennungsmodell, das Pose Detection Model, das Vorhandensein von Personen innerhalb eines Bildausschnitts anhand ausgewählter Schlüsselkörperpunkte. Anschließend lokalisiert ein zweites Modell, das Pose Landmarker Model, die spezifischen Körpergelenkpunkte (Landmarks) auf dem erkannten Körper. Beide Modelle sind als gebündeltes Modellpaket verfügbar [Bazarevsky et al., 2020b; Bazarevsky und Grishchenko, 2020]. Der Task kann sowohl Einzelbilder als auch bereits dekodierte Videoframes oder Live-Videostreams verarbeiten. Als Ergebnis liefert der Pose Landmarker eine Vorhersage von insgesamt 33 dreidimensionalen Gelenkpunkten des Körpers, wie sie auch in Abbildung 4.1 zu sehen sind [Google Developers, 2025c].

Im Gegensatz zur weit verbreiteten COCO-Topologie [Lin et al., 2015], die 17 anatomisch relevante Gelenkpunkte für Rumpf, Arme, Beine und Gesicht umfasst, erweitert BlazePose diese Struktur erheblich, indem ein Superset der COCO [Lin et al., 2015], BlazeFace [Bazarevsky et al., 2019] und BlazePalm [Bazarevsky und Zhang, 2019] Topologien verwendet wird. Diese erweiterte Landmark-Definition ermöglicht es, sowohl die grobe Körperhaltung als auch semantisch relevante Feinbewegungen konsistent abzubilden. Dieser Vorteil kann für eine zuverlässigere Erfassung der ROM ausgeschöpft werden (Anforderung 2.4). Die Integration dieser zusätzlichen Landmarks verbessert die Model-

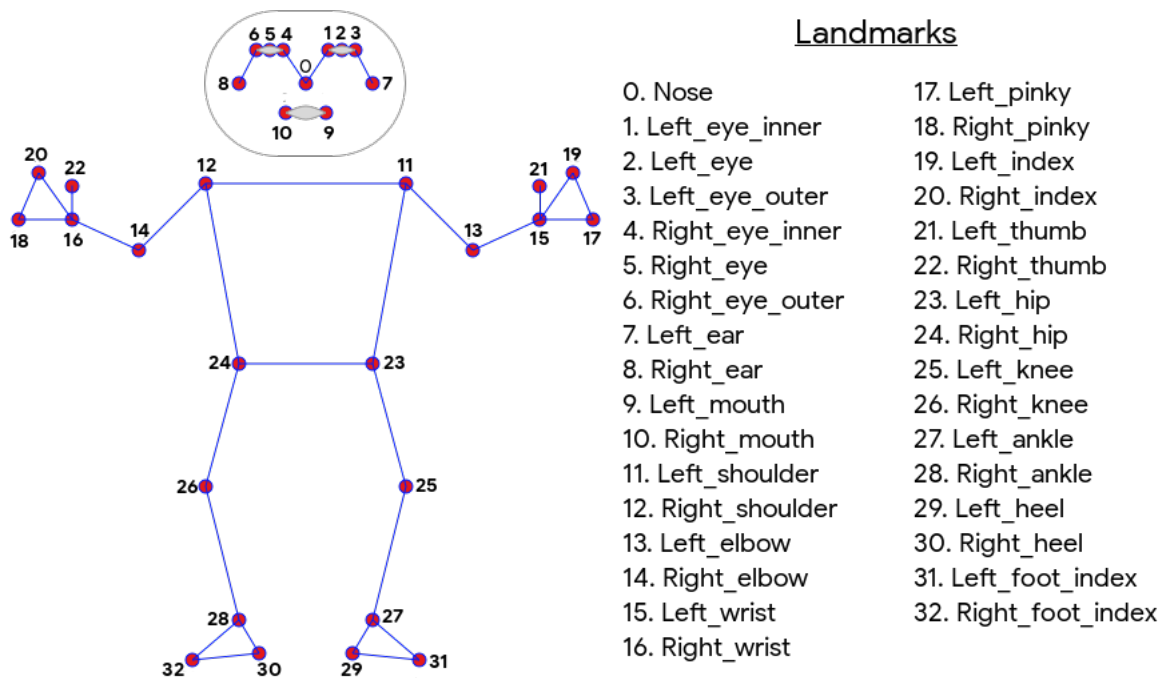


Abbildung 4.1: Output des MediaPipe BlazePose GHUM 3D Modells, welcher sich aus 33 Gelenkpunkten (Landmarks) zusammensetzt. Die visuelle Darstellung der Landmarks wird spiegelverkehrt angezeigt. Die rechte Körperseite der erfassten Person erscheint im Bild auf der linken Seite [Google Developers, 2024c].

lierung domänenspezifischer Bewegungsmuster und erleichtert die nahtlose Kombination mit spezialisierten Pose-Estimation-Modellen für Teilbereiche des Körpers, wie beispielsweise BlazePose Hands [Bazarevsky und Zhang, 2019; Google Developers, 2025c], welches im Prototyp die Erfassung von Schmerzsymptomen ermöglichen soll (Anforderung 1.1). Diese werden sowohl in normalisierten Bildkoordinaten (Landmarks) als auch in welt-bezogenen Koordinaten (World Landmarks) ausgegeben. Optional kann zusätzlich eine Segmentierungsmaske erzeugt werden, die die Körperkonturen visuell abgrenzt [Google Developers, 2025c].

Zur Modellierung der Körperform wird das GHUM-Modell (Generalized 3D Human Shape Model) eingesetzt, um aus zweidimensionalen Bildinformationen eine vollständige dreidimensionale Pose zu rekonstruieren [Google Developers, 2025c]. Die Architektur des GHUM-Modells basiert auf einer statistisch fundierten und artikulierten 3D-Repräsentation des menschlichen Körpers, eingebettet in ein vollständig trainierbares, modulares DL-Framework. Zur Optimierung des Modells kommen gemeinsame Verlustfunktionen und

eine integrierte Trainingsarchitektur zum Einsatz. Diese umfasst verschiedene Komponenten wie nicht-lineare Formräume, Korrekturmechanismen für Posen, Schätzungen der Gelenkzentren und Funktionen zur Skelettverformung mittels *blend skinning*. Dabei wird unter Berücksichtigung anatomisch realistischer Gelenkwinkelbeschränkungen ein minimaler Satz an Parametern für das menschliche Skelett verwendet [Xu et al., 2020]. In weiterer Folge kann dadurch sichergestellt werden, dass das Modell keine unerreichbaren Körperposen schätzt, wodurch wiederum eine erhöhte Validität der ROM-Messungen gewährleistet wird (Anforderung 1.1). Auf Basis des GHUM-Modells berechnet der MediaPipe Pose Landmarker Task neben den zweidimensionalen Bildkoordinaten (x, y) für jede Landmark auch eine z -Koordinate. Diese gibt die Tiefe entlang einer Achse an, die senkrecht zur Kamera verläuft und durch das Becken der Person definiert ist. Der Ursprung dieser Achse liegt näherungsweise in der Mitte zwischen linkem und rechtem Hüftpunkt. Negative z -Werte kennzeichnen Positionen näher zur Kamera, während positive Werte vom Kamerastandpunkt weg orientiert sind. Die z -Koordinate ist jedoch experimentell und damit kein echter 3D-Wert beziehungsweise nicht im Sinne einer metrisch kalibrierten 3D-Koordinate zu interpretieren. Außerdem besitzt sie keine festgelegten Grenzwerte [Google Developers, 2024c].

Modell Architektur und Pipeline

Die von BlazePose GHUM 3D genutzte Architektur kombiniert die Vorteile von Heatmaps, Offsets und Regressionsschichten mit einem zweistufigen Detektor-Tracker-Ansatz. In einem ersten Schritt identifiziert ein Detektionsmodell das relevante Bildareal (Region of Interest (ROI)), in dem sich der menschliche Körper befindet. Anschließend berechnet ein Tracking-Modell auf Grundlage dieses Bereichs die Positionen der Landmarks. Bei der Verarbeitung von Videodaten wird der Detektor lediglich im ersten Frame eingesetzt, für alle nachfolgenden Frames wird das ROI auf Basis der zuvor erkannten Posen fortgeführt [Bazarevsky und Grishchenko, 2020]. Sollte keine Person erkannt werden, wird die Detektionskomponente beim nächsten Frame erneut aktiviert [Bazarevsky et al., 2020b]. Anders als bei rechenintensiven Ansätzen, die auf der Erzeugung von Heatmaps basieren, nutzt das Tracking-Modell ein direktes Regressionsmodell. Die Regressionsarchitektur wird im Training durch kombinierte Heatmap- und Offset-Vorhersagen überwacht, wobei die Heatmap ausschließlich zur Optimierung des eingebetteten Merkmalsraums verwendet wird [Bazarevsky und Grishchenko, 2020]. Diese Outputs werden im Inferenzprozess entfernt. Die daraus resultierende komprimierte Darstellung wird als Input für das Regressionsnetz verwendet. Allerdings erfolgt keine Rückführung der Gradienten aus dem Regressionszweig zur Heatmap-Sektion, wodurch Rechenressourcen eingespart werden können [Bazarevsky

et al., 2020b; Bazarevsky und Grishchenko, 2020]. Diese Architektur und die damit einhergehenden Vorteile machen BlazePose GHUM 3D zu einem geeigneten Werkzeug für die Echtzeit-Erfassung von ROM-Winkeln auf einem Smartphone (Anforderung 2.1).

Trainingdatenset

Die Leistungsfähigkeit eines HPE-Modells hängt neben der Architektur auch vom durchgeführten Training und den dafür verwendeten Trainingsdaten ab. Aus einer Analyse des Trainingsprozesses können Stärken und Schwächen des Modells abgeleitet werden. Dadurch können die gewonnenen Erkenntnisse bei der Integration der Technologie in eine Anwendung berücksichtigt werden. Das für BlazePose GHUM 3D genutzte Trainingsdatenset setzt eine initiale Ausrichtung der Körperhaltung voraus. Verwendet wurden ausschließlich Bilddaten, in denen entweder der gesamte Körper oder zumindest Schultern und Hüfte eindeutig annotierbar waren. Die Datenbasis bestand aus etwa 60.000 Bildern mit alltäglichen Posen sowie weiteren 25.000 Bildern mit Einzelpersonen bei Fitnessübungen [Bazarevsky et al., 2020b]. Das Modell wurde sowohl auf sichtbare als auch auf verdeckte Gelenkpunkte trainiert und evaluiert [Google Research, 2020]. Um das Modell gegenüber Verdeckungen (Occlusions) robust zu machen, wurde gezielt eine augmentierte Trainingsstrategie mit simulierten Teilverdeckungen eingesetzt [Bazarevsky et al., 2020b]. Des Weiteren wurden verschiedene Umgebungen mit unterschiedlichen Lichtverhältnissen, Hintergründen und Bewegungskonditionen, und insgesamt 14 gleichmäßig verteilte geografische Regionen mit unterschiedlichen Hauttönen und Geschlechtern berücksichtigt [Google Research, 2020]. Daraus geht hervor, dass das Modell gegenüber schlechten Umweltbedingungen, welche auch nach den identifizierten Anforderungen 2.9 bis 2.12 vermieden werden sollen, robust ist. Konkret wurde das Netzwerk in zwei Phasen trainiert: Zunächst erfolgte die Optimierung der Heatmap- und Offset-Komponenten zur Vorhersage der Körpermitte und grundlegender Gelenkpunkte. In einem zweiten Schritt wurde der Heatmap-Output-Branch entfernt, und das eigentliche Regressionsmodell trainiert. Auf diese Weise dient die Heatmap-Information lediglich der Unterstützung beim Training, nicht aber der späteren Inferenz [Bazarevsky et al., 2020b].

Performanz

Durch den Entfall des Heatmap-Branches während der Inferenzphase wird eine echtzeitfähige Pose-Erkennung mit reduzierter Modellkomplexität geschaffen, die sich auch auf mobilen Endgeräten effizient ausführen lässt [Bazarevsky und Grishchenko, 2020]. Um möglichst viele Gerätetypen abzudecken, werden drei Versionen des Pose Landmar-

ker Tasks bereitgestellt: Lite, Full und Heavy. Diese Modelle unterscheiden sich in Balance zwischen Geschwindigkeit und Qualität [Google Developers, 2025c]. Auf einem Pixel 3 erreicht das Lite-Modell etwa 44 Frames per Second (FPS) mit XNNPack auf der CPU und 49 FPS mit TFLite GPU, während das Full-Modell rund 18 FPS (CPU) beziehungsweise 40 FPS (GPU) und das Heavy-Modell etwa vier FPS (CPU) beziehungsweise 19 FPS (GPU) erzielt [Google Research, 2020]. In Bezug auf die Performanz zeigt das Modell eine deutlich höhere Effizienz im Vergleich zu etablierten Verfahren wie OpenPose, insbesondere bei Anwendungsfällen wie Yoga oder Fitness. Auf einem einzelnen mobilen Prozessor arbeitet das System etwa 25- bis 75-mal schneller als OpenPose auf einem Desktop mit 20 CPU-Kernen [Bazarevsky und Grishchenko, 2020]. Die höhere Performanz ermöglicht es effizienter in Echtzeit mit entsprechendem Feedback auf die Bewegungsausführung zu reagieren (Anforderung 1.7). Für anspruchsvollere Anwendungen wie dem gleichzeitigen Tracking von Körper-, Gesichts- und Handlandmarks kann durch GPU-beschleunigte Inferenz eine noch höhere Verarbeitungsgeschwindigkeit erreicht werden [Bazarevsky et al., 2020b; Bazarevsky und Grishchenko, 2020]. Für die GPU-beschleunigte Inferenz wird basierend auf dem TFLite GPU Backend ein spezialisierter GPU-Delegate genutzt [Bazarevsky und Grishchenko, 2020]. Dieser ermöglicht die Ausführung komplexer Modelle auf mobilen Grafikeinheiten, wodurch sich bei dichten Netzen wie Klassifikatoren oder Segmentierungsmodellen erhebliche Geschwindigkeitsvorteile erzielen lassen. Im Vergleich zur Floating-Point-Inferenz auf CPU wurden hier je nach Modell Beschleunigungsfaktoren von zwei- bis sieben-fach beobachtet [TensorFlow Team, 2019]. Die Verwendung von GPUs bringt darüber hinaus Vorteile hinsichtlich Energieeffizienz und thermischem Verhalten mit sich. Durch die parallele Struktur von GPU lassen sich tiefenoptimierte neuronale Netze mit hoher Rechenleistung bei vergleichsweise geringem Energieverbrauch betreiben, was insbesondere für mobile Echtzeitanwendungen von Bedeutung ist [Google Developers, 2024a].

Einschränkungen

Das Modell ist für die dreidimensionale Ganzkörper-Posenschätzung in Videosequenzen mit Einzelpersonen konzipiert und für den Einsatz auf mobilen Endgeräten, Desktop-Systemen sowie innerhalb von Webbrowsern geeignet. Vorgesehene Anwendungsbereiche umfassen unter anderem Augmented-Reality-Anwendungen, die Erkennung von Posen und Gesten in 3D, fitnessbezogene Anwendungen sowie die Messung von Körperhaltungen und Abständen im dreidimensionalen Raum (Anforderungen 1.7, 2.1 und 2.4). Nicht vorgesehen ist der Einsatz in Szenarien mit mehreren Personen im Bild, bei Distanzen von über etwa vier Metern zwischen Person und Kamera (Anforderung 2.8), oder wenn der

Kopf der Person nicht sichtbar ist. Ebenfalls ausgeschlossen sind Anwendungsfälle, die eine metrisch exakte Tiefenmessung erfordern, und jegliche Form der Überwachung oder Identitätsverifikation. Das Modell ist grundsätzlich darauf ausgelegt, nur eine einzelne Person zu verfolgen, selbst wenn mehrere im Sichtfeld erscheinen. Es wurde für den Echtzeitbetrieb auf einer breiten Palette mobiler Geräte optimiert, zeigt jedoch eine erhöhte Sensitivität gegenüber Veränderungen der Gesichtsausrichtung, Skalierung und Orientierung im Eingabebild (Anforderungen 1.8, 2.6 und 2.7). Obwohl das Modell mit umfangreichen und realitätsnahen Datensätzen unter Berücksichtigung variierender Lichtverhältnisse, Bildrauschen und Bewegungsartefakten trainiert wurde, kann es bei extremen Umgebungsbedingungen zu Verschlechterungen der Qualität sowie verstärktem „Jittering“ (Bild-zu-Bild-Rauschen in den Vorhersagen) kommen. Dies betrifft insbesondere Umgebungen mit schlechter Beleuchtung, starkem Bildrauschen, schnellen Bewegungen oder überlappenden Gesichtern (Anforderungen 2.9 bis 2.12). Für eine zuverlässige Vorhersage wird vorausgesetzt, dass sich nur eine Person zentral im Bild befindet, wobei ein Freiraum von etwa 25 Prozent um das umschließende Quadrat des Körpers empfohlen wird. Das Modell toleriert moderate Abweichungen im Input, darunter eine Verschiebung oder Skalierung von bis zu zehn Prozent relativ zur Körperhöhe beziehungsweise -breite und eine Roll-Rotation des Geräts von maximal 8° , ohne die Vorhersagequalität wesentlich zu beeinträchtigen [Google Research, 2020]. Dies muss bei der Entwicklung des Prototypen auch in Zusammenhang mit den Anforderungen 1.8, 2.6 und 2.8 bedacht werden.

4.2.2 MediaPipe Hands

MediaPipe Hands ist ein ML-Modell, das das Tracking von Hand und Fingern anhand von 3D Landmarks ermöglicht und für die Echtzeitverwendung auf mobilen Endgeräten optimiert wurde (Anforderungen 1.1 und 2.1) [Bazarevsky und Zhang, 2019]. Der MediaPipe Hand Landmarker Task basiert auf einer Zweistufenarchitektur, die sich aus einem Palm Detection Model und einem Hand Landmarks Detection Model zusammensetzt. Beide Modelle sind als gebündeltes Modellpaket verfügbar. Der Task kann sowohl Einzelbilder als auch dekodierte Videoframes oder Live-Videostreams verarbeiten. Als Ergebnis liefert das Bündel eine Vorhersage der dreidimensionalen Koordinaten von insgesamt 21 Fingerknöcheln. Die Landmarks sind in Abbildung 4.2 veranschaulicht [Google Developers, 2025a]. Die Landmarks werden in normalisierten Bildkoordinaten (Landmarks) und in weltbezogenen Koordinaten (World Landmarks) ausgegeben. Des Weiteren wird die Handedness-Komponente erzeugt, die angibt, ob die detektierte Hand die linke oder rechte Hand ist [Bazarevsky und Zhang, 2019]. Ähnlich zum MediaPipe BlazePose GHUM

3D Modell wird die z -Koordinate der Landmarks auf Grundlage synthetischer Daten geschätzt, die mithilfe des GHUM Modells erzeugt wurden. Selbiges gilt auch für die World Landmarks [Google Research, 2021].

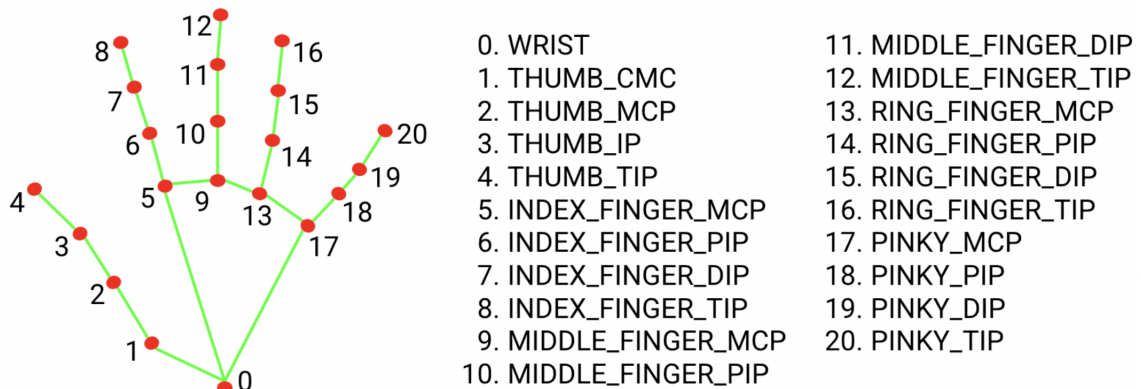


Abbildung 4.2: Output des MediaPipe Hand Modells, welcher sich aus 21 Fingerknöchel-Keypoints (Landmarks) zusammensetzt [Google Developers, 2025a].

Modell Architektur und Pipeline

Die von MediaPipe Hands genutzte CNN-Architektur kombiniert das Palm Detection Model „BlazePalm“ und das Hand Landmarker Model. In einem ersten Schritt identifiziert das Detektionsmodell unter Verwendung des gesamten Frames die Lokalisation der Hand und liefert eine entsprechende Bounding Box zurück [Google Developers, 2025a]. Dabei kommt ein Single-Shot Detector Model namens BlazePalm zum Einsatz, welches für die mobile Echtzeitverwendung optimiert wurde. Da es sich bei der Hand-Detektion aufgrund niedriger Kontraste und Überlappungen der Finger um einen sehr herausfordernden Prozess handelt, wird zunächst nicht die Hand selbst, sondern die etwas statischere Handfläche detektiert. Dies wird mit einem Non-Maximum Suppression Algorithmus und einem Encoder-Decoder-Merkmalsextraktor erreicht [Bazarevsky und Zhang, 2019]. Anschließend wird der verkleinerte Bildausschnitt mit der ROI an das Hand Landmarker Model übergeben, das in einem nächsten Schritt die 21 Keypoints über ein Regressionsverfahren lokalisiert. Da das Palm Detection Model sehr rechenintensiv ist, wird es nur einmal zu Beginn des Detection Prozesses aktiviert, oder wenn das Hand Landmarks Model nicht mehr das Vorhandensein der Hand im übergebenen Frame erkennen kann [Google Developers, 2025a]. Das Hand-Tracking-Modell berechnet außerdem einen Skalarwert, der die Sicherheit angibt, mit der sich die Hand im betrachteten Bildausschnitt befindet. Wenn dieser Wert unter einen definierten Schwellwert fällt, wird das Palm De-

tection Model erneut auf das vollständige Bild angewendet. Dadurch kann sichergestellt werden, dass das Palm Detection Model nicht für jeden Frame eingesetzt werden muss und ein Großteil der Ressourcen für die präzise Vorhersage der Koordinaten verwendet werden kann [Bazarevsky und Zhang, 2019].

Performanz und Einschränkungen

Mit der zuvor beschriebenen Architektur erreicht das Palm Detection Modell eine Genauigkeit von 95.7 Prozent [Bazarevsky und Zhang, 2019]. Der MediaPipe Hand Landmarker Task wird in zwei Versionen – Lite und Full – zur Verfügung gestellt und kann während der Inferenzphase ähnlich wie der MediaPipe Pose Landmarker Task an die GPU delegieren. Die Latenzzeit beträgt bei einem Pixel 6 Smartphone unter Verwendung der CPU 17.12 Millisekunden und unter Verwendung der GPU 12.27 Millisekunden [Google Developers, 2025a]. Das Modell ist primär für mobile Anwendungen im Bereich der Augmented Reality, der Gestenerkennung und der handbasierten Interaktion ausgelegt. Es ist robust gegenüber Selbstüberlagerungen (Self-Occlusion) und teilweiser Sichtbarkeit (Anforderungen 1.1 und 2.1) [Google Developers, 2025a]. Dennoch bestehen Einschränkungen hinsichtlich des Anwendungsbereichs. Das Modell ist nicht dafür geeignet, die Anzahl von Händen in Menschenmengen zu erkennen oder Landmarks bei verdeckten Händen zu bestimmen. Zu diesen Einschränkungen zählen unter anderem Szenarien wie das Halten von Objekten, das Tragen von Handschuhen oder Schmuck, oder das Vorhandensein von Tattoos oder Henna. Ebenso ist die Verwendung zur Überwachung oder Identitätsfeststellung explizit ausgeschlossen [Google Research, 2021]. Die Trainingsdaten wurden durch verschiedene Licht-, Bewegungs- und Rauschbedingungen sowie entsprechende Augmentierungen erweitert [Bazarevsky und Zhang, 2019], dennoch kann die Modellleistung unter extremen Umweltbedingungen, wie etwa bei schlechter Beleuchtung oder starker Bewegungsunschärfe, signifikant abnehmen (Anforderungen 2.9 bis 2.12). Zudem wurde das Modell nicht systematisch unter realen Bedingungen mit Smartphone-Kameras, insbesondere auf leistungsschwächeren Geräten, evaluiert. Es ist daher vorrangig für experimentelle Einsatzzwecke konzipiert [Google Research, 2021].

4.3 Design des Prototypen

Die Gestaltung des Prototyps basiert auf den in Kapitel 4.1 identifizierten funktionellen und benutzerzentrierten Anforderungen an teletherapeutische Systeme zur ROM-Messung in der Schulterrehabilitation (Anforderungen 3.1 bis 3.6). Der Prototyp wurde zunächst in Form von Low-Fidelity-Wireframes entworfen. Bei Low-Fidelity-Wireframes handelt

es sich um schematische, visuell reduzierte Entwürfe der Benutzeroberfläche, die insbesondere der frühen konzeptionellen und strukturellen Evaluation dienen. Sie ermöglichen es, zentrale Navigations- und Interaktionsprinzipien festzulegen, ohne sich bereits auf gestalterische Details oder technische Umsetzungen festzulegen [Feng et al., 2023]. Diese Entwurfsentscheidungen können iterativ weiterentwickelt werden und im Verlauf des Entwicklungsprozesses potenziellen Änderungen unterliegen, beispielsweise aufgrund neuer technischer Erkenntnisse. Im Mittelpunkt steht dabei ein funktionsorientiertes, zugleich aber auch nutzerzentriertes Designkonzept. Besondere Berücksichtigung bei der Gestaltung der Benutzeroberfläche fanden die Bedürfnisse der Hauptzielgruppe, welche sich aus älteren Patient:innen mit motorischen Einschränkungen und möglicherweise geringer digitaler Kompetenz zusammensetzt. Aus den daraus abgeleiteten Anforderungen 3.1 bis 3.3 entsteht die Notwendigkeit der Verwendung von großen Schaltflächen, reduzierten Farbschemata mit hohem Kontrast, einer eindeutigen Symbolik und die Reduktion komplexer Navigationspfade.

Die Benutzeroberfläche ist modular aufgebaut und verfolgt einen minimalistischen, klar strukturierten Gestaltungsansatz. Ziel ist es, visuelle Überforderung zu vermeiden und die Orientierung innerhalb der Anwendung zu erleichtern. Der Zugriff auf die Anwendung erfolgt über ein Login-System mit E-Mail und Passwort, um eine einfache Authentifizierung zu gewährleisten. Nach erfolgreicher Anmeldung beziehungsweise Registrierung gelangen Nutzer:innen direkt zur Startseite. Die Hauptnavigation erfolgt über eine statische untere Navigationsleiste mit drei Symbolen, welche die drei primären Seiten der Applikation beinhaltet – *Homepage*, *ROM-Messungen* und *Fortschritt*. Diese Aufteilung erlaubt einen schnellen Zugang zu den Hauptfunktionen der Anwendung. Die Startseite dient als zentrale Informationsschnittstelle. Sie gibt einen Überblick über aktuelle Funktions- und Schmerzwerte und enthält motivierende Rückmeldungen zum Trainingsverhalten sowie Hinweise zur optimalen Kameraeinstellung. Letztere werden durch ein eingebettetes Iconbasiertes Anleitungssystem visuell unterstützt, um typische Fehler bei der Platzierung des Geräts zu vermeiden. Dies dient unter anderem der Umsetzung der in Abschnitt 4.1 beschriebenen Kompensationslogik bei suboptimaler Kameraposition (Anforderung 1.8). Die für den Login und die Startseite entworfenen Low-Fidelity-Wireframes sind in Abbildung 4.3 ersichtlich.

Für die ROM-Messungen ist eine Unterscheidung zwischen linker und rechter Körperseite vorgesehen. Die Auswahl der Körperseite ist als einfache, deutlich sichtbare Schaltfläche im oberen Bereich der Messansicht integriert. Die Schaltflächen zur Auswahl und zum

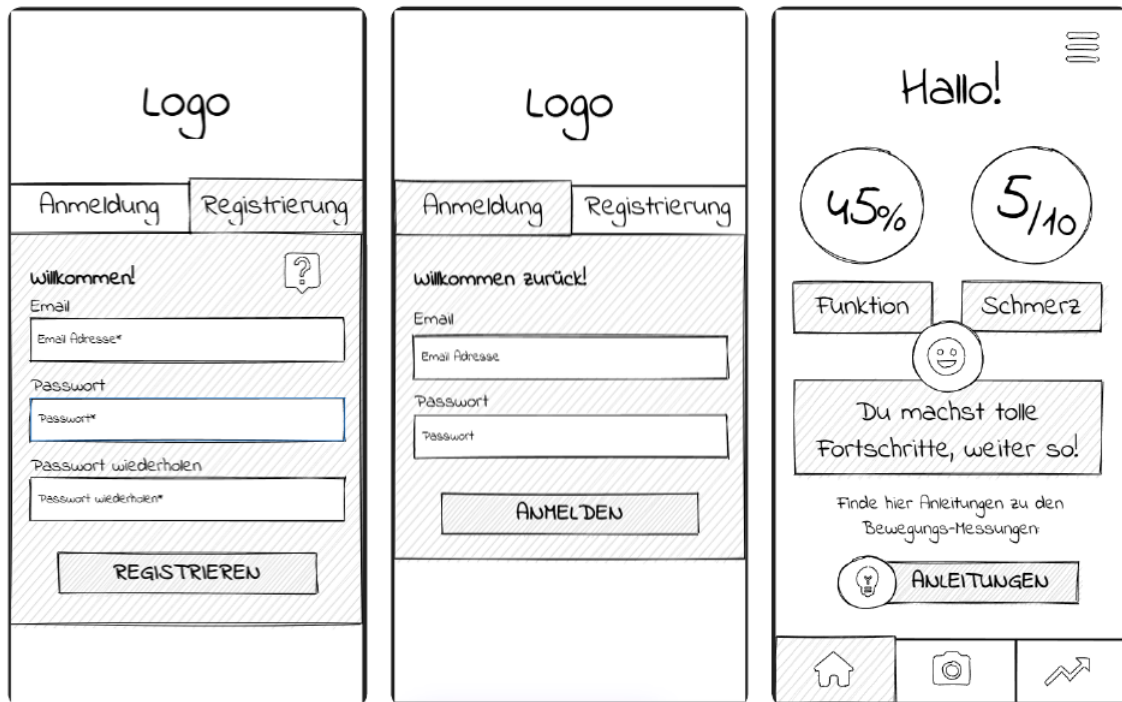


Abbildung 4.3: Low-Fidelity-Wireframes der Anmeldung und der Registrierung sowie der Startseite.

Starten der Messung sind mit leicht verständlichen Icons versehen, die die Art der Bewegung visuell veranschaulichen. Der Navigationspfad für die ROM-Messungen ist bewusst linear strukturiert, um den Einstieg in die Messung so einfach und störungsfrei wie möglich zu gestalten. Wie in Abbildung 4.4 ersichtlich, werden die Nutzer:innen schrittweise durch vorbereitende Anweisungen geführt. Diese inkludieren eine Beschreibung des gewählten Messtyps sowie Hinweise zur optimalen Kamerapositionierung, zu Lichtverhältnissen und zur geeigneten Kleidung (Anforderungen 2.6 bis 2.10). Diese sequentielle Struktur soll potenzielle Fehlerquellen minimieren und die Gültigkeit der Messergebnisse verbessern.

Innerhalb der Messansicht nimmt die Live-Videoaufnahme den gesamten Bildschirm ein, um eine möglichst große Kamerafläche zu erhalten. Dadurch wird die Lesbarkeit von Anforderungen und Feedback-Meldungen am Bildschirm trotz des Abstandes zum Smartphone sichergestellt (Anforderung 3.6). Überlagerte grafische Marker zeigen die relevanten Gelenkpunkte und deren Verbindungen sowie den aktuellen Messwinkel an (Anforderung 1.3). Kompensationsbewegungen werden, sofern erkennbar, durch audiovisuelle Signale angezeigt, um eine unmittelbare Korrektur zu ermöglichen (Anforderung 3.5). Während

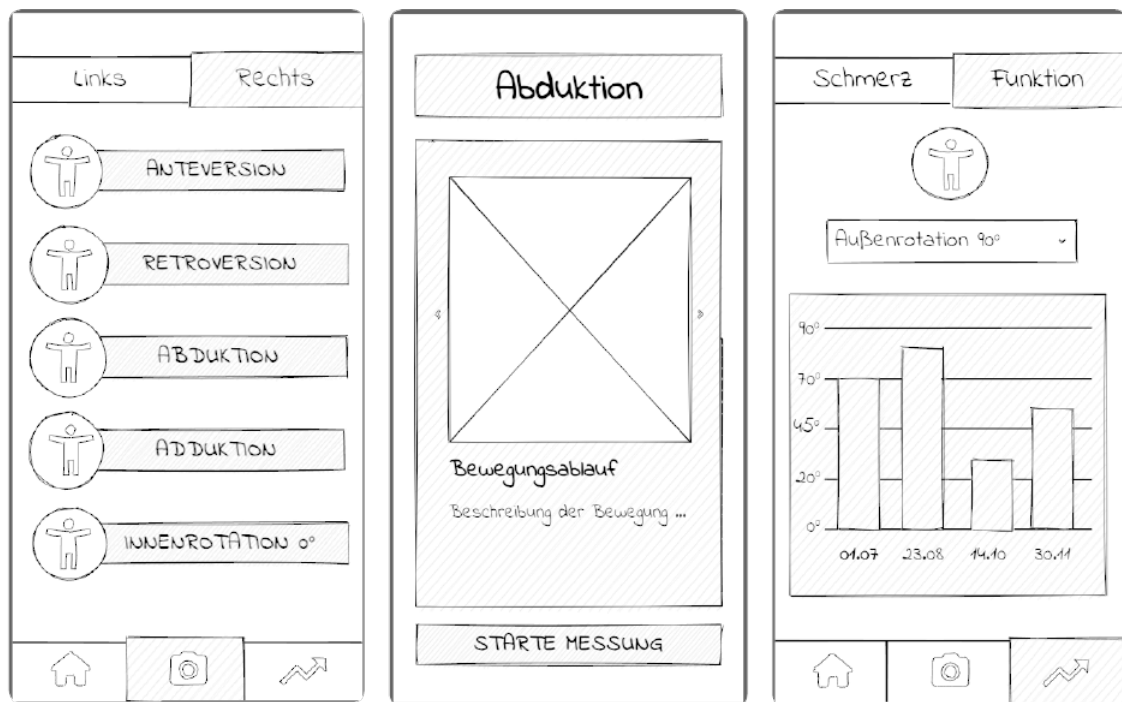


Abbildung 4.4: Low-Fidelity-Wireframes der Seite mit den ROM-Messtypen, der Anleitungsseite nach Auswahl einer ROM-Messung und der Visualisierung des Therapiefortschrittes.

der Durchführung werden Feedbackhinweise in Form kurzer, großformatiger Texteinblendungen angezeigt, die mit einem farblich hinterlegten, semi-transparenten Hintergrund versehen sind, um den Kontrast zu erhöhen und die Lesbarkeit zu verbessern. Diese Hinweise erscheinen für eine definierte Dauer und signalisieren Start, Verlauf und gegebenenfalls notwendige Korrekturen während der Messung. Der Start der Messung soll mit anderen Farben dargestellt werden als das Feedback, um eine Farbcodierung zu ermöglichen. Selbiges Ziel wird für die nachgelagerte Schmerzbewertung verfolgt. Die Schmerzbewertung erfolgt direkt im Anschluss an die Bewegungsmessung (Anforderung 1.1). Geplant ist ein gestenbasiertes System, bei dem Nutzer:innen mit einer Hand ein Zeichen von ein bis fünf Fingern zur Schmerzintensität zeigen können. Diese Methode wurde gewählt, um den Interaktionsaufwand gering zu halten und gleichzeitig eine intuitive Nutzung zu ermöglichen. Nach Abschluss der Schmerzbewertung erscheint ein Bestätigungsdialog, der die gemessenen Winkelwerte sowie das angegebene Schmerzlevel zusammenfasst. Der Dialog bietet drei Auswahlmöglichkeiten: Speichern, Abbrechen oder Wiederholen der Messung. Wird gespeichert oder abgebrochen, kehren Nutzer:innen zur Übersichtsseite der ROM-Messungen zurück. Bei Auswahl der Wiederholung startet der Messprozess er-

neut. Die Low-Fidelity-Wireframes für den Messprozess sind in Abbildung 4.5 ersichtlich. Die Darstellung des Therapieverlaufs erfolgt im Bereich *Fortschritt* anhand interaktiver Visualisierungen, welche in Abbildung 4.4 zu sehen sind (Anforderung 1.4).



Abbildung 4.5: Low-Fidelity-Wireframes des Messprozesses inklusive der Anzeige von Anweisungen und dem Dialog-Fenster zur Speicherung der Messdaten nach Abschluss der Messung.

Geplant ist eine Verlaufskurve der ROM-Werte und Schmerzangaben für verschiedene Bewegungsrichtungen. Damit soll sowohl die Motivation zur kontinuierlichen Teilnahme als auch das Verständnis für den eigenen Rehabilitationsprozess gefördert werden. Die grafische Aufbereitung ist bewusst reduziert gehalten, um auch kognitiv eingeschränkten Personen die Interpretation zu erleichtern. Hinsichtlich der Typografie und Farbgestaltung wird auf hohe Kontraste, große Schaltflächen sowie eine gut lesbare Schriftart geachtet. Das gesamte Prototypendesign orientiert sich konsequent an den identifizierten funktionalen, nicht-funktionalen und benutzerzentrierten Anforderungen aus Tabelle 4.1. Zugleich bleibt die Umsetzung flexibel genug, um in späteren Entwicklungsschritten um zusätzliche Funktionen erweitert oder an neue technische Bedingungen angepasst zu werden.

Kapitel 5

Implementierung

In diesem Kapitel wird die technische Realisierung des konzipierten App-Prototyps zur kameragestützten Bewegungsumfangsmessung in der Schulterrehabilitation beschrieben. Ziel ist die exemplarische Umsetzung einer mobilen Anwendung, die durch Integration eines HPE Moduls eine automatisierte Erfassung der ROM der Schulter ermöglicht. Der Schwerpunkt liegt auf der Integration des HPE-Modells in das mobile System und der Implementierung zentraler Funktionalitäten.

5.1 Anmeldung

Die Anmeldung im entwickelten Prototyp basiert auf der Verwendung von Firebase Authentication in Kombination mit einem tab-basierten UI-Konzept. Nach dem Start der Applikation prüft die App, ob bereits eine authentifizierte Person existiert. Ist dies der Fall, erfolgt eine automatische Weiterleitung zur Homepage, andernfalls werden Nutzer:innen zur Login-Seite geführt. Die Seite für die Anmeldung und Registrierung implementiert ein tab-basiertes Layout. Der erste Reiter ermöglicht bereits registrierten Nutzer:innen die Anmeldung, während im zweiten Reiter neue Benutzerkonten erstellt werden können. Die Benutzeroberflächen dieser beiden Funktionen sind in der Abbildung 5.1 zu sehen.

Login Der „Anmeldung“-Reiter enthält Eingabefelder für E-Mail-Adresse und Passwort. Bei Betätigung der „Anmelden“-Schaltfläche wird überprüft, ob beide Felder ausgefüllt sind. Anschließend erfolgt ein Authentifizierungsversuch über Firebase Auth. Bei erfolgreicher Authentifizierung werden die Anwender:innen zur Homepage weitergeleitet. Im Fehlerfall erfolgt eine entsprechende Rückmeldung.

Registrierung Der „Registrierung“-Reiter realisiert den Registrierungsprozess in Form eines mehrseitigen Formulars. Die Benutzerführung erfolgt schrittweise: Beginnend mit

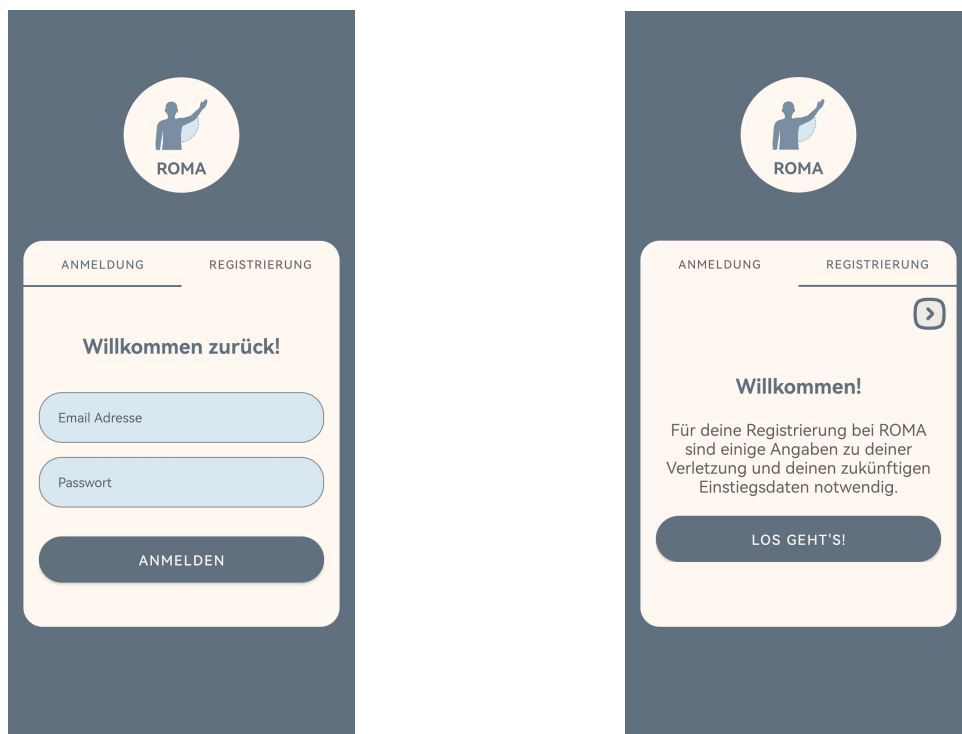


Abbildung 5.1: Benutzeroberfläche für die Anmeldung und die Registrierung.

einer Einleitung, folgen Seiten zur Auswahl der Verletzungsart (Verletzung oder Operation), der betroffenen Schulterseite (links oder rechts), und zur Auswahl des Verletzungsdatums. Im weiteren Verlauf erfolgt die Eingabe von E-Mail-Adresse und Passwort. Hierbei wird zusätzlich eine Validierung durchgeführt, die unter anderem prüft, ob die Passwörter übereinstimmen. Zudem steht ein Info-Button zur Verfügung, der beim Anklicken einen Tooltip mit weiterführenden Informationen zu den Passwortanforderungen anzeigt. Die entsprechenden Seiten mit Nutzereingaben für die Registrierung sind der Abbildung 5.2 zu entnehmen.

Nach einer Eingabe wird automatisch auf die nächste Seite gewechselt. Über zwei Pfeile ist die Navigation zwischen den Seiten, beispielsweise um Einträge zu überprüfen oder Änderungen vorzunehmen, jederzeit möglich. Nach erfolgreicher Validierung der Eingaben wird mittels Firebase Auth ein neues Benutzerkonto mit einer eigenen User-ID erstellt. Parallel dazu werden benutzerspezifische Daten wie Verletzungsart, Schulterseite und Datum der Verletzung in der Sammlung *users* der Cloud Firestore Datenbank unter der User-ID der neu registrierten Person gespeichert, damit nur diese auf ihre eigenen Daten Zugriff hat (Anforderung 2.3). Bei erfolgreicher Registrierung erfolgt eine Weiterleitung zur Startseite der Applikation.



Abbildung 5.2: Benutzeroberfläche für die Registrierung mit den Seiten für Nutzerangaben zu Art der Verletzung, betroffener Schulterseite, Datum der Verletzung und Einstiegsdaten (E-Mail und Passwort) sowie der letzten Seite mit der Schaltfläche für das Abschließen der Registrierung.

5.2 Homepage

Die Startseite der App dient als zentraler Einstiegspunkt für Nutzer:innen und bietet eine kompakte Übersicht relevanter Informationen zum individuellen Heilungsverlauf (Anforderung 1.4) und motivationale Unterstützung (Anforderung 3.5). Der obere Bildschirmbereich enthält eine Begrüßung sowie einen Menübutton mit einer Abmelfunktion. Bei deren Auswahl erscheint ein Dialogfenster, welches vor dem Logout eine Bestätigung einfordert. Nach positiver Rückmeldung wird die Person abgemeldet und zur Login-Seite zurückgeführt. Am unteren Bildschirmrand befindet sich die zentrale Navigationsleiste der Anwendung, mit der die Ansicht zwischen drei verschiedenen Hauptbereichen gewechselt werden kann: Homepage, ROM-Messungen und Therapieverlauf. Die Startseite und ihre Elemente sind in Abbildung 5.3 dargestellt.



Abbildung 5.3: Benutzeroberfläche für die Startseite und die Sicherheitsabfrage vor der Abmeldung.

Ein weiteres Element der Homepage ist eine Statusanzeige, welche die Zeit angibt, die seit der Verletzung oder Operation vergangen ist. Sie wird auf Basis gespeicherter Nutzerdaten aus Firebase Firestore dynamisch berechnet. Dabei werden sowohl der Verletzungs- beziehungsweise Operationszeitpunkt als auch der Verletzungstyp (Verletzung oder Operation) berücksichtigt. Die Differenz zum aktuellen Datum wird in Tagen, Wochen oder Monaten

dargestellt. Die textuelle Ausgabe unterscheidet zwischen vergangenen und zukünftigen Zeitpunkten. Darüber hinaus werden zwei kreisförmige Fortschrittsanzeigen implementiert, die über aktuelle und individuelle Werte zur Funktionalität und zum Schmerzempfinden informieren. Das durchschnittliche Schmerzniveau wird aus Einträgen der Sammlung *rom* der Datenbank berechnet, wobei der Mittelwert der bei den ROM-Messungen erhobenen Schmerzlevel zur Darstellung herangezogen wird. Die resultierende Skala reicht von 0 (kein Schmerz) bis 5 (maximaler Schmerz), wobei der berechnete Wert visuell invers in einer ovalen Fortschrittsleiste abgebildet wird. Wenn das berechnete durchschnittliche Schmerzlevel den Wert 0 erreicht, wird der Fortschritt als vollständig visualisiert. Parallel dazu wird die funktionelle Wiederherstellung der Schulter-ROM anhand der gemessenen ROM-Winkel in Prozent aus der Cloud Firestore Datenbank ermittelt. Dabei wird ausschließlich der betroffene Schulterbereich (links oder rechts) berücksichtigt. Der Durchschnittswert aller gespeicherten funktionellen Messungen wird als prozentuale Angabe angezeigt und grafisch mit einem Fortschrittsbalken dargestellt, der vollständig gefüllt ist, sobald 100 Prozent der Funktion wiederhergestellt sind. Zur Förderung der intrinsischen Motivation enthält die Homepage zudem eine rotierende Auswahl an motivierenden Textbotschaften, welche zyklisch angezeigt werden. Die Auswahl erfolgt auf Basis eines gespeicherten Indexwerts, wodurch sichergestellt wird, dass nach jedem Aufruf ein neuer Text angezeigt wird. Insgesamt wird zwischen elf unterschiedlichen Botschaften rotiert. Diese Funktion zielt darauf ab, die Therapietreue zu erhöhen und psychologische Unterstützung während des Rehabilitationsprozesses zu bieten.

Ergänzend steht im unteren Bereich der Startseite ein interaktives Informationsfeld zur Verfügung. Dieses Element leitet zu einer weiteren Seite weiter, die vertiefende Inhalte zur Pathophysiologie und Rehabilitation von SE sowie Anleitungen zur korrekten Durchführung von Messungen bereitstellt (Anforderungen 1.5, 2.6 bis 2.12, 3.2 und 3.6). Die Inhalte, welche in Abbildung 5.4 gezeigt werden, sind in einem modularen Format strukturiert, das es Nutzer:innen erlaubt, gezielt einzelne Themenbereiche ein- und auszuklappen. Der erste Abschnitt thematisiert die Relevanz von SE im Kontext muskuloskelettaler Erkrankungen. Dabei wird auch auf die hohe Prävalenz von RML hingewiesen. Ihre biomechanische Bedeutung wird ebenso erläutert wie die funktionellen und psychosozialen Folgen solcher Läsionen (Anforderung 1.5). Ein weiterer Abschnitt widmet sich den Grundlagen der ROM-Messung. Ergänzend dazu erfolgt eine schematische Darstellung gängiger ROM-Messungen. Die maximal erreichbaren Gelenkwinkel bei gesunden Individuen werden tabellarisch aufgelistet, um Vergleichswerte zur Einordnung individueller Ergebnisse zu bieten (Anforderungen 1.5 und 3.6). Ein dritter Informationsblock

geht detailliert auf die Durchführung der ROM-Messungen innerhalb der App ein. Dabei wird zwischen zwei standardisierten Ablaufgruppen differenziert, deren Unterschiede im Timing der Bewegungsabfolge und in der Handhabung des Geräts liegen. Des Weiteren wird auf potenzielle Kompensationsbewegungen hingewiesen, die die Messgenauigkeit beeinträchtigen können und daher vermieden werden sollten (Anforderungen 2.6 bis 2.12). Der abschließende Abschnitt enthält praktische Hinweise und Tipps zum Messprozess. Diese beinhalten Empfehlungen zur Körperhaltung, zur Umgebungsgestaltung sowie zur optimalen Nutzung der App-Funktionen, um möglichst präzise und konsistente Messwerte zu erzielen (Anforderung 3.6). Die Informationsseite erweitert damit die Funktionalität der App um Bildungsinhalte und unterstützt Anwender:innen dabei, ein besseres Verständnis für ihre Erkrankung und für den therapeutischen Kontext der Beweglichkeitsmessung zu entwickeln.

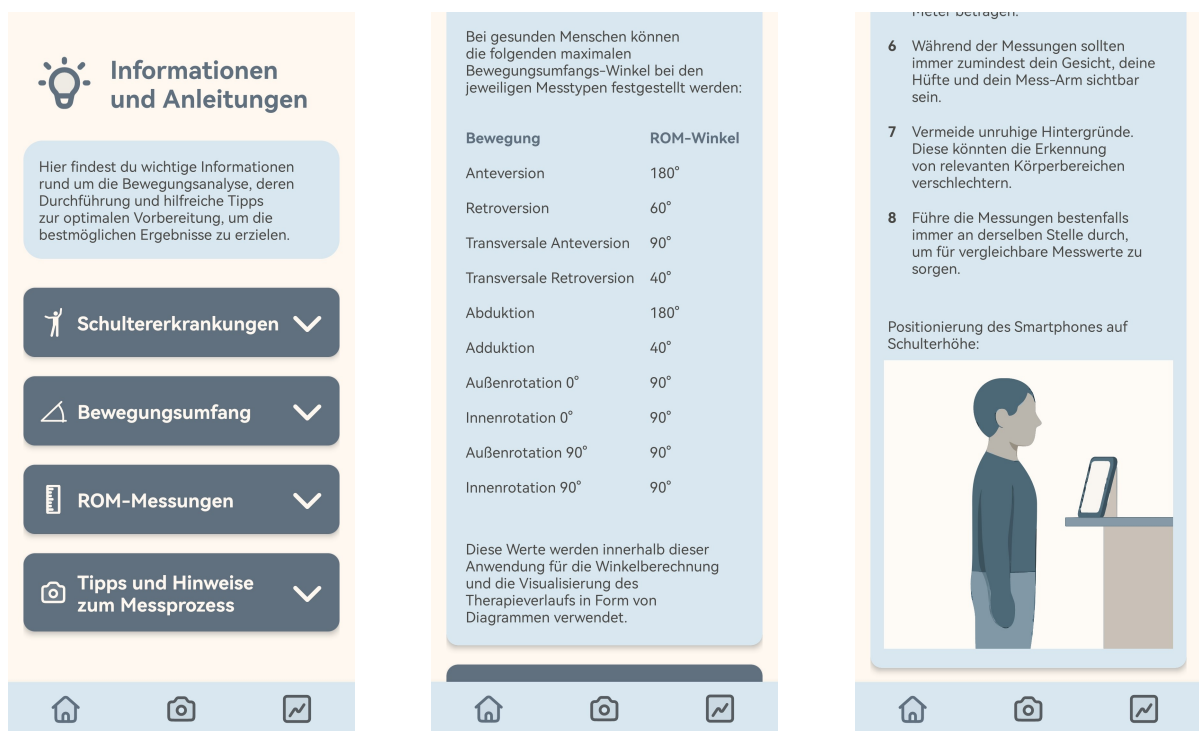


Abbildung 5.4: Benutzeroberfläche für die weiterführende Seite, die Informationen zu SE und ROM sowie Anleitungen und Hinweise zur korrekten und bestmöglichen Durchführung von ROM-Messungen enthält.

5.3 ROM-Messungen und Feedbackmechanismus

5.3.1 Übersicht der Messtypen

Für die ROM-Messungen wurde im entwickelten Prototyp eine Übersichtsseite für die Auswahl der jeweiligen Messtypen in Form von zwei Registerkarten implementiert, welche in Abbildung 5.5 ersichtlich sind.

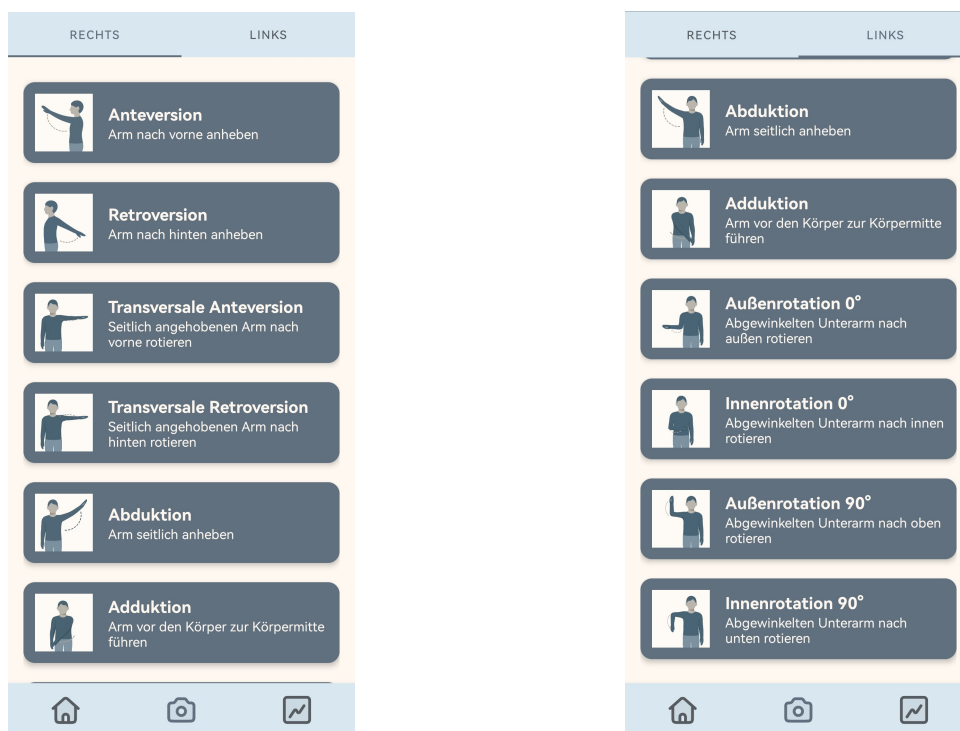


Abbildung 5.5: Benutzeroberfläche für die Übersicht und Auswahl aller in der Applikation verfügbaren ROM-Messtypen mit zwei Reitern für die linke und die rechte Schulterseite.

Die Registerkarten trennen die Messtypen für die linke und rechte Schulter. Basierend auf einer Datenbank-Abfrage, welche ermittelt, welche die verletzte Schulterseite der eingeloggt Person ist, wird entweder der Reiter für die linke oder die rechte Schulterseite als erster Reiter dargestellt. Dadurch soll die Häufigkeit der Navigation zwischen den Reitern reduziert werden (Anforderungen 3.1 bis 3.3). Die Auswahl der jeweiligen Messtypen erfolgt über interaktive Boxen, welche die entsprechenden Bewegungen visuell darstellen und textuell beschreiben. Zur Auswahl stehen die folgenden Messtypen für die linke und rechte Schulter: Anteversion, Retroversion, Transversale Anteversion, Transversale Retroversion, Abduktion, Adduktion, Innen- und Außenrotation 0° sowie Innen- und Au-

ßenrotation 90°. Jede dieser Bewegungen ist als eigenständiger Eintrag in der Oberfläche definiert und besteht aus einem Titel, einer kurzen Beschreibung der durchzuführenden Bewegung sowie einem Symbolbild, das die Bewegung abbildet. Durch den modularen Aufbau ist die Implementierung wartbar und erweiterbar. Weitere Messtypen können ohne strukturelle Änderungen ergänzt werden, was eine skalierbare Architektur ermöglicht und die langfristige Erweiterbarkeit des Systems unterstützt. Bei Auswahl eines spezifischen Messtyps wird überprüft, ob die notwendige Berechtigung für den Kamerazugriff vorliegt. Ist dies der Fall, werden Nutzer:innen zur Anleitungsseite für die gewählte Bewegung weitergeleitet. Andernfalls wird ein Berechtigungsdialog geöffnet, um die Kameraerlaubnis einzuholen (Anforderung 2.3). Die Inhalte der Anleitungen sind in den Abbildungen 5.6 und 5.7 veranschaulicht.

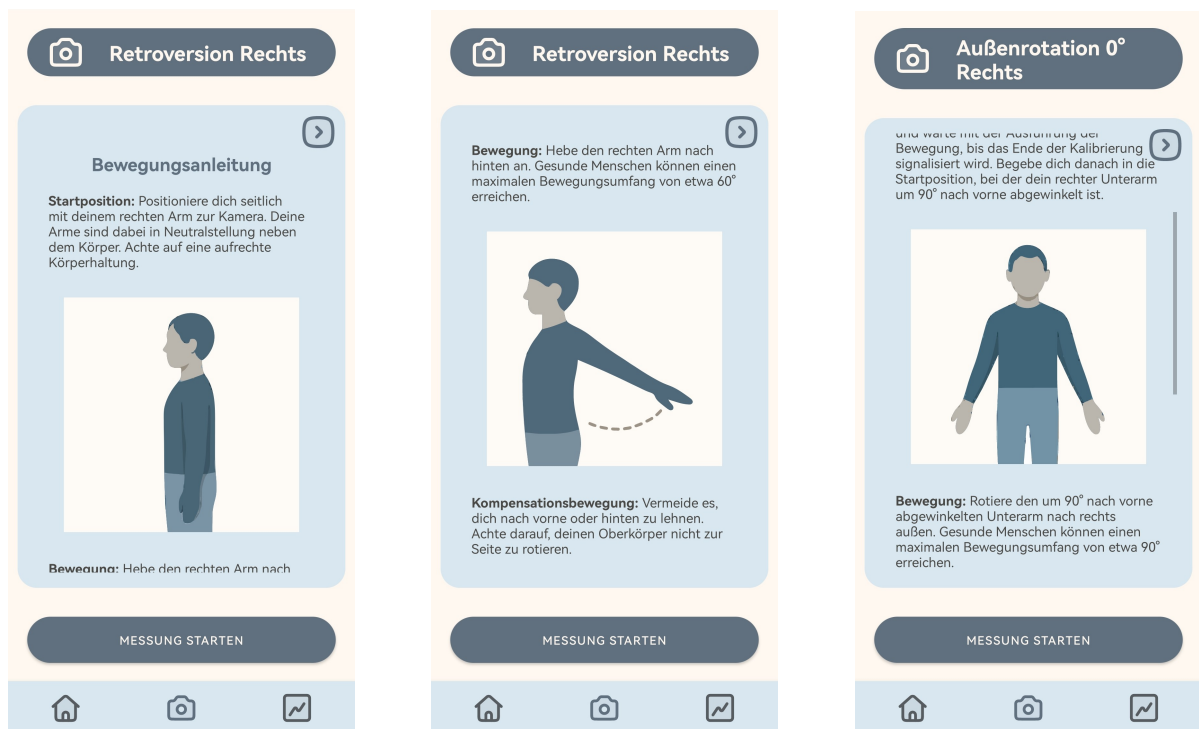


Abbildung 5.6: Benutzeroberfläche für die Bewegungsanleitung zur ROM-Messung.

Die Anleitungsseite bereitet den Messvorgang durch mehrseitige, visuell unterstützte Instruktionen vor und ermöglicht den Übergang zur eigentlichen Messung (Anforderung 3.6). Die Inhalte der Anleitungsseiten sind dynamisch und abhängig vom zuvor gewählten Messtyp. Basierend auf dem jeweiligen Messtyp werden spezifische Bildressourcen, Titel und Textanleitungen geladen. Nutzer:innen werden schrittweise durch vier verschiedene Instruktionsseiten geführt. Die erste Seite enthält bewegungsspezifische Instruktionen

nen, die durch zugehörige Bilddarstellungen ergänzt werden. Die darauffolgenden zwei Seiten enthalten eine Beschreibung des Messprozesses und eine Anleitung zur darauffolgenden Schmerzangabe mittels Handzeichen. Optional kann auf der letzten Seite über eine Schaltfläche mit der Aufschrift „*Weitere Informationen*“ die Anleitungseite, die in Abschnitt 5.2 beschrieben ist, aufgerufen werden. Die Navigation zwischen den Seiten erfolgt über zwei Pfeiltasten, wobei die Sichtbarkeit dieser Schaltflächen dynamisch an die aktuelle Seite angepasst wird, um eine intuitive Benutzerführung zu gewährleisten (Anforderungen 3.1 bis 3.3). Am unteren Bildschirmrand befindet sich eine Schaltfläche für den Start der Messung. Bei Betätigung der Schaltfläche wird erneut überprüft, ob die erforderliche Kameraberechtigung bereits erteilt wurde. Ist dies der Fall, wird unmittelbar zur Messaktivität weitergeleitet. Falls nicht, wird ein entsprechender Berechtigungsdialog geöffnet.

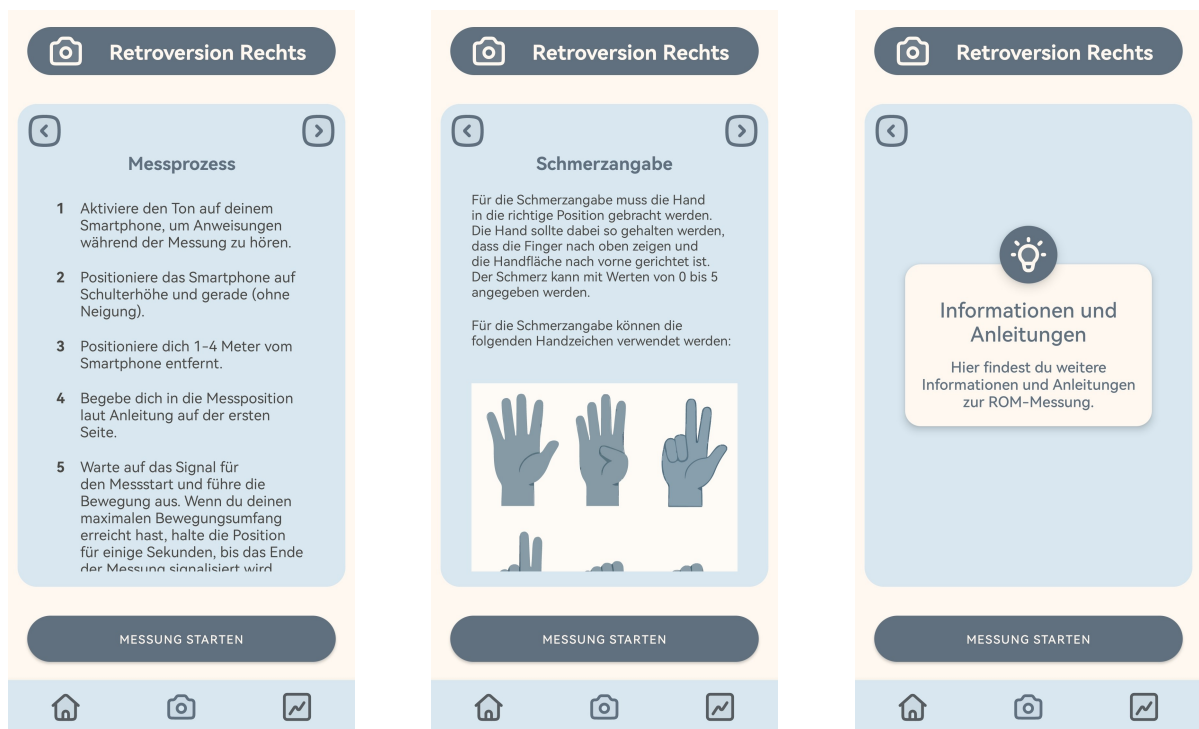


Abbildung 5.7: Benutzeroberfläche für die Anleitungen zum Messprozess, die Schmerzangabe und einer Schaltfläche, welche die Weiterführung zu einer Seite mit weiteren Informationen und Anleitungen ermöglicht.

5.3.2 Messprozess

Der Ablauf der ROM-Messungen innerhalb des entwickelten Prototyps folgt einem strukturierten, schrittweisen Prozess, der eine konsistente und valide Erhebung von Bewegungsdaten sicherstellen soll (Anforderungen 1.1, 1.3, 1.6 bis 1.8, und 2.4). Die Abbildung 5.8 zeigt eine schematische Darstellung dieses Prozesses.

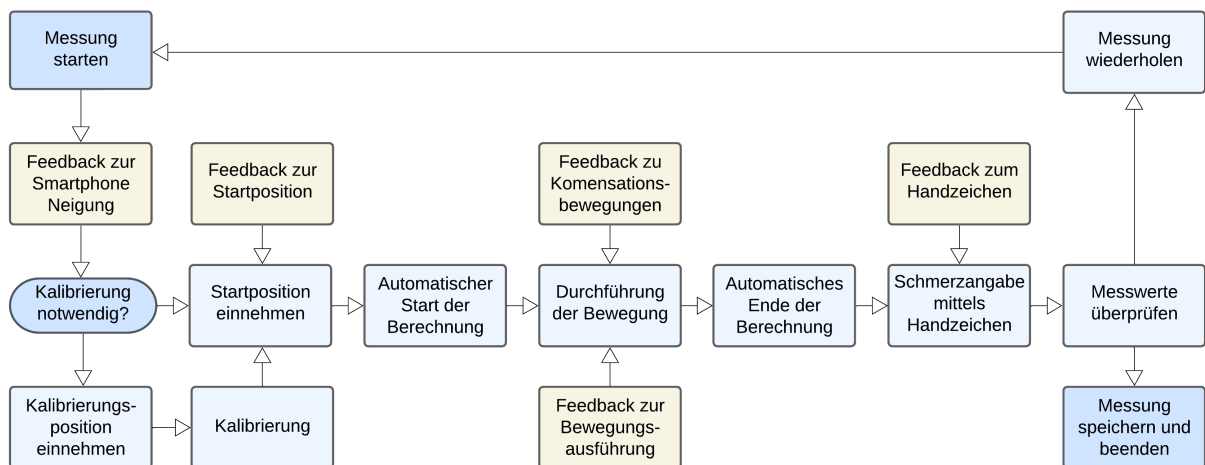


Abbildung 5.8: Darstellung des Ablaufes der ROM-Messungen innerhalb des Prototypen.

Zu Beginn wird die Messung manuell über einen Button in der Benutzeroberfläche initiiert. Im Anschluss erfolgt ein Feedback zur aktuellen Neigung des Smartphones, das Nutzer:innen bei Bedarf zur Korrektur der Gerätausrichtung auffordert (Anforderung 2.6). Bei jenen Messtypen, welche eine Kalibrierung erfordern, leitet die Anwendung zur Einnahme einer definierten Kalibrierungsposition an (Anforderung 3.6). Dieser Schritt dient der Evaluierung individueller Körperproportionen und erlaubt in weiterer Folge die Berechnung der Gelenkwinkel für die entsprechenden Messtypen aus der frontalen Ansicht. Die Kalibrierungsposition muss drei Sekunden lang ohne größere Veränderungen gehalten werden, bevor die Kalibrierung stattfindet. Damit sollen fehlerhafte Erfassungen während der Kalibrierung verhindert werden (Anforderung 2.4). Wird die Kalibrierungsposition nicht korrekt gehalten, erhalten Anwender:innen entsprechende Hinweise (Anforderung 1.7). Nach erfolgreicher Kalibrierung oder bei nicht notwendiger Kalibrierung folgt die Einnahme der Startposition, die ebenfalls über audiovisuelles Feedback unterstützt wird. Erst wenn diese korrekt eingenommen und für einen Zeitraum von vier Sekunden stabil gehalten wurde, beginnt automatisch die Erfassung der Bewegung und die Berechnung des jewei-

ligen ROM-Winkels. Der Start der Messung wird mit einer audiovisuellen Textausgabe und zusätzlich auditiv über einen Signalton signalisiert (Anforderung 3.3). Während der aktiven Durchführung erfolgt eine kontinuierliche Rückmeldung zu Ausführungsfehlern (Anforderung 1.7) und möglichen Kompensationsbewegungen (Anforderung 1.6), um eine valide Ausführung zu fördern (Anforderung 2.4). Mit Erreichen des Endpunkts der individuellen Bewegungsreichweite, welche für einen definierten Zeitraum von drei Sekunden, während dem der Winkel nicht mehr als $\pm 5^\circ$ schwanken darf, gehalten werden muss, endet die Berechnung automatisch. Daraufhin wird die Schmerzangabe durch ein visuelles Handzeichen abgefragt (Anforderung 1.1). Dieser Schritt nutzt ein integriertes Handgestenerkennungsmodul, das in Kapitel 5.3.9 näher beschrieben ist. Die erhobenen ROM- und Schmerzwerte werden anschließend in einem Übersichtsbildschirm angezeigt und können von den Anwender:innen überprüft und gegebenenfalls angepasst werden. Im Anschluss besteht entweder die Möglichkeit, die Messung zu wiederholen, die Messung abzubrechen oder den Messvorgang final zu speichern und damit abzuschließen. Der hier dargestellte Ablauf bildet die Grundlage für alle unterstützten Messtypen und gewährleistet eine einheitliche Nutzerführung und Messlogik. Die konkrete technische Realisierung der einzelnen Prozessschritte wird in den nachfolgenden Kapiteln detailliert erläutert.

5.3.3 Modell-Integration

Pose Landmarker Task

Zur Erfassung der Bewegung und zur Bestimmung der Gelenkwinkel der Schulter wurde das MediaPipe BlazePose Modell als zentrales Element der Pose Estimation in den Prototyp integriert (Anforderung 2.1). Die Modellintegration erfolgte unter Verwendung des von MediaPipe bereitgestellten Pose Landmarker Tasks. Die Implementierung des Modells ist modular und erweiterbar aufgebaut. Um die Initialisierung, Konfiguration und die Durchführung der Inferenzaufrufe zu kapseln wurde sichergestellt, dass die Modelllogik entkoppelt zur UI-Logik verwaltet werden kann. Die Initialisierung des Tasks erfolgt innerhalb eines separaten Hintergrundthreads beim Start des Messprozesses. Hierbei wird eine Schnittstelle initialisiert, die gewährleistet, dass die erkannten Landmarkdaten in der Benutzeroberfläche und in weiterführenden Algorithmen zur Bewegungsanalyse oder Feedbackgenerierung verarbeitet werden können. Der verwendete Pose-Landmarker wird mit spezifischen Konfidenzschwellen für die Erkennung (*Detection*), Verfolgung (*Tracking*) und das Vorhandensein (*Presence*) von Gelenkpunkten betrieben. Diese Schwellenwerte wurden für die Pose Estimation mit 80 Prozent über den Default-Wert von 50 Prozent gesetzt, um eine höhere Präzision in der Erkennung zu erreichen und Jittering des

Modells zu reduzieren (Anforderung 2.4). Das Modell selbst wird in der vollständigen Ausführungskonfiguration Pose Landmarker Full verwendet und über die CPU ausgeführt. Der CPU-Delegate wird hinsichtlich der erhöhten Gerätekompatibilität und des verbesserten Energieverbrauches als optimal angesehen. Obwohl die Pose Estimation mit einem GPU-Delegate performanter wäre, hat sich die Verarbeitungsgeschwindigkeit unter Verwendung der CPU als ausreichend erwiesen. Zudem weist der Betrieb mit CPU eine stark reduzierte Initialisierungszeit auf, was lange Wartezeiten für Anwender:innen verhindert.

Das Modell wird im Live-Stream-Modus betrieben, sodass fortlaufend Landmarkdaten aus dem Livebild extrahiert werden. In diesem Modus wird die Analyse kontinuierlich auf die vom Kamerastream gelieferten Frames angewendet. Die Bildanalyse erfolgt auf Basis der CameraX-Bibliothek, wobei das Seitenverhältnis der Analyse-Frames auf 4:3 gesetzt wurde. Dies entspricht der nativen Sensorauflösung vieler Smartphone-Kameras und gewährleistet ein stabiles Eingabeformat für die nachgelagerte Pose Estimation. Die visuelle Ausgabe der Kamera-Vorschau wurde dabei so konfiguriert, dass die Vorschau zentriert dargestellt wird. Dadurch liegen an den seitlichen Rändern, abhängig vom Seitenverhältnis des Displays, Teile des Kamerabilds außerhalb des sichtbaren Bereichs. Dieser Aufbau bringt einen praktischen Vorteil für die Bewegungserkennung mit sich. Auch wenn sich Nutzer:innen leicht außerhalb des am Display sichtbaren Bereichs bewegen, kann die Pose dennoch korrekt erkannt und verarbeitet werden, da die zugrunde liegende Bildanalyse weiterhin das vollständige Kamerabild nutzt. Dies erhöht die Robustheit der Pose Detection insbesondere bei dynamischen Bewegungsabläufen und reduziert die Wahrscheinlichkeit, dass Bewegungen durch kurzfristiges Verlassen des sichtbaren Vorschaufensters verloren gehen. Für die Durchführung der Analyse wurde eine Bildverarbeitungspipeline implementiert, innerhalb welcher ein *ImageAnalyzer* in einer kontinuierlichen Schleife die Übergabe jedes erfassten Videoframes an den Modelltask übernimmt. Dabei werden Bildformate und Rotationen an das geforderte MImage-Format des Modells angepasst. Der Pose Detector arbeitet mit Bildern in der Größe 224 x 224 x 3, während der nachgelagerte Pose Landmarker Eingaben im Format 256 x 256 x 3 benötigt. Die drei Kanäle entsprechen dem RGB-Farbmodell. Vor der Inferenz wird das Kamerabild daher entsprechend skaliert und normalisiert, um den Anforderungen beider Modelle des Tasks zu genügen. Der *ImageProxy*, der ein einzelnes Bild im RGB-Format darstellt, wird dafür an einen Algorithmus übergeben, der die Umwandlung des Kamerabildes übernimmt und die Inferenz ausführt.

Die Durchführung der Inferenz ist nicht-blockierend gestaltet und erfolgt im Hintergrundthread, sodass die Benutzeroberfläche nicht beeinträchtigt wird (Anforderung 3.1). Nach erfolgreicher Erkennung wird das Ergebnisobjekt, das eine Liste von Landmark-Punkten enthält, über die implementierte Schnittstelle zurückgemeldet. Diese Landmarkpunkte bestehen aus normalisierten Koordinaten relativ zur Bildfläche oder auch weltbasierten Koordinaten und werden an nachgelagerte Algorithmen zur Bewegungsanalyse und Feedbackgenerierung übergeben. Auf dieser Basis erfolgen sowohl die ROM-Berechnung als auch die Detektion von fehlerhaften oder kompensatorischen Bewegungen und Körperpositionen (Anforderungen 1.6, 1.7 und 2.4). Da Android-Anwendungen potenziell vom Betriebssystem unterbrochen werden können, ist ein Lebenszyklusmanagement für das Modell erforderlich. Beim erneuten Messstart wird überprüft, ob der Task ordnungsgemäß geschlossen wurde, und falls notwendig, wird eine erneute Initialisierung angestoßen. Dies stellt sicher, dass nach dem Wiederanlauf der App keine Ressourcenfehler auftreten und das Modell einsatzbereit bleibt.

Hand Landmarker Task

Die modulare Architektur der Integration des Pose Landmarker Tasks erlaubt es, neben dem Pose-Landmarking auch weitere Modelle zu integrieren, ohne die bestehenden Strukturen grundlegend anzupassen. So kommt neben der Analyse von Körperhaltungen mittels Pose Estimation auch der MediaPipe Hand Landmarker zum Einsatz. Dieser dient der Integration einer Schmerzevaluierung, also der subjektiven Schmerzeinschätzung durch Nutzer:innen, welche über Handgesten erkannt wird (Anforderung 1.1). Zur Realisierung wurde die MediaPipe-Handerkennung als separater Analysepfad in die Live-Kameraauswertung eingebunden und reagiert kontextabhängig, sobald sich der Prototyp in der entsprechenden Phase der Messung befindet. Die Implementierung basiert auf einem eigenen Algorithmus, die den Hand Landmarker Task initialisiert, konfiguriert und zur Laufzeit nutzt. Die Initialisierung erfolgt gleich wie beim Pose Landmarker Task im Live-Stream-Modus, wodurch kontinuierlich Bilder aus dem Kamerastream verarbeitet werden können. Der Landmarker wird in der Full-Version geladen, wobei für die Ausführung der CPU-Delegate verwendet wird, um die Kompatibilität mit einer Vielzahl von Android-Geräten sicherzustellen. Anpassbare Parameter wie Erkennungs-, Tracking- und Präsenzkonfidenz wurden auf die Defaultwerte gesetzt (jeweils 50 Prozent), was eine Balance zwischen Genauigkeit und Stabilität bietet. Im Live-Betrieb wird das aktuelle Frame in ein für den Modelltask geeignetes Format umgewandelt. Dafür wird zunächst ein Bitmap erstellt, welches hinsichtlich der Größe, Rotation und Spiegelung angepasst wird. Die Inferenz erfolgt asynchron, wobei MediaPipe die Bildanalyse auf Hintergrund-

threads übernimmt. Sobald ein Ergebnis vorliegt, wird es an die entsprechende Schnittstelle zurückgegeben und in weiterer Folge ausgelesen und auf mögliche Handgesten analysiert.

5.3.4 Referenzwinkel

Die Bestimmung valider Referenzwerte für die maximale ROM der Schulter stellt eine maßgebliche Voraussetzung für die technische Umsetzung der Winkelberechnung im Prototyp dar. Diese Referenzwinkel, welche in Tabelle 5.1 zusammengefasst werden, dienen im Rahmen der Anwendung sowohl der automatisierten Evaluierung der Bewegungsqualität während der Messung (Anforderung 1.7) als auch der Visualisierung des Therapieverlaufs (Anforderung 1.4), der in Kapitel 5.4 näher beschrieben wird. Für jede der unterstützten Bewegungen muss daher ein definierter Maximalwert hinterlegt werden, gegen den die gemessenen Bewegungsdaten validiert und skaliert werden können. Allerdings unterscheiden sich die ROM-Werte je nach Literaturquelle, Untersuchungsmethode und anatomischem Bezugspunkt erheblich. Die menschliche Schulter ist kein einzelnes Gelenk, sondern ein funktioneller Verbund mehrerer artikulierender Strukturen. Dazu zählen das Glenohumeralgelenk, Acromioclaviculargelenk, Sternoclaviculargelenk und das funktionelle Scapulothorakgelenk. Demnach können unterschiedliche Normalbereiche für die ROM der Schulter definiert werden, abhängig davon, ob ein isoliertes Gelenk oder der gesamte Schultergürtel betrachtet wird [Vocelle et al., 2022]. Die zugrunde liegenden anatomischen Strukturen und kinematischen Eigenschaften, auf denen diese Überlegungen basieren, sind in Kapitel 2.2.2 genauer erläutert. Die gemessenen ROM-Werte variieren außerdem stark, je nachdem, ob passive oder aktive Bewegungen, standardisierte Teststellungen, freie Alltagsbewegungen oder unterschiedliche Altersgruppen untersucht werden.

Darüber hinaus zeigt Gill et al. [2020], dass auch interindividuelle Unterschiede bestehen. So zeigen Männer im Durchschnitt höhere Werte bei aktiver Anteversion und Abduktion, während Frauen tendenziell höhere Werte bei der Außenrotation aufweisen. Zudem ist über alle Parameter hinweg ein altersabhängiger Rückgang der aktiven ROM zu beobachten. Des Weiteren besteht eine Tendenz zu höheren ROM-Werten in der rechten Schulter. Dies ist darauf zurückzuführen, dass ein Großteil der Population rechtshändig ist. Diese Erkenntnisse sind insbesondere für die spätere klinische Anwendung bedeutsam, da alters- und geschlechtsspezifische Normalwerte in Zukunft für eine präzisere individualisierte Bewertung berücksichtigt werden könnten. Zur Erfassung dieser Spannweite wurden im Rahmen dieser Arbeit unterschiedliche Literaturquellen herangezogen, welche

Normalwerte und Maximalwerte für gesunde Menschen berichten. Die entsprechenden Winkelangaben werden in der Tabelle 5.1 zusammengefasst. Für den entwickelten Prototyp wurde zur Gewährleistung eines robusten, systematisch vergleichbaren Messrahmens pro Bewegung ein fester Referenzwert definiert. Diese Werte basieren auf der Analyse mehrerer Quellen und repräsentieren Maximalwerte für gesunde Erwachsene. Dabei wurden jene Werte ausgewählt, die am häufigsten in der betrachteten Literatur angegeben wurden. Die finale Auswahl der Referenzwinkel befindet sich in der letzten Spalte der Tabelle 5.1.

Tabelle 5.1: Übersicht der maximalen Bewegungsumfänge der Schulter in Grad bei gesunden Personen für verschiedene Bewegungsrichtungen. Die Werte entstammen unterschiedlichen Literaturquellen. Die in der letzten Spalte angegebenen Referenzwinkel wurden für die ROM-Berechnung und Visualisierung des Therapieverlaufs im Prototyp als feste Vergleichswerte festgelegt.

Messart	1 ¹	2 ²	3 ³	4 ⁴	5 ⁵	6 ⁶	7 ⁷	8 ⁸	Referenzwinkel
Anteversion	170	180	180	180	180	180	170	180	180
Retroversion	40	50	80	40	80	60	30	60	60
Abduktion	180	180	180	180	189	180	170	180	180
Adduktion	40	40				75			40
Außenrotation 0°	60	90		40	117	90			90
Innenrotation 0°	90	90		95	110	90			90
Außenrotation 90°	90		90	90		90	90	90	90
Innenrotation 90°	70		87	20		90	90	90	90
Transversale	90			90		130		135	90
Anteversion									
Transversale				40		40		45	40
Retroversion									

¹ van den Hoorn et al. [2025]

² Pillemer [2023]

³ Vocelle et al. [2022]

⁴ Oehl [2022]

⁵ Anderton et al. [2012]

⁶ American Academy of Orthopaedic Surgeons [1988]

⁷ Brunnstrom et al. [1983]

⁸ Gerhardt und Russe [1975]

5.3.5 Winkelberechnung

Die Berechnung der Gelenkwinkel im Rahmen der durchgeführten ROM-Messungen basiert auf zweidimensionalen Landmarkdaten, welche durch den MediaPipe Pose Landmarker als normalisierte x - und y -Koordinaten bereitgestellt werden. Die dritte Raumdimension (z -Koordinate) wird für die Winkelberechnung explizit nicht verwendet, da die Tiefe durch den Modelltask lediglich approximiert und nicht verlässlich geschätzt wird. Dies führt zu unzureichender Genauigkeit und Konsistenz der z -Koordinate, wie in Abschnitt 4.2.1 dargelegt. Die Einschränkung auf eine rein zweidimensionale Betrachtung ist jedoch herausfordernd, da die Bewegungen vieler ROM-Messtypen, wie bereits in den Kapiteln 2.2.1 und 2.2.2 erörtert, nicht in der Frontalebene, sondern in der Sagittal- oder Transversalebene stattfinden. Je nach Bewegungsrichtung ist demnach eine exakte Erfassung aus der Frontalansicht teilweise nicht möglich. Deshalb wird die Positionierung der Nutzer:innen bei bestimmten Messungen wie der Retroversion und Anteversion so angepasst, dass diese sich seitlich zur Kamera ausrichten, wodurch die Bewegungsebene in die 2D-Ebene des Kamerabildes projiziert werden kann. Für andere Messarten wie der Innen- oder Außenrotation bei 90° Abduktion ist eine seitliche Ausrichtung nicht praktikabel und führt zu mangelhafter Landmarkererkennung durch Überlagerung mehrerer Gelenkpunkte. In diesen Fällen kommt es zu Instabilitäten, verstärktem „Jittering“ und Verzerrungen in der geschätzten Körperpose. Zudem wäre in Hinsicht auf andere Messtypen, wie etwa der transversalen Anteversion oder Retroversion, zur Erfassung der Bewegungen in der Transversalebene aus Frontalansicht eine zuverlässige Tiefeninformation erforderlich, die durch den verwendeten Modelltask und die 2D-Kamera jedoch nicht bereitgestellt wird. Um dennoch eine akzeptable Winkelgenauigkeit auch für diese komplexeren Bewegungstypen zu ermöglichen (Anforderung 2.4), wurden im Prototyp drei unterschiedliche Berechnungsvarianten implementiert, welche auf spezifische Einschränkungen der 2D-Perspektive in Bezug auf die jeweiligen Messtypen reagieren.

Allen Varianten gemeinsam ist die Konstruktion eines zusätzlichen, künstlichen Referenzpunkts, der auf der projizierten Richtung des Gravitationsvektors basiert und eine konsistente Vertikal- oder Horizontalreferenz im Bildraum liefert. Diese Grundidee wird im nachstehenden Unterkapitel erläutert. Aufbauend darauf erfolgt in den nachfolgenden Abschnitten die detaillierte Darstellung der einzelnen Berechnungsvarianten. Diese unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Referenzsysteme, der Art der beteiligten Landmarks sowie der Herangehensweise zur Korrektur von perspektivischen Verzerrungen und Körperkompensationen.

Konstruktion eines vertikalen Referenzpunkts aus Sensordaten

Aufgrund der Anforderung 2.5 „Geeignete Bezugsgrößen zur Winkelberechnung“ finden die Winkelberechnungen nicht zwischen drei Gelenkpunkten des Körpers statt, sondern ein künstlicher Referenzpunkt auf einem vertikalen Vektor wird als dritter Punkt definiert, um eine Überschätzung der gemessenen ROM-Winkel zu vermeiden. Der Hintergrund zu diesem Verhalten ist in Kapitel 4.1 genauer beschrieben. Um diesen Referenzpunkt berechnen zu können, wird basierend auf Sensorwerten die Orientierung des Smartphones ermittelt. Die Initialisierung und Auswertung der Live-Sensordaten findet nur während der Durchführung einer ROM-Messung statt und wird bei Pausierung, Abbruch oder Fertigstellung der Messung beendet, um Ressourcen zu sparen.

Gravitationsvektor im Gerätekontext

Die Orientierung des Geräts im Weltkoordinatensystem wird durch die Rotationsmatrix $R \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ beschrieben. Diese Matrix wird aus den Sensorwerten des Beschleunigungssensors, welcher unter anderem die Gravitationsrichtung enthält, und des Magnetometers bestimmt. Da das Kamerakoordinatensystem nicht mit dem Weltkoordinatensystem übereinstimmt, muss in einem ersten Schritt eine Transformation der Gravitationsrichtung in das Kamerasystem erfolgen. Um die Gravitationsrichtung im Gerätekontext zu erhalten, wird der Welt-Gravitationsvektor mit der transponierten Rotationsmatrix multipliziert:

$$\vec{g}_{\text{device}} = R^T \cdot \vec{g}_{\text{world}} \quad (5.1)$$

Der resultierende 3D-Vektor \vec{g}_{device} beschreibt die aktuelle Richtung der Erdanziehung aus Sicht des Geräts. Durch anschließende Projektion auf die Bildebene beziehungsweise die x - y -Ebene des Geräts kann daraus eine vertikale Referenzrichtung im 2D-Raum gewonnen werden.

Konstruktion des künstlichen Referenzpunkts

Ein künstlicher Referenzpunkt \vec{a} wird konstruiert, indem vom interessierenden Gelenkpunkt \vec{b} (zum Beispiel der Schulter) entlang des projizierten Gravitationsvektors ein Punkt verschoben wird:

$$\vec{a} = \vec{b} + \lambda \cdot \vec{g}_{2D} \quad (5.2)$$

Hierbei ist:

- $\vec{b} \in \mathbb{R}^2$: die 2D-Koordinate der Gelenklandmarke,

- $\vec{g}_{2D} = (g_x, g_y)^T$: der normierte 2D-Anteil des Gravitationsvektors in der Bildebene,
- $\lambda \in \mathbb{R}_+$: ein frei wählbarer Skalierungsfaktor zur Festlegung des Abstandes, typischerweise $\lambda = 1$.

Dieser Punkt \vec{a} liegt entlang der lokalen Vertikalen unterhalb der Landmarke \vec{b} im Sinne der Gravitationsrichtung. Er dient als stabiler Referenzpunkt für die Konstruktion eines Vergleichsvektors \vec{ab} , der als „virtuelle Vertikale“ verwendet werden kann. Auf diese Weise können Winkelmessungen relativ zur Erdanziehung durch rein 2D-basierte Berechnungen stabil durchgeführt werden, unabhängig davon, wie das Smartphone im Raum gehalten wird. Dadurch können Messungenauigkeiten durch ungünstige Positionierungen des Smartphones bereits während der Winkelberechnung ausgeglichen werden (Anforderung 1.8).

Ableitung eines horizontalen Referenzvektors

Neben der vertikalen Referenzlinie wird bei bestimmten Messtypen, etwa bei Transversalbewegungen der Arme, wie in Abschnitt 5.3.8 erläutert, zusätzlich ein horizontaler Vergleichsvektor benötigt. Dieser kann direkt aus dem zuvor bestimmten 2D-Gravitationsvektor \vec{g}_{2D} konstruiert werden. Da \vec{g}_{2D} die lokale Vertikale darstellt, ist ein Vektor senkrecht dazu eine geeignete Approximation der lokalen Horizontalen in der Bildebene. Ein solcher Vektor \vec{h}_{2D} ergibt sich aus einer 90°-Drehung des Gravitationsvektors in der Ebene:

$$\vec{h}_{2D} = \begin{pmatrix} -g_y \\ g_x \end{pmatrix} \quad \text{mit} \quad \vec{g}_{2D} = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix}$$

Die Normierung von \vec{h}_{2D} stellt sicher, dass er unabhängig von der Skalierung des Ausgangsvektors genutzt werden kann. Der so erhaltene Vektor zeigt stets orthogonal zur Gravitationsrichtung in der Bildebene und kann analog zur Vertikalen für die Konstruktion künstlicher horizontaler Referenzpunkte verwendet werden.

Variante 1

Die erste Variante der Winkelberechnung basiert auf der klassischen Methode zur Bestimmung des Winkels zwischen zwei Vektoren im zweidimensionalen Raum, welche auch von Ravankar et al. [2023] verwendet wird. Um die in Kapitel 4.1 identifizierte Anforderung 1.8 zu erfüllen, wurde diese Methode jedoch um eine Korrektur des Neigungswinkels (Pitch) des Smartphones, wie von van den Hoorn et al. [2024] vorgeschlagen, erweitert. Weitere Maßnahmen zur Korrektur des Neigungswinkels werden im Abschnitt 5.3.7 erläutert.

In der Implementierung werden für diese Variante zwei Gelenkspunkte und ein künstlicher Punkt verwendet: Punkt a (ein Referenzpunkt auf einem vertikalen Vektor), Punkt b (der Scheitelpunkt, beispielsweise der Schulter-Landmark) und Punkt c (der Ellbogen-Landmark). Aus diesen Punkten werden die Vektoren $\vec{ab} = \vec{a} - \vec{b}$ und $\vec{cb} = \vec{c} - \vec{b}$ gebildet. Der Winkel am Gelenkpunkt b , bezeichnet mit θ , ergibt sich aus dem eingeschlossenen Winkel zwischen den beiden Vektoren $\vec{ab} = (ab_x, ab_y)$ und $\vec{cb} = (cb_x, cb_y)$ im zweidimensionalen Raum und wird gemäß folgender Gleichung berechnet:

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{\vec{ab} \cdot \vec{cb}}{|\vec{ab}| \cdot |\vec{cb}|} \right) = \cos^{-1} \left(\frac{ab_x \cdot cb_x + ab_y \cdot cb_y}{\sqrt{ab_x^2 + ab_y^2} \cdot \sqrt{cb_x^2 + cb_y^2}} \right) \quad (5.3)$$

Dabei entspricht der Zähler dem Skalarprodukt der beiden Vektoren, während der Nenner das Produkt ihrer Längen darstellt. Der Arkuskosinus liefert den eingeschlossenen Winkel in Radiantmaß. Zur Vermeidung von Divisionen durch sehr kleine Zahlen werden alle Vektorgrößen auf eine Mindestnorm geprüft (Toleranzschwelle: 10^{-6}). Zusätzlich wird der berechnete Kosinuswert in den zulässigen Bereich $[-1, 1]$ gebracht, um numerische Instabilitäten beim Aufruf der Arkuskosinus-Funktion zu vermeiden. Abschließend erfolgt eine Umrechnung des berechneten Winkels aus dem Radiantmaß ins Gradmaß.

Korrektur des Neigungswinkels (Pitch)

Da die Kamera des Smartphones häufig nicht exakt senkrecht zur Person ausgerichtet ist, kann es, wie in Kapitel 4.1 erläutert, aufgrund der perspektivischen Verzerrung zu systematischen Fehlern in der Winkelberechnung kommen (Anforderung 1.8). Dieses Problem lässt sich durch eine Pitch-Korrektur nach van den Hoorn et al. [2024] adressieren. Der Pitch-Winkel θ_{pitch} wird über die Sensoren des Geräts (Accelerometer und Magnetometer) ermittelt. Anschließend wird die y -Komponente der beteiligten Landmark-Koordinaten um den Faktor $1/\cos(\theta_{\text{pitch}})$ skaliert. Dies entspricht einer mathematischen Rückprojektion der verzerrten Vektoren auf eine virtuelle Bildfläche, die orthogonal zur Vertikalachse steht. Die korrigierten Vektoren lauten:

$$\vec{ab}_{\text{corr}} = \left(x_a - x_b, \frac{y_a - y_b}{|\cos(\theta_{\text{pitch}})|} \right) \quad \text{und} \quad \vec{cb}_{\text{corr}} = \left(x_c - x_b, \frac{y_c - y_b}{|\cos(\theta_{\text{pitch}})|} \right) \quad (5.4)$$

Diese Korrektur ist nur dann erforderlich, wenn der Pitch-Winkel signifikant von 0° abweicht, also das Gerät nicht exakt senkrecht gehalten wird. Die implementierte Heuristik wendet die Korrektur nur an, wenn $|\cos(\theta_{\text{pitch}})| > 2$ gilt. Nach Anwendung der Pitch-Korrektur werden beide Vektoren normalisiert, um numerische Instabilitäten bei der Berechnung des Skalarprodukts zu vermeiden:

$$\vec{a}_{\text{norm}} = \frac{\vec{a}_{\text{corr}}}{\|\vec{a}_{\text{corr}}\|}, \quad \vec{c}_{\text{norm}} = \frac{\vec{c}_{\text{corr}}}{\|\vec{c}_{\text{corr}}\|} \quad (5.5)$$

Schließlich wird der Winkel gemäß Gleichung 5.3 mit den normalisierten Vektoren berechnet.

Variante 2

Die zweite Variante zur Berechnung des ROM-Winkels φ basiert auf einer Methode zur normierten Winkelermittlung, die von Wazir et al. [2022] beschrieben ist. Dabei wird im Gegensatz zur zuvor erläuterten Variante 1 nicht direkt der Winkel zwischen zwei Vektoren berechnet, sondern über eine Kosinus-Beziehung eine Relation zwischen der horizontalen Abweichung des Handgelenks und einer normierten Bezugsgröße hergestellt. Diese Methode wird im Prototyp für jene Messtypen verwendet, bei denen die eigentliche Bewegung in der Transversalebene stattfindet und daher von einer 2D-Kamera aus der frontalen Perspektive nicht wahrgenommen werden kann. Dies ist beispielsweise bei der transversalen Anteversion/Retroversion und den Innen- und Außenrotationen der Fall. Da keine Tiefeninformationen herangezogen werden können, erfolgt die Berechnung stattdessen auf Basis der Armlänge und der zugrunde liegende Annahme, dass die horizontale Verschiebung des Handgelenks, welche aus der 2D-Perspektive erkennbar ist, während der Bewegung zu einer Veränderung der Länge des betrachteten Armvektors führt. Dafür ist bei jenen Messtypen, welche diese Berechnungsvariante verwenden, eine initiale Kalibrierung notwendig, bei welcher die maximale Armlänge bestimmt und später als Bezugspunkt für die Winkelberechnung verwendet wird. In der Applikation werden zwei alternative Herangehensweisen zur Normierung implementiert: eine Variante verwendet die durchschnittliche Länge des Rumpfvektors, die andere verwendet einen künstlich konstruierten vertikalen Referenzvektor, dessen Erzeugung zu Beginn von Abschnitt 5.3.5 beschrieben ist. In der Implementierung wurde eine Wahlmöglichkeit zwischen beiden Varianten vorgesehen, um zu einem späteren Zeitpunkt die jeweilige Eignung im praktischen Anwendungskontext evaluieren zu können. Beide Vorgehensweisen werden nachfolgend näher erläutert.

Variante 2a: Berechnung mittels Trunk-Length-Normalisierung

Die erste Variante orientiert sich direkt an der Formel aus Wazir et al. [2022] zur normierten Winkelberechnung. Dabei wird der Winkel φ über den horizontalen Abstand Δx zwischen den betrachteten Gelenkspunkten (Ellbogen- und Handgelenk-Landmark oder Schulter- und Handgelenk-Landmark) sowie den in der Kalibrierung ermittelten Referenzverhältnissen berechnet. Die Berechnungsformel lautet:

$$\varphi = \left| 90^\circ - \cos^{-1} \left(\frac{\Delta x}{T_N \cdot fr} \right) \right| \quad (5.6)$$

mit

- $\Delta x = x_{\text{Gelenkpunkt.1}} - x_{\text{Gelenkpunkt.2}}$: horizontaler Abstand zwischen den verwendeten Arm-Landmarks,
- T_N : vertikale Länge des Rumpfvektors in Ruheposition, berechnet als Abstand zwischen Schulterhöhe und Hüfthöhe, wobei diese sich aus den Mittelwerten der beiden Schulter- und Hüft-Landmarks ergeben,
- fr : Verhältnis der Armlänge zur Rumpflänge, basierend auf der aktuellen Pose,
- φ : resultierender ROM-Winkel relativ zum Rumpfvektor.

Zur Vermeidung numerischer Instabilitäten wird der Quotient in Gleichung 5.6 auf den Bereich $[-1, 1]$ beschränkt. Die Verwendung der Trunk-Length-Normalisierung hat den Vorteil, dass Kompensationsbewegungen, wie etwa die Oberkörperneigung, nicht zu einer Überschätzung des ROM-Winkels führen, da der Winkel relativ zum Rumpfvektor berechnet wird. Allerdings hat die Positionierung des Smartphones einen direkten Einfluss auf die Genauigkeit der Ergebnisse, da diese nicht mathematisch ausgeglichen wird. Zudem ist die Berechnung potentiell instabiler, da beide für die Winkelberechnung verwendeten Vektoren auf Landmarks basieren, deren Schätzungen durch „Jittering“ des Modells beeinflusst werden können.

Variante 2b: Berechnung mittels Vertikalvektor-Normalisierung

Alternativ dazu kann anstelle des Rumpfvektors der zuvor beschriebene künstliche Vertikalvektor verwendet werden. In diesem Fall wird die Gleichung zur Winkelberechnung analog zu Gleichung 5.6 angepasst:

$$\varphi = \cos^{-1} \left(\frac{\Delta x}{\|\vec{g}_{2D}\| \cdot fr'} \right) \quad (5.7)$$

mit

- $\Delta x = x_{\text{Gelenkpunkt.1}} - x_{\text{Gelenkpunkt.2}}$: horizontaler Abstand zwischen den verwendeten Arm-Landmarks,
- $\|\vec{g}_{2D}\|$: Betrag des projizierten Gravitationsvektors im Kamerakoordinatensystem,
- fr' : modifiziertes Verhältnis der Armlänge zur Vertikallänge, basierend auf der aktuellen Pose,

- φ : resultierender ROM-Winkel relativ zum Vertikalvektor.

Im Unterschied zur ersten Methode ist diese Berechnung unabhängig von der Rumpflänge der Nutzer:innen und daher robuster gegenüber Variationen der Körperproportionen und Positionierungsfehlern oder der durch Jittering verursachten Ungenauigkeit der geschätzten Gelenkpunkte. Allerdings werden Kompensationsbewegungen beziehungsweise Neigungen des Oberkörpers in der Winkelberechnung nicht berücksichtigt.

Variante 3

Die dritte Variante der Winkelberechnung stellt eine Sonderform der normierten, indirekten Winkelermittlung dar. Da manche Bewegungen, wie im Rahmen von Variante 2 erklärt, aus der Frontalansicht keine erkennbare Richtungsänderung der beteiligten Gelenkpunkte in der y -Ebene erzeugen, ist eine klassische Vektoranalyse wie in Variante 1 nicht anwendbar. Stattdessen wird in dieser Methode eine rein horizontale Verschiebung des Handgelenks in Relation zur maximalen Länge des Unterarms, welche zuvor bei der Kalibrierung bestimmt wurde, interpretiert. Die zugrunde liegende Idee basiert ähnlich wie Variante 2 auf der Annahme, dass bei 90° -Abduktion des Arms der Unterarm nach oben oder unten rotiert, wobei sich dessen horizontale Projektion in x -Richtung systematisch verändert. Die Rotation wird dabei nicht direkt gemessen, sondern über eine projektionstechnische Konstruktion approximiert. Zur Berechnung des ROM-Winkels φ werden ausschließlich zwei Landmarks – Ellbogen (\vec{b}) und Handgelenk (\vec{c}) – sowie der vertikale Referenzvektor (\vec{a}) verwendet. Die Berechnung erfolgt in mehreren Schritten:

1. Initiale Kalibrierung der Armlänge

Zu Beginn der Messung wird im Rahmen der Kalibrierung die Unterarmlänge l_{ref} als Referenzwert gespeichert. Diese ergibt sich als euklidischer Abstand zwischen Ellbogen (Scheitelpunkt \vec{b}) und Handgelenk (distaler Punkt \vec{c}) in der Neutralposition (Arm entlang des Körpers):

$$l_{\text{ref}} = \|\vec{c} - \vec{b}\| = \sqrt{(x_c - x_b)^2 + (y_c - y_b)^2} \quad (5.8)$$

Die gespeicherte Länge wird für spätere Projektionen verwendet.

2. Bestimmung des Rohvektors

Während der Messung wird der aktuelle Vektor zwischen Ellbogen und Handgelenk gebildet:

$$\vec{cb}_{\text{raw}} = \vec{c} - \vec{b} = (x_c - x_b, y_c - y_b) \quad (5.9)$$

3. Kompensation der Bewegung durch künstliche Projektion

Um die Rotation approximieren zu können, wird eine horizontale Verschiebung des Hangelenkpunkts bei der Bewegung des Unterarms projiziert. Entsprechend wird der Punkt \vec{c} entlang der x -Achse um den Betrag Δx_{proj} verschoben:

$$\Delta x_{\text{proj}} = l_{\text{ref}} - |y_c - y_b| \quad (5.10)$$

Der neue, virtuell projizierte Punkt \vec{c}' ergibt sich somit durch eine horizontale Verschiebung:

$$\vec{c}' = (x_c - \Delta x_{\text{proj}}, y_c) \quad (5.11)$$

Dabei bleibt der Ellbogenpunkt \vec{b} als Ankerpunkt unverändert. Der so konstruierte Vektor $\vec{c}' - \vec{b}$ bildet die Grundlage zur Winkelermittlung.

4. Winkelberechnung relativ zur Vertikalen mit Pitch-Korrektur

Die Berechnung des eigentlichen Gelenkwinkels erfolgt durch Vergleich des projizierten Vektors $\vec{c}' - \vec{b}$ mit dem künstlich konstruierten Vertikalvektor \vec{a} . Hierzu wird auf die aus Variante 1 bekannte Gleichung 5.3 zurückgegriffen, welche zusätzlich die Neigung des Geräts (Pitch-Winkel) kompensiert (Anforderung 1.8).

Durch die Nutzung einer künstlichen Projektion kann trotz fehlender Tiefeninformation eine verlässliche Winkelabschätzung erzielt werden. Die Integration der geräteinternen Sensorwerte erlaubt darüber hinaus eine weitgehend robuste Berechnung gegenüber einer geneigten Kamerahaltung (Anforderung 1.8). Jedoch ist zu beachten, dass die Methode empfindlich gegenüber einer fehlerhaften Startausrichtung ist. Die initiale Haltung muss möglichst orthogonal zur Kamera erfolgen (Anforderung 2.7), da die Projektion auf dieser Annahme basiert und keine automatische Korrektur oder Kompensation von Abweichungen in der Startposition implementiert ist.

Tabellarische Übersicht

Tabelle 5.2 bietet eine zusammenfassende Übersicht der Zuordnung der verwendeten Berechnungsansätze zu den jeweiligen Messarten. Die Tabelle enthält für jeden Messtyp Informationen zur Bewegungsebene, zur Nutzerpositionierung relativ zur Kamera, zu den eingesetzten Landmarks, zur Verwendung eines Referenzvektors und zum jeweils angewandten Winkelberechnungsverfahren.

Tabelle 5.2: Übersicht der Berechnungsansätze bei den jeweiligen Messarten einschließlich Informationen zur anatomischen Bewegungsebene, Nutzerpositionierung, verwendeten Landmarks und Referenzvektor.

Messart	Ebene ¹	Position ²	Landmarks ³	Referenz ⁴	Variante ⁵
Anteversion	Sagittal	seitlich	Schulter, Ellbogen	Vertikal	1
Retroversion	Sagittal	seitlich	Schulter, Ellbogen	Vertikal	1
Abduktion	Frontal	frontal	Schulter, Ellbogen	Vertikal	1
Adduktion	Frontal	frontal	Schulter, Ellbogen	Vertikal	1
Außenrotation 0°	Transversal	frontal	Ellbogen, Handgelenk	Vertikal	2a
Innenrotation 0°	Transversal	frontal	Ellbogen, Handgelenk	Vertikal	2a
Außenrotation 90°	Sagittal	frontal	Ellbogen, Handgelenk	Vertikal	3
Innenrotation 90°	Sagittal	frontal	Ellbogen, Handgelenk	Vertikal	3
Transversale Anteversion	Transversal	frontal	Schulter, Handgelenk	Thorax	2b
Transversale Retroversion	Transversal	frontal	Schulter, Handgelenk	Thorax	2b

¹ Anatomische Ebene, in der die Bewegung stattfindet

² Positionierung der Nutzer:innen relativ zur Smartphonekamera

³ Für die Winkelberechnung verwendete Landmarks

⁴ Referenzvektor für die Winkelberechnung

⁵ Verwendete Berechnungsvariante

5.3.6 Gestaltung des Kamera-Overlay

Im Rahmen der automatisierten Beweglichkeitsmessung wurde ein kamerabasiertes Overlay entwickelt, das den Nutzer:innen während dem Messprozess visuelles Feedback und Orientierungshilfen bietet (Anforderung 1.7). Die Gestaltung dieses Overlays ist an die je-

weiligen Messphasen und an den konkreten Messtyp angepasst. Eine vollständige Übersicht der im Overlay dargestellten Elemente für jeden Messtyp ist in Tabelle 5.4 aufbereitet. Bereits vor dem automatischen Start der eigentlichen Winkelmessung wird in der linken oberen Ecke des Bildschirms der aktuelle Neigungswinkel des Smartphones in Echtzeit angezeigt (Anforderung 2.6). Die Anzeige erfolgt numerisch in Gradangabe und ist farblich hinterlegt, um eine bessere Lesbarkeit zu gewährleisten (Anforderung 3.3). Mit dem Start der automatisierten Beweglichkeitsmessung wird eine visuelle Darstellung ausgewählter Landmarks und deren Verbindungen eingeblendet (Anforderung 1.3). Um das Overlay minimalistisch zu halten, werden nur die für den jeweiligen Messtyp relevanten Landmark-Punkte und Verbindungslinien dargestellt (Anforderung 3.1). Die Landmarks selbst erscheinen in Farbe, wohingegen die Verbindungslinien in Weiß gehalten sind. Die konkrete Auswahl der angezeigten Punkte und Linien variiert je nach Messkonfiguration. Zusätzlich werden je nach Messtyp auch farbige Hilfsvektoren eingeblendet, die auf Sensordaten des Smartphones basieren. Der vertikale Vektor dient dabei in bestimmten Messungen als visuelle Referenz für die maximale Bewegungsamplitude (Anforderung 3.6). Dieser wird am Scheitelpunkt der Winkelberechnung – meist der Schulter – verankert und in der Farbe der Landmarks dargestellt. Der horizontale Vektor wird insbesondere bei Bewegungen in der Transversalebene eingeblendet und stellt die Referenzrichtung für die Bewegung dar. Er dient außerdem als Anhaltspunkt für die Höhe, auf welcher der Arm während den Messungen gehalten werden soll. Die Länge der Vektoren beträgt typischerweise etwas mehr als eine Armlänge.

Für ausgewählte Bewegungsmessungen wird ein farbiger Winkelbogen zwischen dem Liniensegment Schulter–Ellbogen und dem vertikalen Referenzvektor dargestellt. Der Bogen ist dynamisch und passt sich der aktuellen Bewegung an, indem er mit wachsendem Bewegungsradius ebenfalls vergrößert beziehungsweise verkleinert wird. Innerhalb des Winkelbogens befindet sich eine gut lesbare numerische Anzeige des aktuellen Bewegungswinkels in Grad. Die Schriftgröße ist so gewählt, dass sie auch bei größerem Abstand zwischen Gerät und Anwender:in noch gut erkennbar ist (Anforderung 3.3). Bei Bewegungen, die primär in der Transversalebene stattfinden, wird anstelle eines Winkelbogens eine farbige hinterlegte Box mit der aktuellen Winkelanzeige eingeblendet. Diese ist an das Handgelenk-Landmark gekoppelt und bewegt sich synchron zur Armbewegung mit. Nach automatischer Beendigung der Bewegungsmessung und dem Übergang zur Schmerzangabe wird die Anzeige der Körperlandmarks deaktiviert und der zugrunde liegende Pose-Landmarker-Prozess gestoppt. Stattdessen wird der Hand-Landmarker aktiviert. Alle zugehörigen Landmarks sowie deren Verbindungen werden eingeblendet, um eine

präzise visuelle Unterstützung während der Schmerzangabe zu ermöglichen (Anforderung 1.3). Die diversen Overlay-Elemente einschließlich der Landmarks des Pose Landmarkers, Hilfsvektoren und Winkeldarstellungen sind in Abbildung 5.9 verschanschaulicht.

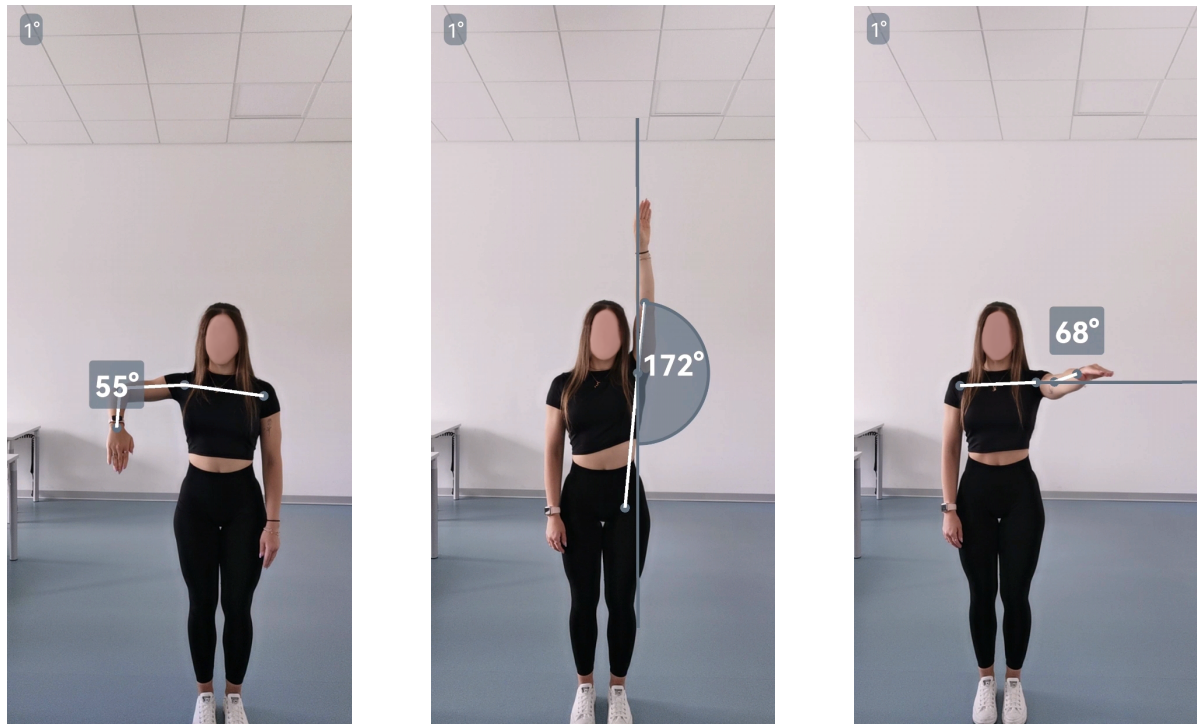


Abbildung 5.9: Abbildungen der Overlay-Elemente für unterschiedliche Messarten: Innenrotation 90° (links), Abduktion (mittig) und transversale Anteversion (rechts).

Während des gesamten Messprozesses wird den Nutzer:innen gezieltes Feedback über animierte Textanzeigen bereitgestellt (Anforderung 1.7). Diese beinhalten unter anderem Hinweise zur Smartphone-Positionierung, Instruktionen zur Kalibrierung, Startsignale der ROM-Messung und Rückmeldungen bei fehlerhaften Bewegungen oder Kompensationsbewegungen (Anforderung 1.6), welche in den Kapiteln 5.3.7 und 5.3.8 näher beschrieben werden. Die nachstehende Tabelle 5.3 enthält alle im Prototyp implementierten Informationsmeldungen zum Messprozess und den Ausgabertext für den Start der automatisierten ROM-Messung, wie sie auch in Abbildung 5.10 zu sehen sind. Eine Beschreibung und tabellarische Aufstellung der Korrekturanweisungen werden in Kapitel 5.3.8 angeführt. Die Feedbacktexte werden für mehrere Sekunden eingeblendet und in einer großformatigen Schrift angezeigt, um die Lesbarkeit auch bei größerer Entfernung zum Smartphone zu erhalten (Anforderung 3.3). Die Einblendung erfolgt auf einem halbtransparenten Hintergrund, dessen Farbe je nach Feedback-Typ variiert:

- **Magenta:** Korrekturanweisungen zu Positionierung, Ausführung und Kompensationsbewegungen,
- **Blau:** Informationsmeldungen zum Prozessstatus,
- **Grün:** Startsignal der automatisierten ROM-Messung.

Tabelle 5.3: Übersicht der Informationen und Anweisungen zum Messprozess bei den ROM-Messungen.

Nr.	Beschreibung	Feedbacktext
1	Kalibrierung abgeschlossen	„Kalibrierung fertig!“
2	Messbeginn	„Starte Messung“
3	Schmerzangabe	„Schmerzen angeben! (0-5 Finger)“
4	Messung wiederholen	„Messung wird neu gestartet“

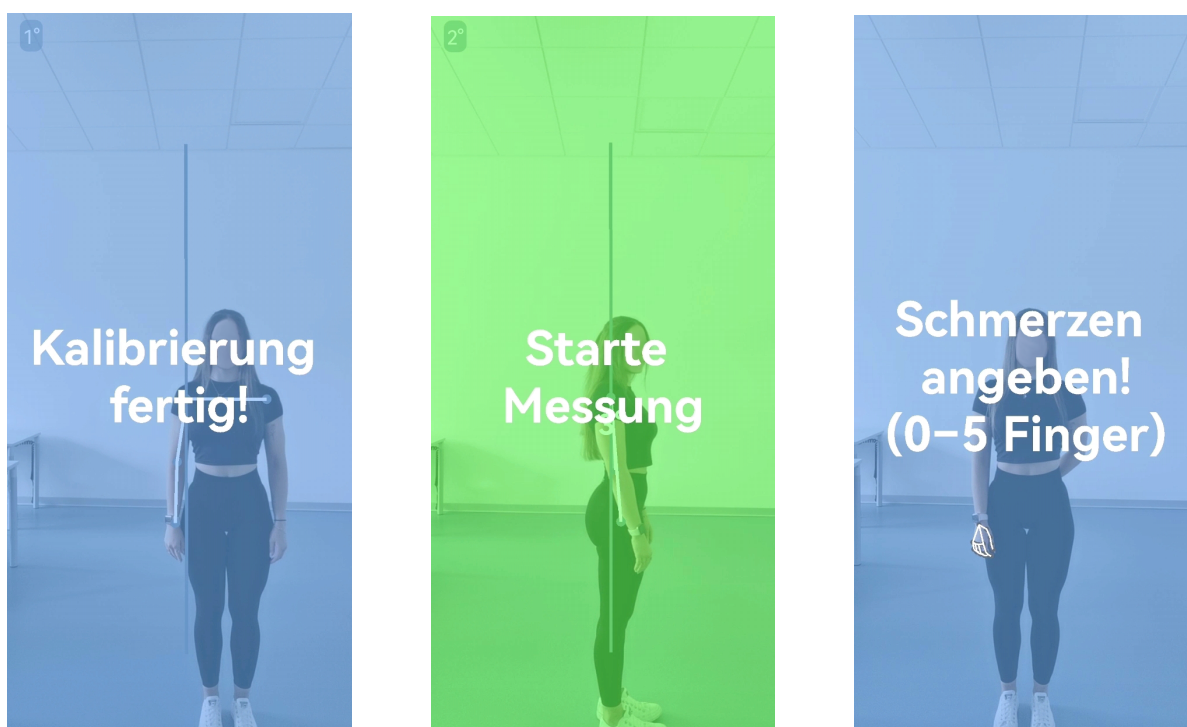


Abbildung 5.10: Darstellung der Informationsmeldungen und Anweisungen zum Messprozess, welche eine unterschiedliche Farbcodierung aufweisen: 1 Kalibrierung abgeschlossen (links), 2 Messbeginn (mittig), und 3 Aufforderung zur Schmerzangabe (rechts).

Ein weiterer Bestandteil der Kameradarstellung ist die Integration eines Audio-Feedbacks mittels Text-to-Speech. Dabei wird eine Textausgabe synthetisch in gesprochene Sprache

umgewandelt, um Nutzer:innen zusätzlich auditiv über relevante Inhalte oder Zustände zu informieren. Dadurch müssen Anwender:innen nicht mehr auf den Smartphonebildschirm blicken, um das Feedback zu erhalten (Anforderungen 3.1 und 3.3). Die Sprachsynthese-Komponente wird beim Start des Kameramoduls initialisiert. Dabei wird überprüft, ob die gewünschte Sprache unterstützt wird und ob die dafür notwendigen Sprachdaten auf dem Gerät vorhanden sind. Fehlen diese, wird automatisch ein entsprechender Installationsprozess eingeleitet (Anforderung 3.2). Sobald die Kameraansicht erstellt ist, wird die initialisierte Sprachausgabe-Komponente an die entsprechende grafische Überlagerung der Benutzeroberfläche übergeben. Diese ist für die Ausgabe der Feedbacktexte verantwortlich. Während der Laufzeit prüft die Anwendung, ob die Sprachsynthese bereit ist und ob bereits eine Sprachausgabe erfolgt. Um redundante Ausgaben zu vermeiden, wird darauf geachtet, dass identische Inhalte nicht wiederholt vorgelesen werden. Ist die Ausgabe bereit und der aktuelle Text unterscheidet sich vom vorherigen, wird dieser in die Warteschlange der Sprachausgabe eingereiht und ausgegeben. Beim Verlassen des Kameramoduls wird die Sprachsynthese gestoppt und freigegeben, um Systemressourcen zu schonen und unerwünschte Hintergrundprozesse zu vermeiden.

Tabelle 5.4: Übersicht der Gestaltungselemente im Kamera-Overlay bei den jeweiligen Messarten einschließlich der dargestellten Landmarks (siehe Abbildung 4.1), Hilfslinien und des Messwinkels.

Messart	Landmarks	Hilfslinien	Winkeldarstellung
Anteversion	11/12, 13/14, 23/24	vertikal	Winkelbogen
Retroversion	11/12, 13/14, 23/24	vertikal	Winkelbogen
Abduktion	11/12, 13/14, 23/24	vertikal	Winkelbogen
Adduktion	11/12, 13/14, 23/24	vertikal	Winkelbogen
Außenrotation 0°	11, 12, 13/14, 15/16	vertikal	Winkelbox
Innenrotation 0°	11, 12, 13/14, 15/16	vertikal	Winkelbox
Außenrotation 90°	11, 12, 13/14, 15/16		Winkelbox
Innenrotation 90°	11, 12, 13/14, 15/16		Winkelbox
Transversale Anteversion	11, 12, 13/14, 15/16	horizontal	Winkelbox
Transversale Retroversion	11, 12, 13/14, 15/16	horizontal	Winkelbox

5.3.7 Neigungswinkelkorrektur

Im Rahmen der Implementierung wurde, wie in Kapitel 5.3.6 erläutert, eine kontinuierliche Erfassung und Anzeige des Neigungswinkels des Smartphones innerhalb des Kamera-Overlays realisiert, die unabhängig von der gewählten Messart erfolgt. Dies dient der Sicherstellung einer stabilen Ausgangslage für alle Messvorgänge, unabhängig davon, ob der gewählte Messtyp eine Winkelberechnung mit mathematischer Korrektur der Smartphone-Neigung implementiert oder nicht. Eine Messung kann dabei ausschließlich dann gestartet werden, wenn sich das Gerät in einer nahezu senkrechten Position befindet und der Neigungswinkel einen Schwellenwert von maximal 8° nicht überschreitet. Andernfalls wird, wie in Darstellung 5.11 ersichtlich, entsprechendes Feedback an die Anwender:innen ausgegeben (siehe Prüfung 41 in Tabelle A.1, Anhang A).

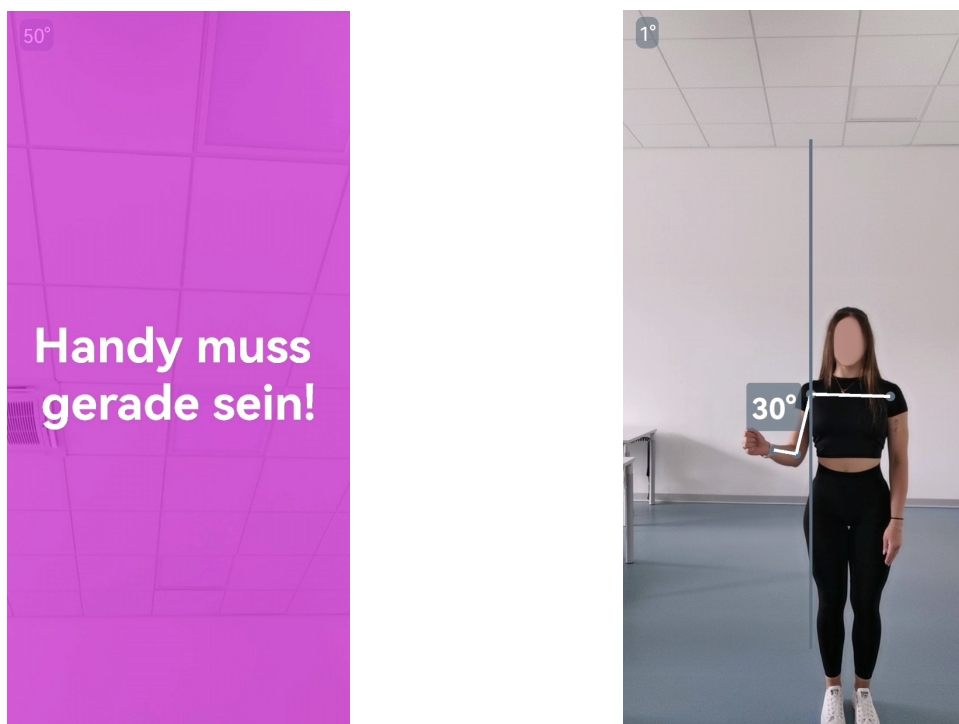


Abbildung 5.11: Visualisierung des Feedbacks für einen ungültigen Neigungswinkel (links) und dessen Präsenz in der oberen, linken Bildschirmecke über den gesamten ROM-Messprozess hinweg (rechts).

Diese Einschränkung wurde eingeführt, um systematische Fehler durch Schräglagen zu minimieren und die Genauigkeit der Winkelberechnungen über alle Verfahren hinweg zu erhöhen, und damit die in Tabelle 4.1 definierten Anforderungen 2.4 „Zuverlässigkeit und Validität der ROM-Erfassung“ und 2.6 „Vertikale, gerade Kamerapositionierung ohne Neigung“ zu erfüllen. Besonders bei solchen Messmethoden, die keine mathematische

Korrektur der Neigung vornehmen, stellt diese Maßnahme eine essentielle Voraussetzung für die Zuverlässigkeit der Ergebnisse dar. Die Bestimmung des Neigungswinkels erfolgt auf Basis der Sensordaten des Beschleunigungssensors und des Magnetometers, welche zur Berechnung einer Rotationsmatrix herangezogen werden. Diese Matrix beschreibt die Orientierung des Geräts im Raum relativ zum globalen Koordinatensystem. Sobald beide Sensoren gültige Werte liefern, wird durch Kombination ihrer Messdaten eine Orientierungsmatrix berechnet, welche die Transformation zwischen Welt- und Geräteraum ermöglicht. Zur Ermittlung des Neigungswinkels wird aus dieser Matrix ein Orientierungsvektor extrahiert, der die Rotation des Geräts entlang seiner Querachse beschreibt. Der sogenannte Pitch-Winkel ist dabei jener Anteil, der angibt, wie stark das Gerät nach vorne oder hinten geneigt ist. Dieser Winkel wird in Radiant berechnet und anschließend in Grad umgerechnet. Zur besseren Interpretierbarkeit erfolgt eine Transformation des berechneten Winkels, sodass bei senkrechter Haltung des Smartphones ein Wert von 0° angezeigt wird und sich dieser proportional zur Neigung in Richtung Horizontalposition bis 90° erhöht. Zusätzlich wird der berechnete Winkel auf einen Bereich zwischen 0° und 90° begrenzt, um eine konsistente Darstellung sicherzustellen und potenzielle Ausreißer in der Sensordatenverarbeitung zu eliminieren. Durch diese kontinuierliche Überwachung des Neigungswinkels wird bereits vor Beginn und während der gesamten Messung sichergestellt, dass eine optimale Smartphonepositionierung eingehalten wird. Das System gewährleistet somit eine erhöhte Messgenauigkeit über alle implementierten Winkelbestimmungsmethoden hinweg.

5.3.8 Feedbackmechanismus

Um valide und reproduzierbare Messwerte der Gelenkwinkel zu gewährleisten, ist eine präzise Positionierung der Nutzer:innen gegenüber der Smartphonekamera und die Einhaltung definierter Start- und Kalibrierungspositionen erforderlich (Anforderungen 2.7 und 2.8). Daher wurde im Rahmen des entwickelten Prototyps ein automatisierter Korrekturmechanismus implementiert, der in Echtzeit Rückmeldung zur Körperhaltung und Geräteausrichtung liefert und die Ausführung der Messung nur bei Vorliegen gültiger Bedingungen zulässt (Anforderungen 1.6, 1.7 und 3.5). Alle erkannten Abweichungen führen zur Ausgabe audiovisueller Rückmeldungen. Diese Rückmeldungen beinhalten Textnachrichten mit kurzer, prägnanter Beschreibung des Problems. Die Darstellung des Feedbacks wird in Kapitel 5.3.6 näher behandelt. Eine Aufstellung der Korrekturen für alle implementierten Messarten, die dafür verwendeten Landmarks und der jeweilige Feedbacktext ist in der Tabelle 5.5 ersichtlich.

Sichtbarkeitsprüfung der Landmarks

Die Positionierungskorrektur basiert auf der kontinuierlichen Auswertung der von MediaPipe Pose erkannten 2D- und 3D-Landmarkdaten. Dabei wird pro Frame überprüft, ob alle für die jeweilige Messart relevanten Körperpunkte sichtbar, ausreichend genau erkennbar und innerhalb vordefinierter Positionsbereiche angeordnet sind. Dies betrifft die Sichtbarkeit des Kopfes, der Schultern, der Hüften und der für die Bewegung zentralen Armsegmente wie etwa Ellbogen und Handgelenk. Ein normalisierter Landmark gilt dabei als sichtbar, wenn seine x - und y -Koordinaten innerhalb des Kamerarahmens liegen ($[0.0, 1.0]$) und die Sichtbarkeitswahrscheinlichkeit (*Visibility*), welche vom Pose Landmarker Task mitberechnet wird, einen Schwellenwert von 60 Prozent überschreitet. Bei mangelhafter Sichtbarkeit eines relevanten Landmark wird, wie in Abbildung 5.12 veranschaulicht, ein entsprechender Hinweis ausgegeben (siehe Prüfungen 1 bis 9 in Tabelle A.1, Anhang A).

Distanzprüfung und Ausrichtung zur Kamera

Zur Schätzung der Distanz zwischen Anwender:in und Kamera wird die vertikale Länge des Torsos als Referenzgröße herangezogen. Diese wird als euklidischer Abstand zwischen dem Schulter- und dem Hüftpunkt auf derselben Körperseite berechnet. Beide Punkte stammen aus den normierten 2D-Koordinaten des Kamerabildes, wobei x - und y -Werte jeweils im Bereich $[0, 1]$ liegen. Ein gemessener Wert unterhalb eines unteren Schwellenwerts $T_{\min} = 0.15$ signalisiert, dass sich die Person zu weit von der Kamera entfernt befindet. Wird hingegen ein oberer Grenzwert von $T_{\max} = 0.3$ überschritten, wird davon ausgegangen, dass die Person zu nahe an der Kamera steht. Beide Schwellenwerte basieren auf einer empirischen Kalibrierung und orientieren sich an den in Kapitel 4.2.1 beschriebenen Empfehlungen, wonach der gesamte Körper im Bild sichtbar sein und sich in einem Abstand von idealerweise unter vier Metern von der Kamera entfernt befinden sollte. Die Verwendung der Torsolänge stellt dabei lediglich eine Näherung dar, da keine absolute metrische Tiefeninformation vorliegt und die tatsächliche Entfernung von individuellen Körperproportionen abhängig ist.

Die korrekte Ausrichtung der Nutzer:innen zur Kamera und damit gleichzeitig die Vermeidung einer Rotationsabweichung des Oberkörpers, wird über den Vergleich der z -Koordinaten beider Schulter-Landmarks im Weltkoordinatensystem (World-Landmarks) realisiert. Stimmen diese innerhalb einer Toleranz von 0.1 Einheiten überein, wird von einer symmetrischen, frontalen Ausrichtung des Oberkörpers und damit einer korrekten

Positionierung ausgegangen. Weicht die Differenz über diesen Bereich hinaus, wird die Person zur Anpassung ihrer Ausrichtung aufgefordert (siehe Prüfung 12 in Tabelle A.1, Anhang A), was auch in Abbildung 5.12 dargestellt ist.



Abbildung 5.12: Visualisierung des Feedbacks für nicht sichtbare Landmarks, die für die Messung benötigt werden, (links) und einer fehlerhaften Ausrichtung der Nutzer:innen zur Kamera (rechts).

Kalibrierungs- und Startpositionen

Vor Beginn der eigentlichen ROM-Messung ist für zahlreiche Messtypen eine Kalibrierung erforderlich, bei welcher der betreffende Arm in eine definierte Ausgangsstellung gebracht werden muss. Diese Position variiert je nach Bewegungsart. Am Beispiel der Innen- und Außenrotationsmessung bei 0° und 90° Abduktion des Armes erfolgt die Kalibrierung in einer neutralen Haltung, bei der der Arm entlang des Körpers gestreckt nach unten zeigt. Die Gültigkeit dieser Position wird durch die Berechnung des Winkels zwischen Schulter, Ellbogen und Handgelenk mittels Variante 1 der in Abschnitt 5.3.5 angeführten Berechnungsmethoden verifiziert. Liegt dieser Winkel innerhalb einer Toleranz von $180^\circ \pm 10^\circ$, gilt die Pose als gültig. Um spontane Bewegungen oder unbewusste Positionsabweichungen auszuschließen, muss diese Position für eine Dauer von mindestens drei Sekunden unverändert gehalten werden. Erst danach wird die Kalibrierung durchgeführt, bei der

die initiale Armlänge bestimmt wird. Diese Referenzgröße dient in weiterer Folge der Winkelberechnung, wie sie in Abschnitt 5.3.5 aufgezeigt wird. Wird die Kalibrierungsposition nicht korrekt gehalten, wird den Anwender:innen ein entsprechendes Feedback ausgegeben (siehe Prüfung 13 in Tabelle A.1, Anhang A)

Bei der transversalen Anteversion und Retroversion erfolgt die Kalibrierung in einer abweichenden Ausgangsstellung. Hierbei wird der Arm horizontal zur Seite gestreckt, sodass eine 90°-Abduktion vorliegt. Diese Pose dient gleichzeitig als Kalibrierungs- und Startposition, wodurch keine getrennte Validierung in zwei Schritten notwendig ist (siehe Prüfung 14 in Tabelle A.1, Anhang A). Die Validierung der Pose erfolgt über den Vergleich des Vektors zwischen Schulter- und Handgelenk-Landmark mit einem künstlich konstruierten Horizontalvektor. Dieser Referenzvektor basiert auf dem projizierten Gravitationsvektor des Geräts, wie er in Abschnitt 5.3.5 erläutert wird. Dazu wird mit der in Abschnitt 5.3.5 beschriebenen Variante 1 ein Hilfwinkel zwischen dem horizontalen Referenzvektor und dem Vektor von Schulter zu Handgelenk berechnet. Nur wenn dieser Winkel unterhalb einer definierten Toleranz von 5° liegt, wird die Pose als valide gewertet. Auch hier muss die Position über einen Mindestzeitraum hinweg stabil gehalten werden, bevor die eigentliche Messung eingeleitet wird. Die Erfassung der Armlänge und Startbedingungen erfolgt somit bei allen Messarten unmittelbar vor Messbeginn.

Nach der Kalibrierung – sofern sie für den jeweiligen Messtyp erforderlich ist – erfolgt bei einigen Bewegungsarten ein weiterer Schritt zur Überprüfung der Startposition. Diese ist insbesondere bei Bewegungen mit Ellbogenbeugung wie etwa bei Rotationsmessungen von Bedeutung. Dabei wird überprüft, ob der Unterarm korrekt im rechten Winkel zum Oberarm abgewinkelt ist. Dies geschieht durch Analyse der vertikalen Differenz Δy zwischen Ellbogen- und Handgelenk-Landmark. Liegt diese Differenz innerhalb eines Toleranzintervalls von maximal 5°, wird die Startposition als korrekt eingestuft. Bei Überschreitung erfolgt eine visuelle und akustische Rückmeldung zur Anpassung der Körperhaltung (siehe Prüfung 15 in Tabelle A.1, Anhang A).

Bei Messungen von Rotationsbewegungen mit 90° Abduktion des Armes erfolgt die Prüfung der Startposition anhand eines mehrstufigen Verfahrens, das auf mehreren anatomischen Kriterien basiert. Zunächst wird überprüft, ob der Oberarm seitlich um etwa 90° abgewinkelt ist. Dazu wird der in Kapitel 5.3.5 beschriebene Vertikalvektor ausgehend vom Schulter-Landmark erzeugt. Der Winkel zwischen diesem Vertikalvektor und dem Vektor von Schulter zu Ellbogen wird ermittelt und mit einer Toleranz von $\pm 10^\circ$ gegenüber

der Idealposition von 90° verglichen. Zusätzlich wird geprüft, ob die horizontale Ausrichtung des Unterarms gegeben ist. Dies geschieht durch Berechnung der Differenz der normierten x -Koordinaten von Ellbogen und Handgelenk. Ist diese Differenz kleiner als ein Schwellenwert von 0.05 Einheiten – also etwa fünf Prozent der Bildschirmbreite – wird die horizontale Lage als gegeben betrachtet. Schließlich wird sichergestellt, dass sich Handgelenk, Ellbogen und Schulter auf gleicher Höhe befinden. Hierbei darf die vertikale Differenz zwischen y -Koordinaten der jeweils beteiligten Punkte ebenfalls nicht mehr als 0.05 Einheiten beziehungsweise fünf Prozent der Bildschirmhöhe betragen. Nur wenn alle drei Bedingungen – Oberarmwinkel, horizontale Unterarmposition und vertikale Ebenheit der beteiligten Gelenkpunkte – gleichzeitig erfüllt sind, wird die Startposition als gültig eingestuft. Andernfalls folgen entsprechendes Feedback und Korrekturanweisungen (siehe Prüfungen 16 und 17 in Tabelle A.1, Anhang A).

Alle genannten Prüfungen der Kalibrierungs- und Startpositionen erfolgen in Echtzeit während der Aufnahme der Pose und werden nur dann als gültig gewertet, wenn die geforderte Stabilität über einen Mindestzeitraum von vier Sekunden erreicht wird. In Fällen, bei denen eine oder mehrere der Kriterien nicht erfüllt sind, erfolgt ein automatisiertes Feedback mit konkretem visuellen und akustischen Hinweis zur erforderlichen Korrektur, welches auch in Darstellung 5.13 ersichtlich ist. Erst nach erfolgreicher Validierung wird die eigentliche ROM-Messung gestartet.

Ausführungsprüfung

Nach erfolgreicher Kalibrierung und Festlegung der Startposition beginnt die eigentliche ROM-Messung. Während dieser Phase werden kontinuierlich in jedem Kameraframe die über die Kamera erfassten 2D-Körperpunkte analysiert, um potenzielle Ausführungsfehler in Echtzeit zu erkennen und fehlerhafte Ergebnisse zu vermeiden, wodurch die Gültigkeit der Messung sichergestellt werden kann. Die Analyse erfolgt auf Basis der normierten x - und y -Koordinaten der detektierten Landmarks sowie in bestimmten Fällen ergänzend auf Basis der Tiefe beziehungsweise der z -Werte in Weltkoordinaten. Alle nachfolgend beschriebenen Prüfungen dienen der Sicherstellung einer standardisierten Ausführung und verhindern ungewollte Verfälschungen der Messwerte. Die Auswertung erfolgt in Echtzeit und Nutzer:innen werden bei jeder fehlerhaften Ausführung informiert. Eine Fortsetzung der Messung ist erst nach Korrektur der Ausführung möglich. Die vollständige Übersicht über alle Ausführungsprüfungen einschließlich der für die Evaluierung verwendeten Landmarks und ausgegebenen Feedbacktexte befindet sich in Tabelle A.1 im Anhang A.

Bei Messarten mit Bewegungen in der Transversalebene wird eine Überprüfung der vertikalen Position des Handgelenks des Messarms vorgenommen. Hierzu wird die aktuelle y -Koordinate des Handgelenk-Landmarks mit einem während der Kalibrierung gespeicherten Referenzwert verglichen. Wird eine Abweichung von mehr als 0.1 Einheiten in normierten Koordinaten festgestellt, so gilt dies als unzulässige Anhebung oder Absenkung des Arms in der Transversalebene. In diesem Fall erfolgt eine sofortige Ausgabe eines audiovisuellen Feedbacks, und die Messung wird temporär unterbrochen, bis die korrekte Armhaltung wiederhergestellt ist (siehe Prüfungen 33 und 34 in Tabelle A.1, Anhang A).

Darüber hinaus wird bei Bewegungen wie Anteversion, Retroversion, Abduktion und Adduktion überprüft, ob der Ellbogen in der Z -Achse (Tiefe relativ zur Kamera) stabil zentriert bleibt. Eine signifikante Vor- oder Rückverlagerung des Ellbogens relativ zur Position der Schulter weist auf eine fehlerhafte Bewegungsausführung hin. Konkret wird dazu die absolute Differenz der z -Koordinaten von Ellbogen- und Schulter-Landmark berechnet. Überschreitet diese Differenz den Schwellenwert von 0.15 Einheiten in Weltkoordinaten, wird ebenfalls ein entsprechendes Feedback ausgegeben und die Messung pausiert (siehe Prüfungen 18, 19, 22 und 23 in Tabelle A.1, Anhang A).

Für die Unterscheidung zwischen Anteversion und Retroversion sowie Abduktion und Adduktion werden die horizontalen x -Positionen des Ellbogens des Messarms im Verhältnis zur entsprechenden Schulter herangezogen. So gilt beispielsweise eine Bewegung als Anteversion, wenn der Ellbogen im Vergleich zur Schulter weiter ventral positioniert ist. Wird die ROM der linken Schulter gemessen, würde das größere x -Werte des Ellbogens im Vergleich zur Schulter bedeuten, bei der rechten Schulter hingegen kleinere x -Werte, da Nutzer:innen bei dieser Messart seitlich zum Smartphone positioniert sind. Eine Retroversion liegt vor, wenn sich der Ellbogen während der Bewegungsausführung dorsal zur Schulter befindet. Hier würde der Ellbogen bei Messung der linken Schulter kleinere x -Werte aufweisen, und bei der rechten Schulter größere x -Werte. Analog wird bei Abduktion eine seitliche Abführung (Ellbogen lateral zur Schulter) und bei Adduktion eine seitliche Annäherung (Ellbogen medial zur Körpermitte) erkannt (siehe Prüfungen 20, 21, 24, 25 und 26 in Tabelle A.1, Anhang A).

Ein weiteres Prüfkriterium betrifft die korrekte Ausführung der Rotationsbewegungen der Schulter. Hier wird analysiert, ob sich das Handgelenk während der Bewegung in die erwartete Richtung relativ zum Ellbogen verschiebt. Bei einer Außenrotation bei 0° Abduktion muss das Handgelenk beispielsweise medial zur Ellbogenposition verlaufen,

während bei einer Innenrotation bei 0° Abduktion eine laterale Verschiebung erwartet wird. Die entsprechende Verschiebung wird durch Differenzbildung der normierten x -Koordinaten zwischen Handgelenk- und Ellbogen-Landmark berechnet. In Varianten der Bewegung mit 90° -Abduktion erfolgt die Prüfung analog entlang der y -Koordinaten, wobei bei Außenrotation das Handgelenk oberhalb und bei Innenrotation unterhalb des Ellbogens positioniert sein muss. Überschreitet die Differenz eine festgelegte Toleranzschwelle von 0.05, wird ein Korrekturhinweis ausgegeben (siehe Prüfungen 27 bis 32 in Tabelle A.1, Anhang A). Dieser Korrekturhinweis ist in Abbildung 5.13 veranschaulicht.



Abbildung 5.13: Visualisierung des Feedbacks für eine ungültige Kalibrierungsposition (links) und einer fehlerhaft ausgeführten Anteversion-Messung (rechts).

Kompensationsbewegungen

Zur Sicherstellung der Bewegungsausführung in korrekter Form und zur damit verbundenen Erfüllung der Anforderung 1.6 „Automatische Erkennung von Kompensationsbewegungen“ werden verschiedene unerwünschte Kompensationsbewegungen während der Messung erkannt und Nutzer:innen in Echtzeit darauf aufmerksam gemacht. Sobald eine Kompensationsbewegung festgestellt wird, erfolgt eine automatische Pausierung der Messung, bis die Körperhaltung korrigiert wird. Alle Prüfmechanismen, die nachstehend beschrieben werden, dienen damit der Qualitätssicherung der Bewegungsausführung. Die

zugrunde liegende Logik basiert auf der kontinuierlichen Analyse spezifischer Landmarks, welche in Form von normierten Raumkoordinaten (x, y) und in bestimmten Fällen auch dreidimensionalen Weltkoordinaten (z) verwendet werden.

Das Vor- oder Zurücklehnen des Oberkörpers (Flexion/Extension) wird anhand des Winkels zwischen Schulter- und Hüftgelenk sowie einem vertikalen Referenzvektor (siehe Abschnitt 5.3.5) auf der betroffenen Körperseite bewertet. Hierbei wird der Vektor ausgehend vom Hüft-Landmark erzeugt. Als Berechnungsmethode wird Variante 1 aus Abschnitt 5.3.5 verwendet. Dieser Winkel wird bei Start der Messung erstmalig erhoben, als Referenzwinkel zwischengespeichert und anschließend kontinuierlich überwacht. Eine Überschreitung eines definierten Schwellenwerts von 7° im Vergleich zur Ausgangsreferenz führt zur Klassifikation einer Kompensationsbewegung. Für die linke Körperseite werden die Landmarks der linken Schulter und linken Hüfte verwendet, entsprechend analog für die rechte Seite (siehe Prüfung 35 in Tabelle A.1, Anhang A).

Ein seitliches Abkippen des Oberkörpers (Abduktion des Rumpfes) wird in ähnlicher Weise analysiert, jedoch unter Berücksichtigung des Vektors zwischen Schulter- und Hüftgelenk auf der gegenüberliegenden Seite der Bewegung, um natürliche Schulterbewegungen auf der Körperseite des Messarmes während der Bewegungsausführung nicht fälschlicherweise als Kompensationsbewegung zu klassifizieren. Dabei wird geprüft, ob eine seitliche Neigung zur entgegengesetzten Körperseite vorliegt. Die Bewertung erfolgt ebenfalls durch Vergleich des kontinuierlich gemessenen Winkels mit einem zuvor erhobenen Ausgangswinkel. Auch hier wird die Winkelformel aus Abschnitt 5.3.5 eingesetzt, wobei der Referenzschwellenwert ebenfalls bei 7° liegt. Diese Prüfung ist relevant für Bewegungen wie die Abduktion und Adduktion (siehe Prüfung 36 in Tabelle A.1, Anhang A).

Eine weitere relevante Kompensationsbewegung ist die Rotation des Oberkörpers um die vertikale Achse, welche besonders bei transversalen Armbewegungen vermieden werden soll. Diese wird durch Vergleich der z -Koordinaten der beiden Schultern im Raum detektiert. Eine Differenz von mehr als 0.1 Einheiten in Weltkoordinaten wird als unzulässige Torsion des Oberkörpers gewertet (siehe Prüfung 37 in Tabelle A.1, Anhang A). Abbildung 5.14 stellt die Feedbackausgaben für eine Oberkörperneigung und -rotation dar.

Um ein unzulässiges Abspreizen des Ellbogens vom Oberkörper bei Rotationsbewegungen bei 0° Abduktion des Armes zu erkennen, wird die horizontale Position des Ellbogens mit einem zu Beginn der Messung gespeicherten Referenzwert verglichen. Diese Auswertung



Abbildung 5.14: Visualisierung des Feedbacks bei Kompensationsbewegungen: Oberkörperkippung bei der Anteversion (links) und Oberkörperrotation bei der transversalen Anteversion (rechts).

erfolgt durch Überprüfung der Differenz der x -Koordinate des jeweiligen Ellbogens. Eine Abweichung größer als 0.035 Einheiten in der normierten horizontalen Skala, was etwa 3.5 Prozent der Bildschirmbreite entspricht, wird als unzulässige Kompensationsbewegung interpretiert und führt zur Unterbrechung der Messung (siehe Prüfung 38 in Tabelle A.1, Anhang A).

Bei Rotationsbewegungen in horizontaler Armhaltung (90° Abduktion) wird überprüft, ob der Ellbogen im Vergleich zur Schulter ungewöhnlich stark angehoben oder abgesenkt wird. Hierzu wird die Differenz der vertikalen Positionen (y -Koordinaten) von Schulter- und Ellbogen-Landmark bestimmt. Eine Überschreitung eines definierten Schwellenwerts von 0.025 Einheiten beziehungsweise 2.5 Prozent der Bildhöhe signalisiert eine inkorrekte Armhaltung und unterbricht die Messung (siehe Prüfung 39 in Tabelle A.1, Anhang A). Darüber hinaus wird bei Bewegungen dieser Art auch geprüft, ob eine einseitige Anhebung oder Absenkung der Schulter vorliegt. Dazu wird die vertikale Differenz der beiden Schultern ermittelt. Auch hier gilt ein Schwellenwert von 0.025. Eine asymmetrische Haltung deutet auf eine fehlerhafte Ausführung hin, beispielsweise durch einseitiges Hochziehen

der Schulter während der Bewegungsausführung (siehe Prüfung 40 in Tabelle A.1, Anhang A).

Tabellarische Übersicht

Die genaue Konfiguration der Prüfbedingungen für die Positionierungskorrektur und die Korrektur von Kompensationsbewegungen unterscheidet sich je nach Messart. Für jede Bewegungsrichtung sind spezifische Landmark-Kombinationen, Sichtbarkeitsbedingungen, Toleranzbereiche und Feedbacktexte definiert. Welche Prüfbedingungen für die jeweiligen Messarten eingesetzt werden, ist in Tabelle 5.5 angeführt. Alle genannten Parameter enthalten Referenzen zu den in Tabelle A.1 des Anhangs A detailliert beschriebenen Korrekturen. Die Tabelle enthält für jede Messart die folgenden Parameter:

- **Sichtbarkeit:** Überprüfungen, welche das Vorhandensein und die Sichtbarkeit bestimmter Gelenkpunkte evaluieren,
- **Ausführung:** Überprüfungen in Bezug auf die Korrektheit der Bewegungsausführung während der Messung,
- **Kompensation:** Überprüfungen der Bewegung zur Detektion und Korrektur von Kompensationsbewegungen,
- **Weiteres:** Überprüfungen der Positionierung von Nutzer:innen vor dem Messstart, einschließlich der Kalibrierungs- und Startposition, sowie Korrekturen sonstiger undefinierter Abweichungen oder bei Fehlern in der Gelenkerkennung.

Tabelle 5.5: Übersicht der implementierten Korrekturen zu Positionierung, Bewegungsausführung und Kompensationsbewegungen bei den jeweiligen Messarten.

Messart	Sichtbarkeit	Ausführung	Kompensation	Weiteres
Anteversion	1, 2/3, 4/5, 8/9	18, 20	35, 37	10, 11, 41, 42, 43, 44
Retroversion	1, 2/3, 4/5, 8/9	19, 21	35, 37	10, 11, 41, 42, 43, 44
Abduktion	1, 2, 3, 4/5, 8, 9	22, 23, 24	36, 37	10, 11, 12, 41, 42, 43, 44
Adduktion	1, 2, 3, 4/5, 8, 9	25, 26	36, 37	10, 11, 12, 41, 42, 43, 44

Messart	Sichtbarkeit	Ausführung	Kompensation	Weiteres
Außenrotation 0°	1, 2, 3, 4/5, 6/7, 8, 9	27, 29, 34	37, 38	10, 11, 12, 13, 16, 41, 42, 43, 44
Innenrotation 0°	1, 2, 3, 4/5, 6/7, 8, 9	28, 30, 34	37, 38	10, 11, 12, 13, 16, 41, 42, 43, 44
Außenrotation 90°	1, 2, 3, 4/5, 6/7, 8, 9	31, 34	37, 39, 40	10, 11, 12, 13, 15, 16, 41, 42, 43, 44
Innenrotation 90°	1, 2, 3, 4/5, 6/7, 8, 9	32, 34	37, 39, 40	10, 11, 12, 13, 15, 16, 41, 42, 43, 44
Transversale Ante- version	1, 2, 3, 4/5, 6/7, 8, 9	33	37, 38	10, 11, 12, 14, 41, 42, 43, 44
Transversale Retro- version	1, 2, 3, 4/5, 6/7, 8, 9	33	37, 38	10, 11, 12, 14, 41, 42, 43, 44

5.3.9 Schmerzbewertung

Zur Erfassung des subjektiv empfundenen Schmerzniveaus (Anforderung 1.1) wurde innerhalb des Messablaufs eine separate Phase definiert, welche einen Algorithmus zur Handgestenerkennung implementiert. Dieser erlaubt es Nutzer:innen ihr Schmerzempfinden über eine symbolische Handgeste ausdrücken zu können. Die Interaktion erfolgt über eine gestische Angabe mit 0 bis 5 Fingern, wobei jede Fingeranzahl einem diskreten Schmerzwert entspricht (0 = kein Schmerz, 1 = sehr leichter Schmerz, 2 = leichter Schmerz, 3 = mittlerer Schmerz, 4 = starker Schmerz, 5 = sehr starker Schmerz). Die technische Umsetzung dieser Komponente basiert auf dem MediaPipe Hand Landmarker Task, der zur Laufzeit aus dem Kamerastream extrahierte Hand-Landmarkdaten analysiert, und ist in den Prototyp als separater Analysepfad eingebunden, welcher aktiv wird, sobald sich das System in der dafür vorgesehenen Phase befindet.

Der Übergang in die Schmerzevaluierungsphase wird kontextgesteuert ausgelöst, nachdem die Messung der Schulter-ROM abgeschlossen ist. Während die Kamera und der *ImageAnalyzer* unverändert aktiv bleiben, wird nur der verwendete MediaPipe-Prozessor

dynamisch angepasst, sodass die Bildanalyse vom Hand Landmarker übernommen wird. Während dieser Messphase werden fortlaufend die im Kamerastream erfassten Handgesten untersucht. Die Analyse erfolgt asynchron im Live-Stream-Modus, sodass der Hauptthread der Anwendung unbeeinträchtigt bleibt. Dabei werden die jeweils neuesten Frames verarbeitet und an eine Listener-Instanz übergeben. Das Listener-Interface übernimmt die Ergebnisweiterleitung zur gestischen Auswertung. Der Erfassungsprozess wird visuell durch eine überlagerte Anweisung in der Benutzeroberfläche begleitet (Anforderung 1.7). Bei Eintritt in die Schmerzniveau-Erhebungsphase wird den Anwender:innen über ein audiovisuelles Overlay eine kurze Instruktion zur Gesteingabe angezeigt (Anforderung 3.6). Erst nach Ablauf eines kurzen Zeitintervalls von etwa vier Sekunden beziehungsweise nach dem Verschwinden der Anweisung im Overlay beginnt die eigentliche Auswertung der Handgesten.

Die Detektion der Fingeranzahl erfolgt auf Grundlage der im Ergebnisobjekt enthaltenen Landmarks. Dabei werden insgesamt 21 normierte Fingerknöchelpunkte einer Hand analysiert. Um robuste Ergebnisse zu erzielen, werden sowohl relative Positionen entlang der y -Achse (Fingerbeugung) als auch die laterale Ausrichtung entlang der x -Achse (Daumenbewegung) berücksichtigt. Die Zählung der gestreckten Finger erfolgt auf Basis geometrischer Heuristiken. Für jeden Finger wird geprüft, ob sich dessen Spitze oberhalb des entsprechenden Mittelgelenks befindet. Ist dies der Fall, wird der Finger als gestreckt klassifiziert. Demnach gelten Zeige-, Mittel-, Ring- und kleiner Finger als gestreckt, wenn die y -Koordinate der jeweiligen Fingerkuppe oberhalb des entsprechenden Mittelgelenk-Landmarks liegt. Der Daumen unterliegt einer gesonderten Analyse, da je nach Händigkeit unterschiedliche Interpretationen notwendig sind. Eine gestreckte Daumenposition kann entweder seitlich (x -Achse) oder nach oben (y -Achse) vorliegen. Der Daumen wird als gestreckt gewertet, wenn sich die Daumenspitze auf der x -Achse bezogen auf die Händigkeit weiter seitlich befindet als das mittlere Daumengelenk. Für den Sonderfall, dass eine „Daumen hoch“ Geste vorliegt, bei welcher der Daumen bei geballter Faust nach oben gestreckt ist, wurde eine explizite Erkennungslogik zur Zuweisung des Schmerzwerts 1 implementiert. Eine vollständig geschlossene Faust, bei der alle Finger inklusive Daumen gebeugt sind, entspricht einem Schmerzlevel von 0. Die finale Bewertung ergibt sich durch Zählen der erkannten gestreckten Finger. Um hierbei irrtümliche Gestenerkennungen zu vermeiden, werden die Gesten erst klassifiziert, wenn die Hand hochgehalten wird. Dies ist der Fall, wenn sich die Fingerknöchel über den Landmarks für die Handfläche und dem Handgelenk befinden.

Zur Sicherstellung einer verlässlichen Angabe und um Bewegungsartefakte oder kurze Gestenänderungen zu vermeiden, muss das gleiche Schmerzniveau über eine Dauer von mindestens drei Sekunden stabil detektiert werden. Dafür wird der jeweils aktuelle Wert mit dem zuletzt erkannten Schmerzlevel verglichen. Wenn das Level über drei Sekunden konstant bleibt, wird der erkannte Schmerzwert als gültige Nutzereingabe akzeptiert und die Phase der Schmerzniveau-Erfassung automatisch beendet. Wird ein neuer Wert erkannt, wird der Timer zur Stabilitätsmessung zurückgesetzt. Im Anschluss wird ein Dialogfenster zur Ergebnisspeicherung eingeblendet. Der Übergang in diesen Zustand ist, ähnlich wie der vorangegangene ROM-Messprozess, vollständig automatisiert und erfordert keine Interaktion der Nutzer:innen mit dem Display. Das Dialogfenster öffnet sich erst, wenn beide Teilmessungen – ROM-Messung und Schmerzbewertung – erfolgreich abgeschlossen wurden. Der Dialog stellt die Bezeichnung der durchgeführten Messung, die betrachtete Schulterseite, den zuvor bestimmten ROM-Winkel und das angegebene Schmerzniveau zusammenfassend dar. Für den Fall, dass Anwender:innen ihr zuvor angegebenes Schmerzniveau vor der Speicherung nochmals ändern wollen, kann der Wert an dieser Stelle über ein Dropdown-Element angepasst werden. Das Dialogfenster inkludiert außerdem drei Schaltflächen, die es den Nutzer:innen ermöglichen, die Messung zu speichern, zu wiederholen oder abubrechen.

Das erkannte Schmerzniveau wird sowohl zur Anzeige auf der Benutzeroberfläche als auch zur Weiterverarbeitung im System gespeichert. Dies umfasst die Darstellung des aktuellen Schmerzlevels auf der Homepage und die Übergabe an nachgelagerte Komponenten zur Visualisierung des Therapieverlaufs. Zudem wird in dieser Phase die aktive Pose- und Handanalyse deaktiviert, um Systemressourcen zu schonen und Rückmeldungen auf dem Bildschirm zu deaktivieren. Die Architektur der Umsetzung erlaubt eine robuste und benutzerfreundliche Erfassung des subjektiven Schmerzempfindens unter realistischen Bedingungen, ohne auf externe Eingabegeräte oder UI-Interaktionen angewiesen zu sein, und trägt so zur barrierearmen Nutzung des Systems bei (Anforderung 3.1). Die visuelle Darstellung der Gestenerkennung, der Feedbackausgabe bei fehlerhafter Schmerzangabe (siehe Prüfung 42 in Tabelle A.1, Anhang A) und des Dialogfensters bei Abschluss der ROM-Messung ist in Abbildung 5.15 ersichtlich.

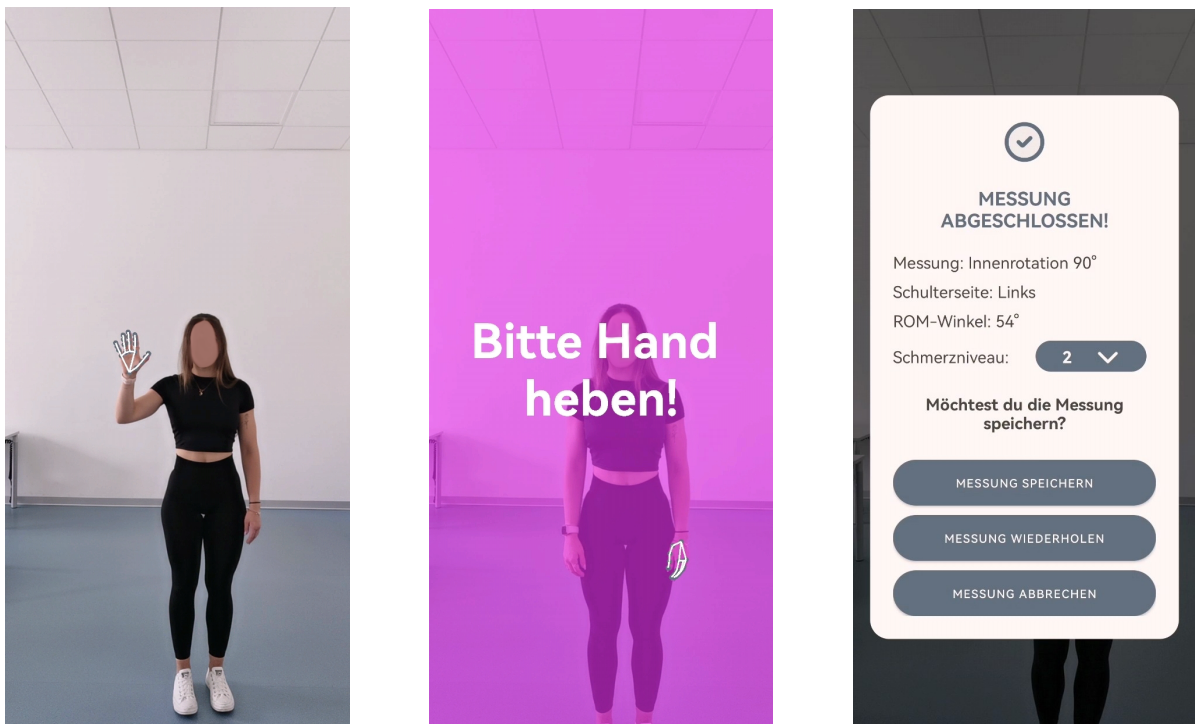


Abbildung 5.15: Darstellung der Gestenerkennung (links), der Feedbackausgabe bei fehlerhafter Schmerzangabe (mittig) und des Dialogfensters bei Abschluss der ROM-Messung (rechts).

5.4 Visualisierung des Therapieverlaufs

Zur Veranschaulichung des individuellen Therapieverlaufs (Anforderung 1.4) wurde innerhalb der Anwendung eine benutzerzentrierte Visualisierungskomponente in Form eines Liniendiagramms implementiert. Diese ermöglicht eine grafische Darstellung von Messdaten zu Beweglichkeit und subjektiv erfasster Schmerzintensitäten im zeitlichen Verlauf. Die Nutzeroberfläche enthält ein Registerkarten-Layout, das den Wechsel zwischen den beiden Datenkategorien „Funktion“ (ROM) und „Schmerz“ erlaubt. Ein zusätzlich eingebundenes Dropdown-Menü dient der Auswahl spezifischer Messtypen, wobei sowohl Einzelkategorien als auch eine Gesamtansicht aller verfügbaren Messungen wählbar sind. Die Benutzeroberfläche für die Visualisierung des Therapieverlaufs ist in den Darstellungen 5.16 und 5.17 abgebildet.

Je nach Auswahl wird eine entsprechende Abfrage an die in Firebase Firestore gespeicherten ROM- oder Schmerzpunkte der aktuell angemeldeten Person ausgelöst. Die ROM-Daten enthalten dabei jeweils den gemessenen Winkel in Prozent relativ zum Normwert, wie in Abschnitt 5.3.4 definiert, und einen Zeitstempel. Diese Werte werden anhand der verletz-



Abbildung 5.16: Benutzeroberfläche für die Visualisierung des Therapieverlaufs, welche aus zwei Registerkarten besteht, damit zwischen der Darstellung der ROM- und Schmerzdaten navigiert werden kann. Sind zum ausgewählten Messtyp noch keine Daten vorhanden, werden Nutzer:innen darüber informiert.

ten Schulter (links oder rechts) gefiltert und im nächsten Schritt aggregiert. Für jeden Kalendertag werden alle verfügbaren Werte zusammengefasst und als arithmetischer Mittelwert berechnet, um tagesbezogene Mittelwerte darzustellen. Analog dazu erfolgt die Verarbeitung der Schmerzpunkte. Diese werden ebenfalls pro Kalendertag gemittelt und anschließend gemeinsam mit den ROM-Werten in ein Liniendiagramm überführt. Die x -Achse bildet das Datum ab, während die y -Achse wahlweise die ROM-Werte in Prozent oder die Schmerzintensität in einer Skalierung von 0 bis 5 anzeigt.

Für die Interaktion mit der Visualisierung wurde ein Hilfe-Dialog implementiert, der über ein Fragezeichen-Icon abrufbar ist. Dieser bietet den Nutzer:innen eine kurze Erläuterung zur Interpretation der Diagramm Daten (Anforderungen 3.2 und 3.3). Darüber hinaus unterstützt das Diagramm Touch-Gesten, Skalierung und horizontales Scrollen zur Verbesserung der Benutzerfreundlichkeit und Übersichtlichkeit bei größeren Datenmengen. Die grafische Gestaltung wurde so gewählt, dass eine intuitive Lesbarkeit gewährleistet ist (Anforderung 3.1). Beispielsweise erfolgt die Formatierung der Linien in einem abgestimm-

ten Farbschema, wobei die ROM-Kurve mit einer gefüllten Fläche unterlegt ist. Zudem werden die Messpunkte durch Markierungen hervorgehoben und die Werte am Punkt durch Labels ergänzt. Die zuletzt erfassten Datenpunkte sind automatisch im sichtbaren Bereich hervorgehoben, sodass eine sofortige Einschätzung des aktuellen Therapieverlaufs möglich ist.

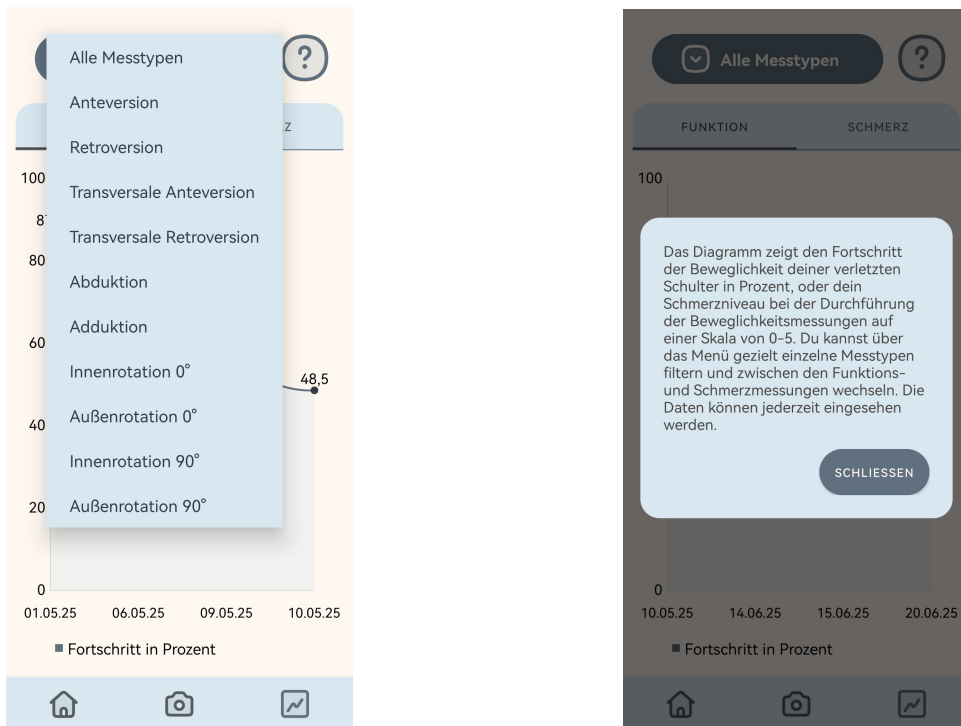


Abbildung 5.17: Darstellung des Dropdown-Menüs, über welches die Auswahl eines spezifischen Messtypen erfolgen kann, und des Hilfe-Dialogs, das Anwender:innen über die dargestellten Daten informiert.

Kapitel 6

Diskussion

Die vorliegende Arbeit widmet sich der zentralen Forschungsfrage, wie digitale Verfahren der Bewegungsanalyse auf Basis der HPE zur automatisierten Erfassung des Schulterbewegungsumfangs im Rahmen der Telerehabilitation genutzt werden können. Im Zentrum stand die Konzeption und prototypische Umsetzung einer mobilen Applikation, die es Patient:innen ermöglicht, ROM-Messungen kamerabasiert, kontaktlos und ohne zusätzliches Equipment im häuslichen Umfeld durchzuführen. Das entwickelte System adressiert dabei die zentrale Herausforderung der Telerehabilitation, objektive und standardisierte Dokumentation von Bewegungsfortschritten außerhalb von Gesundheitseinrichtungen, ohne den Einsatz teurer Spezialhardware oder die Notwendigkeit einer kontinuierlichen therapeutischen Begleitung zu ermöglichen. Die Integration dieser Technologie in eine mobile Applikation unterstützt dadurch Patient:innen bei der Eigenkontrolle ihres Rehabilitationsfortschritts. Die entwickelte Anwendung basiert auf dem Modell MediaPipe BlazePose GHUM 3D, das eine dreidimensionale Schätzung von Gelenkpunkten anhand von Smartphone-Videodaten ermöglicht und somit die Durchführung standardisierter Bewegungsanalysen in verschiedenen Bewegungsebenen erlaubt. Die erzielten Ergebnisse belegen, dass eine kamerabasierte ROM-Erfassung mit HPE-Technologien grundsätzlich umsetzbar ist und sowohl nachvollziehbare als auch in sich konsistente Messwerte generiert werden.

Aus funktionaler Perspektive erfüllt der entwickelte Prototyp wesentliche aus der Literatur abgeleitete Anforderungen an eine mobile Applikation zur digitalen ROM-Erfassung in der Schulterrehabilitation. Die Messungen erfolgen automatisiert und der Prototyp bietet neben der Erfassung von Symptomen während der Bewegungsdurchführung auch audiovisuelles Feedback in Echtzeit zu unterschiedlichen Aspekten der Messung, wie etwa der Ausrichtung des Smartphones, Positionierung der Nutzer:innen, Ausführung der Bewegung und Kompensationsbewegungen. Des Weiteren können suboptimale Positionierung und Ausrichtung des Smartphones in der Winkelberechnung ausgeglichen werden.

Die Ergebnisse werden visuell aufbereitet und der individuelle Therapieverlauf ist innerhalb des Prototypen jederzeit in Form von intuitiv gestalteten Diagrammen einsehbar. Zusätzlich enthält die Anwendung diverse Fortschrittsanzeigen, Bildungsinhalte, Anleitungen und Tipps zur optimalen Durchführung der Messungen und motivierende Elemente. Durch Funktionen wie Text-to-Speech, visuelle Hinweise und eine reduzierte Komplexität der Benutzerführung sowie eine simplifizierte Benutzeroberfläche wurde gezielt auf die Bedürfnisse älterer Anwender:innen und anderen Personengruppen mit niedriger digitaler Kompetenz eingegangen. Die in der Arbeit umgesetzten Maßnahmen zur Verbesserung der Usability adressieren damit zentrale Hürden, die durch eine geringe digitale Kompetenz der Hauptzielgruppe bestehen. Dennoch bleiben gewisse Hindernisse bestehen. Die Nutzung der App setzt ein modernes Smartphone, eine stabile Kamera sowie ein Mindestmaß an digitaler Kompetenz voraus. Diese Faktoren sind in der relevanten Zielgruppe nicht flächendeckend gegeben. Besonders bei Patient:innen höheren Alters mit wenig Erfahrung im Umgang mit digitalen Medien können weiterhin Verständnisbarrieren und Bedienungsunsicherheiten auftreten, die die korrekte Durchführung der Messung gefährden. Der Prototyp versucht diesen Herausforderungen zu begegnen, indem er intuitive Bedienstrukturen bereitstellt, diverse anleitende und unterstützende Inhalte implementiert und bewusst auf komplexe Navigationspfade verzichtet. Eine begleitende Schulung oder die Integration von Tutorials wäre dennoch empfehlenswert.

Weitere Herausforderungen betreffen die Umsetzung der ROM-Winkelberechnung über die verwendete HPE-Technologie. In der praktischen Anwendung stellte sich heraus, dass die geschätzten Tiefeninformationen des verwendeten Modells, welche zur Berechnung dreidimensionaler Gelenkwinkel notwendig wäre, in der verwendeten Task-Version erheblichen Schwankungen unterliegen. Gemeinsam mit potentiellm Jittering des Modells führt dies zu instabilen Messwerten und verhindert eine verlässliche 3D-Winkelberechnung. Die 3D-Messungen sind zwar prinzipiell durchführbar, die dabei generierten Werte weichen jedoch erheblich von realen Gelenkwinkeln ab und weisen keine konsistente Reproduzierbarkeit auf. In Folge dessen wurde die Winkelberechnung ausschließlich in der zweidimensionalen Ebene realisiert, was jedoch mit einer Reduktion der Genauigkeit einhergehen könnte. Ein besonders kritischer Aspekt betrifft dabei die Verwendung von Projektionen in der Frontalansicht. Für eine Vielzahl der im Prototypen implementierten Bewegungsarten, einschließlich transversale Anteversion und Retroversion sowie Rotationsbewegungen, müssen die realen Gelenkwinkel auf eine 2D-Ebene projiziert werden. Diese Berechnungsvarianten messen keine tatsächlichen Winkel im Raum, sondern liefern Messwerte auf Basis zweier Projektionspunkte. Dies kann insbesondere bei Bewegungsamplituden nahe

der physiologischen maximalen oder minimalen ROM zu Verzerrungen und Schwankungen führen. Die Genauigkeit ist außerdem abhängig von einer optimalen Kameraposition auf Schulterhöhe sowie von den äußeren Bedingungen der Messsituation, wie etwa Lichtverhältnisse, Kleidung oder Hintergrundrauschen. Zusätzlich könnte verstärktes Jittering des Modells die zeitliche Konsistenz der Gelenkpunkte beeinträchtigen und die Gesamtreliabilität der Ergebnisse negativ beeinflussen. Eine weitere technische Herausforderung ergibt sich aus der Erkennung von Kompensationsbewegungen, insbesondere bei Bewegungen in der Transversalebene. Da diese Bewegungen aus der Frontalperspektive nur eingeschränkt sichtbar sind, bleibt die qualitative Beurteilung der Bewegungsausführung unvollständig. Zwar können grobe Abweichungen erfasst werden, subtile Kompensationsmuster, wie beispielsweise asymmetrische Rotationsanteile, lassen sich jedoch nicht verlässlich detektieren. Zudem basiert die durchgeführte Implementierung der Prüfungslogik für Bewegungsausführung und Positionierung auf relativen Abständen innerhalb des Bildschirmkoordinatensystems, was in der Praxis zu individuell variierenden Ergebnissen führen könnte. Der Abstand zur Kamera und die Bildskalierung könnten die Auswertung beeinflussen, da die implementierten Referenzrahmen auf Bildschirmhöhe und -breite normiert sind und keine echte metrische Skalierung ermöglichen.

Trotz der potentiellen Einschränkungen bietet der gewählte Ansatz Vorteile gegenüber traditionellen Methoden und kann einen relevanten Beitrag zur digitalen Erweiterung traditioneller Rehabilitationspfade leisten. Die ROM-Messung kann orts- und zeitunabhängig durchgeführt werden, ist vollständig kontaktlos und erfordert keinerlei medizinisches Fachpersonal vor Ort. Dies eröffnet vor allem für ältere Menschen, die einen Großteil der Zielgruppe des entwickelten Prototypen darstellen, neue Möglichkeiten zur eigenständigen Bewegungsdokumentation. Die Nutzung gängiger Smartphone-Technologie macht die Applikationen zudem für eine breite Anwendergruppe zugänglich. Die Anwendung stellt somit einen niederschweligen Zugang zur digitalen Bewegungsanalyse bereit, der die Selbstwirksamkeit fördert und eine kontinuierlichere Therapiebegleitung ermöglicht. Die Kombination aus einfacher Anwendung, kontaktloser Technologie und erhöhter Zugänglichkeit macht den Prototypen zu einem vielversprechenden Werkzeug für die Unterstützung der Telerehabilitation. Dennoch sollten die ermittelten Werte vor einer Evaluierung nicht als medizinisch exakt oder gleichwertig zu goniometrischen Messungen durch geschultes Personal interpretiert werden. Vielmehr eignet sich der Prototyp in seiner jetzigen Ausführung als ergänzendes Werkzeug zur Verlaufskontrolle im Rahmen ärztlich begleiteter Rehabilitationsmaßnahmen. In Verbindung mit regulären Therapiesitzungen oder als ergänzendes Monitoring-Tool kann die Applikation dazu beitragen, den Therapiever-

lauf besser zu objektivieren, die Motivation und aktive Mitwirkung der Patient:innen zu fördern und langfristig auch Versorgungsengpässe im Rehabilitationsbereich zu kompensieren. Die im Rahmen dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnisse eröffnen damit neue Perspektiven für eine alltagsnahe, digitale und kostengünstige Verlaufskontrolle in der Rehabilitationsmedizin und bilden eine fundierte Grundlage für weiterführende technische, medizinische und nutzerzentrierte Forschungs- und Entwicklungsarbeiten im Feld der digitalen Bewegungstherapie.

6.1 Limitationen

Die Umsetzung weist in ihrer derzeitigen Form einige Limitationen auf, die eine kritische Betrachtung erforderlich machen. Zunächst ist festzuhalten, dass es sich um eine prototypische Implementierung handelt, deren Fokus auf der technischen Realisierbarkeit und nicht auf einer umfassend optimierten Systemarchitektur lag. Aspekte wie Performanz, Stabilität und Skalierbarkeit wurden im Rahmen der vorliegenden Arbeit nur begrenzt adressiert und bedürfen weiterführender Entwicklungsarbeit. Auch die Genauigkeit der Winkelmessung wurde nicht empirisch evaluiert. Entsprechend kann keine objektive Aussage über die Validität oder Reliabilität der erhobenen Werte getroffen werden. Die Ergebnisse beruhen auf theoretischen Überlegungen zur Funktionsweise des eingesetzten Modells sowie auf exemplarischen Tests während der Entwicklungsphase. Ebenso wurde auf eine systematische Usability-Evaluation verzichtet. Die Gestaltung der Nutzeroberfläche orientierte sich an allgemeinen Prinzipien der Benutzerfreundlichkeit und an den in der Literatur beschriebenen Anforderungen, wurde jedoch nicht in einer empirischen Studie überprüft. Aussagen zur tatsächlichen Nutzerakzeptanz, zur Verständlichkeit der Interaktionen und zur Bedienbarkeit durch die Zielgruppe können daher zum aktuellen Zeitpunkt nicht getroffen werden. Eine nutzerzentrierte Evaluation wäre notwendig, um potenzielle Barrieren im Umgang mit der Applikation zu identifizieren und gezielte Verbesserungen vorzunehmen. Darüber hinaus wurden nicht alle in der Konzeptionsphase identifizierten Anforderungen vollständig umgesetzt. Die Auswahl beschränkte sich auf Kernfunktionalitäten, die für den Nachweis der technischen Umsetzbarkeit als prioritär eingeschätzt wurden. Ergänzende Features, wie etwa die Integration standardisierter Fragebögen, adaptive Inhalte auf Basis des Heilungsverlaufs, eine Erinnerungsfunktion oder unterstützende Videoanleitungen zur Bewegungsausführung, wurden nicht realisiert. Auch die Schulungsinhalte innerhalb der Applikation sind bislang rudimentär und sollten im Sinne einer umfassenden Patientenaufklärung erweitert werden. Die zugrunde liegende Anforderungsanalyse basierte ausschließlich auf einer literaturbasierten Herleitung. Ei-

ne systematische, methodisch fundierte Erhebung von Anforderungen unter Einbezug der Zielgruppe und relevanter Stakeholder erfolgte nicht. Für eine weiterführende Entwicklung wäre eine strukturierte Anforderungsanalyse unter Verwendung qualitativer und quantitativer Methoden, wie beispielsweise Interviews, Fokusgruppen oder Nutzerbefragungen, unerlässlich, um den tatsächlichen Bedürfnissen der späteren Anwender:innen gerecht zu werden. Eine weitere Limitation liegt in der derzeit noch geringen Individualisierung hinsichtlich des medizinischen Hintergrunds. So berücksichtigt die Applikation derzeit weder spezifische Krankheitsbilder noch individuelle Heilungs- und Rehabilitationsverläufe. Informationen zur Art der Operation oder zu den Phasen der postoperativen Rehabilitation, die in der klinischen Praxis eng getaktet und phasenweise strukturiert sind, werden im derzeitigen Stand nicht einbezogen. Eine solche Kontextualisierung wäre jedoch notwendig, um eine valide Beurteilung der Messwerte im Sinne individueller Therapieverläufe zu ermöglichen. Auch eine stärkere Verknüpfung mit evidenzbasierten Rehabilitationsprotokollen würde das Anwendungspotenzial weiter erhöhen. Diese Limitierungen sollten im Rahmen zukünftiger Arbeiten adressiert werden, um das Potenzial der vorgestellten Lösung im klinischen und häuslichen Einsatzumfeld vollständig auszuschöpfen.

6.2 Ausblick und Zukunftsperspektiven

Die vorliegende Arbeit demonstriert das Potenzial einer kamerabasierten ROM-Erfassung mittels HPE auf mobilen Endgeräten. Gleichzeitig wurde im Rahmen der kritischen Würdigung deutlich, dass der aktuelle Prototyp einen ersten Schritt in der Entwicklung teletherapeutischer Anwendungen darstellt, für eine weiterführende Nutzung im klinischen Alltag und eine breitere Anwendbarkeit jedoch Weiterentwicklungen getroffen werden können. Ein vorrangiges Entwicklungsziel besteht dabei in der Umsetzung jener Anforderungen und ergänzender Entwicklungspotentiale, die bislang nicht oder nur teilweise berücksichtigt wurden. Dazu zählen insbesondere eine differenzierte Unterstützung verschiedener Rehabilitationsphasen, die Integration standardisierter therapeutischer Inhalte sowie eine gezielte Erweiterung des Systems um spezifische Übungen zur funktionellen Wiederherstellung der Schulterbeweglichkeit. In diesem Zusammenhang erscheint es sinnvoll, die prototypische ROM-Messung um interaktive Therapieanleitungen zu ergänzen. Hierbei könnten Nutzer:innen durch HPE-basierte Echtzeitanalyse bei der Durchführung therapeutischer Rehabilitationsübungen ohne das Beisein von Physiotherapeut:innen angeleitet und korrigiert werden. Die App könnte somit nicht nur zur Messung, sondern auch zur qualitativen Sicherstellung von Bewegungskonsistenz und Übungsdurchführung beitragen. Ein weiterer Entwicklungsschritt sollte in der Berücksichtigung der natürlichen

Heilungsverläufe und der evidenzbasierten Rehabilitationsphasen nach Schulteroperationen liegen. Durch eine phasenabhängige Anpassung der Inhalte und Messkriterien ließe sich die Applikation stärker individualisieren und in bestehende Behandlungskonzepte integrieren. Dadurch könnte sich auch die therapeutische Relevanz erheblich steigern. Eignet sich beispielsweise eine modulare Struktur, die sich an etablierten Rehabilitationsphasen orientiert und patientenbezogene Empfehlungen zur Bewegungsdurchführung und Belastung abgibt. Denkbar wäre zudem eine dynamische Steuerung der Feedback-Intensität oder der empfohlenen Übungstypen auf Basis des postoperativen Zeitpunkts und des individuellen Fortschritts.

Zur Validierung der in der App umgesetzten Funktionen bedarf es einer empirischen Evaluation. Dabei sollte einerseits die Messgenauigkeit der ROM-Erfassung im Vergleich zu etablierten klinischen Verfahren untersucht werden, andererseits sind Usability-Tests mit Angehörigen der Zielgruppe erforderlich, um die tatsächliche Anwendbarkeit und Akzeptanz im häuslichen Umfeld zu prüfen. Eine großangelegte Nutzerstudie könnte darüber hinaus Erkenntnisse zur langfristigen Therapietreue, zur Reduktion von Folgekosten und zur Verbesserung funktioneller Outcomes liefern. Auch außerhalb der Schulterchirurgie besteht ein hoher Bedarf an niedrighwelligen, objektivierenden Mess- und Anleitungssystemen im Bereich der Teletherapie. Langfristig lassen sich die in dieser Arbeit entwickelten Konzepte auch auf andere Anwendungsbereiche der Rehabilitation übertragen. Denkbar sind Einsätze bei unteren Extremitäten wie Hüfte und Knie, Wirbelsäulenerkrankungen oder neurologischen Rehabilitationsszenarien, in denen Bewegungsumfang, Bewegungsqualität oder Wiederholungsgenauigkeit eine zentrale Rolle spielen. Zusätzlich bietet der Einsatz von KI-basierten Verfahren weiteres Entwicklungspotenzial. Zukünftige Versionen der Applikation könnten ML-Modelle nutzen, um individuelle ROM-Verläufe zu prognostizieren oder adaptive Trainingspläne vorzuschlagen. Auch die Vorhersage von Therapieerfolg auf Basis longitudinaler Verlaufsdaten wären denkbare Erweiterungen. Die Kombination aus mobiler Anwendung, kontinuierlicher Datenerhebung und datengetriebener Analyse eröffnet somit neue Perspektiven für eine individualisierte, evidenzbasierte und skalierbare Rehabilitationsversorgung.

Literaturverzeichnis

- Abdelwahab, A., Ahuja, N., Iyengar, K. P., Jain, V. K., Bakti, N., und Singh, B. (2021). Traumatic Rotator Cuff Tears – Current Concepts in Diagnosis and Management. *Journal of Clinical Orthopaedics and Trauma*, 18:51–55.
- American Academy of Orthopaedic Surgeons (1988). *Joint Motion: Method of Measuring and Recording*. Churchill Livingstone, Edinburgh, London, Melbourne, and New York, 13. Auflage.
- American Academy of Orthopaedic Surgeons (2024). Shoulder Pain and Common Shoulder Problems. <https://orthoinfo.aaos.org/en/diseases--conditions/shoulder-pain-and-common-shoulder-problems/>. Abgerufen am 02. Mai 2025.
- Amirouche, F. und Koh, J. (2021). Biomechanics of Human Joints. In Koh, J., Zaffagnini, S., Kuroda, R., Longo, U. G., und Amirouche, F., Herausgeber, *Orthopaedic Biomechanics in Sports Medicine*, Seiten 3–13. Springer International Publishing, Cham.
- Anderton, M., Ede, M. N., und Holt, E. (2012). Normal range of motion of the shoulder: an imprecise benchmark. *Orthopaedic Proceedings*, 94-B(SUPP_XXXIX):127–127.
- Android Developers (2025a). Android Jetpack. <https://developer.android.com/jetpack>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Android Developers (2025b). android.speech.tts. <https://developer.android.com/reference/android/speech/tts/package-summary>. Abgerufen am 08.06.2025.
- Android Developers (2025c). CameraX. <https://developer.android.com/jetpack/androidx/releases/camera>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Android Developers (2025d). Sensors Overview. https://developer.android.com/develop/sensors-and-location/sensors/sensors_overview. Abgerufen am 07.06.2025.

- Barnechea Rey, A. R. (2021). Anatomy and Kinematics of the Shoulder Joint. In Koh, J., Zaffagnini, S., Kuroda, R., Longo, U. G., und Amirouche, F., Herausgeber, *Orthopaedic Biomechanics in Sports Medicine*, Seiten 111–133. Springer International Publishing, Cham.
- Baroni, M. P., Jacob, M. F. A., Rios, W. R., Fandim, J. V., Fernandes, L. G., Chaves, P. I., Fioratti, I., und Saragiotto, B. T. (2023). The state of the art in telerehabilitation for musculoskeletal conditions. *Arch Physiother*, 13(1):1.
- Bazarevsky, V. und Grishchenko, I. (2020). On-device, Real-time Body Pose Tracking with MediaPipe BlazePose. <https://research.google/blog/on-device-real-time-body-pose-tracking-with-mediapipe-blazepose/>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Bazarevsky, V., Grishchenko, I., Raveendran, K., und Grundmann, M. (2020a). BlazePose: On-device Real-time Body Pose Tracking. In *Proceedings of the CVPR Workshop on Computer Vision for Augmented and Virtual Reality*, Seattle, WA, USA.
- Bazarevsky, V., Grishchenko, I., Raveendran, K., Zhu, T., Zhang, F., und Grundmann, M. (2020b). BlazePose: On-device Real-time Body Pose tracking. <https://arxiv.org/abs/2006.10204>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Bazarevsky, V., Kartynnik, Y., Vakunov, A., Raveendran, K., und Grundmann, M. (2019). BlazeFace: Sub-millisecond Neural Face Detection on Mobile GPUs. Abgerufen am 07.06.2025.
- Bazarevsky, V. und Zhang, F. (2019). On-Device, Real-Time Hand Tracking with MediaPipe. Abgerufen am 08.06.2025.
- Berthold, D. P., Imhoff, A. B., und Muench, L. N. (2021). Rotatorenmanschettenläsionen: Einfluss von Rupturen auf die Schultergelenk-Biomechanik. *Orthopädie & Rheuma*, 4.
- Bharti, R. K., Khan, M. A., Narayanamurthy, R., Biswas, P., und Sharma, H. (2023). Future of Computer Vision Application in Digital Healthcare. In Karthikeyan, P., Katina, P. F., und Rajagopal, R., Herausgeber, *Healthcare Industry 4.0: Computer Vision-Aided Data Analytics*, Seiten 139–150. CRC Press, Boca Raton.
- Brinckmann, P., Frobin, W., Leivseth, G., und Drerup, B. (2012). *Orthopädische Biomechanik*. Wissenschaftliche Schriften der WWU Münster, Reihe V, Band 2. Monsenstein und Vannerdat OHG Münster, Münster, 2. Auflage.

- Brindisino, F., Salomon, M., Giagio, S., Pastore, C., und Innocenti, T. (2021). Rotator cuff repair vs. nonoperative treatment: a systematic review with meta-analysis. *Journal of Shoulder and Elbow Surgery*, 30(11):2648–2659.
- Brunnstrom, S., Lehmkuhl, L. D., und Smith, L. K. (1983). *Brunnstrom's Clinical Kinesiology*. F.A. Davis Co., Philadelphia, 4. Auflage.
- Buchmann, S. und Dyrna, F. (2023). Inhalte und Ziele der Rehabilitation an der oberen Extremität: Was gibt es Neues? *Arthroskopie*, 36(4):251–256.
- Carbonaro, N., Lucchesi, I., Lorusso, F., und Tognetti, A. (2018). Tele-monitoring and tele-rehabilitation of the shoulder muscular-skeletal diseases through wearable systems. In *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Seiten 4410–4413. IEEE.
- CFCF (2014). Anatomical Planes. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Anatomical_Planes.svg. Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported License. Abgerufen am 04. Mai 2025.
- Chellappa, R., Liu, J., Lau, C. P., und Dhar, P. (2024). Some Challenges and Solutions in Data-Driven AI. In Ahad, M. A. R., Mahbub, U., Turk, M., und Hartley, R., Herausgeber, *Computer Vision: Challenges, Trends, and Opportunities*, Seiten 1–17. Chapman and Hall/CRC, New York.
- Chua, J., Ong, L.-Y., und Leow, M.-C. (2021). Telehealth Using PoseNet-Based System for In-Home Rehabilitation. *Future Internet*, 13(7):173.
- Ciardi, G., Novara, D., Quattrini, F., und Ricci, E. (2024). Rehabilitation outcome domains following rotator cuff surgical repair: A systematic review. *Journal of Orthopaedic Reports*, 4(7):100409.
- Dobija, L., Lechauve, J.-B., Mbonny-Irankunda, D., Plan-Paquet, A., Dupeyron, A., und Coudeyre, E. (2024). Smartphone applications are used for self-management, telerehabilitation, evaluation and data collection in low back pain healthcare: a scoping review. *F1000Res*, 11:1001.
- Feng, S., Yuan, M., Chen, J., Xing, Z., und Chen, C. (2023). Designing with Language: Wireframing UI Design Intent with Generative Large Language Models. Abgerufen am 09.06.2025.

- Firebase (2025a). Cloud Firestore. <https://firebase.google.com/docs/firestore>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Firebase (2025b). Cloud Firestore Data Model. <https://firebase.google.com/docs/firestore/data-model>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Firebase (2025c). Firebase Authentication. <https://firebase.google.com/docs/auth#identity-platform>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Firebase (2025d). Users in Firebase Projects. <https://firebase.google.com/docs/auth/users>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Franceschi, F., Giovannetti de Sanctis, E., Gupta, A., Athwal, G. S., und Di Giacomo, G. (2023). Reverse shoulder arthroplasty: State-of-the-art. *J ISAKOS*, 8(5):306–317.
- FreeConvert.com (2025). PNG to SVG Converter. <https://www.freeconvert.com/png-to-svg>. Abgerufen am 23.06.2025.
- Funk, L. (2023). Biomechanics of the Shoulder. In Milano, G., Grasso, A., Brzóska, R., und Kovačič, L., Herausgeber, *Shoulder Arthroscopy: Principles and Practice*, Seiten 17–32. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Gauci, M.-O., Olmos, M., Cointat, C., Chammas, P.-E., Urvoy, M., Murienne, A., Bronsard, N., und Gonzalez, J.-F. (2023). Validation of the shoulder range of motion software for measurement of shoulder ranges of motion in consultation: coupling a red/green/blue-depth video camera to artificial intelligence. *International Orthopaedics*, 47(2):299–307.
- Gerhardt, J. J. und Russe, O. A. (1975). *International SFTR Method of Measuring and Recording Joint Motion*. H. Huber; Distributed by Year Book Medical Publishers, Bern and Chicago.
- Gill, T. K., Shanahan, E. M., Tucker, G. R., Buchbinder, R., und Hill, C. L. (2020). Shoulder range of movement in the general population: age and gender stratified normative data using a community-based cohort. *BMC Musculoskeletal Disorders*, 21:676.
- Goetti, P., Denard, P. J., Collin, P., Ibrahim, M., Mazzolari, A., und Läderrmann, A. (2021). Biomechanics of anatomic and reverse shoulder arthroplasty. *EFORT Open Rev*, 6(10):918–931.

- Google (2020). Google's Maven Repository. <https://maven.google.com/web/index.html>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Google Developers (2024a). GPU delegates for LiteRT. <https://ai.google.dev/edge/litert/performance/gpu>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Google Developers (2024b). MediaPipe Tasks. <https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/tasks>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Google Developers (2024c). Pose detection. <https://developers.google.com/ml-kit/vision/pose-detection>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Google Developers (2025a). Hand landmarks detection guide. https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/hand_landmarker. Abgerufen am 08.06.2025.
- Google Developers (2025b). MediaPipe Solutions Guide. <https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/guide>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Google Developers (2025c). Pose landmark detection guide. https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker. Abgerufen am 07.06.2025.
- Google Research (2020). Model Card for MediaPipe BlazePose GHUM 3D. <https://storage.googleapis.com/mediapipe-assets/Model%20Card%20BlazePose%20GHUM%203D.pdf>. Abgerufen am 07.06.2025.
- Google Research (2021). Model Card for MediaPipe Hands. [https://storage.googleapis.com/mediapipe-assets/Model%20Card%20Hand%20Tracking%20\(Lite_Full\)%20with%20Fairness%20Oct%202021.pdf](https://storage.googleapis.com/mediapipe-assets/Model%20Card%20Hand%20Tracking%20(Lite_Full)%20with%20Fairness%20Oct%202021.pdf). Abgerufen am 08.06.2025.
- Greiner, S., Böhm, D., und Kasten, P. (2023). Funktionelle Anatomie und Biomechanik des Schultergelenks unter Berücksichtigung spezifischer pathoanatomischer Aspekte der Endoprothetik. In Perka, C. und Heller, K.-D., Herausgeber, *AE-Manual der Endoprothetik*, Seiten 1–19. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Grishchenko, I., Bazarevsky, V., Zhanfir, A., Bazavan, E. G., Zhanfir, M., Yee, R., Raveendran, K., Zhdanovich, M., Grundmann, M., und Sminchisescu, C. (2022). BlazePose GHUM Holistic: Real-time 3D Human Landmarks and Pose Estimation. CVPR Workshop on Computer Vision for Augmented and Virtual Reality, New Orleans, LA, 2022.

- Hasan, M., Athrey, K. S., Khalid, A., Xie, D., Younessian, E., und Braskich, T. (2024a). Applications of Computer Vision in Entertainment and Media Industry. In Ahad, M. A. R., Mahbub, U., Turk, M., und Hartley, R., Herausgeber, *Computer Vision: Challenges, Trends, and Opportunities*, Seiten 205–238. Chapman and Hall/CRC, New York.
- Hasan, M. S., Schuman, C. D., Zhang, Z., Rahman, T., und Rose, G. S. (2024b). Spike-Based Neuromorphic Computing for Next-Generation Computer Vision. In Ahad, M. A. R., Mahbub, U., Turk, M., und Hartley, R., Herausgeber, *Computer Vision: Challenges, Trends, and Opportunities*, Seiten 312–339. Chapman and Hall/CRC, New York, 1st edition. Auflage.
- Jahoda, P. (2021). MPAndroidChart. <https://weeklycoding.com/mpandroidchart/>. Abgerufen am 23.06.2025.
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R., und Ahmed, M. (2024). Computer vision to enhance healthcare domain: An overview of features, implementation, and opportunities. *Intelligent Pharmacy*, 2.
- Jensen, A. R., Taylor, A. J., und Sanchez-Sotelo, J. (2020). Factors Influencing the Reparability and Healing Rates of Rotator Cuff Tears. *Current Reviews in Musculoskeletal Medicine*, 13(5):572–583.
- Jmarchn (2018). Anatomy of the shoulder joint, back view. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Shoulder_joint_back-en.svg. Creative Commons Attribution-Share Alike 3.0 Unported License. Abgerufen am 08. Mai 2025.
- Jr, P. und Fajardo, A. (2024). Real-time Pose Estimation for Mobile Devices: A Review. *International Journal of Multidisciplinary Research and Analysis*, 7(4).
- Keogh, J. W. L., Cox, A., Anderson, S., Liew, B., Olsen, A., Schram, B., und Furness, J. (2019). Reliability and validity of clinically accessible smartphone applications to measure joint range of motion: A systematic review. *PLoS One*, 14(5):e0215806.
- Khang, A., Abdullayev, V., Litvinova, E., Chumachenko, S., Alyar, A. V., und Anh, P. T. N. (2024). Application of Computer Vision (CV) in the Healthcare Ecosystem. In Khang, A., Abdullayev, V., Hrybiuk, O., und Shukla, A. K., Herausgeber, *Computer Vision and AI-Integrated IoT Technologies in the Medical Ecosystem*, Seiten 1–16. CRC Press, Boca Raton.

- Khazzam, M., Sager, B., Box, H. N., und Wallace, S. B. (2020). The effect of age on risk of retear after rotator cuff repair: a systematic review and meta-analysis. *JSES International*, 4(3):625–631.
- Kolikipogu, R., Ramya, D., Siddiqui, M. J., Siddiqui, A., und Prakash, C. O. (2023). Introduction to Computer Vision Aided Data Analytics in Healthcare Industry 4.0. In Karthikeyan, P., Katina, P. F., und Rajagopal, R., Herausgeber, *Healthcare Industry 4.0: Computer Vision-Aided Data Analytics*, Seiten 1–18. CRC Press, Boca Raton.
- Kuchtaruk, A., Yu, S. S. Y., Iansavichene, A., Davidson, J., Wilson, C. A., und Symonette, C. (2023). Telerehabilitation Technology Used for Remote Wrist/Finger Range of Motion Evaluation: A Scoping Review. *Plast Reconstr Surg Glob Open*, 11(8):e5147.
- Lapner, P., Henry, P., Athwal, G. S., Moktar, J., McNeil, D., MacDonald, P., Shoulder, C., und Society, E. (2022). Treatment of rotator cuff tears: a systematic review and meta-analysis. *J Shoulder Elbow Surg*, 31(3):e120–e129.
- Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Bourdev, L., Girshick, R., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Zitnick, C. L., und Dollár, P. (2015). Microsoft COCO: Common Objects in Context. Abgerufen am 07.06.2025.
- Lin, W.-T. M., Lin, B.-S., Lee, I.-J., und Lee, S.-H. (2022). Development of a Smartphone-Based mHealth Platform for Telerehabilitation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30:2682–2691. Epub 2022 Sep 26.
- Longo, U. G., Risi Ambrogioni, L., Berton, A., Candela, V., Carnevale, A., Schena, E., Gugliemelli, E., und Denaro, V. (2020). Physical therapy and precision rehabilitation in shoulder rotator cuff disease. *International Orthopaedics*, 44(5):893–903.
- Mahadevkar, S. V., Khemani, B., Patil, S., Kotecha, K., Vora, D. R., Abraham, A., und Gabralla, L. A. (2022). A Review on Machine Learning Styles in Computer Vision—Techniques and Future Directions. *IEEE Access*, 10:101998–102017.
- Mehta, P., Singh, M. K., und Singha, N. S. (2024). Computer Vision (CV)-based Machine Learning (ML) Models for the Healthcare System. In Khang, A., Abdullayev, V., Hrybiuk, O., und Shukla, A. K., Herausgeber, *Computer Vision and AI-Integrated IoT Technologies in the Medical Ecosystem*, Seiten 37–47. CRC Press, Boca Raton.

- Mejia-Hernandez, K., Chang, A., Eardley-Harris, N., Jaarsma, R., Gill, T. K., und McLean, J. M. (2018). Smartphone applications for the evaluation of pathologic shoulder range of motion and shoulder scores—a comparative study. *JSES Open Access*, 2(1):109–114.
- MirrorAR LLC (2025). MirrorAR – Revolutionizing Patient Care with Guided At-Home Exercises. <https://www.mirrorar.io/>. Abgerufen am 26.07.2025.
- Munea, T. L., Yalew, Z., Tekle, H., Chen, L., Huang, C., und Yang, C. (2020). The Progress of Human Pose Estimation: A Survey and Taxonomy of Models Applied in 2D Human Pose Estimation. *IEEE Access*, PP.
- National Institute of Arthritis and Musculoskeletal and Skin Diseases (NIAMS) (2006). The human shoulder joint (SVG version by Angelito7). https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Shoulder_joint.svg. Public Domain. Abgerufen am 08. Mai 2025.
- Oehl, M. (2022). Allgemeine Grundlagen. In *FBL Klein-Vogelbach Functional Kinetics: Band 1: Untersuchen und Behandeln*, Seiten 3–46. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- OpenAI (2025). ChatGPT4. <https://chat.openai.com/chat>. Abgerufen am 21.07.2025.
- Pillemer, R. (2023). Anatomie und Funktion der Schulter. In *Handbuch der Untersuchung der oberen Extremitäten: Ein praktischer Leitfaden*, Seiten 177–186. Springer International Publishing, Cham.
- Porikli, F. (2024). Challenges of Computer Vision Research from an Industry Perspective. In Ahad, M. A. R., Mahbub, U., Turk, M., und Hartley, R., Herausgeber, *Computer Vision: Challenges, Trends, and Opportunities*, Seiten 18–32. Chapman and Hall/CRC, New York.
- Ravankar, A., Rawankar, A., und Ravankar, A. A. (2023). Real-time monitoring of elderly people through computer vision. *Artificial Life and Robotics*, 28(4):496–501.
- Reinholz, A. K., Till, S. E., Arguello, A. M., Barlow, J. D., Okoroha, K. R., und Camp, C. L. (2023). Advances in the Treatment of Rotator Cuff Tears: Management of Rotator Cuff Tears in the Athlete. *Clinics in Sports Medicine*, 42(1):69–79.
- Revenite, Inc. (2025). Revenite.AI – Movement Analysis at Your Fingertips. <https://revenite.ai/goni>. Abgerufen am 26.07.2025.

- Roggio, F., Grande, S. D., Cavalieri, S., Falla, D., und Musumeci, G. (2024). Biomechanical Posture Analysis in Healthy Adults with Machine Learning: Applicability and Reliability. *Sensors*, 24(9):2929.
- Sassi, M., Villa Corta, M., Pisani, M. G., Nicodemi, G., Schena, E., Pecchia, L., und Longo, U. G. (2024). Advanced Home-Based Shoulder Rehabilitation: A Systematic Review of Remote Monitoring Devices and Their Therapeutic Efficacy. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 24(9):2936.
- Savage Interactive (2025). Procreate®. <https://procreate.com/procreate>. Abgerufen am 23.06.2025.
- Seron, P., Oliveros, M.-J., Gutierrez-Arias, R., Fuentes-Aspe, R., Torres-Castro, R. C., Merino-Osorio, C., Nahuelhual, P., Inostroza, J., Jalil, Y., Solano, R., Marzuca-Nassr, G. N., Aguilera-Eguía, R., Lavados-Romo, P., Soto-Rodríguez, F. J., Sabelle, C., Villarroel-Silva, G., Gomolán, P., Huaiquilaf, S., und Sanchez, P. (2021). Effectiveness of Telerehabilitation in Physical Therapy: A Rapid Overview. *Physical Therapy*, 101(6):pzab053.
- Shim, G. Y., Kim, E. H., Baek, Y. J., Chang, W. K., Kim, B. R., Oh, J. H., Lee, J. I., Hwang, J. H., und Lim, J.-Y. (2023). A randomized controlled trial of postoperative rehabilitation using digital healthcare system after rotator cuff repair. *NPJ Digital Medicine*, 6(1):95.
- Sivertsson, J., Sernert, N., und Åhlund, K. (2024). Exercise-based telerehabilitation in chronic low back pain – a scoping review. *BMC Musculoskeletal Disorders*, 25(948).
- Sliced Backhand Ltd (2025). Reflex Health – Measure Your Shoulders. <https://reflexhealth.co/>. Abgerufen am 26.07.2025.
- Soeters, R., Damodar, D., Borman, N., Jacobson, K., Shi, J., Pillai, R., und Mehran, N. (2023). Accuracy of a Smartphone Software Application Compared With a Handheld Goniometer for Measuring Shoulder Range of Motion in Asymptomatic Adults. *Orthopaedic Journal of Sports Medicine*, 11(7):23259671231187297.
- Steiner, B., Elgert, L., Haux, R., und Wolf, K.-H. (2020). AGT-Reha-WK study: protocol for a non-inferiority trial comparing the efficacy and costs of home-based telerehabilitation for shoulder diseases with medical exercise therapy. *BMJ Open*, 10(10):e036881.
- Suppé, B. (2007). *Functional Kinetics*. Springer Medizin Verlag, Heidelberg, 6. Auflage.

Szeliski, R. (2022a). Introduction. In *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Seiten 1–26. Springer International Publishing, Cham.

Szeliski, R. (2022b). Recognition. In *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Seiten 273–331. Springer International Publishing, Cham.

TensorFlow Team (2019). TensorFlow Lite Now Faster with Mobile GPUs. <https://medium.com/tensorflow/tensorflow-lite-now-faster-with-mobile-gpus-developer-preview-e15797e6dee7>. Abgerufen am 07.06.2025.

Thangarajah, T., Lo, I. K., und Sabo, M. T. (2021). Rotator cuff repair techniques: Current concepts. *Journal of Clinical Orthopaedics and Trauma*, 17:149–156.

Thopalli, K., Meniconi, N., Ahmed, T., Yeshala, S. K., Kelliher, A., Rikakis, T., und Turaga, P. (2024). Advances in Computer Vision for Home-Based Stroke Rehabilitation. In Ahad, M. A. R., Mahbub, U., Turk, M., und Hartley, R., Herausgeber, *Computer Vision: Challenges, Trends, and Opportunities*, Seiten 109–127. Chapman and Hall/CRC, New York.

Uizard Technologies (2024). Turn product ideas into concepts instantly with GenAI. <https://arxiv.org/abs/2312.07755>. Abgerufen am 09.06.2025.

van den Hoorn, W., Fabre, A., Nardese, G., Su, E. Y.-S., Cutbush, K., Gupta, A., und Kerr, G. (2025). The Future of Clinical Active Shoulder Range of Motion Assessment, Best Practice, and Its Challenges: Narrative Review. *Sensors*, 25(3):667.

van den Hoorn, W., Lavaill, M., Cutbush, K., Gupta, A., und Kerr, G. (2024). Comparison of Shoulder Range of Motion Quantified with Mobile Phone Video-Based Skeletal Tracking and 3D Motion Capture—Preliminary Study. *Sensors*, 24(2):534.

Vifive (2024). Vifive – AI-Powered Musculoskeletal Care. <https://vifive.co/>. Abgerufen am 26.07.2025.

Vocelle, A. R., Weidig, G., und Bush, T. R. (2022). Shoulder structure and function: The impact of osteoarthritis and rehabilitation strategies. *Journal of Hand Therapy*, 35(3):377–387. SI: Upper Extremity Arthritis.

Wazir, H. K., Gaikwad, K., und Kapila, V. (2022). Range of Motion Assessment using a Digital Voice Assistant. In *Proceedings of the 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. IEEE.

- Whig, P., Yathiraju, N., Jain, A., Bhatia, A. B., und Kasula, B. Y. (2025). Integrating Machine Vision for Enhanced Biomedical Signal and Image Processing. In Dulhare, U. N. und Houssein, E. H., Herausgeber, *Deep Learning and Computer Vision: Models and Biomedical Applications: Volume 1*, Seiten 89–116. Springer Nature Singapore, Singapore.
- Xu, H., Bazavan, E. G., Zafir, A., Freeman, W. T., Sukthankar, R., und Sminchisescu, C. (2020). GHUM & GHUML: Generative 3D Human Shape and Articulated Pose Models. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seiten 6183–6192, Los Alamitos, CA, USA. IEEE Computer Society.
- Zhang, B., Fang, Z., Nian, K., Sun, B., und Ji, B. (2024). The effects of telemedicine on Rotator cuff-related shoulder function and pain symptoms: a meta-analysis of randomized clinical trials. *J Orthop Surg Res*, 19(1):478.
- Zhang, C., Wu, J., Li, X., Wang, Z., Lu, W. W., und Wong, T.-M. (2021). Current Biological Strategies to Enhance Surgical Treatment for Rotator Cuff Repair. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 9:657584.
- Zhang, J., Zhang, D., Xu, X., Jia, F., Liu, Y., Liu, X., Ren, J., und Zhang, Y. (2020). MobiPose: Real-Time Multi-Person Pose Estimation on Mobile Devices. In *Proceedings of the 18th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys '20)*, Seiten 136–149, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Zhao, R., Cheng, L., Zheng, Q., Lv, Y., Wang, Y.-M., Ni, M., Ren, P., Feng, Z., Ji, Q., und Zhang, G. (2024). A Smartphone Application-Based Remote Rehabilitation System for Post-Total Knee Arthroplasty Rehabilitation: A Randomized Controlled Trial. *Journal of Arthroplasty*, 39(3):575–581.e8.
- Zheng, C., Wu, W., Chen, C., Yang, T., Zhu, S., Shen, J., Kehtarnavaz, N., und Shah, M. (2023). Deep Learning-based Human Pose Estimation: A Survey. *ACM Computing Surveys*, 56(1).

Anhang A

Feedbackmechanismus

Der im entwickelten Prototyp implementierte Feedbackmechanismus setzt sich aus mehreren Überprüfungen und Korrekturen zusammen, die mit unterschiedlichen Feedbacktexten verknüpft sind. Diese Korrekturen werden in der Tabelle A.1 mit den folgenden Parametern angeführt:

- **Prüfung:** Art und Beschreibung der Prüfung beziehungsweise Korrektur (Sichtbarkeit, Positionierung, Kalibrierungsposition, Startposition, Fehler in der Ausführung, Kompensationsbewegungen und weitere Korrekturen),
- **Landmarks:** Gelenkpunkte, welche von verschiedenen Algorithmen für die Evaluierung herangezogen werden (siehe Abbildung 4.1),
- **Feedbacktexte:** Hinweise und Anweisungen, welche in audiovisueller Form an die Nutzer:innen ausgegeben werden.

Tabelle A.1: Übersicht der im Rahmen des Feedbackmechanismus implementierten Prüfungen und Korrekturen in Bezug auf die Sichtbarkeit von Landmarks, Positionierung, Bewegungsausführung, Kompensationsbewegungen und weiteren Aspekten einschließlich Informationen zu den für die Evaluierung verwendeten Landmarks und den implementierten Feedbacktexten.

Nr. Prüfung		Landmarks	Feedbacktext
		Sichtbarkeit	
1	Kopf	0, 2, 5	„Kopf nicht sichtbar“
2	Linke Schulter	11	„Linker Arm nicht sichtbar“
3	Rechte Schulter	12	„Rechter Arm nicht sichtbar“
4	Linker Ellbogen	13	„Linker Arm nicht sichtbar“

Nr.	Prüfung	Landmarks	Feedbacktext
5	Rechter Ellbogen	14	„Rechter Arm nicht sichtbar“
6	Linkes Handgelenk	15	„Linker Arm nicht sichtbar“
7	Rechtes Handgelenk	16	„Rechter Arm nicht sichtbar“
8	Linke Hüfte	23	„Linke Hüfte nicht sichtbar“
9	Rechte Hüfte	24	„Rechte Hüfte nicht sichtbar“
Positionierung der Nutzer:innen			
10	Abstand zu klein	11/12, 23/24	„Positioniere dich weiter weg!“
11	Abstand zu groß	11/12, 23/24	„Positioniere dich näher zur Kamera!“
12	Falsche Ausrichtung zur Kamera: seitlich statt nach frontal	11, 12	„Positioniere dich gerade zur Kamera!“
Kalibrierungs- und Startpositionen			
13	Falsche Kalibrierungsposition	11/12, 13/14, 15/16	„Begebe dich in die Kalibrierungsposition!“
14	Falsche Startposition: keine 90° Abduktion des Armes	11/12, 13/14, 15/16	„Arm muss zur Seite ausgestreckt sein!“
15	Falsche Startposition: keine 90° Abduktion des Oberarmes	11/12, 13/14, 15/16	„Oberarm muss seitlich angehoben werden!“
16	Falsche Startposition: Unterarm nicht um 90° abgewinkelt	13/14, 15/16	„Unterarm muss nach vorne abgewinkelt sein!“
17	Falsche Startposition: Arm nicht auf Schulterhöhe	11/12, 13/14, 15/16	„Achte auf eine gerade Linie zwischen Schultern, Ellbogen und Handgelenk!“
Falsche Ausführung			
18	Abduktion statt Anteversion	11/12, 13/14	„Hebe den Arm nach vorne an!“

Nr.	Prüfung	Landmarks	Feedbacktext
19	Abduktion statt Retroversion	11/12, 13/14	„Hebe den Arm nach hinten an!“
20	Retroversion statt Anteversion	11/12, 13/14	„Hebe den Arm nach vorne an!“
21	Anteversion statt Retroversion	11/12, 13/14	„Hebe den Arm nach hinten an!“
22	Anteversion statt Abduktion	13/14	„Hebe den Arm seitlich über die Schulter!“
23	Retroversion statt Abduktion	13/14	„Hebe den Arm seitlich über die Schulter!“
24	Adduktion statt Abduktion	11/12, 13/14	„Hebe den Arm seitlich an!“
25	Abduktion statt Adduktion (links)	11, 13	„Hebe den Arm nach innen/rechts an!“
26	Abduktion statt Adduktion (rechts)	12, 14	„Hebe den Arm nach innen/links an!“
27	Innen- statt Außenrotation 0° (links)	13, 15	„Drehe den Arm nach außen/links!“
28	Außen- statt Innenrotation 0° (links)	13, 15	„Drehe den Unterarm nach innen/rechts!“
29	Innen- statt Außenrotation 0° (rechts)	14, 16	„Drehe den Unterarm nach außen/rechts!“
30	Außen- statt Innenrotation 0° (rechts)	14, 16	„Drehe den Unterarm nach innen/links!“
31	Innen- statt Außenrotation 90°	13, 15	„Drehe den Unterarm nach oben!“
32	Außen- statt Innenrotation 90°	13, 15	„Drehe den Unterarm nach unten!“
33	Arm zu stark abgesenkt oder angehoben	15/16	„Arm nicht heben oder senken!“
34	Handgelenk zu stark abgesenkt oder angehoben	15/16	„Handgelenk nicht heben oder senken!“
Kompensationsbewegungen			
35	Nach vorne/hinten lehnen	11/12, 23/24	„Nicht nach vorne oder hinten lehnen!“

Nr.	Prüfung	Landmarks	Feedbacktext
36	Nach links/rechts lehnen	11/12, 23/24	„Nicht zur Seite lehnen!“
37	Oberkörperrotation	11, 12	„Positioniere dich gerade zur Kamera!“
38	Ellbogen in Abduktion bringen	13/14	„Ellbogen nicht heben!“
39	Ellbogen stark absenken oder anheben	11/12, 13/14	„Ellbogen nicht heben oder senken!“
40	Schulter stark absenken oder anheben	11, 12	„Schulter nicht heben oder senken!“
Weitere Korrekturen			
41	Neigungswinkel des Smartphones		„Handy muss gerade sein!“
42	Ausführungsfehler Schmerzniveau		„Bitte Hand heben!“
43	Sonstiges		„Bitte positioniere dich richtig.“
44	Fehler		„Keine Gelenke erkannt.“

Eidesstattliche Erklärung

zur Arbeit mit dem Titel

KONZEPTION UND ENTWICKLUNG EINES APP-PROTOTYPEN FÜR ROM-MESSUNGEN ZUR TELETHERAPEUTISCHEN NUTZUNG IN DER SCHULTERREHABILITATION

“Ich erkläre hiermit an Eides statt,

- dass ich die vorliegende Bachelorarbeit/Masterarbeit selbstständig angefertigt und die mit ihr verbundenen Tätigkeiten selbst erbracht habe und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe;
- dass ich mich bei der Erstellung der Arbeit an die Richtlinie der FH JOANNEUM zur Sicherung Guter Wissenschaftlicher Praxis und zur Vermeidung von Fehlverhalten (kurz Richtlinie GWP) gehalten habe;
- dass ich alle aus gedruckten oder ungedruckten Werken sowie aus dem Internet im Wortlaut oder im wesentlichen Inhalt übernommenen Formulierungen und Konzepte gemäß den Regeln für gutes wissenschaftliches Arbeiten (Richtlinie GWP) zitiert und durch genaue Quellenangaben gekennzeichnet habe;
- dass ich in der Methodendarstellung oder einem Verzeichnis alle verwendeten Hilfsmittel (Assistenzsysteme der Künstlichen Intelligenz wie Chatbots [z.B. ChatGPT], Übersetzungsapplikationen [z.B. DeepL], Paraphrasierapplikationen [z.B. Quill bot]), Bildgeneratorapplikationen [z.B. Dall-E] oder Programmierapplikationen [z.B. Github Copilot] deklariert und ihre Verwendung bei den entsprechenden Textstellen angegeben habe;
- dass die vorliegende Originalarbeit in dieser Form zur Erreichung eines akademischen Grades noch keiner anderen Hochschule vorgelegt worden ist. (* Diese Formulierung entfällt bei gemeinsamen Studienprogrammen, z.B. Double Degree Programmen. Es gelten die hierfür festgelegten Regelungen.)

Ich wurde darüber aufgeklärt, dass meine Arbeit auf Plagiate und auf Drittautor:innenschaft menschlichen (Ghostwriting) oder technischen Ursprungs (Assistenzsysteme der künstlichen Intelligenz) überprüft werden kann.

Ich bin mir darüber im Klaren, dass eine wahrheitswidrige Erklärung rechtliche Folgen wie eine negative Beurteilung meiner Arbeit, die nachträgliche Aberkennung des dadurch erlangten Titels und Strafverfolgung nach sich ziehen kann.”