

Finaler Projektbericht: CATCH-HEMI

Projektname: CATCH-HEMI – Combining biomarkers and Tele-health solutions for delivering at home and in the Community Precision medicine and intervention for the upper limb in children with Hemiplegia due to stroke

Förderkennzeichen: 01KU2012

Projektlaufzeit: 01.10.2020 – 31.12.2024

Projektpartner:

Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Institut für Anthropomatik und Robotik (IAR)
Fondazione Stella Maris (FSM), Italien
Universität Pisa, Italien
Universität Alexandria, Ägypten
Karolinska Institutet (KI), Schweden

Ansprechpartner: Prof. Dr.-Ing. Tamim Asfour
Institut für Anthropomatik und Robotik, KIT
Adenauerring 2, Geb. 50.20, D-76131 Karlsruhe
Telefon: +49 721 608 47379
E-Mail: asfour@kit.edu

Inhaltsverzeichnis

1. Projektziel und Motivation	3
2. Wissenschaftlich-technische Ergebnisse.....	3
Arbeitspaket 4 - Kinematische Analysen der oberen Extremität	3
Arbeitspaket 6 - Präzisionsmodell für Schlaganfälle von Kindern	11
3. Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens.....	15
4. Herausforderungen und Lösungsansätze	16
5. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Projektarbeiten	17
6. Zusammenfassung des zahlenmäßigen Nachweises	17
7. Fazit und Ausblick.....	18
8. Veröffentlichungen von Projektergebnissen.....	19
9. Literaturliste.....	19

1. Projektziel und Motivation

Das CATCH-HEMI-Projekt hat das Ziel, innovative Methoden für die Rehabilitation von Kindern mit Hemiplegie zu erforschen und zu entwickeln. Hemiplegie ist eine neurologische Erkrankung, die durch eine einseitige Lähmung oder erhebliche Bewegungseinschränkung der oberen Extremitäten gekennzeichnet ist und oft als Folge eines kindlichen Schlaganfalls auftritt. Die betroffenen Kinder sind in ihrem Alltag stark eingeschränkt, da viele Tätigkeiten des täglichen Lebens nur unzureichend ausgeführt werden können. Dieses Projekt strebt an, die Lebensqualität der betroffenen Kinder deutlich zu verbessern und neue Standards in der personalisierten Rehabilitation zu setzen.

Um die damit verbundenen Herausforderungen zu adressieren, setzt das Projekt auf die Kombination verschiedener Technologien. Insbesondere sollen kinematische Analysen, klinische Daten, Neuroimages und genetische Informationen in ein umfassendes Präzisionsmodell integriert werden, das eine personalisierte Therapie ermöglicht. Durch die Analyse kinematischer Daten können asymmetrische Bewegungsmuster der oberen Extremitäten identifiziert und individuelle Therapieempfehlungen abgeleitet werden.

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Arbeiten des KIT, in den Arbeitspaketen 4 und 6 beschrieben.

2. Wissenschaftlich-technische Ergebnisse

Arbeitspaket 4 - Kinematische Analysen der oberen Extremität

Ein zentraler Bestandteil des Projekts war die detaillierte Analyse kinematischer Daten, die mit ActiGraph-Sensoren (Modell GT3X-BT) erfasst wurden. Diese Sensoren wurden von den Teilnehmenden über definierte Zeiträume am Handgelenk getragen und ermöglichen eine kontinuierliche Aufzeichnung der Bewegungsmuster beider oberen Extremitäten. Die Datenerhebung erfolgte sowohl während eines standardisierten klinischen Tests – dem *Assisting Hand Assessment* (AHA) – als auch über eine Woche hinweg im häuslichen Alltag der Teilnehmenden. Der AHA-Test stellt ein etabliertes klinisches Verfahren zur Beurteilung der beidseitigen oberen Extremitätenfunktion bei Kindern mit unilateraler zerebraler Bewegungsstörung dar.

Die Projektpartner von der Fondazione Stella Maris (FSM) haben bereits vor Projektbeginn in einer Studie entsprechende Daten bei einer Vielzahl von gesunden und beeinträchtigten Kindern im Alter von 18 Monaten bis 12 Jahren erhoben (Beani et al., 2019). Die verwendeten ActiGraph-Sensoren liefern einerseits Beschleunigungsdaten in x-, y- und z-Richtungen mit 80 Hz und über die ActiLife Software auch sogenannte *activity counts* mit 1 Hz. Diese sind ein Index für die Intensität der physikalischen Bewegungen, wobei ein größerer Index auf eine höhere Intensität

hindeutet. In dieser dem Projekt vorausgegangenen Studie haben die Partner gezeigt, dass der klinisch ermittelte AHA-Score mit einem Asymmetrie-Index (AI) korreliert, der auf Basis der mittleren *activity counts* der dominanten und nicht dominanten Hand während des AHA-Tests berechnet wird. Darüber hinaus haben die Partner eine Studie durchgeführt, in der 30 Kinder mit unilateraler Zerebralparese mit einem neuartigen Rehabilitationansatz, *UPper Limb Children Action Observation Training* (UPCAT), behandelt wurden (Sgandurra et al., 2021). Die Kinder führten über drei Wochen hinweg diese Action Observation Therapy (AOT) zu Hause durch. Dabei wurden zu verschiedenen Zeitpunkten vor und nach der Therapie entsprechende klinische Tests (z.B., AHA, BBT, MA2) durchgeführt. Die Bewertung dieser Tests erfolgt durch zwei zufällig ausgewählte und unabhängige pädiatrische Neurologen anhand von Videoaufnahmen. Zusätzlich wurden ActiGraph-Daten sowohl während der klinischen Tests und als auch in den Wochen während der Therapie, sowie davor oder danach zu Hause erhoben.

Zunächst wurden die von der Fondazione Stella Maris (FSM) bereitgestellten Rohdaten gesammelt, in ein einheitliches Format konvertiert und mit den zugehörigen demographischen (z. B. Alter, Geschlecht, Handdominanz) sowie bereits vorhandenen klinischen Informationen (z. B. Diagnose, AHA-Score, weitere funktionelle Kennzahlen) verknüpft.

Ergänzend wurde eine umfassende Literaturrecherche durchgeführt, um aktuelle Ansätze zur Nutzung und Auswertung von ActiGraph-Daten und ähnlichen Beschleunigungs- und IMU-basierten Sensoren in vergleichbaren Zielgruppen – insbesondere bei Patient*innen nach Schlaganfall oder mit zerebraler Lähmung – zu identifizieren. Dabei wurden insbesondere Studien berücksichtigt, die sich mit der Erfassung und Bewertung beidseitiger Armaktivität sowie mit der Ableitung klinisch relevanter Metriken aus Alltagsdaten befassen. Relevante Arbeiten (Iacovelli et al., 2019, Pan et al., 2020, Regterschot et al., 2021, David et al., 2021, etc.) lieferten wichtige Ansätze zur Auswahl geeigneter Metriken und Methoden, die im weiteren Projektverlauf vertiefend untersucht wurden. Dabei hat lediglich die Arbeit in Pan et al. (2020) die entworfene Metrik auf Kinder mit Hemiplegie zwischen 7 und 9 Jahren evaluiert und gezeigt, dass diese Metrik mit existierenden Metriken auf *activity counts* korreliert.

Im Folgenden werden die Ergebnisse beschrieben.

Framework für die kinematische Analyse der oberen Extremitäten

Zur systematischen Auswertung der vorhandenen ActiGraph-Daten wurde ein modulares Software-Framework in Python entwickelt. Dieses ermöglicht die Verarbeitung und Verknüpfung sämtlicher bislang vorliegender ActiGraph-Aufzeichnungen mit den begleitenden demographischen und klinischen Informationen. Das Framework bietet folgende Funktionen:

- Einlesen von Beschleunigungssensordaten und *activity counts* aus dem Datenformat der ActiGraph-Software,
- Berechnung kinematischer Metriken aus rohen oder gefilterten Beschleunigungssignalen bzw. *activity counts*, und Konvertierung in einheitliches Format,
- Durchführung statistischer Analysen (z. B. Korrelationen, Signifikanztests),
- Visualisierung von Zeitreihen- und Verteilungsdaten,

- Evaluation von Methoden des maschinellen Lernens (klassisch und tiefenbasiert).

Dieses Framework wurde im Rahmen von Arbeitspaket 6 auch um folgende Funktionen erweitert:

- Einlesen aller demographischen und klinischen Daten aus der im Projekt erstellten REDCap Datenbank¹ und Konvertierung in ein einheitliches Format,
- Automatische Berechnung des Therapieerfolgs als Differenz zwischen klinischen Scores (AHA, BBT und MA2) vor und nach der Therapie.

Neue Kinematische Metriken der oberen Extremitäten auf Basis von ActiGraph-Daten

Neben dem bislang eingesetzten Asymmetrie-Index (AI) der durchschnittlichen Aktivität der dominanten und nicht-dominanten Hand wurden insgesamt 14 verschiedene Metriken implementiert. Diese basieren auf *activity counts*, gefilterten und rohen Beschleunigungsdaten und erlauben die Berechnung von insgesamt 42 Merkmalen pro Zeitfenster. Dabei entspricht die nicht-dominante Hand der beeinträchtigten Extremität. Zu den betrachteten Metriken zählen:

- **Movement Intensity** (Beani et al., 2019). Diese Metrik gibt die Intensität der Bewegungen als Asymmetrie-Index über die durchschnittliche Aktivität an und entspricht der Metrik von Beani et al. bei Verwendung von *activity counts*.
- **Variation**. Diese Metrik gibt die Variabilität der Bewegungen als Asymmetrie-Index über die Varianzen der Aktivität der dominanten und nicht-dominanten Extremität an.
- **Bimanual Mode**. Mit dieser Metrik kann die Beidhändigkeit der Bewegung als Asymmetrie-Index basierend auf den Kategorien von keiner Bewegung, einhändigen oder beidhändigen Bewegung berechnet werden.
- **Jerk**. Diese Metrik gibt den Jerk als Asymmetrie-Index über das durchschnittliche Jerk der dominanten und nicht-dominanten Extremität an.
- **Jerk Ratio-50** (Pan et al., 2020). Diese Metrik berechnet die Dominanz der Hand über die kumulative Wahrscheinlichkeit einer Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des normalisierten und gefilterten Jerks der Beschleunigungsdaten.
- **Activity Ratio** (Essers et al., 2021). Diese Metrik gibt den Anteil der Aktivität der betroffenen Extremität im Vergleich zur Aktivität der nicht-betroffenen Extremität an.
- **Magnitude Ratio** (Essers et al., 2021). Diese Metrik berechnet den Median über den Anteil des natürlichen Logarithmus der Aktivität zwischen dominanter und nicht-dominanter Extremität und wird auf Basis von *activity counts* berechnet.
- **Bilateral Magnitude** (Essers et al., 2021). Diese Metrik gibt die Intensität der Bewegung als Mittelwert über die Summe der Aktivität der dominanten und nicht-dominanten Extremität an.
- **Hours of Activity** (Essers et al., 2020). Diese Metrik berechnet die Summe (oder den Mittelwert) der gemessenen Aktivität, basierend auf einem Schwellwert.
 - **Unilateral paretic and nonparetic hours of upper limb activity**. Diese Metrik berechnet die Zeit, in der genau eine Extremität aktiv war.

¹ <https://redcap.irccs-stellamaris.it/>

- **Bilateral upper limb activity.** Diese Metrik berechnet die Zeit, in der genau beide Extremitäten aktiv waren.
- **Motor Activity Index** (Iacovelli et al., 2019). Diese Metrik betrachtet die Bewegungen der beiden Extremitäten unabhängig voneinander und dient damit auch als Maß, falls nur ein Beschleunigungssensor am Handgelenk zur Verfügung steht.
 - **Index 1 (dominant)** Diese Metrik berechnet die Varianz der Magnitude der dominanten Extremität.
 - **Index 1 (non-dominant)** Diese Metrik berechnet die Varianz der Magnitude der nicht-dominanten Extremität.
 - **Index 2 (dominant).** Diese Metrik berechnet die Magnitude der Varianz der dominanten Extremität.
 - **Index 2 (non-dominant).** Diese Metrik berechnet die Magnitude der Varianz der nicht-dominanten Extremität.

Insgesamt dienen viele der Metriken (Activity Ratio, Magnitude Ratio, etc.) als Indikator für die die Symmetrie der Bewegung, der angibt, inwieweit beide Arme gleichmäßig an Alltagsaktivitäten beteiligt sind. Während gesunde Erwachsene typischerweise nur geringe Schwankungen in diesen Symmetriewerten aufweisen, zeigen Studien (Essers et al., 2020), dass Personengruppen mit neuromotorischen Beeinträchtigungen signifikant abweichende und charakteristische Muster entwickeln. Diese Abweichungen variieren systematisch je nach Schweregrad der motorischen Funktionseinschränkung und können somit als quantitative Biomarker dienen. Komplementär dazu erfassen andere implementierte Metriken (Hours of Activity, Motor Activity Index, etc.) quantitative Aspekte der Bewegungsaktivität, indem sie spezifisch die Häufigkeit, Dauer und Intensität verschiedener beidhändiger Bewegungsmuster analysieren.

Evaluation der kinematischen Metriken auf klinischen AHA-Tests Daten

Für die erste Evaluation der kinematischen Metriken wurden die in einer retrospektiven Studie der Partner gesammelten Daten verwendet. Die Daten umfassen 3D-Beschleunigungsdaten und *activity counts* von ActiGraph-Sensoren, die an beiden Unterarmen von etwa 50 gesunden und 150 Kindern mit Hemiplegie während des AHA-Tests getragen wurden.

Auf Basis der extrahierten Merkmale wurden Korrelationen mit den klinisch ermittelten AHA-Scores berechnet. Neben der bereits bekannten Korrelation zur Movement Intensity auf Basis von *activity counts* (Beani et al., 2019) zeigen sich auch hohe Korrelationswerte mit dem AHA-Score für die folgenden Metriken: Activity Ratio, Bimanual Mode, Jerk, Jerk-Ratio-50, Magnitude Ratio, Motor Activity Index I and II (non-dominant), Movement Intensity für Beschleunigungsdaten und Variation. Entsprechend hat sich hier gezeigt, dass Metriken aus der Literatur, welche teils bei anderen Zielgruppen (größtenteils ältere Patienten) evaluiert wurden, auch bei unserer Zielgruppe, zumindest während strukturierter Situationen (AHA-Test), anwendbar sind. Die ermittelten Korrelationswerte fallen dabei etwas niedriger aus, wenn nur die beeinträchtigten Kinder betrachtet werden. Außerdem haben Metriken auf Basis der *activity counts* im Allgemeinen stärker mit dem AHA-Score korreliert als auf Basis von Beschleunigungsdaten, was vermutlich auf das höhere Rauschen zurückzuführen ist. Dementsprechend erzielten die zusätzlich gefilterten Daten des Beschleunigungssensors in einigen Fällen deutlich bessere Ergebnisse.

Interessant hierbei ist die Korrelation von Motor Activity Index I and II (non-dominant) und dem AHA-Score, da hierfür lediglich ein Sensor an der nicht-dominanten (beeinträchtigten) Hand benötigt wird. Insgesamt diente diese Studie u.a. dazu, zu evaluieren, dass Aussagen über den klinischen Zustand der Kinder anhand geeigneter Metriken getroffen werden können und dass diese Metriken nicht willkürlich gewählt wurden. Im folgenden Abschnitt wird die Übertragbarkeit der gewonnenen Erkenntnisse über ausgewählte Metriken auch in Alltagssituationen Aussagen über den Zustand des Kindes treffen lassen. In Arbeitspaket 6 wurde untersucht, ob hierdurch auch Vorhersagen über therapeutische Verbesserung bei den Kindern durch die Action Observation Therapy möglich sind.

Evaluation der kinematischen Metriken im Alltag

Ein zentrales Forschungsziel bestand in der Untersuchung, ob sich die kinematischen Metriken auch für Analysen unter natürlichen Bedingungen eignen. Eine solche Anwendbarkeit würde kontinuierliche Beobachtungen in natürlichen Lebenssituationen ermöglichen und wertvolles Feedback für Kinder, Eltern, Ärzte und Therapeuten liefern. Zur Untersuchung dieses Potenzials wurden ActiGraph-Aufzeichnungen aus dem Alltag der teilnehmenden Kinder ausgewertet. Dazu wurden die entsprechenden ActiGraph-Daten aus der retrospektiven Studie bei Kindern im Alltag verwendet. Die Analyse dieser Alltagsdaten war mit Herausforderungen verbunden. Anders als bei klinischen Tests, wo Kinder kontrolliert sitzen und definierte Bewegungsmuster ausführen, enthalten Alltagsaufzeichnungen zahlreiche funktionell irrelevante Ganzkörperbewegungen, die die Analyse erheblich erschweren.

Eine Literaturrecherche zeigte, dass Regterschot et al. (2021) dieses Problem durch einen zusätzlichen Sensor am Bein lösten, der Körperkonfigurationen wie Stehen und Sitzen differenzieren konnte. In unseren retrospektiven Studien waren aber lediglich zwei ActiGraphen an Handgelenken vorhanden. Studien von Lum et al. (2020) und Tran et al. (2018) verwenden Methoden des maschinellen Lernens zur Unterscheidung funktionaler und nicht-funktionaler Bewegungen, benötigen dafür allerdings annotierte Trainingsdaten, die in unserem Fall weitgehend fehlten.

Daher lag ein Schwerpunkt der Arbeit auf der Entwicklung und Anwendung von Methoden zur Erkennung und Herausfilterung nicht-funktionaler, insbesondere symmetrischer Bewegungsmuster. Ziel war es, alltagsbedingte Bewegungen wie das Gehen, die nicht zwingend eine funktionale Armaktivität darstellen, zu identifizieren und bei Bedarf auszuschließen. Zu diesem Zweck wurde ein Verfahren aus der Literatur zur Gangphasen-Erkennung adaptiert und eingesetzt, das auf den Daten eines einzelnen Beschleunigungssensors basiert (Straczkiwicz et al., 2023). Aufgrund fehlender annotierter Daten wurde die Klassifikation über beide Armsensoren hinweg plausibilisiert: Nur wenn beide Sensoren synchron typische Gangmuster aufwiesen, wurde eine Bewegungssequenz als Gehen klassifiziert. Während dieser Ansatz in eigens aufgenommenen Testdaten gesunder Erwachsener zuverlässige Ergebnisse lieferte, erwies seine Übertragbarkeit auf Kinder mit zerebraler Bewegungsstörung nur eingeschränkt möglich, da deren Gangmuster häufig deutlich von typischen Gangprofilen abweichen, was zu einer geringeren Detektionsgenauigkeit führte.

Darüber hinaus war die Verbesserung der Datenqualität wesentlich für die Analyse. So konnten durch die Auswertung spezifischer Metriken Tage identifiziert werden, an denen die Beschleunigungssensoren möglicherweise vertauscht getragen wurden – durchaus häufiges Problem bei der Anwendung durch die Eltern/Kinder. Diese Anomalien wurden automatisch erkannt und im Datensatz entsprechend korrigiert, was die Zuverlässigkeit der anschließenden Analysen signifikant verbesserte.

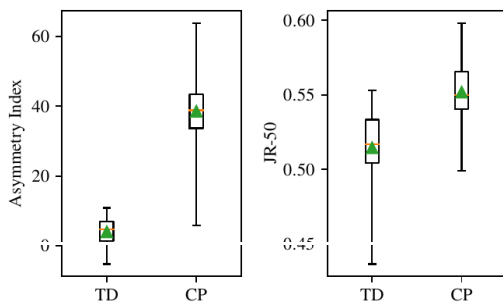


Abbildung 1:
Verteilung der Metriken für TD und CP

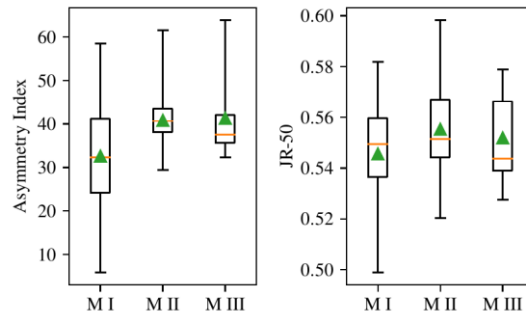


Abbildung 2:
Genauere Analyse der CP Kinder

Abbildung 1 zeigt die finalen Verteilungen der extrahierten Metriken (Asymmetrie-Index nach Beani et al., 2019, und Jerk-Ratio-50 nach Pan et al., 2020) für gesunde (TD) und beeinträchtigte Kinder (CP) an. Dabei gibt das grüne Dreieck den Median und der orange Strich den Mittelwert an. Die Ergebnisse decken sich mit den erwarteten Werten: Der Asymmetrie-Index bewegt sich im Intervall $[-100,100]$ bei gesunden Kindern erwartungsgemäß nahe 0, während die Jerk-Ratio-50 im Intervall $[0,1]$ für diese Gruppe im Mittel bei 0.5 liegt. Dabei gibt ein größerer Wert eine verstärkte Nutzung der dominanten gegenüber der beeinträchtigten Seite an.

Abbildung 2 zeigt die Ergebnisse einer genaueren Analyse der beeinträchtigten Kinder anhand ihrer klinischen MACS-Scores (M I, M II, und M III) an, wobei MACS III die schwerwiegendste Beeinträchtigung darstellt. Hier zeigt sich ein Anstieg beider Metriken mit Beeinträchtigungsgrad. Während der Asymmetrie-Index eine bessere Differenzierung zwischen gesunden und beeinträchtigten Kindern ermöglicht, reicht diese nicht aus, um eine genaue Differenzierung wie beim AHA-Score zu erreichen. Insgesamt konnte durch die beschriebenen Qualitätsmaßnahmen eine bessere Differenzierung zwischen gesunden und beeinträchtigten Kindern erreicht werden. Die spezifische Filterung symmetrischer Gangbewegungen hatte hingegen keinen signifikanten Einfluss auf die Verteilung der analysierten Metriken.

Ergänzend wurde untersucht, inwiefern sich Therapiesitzungen anhand der sensorbasierten Metriken von Alltagsaktivitäten differenzieren lassen. Erwartungsgemäß zeigten sich Abweichungen in den Aktivitätsmustern während der Therapie, allerdings nicht in konsistenter oder signifikanter Weise über alle Sitzungen hinweg. Lediglich in den ersten acht der insgesamt fünfzehn aufgezeichneten Sitzungen – in denen gezielte Übungen mit der beeinträchtigten Hand durchgeführt wurden – konnte ein qualitatives Muster in der Differenz der *activity counts* zwischen

beiden Händen beobachtet werden. Dieses Muster könnte zukünftig als Grundlage zur automatisierten Erkennung und Segmentierung therapeutischer Aktivitäten dienen.

Für eine präzisere Analyse von beidhändigen menschlichen Bewegungen, werden genauere und annotierte Daten hilfreich. Aus diesem Grund wurde an der Erhebung eigener Datensätze gearbeitet, um diese Fragestellung zu adressieren.

Datensatz für beidhändige menschliche Manipulationsbewegungen

KIT Bimanual Manipulation Dataset. Um beidhändige menschliche Manipulationsbewegungen besser verstehen und modellieren zu können, wurde bereits im vor Projektbeginn ein multimodaler Datensatz von Haushaltsaktionen aufgenommen (Krebs, Meixner et al., 2021). Dabei wurden verschiedene Variationen (588) von kurzen Manipulationsaktionen von zwei gesunden Personen aufgezeichnet. Der Datensatz umfasst u.a. die präzise menschliche Körperbewegung, die Gelenkwinkelkonfigurationen beider Hände und die 6D Pose und Trajektorien aller manipulierten Objekte. Insgesamt wurde der Datensatz mit fünf Sensorsystemen aufgenommen: einem optischen marker-basierten Motion-Capture Systems, zwei Datenhandschuhe, drei RGB-Tiefenkameras, einer am Kopf getragenen RGB-Kamera und drei IMU-Sensoren (ein Sensor pro Handgelenk und einer am Rücken). Die aufgezeichneten Bewegungssequenzen wurden manuell segmentiert und annotiert, um eine Analyse der Manipulationsaktionen der jeweiligen Hand zu ermöglichen.

Extended KIT Bimanual Manipulation Dataset. Im Rahmen des Projekts haben wir die Limitationen dieses Datensatzes, speziell die geringe Probandenzahl sowie die Beschränkung auf kurze, isolierte und vorgeschriebene Aktionen, durch eine Erweiterung des Datensatzes adressiert. So wurde der Datensatz um 90 längere und unstrukturierte Manipulationsaufgaben von jeweils einer Dauer von bis zu zwei Minuten, die von 6 gesunden Probanden durchgeführt wurden, erweitert (Meixner et al., 2023). Für diese Erweiterung wurden die gleichen Sensormodalitäten und eine erweiterte Aktionsannotation verwendet. Der resultierende Datensatz von insgesamt 3 Stunden steht als integraler Bestandteil unserer öffentlich zugänglichen Datenbank für menschliche Ganzkörperbewegungen² (Mandery et al. 2016) zur Verfügung.

Basierend auf diesem Datensatz wurde eine umfassende quantitative und qualitative Evaluation verschiedener Algorithmen für die Segmentierung von Manipulationsbewegungen durchgeführt. Diese basieren sowohl auf der menschlichen Pose als auch auf Objektbewegungen (Meixner et al., 2023). Die Analyse zeigt, dass die Kombination von Informationen auf semantischer Ebene (Kontakte zwischen Hand und Objekt, sowie Objekt und Objekt) und auf Trajektorienebene, über eine hierarchische Segmentierung (Wächter et al., 2015), auch in diesem Kontext eine deutliche bessere Segmentierung ermöglicht. Die Evaluation liefert zudem wesentliche Erkenntnisse für künftige Forschungsarbeiten: Die systematische Berücksichtigung von Rolle der Hände wie Dominanz sowie die Symmetrieeigenschaften der Bewegungsausführung erwiesen sich als entscheidende Faktoren für eine vollständige Analyse bimanueller Manipulation.

² <https://motion-database.humanoids.kit.edu/details/datasets/3521/>

Taxonomie für bimanuelle Manipulation

Für die systematische Analyse bimanueller Bewegung wurde eine umfassende Taxonomie für bimanuelle Manipulation entwickelt (Krebs und Asfour, 2022), siehe Abbildung 3. Die Klassifikation bimanueller Aktionen synthetisiert Erkenntnisse aus Rehabilitationsforschung, Neurowissenschaft und Robotik und strukturiert bimanuelle Manipulationsaufgaben anhand zentraler Kriterien: Koordinationsmuster der Hände, physikalische Interaktion zwischen den Händen und Rollen der Hände. Dadurch werden bimanuelle Manipulationsaufgaben durch sogenannte bimanuelle Kategorien beschrieben. Die Taxonomie wurde basierend auf markerbasierten menschlichen Bewegungsdaten validiert.

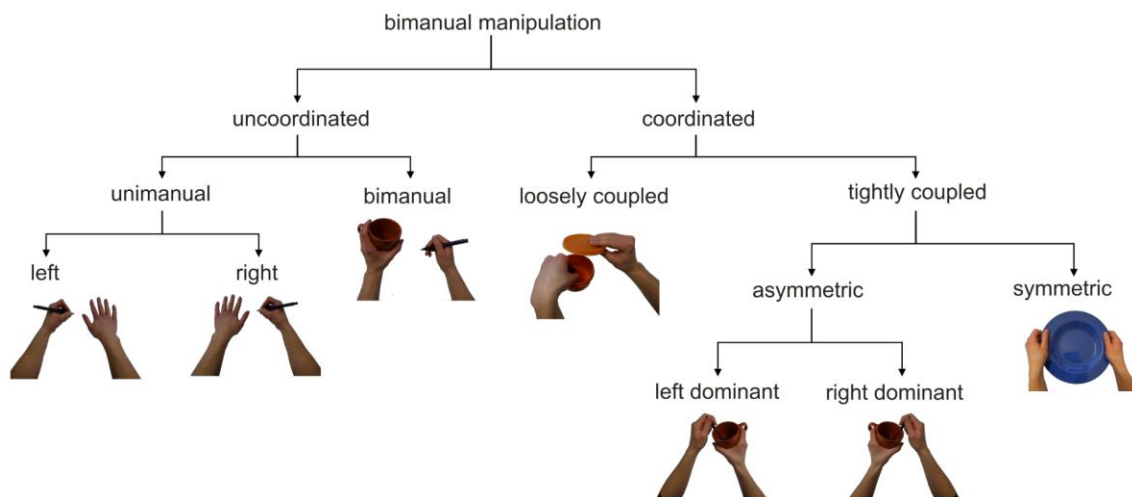


Abbildung 3: Taxonomie für bimanuelle Manipulation

In einer weiterführenden Arbeit wurde eine Methode zur automatischen Erkennung dieser Kategorien in menschlichen Bewegungen mit ausschließlich einer RGB-D Kamera entwickelt (Krebs et al., 2023). Basierend auf RGB-D Daten werden zunächst 3D-Begrenzungsrechtecke (bounding boxes) für die Hände und Objekte sowie deren räumliche Relationen extrahiert. Ein Graph-Neuronales-Netzwerk (GNN) nutzt diese extrahierten Merkmale zur Erkennung bimanueller Kategorien. Hierfür wurde das bereits existierende *KIT Bimanual Actions Dataset* um weitere Aufnahmen mit Schwerpunkt auf bimanuellen symmetrischen Bewegungen erweitert.³

Für verschiedene Kategorien der Taxonomie treten unterschiedliche räumliche und zeitliche Constraints zwischen beiden Armen auf. Diese wurden in (Krebs und Asfour, 2024) formalisiert. Die Kombination aus der Erkennung bimanueller Kategorien in menschlichen Demonstrationen und daraus ableitbaren relevanten Aufgabenbedingungen ermöglicht zudem die Auswahl aufgabenspezifischer Steuerungsstrategien für humanoide Roboter.

Darüber hinaus eröffnet die entwickelte Taxonomie vielfältige Anwendungsmöglichkeiten, die weit über den robotischen Kontext hinausgehen. Ihre systematische Strukturierung menschlicher Bimanualität bildet nicht nur die Basis für eine verbesserte Analyse komplexer

³ https://bimanual-actions.humanoids.kit.edu/bimanual_categories

Bewegungsabläufe, sondern ermöglicht auch die Entwicklung adaptiver Interaktionsmechanismen in kooperativen Mensch-Roboter-Systemen. Auch in Bereichen wie der Rehabilitation, der Bewegungsanalyse oder der Ergonomieforschung können die erarbeiteten Konzepte zur Klassifikation und Interpretation menschlicher bimanueller Handlungsweisen einen Beitrag leisten.

Evaluation der Menschenähnlichkeit von Bewegungen

Auf Basis des *KIT Bimanual Manipulation Datasets* wurden 11 verschiedene Kriterien zur Bewertung von Menschenähnlichkeit von Bewegungen der oberen Extremitäten aus der Literatur aus den Bereichen der Neurowissenschaft, Biomechanik und Robotik evaluiert (Meixner et al., 2024). Der Begriff Menschenähnlichkeit basiert in diesem Kontext auf der Ähnlichkeit von ausgeführten Bewegungen zu denen von gesunden Menschen. Darunter fallen Bewertungskriterien wie der Elevationswinkel des Ellenbogens, die Minimierung des Jerks im Gelenkwinkelraum oder die Ähnlichkeit zu einer Synergie-basierten Darstellung beidhändiger menschlicher Bewegungen, welche auf dem Datensatz mittels Hauptkomponentenanalyse gelernt wurde. Für die Evaluation der Bewertungskriterien wurde zunächst eine Teilmenge der beidhändigen menschlichen Bewegungen mit verschiedenen Ansätzen auf drei unterschiedliche humanoide Kinematiken übertragen. Eine Korrelationsanalyse und hierarchisches Clustering der Bewertungskriterien führte zur Entwicklung eines neuartigen, vereinheitlichenden Kriteriums für die Ähnlichkeit von Bewegungen. Dieses bildet sich aus der gewichteten Summe individueller Kriterien. Dabei erhalten geringer korrelierte Kriterien eine höhere Gewichtung, da sie komplementäre Informationen liefern. Dieses vereinheitlichte Kriterium wurde in zwei verschiedenen Szenarien zur quantitativen Evaluation von übertragenen Bewegungen evaluiert. In zusätzlichen qualitativen Bewertungen konnte gezeigt werden, dass die bestbewerteten Kriterien, abhängig von der Kinematik, menschenähnliche Bewegungen erzeugen.

Das vorgeschlagene vereinheitlichte Kriterium, sowie auch die individuellen Kriterien, bieten vielversprechende Anwendungen in der klinischen Rehabilitationsforschung, denn sie ermöglichen eine Quantifizierung motorischer Störungen der oberen Extremitäten und können Therapiefortschritte bewerten und dokumentieren.

Arbeitspaket 6 - Präzisionsmodell für Schlaganfälle von Kindern

Kern dieses Arbeitspakets bildete die Fusion von multimodalen Daten - Neuroimaging-Daten, genetischen, klinischen und kinematischen Daten - zu einem patientenspezifischen Modell. Zum Austausch der benötigten Daten zwischen den Projektpartnern wurde REDCap⁴ (eine sichere Open Source Plattform zur Haltung und Verwaltung von klinischen Patientendaten) verwendet, welche im Rahmen des Projekts erst entstanden ist.

⁴ <https://redcap.irccs-stellamaris.it/>

Datengrundlage

Die Bereitstellung der Patientendatensätze sollte ursprünglich durch die Projektpartner Fondazione Stella Maris (FSM) und die Universität Alexandria (Ägypten) erfolgen. Das Ausscheiden der Universität Alexandria aus dem Projekt führte jedoch zu einer erheblichen Reduktion des verfügbaren Umfangs der Daten.

Pandemiebedingten Restriktionen führten zu Verzögerungen in der FSM-Datenerhebung. Kinematische Datensätze wurden erst Ende 2021 verfügbar, während Neuroimaging und klinische Retrospektivdaten 2024 nur partiell bereitgestellt wurden. Genetische Profile existieren ausschließlich für prospektiv rekrutierte Probanden, was deren Einbeziehung in retrospektive Analysen ausschließt.

Diese Datenknappheit stellt eine Herausforderung für die geplante methodische Vorgehensweise: Komplexe Ansätze des maschinellen Lernens, insbesondere Deep-Learning-Architekturen, erwiesen sich als unpraktikabel.

Schlussendlich standen Daten von 29 Kindern zur Verfügung, die mit dem neu entwickelten Therapieansatz behandelt wurden. Für alle Kinder liegen kinematische Daten sowie klinische Scores vor; bei 15 dieser Kinder sind darüber hinaus auch Neuroimaging-Daten verfügbar.

Datenverarbeitung und Lernen des Präzisionsmodells

Zunächst wurde ein Software-Rahmenwerk geschaffen, das die Verarbeitung unterschiedlicher Daten ermöglicht. Daten können aus der gemeinsam genutzten REDCap Plattform importiert werden und daraufhin Methoden zur Merkmalsextraktion, Klassifikation, statistische Analysen usw. angewandt werden.

Die begrenzten Datenmengen führten zu einer methodischen Anpassung: Anstelle komplexer Ensemble-Modelle fokussierten wir uns auf eine domänenspezifische Merkmalsextraktion, primär für kinematische Daten (vgl. Arbeitspaket 4). Diese kinematischen Merkmale wurden mit Daten aus anderen Modalitäten kombiniert. Neuroimaging-Analysen basierten nicht auf Rohdaten, sondern nutzten bereits daraus extrahierte klinische Parameter.

Alle relevanten multimodalen Daten aus dem CATCH-HEMI Datensatz aus der REDcap Plattform, einschließlich der ActiGraph-Aufnahmen, wurden in das bisherige Software-Rahmenwerk importiert und in einem einheitlichen Format repräsentiert. Für die 29 Kinder mit unilateraler zerebraler Lähmung, die an der retrospektiven Studie teilgenommen haben, wurden die Daten mit der Bewertung des Therapieerfolgs annotiert, die als Differenz zwischen den klinischen Scores vor und nach der Therapie definiert ist.

Folgende klinische Tests wurden in betracht gezogen:

- **Assisting Hand Assessment (AHA).** Ein validiertes klinisches Instrument zur objektiven Erfassung und Quantifizierung des funktionalen Einsatzes der betroffenen Hand bei Kindern mit unilateralen Beeinträchtigungen während bimanueller, spielerischer

Aktivitäten. Die Bewertung erfolgt durch speziell geschulte Therapeutinnen und Therapeuten anhand standardisierter Beobachtungskriterien. Der resultierende AHA-Score im Bereich (0-100) dient als quantitatives Maß für die funktionale Handnutzung und Handkompetenz.

- **Box and Blocks Test (BBT).** Ein standardisierter, zeitbasierter Funktionstest zur Erfassung grobmotorischer manueller Geschicklichkeit der oberen Extremitäten. Dabei werden in einem definierten Zeitraum möglichst viele Holzwürfel mit einer Kantenlänge von 2,5 cm von einer Box in eine benachbarte Box transportiert – jeweils mit einer Hand. Die Anzahl der erfolgreich transportierten Blöcke dient als quantitatives Maß der unilateralen Handfunktion. Daraus ergeben sich zwei klinische Scores für die dominante (BBT less affected) und die nicht-dominante (BBT affected) Hand.
- **Melbourne Assessment 2 (MA2).** Dieser standardisierte Test zur Beurteilung der Bewegungsqualität der oberen Extremität wird bei Kindern mit neurologischen Beeinträchtigungen im Alter von 2,5 bis 15 Jahren angewendet. Er umfasst alltagsnahe Aktivitäten wie das Greifen und Platzieren kleiner Objekte, das Einschenken von Wasser oder das Öffnen von Behältern. Der Test bewertet vier Hauptaspekte und dementsprechend vier klinische Scores: Der Bewegungsumfang (ROM), die Zielgenauigkeit beim Erreichen und Platzieren (Accuracy), die Geschicklichkeit (Dexterity) und den Bewegungsfluss (Fluency). Videobasierte Analysen generieren subskalenspezifische Scores (0-100), die detaillierte Einblicke in funktionelle Leistungsdefizite der betroffenen Hand ermöglichen. Dabei deuten höhere Werte eine bessere Bewegungsqualität.

Die Darstellung des patientenspezifischen Therapiefortschritts wird durch Spinnennetzdiagramme visualisiert, siehe Abbildung 4. Die Visualisierungen zeigen, wie unterschiedlich die Therapie das motorische Verhalten der einzelnen Kinder beeinflusst hat und wie heterogen die Ausgangsbedingungen jedes Kindes sind. Für all diese Metriken entspricht ein höherer Wert einem besseren Ergebnis, d.h. einer verbesserten Funktionsfähigkeit. Da die Änderung dieser klinischen Scores als Metrik zur Quantifizierung des Therapiefortschritts dienen können, wurde eine Korrelationsanalyse mit domänenspezifischen Merkmalen (kinematische Metriken, klinische Daten und Neuroimaging) und der Änderung der klinischen Scores durchgeführt.

Das neue Datenformat integriert 150 verschiedene Merkmale pro Kind und ermöglicht umfassende Korrelationsanalysen über alle Datenmodalitäten. Dies beinhaltet die 7 klinische Scores vor der Therapie, 23 klinische Merkmale, 3 demographische Merkmale (Alter, Geschlecht und Handdominanz), 14 kinematische Metriken basierend auf *activity counts*, 28 kinematische Metriken basierend auf Beschleunigungsdaten und 75 Merkmale auf Basis der Neuroimaging-Daten. Für die Bewertung des Therapieerfolgs gibt es 7 Merkmale als Differenz zwischen klinischen Scores vor und nach der Therapie: Delta für AHA-Score, MA2 ROM, MA2 Accuracy, MA2 Dexterity, MA2 Fluency, BBT Affected und BBT Less Affected. Auf Basis von Cohen's Effektstärke ist aber im Speziellen der AHA-Score, MA2 Dexterity und BBT Less Affected interessant.

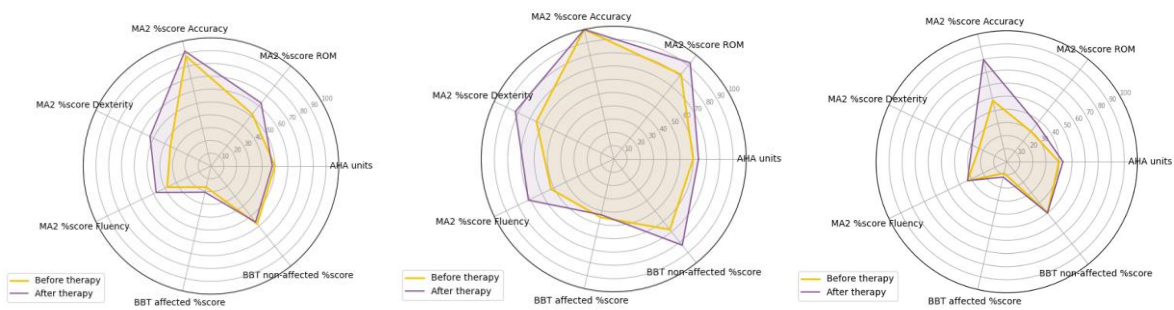


Abbildung 4: Exemplarische Spinnennetzdiagramme zur Visualisierung therapeutischer Fortschritt: Vergleich klinischer Assessments/Scores für drei Kinder vor und nach der Therapie.

Die durchgeführten Analysen zeigen Korrelationen zwischen den verschiedenen Datenmodalitäten, insbesondere 1) den kinematischen Metriken und aus Neuroimaging extrahierten Parametern und 2) kinematischen Metriken und demographischen Daten. Die Neuroimaging-Daten erwiesen sich als die stärksten Prädiktoren für den Therapiefortschritt. Im Speziellen sind hier verschiedene Merkmale der ipsiläsionalen Seite, ein Merkmal für den Zustand des Corpus Callosum und ein Merkmal für den globalen Zustand relevant. Es ist jedoch zu berücksichtigen, dass diese Korrelationen nur bei etwa der Hälfte der Kinder beobachtet wurden, wodurch die Korrelationswerte insgesamt tendenziell positiver ausfallen. Im Hinblick auf geschlechtsspezifische Unterschiede konnte eine schwache Korrelation zwischen dem Geschlecht und der AHA-Score-Verbesserung festgestellt werden, wobei insbesondere weibliche Kinder einen stärkeren Therapiefortschritt zeigten. Die Korrelation der kinematischen Merkmale fällt dagegen eher gering aus. Lediglich Merkmale wie der Motor Activity Index 2 (dominant) oder Bilateral Magnitudes auf Basis der Beschleunigungsdaten weisen eine sehr geringe Korrelation auf. Insgesamt zeigen viele Metriken hohe Korrelationen mit der Differenz des MA2 Accuracy Scores, was jedoch häufig darauf zurückzuführen ist, dass Kinder mit einem niedrigeren Score im folgenden Test einen höheren Wert erzielten. Dies lässt sich auch durch die hohe Korrelation mit dem Wert des vorherigen Assessments belegen. Aufgrund der begrenzten Datenbasis unterliegen sämtliche Schlussfolgerungen erheblichen Einschränkungen. Um genauere Schlussfolgerungen ziehen zu können, ist die Verfügbarkeit zusätzlicher annotierter Daten, insbesondere im Hinblick auf das Neuroimaging, notwendig. Aufgrund der begrenzten Datenmenge sowie der Durchführung lediglich einer einzelnen Therapie lassen sich daraus nur eingeschränkt individuelle Therapieempfehlungen ableiten.

Ein umfassendes Spektrum an Algorithmen, Klassifizierungs- und Regressionsmodelle wurde zur Therapieerfolgs-Prädiktion evaluiert, darunter Entscheidungsbäume, Random Forests, Boosted Trees, Support Vector Machines, Gaußsche Prozesse, neuronale Netze (z.B. *scikit-learn*⁵, *XGBoost*⁶) sowie kausale Ansätze des maschinellen Lernen (*econml*⁷), auf Teilmengen dieser

⁵ <https://scikit-learn.org/>

⁶ <https://xgboost.readthedocs.io/>

⁷ <https://econml.azurewebsites.net/>

Daten angewandt und ausgewertet, um den Therapieerfolg zu schätzen. Zusätzlich kamen verschiedene Methoden zur Dimensionsreduktion und Merkmalsauswahl, wie Hauptkomponentenanalyse oder korrelationsbasierte Methoden, zum Einsatz.

Für die statistische Analyse wurde auch ein Ansatz für lineare Modelle mit gemischten Effekten ("Linear mixed-effect model") verwendet, welche von den Partnern vorgeschlagen und auch verwendet wurden. Insgesamt konnten gute Ergebnisse bei der Anwendung von Regressionsverfahren zur Schätzung des AHA-Scores erzielt werden, was auch anhand der hohen Korrelationswerte reflektiert ist. Binäre Klassifikations- oder Regressionsverfahren zur Beurteilung des Therapieerfolgs erwiesen sich jedoch als schwierig. Der Schwellenwert für die binäre Klassifizierung wurde dabei auf der Grundlage bekannter Werte für die klinische Relevanz des Anstiegs der Therapie-Scores gewählt (z.B. ≥ 4 für den AHA-Score). Die Methoden wurden evaluiert, indem n-fold Cross-Validation mit verschiedenen Werten für n auf dem retrospektiven Datensatz angewendet wurde, da ohne eine geeignete Validierung keine Aussagen über das Prädiktionsmodell möglich sind. Insgesamt zeigte die Evaluation, dass selbst einfache Modelle die gelernten Daten sehr gut abbilden können, dies jedoch nicht ausreicht, um zuverlässige Vorhersagen für neue Datenpunkte zu treffen. Entscheidungsbäume, Random Forests und Boosted Trees erwiesen sich insgesamt als am besten geeignet für die Analyse, da sie mit den inhomogenen Daten (Neuroimaging nur bei der Hälfte der Kinder verfügbar) gut umgehen können und weniger stark auf die begrenzte Datenmenge overfitten. Hierbei wurde erneut festgestellt, dass ohne zusätzliche Daten keine verlässlichen Vorhersagemodelle mit komplexen Ansätzen des maschinellen Lernens entwickelt werden können und dass die vorhandenen Daten nur mit klassischen statistischen Analysemethoden hinreichend verarbeitet werden können.

3. Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens

In Folgenden beschreiben wir den während der Durchführung des Vorhabens bekannt gewordenen Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen.

In aktuelleren Arbeiten werden verschiedene Studien und Analysen beschrieben, bei denen ähnliche Sensoren an den Handgelenken von Schlaganfallpatienten eingesetzt wurden. Die untersuchten Personengruppen bestehen dabei überwiegend aus älteren Erwachsenen – im Gegensatz zu diesem Projekt, in dem Kinder im Fokus stehen, mit Ausnahme von Pan et al. (2020). Auch Cacioppo et al. (2023) zeigen, dass nur wenige aktuelle Studien mit Kindern, speziell in den letzten Jahren, durchgeführt wurden. In den genannten Studien wurden unter anderem unterschiedliche Metriken (Pan et al., 2020; Essers et al., 2021; David et al., 2021) sowie die Erkennung funktionaler und nicht-funktionaler Bewegungen untersucht, teilweise unter Einsatz von Methoden des maschinellen Lernens (Lum et al., 2020). Darüber hinaus wurde in einer kleineren Studie (Horder et al., 2024) bei acht Patienten mittleren Alters untersucht, inwieweit kostengünstige, am Handgelenk getragene Sensoren genutzt werden können, um die Einhaltung und Wirksamkeit von häuslichen Übungsprogrammen zu bewerten. Diese Arbeiten liefern insgesamt wertvolle Ansätze zur Analyse von kinematischen Daten, die sich auch auf die in diesem Projekt erfassten kinematischen Daten übertragen lassen. Dennoch unterscheidet sich das Projekt in zentralen Punkten: Zum einen liegt der Fokus auf der Fusion multimodaler Daten,

zum anderen richtet sich die Anwendung an eine andere Zielgruppe und in anderen weniger strukturierten Situationen oder Umgebungen (während dem AHA-Assessment oder im Alltag).

Eine aktuelle systematische Literaturrecherche aus dem Jahr 2024 (Rozaire et al., 2024) zeigt, dass das Interesse an Methoden zur Quantifizierung der oberen Extremitätenfunktion bei zerebraler Lähmung zunehmend wächst. Insbesondere wird ein Mangel an Methoden zur Bewertung kooperativer bimanueller Aufgaben festgestellt, die jedoch von zentraler Bedeutung für alltägliche Aktivitäten sind. Dies unterstreicht die anhaltende Relevanz der im Rahmen des Projekts behandelten Forschungsfragen.

4. Herausforderungen und Lösungsansätze

Wegfall der Universität Alexandria als Kooperationspartner

Die ursprünglich geplante Zusammenarbeit mit der Universität Alexandria (Ägypten) stellte aufgrund der Einbindung eines Nicht-EU-Partners eine administrative Herausforderung und Komplexität dar. Insbesondere die Ausarbeitung und Abstimmung des Consortium-Agreements war mit erheblichem zusätzlichem Aufwand verbunden. Der Ausstieg der Universität Alexandria aus dem Projekt resultierte nicht nur mit Zeitverlust, sondern eliminierte den geplanten Beitrag zur Datenerhebung, was die verfügbare Datenmenge gravierend reduzierte und die Arbeiten beeinträchtigte

Auswirkungen der COVID-19-Pandemie auf Projektabläufe

Die COVID-19-Pandemie hatte tiefgreifende Auswirkungen auf die klinischen und organisatorischen Prozesse. Insbesondere kam es zu starken Verzögerungen bei der Datenerhebung und zur eingeschränkten Verfügbarkeit von Personal und Ressourcen. Dies verzögerte nicht nur die Bereitstellung der kinematischen Daten (erst ab Ende 2021 verfügbar), sondern erschwerte auch die projektübergreifende Zusammenarbeit, insbesondere bei der Abstimmung und dem Austausch sensibler klinischer Daten.

Eingeschränkte Datenmenge und unvollständige Datensätze

Die Datenerhebung blieb hinter den Erwartungen zurück. Für die retrospektiv betrachteten Studienteilnehmer standen klinische und neuroimaging-Daten nur teilweise zur Verfügung, genetische Daten wurden ausschließlich für neu rekrutierte Teilnehmer erhoben und konnten daher nicht in die retrospektive Analyse einfließen. Diese limitierten Datenmengen schränkten die Anwendung komplexer maschineller Lernverfahren – insbesondere tiefer neuronaler Netze – erheblich ein.

Lösungsansätze

Zur Kompensation der verspäteten Patientendaten wurden proaktiv eigene Bewegungsdatensätze für menschliche bimanuelle Manipulationen erhoben und eine neuartige Taxonomie für bimanuelle Manipulation erstellt. So konnten Algorithmen zur Segmentierung und

Erkennung bimanueller Aktivitäten entwickelt und evaluiert werden. Außerdem wurde ein neuartiges Kriterium zur Bewertung der Menschenähnlichkeit von Bewegungen der oberen Extremitäten entwickelt und evaluiert. Die Einschränkungen durch limitierte und inhomogene Datenmengen, führten dazu, dass sich die Arbeit in Arbeitspaket 6 auf statistische Analysen und einfache maschinelle Lernverfahren wie Entscheidungsbäume, Random Forests und Boosted Trees verschoben haben. Aus diesem Grund wurde der Fokus primär auf Arbeiten im Kontext für Arbeitspaket 4 gelegt, wo methodische Innovation trotz unvollständiger Datengrundlage erreicht wurde.

5. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Projektarbeiten

Die Projektarbeiten wurden insgesamt so weit wie möglich gemäß dem im ursprünglichen Antrag formulierten Arbeitsplan durchgeführt. Aufgrund der im Abschlussbericht dargestellten Änderungen – insbesondere hinsichtlich der Verfügbarkeit von Patientendaten – waren jedoch Anpassungen erforderlich. Dabei wurde stets darauf geachtet, weiterhin substantiell zu den übergeordneten Projektzielen beizutragen.

Wie in Abschnitt 4 („Lösungsansätze“) des Abschlussberichts ausgeführt, wurden zur Kompensation der verspäteten Patientendaten proaktiv eigene Bewegungsdatensätze zu menschlichen bimanuellen Manipulationen erhoben. Zudem wurde eine neuartige Taxonomie für bimanuelle Manipulationen entwickelt (Krebs and Asfour, 2022). Arbeiten zu vergleichbaren Taxonomien im Bereich der Neurowissenschaften (Kantak et al., 2017; Rozaire et al., 2024) verdeutlichen deren Anwendungspotenzial in der Rehabilitation. Auf dieser Basis konnten Algorithmen zur Segmentierung und Erkennung bimanueller Aktivitäten entwickelt und evaluiert werden (Meixner et al., 2023). Darüber hinaus wurde ein neuartiges Kriterium zur Bewertung der Menschenähnlichkeit von Bewegungen der oberen Extremitäten entwickelt und erfolgreich erprobt (Meixner et al., 2024).

Aufgrund der eingeschränkten und inhomogenen Datenlage verlagerte sich der Schwerpunkt der Arbeiten im Arbeitspaket 6 auf statistische Analysen sowie den Einsatz vergleichsweise einfacher maschineller Lernverfahren wie Entscheidungsbäume, Random Forests und Boosted Trees.

6. Zusammenfassung des zahlenmäßigen Nachweises

Die ursprüngliche Projektplanung sah sich mit mehreren unerwarteten Ereignissen konfrontiert, die eine kostenneutrale Verlängerung erforderlich machen. Pandemie-bedingte Restriktionen führten zu substantiellen Verzögerungen in der Patientenrekrutierung, deren Daten jedoch fundamental für alle Arbeitspakete waren. Der Abschluss des Kooperationsvertrags zur Einbindung des ägyptischen Projektpartners nahm aufgrund unterschiedlicher gesetzlicher Vorgaben ca. 2 Jahre in Anspruch. Dieser war jedoch Voraussetzung für einen ordnungsgemäßen Datenaustausch.

Um den “Arbeitsstau” im letzten Projektabschnitt bewältigen zu können, war es erforderlich, Mittel für wissenschaftliches Personal (0812) und wissenschaftliche Hilfskräfte (0822) zu entsperren bzw. von den Positionen Sachausgaben (0843) und Dienstreisen (0850) umzuwidmen. Letztere waren aufgrund der andauernden Kontakt- und Reisebeschränkungen vornehmlich in kostengünstigen Online-Formaten organisiert.

7. Fazit und Ausblick

Ziel des CATCH-HEMI-Projekts war die Entwicklung innovativer Rehabilitationsmethoden für Kinder mit Hemiplegie – einer einseitigen Bewegungseinschränkung infolge eines kindlichen Schlaganfalls. Dies sollte durch die Kombination kinematischer, klinischer, neurologischer und genetischer Daten erfolgen, um personalisierte Therapieempfehlungen abzuleiten.

Ein Schwerpunkt lag auf der Erfassung und Analyse alltagsnaher Bewegungsdaten mithilfe von ActiGraph-Sensoren, die eine Woche lang am Handgelenk getragen wurden. Das entwickelte Python-Framework ermöglicht die systematische Extraktion von über 40 kinematischen Merkmale wie Jerk-Werte, Aktivitätsverhältnisse und Anteile symmetrischer Bewegung sowie deren statische Analyse. Die Ergebnisse zeigen signifikante Korrelationen zwischen Jerk Ratio, motorischem Aktivitätsindex der nicht-dominanten Hand und dem Anteil symmetrischer Aktivität, mit den klinischen Scores.

Das Projekt generierte zudem weitere deutende Ergebnisse, wie die Etablierung einer Taxonomie für bimanuelle Manipulation und die Entwicklung neuartiger Algorithmen zur Segmentierung von bimanuellen menschlichen Demonstrationen.

Die entwickelten Methoden und Ergebnisse finden bereits Anwendung in dem EU-Horizon-Projekt HARIA⁸ (Human-Robot Sensorimotor Augmentation: Wearable Sensorimotor Interfaces and Supernumerary Robotic Limbs for Humans with Upper-Limb Disabilities), wo KI-gestützte sensomotorische Augmentierung mittels supernumerärer Gliedmaßen die Lebensqualität von Patienten mit unilateralen oder bilateralen Armfunktionsstörungen, ähnlich wie in CATCH-HEMI, verbessern soll. Die Ergebnisse von CATCH-HEMI etablieren somit die methodische Basis für personalisierte Rehabilitationsstrategien sowie für den Einsatz intelligenter Wearables und KI-gestützter Assistenzsysteme in der pädiatrischen Neurorehabilitation.

⁸ <https://clem.diism.unisi.it/~haria/>

8. Veröffentlichungen von Projektergebnissen

Die Forschungsergebnisse wurden auf renommierten internationalen Konferenzen präsentiert und in hochrangigen Fachzeitschriften veröffentlicht. Eine vollständige Liste der Publikationen findet sich im Folgenden:

1. Krebs, F. and Asfour, T., Formalization of Temporal and Spatial Constraints of Bimanual Manipulation Categories, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 1302-1309, 2024
2. Meixner, A., Carl, M., Krebs, F., Jaquier, N. and Asfour, T., *Towards Unifying Human Likeness: Evaluating Metrics for Human-Like Motion Retargeting on Bimanual Manipulation Tasks*, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2024
3. Krebs, F., Leven, L. and Asfour, T., *Recognition of Bimanual Manipulation Categories in RGB-D Human Demonstration*, IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids), 2023
4. Meixner, A., Krebs, F., Jaquier, N. and Asfour, T., *An Evaluation of Action Segmentation Algorithms on Bimanual Manipulation Datasets*, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 4912-4919, 2023
5. Krebs, F. and Asfour, T., *A Bimanual Manipulation Taxonomy*, IEEE Robotics and Automation Letters (RA-L), vol. 7, no. 4, pp. 11031-11038, 2022

Abschlussarbeiten

1. Eric Brake, *Analysis of Upper Limb Activity in Unilateral Cerebral Palsy Patients in Unstructured Environments*, Bachelor's Thesis, 2023

9. Literaturliste

Essers, B., Coremans, M., Veerbeek, J., Luft, A., and Verheyden, G., *Daily life upper limb activity for patients with match and mismatch between observed function and perceived activity in the chronic phase post stroke*, Sensors, vol. 21, no. 17, Art. no. 17, Jan. 2021

Beani, E., Maselli, M., Sicola, E., Perazza, S., Cecchi, F., Dario, P., Braitto, I., Boyd, R., Cioni, G. and Sgandurra, G., *Actigraph assessment for measuring upper limb activity in unilateral cerebral palsy*, Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation 16, 30 (2019).

Cacioppo, M., Loos, A., Lempereur, M. and Brochard, S., *Bimanual movements in children with cerebral palsy: A systematic review of instrumented assessments*, Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, vol. 20, p. 26, 2023

David, A., Subash, T., Varadhan, S.K.M., Melendez-Calderon, A. and Balasubramanian, S., *A Framework for sensor-based assessment of upper-limb functioning*, Bioengineering, preprint, Feb. 2021.

Horder, J., Mrotek, L.A., Casadio, M., Bassindale, K.D., McGuire, J. and Scheidt, R.A., *Utility and usability of a wearable system and progressive-challenge cued exercise program for encouraging use of the more involved arm at home after stroke—A feasibility study with case reports*, Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, vol. 21, p. 66, 2024.

Iacovelli, C., Caliandro, P., Rabuffetti, M., Padua, L., Simbolotti, C., Reale, G., Ferrarin, M. and Rossini, P.M., *Actigraphic measurement of the upper limbs movements in acute stroke patients*, Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, vol. 16, no. 1, p. 153, Dec. 2019, doi: 10.1186/s12984-019-0603-z

Kantak, S., Jax, S. and Wittenberg, G., *Bimanual coordination: A missing piece of arm rehabilitation after stroke*, Restorative Neurology and Neuroscience, vol. 35, pp. 347–364, 2017.

Lum, P. S., Shu, L., Bochniewicz, E. M., Tran, T., Chang, L. C., Barth, J., & Dromerick, A. W., *Improving accelerometry-based measurement of functional use of the upper extremity after stroke: Machine learning versus counts threshold method*, Neurorehabilitation and neural repair, vol. 34, no. 12, pp. 1078–1087, Dec. 2020

Pan, Y.C., Goodwin, B., Sabelhaus, E., Peters, K.M., Bjornson, K.F., Pham, K.L., Walker, W. and Steele, K.M., *Feasibility of using acceleration-derived jerk to quantify bimanual arm use*, Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, vol. 17, no. 1, p. 44, Dec. 2020

Regterschot, G. R. H., Selles, R. W., Ribbers, G. M., and Bussmann, J. B. J., *Whole-body movements increase arm use outcomes of wrist-worn accelerometers in stroke patients*, Sensors (Basel), vol. 21, no. 13, p. 4353, Jun. 2021

Rozaire, J., Paquin, C., Henry, L., Agopyan, H., Bard-Pondarré, R., Naaïm, A., Duprey, S. and Chaleat-Valayer, E., *A systematic review of instrumented assessments for upper limb function in cerebral palsy: Current limitations and future directions*, Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, vol. 21, p. 56, 2024.

Sgandurra, G., Cecchi, F., Beani, E., Mannari, I., Maselli, M., Falotico, F.P., Inguaggiato, E., Perazza, S., Sicola, E., Feys, H. and Klingels, K., *Tele-UPCAT: study protocol of a randomised controlled trial of a home-based Tele-monitored UPper limb Children Action observation Training for participants with unilateral cerebral palsy*, BMJ Open 2021;8:e017819.

Strackiewicz, M., Huang, E.J. and Onnela, J.P., *A “one-size-fits-most” walking recognition method for smartphones, smartwatches, and wearable accelerometers*, NPJ Digital Medicine, 6(1):29, Feb 2023. ISSN 2398-6352 (Electronic); 2398-6352

Karlsruhe, 31.07.2025
Tamim Asfour