

Ein Fitnesscoach für Menschen mit Querschnittlähmung

Kilian Nickel¹, Janika Bolz²

¹Fraunhofer-Institut für Intelligente Analyse- und Informationssysteme IAIS, Schloss Birlinghoven 1, 53757 Sankt Augustin, Deutschland; kilian.nickel@iais.fraunhofer.de

²Deutsche Sporthochschule Köln, Am Sportpark Müngersdorf 6, 50933 Köln, Deutschland; j.bolz@dshs-koeln.de

Abstract. Fitness-Apps versprechen ein individuelles, flexibles und kostengünstiges Training als Alternative zu klassischen Fitnessangeboten. Es gibt zahlreiche Varianten am Markt, jedoch derzeit keine geeigneten Angebote für Menschen mit Querschnittlähmung. Gerade für diese Zielgruppe ist sportliche Betätigung für die Förderung und den Erhalt der eigenen Mobilität wichtig. Diese Lücke versucht das Projekt ParaGym¹ zu schließen. Es zielt darauf ab, eine App zu entwickeln und im Zusammenspiel mit einem Fitness-Wearable (Sensorshirt) zu demonstrieren. Zwei zentrale Herausforderungen darin bestehen einerseits in der Ermittlung und Umsetzung der zielgruppenspezifischen sportlich-medizinischen Anforderungen und andererseits in der Integration eines Sensor-Wearables zur Steigerung der User Experience. Für letztere stellen Modelle des menschlichen Bewegungsapparates (*musculoskeletal models*) eine Möglichkeit dar, um Körperbewegungen zu analysieren. Dieser Artikel befasst sich mit den bisherigen Erkenntnissen zu diesen beiden Herausforderungen im Rahmen des Projektes.

Einleitung

Fitness-Apps sind eine beliebte Alternative zu klassischen Angeboten wie Fitnessstudios, die vor allem in Pandemie-Zeiten einen Aufschwung erlebten. Ihre Entwicklung geht einher mit dem Trend zum Tracking von Aktivitäten und Vitalwerten des eigenen Körpers mithilfe von Wearables.

Apps und Wearables bieten zahlreiche Ansätze für datengetriebene Services, z.B. individualisierte Trainingsprogramme. Mainstream-Produkte setzen jedoch in der Regel einen vollständig bewegungsfähigen Körper voraus.

Im Rahmen von ParaGym geht es speziell um die Zielgruppe der Querschnittgelähmten, zu der in Deutschland ca. 140.000 Menschen gehören. Für diese Gruppe gibt es keine dedizierten Angebote im Bereich Fitness-Apps. Jedes Jahr kommen ca. 2.350 neue Querschnitte hinzu, die durch Unfälle (55 %) oder Krankheiten (45 %) verursacht werden, bei denen eine Schädigung des Rückenmarks entsteht. Angeborene Querschnitte machen dabei nur einen geringen Anteil aus (weniger als 1 %)² [1].

Menschen, die im Laufe ihres Lebens eine Querschnittlähmung erwerben, durchlaufen eine Rehabilitation, um neue Bewegungsmuster zu erlernen, insbesondere im Zusammenspiel mit dem Rollstuhl, und ihre Mobilität so gut wie möglich zurückzugewinnen. Im Alltag ist langfristige körperliche Fitness entscheidend, um diese Mobilität beizubehalten oder auch zu steigern.

Das Projekt ParaGym basiert auf dem Functional-Fitness-Konzept der Kernwerk GmbH³, die dieses mit der Kernwerk®-App erfolgreich am Markt vertreibt. Diese App ist bislang ausgelegt für Menschen ohne Behinderung und umfasst ein Übungsrepertoire für sämtliche Muskelgruppen. Hierbei kommen verschiedene Geräte zum Einsatz, wie z.B. Lang- und Kurzhanteln, Kettlebells, Kisten, Klimmzugstange oder auch die Umgebung (freie Laufstrecke, stabile Wand). Der oder die Nutzer*in kann das eigene Workout jederzeit individualisieren, sowohl was die Verfügbarkeit der Geräte angeht als auch die bevorzugte Dauer und Tagesform. Grundsätzlich verfolgt das Trainingskonzept das Ziel einer Ganzkörperfitness, bei der alle Muskelgruppen berücksichtigt werden.

Dieses Prinzip soll durch ParaGym so erweitert werden, dass es auch für Menschen mit Querschnittlähmung zugänglich und sinnvoll nutzbar wird. Langfristig sollen

¹ <https://welcome.kernwerk.de/paragym>

² <https://www.der-querschnitt.de/archive/1461>

³ <https://welcome.kernwerk.de/>

sowohl Sportler mit als auch ohne Behinderung gemeinsam nach dem Kernwerk-Konzept trainieren und sich innerhalb derselben Community vernetzen können.

ParaGym wird unter dem Projektnamen FIT-IN3 vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) gefördert⁴.

1 Anforderungen aus sportlich-medizinischer Sicht

In diesem Abschnitt werden einige zentrale Anforderungen aus sportlich-medizinischer Sicht beschrieben, die sich aus der Projektarbeit ergeben haben. Sie basieren auf eigenen Umfragen und Recherchen [3] sowie auf der Zusammenarbeit mit der Zielgruppe im Rahmen von Workshops.

Je nachdem, an welcher Stelle im Rückenmark der Querschnitt vorliegt, besitzen Menschen eine unterschiedlich ausgeprägte Restfunktion in den Beinen und im Rumpf. Manche Paraplegiker*innen mit hoher Restfunktion sind durchaus in der Lage, kurze Strecken auf zwei Beinen zu gehen, aber sind im Alltag dennoch auf einen Rollstuhl angewiesen. Dies bedeutet, dass das Übungsrepertoire grundsätzlich auch Übungen für die Beinmuskeln enthalten soll. Für Menschen ohne Restfunktion in den Beinen sind diese Übungen jedoch nicht durchführbar und sollten vom Programm gar nicht erst angeboten werden. Die ParaGym-App sieht hierfür eine Reihe von Filtern vor, die bei der Initialisierung abgefragt werden und im Laufe der Benutzung verändert werden können.

Der Rollstuhl ist zentraler Bestandteil der meisten Übungen, wobei er teilweise auch selbst als Sportgerät dient. Beispiele hierfür sind Balancierübungen auf den Antriebsrädern sowie Kombinationen mit dem Theraband, das um verschiedene Partien des Rollstuhls gespannt werden kann. Außerhalb des Rollstuhls besteht die Möglichkeit, Übungen im Liegen durchzuführen. Hierfür ist die Fähigkeit des Transfers zwischen Rollstuhl und Boden bzw. Matte notwendig. Auch hier kann es große Unterschiede bei den Fähigkeiten einzelner Menschen geben, sodass die Transferfähigkeit zum zentralen Filterkriterium wird.

Ein Workout wird durch die App über einen Algorithmus tagesaktuell zusammengestellt und an die eigenen Fähigkeiten angepasst. Hierbei ist darauf zu achten, dass

die Substitution bestimmter Übungen nicht dazu führen darf, dass andere Muskelgruppen übermäßig belastet werden. Darüber hinaus muss beachtet werden, dass ein Workout keine zu häufigen Wechsel zwischen Bodenübungen und Rollstuhlübungen verlangt, da Transfers zwischen Rollstuhl und Boden für viele Trainierende kräftezehrend sein können.

Was die Bedienung der App angeht, so ist der bisherige Modus der, dass der oder die Nutzer*in manuell zur nächsten Übung durch einen Knopfdruck weiterschalten muss. Das bedingt, dass das Smartphone permanent in Reichweite liegen muss. Dies kann gerade beim Training im Rollstuhl und beim Wechsel auf den Boden zum Störfaktor werden. Um dies zu verbessern, sollte die App geeignete akustische Hinweise auf die nächste Übung geben sowie idealerweise eine kontaktlose Möglichkeit zur Navigation zur nächsten Übung anbieten. Hier bietet sich an, dies über eine bestimmte Bewegung oder Geste zu realisieren. Das für ParaGym entwickelte Wearable, ein sensorisches Sport-T-Shirt, kann diese Bewegungen registrieren.

Eine zentrale Anforderung bei der Gestaltung einer jeden Fitness-App besteht darin, die Motivation langfristig aufrecht zu erhalten. Das Ziel ist es, eine dauerhafte Verhaltensänderung herbeizuführen, sodass die Sportübungen zur Routine werden. Dazu gehört es auch, Frustration vorzubeugen. Letztere können leicht entstehen, wenn das geforderte Übungsspensum die körperlichen Fähigkeiten übersteigt. Zu den wirkungsvollsten Methoden aus der Verhaltensforschung zählen unter anderem das Setzen von Zielen und dessen Fortschrittsmonitoring, soziale Unterstützung (z. B. Online-Community, Wettbewerb), Feedback und Coaching [4].

Einige dieser Methoden (Zielsetzung, soziale Faktoren) werden in der Kernwerk®-App bereits umgesetzt. Für die ParaGym-Variante soll ein zusätzlicher Fokus auf Echtzeit-Feedback und virtuelles Coaching gelegt werden, das durch die Wearable-Verknüpfung ermöglicht wird. Die App soll jedoch auch ohne Wearable nutzbar sein.

⁴ <https://www.interaktive-technologien.de/projekte/fit-in3>

2 Sensor-Wearables und Körpermodelle

2.1 Grundlagen

Körpernahe Sensoren bieten die Möglichkeit, verschiedene Vitalparameter aufzuzeichnen: Herzschlag, Atemfrequenz, Körpertemperatur, Blutsauerstoffsättigung oder auch ein Elektrokardiogramm können von kleinen Sensoren gemessen werden. Eine besondere Rolle spielen Bewegungssensoren (Inertial Measurement Units, IMUs). Mit diesen können verschiedene Bewegungsmuster der Sporttreibenden registriert werden und auf vielseitige Weise ausgewertet werden. Die vielleicht verbreitetste Anwendung ist der Schrittzähler. IMUs werden flächendeckend in Smartwatches und Fitness-Armbändern verbaut.

Studien weisen darauf hin, dass das Aktivitätstracking über Wearables eine positive Wirkung auf die Motivation zur sportlichen Betätigung haben kann [5][6]. Für die Art und Weise, die Messwerte in das Trainingserlebnis zu integrieren, gibt es jedoch keine offensichtliche beste Lösung. Ein reines Tracking der gemessenen Vitaldaten ist nur begrenzt sinnvoll, wenn der/die Nutzer*in diese nicht zu interpretieren weiß. Was bedeutet ein Puls von 110 Schlägen pro Minute? Im Falle des Pulses verwendet beispielsweise Fitbit⁵ eine individuelle Einteilung von Herzfrequenzzonen, denen die Funktionen "Fettverbrennung", "Cardio" und "Höchstleistung" zugeordnet werden. Das System teilt mit, wie viele Minuten man sich in welcher Zone befunden hat. Die Vergabe von Punkten für bestimmte Aktivitäten ist ein verbreiteter Belohnungsansatz. Andere Hersteller von Fitness-Wearables verwenden wiederum eigene Bewertungsmechanismen.

2.2 Bewegungssensoren (IMUs)

IMUs messen die lineare Beschleunigung, die Winkelgeschwindigkeit und oftmals auch die Richtung des umgebenden Magnetfeldes in jeweils drei Raumdimensionen. Aus diesen insgesamt neun Signalen kann auf die räumliche Lage des Sensors im zeitlichen Verlauf geschlossen werden. Wenn diese Sensoren an festen Punkten am Körper angebracht sind, kann auf die ausgeführten Bewegungsmuster und Aktivitäten rückgeschlossen

werden. Das Klassifizieren von Aktivitäten ist ein typischer Anwendungsfall für Machine-Learning-Methoden, die z.B. in [7] systematisch verglichen werden. Hierbei können klassische Verfahren wie Logistische Regression oder Multilayer Perceptron verwendet werden [8], als auch tiefe neurale Netzwerke. Letztere enthalten typischerweise eine Kombination aus CNN⁶-Schichten (PerceptionNet [9]) und LSTM⁷-Schichten [10], wodurch in der Regel eine höhere Genauigkeit erzielt werden kann.

Grundsätzlich eignen sich IMU-Messungen für Bewegungen relativ zum körpereigenen Bezugssystem. Für absolute Messungen, z.B. die Berechnung von Schrittlängen, sind sie weniger geeignet, da sich numerische Fehler über die Zeit akkumulieren.

2.3 ParaGym-Sensorshirt

Für ParaGym wurde ein Sensorshirt konzipiert, das zum einen eine Pulsmessung durchführt und zum anderen Bewegungen über fünf am Oberkörper verteilte IMUs erfasst (siehe Abb. 1). Die zentrale IMU sitzt auf der Base Unit, die außerdem den Akku, die Bluetooth-Antenne und integrierte Schaltkreise beherbergt. Die anderen IMUs sind an den Außenseiten der Arme angebracht.

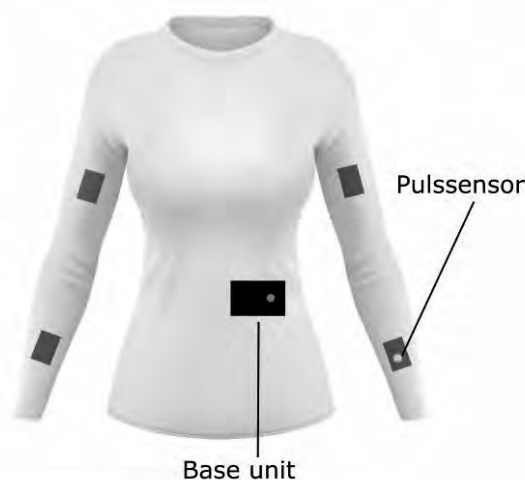


Abb. 1: Skizze des ParaGym-Sensorshirts mit fünf Modulen.

Mithilfe der fünf Bewegungssensoren kann die Bewegung der Arme und des Oberkörpers vermessen werden. Dies kann auf verschiedene Weisen dazu eingesetzt

⁵ Beispielprodukt: Fitbit Charge 4

⁶ Convolutional Neural Network

⁷ Long short-term memory

werden, dem/der Trainierenden ein Echtzeit-Feedback zu Bewegungsqualität und -umfang zu geben.

Die Herangehensweise für die Bewegungsanalyse wird im Folgenden genauer erläutert. Sie beruht darauf, die Bewegungen auf ein digitales Körpermodell zu übertragen. Von diesem Modell aus kann auf die Winkel zwischen beliebigen Gliedmaßen geschlossen werden. Für diesen Zweck bietet sich OpenSim [11] an, ein Open-Source-Paket zur Modellierung und Simulation von Gelenken, Muskeln und Sehnen. OpenSim stellt insbesondere auch eine Schnittstelle zur Interpretation von IMU-Daten bereit: OpenSense [12].

2.4 Orientierungsbestimmung

Bevor diese Tools eingesetzt werden können, muss eine Vorverarbeitung (Pre-processing) der IMU-Daten stattfinden. Jeder Sensor tastet zwar mit einer kontinuierlichen Frequenz ab, jedoch erreichen die einzelnen Messwerte den Empfänger in Form von zeitlich gestauchten Paketen. Diese müssen empfängerseitig wieder „entzerrt“, d.h. in äquidistante Zeitreihen überführt werden. Außerdem enthalten Sensordaten grundsätzlich Rauschen, sodass hier geeignete Filter angewendet werden müssen (z. B. rolling average). Schließlich muss ein Verfahren angewendet werden, um die Orientierung eines Sensors im Raum zu berechnen. Für die Darstellung der Orientierung werden typischerweise Quaternionen q der Länge Eins verwendet. Mit diesen lässt sich der Zusammenhang zur Winkelgeschwindigkeit durch folgende Differenzialgleichung ausdrücken:

$$\frac{dq}{dt} = \frac{1}{2} \omega q.$$

Hier ist $\omega = (0, \omega_x, \omega_y, \omega_z)$ die Quaternion-Darstellung der Winkelgeschwindigkeit $\vec{\omega}$, gemessen im körperfesten Bezugssystem des Sensors. Theoretisch kann $q(t)$ durch Integration gelöst werden, unter Kenntnis der Ausgangsorientierung $q(t = 0)$. In der realen Welt führen jedoch die unperfekten Sensormesswerte sowie numerische Ungenauigkeiten dazu, dass diese Lösung fehleranfällig ist und zu Drifts neigt.

Aus diesem Grund wird häufig die Linearbeschleunigung und auch die Richtung des Magnetfelds in das Lösungsverfahren miteinbezogen (Sensorfusion). Die Verfahren werden komplexer, aber weniger anfällig für Drift. Ein Beispiel ist der so genannte Mahony-Filter [13] [14]. Lösungen für diese Problemstellung werden allgemein als *Attitude and Heading Reference System* (AHRS)

bezeichnet. Das gleichnamige Python-Paket AHRS [15] stellt 17 verschiedene Algorithmen für diesen Zweck zur Verfügung.

2.5 Körpersimulation

Sind die Orientierungen der Sensoren bekannt, so können diese auf ein vorgegebenes Körpermodell übertragen werden. Es gibt eine Reihe von Modellen, die von der OpenSim-Community zur Verfügung gestellt werden. Für unsere Zwecke eignet sich das „Full Body Model“ [16]. Dieses umfasst insgesamt 37 Freiheitsgrade zwischen einzelnen Gliedmaßen. Beschränkt man diese nur auf den Oberkörper, so werden folgende Bewegungsspielräume modelliert:

- Vor-, Rück- und Seitwärtsneigung und Rotation der Wirbelsäule (3),
- Flexion, Adduktion und Rotation der Oberarme (6),
- Flexion und Rotation der Ellenbogen (4),
- Flexion und Deviation der Handgelenke (4).

Die Zahl in Klammern gibt die Freiheitsgrade wieder. Insgesamt wird der Oberkörper durch 17 Freiheitsgrade modelliert. Ein Großteil der Übungen aus dem ParaGym-Übungsrepertoire findet im Sitzen statt und kann durch das Modell abgebildet werden. Die Ausgangsposition ist in Abb. 2 gezeigt.



Abb. 2: Sitzende Ausgangsposition des Full Body Models in OpenSim

Wenn die Platzierung der IMU-Sensoren richtig konfiguriert ist, so kann das Tool die Bewegungen des Modells aus den Sensormessungen ableiten. Der Prozess nennt sich Inverse Kinematik (IK) und basiert auf einer Least-Squares-Minimierung zwischen Modellpose und Orientierungsdaten. Als Output werden die Winkelkoordinaten der einzelnen Gelenke berechnet. Dies ist auch in Echtzeit möglich [17]. Eine Validierung des Outputs ist notwendig und kann direkt grafisch erfolgen, indem die berechneten Winkelkoordinaten auf das Modell angewendet und in der grafischen Oberfläche von OpenSim visualisiert werden. Eine genauere Validierung der Winkel würde erfordern, dass eine Messreihe mit bestimmten Bewegungsabläufen durchgeführt wird, wobei die Testperson einzelne Schlüsselpositionen mit bekannten bzw. gemessenen Winkeln durchläuft. Die berechneten Winkel können dann mit den gemessenen Winkeln in den Schlüsselpositionen verglichen werden.

Die Gelenkwinkel sind der Ausgangspunkt, um den Trainierenden Feedback zu geben. Die meisten Übungen sind wiederholungsbasiert und geben einen bestimmten Bewegungsumfang vor, der sich über Winkel zwischen den Gliedmaßen quantifizieren lässt. Die App könnte also das Erreichen eines Soll-Winkels visualisieren, z. B. in Form einer Balken- oder Tachometer-Darstellung. Dieses kann kombiniert werden mit einer punktebasierten Auswertung über den Übungssatz. So könnte ein abgeschlossener Übungssatz mit einer Punktzahl abhängig von der Ausführung belegt werden. Ebenfalls können Grenzwerte für Fehler, wie Überstreckungen oder zu ruckartige Bewegungen, festgelegt werden und in Echtzeit von der App korrigiert werden. Eine weitere Möglichkeit besteht darin, die Links-Rechts-Symmetrie von bestimmten Übungen zu quantifizieren und die Nutzenden auf möglich unsymmetrische Ausführung hinzuweisen.

3 Fazit

Die ParaGym-App verfolgt das Ziel, ein abwechslungsreiches und passgenaues Training für Menschen mit Querschnittlähmung zu entwickeln, das langfristig motiviert und letztendlich mehr Mobilität im Alltag verspricht. Hierbei kommt ein spezielles Sensor-T-Shirt zum Einsatz, um das Training mittels Echtzeit-Feedback interaktiver und motivierender zu gestalten. Dieser Artikel beleuchtet einige der Herausforderungen in der Entwicklungsarbeit.

Das Thema Bewegungsanalyse für Sport-, Rehabilitations- und Forschungszwecke mithilfe von kostengünstigen IMUs erfährt seit einigen Jahren viel Aufmerksamkeit. Mithilfe von Neuronalen Netzwerken können Bewegungen in verschiedenen Einsatzgebieten klassifiziert, gezählt und analysiert werden. Voraussetzung sind entsprechende Trainingsdaten. Der hier vorgestellte Weg über die Inverse-Kinematik-Funktion von OpenSim benötigt keine Trainingsdaten. Er bietet auch eine realistische und flexible Körpermodellierung (andere Lösungen nutzen stark vereinfachte Körpermodelle), die gegebenenfalls für andere sportmedizinische Faktoren (z.B. Erkennung von Überlastungssituationen) genutzt werden können.

Für den Einsatz der App und des Wearables in der Praxis sind allerdings Performance und Benutzerfreundlichkeit entscheidende Kriterien; diese werden in der bevorstehenden Entwicklungsarbeit im Projekt stärker in den Vordergrund rücken.

Bibliographie

- [1] Flieger, R. (2012). *Einführung zur Querschnittlähmung*, in: Haas, U. (Hrsg.): *Pflege von Menschen mit Querschnittlähmung. Probleme, Bedürfnisse, Ressourcen und Interventionen*, Bern
- [2] Hahn, N., Konrad, T. (2022). <https://www.der-querschnitt.de/archive/1461>
- [3] Bolz, Janika (2021). *Konzept zur Entwicklung einer Fitness-App für Menschen mit Paraplegie und zur Steigerung der Gesundheitskompetenz im Rahmen des FIT-IN3-Projekts*. Masterthesis, Deutsche Sporthochschule Köln.
- [4] Sullivan, A. N., Lachman, M. E. (2017). *Behaviour Change with Fitness Technology in Sedentary Adults: A Review of the Evidence for Increasing Physical Activity*. *Front. in Public Health* 4:289. (<https://doi.org/10.3389/fpubh.2016.00289>)
- [5] Brickwood K.J., Watson G., O'Brien J., Williams A.D. (2019). *Consumer-Based Wearable Activity Trackers Increase Physical Activity Participation: Systematic Review and Meta-Analysis*. *JMIR Mhealth Uhealth*. 2019;7(4):e11819. <https://doi.org/10.2196/11819>
- [6] Maher, C., Ryan, J., Ambrosi, C. et al. (2017). *Users' experiences of wearable activity trackers: a cross-sectional study*. *BMC Public Health* 17, 880. <https://doi.org/10.1186/s12889-017-4888-1>
- [7] Abdel-Salam, R., Mostafa, R., & Hadhood, M. (2021). *Human Activity Recognition using Wearable Sensors: Review, Challenges, Evaluation Benchmark*. *ArXiv*, abs/2101.01665.
- [8] Kwapisz, J.R., Weiss, G.M., & Moore, S. (2011). *Activity recognition using cell phone accelerometers*.

SIGKDD Explor., 12, 74-82.

- [9] Kasnesis, P., Patrikakis, C.Z., & Venieris, I.S. (2018). *PerceptionNet: A Deep Convolutional Neural Network for Late Sensor Fusion*. ArXiv, abs/1811.00170.
- [10] Xia, K., Huang, J., Wang, H. (2020). *LSTM-CNN Architecture for Human Activity Recognition*, in IEEE Access, vol. 8, pp. 56855-56866, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2982225.
- [11] Seth, A., Hicks J.L., Uchida, T.K., Habib, A., Dembia, C.L., Dunne, J.J., Ong, C.F., DeMers, M.S., Rajagopal, A., Millard, M., Hamner, S.R., Arnold, E.M., Yong, J.R., Lakshmikanth, S.K., Sherman, M.A., Delp, S.L. (2018). *OpenSim: Simulating musculoskeletal dynamics and neuromuscular control to study human and animal movement*. Plos Computational Biology. 2018; 14(7)
- [12] Borno, M.A., O'Day, J., Ibarra, V., Dunne J., Seth, A., Habib, A., Ong, C., Hicks, J., Uhlrich, S., Delp, S. (2021). *OpenSense: An open-source toolbox for Inertial-Measurement-Unit-based measurement of lower extremity kinematics over long durations*. bioRxiv 2021.07.01.450788; <https://doi.org/10.1101/2021.07.01.450788>
- [13] Mahony, R., Hamel, T., Pflimlin, J.-M. (2008). *Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group*. Automatic Control, IEEE Transactions on, 53(5):1203 –1218, June 2008.
- [14] Euston, M., Coote, P., Mahony, R., Kim, J., Hamel, T. (2008). *A Complementary Filter for Attitude Estimation of a Fixed-Wing UAV*. 340 - 345. 10.1109/IROS.2008.4650766.
- [15] Mario Garcia, 2022. <https://pyapi.org/project/AHRS/>
- [16] Rajagopal, A., Dembia, C.L., DeMers, M.S., Delp, D.D., Hicks, J.L., and Delp, S.L. (2016). "Full-Body Musculoskeletal Model for Muscle-Driven Simulation of Human Gait." IEEE Transactions on Biomedical Engineering 63.10 (2016): 2068-2079.
- [17] Slade, P., Habib, A., Hicks, J., Delp, S. (2021). *An Open-Source and Wearable System for Measuring 3D Human Motion in Real-Time*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. PP. 1-1. 10.1109/TBME.2021.3103201.