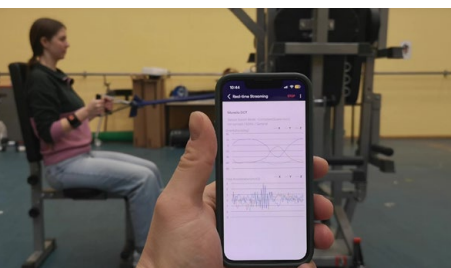


Kerstin Witte, Hannes Loerwald, Jürgen Edelmann-Nusser (Hrsg.)

dvs-Spinfortec 2026 Tagungsband

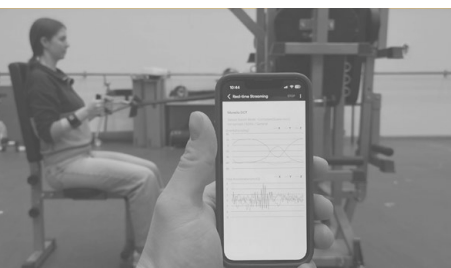
Beiträge zur Tagung der dvs-Sektion
Sportinformatik und Sporttechnologie 2026 an der
Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg



Kerstin Witte, Hannes Loerwald, Jürgen Edelmann-Nusser (Hrsg.)

dvs-Spinfortec 2026 Tagungsband

Beiträge zur Tagung der dvs-Sektion
Sportinformatik und Sporttechnologie 2026 an der
Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg



Transparenzhinweis zum Einsatz von KI:

In diesem Buch wurden KI-Systeme unterstützend bei der Erstellung, Strukturierung oder Überarbeitung einzelner Inhalte genutzt. Alle Inhalte wurden vom Herausgeber / von den Autoren vor Veröffentlichung fachlich und redaktionell geprüft.

Hersteller im Sinne der Produktsicherheitsverordnung (GPSR):

Steinbeis-Stiftung für Wirtschaftsförderung | Steinbeis-Edition, Adornostraße 8, 70599 Stuttgart, DE | edition@steinbeis.de

Impressum

2026 Steinbeis-Edition



Sofern nicht anders angegeben, ist der Inhalt dieses Werks unter der Creative-Commons-Lizenz CC BY-NC-ND 4.0 international lizenziert (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

dvs-Spinfortec 2026 Tagungsband
Beiträge zur Tagung der dvs-Sektion Sportinformatik und Sporttechnologie 2026
an der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg
Kerstin Witte, Hannes Loerwald, Jürgen Edelmann-Nusser (Hrsg.)

1. Auflage, 2026 | Steinbeis-Edition, Stuttgart
ISBN 978-3-95663-337-9

Satz: Steinbeis-Edition

Umschlagbilder: Thorben Menrad (oben links), German Krämer (unten links), Stefan Tiedemann (rechts)

Vollflächige Anzeigen: 8, 10

Verlag: Steinbeis-Edition | Steinbeis-Stiftung, Adornostraße 8, 70599 Stuttgart

Steinbeis ist mit seiner Plattform ein verlässlicher Partner für Unternehmensgründungen und Projekte. Wir unterstützen Menschen und Organisationen aus dem akademischen und wirtschaftlichen Umfeld, die ihr Know-how durch konkrete Projekte in Forschung, Entwicklung, Beratung und Qualifizierung unternehmerisch und praxisnah zur Anwendung bringen wollen. Über unsere Plattform wurden bereits über 2.500 Unternehmen gegründet. Entstanden ist ein Verbund aus 4.000 Expertinnen und Experten in rund 1.000 Unternehmen, die jährlich mit mehr als 10.000 Kunden Projekte durchführen. So werden Unternehmen und Mitarbeitende professionell in der Kompetenzbildung und damit für den Erfolg im Wettbewerb unterstützt. Die Steinbeis-Edition verlegt ausgewählte Themen aus dem Steinbeis-Verbund.

235841-2026-09 | www.steinbeis-edition.de | edition@steinbeis.de

Vorwort

Sport ist heute kaum noch ohne die Anwendung moderner Technologien denkbar. Das stellt aber auch neue Anforderungen an die Sportwissenschaft. Die 16. Jahrestagung der dvs-Sektion „Sportinformatik & Sporttechnologie“ an der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg soll dazu beitragen, Antworten und Perspektiven auf vielfältige Problemstellungen zu geben.

Die Hauptreferate zeigen bereits die Vielfalt der Anwendungsgebiete neuer Technologien im Sport und in der Sportwissenschaft auf: Entwicklung von Systemen zur Unterstützung körperlicher Aktivität (Arnold Baca, Universität Wien), Anwendung der virtuellen Realität im Spitzensport (Gilles Montagne, Aix-Marseille University), Spielanalyse im Fußball (Ulrik Brandes, ETH Zürich), Einsatz von Sensortechnik im Sport (Ulrike Steinmann, Universität Magdeburg), Verletzungsprävention (Dominic Gehring, Universität Freigurg) und Fahrzeugtechnik im Hochleistungssport (Institut für Forschung und Entwicklung von Sportgeräten, Berlin).

Auch in den Arbeitskreisen mit ihren Kurzreferaten und Postern spiegeln sich die Hauptforschungsrichtungen von Sportinformatik und Sporttechnologien wider. Viele Beiträge beschäftigen sich mit dem Einsatz spezieller Algorithmen zur Datenanalyse, die bei der heutigen Datenflut einen erheblichen Stellenwert einnimmt. Für die Bewegungserfassung werden sehr häufig Inertielsensoren mit ihren Vorteilen gegenüber anderen Verfahren eingesetzt. Aber auch hier gilt es genau zu überprüfen, was machbar bzw. was bei der Anwendung zu beachten ist. Ein spezieller Arbeitskreis (Salzburg Research) demonstriert die Vielfältigkeit von Digital Motion. Ein weiterer Arbeitskreis illustriert Möglichkeiten von VR, AR und Mixed Realität in der Sportpraxis und in der Wissenschaft. Aber auch werden in Vorträgen und Postern aktuelle Methoden und Anwendungen von KI, Lern- und Messsysteme vorgestellt.

Wie der vorliegende Tagungsband zeigt, sind sowohl etablierte Expertinnen und Experten der Sport- und Ingenieurwissenschaft auf unserer Tagung zu finden. Aber auch – und das freut uns besonders – stellen viele Nachwuchswissenschaftlerinnen und Nachwuchswissenschaftler ihre Forschungsergebnisse vor. Allen sind wir zu großem Dank verpflichtet, da nur durch sie die Veranstaltung lebt.

Besonders möchten wir uns aber auch bei den Sponsoren bedanken, die diese Veranstaltung finanziell unterstützen aber auch durch ihre Präsentationen wichtige praxisorientierte Aspekte mit einbringen.

Wir wünschen allen Teilnehmerinnen und Teilnehmern interessante Tage mit anregenden Diskussionen, Anregungen und möglichen Vernetzungen.

Kerstin Witte, Jürgen Edelmann, Hannes Loerwald und Daniel Link

Magdeburg, im September 2026

Sponsoren und Partner der Tagung:



Inhaltsverzeichnis

Hauptvortrag I	7
Unterstützungssysteme zur Förderung inklusiver körperlicher Aktivität.....	7
Hauptvortrag II	9
Virtual Reality technologies to optimize the performance of top-level athletes.....	9
Hauptvortrag III	11
Raum, Zeit, Netzwerke: Fußball-Taktikanalyse mit Positionsdaten.....	11
Hauptvortrag IV	12
Flexible Sensoren und biomedizinische Messtechnik: Werkzeuge für zukünftige Sportforschung?.....	12
Hauptvortrag V	13
Verletzungsprävention im Teamsport – biomechanische und technologische Strategien zur Risikoreduktion.....	13
Hauptvortrag VI	14
Zwischen Wissenschaft und Wahnsinn: Technologie gewinnt keine Medaillen – und ist trotzdem unverzichtbar.....	14
Session Analyse I + II	15
Objektivierung alpiner Skitechnik: Prädiktion von Expertenratings aus markerloser 3D-Kinematik am Beispiel des Kurzschwungs.....	16
Low-Cost 3D Trajectory Reconstruction in Snowboard Freestyle: POV Video Compared to Commercial Markerless Motion Capture.....	22
Contact Force-Torque Patterns Explain Aiming Errors in Elite Olympic Air Rifle Shooting: A Single-Case Biomechanical Analysis.....	27
Who can Receive a Pass? Availability of Players is Associated with Success in Soccer	29
Dimensionality Reduction of Space-Related Metrics in Elite Football Using Factor Analysis	31
Verändert sich die Laufbiomechanik im Höhentrainingslager? Einfluss von akuter Hypoxie, Geschwindigkeit und Untergrund auf biomechanische Belastungsparameter und Lateralität beim Laufen	33
Kopfüber im freien Fall mit 500 km·h ⁻¹ : Experimentelle Ermittlung der auf den menschlichen Körper wirkenden Bremsstoßkräfte im nationalen Elite-Speed-Skydiving.....	38
Reconstruction of Missing Heart Rate (HR) Data in Outdoor Running: Leveraging GNSS Information and Individualized HR Models.....	42
Session Inertialsensorik I + II	44
From Reps to Effort: Smartwatch IMU-Based Intensity Estimation in Resistance Training.....	45
Analyzing show jumping horses by IMU- and GNSS-sensor fusion.....	50
Validierung eines kommerziellen Inertialsensorsystems für die KI-basierte Trickklassifizierung und die kinematische Bewegungsanalyse im Skateboarding.....	56

Entwicklung eines IMU-basierten Feedbacksystems für ein klappbares Multifunktionstrainingsgerät – Ein Progress Report.....	59
Evaluation of Sampling Frequency Effects on 1D CNN Performance for IMU-Based Sprint Ground Contact Detection.....	65
Algorithmus zur Schrittdetektion beim leichtathletischen Sprint mittels Inertialsensoren.....	69
Optimierung der IMU-Datenfusion zur Leistungsdiagnostik im Diskuswurf	71
Session Digital Motion	76
Digital Motion* Smart Textiles – User-centred and Context-aware System Engineering for Smart Sportswear.....	77
Ein Ansatz zur Quantifizierung der Kantenbeschaffenheit auf der Piste im alpinen Skilauf	81
Synthetic Data Augmentation for Biomechanical Time-Series Data – A Framework for Discussion.....	86
Synthetic Wake-Word Dataset Generation and Hardware Development for Voice-Controlled Ski Binding Release	88
Digital Motion: IoT Product Development for Sensor-Based Measurement, Feedback, and Actuation in Alpine Skiing	92
Session VR/AR/Mixed Reality	97
Approximation des Blickwinkels in Head-Mounted Displays ohne Eye-Tracking.....	98
Einfluss der Handdominanz auf die Reaktionsfähigkeit in der virtuellen Realität mit multimodalen Reizen	100
Auswirkungen eines VR-basierten Trainings auf das Reaktionsverhalten.....	102
Vergleich der HTC VIVE Pro Eye und HTC VIVE XR Elite bei der Ausführung von Grundlagenelementen am Schwebebalken im leistungsorientierten Gerätturnen.....	104
Full-body path planning in a virtual environment	106
Session KI/ KL / Machine Learning Messysteme.....	108
AI-Generated Feedback in Sport and Rehabilitation: A Scoping Review on Its Alignment With Motor Learning Principles.....	109
Validierung KI-basierter Videoanalysen auf Mobilgeräten zur Erfassung der motorischen Leistungsfähigkeit: Ein Studienprotokoll	112
Kontaktlose Erfassung von Landungspositionen mittels LiDAR: Pilotstudie im Vergleich zu optischem Motion Capture	116
Poster.....	119
Clustering Strategies During Virtual Reality Reaching Tasks.....	120
Motivational Foundations in Orienteering – A Needs Analysis for Feature Development for Orienteering in Schools	122
Entwicklung eines haptischen Feedbacksystems für VR-gestützte Trainings- und Bewegungsförderung.....	124
Entwicklung eines mobilen Multifunktionstrainingsgeräts mit Widerstandsbändern und Sensorintegration im Senioren- und Rehasport – Projektvorstellung.....	127
Evaluation einer Smartphone-App zur videogestützten Zeitmessung im leichtathletischen Sprint.....	129

HAUPTVORTRAG I

Unterstützungssysteme zur Förderung inklusiver körperlicher Aktivität

Prof. Dr. Arnold Baca

Institut für Sport- und Bewegungswissenschaft der Universität Wien

Personen mit Behinderungen begegnen über die gesamte Lebensspanne hinweg vielfältigen strukturellen, sozialen und individuellen Barrieren, die ihre gleichberechtigte Teilhabe an körperlicher Aktivität erschweren. Diesen Herausforderungen kann durch die Entwicklung nachhaltiger und inklusiv gestalteter technologischer Unterstützungssysteme begegnet werden.

Exemplarisch zeigt sich dies bei Menschen mit Blindheit und Sehbeeinträchtigung, die in unterschiedlichen Lebensphasen mit erheblichen Zugangshürden konfrontiert sind.

Bereits im schulischen Kontext erleben Schüler:innen mit visuellen Beeinträchtigungen im Sportunterricht häufig strukturelle, didaktische und soziale Hindernisse. Fehlende Anpassungen, unzureichende Assistenz und mangelnde Sensibilisierung können Frustration, eingeschränkte Teilhabe sowie Ausgrenzungserfahrungen zur Folge haben. Solche negativen Erlebnisse wirken nicht selten über die Schulzeit hinaus und beeinflussen das Bewegungsverhalten sowie die Motivation zur körperlichen Aktivität im Erwachsenenalter nachhaltig.

Ebenso tragen ältere Personen, die im Laufe ihres Lebens einen Verlust der Sehschärfe erlitten haben, ein erhöhtes Risiko für Bewegungsmangel, soziale Isolation und eine verminderte Lebenszufriedenheit.

Der Vortrag widmet sich der Entwicklung nachhaltiger Unterstützungssysteme, die Personen mit Blindheit und Sehbeeinträchtigung vom Kindesalter bis ins hohe Erwachsenenalter in ihrer körperlichen Aktivität begleiten. Der Entwicklungsprozess folgte dabei einem partizipativen und konsequent nutzer:innenorientierten Ansatz, bei dem die Perspektiven und Erfahrungen der Zielgruppe leitend eingebunden wurden.

OFFIZIELLER VICON - DISTRIBUTOR · SEIT 30 JAHREN

30 Jahre Präzision in Bewegung.

Die prophysics AG ist Ihr Experte für Bewegungsanalyse und 3D-Motion-Capture - von Beratung und Laborplanung über Installation bis zu Support und Schulung. Wir entwickeln Lösungen, die effizientes, qualitätsgesichertes Arbeiten ermöglichen.

30

JAHRE ERFAHRUNG

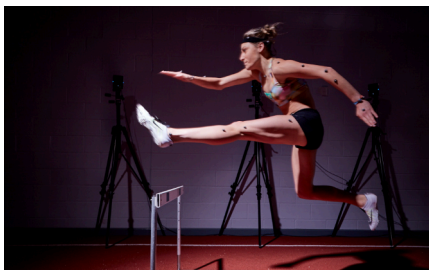
900+

ZUFRIEDENE KUNDEN

60+

INSTALLATIONEN / JAHR

SYSTEME & TECHNOLOGIEN



Vicon · Markerbasiert



Theia · Markerlos



Xsens · Inertialsensorik

ANWENDUNGEN

- Klinische Forschung & Reha
- Leistungsdiagnostik
- Robotik / Teleoperation
- Ganglabor & Laufanalyse
- Animation & VR
- Object Tracking

PARTNER WELTWEIT FÜHRENDER HERSTELLER

VICON

AMTI
FORCE AND MOTION

cometa

XSENS

theia

h/p/cosmos

CONTEMPLAS

zebris
Medical GmbH

MANUS™

HAUPTVORTRAG II

Virtual Reality technologies to optimize the performance of top-level athletes

Prof. Dr. Gilles Montagne

Institut des Sciences du Mouvement Etienne Jules Marey at the Aix-Marseille University

Perceptual-cognitive expertise in sport is determined by numerous parameters, notably the ability to anticipate the movements of teammates and opponents in a cooperative or competitive context. While improving these skills on the field can be complex (difficulties in controlling the environment and obtaining accurate feedback), virtual reality technologies offer new perspectives. In this presentation, we will demonstrate how these technologies can be used to characterize and optimize the performance of elite relay runners. The project presented here was implemented as part of the preparation for the 2024 Olympic Games. This decidedly multidisciplinary project relied on close collaboration between academic and athletic partners, enabling the overcoming of numerous obstacles and the design of a virtual reality simulator adopted by users (coaches and athletes). This simulator has allowed for a better understanding of the processes underlying anticipation and the identification of the training methods best suited to optimizing these skills. This presentation will provide an overview of the main results obtained and highlight the key challenges for future research.

Archinisis

Software for Elite Sports Performance Analysis



Wir sind spezialisiert auf die Leistungsmessung im täglichen Training und im Wettkampf. Ein einziger Sensor mit GNSS (GPS) und IMU (Inertialsensor) erfasst in Kombination mit sportartspezifischer Analysesoftware alle Schlüsselparameter. Das System ist so konzipiert, dass es von jedem Trainer und jeder Trainerin ohne grosses Vorwissen und ohne grossen Zeitaufwand eingesetzt werden kann. Alle Daten sind jederzeit frei verfügbar: ideal für Forschungsprojekte und weiterführende Analysen.

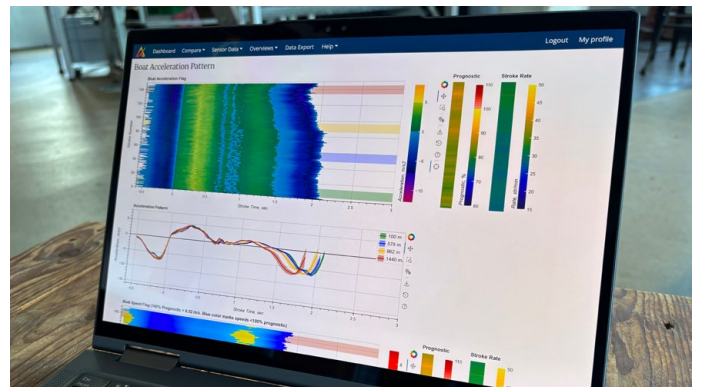
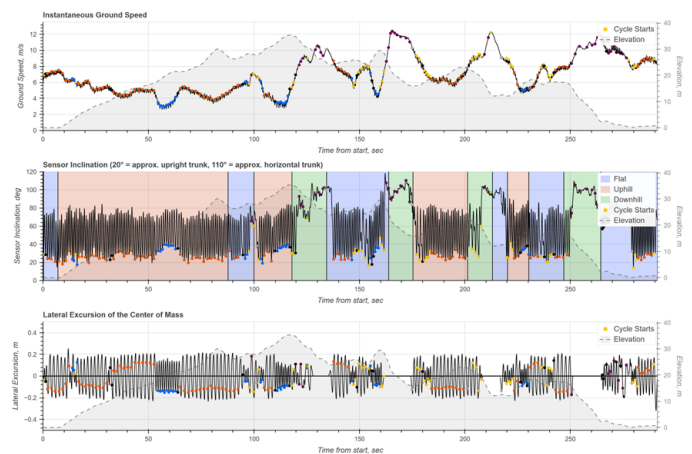
Sensor

Unser IMU-GNSS Sensor wird in München von der Firma ANAVS produziert. Es gibt zwei Varianten:

- Naos Classic: vom Athleten direkt getragen
- Naos Flow®: für Wassersportarten, auf dem Boot befestigt.

Der Sensor kann auch "standalone" verwendet werden, ohne Archinisis Datenanalyse. Der Online-modus übermittelt die Daten in echtzeit via 4G.

- IMU: 208 Hz oder 416 Hz: $\pm 16g$, $\pm 2000^\circ/\text{Sek}$
- GNSS: 10 Hz (u-blox M10), UBX-NAV-PVT Pakete
- 16h - 20h Batteriedauer im Offlinemodus



Unterstützte Sportarten

- Alpines Skirennfahren
- Biathlon
- Kanu und Kajak
- Langlauf
- Leichtathletik (Sprint, Hürden, Weitsprung, ...)
- Rudern
- Ski- und Snowboardcross
- Skisprung
- Springreiten
- Trailrunning

HAUPTVORTRAG III

Raum, Zeit, Netzwerke: Fußball-Taktikanalyse mit Positionsdaten

Prof. Dr. Ulrik Brandes

Departement Geistes-, Sozial- und Staatswissenschaften der ETH Zürich

Hochfrequente Positionsdaten, d. h. die räumliche Verortung von Ball und Spieler:innen mehrmals pro Sekunde, werden im professionellen Fußball routinemäßig für eine Reihe von Zwecken genutzt. Dazu zählen die Torlinientechnologie, halbautomatische Abseitsentscheidungen, und vor allem die Beobachtung von Laufleistungen.

Die Verwendung in technisch-taktischen Analysen ist bisher weniger verbreitet und meist situativ (wie etwa zur Identifikation von Pressing und Tiefenläufen oder bei der Bewertung von Abschlüssen und Vertikalpässen) oder aggregiert (wie etwa bei Durchschnittspositionen oder daraus abgeleiteten Grundaufstellungen).

Im Vortrag werden neue Arten der Nutzung von Positionsdaten aufgezeigt, deren wesentliches Hilfsmittel spezielle Nachbarschaftsgraphen sind, die Positionen von Spieler:innen nicht absolut, sondern relativ zu den anderen beschreiben. Aus einer Zerlegung solcher Graphen lassen sich momentane taktische Positionen ableiten, die in Zeitreihen dargestellt gruppentaktische Manöver und taktische Veränderungen sichtbar machen.

Sie können aber auch der Klassifikation von Pässen, Entrauschung von Durchschnittspositionen und Beschreibung von veränderlichen Zonen in der Raumaufteilung dienen. Zeitreihen geometrischer Netzwerke könnten damit ein zentraler Baustein der Taktikanalyse werden, im Fußball und in anderen Sportarten.

HAUPTVORTRAG IV

Flexible Sensoren und biomedizinische Messtechnik: Werkzeuge für zukünftige Sportforschung?

Prof. Dr. Ulrike Steinmann

Institut für Automatisierungstechnik der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

Zuverlässige Messungen biomechanischer Belastungen unter realen Trainingsbedingungen sind für die Sportforschung zentral, werden jedoch durch ortsgebundene Laborsysteme und starre Sensorik oft limitiert. Flexible Sensoren bieten hier einen vielversprechenden Ansatz: Sie sind leicht, körperkonform, großflächig integrierbar und ermöglichen kontinuierliche Datenerhebung direkt im Feld.

Der Vortrag stellt am Beispiel eines flexiblen Kraftsensors vor, wie solche körpernahen Messsysteme konstruiert und charakterisiert werden können. Das Sensorkonzept basiert auf einer weichen Membran, die über ein schützendes Interface indirekt belastet wird. Dadurch werden Kontaktkräfte gekapselt erfasst, was robuste Handhabung und hygienische Integration in wearable Setups erleichtert. Anhand von Prototypvarianten kann gezeigt werden, wie sich die mechanische Antwort und das Sensorsignal gezielt über Geometrieparameter einstellen lassen: Dünnere bzw. größere Membranen erhöhen die Nachgiebigkeit und damit die Signaländerung pro Kraft, während dickere bzw. kleinere Membranen die Steifigkeit erhöhen und den nutzbaren Messbereich erweitern. Messkurven und Wiederholtests quantifizieren diese Effekte und ordnen Sensitivität, Arbeitsbereich und Reproduzierbarkeit ein.

Mit einem aktuellen Messbereich bis etwa 1 N adressiert der Sensor insbesondere Niedrigkraftanwendungen, wie sie an körpernahen Schnittstellen häufig auftreten, zum Beispiel zur Quantifizierung von Kontakt- und Anpressbedingungen an Wearables (Patches, Gurte, Tape), zur Früherkennung lokaler Druckstellen sowie zur Analyse leichter Griff- und Berührungsinteraktionen an Sport- und Trainingsgeräten.

HAUPTVORTRAG V

Verletzungsprävention im Teamsport – biomechanische und technologische Strategien zur Risikoreduktion

Prof. Dr. Dominic Gehring

Institut für Sport und Sportwissenschaft der Universität Freiburg

Akute Verletzungen stellen im Teamsport eine erhebliche Herausforderung dar, wobei insbesondere Rupturen des vorderen Kreuzbandes zu den folgenschwersten Ereignissen zählen. Die nach wie vor hohen Inzidenzen verdeutlichen, dass Verletzungen als multifaktorielles Geschehen zu verstehen sind, in dem intrinsische und extrinsische Risikofaktoren in komplexer Art und Weise zusammenwirken.

Im ersten Teil des Vortrags werden Verletzungsmechanismen und intrinsische Risikofaktoren sowie deren biomechanische Charakterisierung adressiert. Es wird dargelegt, wie verschiedene messmethodische Ansätze Möglichkeiten zur Analyse von Bewegung und zur Ableitung trainingsbezogener Maßnahmen liefern können. Kritisch reflektiert wird, wie individuelle Bewegungsstrategien erfasst, Risikoprofile beschrieben und individuelle Trainingsinterventionen abgeleitet werden können.

Der zweite Teil adressiert extrinsische Risikofaktoren mit besonderem Fokus auf den Einfluss der Faktoren Sportschuh und Sportboden auf das Verletzungsgeschehen. Ergebnisse eines aktuellen BISp-Projekts verdeutlichen, dass eine evidenzbasierte Gestaltung von Schuh-Untergrund-Systemen einen relevanten Beitrag zur Risikoreduzierung leisten kann. Mechanische Eigenschaften in der Sportschuh-Sportboden-Interaktion wie beispielsweise das Traktionsverhalten können die Belastungen in Knie- und Sprunggelenk beeinflussen. Im Unterschied zu trainingsbezogenen Maßnahmen eröffnet dieser verhältnisbezogene Ansatz die Möglichkeit, die sportliche Umgebung selbst technologisch zu modifizieren und so idealerweise verletzungspräventiv zu wirken. Gleichzeitig besteht in diesem Bereich jedoch noch Forschungsbedarf.

Insgesamt wird Verletzungsprävention als integrativer Ansatz diskutiert, bei der technologische Aspekte zur Analyse intrinsischer Risikofaktoren und zur gezielten Gestaltung extrinsischer Rahmenbedingungen berücksichtigt werden sollten.

HAUPTVORTRAG VI

**Zwischen Wissenschaft und Wahnsinn:
Technologie gewinnt keine Medaillen –
und ist trotzdem unverzichtbar****Ronny Hartnick**

Institut für Forschung und Entwicklung von Sportgeräten in Berlin

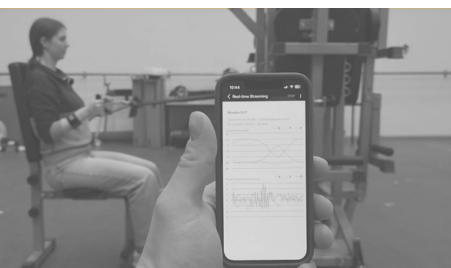
„Technologie gewinnt keine Medaillen. Und ist trotzdem unverzichtbar.“ – Selten zeigt sich diese Spannung deutlicher als im Umfeld der Olympischen und Paralympischen Spiele. Die Entwicklungen des Instituts für Forschung und Entwicklung von Sportgeräten (FES) für Cortina d’Ampezzo 2026 sind dafür ein prägnantes Beispiel.

Der Vortrag nimmt das Publikum mit hinter die Kulissen der Sportgeräteentwicklung im Hochleistungssport – dorthin, wo sich wissenschaftliche Methodik, praktische Erfahrung und mitunter auch mutige Entscheidungen unter Zeitdruck begegnen. Anhand der Sportarten Bob und Skeleton werden zwei sehr unterschiedliche Entwicklungswege skizziert: hier langfristig geplante, ingenieurwissenschaftlich geprägte Arbeit, dort ein permanentes Anpassen, Verwerfen und Neu-Denken bis in die letzten Tage vor dem Wettkampf.

Die Beispiele zeigen, dass es den einen „richtigen“ Weg nicht gibt. Fortschritt entsteht nicht nur aus Modellen und Simulationen, sondern ebenso aus Rückschlägen, Intuition und dem Vertrauen von Athletinnen, Athleten und Trainern in gemeinsame Entscheidungen. Technologie ist dabei weder alleiniger Erfolgsfaktor noch bloßes Werkzeug – sie ist Teil eines sensiblen Zusammenspiels, das über Erfolg oder Misserfolg mitentscheidet.

Der Vortrag verbindet technische Perspektiven mit persönlichen Einblicken und erzählt von der Realität hinter den Medaillen – zwischen Wissenschaft und Wahnsinn.

Session Analyse I + II



Objektivierung alpiner Skitechnik: Prädiktion von Expertenratings aus markerloser 3D-Kinematik am Beispiel des Kurzschwungs

Konstantin Fuchs, Ralf Kredel

Institut für Sportwissenschaft der Universität Bern

Einleitung

Die qualitative Technikbeurteilung im alpinen Skisport basiert auf subjektiven Einschätzungen, die bei aller Praxisrelevanz schwer standardisierbar und methodisch wenig transparent sind. Trotz ausgefeilter Ausbildungssysteme fehlt ein objektives Verfahren, welches funktional relevante Bewegungsmerkmale einer Kurve nachvollziehbar von einer anderen unterscheidet. Im vorliegenden Projekt wurde dazu ein Framework entwickelt, das einen weitgehend automatisierten, markerlosen 3D-Bewegungsrekonstruktionsprozess mit einem empirisch abgeleiteten Kriteriensystem zur Qualität des Kurzschwungs verbindet und aus den kinematischen Merkmalszeitreihen die erfassten Expertenratings prädiziert. Drei Forschungsfragen leiten die Arbeit: (1) Wie gut lassen sich Expertenratings zur Kurzschwungqualität aus kinematischen Merkmalszeitreihen prädizieren? (2) Welche Merkmale und phasenspezifischen Zeitstrukturen tragen am stärksten zur Differenzierung der Qualitätsunterschiede bei? (3) Wie unterscheiden sich die Merkmalsprofile hoch und niedrig bewerteter Kurven?

Methoden

Stichprobe und Bewegungsrekonstruktion

53 Skifahrende (19 Frauen, 34 Männer) wurden im Rahmen eines Level-2-Ausbildungskurses von Swiss Snowsports auf einer mittelsteilen Piste gefilmt (Canon EOS R6 Mark III, 7K, 60 fps); aus dem Material wurden 711 Einzelkurven segmentiert. Ein auf die Fahrenden zentriertes, auf 1080p zugeschnittenes Videoset wurde mittels PHALP (Rajasegaran et al., 2022) und HMR2.0 (Goel et al., 2023) markerlos rekonstruiert; ausgegeben werden 45 Gelenkpositionen je Frame auf Basis des SMPL-Körpermodells (Loper et al., 2015). Ergänzend lokalisiert ein auf dem Datensatz nachtrainiertes Keypoint-Modell (YOLOv8s-Pose; Jocher et al., 2023) vier Punkte je Ski (Skispitze/Skiende zusätzlich als Schneekontaktpunkte definiert) im Bild (Pose-mAP@50–95 = .847, mediane Detektionsrate 99.3 %) und liefert daraus Skisignale wie Durchbiegung, Drehrate, Parallelität und Schneekontakt. Ein drittes, poseunabhängiges Merkmalsset (Trajektorie, Geschwindigkeit) entsteht aus dem Vollbildmaterial.

Kurvensegmentierung und Phasenmodell

Die Segmentierung erfolgt über Nulldurchgänge des medio-lateralen Unterschenkelwinkels, der Unterschenkelneigung in der hangbezogenen Frontalebene; der Nulldurchgang entspricht dem Umkantmoment. Das Phasenmodell von Swiss Snowsports (Gadient, 2011) definiert Phasen funktional und damit je nach Technik räumlich wie zeitlich variabel; für die einheitliche Vergleichbarkeit über Kurven und Fahrende hinweg wurde es hier zeitlich operationalisiert: Auslösephase symmetrisch um den Kantenwechsel (je ein Sechstel der alten und der neuen Schwungdauer), anschließend Steuerphase 1 und Steuerphase 2 mit je einem Drittel.

Expertenratings und Labelbildung

Das Kriteriensystem wurde aus vier Interviews mit Expertinnen und Experten abgeleitet und folgt einer Funktionalität-vor-Leitbild-Philosophie. Je Kurve werden Skiführung, Rotationskontrolle, Grundposition und

Gesamtpformanz auf einer kontinuierlichen visuellen Analogskala (–3 bis +3) mit sieben Verhaltensankern beurteilt (Smith & Kendall, 1963; Preston & Colman, 2000). Acht Expertinnen und Experten bewerteten die 711 Kurven: sechs mit je einem von drei balancierten Sets, zwei, darunter der Erstautor, als Verbindungsriter mit allen drei Sets. Raterstrenge und Setschwierigkeit sind designbedingt konfundiert; eine modellbasierte Strengekorrektur wurde geprüft und verworfen, da sie die Labels praktisch nicht veränderte ($r = .994$ zur Rohvariante). Das Label ist der ungewichtete Mittelwert der Einzelurteile je Kurve und Kriterium; als Beobachtungsgewicht dient die Anzahl bewertender Rater ($w = n$). Nach regelbasiertem Ausschluss (Segmentierungs-/Trackingfehler, markierte Rater-Kurven-Paare) verbleiben $n = 708$ Kurven.

Merkmalsraum

Die Merkmalsableitung folgt dem Kriterienkatalog: Jeder dort benannte Indikator wurde in ein messbares Rohsignal überführt, der Belastungswechsel etwa in die bilaterale Kniewinkeldifferenz. Ergänzt wurden Lage-signale des Körpers ohne explizite Katalogentsprechung sowie die Skisignale aus dem Keypoint-Modell. Aus 73 funktional kodierten Rohsignalen (kurveninnen/-außen statt links/rechts; 22 bilaterale Signale zusätzlich als Seitendifferenz) entsteht der Merkmalsraum als Kreuzprodukt aus statistischen Kennwerten (Lage/Extremum, Streuung, Tendenz, Timing) und vier Phasenfenstern (Auslösephase, Steuerphasen 1 und 2, Auslösephase der Folgekurve). Nach Konstanten- und Redundanzfilter sowie Ausschluss unveränderbarer Körpermaße (Distanzmaße auf ein Körpermaß normiert) verbleiben 3003 Eingangsmerkmale je Kurve.

Modellierung und Maßstäbe

Der Merkmalsraum ist mit 3003 Merkmalen bei effektiv 53 unabhängigen Beobachtungseinheiten hochdimensional und stark kollinear. Gewählt wurde daher die PLS-Regression: Sie projiziert den Merkmalsraum auf wenige latente Komponenten mit maximaler Kovarianz zur Zielgröße und erlaubt damit eine richtungsbezogene Interpretation der Merkmalszusammenhänge. Die vier aggregierten Kriterienlabels wurden nach Fahrenden gruppiert validiert: äußere GroupKFold-Kreuzvalidierung (5 Falten), innere GroupKFold (4 Falten) zur Wahl der Komponentenzahl ($k \in [2, 15]$; gewählt je Falte 3–14); die Vorhersagen werden innerhalb der Trainingsfalte rekaliert (getrennte Skalierung des inter- und intraindividuellen Anteils). Konfidenzintervalle stammen aus einem Cluster-Bootstrap über Fahrende (2000 Iterationen).

Jede Kennzahl wird auf drei Ebenen berichtet (Kurvenebene; interindividuell = Fahrendenmittelwerte; intraindividuell = fahrendenzentriert); Deckenwert und Mensch-Benchmark sind in den Anmerkungen zu Tabelle 1 und 2 definiert.

Ergebnisse

Güte des Messinstruments

Die Reliabilität der gemittelten Expertenurteile unterscheidet sich deutlich zwischen den Analyseebenen (Tabelle 1): interindividuell durchweg hoch (.93–.96), intraindividuell nur .55–.65. Das intraindividuelle Urteil ist damit das schwierigere; sein Deckenwert (.74–.81) begrenzt jede Modellgüte auf dieser Ebene. Dieselbe Trennung strukturiert das Verhältnis der Teilkriterien: Über alle Kurven hinweg korrelieren sie zu $r = .91$ –.92, und die Gesamtpformanz lässt sich nahezu vollständig aus ihnen komponieren ($R^2 = .97$); intraindividuell fallen die Interkorrelationen auf .51–.61 ($R^2 = .75$).

Kriterium	gesamt	interindividuell	intraindividuell
Skiführung	.75/.92 (.96)	.87/.96 (.98)	.35/.65 (.81)
Rotationskontrolle	.68/.88 (.94)	.80/.94 (.97)	.31/.61 (.78)
Grundposition	.69/.88 (.94)	.79/.93 (.97)	.26/.55 (.74)
Gesamtperformanz	.79/.93 (.96)	.87/.96 (.98)	.31/.61 (.78)

Anmerkung. Angegeben ist je Ebene r 1 Rater/Reliabilität (Deckenwert). r 1 Rater = mittlere paarweise Interrater-Korrelation ($n = 28$ Raterpaare), intraindividuell nach Zentrierung je fahrender Person $\times$ Rater; Reliabilität = Spearman-Brown-Aufwertung auf die effektive Rateranzahl $k \approx 3.5$; Deckenwert = $\sqrt{\text{Reliabilität}}$ (maximal erwartbare Korrelation eines fehlerfreien Prädiktors).

Tabelle 1: Reliabilität der Ratings nach Analyseebene Generalisierbarkeit der gemittelten Expertenurteile; Deckenwerte als theoretische Obergrenze der Modellgüte (Eigene Darstellung).

Prädiktionsgüte

Gegen die aggregierten Expertenlabels erreicht das Modell auf Kurvenebene $r = .76-.86$ ($R^2 = .58-.73$, $\text{RMSE} = .73-.85$; Tabelle 2); nach Korrektur für die Unreliabilität der Labels ($r/\text{Deckenwert}$) liegen die Werte bei $.81-.89$ und damit nahe an der jeweiligen Obergrenze. Die Ebenentrennung zeigt, wie unterschiedlich dieser Gesamtwert zu lesen ist: Interindividuell erreicht das Modell $r = .84-.91$ und ist mit einem Anteil von 99–101 % von einem durchschnittlichen Einzelrater statistisch nicht zu unterscheiden. Intraindividuell erreicht es $r = .23-.38$ und bleibt mit 65–93 % unter dem Expertenniveau, am nächsten bei der Rotationskontrolle (Abbildung 1).

Kriterium	Kurvenebene r [95 %-KI]	interindiv. M/H	Anteil	intraindiv. M/H	Anteil
Skiführung	.86 [.80-.90]	.91/.91	100 %	.34/.42	81 %
Rotationskontrolle	.82 [.73-.88]	.87/.86	101 %	.38/.41	93 %
Grundposition	.76 [.65-.83]	.84/.85	99 %	.23/.36	65 %
Gesamtperformanz	.86 [.78-.91]	.89/.90	99 %	.30/.38	80 %

Anmerkung. M = Modell gegen den Konsens aller Rater; H = mittlere Korrelation eines Einzelraters mit dem Konsens der jeweils übrigen; Anteil = M/H der jeweiligen Ebene; KI aus Cluster-Bootstrap über Fahrende.

Tabelle 2: Modellgüte je Kriterium und Analyseebene Kreuzvalidierte Vorhersagegüte ($n = 708$); Modell (M) gegen Mensch-Benchmark (H) (Eigene Darstellung).

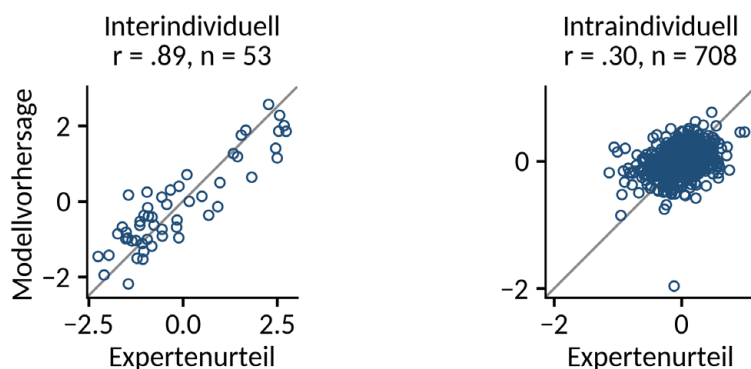


Abbildung 1: Modellvorhersage und Expertenurteil (Gesamtperformanz): Kreuzvalidierte Vorhersagen gegen die aggregierten Expertenlabels; die Diagonale markiert perfekte Übereinstimmung (Eigene Darstellung).

Merkmalsebene

Für die inhaltliche Auswertung wurden repräsentative Einzelmerkmale ausgewählt, je Analyseregion (Ski bis Trajektorie) und Kennwertgruppe die stärkste Bindung an das Gesamtperformanz-Label (Operationalisierung: Tabelle 3). Die Abbildungen 2 und 3 zeigen damit keine Rangliste modellwichtigster Variablen (PLS-Gewichte sind bei dieser Kollinearität keine Wichtigkeitsmaße), sondern exemplarische, biomechanisch interpretierbare

Repräsentanten des Merkmalsraums; Abbildung 3 prüft sie gegen die im Kriterienkatalog vorab festgelegte Wirkrichtung.

Merkmal	Rohsignal	interindiv.	intraindiv.
Skibiegung (Extremum)	Durchbiegung beider Ski (Summe)	Max · SP2	Max · SP1
Skibiegung (Tendenz)	dito	Stg · SP2	Stg · SP2
Ski-Drehrate (Extremum)	Betrag der Drehrate der Ski-Längsachse	$\emptyset \cdot \text{in} \cdot \text{SP2}$	Max · in · SP2
Skiendenabstand (Tendenz)	Abstand der beiden Ski-Enden	Stg · SP2	Stg · A+1
Kniewinkel (Extremum)	Kniegelenkwinkel (3D; gestreckt = groß)	Max · in · SP1	Min · au · A+1
Kniegeschwindigkeit (Extremum)	Betrag der 3D-Geschwindigkeit des Knies	$\emptyset \cdot \text{au} \cdot \text{SP2}$	Min · au · A+1
Knieabstand L/R (Extremum)	Abstand der beiden Kniegelenke (3D)	Max · SP1	Max · SP2
Auslösehöhe (Extremum)	Kniemitte – Beckenmitte (tiefer = aufrechter)	Min · SP1	$\emptyset \cdot \text{A}+1$
Hüftwinkel (Extremum)	Hüftwinkel (3D, Rumpf–Oberschenkel)	Max · in · A+1	Min · in · SP2
Lat. Beckenauslenkung (Streuung)	Lateralversatz Becken gegen Kniemitte (2D)	Spanne · SP2	SD · A+1
Lat. Rumpfneigung (Tendenz)	Laterale Neigung des Rumpfvektors	Stg · SP2	Stg · A+1
OK-Rotationsscore	Kopplung Schulterachse–Kurvenrichtung	Schwung	Schwung
Schulter–Hüft-Kopplung	Korrelation von Schulter- und Hüftrotation	Schwung	Schwung
Handabstand L/R (Extremum)	Abstand der beiden Handgelenke (3D)	$\emptyset \cdot \text{A}$	Min · A+1
Ellbogengeschw. (Extremum)	Betrag der 3D-Geschwindigkeit des Ellbogens	Min · au · A	$\emptyset \cdot \text{in} \cdot \text{A}+1$
Lat. Bahnauslenkung (Extremum)	Laterale Bahnauslenkung zur Falllinie	$ \emptyset \cdot \text{A}+1$	$ \text{Max} \cdot \text{A}+1$

Anmerkung. Kennwerte: $\emptyset$ = Mittel, Min/Max = Extremum, $|\cdot|$ = Betrag, SD/Spanne = Streuung, Stg = Steigung; Schwung = ein Wert je Kurve.
Seite: in/au = kurveninnen/-außen. Phasen: A = Auslösephase, SP1/SP2 = Steuerphase 1/2, A+1 = Auslösephase der Folgekurve.

Tabelle 3: Repräsentative Merkmale und ihre Operationalisierung Je Analyseebene stärkste Einzelvariante (Eigene Darstellung).

Drei Muster ordnen die Befunde. Erstens tragen die Rumpf- und Rotationsmerkmale ebenenstabil: OK-Rotationsscore, Schulter-Hüft-Kopplung und laterale Rumpfneigung (Tendenz) zeigen auf beiden Ebenen dasselbe Vorzeichen bei ähnlicher Stärke, katalogkonform (Talorientierung, Blockstabilität). Zweitens existieren reine Niveaumerkmale, die stark zwischen Fahrenden, aber kaum intraindividuell differenzieren: Auslösehöhe, Kniegeschwindigkeit, Aufkantwinkel, Handabstand und Becken-SPARC. Drittens wechseln fünf der sechzehn Merkmale in Abbildung 2 signifikant das Vorzeichen (‡), ebenso alle vier Dynamikmerkmale ohne explizite Katalogentsprechung in Abbildung 3 (Hand-, Ellbogen-, Beckengeschwindigkeit, laterale Handposition). Auch das Katalogkonzept Kompaktheit/Ruhe kehrt sich um.

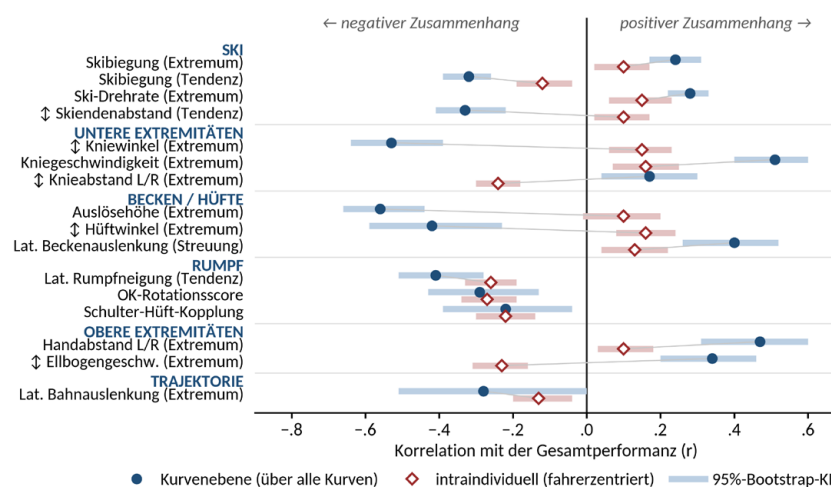


Abbildung 2: Zusammenhang repräsentativer Merkmale mit der Gesamtperformance Kurvenebene gegenüber intraindividuell, nach Analyseregion (Auswahl der Varianten: Tabelle 3). ‡ = signifikanter Vorzeichenwechsel. Seitenzuordnung (Kurvenebene/intraindividuell; in/au = kurveninnen/-außen): Ski-Drehrate in/in, Kniewinkel in/au, Kniegeschwindigkeit au/au, Hüftwinkel in/in, Ellbogengeschwindigkeit au/in (Eigene Darstellung)

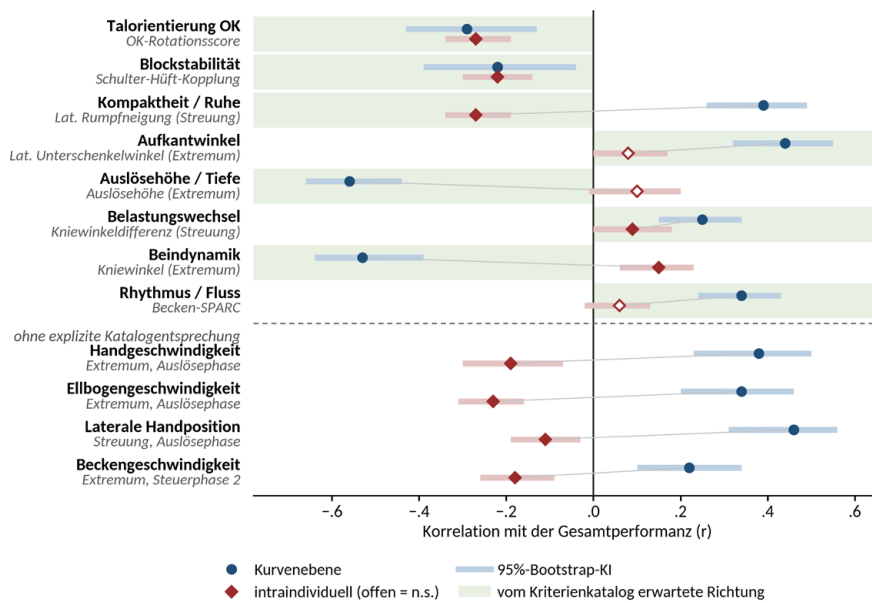


Abbildung 3: Abgleich repräsentativer Merkmale mit dem Kriterienkatalog Acht Katalogkonzepte (oben) und vier stark tragende Merkmale ohne explizite Katalogentsprechung (unten). Seitenzuordnung wie Abbildung 2, zusätzlich Aufkantwinkel au/in, Handgeschwindigkeit au/au, laterale Handposition in/in (Eigene Darstellung).

Fehlerdetektion

Da die intraindividuelle Rangfolge label-limitiert ist, wurde als anwendungsnähere Zielgröße die Erkennung konsensbasierter Fehlkurven geprüft. Auf Kurvenebene erreicht das Modell AUC-Werte von .75 bis .83, intraindividuell .69 bis .77 (Tabelle 4); mit strengerer Konsens-Schwelle steigt die Trennschärfe weiter (AUC bis .91).

Kriterium	Kurvenebene AUC	intraindiv. AUC	Prävalenz	Sens. @ Spez. .90
Skiführung	.83	.77	.14	.42
Rotationskontrolle	.83	.76	.11	.34
Grundposition	.75	.71	.09	.37
Gesamtperformanz	.80	.69	.14	.41

Anmerkung. Fehlcurve = alle Rater >0.5 SD unter ihrer Referenzverteilung (z je Rater; intraindividuell zusätzlich je fahrender Person zentriert); Prävalenz und Sensitivität bei Spezifität .90 auf Kurvenebene.

Tabelle 4: Fehlerdetektion ROC-Analyse der Erkennung konsensbasierter Fehlkurven (Eigene Darstellung).

Diskussion

Expertenratings zur Kurzschwungqualität lassen sich aus markerlos gewonnener 3D-Kinematik substanziell präzisieren (Forschungsfrage 1), die Aussagekraft dieses Befundes hängt jedoch vollständig an der Analyseebene: interindividuell Expertenniveau, intraindividuell deutlich darunter. Ein erheblicher Teil dieses Abstands entfällt auf die Labels selbst: Die Hauptlimitation liegt nicht in der markerlosen Rekonstruktion, sondern in der begrenzten intraindividuellen Reliabilität der Expertenurteile (Deckenwert .74–.81); auch Rater untereinander erreichen intraindividuell nur $r = .36$ –.42. Die Trennung beider Ebenen ist daher keine Zusatzanalyse, sondern Voraussetzung redlicher Interpretation.

Die Merkmalsbefunde (Forschungsfrage 2) lassen sich entlang der drei Muster deuten. Die ebenenstabilen Rotations- und Rumpfmerkmale decken sich mit dem Kernkonsens des Kriterienkatalogs, erklären die intraindividuelle Stärke der Rotationskontrolle und sind die robustesten Feedback-Kandidaten. Die Niveaumerkmale zeichnen ein Bewegungsrepertoire: Leistungsstärkere Fahrende richten sich zu Kurvenbeginn deutlich auf (Auslösehöhe), halten das kurveninnere Knie in Steuerphase 1 gebeugt (Kniewinkel), zeigen anhaltend hohe

Kniegeschwindigkeit, höhere maximale Aufkantwinkel und eine breite Armbasis. Die Vorzeichenwechsler schließlich tragen je Bezugssystem entgegengesetzte Bedeutung: Interindividuell markiert hohe Hand-, Ellbogen- und Beckendynamik Könnerschaft; intraindividuell markieren erhöhte Werte relativ zur eigenen Norm Korrektur und Kompensation. Der Kriterienkatalog erweist sich damit als implizit ebenenspezifisch (Kompaktheit/Ruhe gilt intraindividuell). Kinematisches Feedback muss folglich an der eigenen Bezugsnorm referenziert werden; ebenenstabile Signaturen wie eine noch in Steuerphase 2 ansteigende Skibiegung (zu später Druckaufbau) eignen sich unmittelbar als Trainingshinweis.

Die Fehlerdetektion ordnet dies praktisch ein: Die feine Rangfolge aller Kurven ist für Modell und Mensch gleichermaßen unsicher; wo die Rater sich einig sind, steigt die Trennschärfe. Realistisch sind zunächst Fehler-Flags statt Kurven-Noten.

Limitationen: die perspektivische Einschränkung der Einzelkamera (Rechtskurven durchgängig besser präzifizierbar, Δr intraindividuell bis .14), die systematische Schnee-Okklusion des Außenfußes, die fehlende Druckmessung, die vereinfachend zeitlich statt funktional definierten Phasengrenzen sowie die standardisierten Erhebungsbedingungen. Der begrenzende Faktor bleibt die Stichprobengröße: Die Lernkurve steigt bis $n = 53$ ohne Plateau.

Weiterführend sind der im Gesamtprojekt vorgesehene Profilvergleich hoch und niedrig bewerteter Kurven (Forschungsfrage 3), die kriteriumsspezifische Vertiefung der Rotationskontrolle sowie eine funktionale statt zeitliche Phasendefinition angelegt. Ziel bleibt eine Objektivierung, die das Expertenurteil verankert statt ersetzt.

Literatur

- Gadient, V. (2011). *Schneesport Schweiz: Band 2 – Ski*. Swiss Snowsports Association.
- Goel, S., Pavlakos, G., Rajasegaran, J., Kanazawa, A. & Malik, J. (2023). Humans in 4D: Reconstructing and tracking humans with transformers. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)* (S. 14783–14794).
- Jocher, G., Chaurasia, A. & Qiu, J. (2023). Ultralytics YOLOv8 (Version 8.0.0) [Computer software]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.
- Loper, M., Mahmood, N., Romero, J., Pons-Moll, G. & Black, M. J. (2015). SMPL: A skinned multi-person linear model. *ACM Transactions on Graphics*, 34(6), Artikel 248, 1–16. <https://doi.org/10.1145/2816795.2818013>.
- Preston, C. C. & Colman, A. M. (2000). Optimal number of response categories in rating scales: Reliability, validity, discriminating power, and respondent preferences. *Acta Psychologica*, 104(1), 1–15. [https://doi.org/10.1016/S0001-6918\(99\)00050-5](https://doi.org/10.1016/S0001-6918(99)00050-5)
- Rajasegaran, J., Pavlakos, G., Kanazawa, A. & Malik, J. (2022). Tracking people by predicting 3D appearance, location and pose. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (S. 2740–2749).
- Smith, P. C. & Kendall, L. M. (1963). Retranslation of expectations: An approach to the construction of unambiguous anchors for rating scales. *Journal of Applied Psychology*, 47(2), 149–155. <https://doi.org/10.1037/h0047060>

Low-Cost 3D Trajectory Reconstruction in Snowboard Freestyle: POV Video Compared to Commercial Markerless Motion Capture

Tom Gorges^{1,2}

¹Research Group Snowboard, Department Team, Combat and Acrobatic Sports, Institute for Applied Training Science, Leipzig;

²Department of Sport and Technology, Faculty of Humanities, Otto von Guericke University Magdeburg

Introduction

Pose estimation and tracking have become increasingly important tools in modern sports due to their potential for performance analysis, biomechanics assessment, injury prevention, rehabilitation, and enhanced broadcasting applications (Uçar et al., 2025). In snowboard freestyle and associated acrobatic training settings such as trampoline, previous research has applied markerless motion capture systems and inertial measurement units (IMUs) to gain insights into the complex biomechanics of tricks, performance parameters, and riding trajectories (Friedl et al., 2024; Gorges et al., 2024; Gorges et al., 2025; Harding et al., 2008; Merz et al., 2025; Merz et al., 2026; Merz et al., 2024; Thelen et al., 2024). Both measurement approaches are promising for future applications. However, they also present limitations, including a restricted field of view and high hardware, computational and financial demands for markerless motion capture systems (Wade et al., 2022), as well as potential sensor drift in IMU-based approaches (Zhao, 2018). Consequently, alternative vision-based approaches that require less specialized hardware while still enabling large-scale motion reconstruction are of increasing interest. In this context, Structure-from-Motion (SfM) pipelines such as COLMAP have emerged as promising tools for reconstructing camera motion and sparse three-dimensional scene geometry from conventional image or video recordings (Schönberger & Frahm, 2016; Schönberger et al., 2016). This exploratory study evaluates such a pipeline in a snowboard freestyle case study by comparing a reconstructed athlete trajectory from a single pov-camera perspective against a reference markerless motion capture system during landing bag training. The aim is to assess the agreement between both methods and provide an initial indication of the feasibility and potential accuracy of SfM-based trajectory reconstruction in this context.

Methods

A male snowboard freestyle athlete with international competition experience performed a straight air on a competition sized kicker with landing bag at the CJD Christophorusschulen Berchtesgaden, Germany with a horizontal jump length of approximately 20 m. The measurement setup and data pipeline is shown in Figure 1. As a reference system, a markerless 16-camera motion capture setup (Simi Motion and Simi Shape, Simi Reality Motion Systems GmbH, Unterschleißheim, Germany) operating at 100 Hz was used. Motion reconstruction was performed using silhouette-based tracking with a snowboard-specific body model. Prior to data collection, the measurement volume was spatially calibrated according to the manufacturer's specifications, resulting in metrically scaled motion data within a global coordinate system. Tracking data from the right wrist were filtered following the approach of Merz et al. (2024) using a second-order low-pass Butterworth filter.

For the same jump, the athlete carried an Apple iPhone 16 (Apple Inc., Cupertino, CA, USA) in the right hand facing the direction of travel, resulting in an egocentric point of view (POV)-like video perspective. Video recordings were acquired using the device's default camera settings at 60 Hz. Subsequently, a camera-based SfM reconstruction was performed from the extracted video frames using COLMAP. First, Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) features (Lowe, 2004) were detected and sequentially matched between neighboring frames before an incremental SfM pipeline was used to reconstruct a sparse 3D point cloud and camera trajectory.

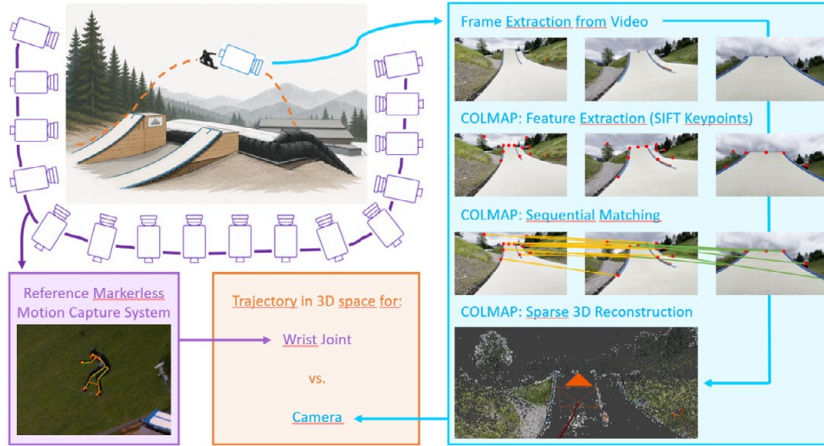


Figure 1: Measurement setup and data pipelines from video captures to trajectories in 3D space (Author's own figure).

No prior camera calibration was performed. Instead, intrinsic camera parameters were estimated automatically within COLMAP using self-calibration during the incremental SfM and bundle adjustment procedures. In contrast to the reference system, the COLMAP reconstruction was initially neither metrically scaled nor aligned to the global coordinate system. To spatially align both datasets, the take-off edge of the kicker was identified within the COLMAP point cloud. Points along this edge were manually selected and a principal component analysis (PCA) was applied to estimate its dominant axis direction. Since the reference system had been calibrated with its x-axis positioned in close proximity to the take-off lip (maximum deviation approximately 3 cm), this edge could be associated with the global x-axis and used for the initial alignment. No other clearly identifiable structures within the sparse COLMAP point cloud could be reliably assigned to the remaining global coordinate axes. Consequently, additional rotational and scaling adjustments were required.

An initial scale approximation of the COLMAP reconstruction was obtained from a LiDAR scan of the setup recorded with the same iPhone device. Subsequently, the rotational offset around the x-axis was constrained to further improve the spatial correspondence between both datasets. Finally, scale and rotational alignment parameters were optimized by minimizing the mean Chamfer distance (Fan et al., 2017) between the reconstructed trajectories. The Chamfer distance was calculated only within overlapping ranges along the horizontal movement axis, as the COLMAP trajectory started earlier while the reference trajectory ended later. The metric was selected because no fixed point-to-point correspondence between both trajectories was available due to the lack of temporal synchronization and differing sampling frequencies of the two systems. Consequently, the mean Chamfer distance represents the average spatial proximity between both reconstructed trajectories within their shared movement range. This setup compares the reconstructed trajectory of the wrist joint center with the trajectory of the iPhone camera position. Consequently, deviations on the order of approximately 10 cm may partly originate from the spatial offset between the anatomical joint center and the physical camera location held in the athlete's hand.

Results

No interruptions or tracking failures occurred during the analyzed sequence, and camera poses could be reconstructed continuously. The initially approximated alignment based on the LiDAR scan and the COLMAP point cloud resulted in an estimated scaling factor of approximately 8.2 and an approximate rotational offset of about -113° for coarse trajectory alignment. Based on these initial estimates, the optimization was performed over 500 increments for both parameters, covering scaling factors between 8.0 and 8.5 and rotational offsets between -120° and -105° , resulting in a total of 250,000 parameter combinations.

The resulting optimization landscape is visualized in Figure 2 as a heatmap of the mean Chamfer distance across all parameter combinations. The closest alignment was obtained for a rotational offset of -113.61° and a scaling factor of 8.21. This parameter combination resulted in a mean Chamfer distance of 0.13 m and a median Chamfer distance of 0.10 m.

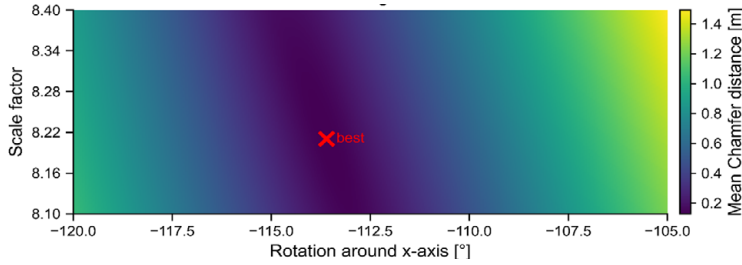


Figure 2: Heatmap for optimization of rotation around x-Axis and scaling factor for the COLMAP trajectory with marked optimum (red cross) (Author's own figure).

In addition, Figure 3 illustrates the distribution of nearest-neighbor Chamfer distances as a histogram and the mean and median Chamfer distance as a moving average using a 1 m sliding window in 0.05 m increments along the horizontal movement axis (y). This provides spatial insight into where along the trajectory larger or smaller deviations between both measurement approaches occurred. The origin ($y = 0$) corresponds here to the takeoff. Finally, Figure 4 visualizes the reconstructed trajectories of both systems overlaid in all three spatial planes.

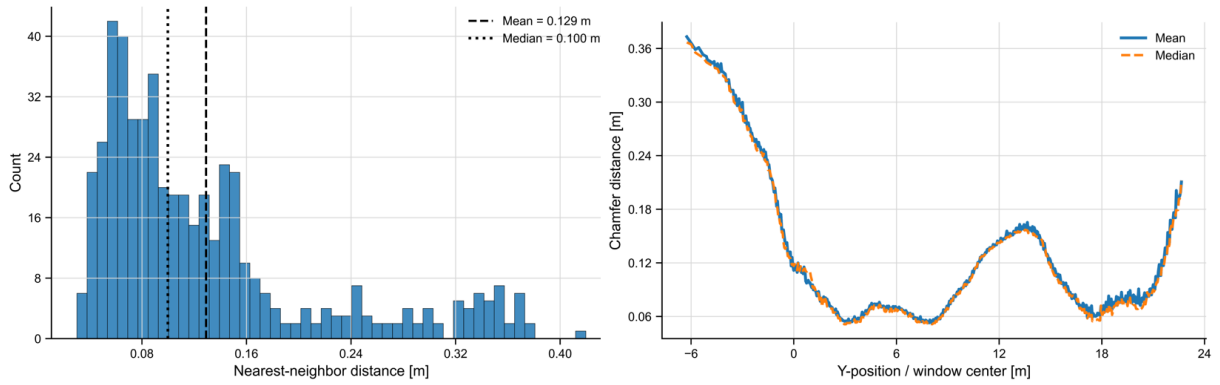


Figure 3: Distribution of nearest-neighbor Chamfer distances with mean and median indicated by vertically dashed lines (left); mean (blue) and median (orange) Chamfer distance as a moving average using a 1 m sliding window in 0.05 m increments along the horizontal movement axis (right) (Author's own figure).

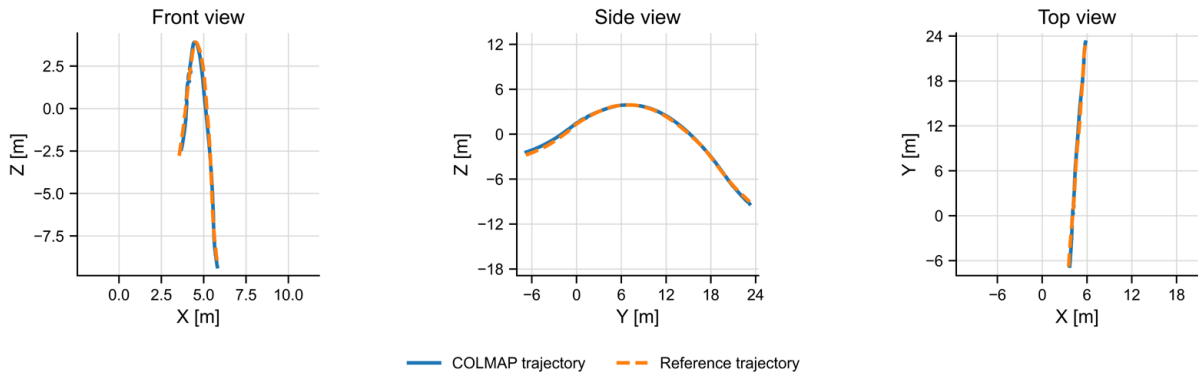


Figure 4: Reconstructed trajectories of both systems (COLMAP: blue; reference system: orange) (Author's own figure).

Discussion

The results indicate an overall good agreement between the reconstructed COLMAP trajectory and the reference trajectory. The initially estimated scaling and rotational alignment derived from the LiDAR scan were closely confirmed by the optimization procedure, with deviations of only +0.01 in scaling factor and -0.61° in rotation around the x axis. This suggests a high geometric consistency between the LiDAR scan and the reconstructed COLMAP point cloud and supports the plausibility of the applied alignment procedure.

The mean Chamfer distance of 0.13 m lies within a range that may partly be explained by uncertainties in the coordinate system registration itself. These include the estimation of the x-axis alignment, small rotational or translational offsets, as well as the spatial offset between the tracked wrist joint of the reference system and the actual camera position. Future studies should therefore incorporate a dedicated calibration object that can be reconstructed reliably within the point cloud. In addition, the exact position of the camera relative to the tracked body or board point should be known to better account for systematic offsets.

The distance distribution and moving-window analysis further demonstrate that only a small proportion of trajectory distances exceed 0.15 m. Larger deviations occur primarily before take-off and during landing. During airtime, approximately within the range of $0 < y < 20$ m, the Chamfer distances are substantially lower and mostly fluctuate between approximately 0.05 and 0.15 m. This suggests that the method performs particularly well when sufficient scene context, clearly defined edges, and varying distances of detectable features to the camera are present.

The increased deviations before take-off and during landing may be caused by more abrupt movements, reduced visible scene context, and proximity to the ground which leads to an increased motion blur. Overall, the trajectory is already represented well, although minor jitter remains visible in the reconstructed curve. Additional trajectory smoothing or more robust temporal modeling may further improve reconstruction quality. Potential limitations are expected particularly in scenarios with insufficient stable visual features, strong motion blur, or reduced visibility of the surrounding environment. Additionally, the use of a camera-specific intrinsic calibration (e.g., based on a checkerboard calibration procedure) may further improve reconstruction accuracy and facilitate a more reliable transfer to real-world dimensions.

Conclusion

The presented approach appears promising as a low-cost motion analysis tool that does not require a multi-camera setup or a strictly limited field of interest. For certain applications, it may represent a potential alternative to IMU-based systems or could complement IMUs within a sensor-fusion framework to improve robustness against drift effects.

However, more complex tricks involving rapid rotations are expected to remain challenging, as motion blur increases substantially and the visible scene context may become limited, for example when large portions of the image contain only sky. The integration of 360° cameras could therefore represent an interesting direction for future research. In addition, applications in snowy environments may be more difficult due to the comparatively low number of detectable visual features.

Overall, the method appears particularly promising for specific use cases such as contrasty environments around landing bags or as part of multimodal sensor-fusion approaches. Nevertheless, further validation and methodological development are required. At present, the computational demands also prevent real-time application, making IMU-based systems currently the more practical and robust solution for field use. Despite these limitations, camera-based tracking approaches offer considerable future potential for biomechanical motion analysis in snowboard freestyle.

Literatur

- Fan, H., Su, H., & Guibas, L. J. (2017, 21.07.). A point set generation network for 3d object reconstruction from a single image In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 605–613). Honolulu, HI, USA.
- Friedl, F., Gorges, T., & Merz, C. (2024, 15.07.). IMU jerk grab detection in snowboard freestyle. 42nd International Society of Biomechanics in Sports, Salzburg (Austria).
- Gorges, T., Davidson, P., Boeschen, M., Hotho, A., & Merz, C. (2024). IMU Airtime Detection in Snowboard Halfpipe: U-Net Deep Learning Approach Outperforms Traditional Threshold Algorithms. *Sensors*, 24(21), Article 6673. <https://doi.org/10.3390/s24216773>
- Gorges, T., Merz, C., Friedl, F., & Sandau, I. (2025). Comparative analysis of inertial measurement units and markerless video motion capture systems for assessing rotational parameters in snowboard freestyle. *Measurement: Sensors*, 101872. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2025.101872>
- Harding, J. W., Mackintosh, C. G., Hahn, A. G., & James, D. A. (2008, June 2–6). Classification of aerial acrobatics in elite half-pipe snowboarding using body mounted inertial sensors In *The Engineering of Sport 7* (pp. 447–456). Biarritz.
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2), 91–110.
- Merz, C., Friedl, F., Thelen, M., & Gorges, T. (2025). The halfpipe lines of the 2022 men's Olympic snowboard finalists: An explorative analysis. *ISBS Proceedings Archive*, 43(1), 58.
- Merz, C., Gorges, T., Thelen, M., Naundorf, F., Supej, M., & Kersting, U. (2026). Go big or spin fast? Biomechanical deterministic models for snowboard halfpipe tricks performed at the Beijing 2022 Olympic Winter Games Men's Final. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 21(3), 1863–1871.
- Merz, C., Naundorf, F., Schüller, A., Pickardt, S., Gorges, T., Supej, M., & Kersting, U. (2024). Is a cork a legal shortcut? – A comparison of the measured and assumed amount of rotation in freestyle tricks. *Sports Biomechanics*, 24(7), 2056–2068. <https://doi.org/10.1080/14763141.2024.2399255>
- Schönberger, J. L., & Frahm, J.-M. (2016). Structure-from-motion revisited In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 4104–4113).
- Schönberger, J. L., Zheng, E., Frahm, J.-M., & Pollefeys, M. (2016). Pixelwise view selection for unstructured multi-view stereo In European conference on computer vision (pp. 501–518).
- Thelen, M., Merz, C., Gorges, T., Goldmann, D. J.-P., Donath, P., & Kersting, P. (2024). In-field biomechanics of half-pipe snowboarding: A pilot study. *ISBS Proceedings Archive*, 42(1), 926.
- Uçar, M. H. B., Solak, S., Jimale, A. O., Ünal, H., & Eken, S. (2025). A comprehensive survey on pose estimation and tracking in sports: methodologies, datasets, challenges, and future directions. *Artificial Intelligence Review*, 59, Article 54. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11344-1>
- Wade, L., Needham, L., McGuigan, P., & Bilzon, J. (2022). Applications and limitations of current markerless motion capture methods for clinical gait biomechanics. *PeerJ*, 10, e12995.
- Zhao, J. (2018). A review of wearable IMU (inertial-measurement-unit)-based pose estimation and drift reduction technologies. *Journal of Physics: Conference Series* 1087(4), 042003.

Contact Force-Torque Patterns Explain Aiming Errors in Elite Olympic Air Rifle Shooting: A Single-Case Biomechanical Analysis

Ralf Kredel¹, Dino Tartaruga^{1,2}

¹Institute of Sport Science, University of Bern; ²Swiss Shooting Federation

In Olympic 10 m air rifle shooting, minimal rifle motion can produce meaningful impact deviations, yet technical analysis is still dominated by 2D aiming-point systems (e.g., SCATT, 1991) that describe erroneous movements without resolving their mechanical origin. This single-case study examined whether the average aiming location of an elite air-rifle athlete could be explained by latent multivariate contact force-torque patterns measured directly at the shooter-rifle interface.

A World Cup-level female athlete was monitored across 54 training sessions, yielding 4915 analyzed shots. A custom sensor stock with four 6-axis force-torque sensors (ATI industrial automation) at the shoulder support, headrest, grip, and hand-rest allowed to measure all contact forces and torques at the shooter-rifle interface. These were combined with aiming-point kinematics (recorded with a SCATT system) and data of the bullet's impact location at the target (recorded with a electronic target; SIUS, 2021). After synchronization, SIUS-based offset correction of SCATT aiming point data, individualized phase segmentation, session centralization, and standardization, 24 mean aiming-phase force-torque features were reduced using principal component analysis. Retained component scores were tested across nine aiming-location groups using generalized least-squares models.

Three components showed significant omnibus group effects, but only one component showed significant center-versus-periphery contrasts (Fig.1). This component was mainly defined by grip-, hand-rest-, and shoulder-related lateral forces and torques. The findings suggest that predominantly horizontal aiming errors in this athlete were associated with a coordinated lateral aiming control pattern (Figure 2).

Direct force-torque measurement may therefore support individualized diagnostics and future feedback-based interventions in elite rifle shooting.

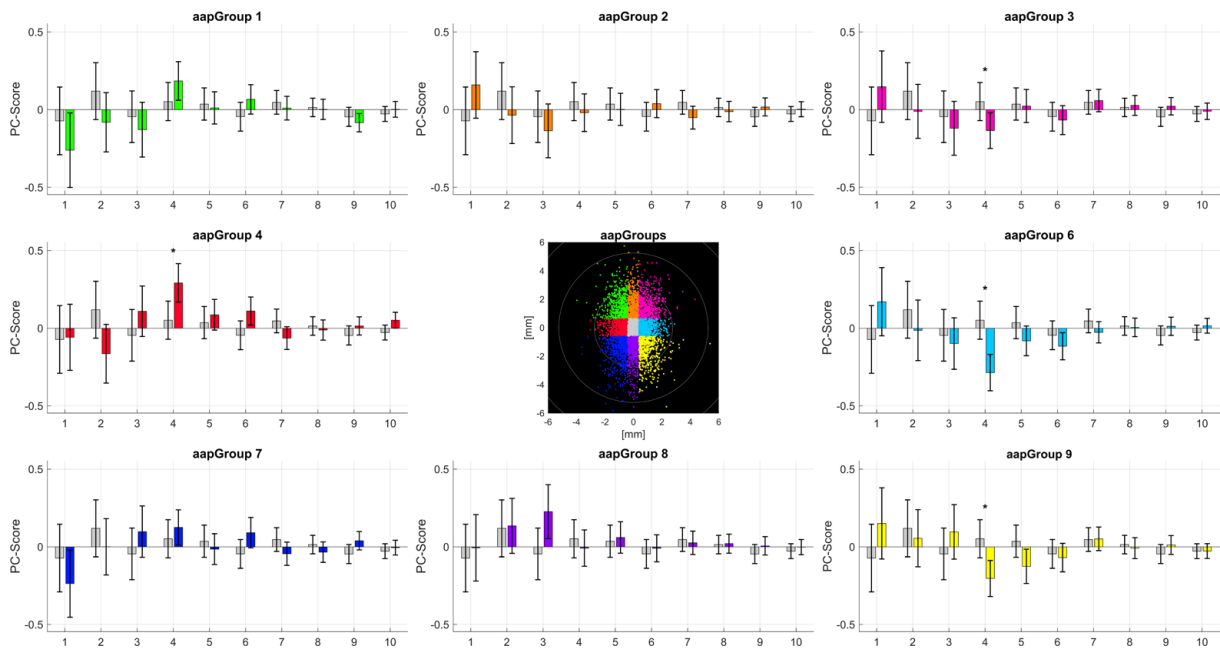


Figure 1: Center-vs-periphery aiming differences in the PC scores of the 10 retained PCs that explained 95.2 % of the total variance in force/torque features. The bar plots are position- and colour-matched to the corresponding aiming deviations, as depicted in the central plot that shows the distribution of aiming-point locations. The grey bars in each plot depict the respective centre location's PC score for comparison. The error bars depict the 95 % CIs. Only PC4 showed significant differences in the scores for peripheral aiming locations 3, 4, 6 and 9 (Author's own figure).

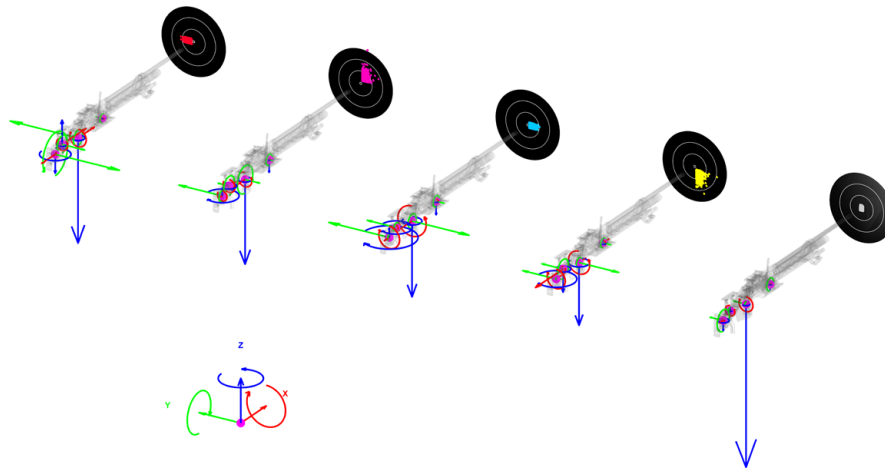


Figure 2: Visualisations of the mean force/torque variations associated with the significant comparisons for aiming errors towards the (from left to right) left (red), upper right (magenta), right (blue) and lower right (yellow) vs the central aiming pattern (grey). An increase in laterally-acting forces and torques can be seen. The forces and torques are linearly scaled with reference to the lower left coordinate system, in which the lengths of the axes represent 0.1 N and the diameters of the circles represent torques of 0.01 Nm (Author's own figure).

References

- SCATT. (1991). SCATT shooter trainers [SCATT shooter training systems]. SCATT. <https://scatt.com>.
- SIUS. (2021). LS10 Laserscore | Electronic target system [SIUS AG]. SIUS AG. <https://www.sius.com/en/product-page/l10-laserscore>.

Who can Receive a Pass? Availability of Players is Associated with Success in Soccer

Jinying Jiang¹, Daniel Link^{1,2}

¹Technical University Munich, Experimental Exercise Science; ²Technical University Munich, Munich Data Science Institute

Availability in football refers to the probability that a selected player can successfully receive a pass from a teammate. We calculate Availability for each moment that a player has individual ball possession and for all players of his team. The quantification bases on a mixture of physical models and machine learning algorithms, which is explained in detail by Dick et al. (2022). The method considers that (i) players are constantly in motion and may receive the ball at many different positions on the pitch, (ii) there are many possible trajectories and passing speeds of the ball to the same position resulting in different transition times of the ball, (iii) opponents may intercept the ball, (iv) the technical skill levels of pass giver and the (v) time for controlling esp. high passes influence successful completion of the pass. For every moment t , we compute probabilities at which player r can receive a pass at the position x . After this, we aggregate those probabilities for many x to an overall probability of a successful pass, which we call Availability of r at the moment t (Figure 1). Reliability of Availability calculation was evaluated in multiplied ways including a comparison with ratings of human observers. Correlations between expert rating and our calculation was $r = .7$ which is in the range of correlation between to independent human observers.

Availability: $\text{Multiple Passing Trajectories} \times \text{Multiple Ball Speeds} \times \text{Reception Difficulty} \times \text{Multiple Interception Points} \times \text{Interception Time}$

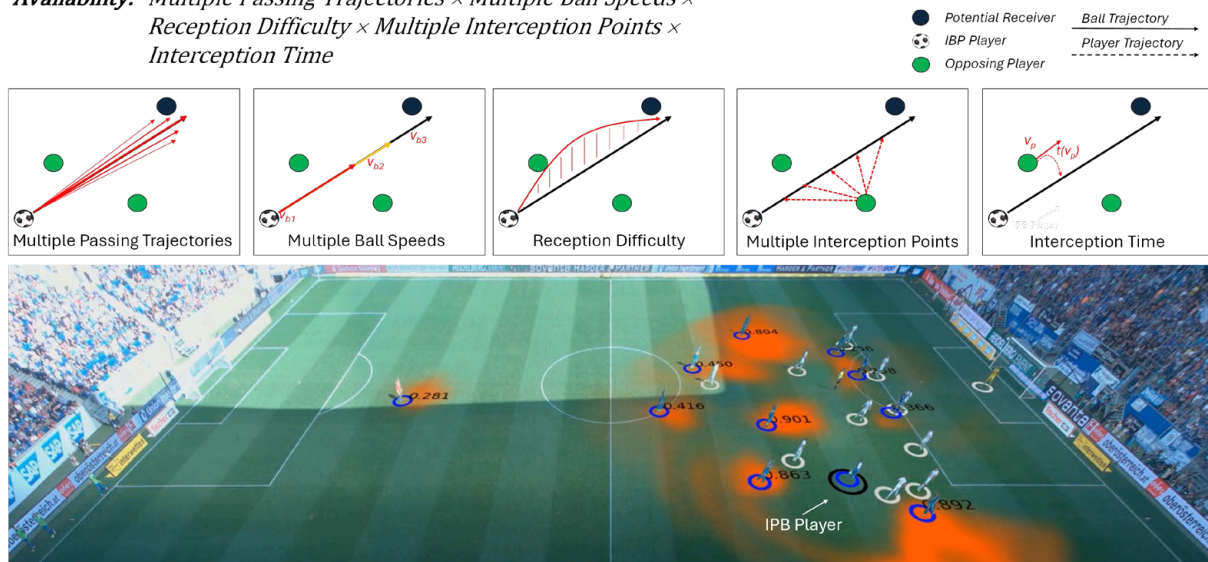


Figure 1: Principles of Availability quantification. Availability bases on a mixture of physical models and machine learning algorithms. Interception Time is determined based on a movement model based on current velocity vector. Reception difficulty considers that high passes are much more difficult to control. The illustration at the bottom shows possible ball receptions zones (red) for each teammate and the probability score (Author's own figure).

For evaluating empirical validity of our implementation, we explore how performance indicators derived from Availability (AV) are connected to success in football. Therefore, we used spatiotemporal tracking data of 47 German Bundesliga matches, containing 45,332 passes. Results show that passing success rate is significantly correlated ($r = .3$) with Availability of the receiver. Also, Availability was significantly ($p < .05$, $d = 0.14$) higher on successful passes ($AV = .84$) compared to situation in which the ball carrier loses the ball ($AV = .59$). Analysis of turnovers revealed that number of Players Available (PA) was significantly higher ($p < .05$, $d = 0.68$)

in successful turnovers ($PA = 4.7$) compared to turnovers with direct ball loss ($PA = 3.9$). In addition, the team's average longitudinal space gain following a turnover is associated with the number of Players Available. For example, mean space gain after 5 seconds was 5.9 m when only one teammate was available, compared to 10.9 m when three teammates were available ($p < .05$, $r = 0.3$). We conclude that Availability is associated with success on sub-aim level in football. These results provide an empirical justification to use Availability for match analysis.

References

- Dick, U., Link, D., & Brefeld, U. (2022). Who can receive the pass? A computational model for quantifying availability in soccer. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 36, 1–28. doi:10.1007/s10618-022-00827-2
- Jiang, J., & Link, D. (under Review) Availability of Players is Associated with Success in Football.

Dimensionality Reduction of Space-Related Metrics in Elite Football Using Factor Analysis

Lisa Krampe, Daniel Memmert, Maximilian Klemp-Weins

Institute of Exercise Science and Sport Informatics, German Sport University Cologne

Introduction

Spatial organisation is fundamental to understanding football tactics and phase-dependent coordination. As existing spatial metrics overlap both conceptually and, in some cases, by definition, they exhibit a considerable degree of redundancy, which is reflected empirically in high correlations (Moura et al., 2012). This study aims to identify the latent dimensions of spatial positioning in- and out-of-possession to refine the theoretical framework of space in professional football.

Methods

An exploratory factor analysis was carried out to identify latent constructs. The dataset consists of seven open-source matches from the German men's Bundesliga (Bassek et al., 2025). Twelve spatial variables, which had previously been identified in the literature, were evaluated using the 'Floodlight' software package to analyse spatial positioning in football (Krampe et al., 2026). These metrics quantify intra-team characteristics and include team length, width, height, surface area, convex hull, centroid, team spread, stretch index, Delaunay triangulation and Voronoi diagrams. Spearman's rank correlation coefficients were calculated to analyse spatial metrics, with possession status defined as the independent variable. The suitability of the data for factor analysis with Varimax rotation was confirmed using the Kaiser-Meyer-Olkin coefficient and Bartlett's test of sphericity.

Results

The high intercorrelation between the spatial metrics justified the use of factor analysis to reduce redundant information. Bartlett's sphericity test was significant in both phases, with $\chi^2 = 10,818,749.88$ ($p < 0.001$) for the phase with possession and $\chi^2 = 11,235,469.94$ ($p < 0.001$) for the phase without possession. In accordance with the Kaiser criterion and following an examination of the scree plot, the original correlation matrix for the 'in possession' phase was reduced to three factors, which explained 80.2 % of the variance (eigenvalues: 5.86, 2.16, 1.75). For the 'out of possession' phase, three factors explained 81.1 % of the variance (eigenvalues: 6.06, 1.98, 1.70), with the first dimension accounting for almost half of the variance in each case (Figure 1).

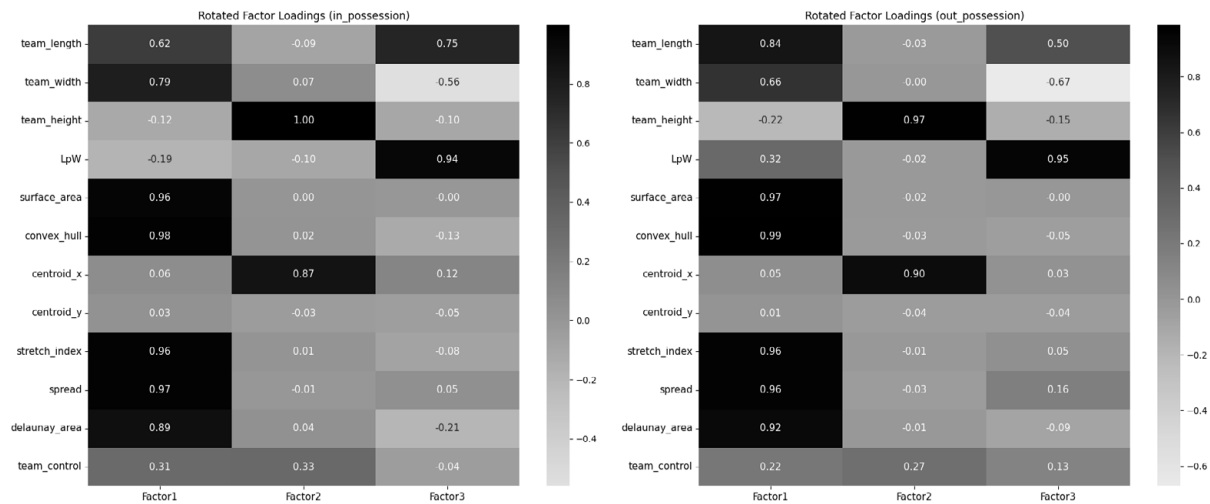


Figure 1. Factor loadings of rotated principal components for all spatial metrics at the intra-team frame level across seven matches, illustrating the contribution of each metric to the identified factors (Author's own figure).

Discussion & Conclusion

Factor analysis reduces complex spatial data to three functional dimensions, which are described in terms of their content below and situated within the existing theoretical framework. Factor 1, 'team dispersion' (convex hull, stretch index, Delaunay triangulation), reflects a team's collective use of space, as expressed by the area covered and the geometric structure of intra-team positioning (Amichay et al., 2025). Faktor 2, 'longitudinal positioning' (centroid, height), represents a team's collective position on the pitch along the goal-to-goal axis (Frencken et al., 2011). Factor 3, 'longitudinal disperion' (LpW, length), describes the extent and direction of the team's spread across the length of the pitch (Silva et al., 2014).

References

- Amichay, G., Silva, H., Brito, J. & Marcelino, R. (2025). Characterizing the spatial structures of competing football teams. *Scientific reports*, 15(1), 35217. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-97765-y>
- Bassek, M., Rein, R., Weber, H. & Memmert, D. (2025). An integrated dataset of spatiotemporal and event data in elite soccer. *Scientific data*, 12(1), 195. <https://doi.org/10.1038/s41597-025-04505-y>
- Frencken, W., Lemmink, K., Delleman, N. & Visscher, C. (2011). Oscillations of centroid position and surface area of soccer teams in small-sided games. *European journal of sport science*, 11(4), 215–223. <https://doi.org/10.1080/17461391.2010.499967>
- Krampe, L., Bassek, M., Raabe, D., Memmert, D. & Rein, R. (2026). Space in Competitive Football: A Scoping Review. *Int J Sports Sci Coach*, 21(3), 1751–1770. <https://doi.org/10.1177/17479541261417207>
- Moura, F. A., Martins, L. E. B., Anido, R. d. O., Barros, R. M. L. de & Cunha, S. A. (2012). Quantitative analysis of Brazilian football players' organisation on the pitch. *Sports biomechanics*, 11(1), 85–96. <https://doi.org/10.1080/14763141.2011.637123>
- Silva, P., Travassos, B., Vilar, L., Aguiar, P., Davids, K., Araújo, D. & Garganta, J. (2014). Numerical relations and skill level constrain co-adaptive behaviors of agents in sports teams. *PLOS ONE*, 9(9), e107112. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0107112>

Verändert sich die Laufbiomechanik im Höhentrainingslager? Einfluss von akuter Hypoxie, Geschwindigkeit und Untergrund auf biomechanische Belastungsparameter und Lateralität beim Laufen

Olaf Ueberschär^{1,2}, Marlene Riedl^{1,3}, Daniel Fleckenstein², Christoph Pökel¹, Astrid Krückhans⁴, Roberto Falz^{1,5}

¹Hochschule Magdeburg-Stendal; ²Institut für Angewandte Trainingswissenschaft (IAT), Leipzig; ³Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg, Department für Orthopädie, Unfall- und Wiederherstellungschirurgie; ⁴SKA Zicksee, St. Andrä am Zicksee, Österreich; ⁵Universitätsklinikum und Medizinische Fakultät Universität Leipzig, Klinik für Orthopädie, Unfall- und Plastische Chirurgie

Einleitung

Höhentrainingslager stellen einen festen Bestandteil des leistungsorientierten Trainings im Ausdauersport zur Verbesserung der aeroben Kapazität dar und werden insbesondere im Langstreckenlauf und Triathlon regelmäßig eingesetzt (Bonetti & Hopkins, 2009; Lundby et al., 2012). Akute Höhenexposition in mittleren Höhenlagen führt zu veränderten physiologischen Anforderungen und beeinflusst infolgedessen sowohl die Belastungssteuerung als auch die Trainingsgestaltung (Lundby et al., 2012). Insbesondere müssen Trainingsintensitäten unter hypoxischen Bedingungen angepasst werden, um vergleichbare physiologische Belastungsreize zu erzielen. Unklar ist bislang in diesem Zusammenhang gewesen, ob die veränderten physiologischen Anforderungen unter akuter Hypoxie auch zu Anpassungen des Laufmusters und damit der biomechanischen Belastung führen könnten.

Da viele Höhentrainingszentren in topographisch anspruchsvollen Regionen liegen, werden Laufseinheiten häufig auf profilierten Strecken und wechselnden Untergründen durchgeführt. Neben Asphaltstraßen kommen dabei insbesondere unbefestigte Untergründe wie Schotter-, Wald- oder Vulkanaschewege zum Einsatz. Unterschiedliche Laufgeschwindigkeiten, Steigungen sowie variierende Bodeneigenschaften können die biomechanische Belastung des Bewegungsapparats beeinflussen und dadurch potenziell Auswirkungen auf Laufökonomie, Ermüdung und Verletzungsrisiko haben (Boey et al., 2017; Moon et al., 2025; Ueberschär et al., 2019).

Zur Quantifizierung solcher Belastungen haben sich tragbare Inertialsensorsysteme als praxistaugliche Methode etabliert. Insbesondere die maximale tibiale Beschleunigung (engl. peak tibial acceleration, PTA), Schrittfrequenz, laterale Asymmetrie (d. h. Links-Rechts-Unterschied) sowie die Stoßdämpfung entlang der kinetischen Kette von Sprunggelenk bis Schultergürtel gelten als relevante Parameter zur Beschreibung biomechanischer Belastungen im Ausdauerlauf (Ueberschär et al., 2019). Während der Einfluss der Laufgeschwindigkeit auf diese Parameter bereits detailliert untersucht worden ist, liegen bislang nur unzureichende experimentelle Daten zum kombinierten Einfluss von akuter Höhenexposition und unterschiedlichen Laufuntergründen unter Feldbedingungen vor.

Ziel dieser Studie war daher die sensorbasierte Untersuchung biomechanischer Belastungsparameter unter praxisnahen Feldbedingungen in verschiedenen Höhenlagen unter zusätzlicher Berücksichtigung von Laufgeschwindigkeit und Untergrund. Dabei sollten insbesondere Veränderungen der Schrittfrequenz, der tibialen Spitzenbeschleunigung, der lateralen Gangasymmetrie sowie der Stoßdämpfung unter praxisnahen Bedingungen analysiert werden.

Methodik

Zehn gesunde, trainierte Amateur-Triathlet:innen und Läufer:innen (4 Frauen, 6 Männer; $28,2 \pm 9,2$ Jahre; mittlere VO_2peak von $54,9 \pm 5,9 \text{ mL} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$) nahmen an dieser Studie teil. Vor Beginn der Feldmessungen absolvierten alle Teilnehmer:innen einen laborbasierten spiroergometrischen Stufentest bis zur Ausbelastung auf dem Laufband zur Bestimmung der ventilatorischen Schwellen VT1 und VT2. Auf Basis der individuell ermittelten Schwellen wurden drei standardisierte Laufgeschwindigkeiten definiert, die typische Trainingsintensitäten im Ausdauerlauf repräsentierten.

Die experimentellen Feldmessungen wurden auf Teneriffa (Kanarische Inseln, Spanien) unter realen Bedingungen durchgeführt. Die Athlet:innen absolvierten standardisierte Lafeinheiten auf Asphaltstraßen (Road, R) sowie auf Wanderwegen mit natürlichem Schotter- bzw. Vulkanascheuntergrund (Trail, T) in Höhenlagen von etwa 50, 1000 und 2300 m über dem Meeresspiegel. Die Laufstrecken waren jeweils etwa 1,5 km lang und wurden in allen drei Geschwindigkeiten absolviert. Um unter akuter Hypoxie vergleichbare physiologische Belastungen zwischen den unterschiedlichen Bedingungen sicherzustellen, wurden die Zielgeschwindigkeiten in höheren Lagen geringfügig angepasst. Dadurch sollte der Einfluss der Höhenexposition auf die Laufbiomechanik unabhängig von anderenfalls unterschiedlichen metabolischen Belastungen untersucht werden. Die Pacekontrolle erfolgte durch begleitende erfahrene Läufer:innen oder Radfahrer:innen.

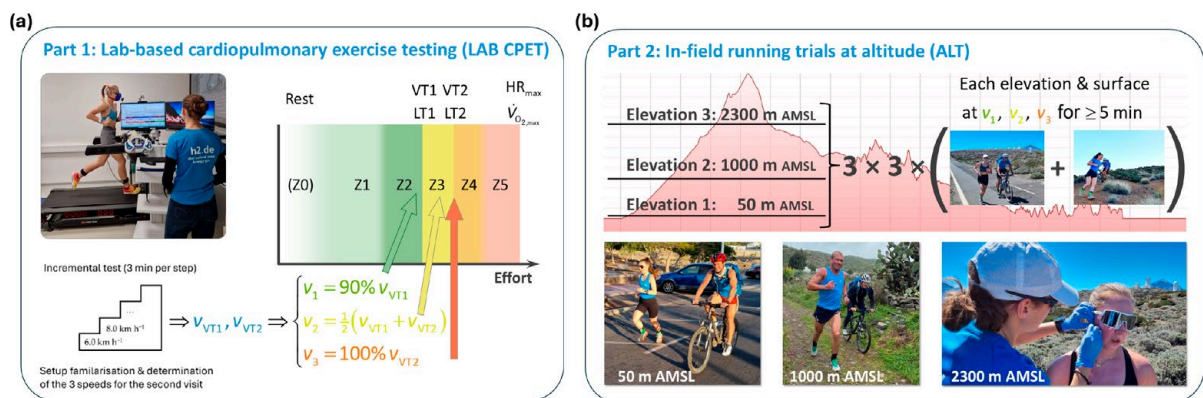


Abbildung 1: Studiendesign: (a) Laborbasierte Leistungsdiagnostik (Stufentest bis Ausbelastung) auf Meereshöhe zur Bestimmung der individuellen Zielgeschwindigkeiten v_1 , v_2 und v_3 sowie (b) feldbasierte Lauftests in drei verschiedenen Höhenlagen mit den drei Geschwindigkeiten sowohl auf Straßen als auch Wanderwegen (b) (Ueberschär et al., 2026).

Zur biomechanischen Datenerfassung wurden drei synchronisierte Inertialmesseinheiten (Xsens MTw Awinda, Movella Inc., Niederlande) jeweils an der distalen Tibia sowie am Sacrum befestigt. Die Sensoren erfassten dreidimensionale Beschleunigungen, Winkelgeschwindigkeiten und Orientierungsdaten mit einer internen Abtastrate von 1000 Hz sowie einer Ausgabedatenrate von 120 Hz nach Sensorfusion. Aus den Beschleunigungszeitreihen wurden Schrittfrequenz, maximale tibiale Spitzenbeschleunigung PTA, laterale Asymmetrie der PTA sowie die vertikale Stoßdämpfung entlang der kinetischen Kette berechnet.

Zur statistischen Analyse wurde eine dreifaktorielle Varianzanalyse mit Messwiederholung unter Berücksichtigung der Faktoren Höhe, Laufgeschwindigkeit und Untergrund durchgeführt. Die Studie wurde gemäß der Deklaration von Helsinki durchgeführt und durch die zuständige Ethikkommission der Hochschule Magdeburg-Stendal (Aktenzeichen EKIWID-2023-09-001RM und EKIWID-2023-09-001RMII) genehmigt. Alle Teilnehmer:innen gaben vor Beginn der Untersuchung ihre schriftliche Einwilligung zur Teilnahme nach ausführlicher Aufklärung.

Ergebnisse

Die Teilnehmer:innen erreichten während der laborbasierten Leistungsdiagnostik eine mittlere maximale Laufgeschwindigkeit von $17,0 \pm 1,7 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ bei einer mittleren relativen Sauerstoffaufnahme von $54,9 \pm 5,9 \text{ mL}\cdot\text{min}^{-1}\cdot\text{kg}^{-1}$.

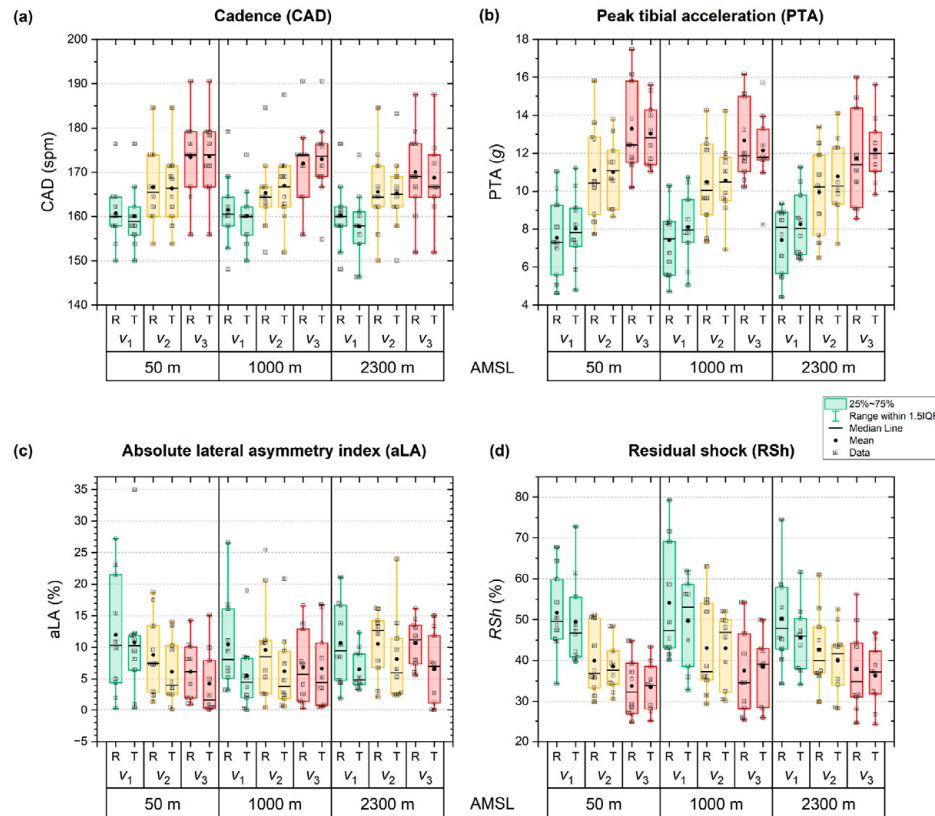


Abbildung 2: Biomechanische Ergebniskennzahlen am Ende der Laufabschnitte in Abhängigkeit von Steigung, Laufgeschwindigkeit und Untergrund. (a) Schritt看率, (b) tibiale Spitzenbeschleunigung, (c) absoluter Asymmetrieindex, (d) Stoßdämpfung. Die Laufgeschwindigkeiten v1 (grün), v2 (gelb) und v3 (rot) wurden individuell auf der Grundlage der ventilatorischen Schwellen VT1 und VT2 definiert. Als Untergrund dienten Straße (R) und Trail (T) (Ueberschär et al., 2026).

Die biomechanischen Belastungsparameter in der Felduntersuchung wurden maßgeblich durch die Laufgeschwindigkeit beeinflusst, während Höhe und Untergrund insgesamt nur geringe Effekte zeigten. Die Schritt看率 stieg mit zunehmender Laufgeschwindigkeit signifikant um durchschnittlich +2,2 Schritte pro Minute je +1 $\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$ an ($p < 0,001$). Gleichzeitig zeigte sich mit zunehmender Höhe eine leichte Reduktion der Schritt看率 von etwa -1,1 Schritte pro Minute je +1000 m Höhenlage ($p < 0,001$), während der Untergrund keinen signifikanten Einfluss auf die Schritt看率 (CAD) aufwies.

Auch die tibiale Spitzenbeschleunigung (PTA) nahm mit steigender Laufgeschwindigkeit deutlich zu (+0,9 g pro +1 $\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$; $p < 0,001$). Dagegen zeigte der Laufuntergrund keinen signifikanten Einfluss auf die tibialen Spitzenbeschleunigungen. Höhenbedingte Veränderungen der PTA traten insbesondere bei höheren Laufgeschwindigkeiten oberhalb der ersten ventilatorischen Schwelle auf, wobei unter hypoxischen Bedingungen tendenziell geringere Belastungen beobachtet wurden.

Die laterale Asymmetrie der tibialen Belastung (aLA) wurde weder durch Höhe noch durch Laufgeschwindigkeit oder Untergrund signifikant beeinflusst. Die gemessenen Asymmetriewerte lagen in allen Bedingungen innerhalb physiologischer Referenzbereiche. Die vertikale Stoßdämpfung (RSh) nahm hingegen mit steigender

Laufgeschwindigkeit signifikant zu (2,5 % pro +1 km·h⁻¹; $p < 0,001$), blieb jedoch unabhängig von Höhe und Untergrund weitgehend unverändert. Insgesamt erwies sich die Laufgeschwindigkeit als der dominante Einflussfaktor biomechanischer Belastungen im Ausdauerlauf.

Diskussion

Die Ergebnisse dieser Studie verdeutlichen, dass die Laufgeschwindigkeit den dominierenden Einflussfaktor für biomechanische Belastungen im Ausdauerlauf darstellt. Sowohl Schrittfrequenz als auch tibiale Spitzenbeschleunigung nahmen mit steigender Geschwindigkeit deutlich zu, was mit bisherigen biomechanischen Untersuchungen im leistungsorientierten Laufsport übereinstimmt (Moon et al., 2025; Ueberschär et al., 2019). Im Gegensatz dazu zeigten akute Höhe und Untergrund insgesamt nur geringe Auswirkungen auf die untersuchten Belastungsparameter beim Laufen.

Unter den vorliegenden Untersuchungsbedingungen zeigten sich lediglich geringe Auswirkungen akuter Hypoxie auf die untersuchten biomechanischen Parameter. Dennoch erscheint eine Anpassung der Trainingsintensitäten im Höhentaining sinnvoll, um vergleichbare physiologische Belastungsreize sicherzustellen (Lundby et al., 2012; Wehrlin & Hallén, 2006). Die beobachteten geringfügigen Reduktionen der tibialen Spitzenbeschleunigungen bei höheren Laufgeschwindigkeiten könnten auf subtile Anpassungen des Laufmusters unter akuter Hypoxie hinweisen, besitzen jedoch vermutlich nur eine geringe praktische Relevanz.

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass Trailrunning nicht pauschal mit reduzierten Stoßbelastungen gleichgesetzt werden kann. Zwar wird häufig angenommen, dass weichere und variabelere Untergründe geringere Impact-Belastungen verursachen könnten, aktuelle Untersuchungen zeigen jedoch kein einheitliches Bild. Tibiale Beschleunigungen gelten als etablierter Parameter zur Erfassung laufbedingter Stoßbelastungen, wobei unterschiedliche Trail-Untergründe nicht zwangsläufig zu geringeren tibialen Beschleunigungen oder einer erhöhten Stoßdämpfung im Vergleich zu befestigten Untergründen führen (Boey et al., 2017; Garcia et al., 2021). Die vorliegenden Ergebnisse stützen damit die Annahme, dass biomechanische Belastungen im Trailrunning von mehreren Faktoren gleichzeitig beeinflusst werden.

Insgesamt sprechen die vorliegenden Ergebnisse dafür, dass biomechanische Belastungen im Höhentaining primär über die Laufgeschwindigkeit und weniger über Untergrund oder (moderate) Höhenlage beeinflusst werden. Für die Trainingspraxis erscheint daher insbesondere die Kontrolle der Laufintensität relevant, um biomechanische Belastungen und potenzielle Überlastungsrisiken gezielt zu steuern. Aufgrund der begrenzten Stichprobengröße sollten die Ergebnisse jedoch primär als explorative Feldbefunde im Sinne einer Pilotstudie verstanden werden.

Literatur

- Boey, H., Aeles, J., Schütte, K., & Vanwanseele, B. (2017). The effect of three surface conditions, speed and running experience on vertical acceleration of the tibia during running. *Sports Biomechanics*, 16(2), 166–176. <https://doi.org/10.1080/14763141.2016.1212918>
- Bonetti, D. L., & Hopkins, W. G. (2009). Sea-level exercise performance following adaptation to hypoxia: A meta-analysis. *Sports Medicine*, 39(2), 107–127. <https://doi.org/10.2165/00007256-200939020-00002>
- Garcia, M. C., Gust, G., & Bazett-Jones, D. M. (2021). Tibial acceleration and shock attenuation while running over different surfaces in a trail environment. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 24(11), 1161–1165. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2021.03.006>
- Lundby, C., Millet, G. P., Calbet, J. A., Bärtsch, P., & Subudhi, A. W. (2012). Does “altitude training” increase exercise performance in elite athletes? *British Journal of Sports Medicine*, 46(11), 792–795. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2012-091231>

- Moon, G. R., Leary, B. K., Nguyen, A.-D., & McCrory, J. L. (2025). A comparison of running biomechanics on track, asphalt, grass, and treadmill using wearable sensors. *Sports Biomechanics*, 24(9), 2766–2778. <https://doi.org/10.1080/14763141.2025.2511766>
- Ueberschär, O., Fleckenstein, D., Warschun, F., Kränzler, S., Walter, N., & Hoppe, M. W. (2019). Measuring biomechanical loads and asymmetries in junior elite long-distance runners through triaxial inertial sensors. *Sports Orthopaedics and Traumatology, Fuß- und Sprunggelenkssportorthopädie/Foot and AnkleSports Orthopaedics*, 35(3), 296–308. <https://doi.org/10.1016/j.orthtr.2019.06.001>
- Ueberschär, O., Riedl, M., Fleckenstein, D., & Falz, R. (2026). Effects of Acute Altitude, Speed and Surface on Biomechanical Loading in Distance Running. *Sensors*, 26(1), 276. <https://doi.org/10.3390/s26010276>
- Wehrlin, J. P., & Hallén, J. (2006). Linear decrease in $\dot{V}O_{2\max}$ and performance with increasing altitude in endurance athletes. *European Journal of Applied Physiology*, 96(4), 404–412. <https://doi.org/10.1007/s00421-005-0081-9>

Kopfüber im freien Fall mit 500 km·h⁻¹: Experimentelle Ermittlung der auf den menschlichen Körper wirkenden Bremsstoßkräfte im nationalen Elite-Speed-Skydiving

Olaf Ueberschär^{1,2}, Birte Scholz¹, Marlene Riedl^{1,3}, Marco Hepp⁴, Axel Gotsche⁴, Astrid Krückhans⁵, Christoph Pökel¹

¹Hochschule Magdeburg-Stendal; ²Institut für Angewandte Trainingswissenschaft (IAT), Leipzig; ³Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg, Department für Orthopädie, Unfall- und Wiederherstellungschirurgie; ⁴Speed Skydiving Team Germany, Fallschirmsportclub Mecklenburg e. V., Neustadt-Glewe; ⁵SKA Zicksee, St. Andrä am Zicksee, Österreich

Einleitung

Speed-Skydiving gilt als die schnellste nicht-motorisierte Sportart, bei der die Athlet:innen in einer Höhe von etwa 4.000 m über Grund aus dem Flugzeug springen und in einer stromlinienförmigen Position kopfüber über eine Strecke von etwa 2.000 m im freien Fall beschleunigen, bis sie schließlich kontrolliert abbremsen (Ueberschär et al., 2026). Ziel des Wettkampfs ist es, innerhalb eines definierten vertikalen Messfensters die höchstmögliche mittlere Geschwindigkeit über einen Zeitraum von drei Sekunden zu erreichen. Während ihres Fluges erreichen Elite-Speedskydiver:innen typischerweise Endgeschwindigkeiten von über 500 km·h⁻¹. Seit der formalen Anerkennung durch die Fédération Aéronautique Internationale (FAI) hat sich Speed-Skydiving zu einer technisch und physiologisch anspruchsvollen Disziplin im Fallschirmsport entwickelt, die verschiedene aerodynamische, biomechanische und umweltphysiologische Anforderungen miteinander kombiniert (Schölzel et al., 2023).

Im traditionellen Fallschirmspringen sind biomechanische Belastungen und Verletzungsmechanismen bereits gut untersucht. Dabei zeigen epidemiologische Studien insbesondere eine hohe muskuloskelettale Belastung während der Fallschirmöffnung und der Landung, wobei vor allem die untere Extremität sowie die Lendenwirbelsäule substantiellen Belastungen ausgesetzt werden (Barthel et al., 2023; Fer et al., 2021). Im Speed-Skydiving sind experimentelle Daten zur biomechanischen Belastung hingegen äußerst rar. Insbesondere ist wenig über das Ausmaß und die segmentspezifische Verteilung der auf den menschlichen Körper einwirkenden Bremsstöße während der verschiedenen Phasen eines Speed-Skydiving-Sprungs bekannt. Dennoch stellen diese Spitzenbeschleunigungen einen wesentlichen Faktor für die muskuloskelettale Belastung und das Verletzungsrisiko der Athlet:innen dar, wobei insbesondere die Kopf-Hals-Partie sowie die unteren Extremitäten während Phasen hoher Verzögerungsbelastungen beansprucht werden (Gladh et al., 2017; Pollock et al., 2021).

Daher war es das Ziel dieser Pilotstudie, die auf Kopf, Arme, Becken und Beine einwirkenden Bremsstöße bei Elite-Speed-Skydiver:innen in allen relevanten Phasen eines Sprungs zu quantifizieren.

Methodik

Drei männliche Elite-Speed-Skydiver absolvierten insgesamt fünf für die statistische Auswertung berücksichtigte reguläre Trainingssprünge. Einschlusskriterien waren die Zugehörigkeit zur deutschen Nationalmannschaft, das Erreichen einer Endgeschwindigkeit von mindestens 450 km·h⁻¹ sowie Verletzungsfreiheit zum Zeitpunkt der Datenerhebung. Die Sprünge wurden im Mai 2025 im Luftraum über Bad Saulgau (Baden-Württemberg) durchgeführt.

Die Athleten wurden mit sechs Inertialmesseinheiten (IMUs) mit neun Freiheitsgraden (Xsens DOT, Xsens Technologies B.V., Niederlande) ausgestattet, die am Kopf, an den Unterarmen, am Becken und oberhalb der Sprunggelenke an den Unterschenkeln befestigt wurden. Die IMUs erfassten 3D-Beschleunigungen sowie

Winkelgeschwindigkeiten und Orientierungsdaten. Die 3D-Akzelerometer arbeiteten mit einer internen Sampling-Rate von 800 Hz und zeichnen die Beschleunigungen nach Sensorfusion mit einer zeitlichen Auflösung von 120 Hz auf. Zusätzlich trugen die Athleten ihre reguläre Wettkampfausrüstung einschließlich Fallschirm- und Rettungsschirmsystem sowie GPS-basiertem Flugmonitor zur satellitengestützten Erfassung von Geschwindigkeit und Flughöhe.

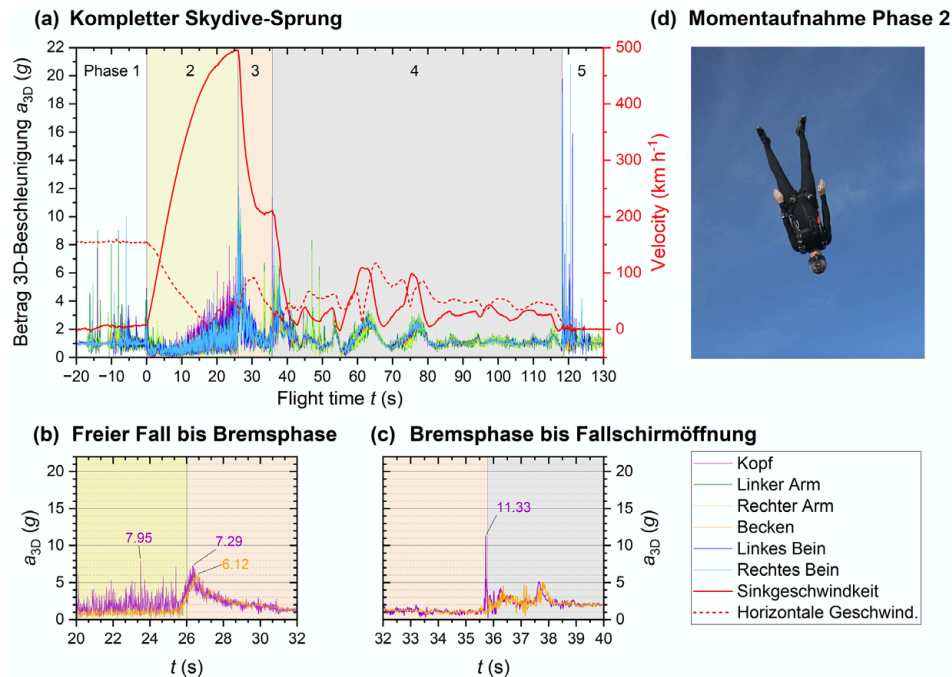


Abbildung 1: Beispiel einer IMU-Zeitreihe eines Speed-Skydives, die die fünf Phasen 1–5 (a) darstellt, einschließlich der Übergänge (b) vom freien Fall zur Abbremsung (2→3) und (c) von Abbremsung zu Fallschirmöffnung (3→4). Abbildung (d) zeigt eine Aufnahme während Phase 2 (vgl. Ueberschär et al., 2026).

Ein vollständiger Speed-Skydive-Sprung gliedert sich in fünf Schlüsselphasen (Abbildung 1): (1) Austrittsphase, (2) freier Fall kopfüber, (3) Bremsphase in horizontaler Körperhaltung, (4) Fallschirmöffnung und sich anschließende weitere Abbremsung sowie (5) Landung. Die maximalen Bremsstoßkräfte wurden anhand des Betrags des dreiaxigen Beschleunigungsvektors (a_{3D}) quantifiziert, wobei die höchsten Werte insbesondere an den Übergängen zwischen den einzelnen Flugphasen auftraten. Die Segmentierung der Flugphasen erfolgte anhand synchronisierter IMU- und GPS-Zeitreihendaten. Die mittleren Spitzenwerte der fünf ausgewerteten Sprünge wurden mittels einer zweifaktoriellen Varianzanalyse mit Messwiederholung unter Berücksichtigung der Faktoren Sprungphase und Körpersegment analysiert. Die Studie wurde gemäß der Deklaration von Helsinki durchgeführt und durch die zuständige Ethikkommission der Hochschule Magdeburg-Stendal (Aktenzeichen EKIWID-2025-12-004OUe) genehmigt. Alle Teilnehmer gaben vor Beginn der Untersuchung nach ausführlicher Aufklärung ihre schriftliche Einwilligung.

Ergebnisse

Die Athleten erreichten eine mittlere Spitzengeschwindigkeit von $481,1 \pm 13,3 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$. Die mittleren Spitzenwerte der Bremsbeschleunigungen betrugen abhängig von Körpersegment und Flugphase zwischen 5,7 und 19,0 g. Die höchsten Belastungen wurden während der Landung an den unteren Extremitäten beobachtet, während Kopf und Becken insbesondere während der luftgestützten Bremsphasen hohen Beschleunigungsbelastungen ausgesetzt waren. Die auf den Kopf wirkenden Spitzenbeschleunigungen während der Bremsphase in horizontaler Körperhaltung ($6,9 \pm 1,2 \text{ g}$) waren vergleichbar mit jenen Werten bei der Fallschirmöffnung ($8,0 \pm 2,0 \text{ g}$). Zudem lagen die Belastungen des Kopfes in beiden Flugphasen über jenen zum Zeitpunkt der

Landung ($4,8 \pm 1,3$ g; $p = 0,018$; $d = 1,396$). Auch die am Becken gemessenen Bremsstöße während der horizontalen Bremsphase unterschieden sich nur geringfügig von jenen während der Fallschirmöffnung ($6,2 \pm 0,6$ g vs. $5,7 \pm 1,6$ g).

Die Varianzanalyse zeigte signifikante Haupteffekte der Sprungphase ($F = 9,576$; $p = 0,035$; $\eta^2 = 0,705$) sowie des Körpersegments ($F = 38,125$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,905$). Darüber hinaus ergab sich ein signifikanter Interaktionseffekt zwischen Sprungphase und Körpersegment ($F = 43,778$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,916$), was auf unterschiedliche Belastungsmuster während der einzelnen Phasen des Speed-Skydivings hindeutet (vgl. Abbildung 2).

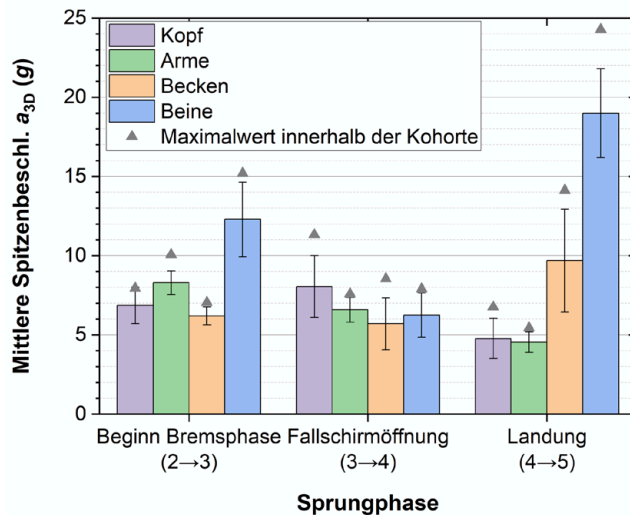


Abbildung 2: Mittlere Spitzenwerte der 3D-Beschleunigung, die während der Phasenübergänge beim Speed-Skydiving auf die Körperteile wirkten (Ueberschär et al., 2026).

Diskussion

Die Ergebnisse dieser Pilotstudie zeigen, dass die Abbremsung in horizontaler Körperhaltung Kopf und Becken Spitzenbeschleunigungen aussetzt, die mit jenen zum Zeitpunkt der Fallschirmöffnung vergleichbar sind. Dies weist auf eine erhebliche muskuloskelettale Beanspruchung während einer für das Speed-Skydiving spezifischen Flugphase hin, die bislang nur unzureichend untersucht worden ist. Während die Landung weiterhin die höchsten Belastungen der unteren Extremitäten verursacht, treten ausgeprägte Bremsstöße im Bereich des Kopfes vor allem während der Flugphasen auf.

Diese Beobachtungen erscheinen insbesondere vor dem Hintergrund der Vulnerabilität der Kopf-Hals-Partie gegenüber kurzzeitigen Beschleunigungsbelastungen relevant (Pollock et al., 2021). Die identifizierten phasen- und segmentspezifischen Belastungsmuster liefern neue Hinweise auf potenzielle orthopädische und biomechanische Risiken im Speed-Skydiving. Gleichzeitig könnten die vorliegenden Ergebnisse dazu beitragen, Technik und Bewegungsabläufe während der charakteristischen Bremsmanöver des Speed-Skydivings zu optimieren sowie die Entwicklung belastungsadaptierter Trainings- und Präventionsstrategien zu unterstützen. Insbesondere könnten technisch fehlerhaft ausgeführte Bremsmanöver oder ungünstige Körperhaltungen die auf einzelne Körpersegmente wirkenden Spitzenbelastungen zusätzlich erhöhen und damit das Risiko muskuloskelettaler Überlastungen oder Verletzungen steigern. Darüber hinaus ergeben sich mögliche Implikationen für die Weiterentwicklung von Schutzausrüstung und sicherheitsrelevanten Trainingskonzepten im leistungsorientierten Fallschirmsport. Aufgrund der geringen Stichprobengröße dieser hochspezialisierten Elitekohorte sind die statistischen Ergebnisse jedoch mit Vorsicht zu interpretieren und sollten primär als explorative Pilotdaten verstanden werden.

Literatur

- Barthel, C., Halvachizadeh, S., Gamble, J. G., Pape, H.-C., & Rauer, T. (2023). Recreational Skydiving-Really That Dangerous? A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(2), 1254. <https://doi.org/10.3390/ijerph20021254>
- Fer, C., Guiavarch, M., & Edouard, P. (2021). Epidemiology of skydiving-related deaths and injuries: A 10-years prospective study of 6.2 million jumps between 2010 and 2019 in France. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 24(5), 448–453. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2020.11.002>
- Gladh, K., Lo Martire, R., Äng, B. O., Lindholm, P., Nilsson, J., & Westman, A. (2017). Decelerations of Parachute Opening Shock in Skydivers. *Aerospace Medicine and Human Performance*, 88(2), 121–127. <https://doi.org/10.3357/AMHP.4731.2017>
- Pollock, R. D., Hodgkinson, P. D., & Smith, T. G. (2021). Oh G: The x, y and z of human physiological responses to acceleration. *Experimental Physiology*, 106(12), 2367–2384. <https://doi.org/10.1113/EP089712>
- Schölzel, S., Henze, A., & Schreyer, A.-M. (2023). Numerical analysis of the flow around a speed skydiver. *European Journal of Mechanics – B/Fluids*, 100, 163–178. <https://doi.org/10.1016/j.euromechflu.2023.03.006>
- Ueberschär, O., Scholz, B., Riedl, M., Hepp, M., Gotsche, A., & Pökel, C. (2026). Measuring deceleration shock in elite speed skydivers using wearable inertial sensors – A pilot study. *Sports Orthopaedics and Traumatology*, S0949328X26000104. <https://doi.org/10.1016/j.orthtr.2026.02.004>

Reconstruction of Missing Heart Rate (HR) Data in Outdoor Running: Leveraging GNSS Information and Individualized HR Models

Tjorven Schnack^{1,2,3}, Raimundo Sanchez³, Arnold Baca¹

¹Department of Sport and Human Movement Science, Centre for Sport Science and University Sports, University of Vienna;

²Vienna Doctoral School of Pharmaceutical, Nutritional and Sport Sciences, University of Vienna; ³School of Health and Rehabilitation Sciences, The University of Queensland

Introduction

Heart rate (HR) is an important measure of exercise intensity in running because it can be measured non-invasively. Common metrics, such as time-in-zone, TRIMP load, or HR kinetics, require continuous HR data. However, even accurate ECG-based devices are susceptible to disturbed signal conduction, displacement due to motion, and incorrect placement, leading to biased downstream metrics if the missing data is not reconstructed accurately. To reconstruct incomplete HR data, different longitudinal imputation methods exist that leverage the HR values before and after the gap (Giles & Draper, 2018; van Rossum et al., 2023). These methods perform well for short gaps but ignore HR kinetics and changes in external load, which is problematic in trail running with frequent intensity changes. To address this, a novel HR reconstruction method was evaluated that integrates Global Navigation Satellite System (GNSS) data and an individualized model of HR dynamics.

Methods

12 recreational trail runners completed a total of 53 trail bouts. The participants' HR and position were recorded using a Polar H10 and a Garmin GPSMAP 67i, respectively. Gaps of 1–800 consecutive heartbeats were artificially introduced into each bout at four phases with distinct intensity profiles: onset, uphill, switch (uphill-to-downhill), and downhill. Energy expenditure was estimated from GNSS data (Looney et al., 2025) and mapped to HR using a first-order differential equation with individualized equilibrium, gain and time-constant parameters (Mongin et al., 2020). The end of the reconstructed gap was aligned with post-gap measurements via a linear drift correction. HR-model-based reconstructions (HRMD) were compared with baseline linear interpolation (LI), which has outperformed other longitudinal imputation methods (Schnack et al., 2026). Reconstruction accuracy was assessed via RMSE and a linear mixed-effects model including reconstruction method, gap length, intensity profile, and all interactions as fixed effects, and a random intercept for participants. Bias was summarized using mean error (ME) and limits of agreement (LoA).

Results

Overall, HRMD and LI achieved similarly low median RMSEs (approx. 2 bpm), but significant interaction effects revealed condition-specific differences. For non-steady intensities and longer gaps, HRMD showed lower RMSE than LI (onset and switch, ≥ 200 missing beats), whereas LI slightly outperformed HRMD during steady uphill at ≥ 200 missing beats. Bias and dispersion favored HRMD: its ME stayed near zero with LoA under 10 bpm across all conditions. In contrast, LI showed a pronounced, length-dependent bias at onset (ME up to 14.6 bpm; LoA up to 20.3 bpm).

Conclusion

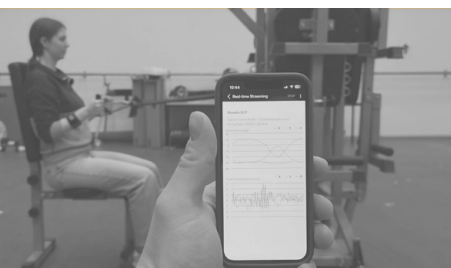
LI performs well for brief gaps at steady intensity, but errors increase and become biased during long gaps with varying intensity. Combining GNSS-derived energy expenditure with individualized HR dynamics and drift correction (HRMD) reduces both error and bias in these challenging scenarios. HRMD is practical because wearables can record HR and GNSS synchronously. However, it remains uncertain how these results generalize to other demographics and running disciplines.

References

- Giles, D. A., & Draper, N. (2018). Heart Rate Variability During Exercise: A Comparison of Artefact Correction Methods. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 32(3), 726. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001800>
- Looney, D. P., Hoogkamer, W., & Kram, R. (2025). Metabolic energy expenditure during level, uphill, and downhill running. *European Journal of Applied Physiology*. <https://doi.org/10.1007/s00421-025-05999-5>
- Mongin, D., Chabert, C., Uribe Caparros, A., Collado, A., Hermand, E., Hue, O., Alvero Cruz, J. R., & Courvoisier, D. S. (2020). Validity of dynamical analysis to characterize heart rate and oxygen consumption during effort tests. *Scientific Reports*, 10(1), 12420. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-69218-1>
- Schnack, T., Sanchez, R., Exel, J., & Baca, A. (2026). Comparing Longitudinal Imputation Methods for Reconstructing Missing Heart Rate Data in Trailrunning. *Book of Abstracts*, 248. https://www.ecss.mobi/DATA/CONGRESSES/LAUSANNE_26/DOCUMENTS/BOA_AND_FINPRO/LAUSANNE_BOA_WEB.pdf
- van Rossum, M. C., da Silva, P. M. A., Wang, Y., Kouwenhoven, E. A., & Hermens, H. J. (2023). Missing data imputation techniques for wireless continuous vital signs monitoring. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 37(5), 1387–1400. <https://doi.org/10.1007/s10877-023-00975-w>

Session

Inertialsensorik I + II



From Reps to Effort: Smartwatch IMU-Based Intensity Estimation in Resistance Training

Bastian Dänekas, Rainer Malaka

Universität Bremen

Introduction

In resistance training, intensity is commonly described through external load, for example as the percentage of the one-repetition maximum (González-Badillo & Sánchez-Medina, 2010; Jukic et al., 2023). However, in practice training decisions often depend more on internal intensity such as perceived exertion, fatigue or proximity to failure (Helms et al., 2016; Zourdos et al., 2016). Constructs such as rating of perceived exertion (RPE) and repetitions in reserve (RIR) capture this internal intensity, but rely on subjective self-reports and can be difficult to obtain throughout a natural training session (Bastos et al., 2024). Furthermore, beginners specifically are less precise in reporting either RIR or RPE (Zourdos et al., 2016; Ormsbee et al., 2019; Steele et al., 2017).

On the other hand, previous work has demonstrated that changes in movement velocity, repetition duration, and velocity loss within a set are related to fatigue and remaining repetitions possible, suggesting that such movement markers might indicate internal intensity (Sánchez-Medina & González-Badillo, 2011; Rodriguez-Rosell et al., 2020; Jukic et al., 2023).

Inertial measurement units (IMUs) have been widely used in resistance training and human activity recognition (HAR), particularly for exercise classification, repetition counting or execution analysis (Preatoni et al., 2023; Hachmann et al., 2023), and are especially attractive for everyday athletes because they are usually incorporated in commercially available smartwatches and smartphones (Hachmann et al., 2023). However, research with a focus on evaluating training intensity based on IMU data remains sparse for resistance training (Pernek et al., 2015; Albert et al., 2022; Baumgart et al., 2025). Only a few studies attempt to measure training intensity by using features such as repetition duration, movement velocity, jerk or frequency-domain characteristics (Liew et al., 2019; Baumgart et al., 2025).

Furthermore, model generalization to new athletes remains unexplored in this domain, although inter-subject variability is a known challenge in wearable activity recognition (Calatrava et al., 2021; Cai et al., 2025) and has not yet been addressed for training intensity prediction (Baumgart et al., 2025).

Our present study therefore investigates whether a single wrist-worn IMU can provide useful information for predicting exercise intensity in resistance training. As a first step, we concentrate on a binary classification of high vs. low intensity, since this is the most actionable information for athletes. We address three separate research questions:

RQ1: Which movement-derived features help predict exercise intensity on a binary level?

RQ2: How well can exercise intensity be predicted from natural training data using only one wrist-worn IMU?

RQ3: What role does individualization versus generalization play in predicting exercise intensity?

Methods

We used squat data from the BigThree100 dataset¹, which contains complete IMU data from 98 athletes, measured by a smartwatch on the right wrist across 4 sets. The authors provided as few instructions as possible, so the resulting data is as close as possible to natural training data. Furthermore, they allow trainers to label the data, including training intensity.

¹ <https://digital-media-lab.uni-bremen.de/BigThree100/>, last visited 29.05.2026

After segmenting each repetition, we calculated the Euclidean magnitudes of the three-axis linear acceleration vector and the three-axis angular-velocity vector measured by the gyroscope, reducing sensitivity to small differences in smartwatch orientation:

$$|\mathbf{a}|(t) = \sqrt{a_x(t)^2 + a_y(t)^2 + a_z(t)^2}, \quad |\mathbf{g}|(t) = \sqrt{g_x(t)^2 + g_y(t)^2 + g_z(t)^2}$$

We then RMS-normalized the resulting acceleration- and angular-velocity-magnitude signals. The equation below shows the procedure for acceleration, with the identical procedure applied to angular velocity.

$$\bar{a}(t) = \frac{|\mathbf{a}|(t) - \overline{|\mathbf{a}|}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_t (|\mathbf{a}|(t) - \overline{|\mathbf{a}|})^2 + \epsilon}}$$

From these, we extracted four repetition-level markers: repetition duration, combined speed proxy, jerk RMS, and high-frequency gyroscope power. For each marker, we calculated pairwise percentage changes between consecutive repetitions and summarized their within-set progression using mean, total, AUC, last-transition, and maximum drift. These five values, their calculation method, and their relation to set intensity are depicted in Table 1.

Set Feature	Calculation	Relation to Set Intensity
Mean	$\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \Delta x_{i \rightarrow i+1}$	Mean drift per transition
Total	$\sum_{i=1}^{n-1} \Delta x_{i \rightarrow i+1}$	Total drift at end of set
AUC (Area under the Curve)	$\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^{n-1} c_k, \quad c_k = \sum_{i=1}^k \Delta x_{i \rightarrow i+1} \sum_{i=1}^{n-1} \Delta x_{i \rightarrow i+1}$	Measures how fast drift is building up
Last	$\Delta x_{(n-1) \rightarrow n}$	Last transition drift
Max	$\max_i \Delta x_{i \rightarrow i+1}$	Strongest single drift

Table 1: Resulting five values measuring drift of velocity, jerk, repetition duration and high-frequency power across the set (Author’s own figure).

For training, we used a Histogram Gradient Boosting Classifier from scikit-learn² with a maximum number of iterations of 300, a maximum number of leaf nodes of 31, and a learning rate of 0.05. Based on the trainer-rated intensity distribution, we defined intensities 6–10 as high intensity and all lower ratings as low intensity. Since the classes themselves are heavily imbalanced (341 low-intensity sets vs. 49 high-intensity sets), we compute sample weights for both classes so that the model does not, by default, lean towards the low-intensity class. Weights are calculated as 0.57 for low intensity and 3.98 for high intensity. To address RQ3, we use cross-validation with athletes as folds, all data collected from a single athlete is either part of the training set or the test set. Additionally, we evaluate the model using cross-validation with sets as folds to assess the impact of knowing the athlete beforehand. To investigate RQ1, we use permutation importance with 20 repeats per fold and calculate the mean and standard deviation.

² <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.HistGradientBoostingClassifier.html>, last visited 29.05.2026.

Evaluation

Results for both foldings can be seen in Figure 1.

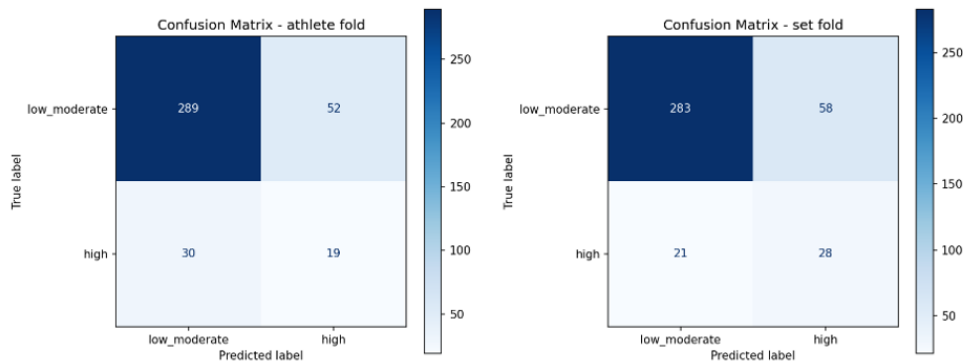


Figure 1: Confusion Matrix for athlete split (left) and set split (right) using four splits in total for each strategy (Author's own figure).

Balanced accuracy values of 0.59 (athlete fold) and 0.68 (set fold), as well as the overall confusion matrix results, indicate a slight advantage for the set-fold split, indicating that the model performs better on already known athletes. All reported performance metrics range from 0 to 1, with higher values indicating better performance. For balanced accuracy, 0.5 represents chance-level performance in binary classification. However, the models' recall values of 0.29 (athlete fold) and 0.53 (set fold), and precision scores of 0.29 (athlete fold) and 0.31 (set fold), reveal low recognition rates for the high-intensity class. To investigate feature performance, we calculated the mean and standard deviation for every fold (see Figure 2).

Results indicate the usefulness of mean jerk increase as a feature for classifying high- and low-intensity sets. In contrast, the last-rep duration increase even negatively affects the models' accuracy. The total rep duration increase also has a positive impact on the set fold model.

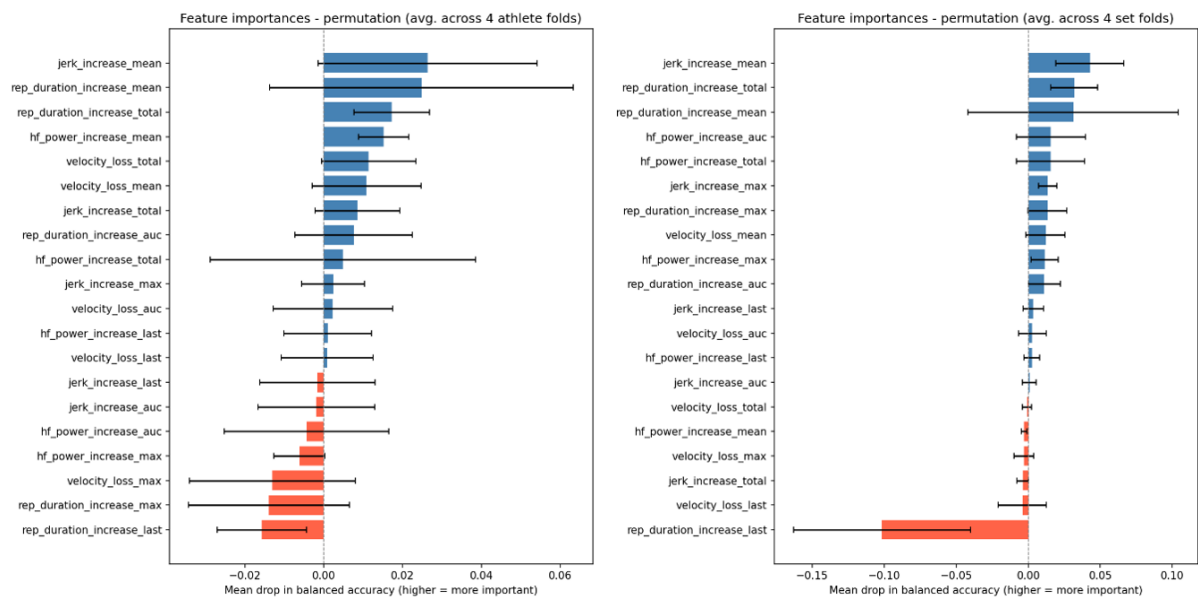


Figure 2: Permutation feature importance for the athlete split (left) and set split (right). Feature names combine a repetition-level marker (rep_duration = repetition duration; velocity = combined speed proxy; jerk = jerk RMS; hf_power = high-frequency gyroscope power) with a set-level summary (mean, total, AUC, last, max; see Table 1). 'Increase' denotes the percentage change between consecutive repetitions (Author's own figure).

Discussion

Feature Importance – RQ1

Through the feature importance analysis, most features neither showed a positive nor a negative impact. An exception is the mean jerk increase as a positive feature, and the increase in repetition duration for the last repetition. The increase in the duration of the last repetition could be a negative feature for a simple reason. While some athletes really struggle with their last repetition, others perform it very quickly, sometimes only completing half a repetition because they know it will be their last. Therefore, the last repetition duration varies between very short and sometimes very long, which makes it a poor indicator of intensity recognition.

Intensity Prediction – RQ2

Binary exercise intensity recognition rates were as expected. Although the dataset contains very natural movement data, it is highly unbalanced in terms of exercise intensity, and even weighted classifiers fail to predict high-intensity sets. Additionally, intensity was not rated by the athletes themselves but by trainers who watched the athletes perform these sets on video. It remains unclear how well trainer-rated and athlete-rated intensities align and if agreement would be sufficient. Furthermore, we defined high intensity as a rating of 6–10. Usually, high intensity would more closely correlate to ratings of 8 and higher. However, these pilot results show the potential to evaluate set intensity with a single wrist-worn sensor. A promising extension would be to combine the IMU-derived features with heart-rate measurements available from most smartwatches. We would expect heart rate to provide complementary information about physiological strain and potentially improve recognition of high-intensity sets, particularly their currently low recall. However, because heart-rate responses are delayed during short resistance-training sets and vary substantially between individuals, we would expect the improvement to be complementary rather than transformative. Its magnitude cannot be estimated from the present data and should be investigated in future multimodal studies.

Athlete Individualization – RQ3

Since the BigThree100 dataset contains highly naturalistic resistance-training movement data, we are also interested in the impact of individualization on intensity prediction. Therefore, we once folded our model across sets, implying that the model was trained on all athletes, and once across new athletes, where the model was tested on new exercise intensities. We achieved better results with models trained on all athletes than with models trained only on a few athletes and then tested on new athletes. This result implies that individualization is a relevant factor and that high intensity could differ slightly for each athlete. Future researchers should further investigate the effect of individualization on intensity prediction in resistance training and address it in future systems and models.

Conclusion

We consider this study to be a pilot to address exercise intensity using a single wrist-worn IMU sensor. We looked into the appropriate features to use for a supervised machine learning model, how well those models perform, and the role of individualization. The biggest limitation is the distribution of, as well as the method in which, exercise intensity was measured. Still, our feature selection and initial results indicate a high potential for future studies and systems for intensity prediction using IMU data from a single smartwatch. Furthermore, our results indicate that athlete individualization should be considered in future intensity-prediction systems.

Literature

- Albert, J., Schulz, S., Pfister, T., Wank, V., & Strasser, E. M. (2022). Using machine learning to predict perceived exertion during resistance training with wearable heart rate and movement sensors. In *Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)** (pp. 3104–3108). IEEE. <https://doi.org/10.1109/BIBM52615.2021.9669577>
- Bastos, V., Machado, S., & Teixeira, D. S. (2024). Feasibility and usefulness of repetitions-in-reserve scales for selecting exercise intensity: A scoping review. *Perceptual and Motor Skills**. <https://doi.org/10.1177/00315125241241785>
- Baumgart, L., Müller, M., Krause, F., & Möller, J. (2025). Estimation of resistance training RPE using inertial sensors and electromyography. *arXiv preprint* arXiv:2510.03197*. <https://arxiv.org/abs/2510.03197>
- Cai, Y., Guo, B., Salim, F., & Hong, Z. (2025). Towards generalizable human activity recognition: A survey. *arXiv preprint* arXiv:2508.12213*. <https://arxiv.org/abs/2508.12213>
- Calatrava, F., Banos, O., & Moral-Munoz, J. A. (2021). Embedded inter-subject variability in adversarial learning for inertial sensor-based human activity recognition. *arXiv preprint* arXiv:2110.12163*. <https://arxiv.org/abs/2110.12163>
- González-Badillo, J. J., & Sánchez-Medina, L. (2010). Movement velocity as a measure of loading intensity in resistance training. *International Journal of Sports Medicine**, 31(5), 347–352. <https://doi.org/10.1055/s-0030-1248333>
- Hachmann, J. T., Bian, S., Lukowicz, P., & Kahl, S. (2023). LEAN: Real-time analysis of resistance training using wearable computing. *Sensors**, 23(11), 5034. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10222347/>
- Helms, E. R., Cronin, J., Storey, A., & Zourdos, M. C. (2016). Application of the repetitions in reserve-based rating of perceived exertion scale for resistance training. *Strength and Conditioning Journal**, 38(4), 42–49. <https://doi.org/10.1519/SSC.0000000000000218>
- Jukic, I., Pérez-Castilla, A., García-Ramos, A., Van Hooren, B., McGuigan, M., & Helms, E. (2023). The acute and chronic effects of implementing velocity loss thresholds during resistance training: A systematic review, meta-analysis, and critical evaluation of the literature. *Sports Medicine**, 53(1), 177–214. <https://doi.org/10.1007/s40279-022-01754-2>
- Liew, B. X. W., Rugless, T., & Falla, D. (2019). Jerk as an indicator of physical exertion and fatigue. *Automation in Construction**, 104, 234–243. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.04.016>
- Ormsbee, M. J., Carzoli, J. P., Klemp, A., Allman, B. R., Zourdos, M. C., Kim, J.-S., & Panton, L. B. (2019). Efficacy of the repetitions in reserve-based rating of perceived exertion for the bench press in experienced and novice benchers. *Journal of Strength and Conditioning Research**, 33(2), 337–345. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001901>
- Pernek, I., Kurillo, G., Stiglic, G., & Bajcsy, R. (2015). Recognizing the intensity of strength training exercises with wearable sensors. *Journal of Medical Internet Research**, 17(8), e181. <https://doi.org/10.2196/jmir.4501>
- Preatoni, E., Ferrario, M., Donà, G., Hamill, J., & Rodano, R. (2023). IMU-based classification of resistive exercises for real-time training monitoring on board the International Space Station with potential telemedicine spin-off. *PLOS ONE**, 18(8), e0289777. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0289777>
- Rodríguez-Rosell, D., Yáñez-García, J. M., Mora-Custodio, R., Sánchez-Medina, L., Ribas-Serna, J., & González-Badillo, J. J. (2020). Relationship between velocity loss and repetitions in reserve in the bench press and back squat exercises. *Journal of Strength and Conditioning Research**, 34(9), 2537–2547. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000002881>
- Sánchez-Medina, L., & González-Badillo, J. J. (2011). Velocity loss as an indicator of neuromuscular fatigue during resistance training. *Medicine & Science in Sports & Exercise**, 43(9), 1725–1734. <https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e318213f880>
- Steele, J., Endres, A., Fisher, J., Gentil, P., & Giessing, J. (2017). Ability to predict repetitions to momentary failure is not perfectly accurate, though improves with resistance training experience. *PeerJ**, 5, e4105. <https://doi.org/10.7717/peerj.4105>
- Zourdos, M. C., Klemp, A., Dolan, C., Quiles, J. M., Schau, K. A., Jo, E., Helms, E., Esgro, B., Duncan, S., Garcia Merino, S., & Blanco, R. (2016). Novel resistance training-specific rating of perceived exertion scale measuring repetitions in reserve. *Journal of Strength and Conditioning Research**, 30(1), 267–275. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001163>

Analyzing show jumping horses by IMU- and GNSS-sensor fusion

Gerrit Lang¹, Benedikt Fasel², Christina Fercher³, Thomas Jaitner¹, Marcus Schmidt¹

¹Technical University of Dortmund; ²Archinsis GmbH; ³Olympic Training Center NRW/Westphalia

Introduction

Miniature inertial measurement units (MIMUs) have become an established tool for motion analysis in sports, allowing the capture of kinematic and kinetic data outside the laboratory across various high-intensity sports (Zhu et al., 2025). Their application has extended beyond human athletes to equine sports, where IMU-based systems have been used primarily for gait analysis and lameness detection (Crecan & Peştean, 2023). In equine jumping disciplines, however, the application of IMU-based systems remains largely unexplored, and existing validation approaches have demonstrated limited accuracy (Guyard et al., 2023).

Within this context, the center of mass (CoM) trajectory serves as a key indicator for the derivation of relevant jump parameters (Fercher, 2023). However, since the sensors must be physically fixed to the horse, typically as close to the CoM as anatomical and technical constraints allow, the CoM position is commonly approximated using a static vector model. This static model, defined here as a fixed offset vector between sensor and CoM, has been validated against optical motion capturing by Fercher et al. (2024), showing sufficient accuracy for jump duration and ground speed at take-off, but insufficient precision for jump height, jump length, and vertical take-off speed. This might be explained by the fact that the static model cannot account for time-dependent distance changes between sensor and CoM due to the arrangement of the body segments during obstacle clearance (Fercher et al., 2024). A dynamic vector that compensates the changes of the CoM position over the course of the jump might therefore better approximate the CoM trajectory. The present study thus aims to develop a dynamic CoM model and to validate both the dynamic and static model using optical motion capturing as reference system.

Methods

Data collection and participants

Data was collected from well-trained horse-rider pairs during three measurement weeks, resulting in a total of 670 jumps from 27 horses. Riders provided written informed consent and the study design was approved by an ethical review board (Approval: “GEKTUDO_2023_10”). Each vertical obstacle was jumped up to four times, with at least one attempt from each side, and each oxer was jumped two times. The verticals were 0.50 m, 0.80 m, 1.10 m, 1.30 m, 1.40 m, 1.50 m, and 1.55 m high. The oxers had dimensions of 1.00 × 1.00 m, 1.10 × 1.10 m, 1.30 × 1.30 m, 1.40 × 1.40 m, 1.50 × 1.50 m, and 1.55 × 1.50 m. Due to the varying levels of training, not all obstacles were cleared by all horses.

Optical Motion Capture System

All jumps were recorded by an optical motion capture system (Qualisys, Sweden). During the first and second measurement week, the setup consisted of 12 motion capture cameras (model Oqus), which was extended to a total of 20 cameras (six Aqus, two additional Oqus) during the third measurement week, covering a measurement volume of approximately 22 × 8 × 3.50 m at a sampling rate of 100 Hz. Prior to measurements, 35 reflective markers (Ø 19 mm, Qualisys) were attached to each horse by a veterinarian at defined anatomical landmarks. The horse’s CoM was calculated according to the segment model by Buchner et al. (2000), imple-

mented in Visual 3D (Version v2024.10.4; C-Motion Inc., Washington DC, USA). The positions of the hoof markers and the CoM were exported along the x-, y-, and z-axes. The hoof marker trajectory curves were used to determine ground contacts in the motion capture data in accordance with Fasel et al. (2015). Based on that, six parameters of the jumping stride were calculated:

- **Jump duration:** time between take-off (last instant of ground contact of any hind leg before the jump) and landing (first instant of ground contact of any fore leg after the jump)
- **Jump length:** horizontal distance between take-off and landing
- **Jump height:** vertical gain from take-off position to the maximum CoM position during suspension
- **Horizontal and vertical speed at take-off:** magnitude of the CoM velocity in the horizontal plane (resultant of x- and y-components) and along the vertical axis
- **Take-off angle:** angle of the resultant CoM velocity vector relative to the horizontal

Sensor-based motion analysis system

In accordance with Fercher et al. (2024) a GNSS-IMU sensor (Archinisis GmbH, Switzerland) was fixed to the left side of the horse's saddle pad, measuring acceleration and angular velocity at 200 Hz and 3D speed and position at 10 Hz. An additional marker was placed on the sensor. First, the sensor was virtually aligned to the horse's trunk anatomical frame (functional calibration) based on the hypothesis that on average the horse's trunk is horizontal and that the main axis of rotation was along its medio-lateral axis (Fasel et al., 2016). The anatomical coordinate system is defined as follows: the x-axis represents the medio-lateral axis pointing to the right, the y-axis represents the longitudinal axis pointing towards the head, and the z-axis represents the vertical axis pointing upward. Second, using Archinisis proprietary sensor fusion algorithm, the 3D speed and position of the sensor in the trunk anatomical frame was obtained. Third, a CoM model was used to translate the measured sensor values (speed and position) to the horse's CoM, yielding 3D position, speed, acceleration, and trunk orientation at 200 Hz (Fasel et al., 2016). Two different modelling techniques were applied for this purpose, as described below. Fourth, jumps were identified by the sensor-system based on high medio-lateral angular velocity, and for each jump, take-off and landing were computed. Finally, key kinematic jump parameters were computed as mentioned for the motion capture system.

Static CoM model

The static CoM model assumes the trunk to be a rigid body, with a fixed position of the CoM relative to the sensor position. This static sensor-to-CoM vector was estimated in the anatomical coordinate system from lateral and frontal pictures of one horse in a resting position, yielding a mean vector of (0.3, -0.05, -0.19) m, which was subtracted from the sensor position to receive CoM position for each time point.

PCA-based dynamic CoM model

The dynamic model accounts for the time-dependent changes in the sensor-to-CoM distance arising from body segment movements during obstacle clearance, including movements of the trunk, neck, and limbs. The displacement was quantified from the data of the optical motion capture system and is defined as the difference between the sensor position and the CoM position (Figure 1). The relevant variation in the sensor-to-CoM distance during the jump occurs primarily along the longitudinal and vertical axes; the lateral component is negligible in a straight jump. Whereas the static model fixes this offset to constant values of -0.05 m (longitudinal) and -0.19 m (vertical), the dynamic model accounts for the differences across the complete trajectory as a function of the jump characteristics. An individual dynamic model was created for each horse by using data from all the other horses for training (training data), while the excluded horse served as an independent test set for evaluating the model's performance (test data).

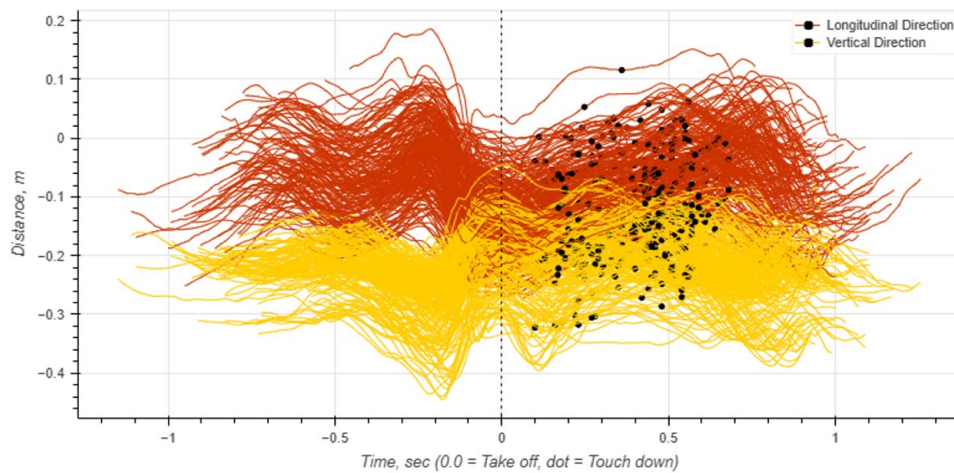


Figure 1: Longitudinal (red) and vertical (yellow) difference of the sensor position and the calculated CoM position, using the motion capture system. The takeoff occurs at time 0.0, and the landing is marked by the dots (Author's own figure).

The dynamic model was developed according to the following procedure:

- **Time normalization:** The sensor-to-CoM offset trajectories shown in Figure 1 were time-normalized from -0.25 s before take-off to 0.1 s after landing.
- **PCA:** For each axis, PCA was applied to the set of time-normalized curves from the training data. PCA identifies the principal components of variation across all trajectories and expresses each individual curve as a weighted sum of these components, thereby reducing the high-dimensional time-series to a small number of scalar coefficients.
- **Estimation of PCA coefficients:** To enable prediction of the offset from sensor data alone, the PCA coefficients of each trial were estimated via multiple linear regression using sensor derived jump length, maximum vertical position difference (range of motion), and maximum sensor inclination as predictors. These parameters are derived directly from the fused sensor signals without requiring motion capture data, and were selected based on their correlation with the PCA components.
- **Reconstruction of the CoM:** For each trial, the final CoM position was reconstructed by (a) computing the predictor variables from the fused sensor signal, (b) applying the regression model to estimate the PCA coefficients, (c) reconstructing the time-normalized offset curve as a weighted linear combination of the retained PCA components, and (d) rescaling the time-normalized offset curve back to the original jump duration via linear interpolation.

To apply the dynamic CoM model to new data, the required predictor variables were derived from the fused sensor signals for each jump. The resulting kinematic jump parameters were subsequently determined and evaluated as for the static model and the motion capture system.

Data processing and statistical analysis

The motion capture system and the sensor system were time-synchronized via cross-correlation of the vertical speed signals, whereby the resulting time lag was used to temporally align the two systems. Prior to each measurement day, a calibration measurement using a Real Time Kinematic (RTK) sensor was performed to spatially align the two coordinate systems. Sensor data was resampled to 100 Hz to match the sampling rate of the motion capture system. Of the 27 horses and 670 jumps recorded, data from 25 horses with a total of 284 jumps over obstacles with heights between 0.50 and 1.55 m were included for statistical analysis, as the marker set required for CoM calculation was incomplete in the remaining trials due to marker loss during data acquisition. Agreement of both models was assessed calculating RMSE between CoM trajectories derived from sensor data and optometry. For each jump parameter, accuracy was quantified as the mean error and precision as the

standard deviation (SD) of the errors; positive values thus indicate an overestimation and negative values an underestimation by the sensor-based system. All statistical analyses were performed in Python (version 3.13.5, Python Software Foundation).

Results

Almost all jumps were correctly identified and segmented, with only isolated misdetections for low jumps over 0.50 m where the minimum flight phase duration of 0.1 s was not reached.

Static CoM model

	Jump duration [s]	Jump length [m]	Jump height [m]	Ground speed at take-off [m/s]	Vertical speed at take-off [m/s]	Take-off angle [deg]
Static						
Mean	0.028	0.058	-0.028	0.018	0.018	0.106
SD	0.021	0.138	0.046	0.25	0.212	2.15

Table 1: Mean and standard deviation (SD) of the jump parameter errors (Author's own figure).

The RMSE of the sensor position and -speed estimate (0.096 m and 0.283 m/s) was considerably smaller than the RMSE of the sensor-based CoM position calculated using the static model (0.136 m and 0.506 m/s). The absolute errors for the six jump parameters are listed in Table 1. Horizontal take-off speed (accuracy: 0.47 %; precision: 5.56 %), vertical take-off speed (accuracy: 1.88 %; precision: 13.14 %), take-off angle (accuracy: 1.56 %; precision: 13.72 %), and jump length (accuracy: 5.95 %; precision: 13.92 %). Jump height showed a mean percentage error of -5.01 % with the largest precision of 26.72 %. Jump duration showed the largest mean percentage error at 10.5 % and precision of 14.01 %.

PCA-based dynamic CoM model

The RMSE of the sensor-based CoM position and -speed calculated using the dynamic model were 0.127 m and 0.381 m/s. When comparing the two biomechanically relevant axes, the dynamic model yielded lower RMSE values than the static model for both the longitudinal (0.078 m vs. 0.090 m) and vertical (0.060 m vs. 0.065 m) CoM trajectories. Table 2 shows the absolute errors of the dynamic model for all jump parameters. The dynamic model yielded corresponding values for jump duration (accuracy: 12.97 %; precision: 20.60 %), jump length (accuracy: 10.28 %; precision: 20.57 %), jump height (accuracy: -7.48 %; precision: 23.62 %), horizontal take-off speed (accuracy: -1.05 %; precision: 5.80 %), vertical take-off speed (accuracy: -7.23 %; precision: 14.03 %), and take-off angle (accuracy: -5.71 %; precision: 14.39 %).

	Jump duration [s]	Jump length [m]	Jump height [m]	Ground speed at take-off [m/s]	Vertical speed at take-off [m/s]	Take-off angle [deg]
Static						
Mean	0.028	0.058	-0.028	0.018	0.018	0.106
SD	0.021	0.138	0.046	0.25	0.212	2.15
Dynamic						
Mean	0.034	0.116	-0.026	-0.073	-0.153	-1.255
SD	0.024	0.145	0.043	0.255	0.226	2.387

Table 2: Mean and standard deviation (SD) of the jump parameter errors. Comparison of static and dynamic model (Author's own figure).

Discussion

The dynamic PCA-based CoM model demonstrated improved estimation of the overall CoM trajectory compared to the static model, as reflected in lower RMSE values for continuous position trajectories. However, this did not translate into improved accuracy and precision for the discrete jump parameters. While the dynamic model captures the general trend of the CoM trajectory, its linearity prevents adequate reconstruction of local, non-linear signal characteristics around take-off (vertical dashed line in Figure 2), suggesting that the remaining error is concentrated around this event. Since take-off is the defining instant for several key parameters, as vertical speed, take-off angle, and consequently jump length and height, even small trajectory errors concentrated at this moment disproportionately affect the derived parameter values. A non-linear model, such as a neural network, would be conceptually well-suited to address this limitation and should be explored in future work.

Comparing model error SDs with the within-horse jump-to-jump variability reported by Fercher (2023) for a constant obstacle height, jump duration, ground speed, jump length and vertical take-off speed already meet this practical benchmark for both models, while take-off angle falls slightly short of it. Only jump height, for which no directly comparable within-horse reference exists, remains clearly in need of further model refinement.

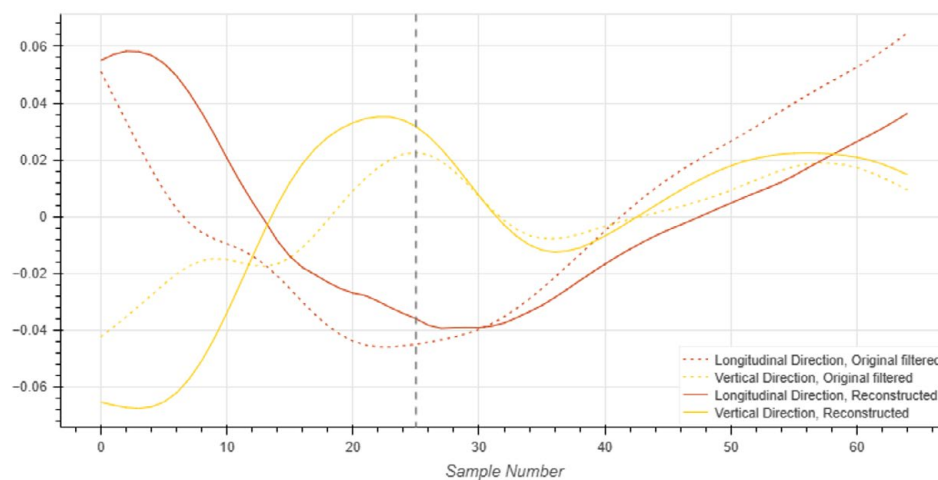


Figure 2: Time-normalized CoM trajectories in the longitudinal and vertical direction for a random passage. Dashed lines indicate the original filtered trajectories derived from the motion capture system. Solid lines show the PCA-reconstructed trajectories from the dynamic model (Author's own figure).

Taken together, these results underscore both the potential and the current limitations of sensor-based CoM modelling in equestrian sports. From a practical standpoint, the advantages of the sensor-based system over optical motion capture are evident: the time required for marker placement and the considerable data loss due to incomplete marker sets argue strongly against the routine use of optical systems under field conditions. Refining the dynamic model through non-linear approaches thus represents a promising path toward a fully field-deployable system capable of reliably capturing biomechanically relevant jump parameters.

References

- Buchner, H., Obermüller, S., & Scheidl, M. (2000). Body centre of mass movement in the sound horse. *The Veterinary Journal*, 160(3), 225–234.
- Crecan, C. M., & Peştean, C. P. (2023). Inertial sensor technologies – their role in equine gait analysis, a review. *Sensors*, 23(14), 6301.
- Fasel, B., Favre, J., Chardonens, J., Gremion, G., & Aminian, K. (2015). An inertial sensor-based system for spatio-temporal analysis in classic cross-country skiing diagonal technique. *Journal of Biomechanics*, 48(12), 3199–3205.
- Fasel, B., Spörri, J., Gilgien, M., Boffi, G., Chardonens, J., Müller, E., & Aminian, K. (2016). Three-dimensional body and centre of mass kinematics in alpine ski racing using differential GNSS and inertial sensors. *Remote Sensing*, 8(8), 671.
- Fercher, C. (2023). Biomechanische Verfahren zur objektivierten Analyse der Sprungbewegung von Springpferden im Hochleistungssport Dissertation, Gießen, Justus-Liebig-Universität Gießen, 2023.
- Fercher, C., Fasel, B., Lang, G., & Schmidt, M. (2024). Analyzing Show Jumping Horses by IMU-and GNSS-Sensor Fusion. 2024 DGON Inertial Sensors and Applications (ISA).
- Guyard, K. C., Montavon, S., Bertolaccini, J., & Deriaz, M. (2023). Validation of Alogo move pro: a GPS-based inertial measurement unit for the objective examination of gait and jumping in horses. *Sensors*, 23(9), 4196.
- Zhu, J., Ye, Z., Liu, R., & Liu, J. (2025). Inertial measurement units (IMUs) for biomechanical analysis in sport: a review of applications, challenges and future directions. *Sensor Review*, 46(1), 88–104. <https://doi.org/10.1108/sr-04-2025-0261>

Validierung eines kommerziellen Inertialsensorsystems für die KI-basierte Trickklassifizierung und die kinematische Bewegungsanalyse im Skateboarding

Birte Scholz¹, Niklas Noth², Maren Witt³, Olaf Ueberschär^{1,2}

¹Hochschule Magdeburg-Stendal; ²Institut für Angewandte Trainingswissenschaft (IAT), Leipzig; ³Universität Leipzig

Einleitung

Inertialsensoren (IMUs) bieten großes Potenzial für die Leistungsdiagnostik im Skateboarding, wurden jedoch bislang nur begrenzt hinsichtlich ihrer Genauigkeit und praktischen Anwendbarkeit validiert (Hu et al., 2024). Die vorliegende Studie evaluiert das Skateboarding-spezifische IMU-System Spinnax Freak (SF; Abbildung 1, links) hinsichtlich seiner auf Künstlicher Intelligenz (KI) basierenden Trick-Erkennung und Klassifikation sowie mit Blick auf die zu ermittelnden kinematische Leistungsparameter. Durch den Vergleich mit etablierten Referenzsystemen wird die Eignung des SF für eine praxisnahe Leistungsdokumentation bewertet. Die Ergebnisse liefern eine Grundlage für zukünftige IMU-basierte Anwendungen im Training, Coaching und der Wettkampfvorbereitung in der noch jungen olympischen Sportart Skateboarding.

Methode

An der Studie nahmen 23 Skateboarder:innen teil (4 Frauen, 19 Männer; $27,4 \pm 10,9$ Jahre). Das Validierungsverfahren umfasste Vergleiche mit etablierten Referenzsystemen: dem Laser-Geschwindigkeitsmessgerät LAVEG zur Bestimmung der maximalen horizontalen Geschwindigkeit, einer zweidimensionalen Videoanalyse zur maximalen Höhenbestimmung bei einem Trick, dem OptoJump-Next-System zur Flugzeitmessung bei einem Trick sowie einer festen 10-m-Referenzstrecke zur Distanzmessung (vgl. Abbildung 1, rechts). Die Datenanalyse beinhaltete den mittleren absoluten Fehler (MAE), den mittleren quadratischen Fehler (RMSE), den mittleren absoluten prozentualen Fehler (MAPE), *t*-Tests, Bland-Altman-Analysen, lineare Regressionen und den Intraklassen-Korrelationskoeffizienten ICC, (3,1). Nach einem fünfminütigen Aufwärmen führten die Teilnehmenden fünf Ollies und, sofern möglich, fünf Kickflips aus, gefolgt von fünf geradlinigen Fahrten über 10 m. **Zusätzlich wurden die KI-basierten Algorithmen des SF-Systems zur automatischen Trick-Detektion und Klassifikation anhand der vom System ausgegebenen Ereignisse und Labels mit manuell annotierten Referenzdaten für die Tricks Ollie und Kickflip verglichen.** Die Studie wurde gemäß der Deklaration von Helsinki durchgeführt und durch die Ethikkommission der Hochschule Magdeburg-Stendal genehmigt (EKIWIID202509001BS).



Abbildung 1: SF unter dem Skateboarddeck an der hinteren Achse montiert (links) sowie Versuchsaufbau mit dem LAVEG-System, OptoJump Next und Videokamera (rechts) (Scholz et al., 2026).

Ergebnisse

Die erzielten Ergebnisse belegen eine hohe Validität des SF bei der grundsätzlichen Erkennung von Tricks, mit einem Detektions-Recall von 95,4% für Ollies und 97,6% für Kickflips (Abbildung 2). Die Distanzmessung erwies sich statistisch äquivalent zur 10-m-Referenz ($p < 0,02$; MAE = 0,45 m; RMSE = 0,52 m; MAPE = 4,5 %; Bias = 0,27 m; LoA = -0,62 bis +1,15 m). Im Gegensatz dazu zeigten sich deutliche Defizite bei der Klassifizierung spezifischer Tricks, wobei die Präzision für Ollies lediglich 61,4% und für Kickflips sogar nur 19,5% betrug (Abbildung 2). Auch die kontinuierlichen kinematischen Parameter wiesen substantielle Abweichungen gegenüber den Referenzsystemen auf: Für die maximale horizontale Geschwindigkeit ergaben sich ein MAE von 2,08 km/h, ein RMSE von 2,25 km/h, ein MAPE von 17,0 % sowie ein systematischer Bias von 2,06 km/h (LoA = -1,19 bis +5,31 km/h). Die maximale vertikale Höhe des Skateboards über Boden wurde vom SFSystem systematisch unterschätzt (Ollie: MAE = 22,27 cm; RMSE = 25,12 cm; MAPE = 51,1 %; Bias = -22,09 cm; LoA = -45,77 bis +1,59 cm; Kickflip: MAE = 13,83 cm; RMSE = 15,84 cm; MAPE = 38,6 %; Bias = -11,79 cm; LoA = -32,94 bis +9,36 cm). Die Airtime wurde hingegen deutlich überhöht gegenüber dem Referenzsystem angegeben (Ollie: MAE = 0,42 s; RMSE = 0,43 s; MAPE = 133,4 %; Bias = 0,42 s; LoA = +0,22 bis +0,62 s; Kickflip: MAE = 0,49 s; RMSE = 0,50 s; MAPE = 122,0 %; Bias = 0,50 s; LoA = +0,41 bis +0,59 s).



Abbildung 2: Recall und Precision für Ollie- und Kickflip-Tricks unter Einbeziehung spezifischer Anzahlen, des prozentualen Recall-Werts und des prozentualen Precision-Werts (Scholz et al., 2026).

Diskussion

Insgesamt zeigt sich, dass das System das Vorhandensein von Tricks zuverlässig erkennt und recht genaue Entfernungsmessungen liefert. Allerdings verdeutlichen die begrenzte Genauigkeit des Systems bei der Trick-spezifischen Klassifizierung (Ollie, Kickflip) sowie die erheblichen Abweichungen bei der maximalen horizontalen Geschwindigkeit, der maximalen vertikalen Höhe des Skateboards über Boden und der Airtime die derzeitigen technischen Unzulänglichkeiten. Somit belegen die vorliegenden Studienergebnisse einerseits sowohl das Potenzial als auch andererseits die aktuellen Einschränkungen des SF für das kinematische Monitoring und die automatische Trainingsdokumentation im Skateboarding. Aus methodischer Sicht muss zudem angemerkt werden, dass sich die vorliegenden Studienresultate nur bedingt auf den realen Feldeinsatz verallgemeinern lassen, insbesondere aufgrund der stark kontrollierten Testbedingungen, der kleinen untersuchten Stichprobengröße, der Abhängigkeit von Referenzsystemen mit eigenen Messunsicherheiten, fehlender True-Negative-Werte sowie der per se intransparenten Natur der proprietären Algorithmen des SF. Diese Aspekte unterstreichen den Bedarf an weiteren Validierungsstudien mit größeren Kohorten, ausgewogenen Trick-Datensätzen und synchronisierten Messaufbauten, um die Robustheit der Ergebnisse zu erhöhen. Trotz dieser Einschrän-

kungen stellt das SF-System einen vielversprechenden Schritt hin zu zugänglichem, sensorbasiertem Feedback im Skateboarding dar. Eine zukünftige Weiterentwicklung erfordert jedoch eine präzisere algorithmische Verarbeitung, um die Messgenauigkeit und die Anwendbarkeit in biomechanischer Analyse und automatisierter Trainingsdokumentation zu verbessern.

Literatur

- Hu, X., Liang, F., Fang, Z., Qu, X., Zhao, Z., Ren, Z., & Cai, W. (2024). Automatic temporal event detection of the Ollie movement during skateboarding using wearable IMUs. *Sports Biomechanics*, 23(11), 2006–2020. <https://doi.org/10.1080/14763141.2021.1990384>
- Scholz, B., Noth, N., Witt, M., & Ueberschär, O. (2026). Validity of a commercially available inertial measurement unit for artificial intelligencebased trick detection and kinematic performance assessment in skateboarding. *Sensors*, 26(8), 2537. <https://doi.org/10.3390/s26082537>

Entwicklung eines IMU-basierten Feedbacksystems für ein klappbares Multifunktionstrainingsgerät – Ein Progress Report

Sarah Hippler, Thorben Menrad, Kerstin Witte

Otto-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Humanwissenschaften, Institut III, Strukturbereich Sport und Technik/
Bewegungswissenschaft

Einleitung

Regelmäßige körperliche Aktivität, insbesondere das Krafttraining, ist entscheidend für den Erhalt von Gesundheit, Selbstständigkeit und Lebensqualität im höheren Alter. Seniorenzentren und Rehaeinrichtungen stehen jedoch zunehmend vor den Herausforderungen eines Fachkräfte- sowie Platzmangels (Bundesministerium für Gesundheit, 2024). In der Vergangenheit versuchten Produkte wie der Body-Spider (Koopera GmbH), ein kompaktes Ganzkörpertrainingsgerät, diese Probleme zu lösen. Ein weiterer Lösungsansatz für ein motivierendes Training in Kleingruppen stellt das klappbare Multifunktionstrainingsgerät „Klappfit“ mit Widerstandsbändern dar (Prinz et al., 2023). Um die Motivation der Trainierenden zu erhöhen, die Trainingsleistung aufzuzeichnen und ein Feedback für die Bewegungsausführung geben zu können, sollen Inertialsensoren (IMUs) integriert werden.

IMUs haben sich in den letzten Jahren zu einem festen Bestandteil der biomechanischen Bewegungsanalyse in Wissenschaft und Sportpraxis entwickelt (Seçkin et al., 2023). Durch ihre geringe Größe, hohe Messfrequenzen, preiswerte Anschaffung und vielseitigen Einsatzmöglichkeiten (Cereatti et al., 2024) eignen sich IMUs ideal, um Trainierenden ein direktes visuelles Feedback zur Trainingsausführung zu geben, Trainingsleistungen objektiv zu erfassen und motivierende Anreize (zum Beispiel durch Gamification) zu schaffen (Busser et al., 2024). In diesem Gesamtprojekt soll ein IMU-basiertes Feedbacksystem in den von Prinz et al. (2023) entwickelten Prototypen integriert und dieser weiterentwickelt werden.

Ziel dieses Artikels ist das Erarbeiten und Evaluieren des mathematisch-technischen Pre-Processings der IMU-Rohdaten. Dazu werden erste Algorithmen zur automatisierten Erkennung, Zählung und Distanzquantifizierung von Übungswiederholungen getestet und gegen ein optisches Referenzsystem (Vicon Motion Systems Ltd) validiert.

Methodik

Zur Entwicklung einer Pre-Processing-Routine wurden erste Testmessungen durchgeführt. An diesen haben 6 Proband:innen (2 weiblich, 4 männlich, $29,2 \pm 3,8$ Jahre) teilgenommen. Die Proband:innen führten drei Übungen (Rudern im Sitzen, Retroversion der Schulter im Stehen, Abduktion eines Beins im Stehen) mit handelsüblichen 5 mm PesG Expanderseilen mit hochelastischem Latex Kern, am Prototyp des Trainingsgerätes durch (Abbildung 1). Zunächst wurde von jeder Übung eine isolierte optimale Bewegungsausführung als Kalibrierungsmessung aufgenommen, welche im späteren Verlauf als Grundlage für weitere Auswertungsschritte dient. Anschließend wurden für jede Übung 3 Sätze mit jeweils 10 Wiederholungen durchgeführt.



Abbildung 1: Aufbau des Prototyps des Trainingsgeräts für die Testmessungen (Eigene Darstellung).

Als IMU wurde der Movella DOT IMU (Xsens Technologies B.V.) verwendet, welcher übungsspezifisch mit Hilfe eines Straps an den Haltevorrichtungen (Haltegriffen, Halteschlaufen) des Trainingsgeräts montiert wurde. Die Aufnahmefrequenz betrug 60 Hz. Diese sicherte eine ausreichende Informationsdichte für eine Anwendung zur Bewegungsüberwachung im Senioren- und Rehasport ab, da die Übungen nicht hochfrequent ausgeführt werden. Die Datenaufnahme erfolgte kabellos mit einem iPad Pro (4. Gen.) und der Movella Dot App (Version 2023.6.0). Es wurden gravitationsbereinigte Beschleunigungen (East-North-Up (ENU) Konvention), Winkelgeschwindigkeiten (Sensorkoordinatensystem) sowie Euler-Winkel (ENU Konvention) aufgezeichnet.

Parallel zu den Sensordaten wurden Referenzdaten mittels eines optischen Motion-Capture Systems (Vicon Motion Systems Ltd) erfasst. Im weiteren wird dies als Referenzsystem bezeichnet. Das System umfasste 13 Infrarot- (Modelle Vero und Vantage, 200 Hz) und 2 Videokameras (Flir, je 100 Hz). Die Daten wurden mit Vicon Nexus Version 2.18 aufgenommen. Ein Marker wurde auf der Haltevorrichtung über dem IMU angebracht. Es wurden die Markerposition und -beschleunigung extrahiert. Die Synchronisation der beiden Systeme erfolgte zeitlich über ein Tap-Event auf Basis eines Beschleunigungspeaks in der IMU und der Sensorberührung im Video.

Um Artefakte und Rauschen zu minimieren, wurden die Rohdaten des IMU, mittels eines Butterworth-Filters 2. Ordnung mit einer Cutoff-Frequenz von 1,5 Hz phasenneutral gefiltert. Die Cutoff-Frequenz wurde basierend auf vorangegangenen Frequenzanalysen mittels Fast-Fourier-Transformation (FFT) und Residualanalysen ermittelt.

Eine Angabe der Beschleunigungsdaten nach ENU-Konvention ist für die weitere Auswertung unpraktikabel, da eine konsistente Ausrichtung des Trainingsgerätes im Alltag nicht immer gewährleistet werden kann. Um die Beschleunigungsdaten unabhängig von der globalen Ausrichtung auf die tatsächliche Hauptbewegungsrichtung zu projizieren, wurde eine Hauptkomponentenanalyse (PCA) durchgeführt. Die PCA dreht das Koordinatensystem virtuell so, dass die erste berechnete Achse (Hauptkomponente) entlang der Richtung der größten Bewegung (höchsten Varianz) liegt (Moore et al., 2010). Die übrigen Achsen enthalten hauptsächlich Nebenbewegungen und Messrauschen. Durch das Verwerfen der schwächsten Achse wird der Datensatz von drei auf zwei Dimensionen reduziert was eine Betrachtung der Bewegung in einer Ebene zur Folge hat.

Das automatische Zählen der Wiederholungen erfolgt über einen Algorithmus zur Peak-Detektion mit dem gefilterten und rotierten Beschleunigungssignal der IMU. Um die Wiederholungen zu quantifizieren, werden

die zurückgelegten Distanzen während der Übungsausführung verglichen. Zur Bestimmung der zurückgelegten Distanz wurde ein Ansatz, ähnlich dem Zero-Velocity-Update (ZUPT), verwendet, um den numerischen Drift bei der zweifachen Integration der Beschleunigungsdaten zu Positionsdaten zu minimieren. Anders als bei einer klassischen ZUPT, kann bei dieser Anwendung kein eindeutiges Null-Event (Sensor in Ruhe) zur Kalibrierung der Integrationen verwendet werden (Hongpeng et al., 2023). Daher wird ein Minimaevent (minimale Sensorbewegung/Beschleunigung) verwendet, um die Integrationen zu kalibrieren.

Zur Validierung der Ergebnisse werden die Anzahl der Wiederholungen mittels Video und die zurückgelegte Distanz mit den Wegdaten, des Referenzsystems verglichen. Der Vergleich der zurückgelegten Distanz erfolgt über ein Bland-Altman-Diagramm (Bland & Altman, 1999).

Ergebnisse

Mithilfe der PCA wurde die Hauptbewegungsrichtung sowie die damit verbundene Rotationsmatrix aus der Kalibrierungsmessung bestimmt werden. Diese Rotationsmatrix wurde anschließend auf die weiteren Datensätze derselben Bewegungsabläufe angewendet.

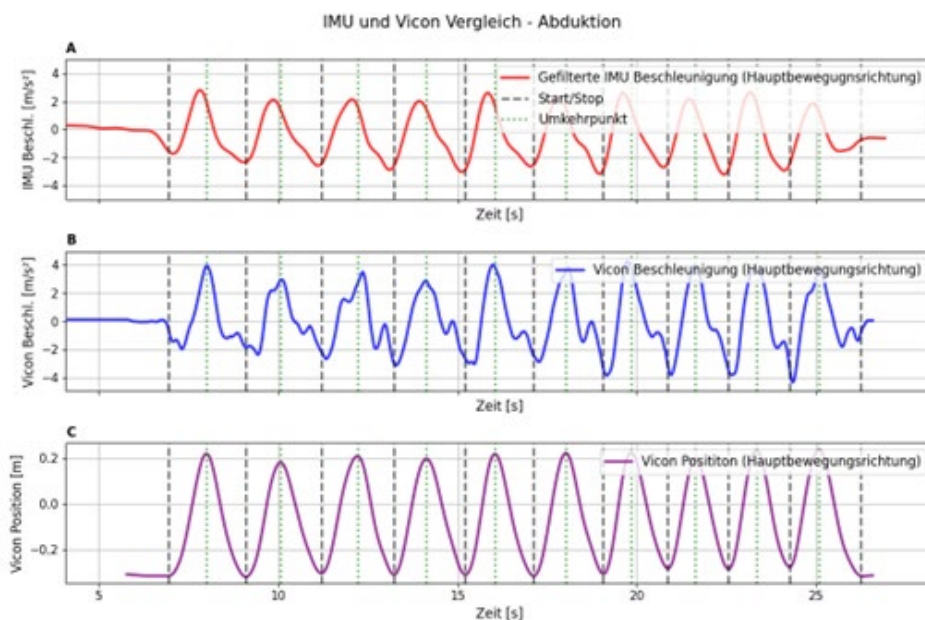


Abbildung 2: Vergleich von IMU- und Referenzsystemdaten während einer exemplarischen Durchführung der Abduktion inklusive Bewegungsevents (Start-/ Stoppunkt: schwarz gestrichelt; Umkehrpunkt: grün gestrichelt) aus den Referenzdaten; A: gefilterte IMU Beschleunigungsdaten in Hauptbewegungsrichtung; B: Vicon Beschleunigungsdaten; C: Vicon Positionsdaten (Eigene Darstellung).

Die Hauptbewegungsrichtung wurde durch die Hauptkomponente (PC 1) beschrieben. Im Mittel wurde bei der Testmessung, über alle Proband:innen und alle Übungen hinweg, ein PC 1 Wert von $96,36 \pm 2,89\%$ erzielt. Der PC 2 Wert lag im Mittel bei $3,64 \pm 2,89\%$.

Bei Betrachtung der Signalverläufe des Referenzsystems und des IMU konnte eine klare Beziehung zwischen spezifischen Ereignissen der Bewegung und den Signalverläufen der Beschleunigungsdaten festgestellt werden. Die Start- und Endpunkte der Bewegung (Abbildung 2C) fallen systematisch mit den Minima der IMU-Beschleunigungsdaten (Abbildung 2A) zusammen, während die Umkehrpunkte der Bewegung (Maximum der zurückgelegten Distanz, Abbildung 2C) mit den lokalen Maxima der IMU-Beschleunigungsdaten (Abbildung 2A) übereinstimmen. Dieser Zusammenhang wird in Abbildung 2 zeitsynchron graphisch dargestellt.

Für alle Proband:innen und Übungen konnten 100 % der Wiederholungen korrekt in Referenz zu den Positionsdaten des Motion Capture Systems gezählt werden. Eine reine Quantifizierung der Wiederholungen ist somit zuverlässig möglich, jedoch lässt sich zunächst keine direkte Aussage über die zurückgelegte Distanz treffen. Zur Qualifizierung der zurückgelegten Strecke wurde die tatsächlich zurückgelegte Distanz (Referenzsystem) mit der berechneten Distanz aus den IMU-Beschleunigungsdaten verglichen und die Ergebnisse in einem Bland-Altman-Diagramm dargestellt (Abbildung 3).

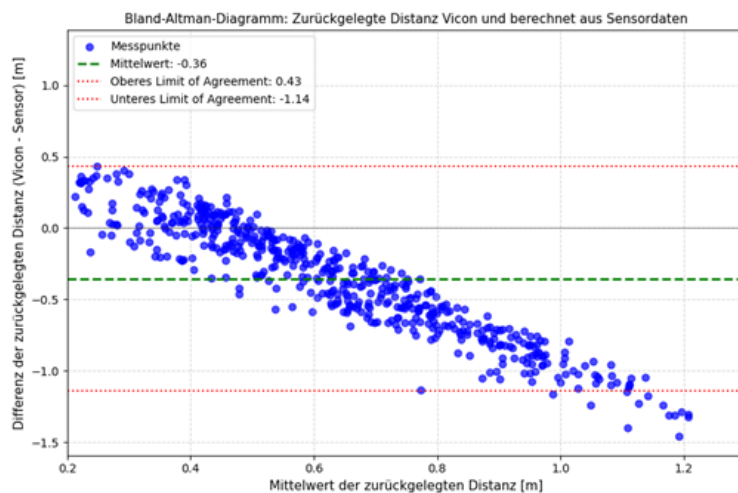


Abbildung 3: Bland-Altman Diagramm zur zurückgelegten Distanz zwischen IMU und Referenzsystem (Vicon) für alle drei durchgeführten Übungen (Eigene Darstellung).

Die durchschnittliche Differenz der Distanz beträgt $-0,36$ m, was eine Überschätzung der Distanz durch den IMU impliziert. Das Diagramm zeigt einen systematischen linearen Abfall der Messpunkte. Dies zeigt, dass mit gesteigerter zurückgelegter Distanz die Überschätzung durch die IMU zunimmt. Ebenfalls liegen 2 % der Datenpunkte außerhalb der Limits of Agreement. Dieser Teil folgt jedoch dem Trend der übrigen Messpunkte und liegt leicht unterhalb des unteren Limits of Agreement.

Diskussion

Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen, dass der gewählte methodische Ansatz grundsätzlich geeignet ist, um Trainingswiederholungen anhand von IMU-Daten zu erfassen. Ebenfalls zeigen die Ergebnisse spezifische methodische Grenzen, welche durch zukünftige Optimierungen eliminiert werden müssen.

Die Verwendung einer PCA zur Isolierung der primären Bewegungsrichtung unabhängig von der Orientierung des Trainingsgeräts erwies sich als geeignet. Danach konnte der Ansatz nach Hongpeng et al. (2023) erfolgreich angewendet werden.

Eine Limitierung der PCA besteht darin, dass lediglich auf lineare Komponenten approximiert werden kann, wodurch rotatorische Aspekte einer Bewegung verloren gehen. Für die betrachteten Testmessungen ist diese Limitation vernachlässigbar. Die durchgeführten Übungen bestehen primär aus translatorischen Bewegungsanteilen und nur geringfügig aus rotatorischen Bewegungsanteilen.

Das fundamentale Zählen der absoluten Wiederholungszahl konnte erfolgreich über eine Peak-Detektion umgesetzt werden. Jedoch zeigten sich noch Herausforderungen bei der genauen Bestimmung kinematischer Parameter wie der zurückgelegten Distanz.

Der verwendete ZUPT-Ansatz stieß hierbei an seine Grenzen. Eine Kalibrierung mithilfe von Minimaevents war nicht ausreichend, um den numerisch bedingten Drift bei der zweifachen Integration zu eliminieren. Ursa-

che dafür war, dass die Minimaevents nicht präzise genug ermittelt werden konnten, was zu einer Fehlerfortpflanzung führte und die berechneten Distanzwerte verfälschte.

Ein Lösungsansatz liegt in der exakten automatisierten Segmentierung jeder Wiederholung. Durch die Annahme, dass sowohl die Geschwindigkeit als auch die Position zu Beginn eines Segments gleich Null sind, werden die Anfangsbedingungen der Integration nach jedem Segment auf Null gesetzt. Dieser mögliche Lösungsansatz wurde mittels einer Minima-Detektion, innerhalb des gefilterten IMU-Beschleunigungssignals in Hauptbewegungsrichtung für eine beispielhafte Durchführung der Abduktion, getestet. Die Ergebnisse der berechneten zurückgelegten Distanz, mithilfe der Segmentierung, sind in Tabelle 1 dargestellt. Die berechnete Distanz (IMU) liegt hierbei unter der tatsächlich zurückgelegten Distanz, was auf die Verarbeitungsschritte (Filtern, doppelte Integration) der IMU-Daten zurückzuführen ist.

	Wiederholung	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	MW $\pm$ SD	Durchschnittliche Differenz $\pm$ LoA
Distanz [m]	Vicon	0,54	0,50	0,52	0,52	0,53	0,54	0,54	0,49	0,52	0,52	$0,52 \pm 0,02$	$0,08 \pm 0,1$
	IMU (Segmentiert)	0,46	0,40	0,47	0,54	0,43	0,41	0,40	0,36	0,44	0,49	$0,46 \pm 0,08$	

Tabelle 1: Gegenüberstellung der zurückgelegten Distanz aus den, mit Segmentierung, berechneten und tatsächlichen (Vicon) Distanzen am Beispiel einer Abduktion (Eigene Darstellung).

Eine Limitation der aktuellen Messung ist das junge Alter der Proband:innen. Da sich das finale Trainingsgerät an Senior:innen und Rehabilitanten richtet, sollte eine höhere Variabilität der Bewegungsmuster und geringere Bewegungsgeschwindigkeit berücksichtigt werden.

Ausblick

Im Hinblick auf die Integration der Ergebnisse in den Feedbackprozess bildet das Pre-Processing der IMU-Daten und die valide Erkennung der Wiederholungen die Grundlage. Neben der reinen Anzahl der Wiederholungen muss künftig die Qualität der Ausführung bewertet werden.

Die Distanzberechnung für die Bewegungsamplitude konnte auf Grundlage der automatischen Segmentierung mittels Minima-Detektion der gefilterten IMU-Beschleunigungsdaten in Hauptbewegungsrichtung im Vergleich zum vorherigen Ansatz bereits verbessert werden. Im nächsten Schritt muss dieser Ansatz an einer größeren Stichprobe validiert und optimiert werden. Darauf aufbauend kann die zurückgelegte Strecke mithilfe von Toleranzbereichen aus der Kalibrierungsmessung bewertet werden. Weitere Aspekte, die für die Bewertung der Bewegung relevant sind, sind der Bewegungsverlauf (Trajektorie) und die Ausführungsgeschwindigkeit.

Mit diesen Informationen können erste Konzepte für Gamification und Motivationssteigerung zusammengestellt sowie eine Schnittstelle entwickelt werden, die die Anzahl der gültigen Wiederholungen und Bewegungsqualität für die Trainierenden abbildet.

Dieses Projekt wird gefördert durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWi), im Rahmen des Zentralen Innovationsprogrammes Mittelstand (ZIM) als FuE-Kooperationsprojekt in Zusammenarbeit mit der Eduard Peuker GmbH (KK5119804SK4).

Literatur

- Bundesministerium für Gesundheit (2024) Bewegungsförderung bei älteren Erwachsenen in Deutschland. Bestandsaufnahme (Langversion). <https://www.bundesgesundheitsministerium.de/service/publikationen.html>
- Seçkin, A. Ç., Ateş, B. & Seçkin, M. (2023). Review on Wearable Technology in Sports: Concepts, Challenges and Opportunities. *Applied Sciences*, 13(18), 10399. <https://doi.org/10.3390/app131810399>
- Cereatti, A., Gurchiek, R., Mündermann, A., Fantozzi, S., Horak, F., Delp, S., & Aminian, K. (2024). ISB recommendations on the definition, estimation, and reporting of joint kinematics in human motion analysis applications using wearable inertial measurement technology. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929024003038>
- Prinz, A., Herbert, I., Schumacher, A., Witte, K. (2023). Multifunktionales Körpertrainingsgerät (DE102021127356A1). Deutsches Patent- und Markenamt.
- Moore, J.K., Kooijmann, J.D.G., Schwab, A.L., Hubbard, M. (2010) Rider motion identification during normal bicycling by means of principle component analysis, <https://link.springer.com/article/10.1007/s11044-010-9225-8#preview>
- Hongpeng, L., Haichao, L., Zhen, L., Chenxi, L., Zhaozeng, M., Nan, G., Zonghua, Z. (2023). Adaptive Threshold-Based ZUPT for Single IMU-Enabled Wearable Pedestrian Localization, <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10040602>
- Bland, J.M., Altman, D.G. (1999) Measuring agreement in method comparison studies, <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/096228029900800204>
- Busser, A., Fleury, S., Kadir, A., Mahmoud, O.H., Richir, S. (2024) Scoping Review on the Interactive Digital Tools Used for the Physical and Cognitive Stimulation of Healthy Older Adults, <https://hal.science/hal-04622688/>

Evaluation of Sampling Frequency Effects on 1D CNN Performance for IMU-Based Sprint Ground Contact Detection

Felix Friedl^{1,2}, Thorben Menrad², Jürgen Edelmann-Nusser²

¹Institut für Angewandte Trainingswissenschaft (IAT), Leipzig; ²Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Humanwissenschaften, Institut III, Strukturbereich Sport und Technik/Bewegungswissenschaft

Introduction

In athletic sprinting, inertial measurement units (IMUs) incorporating accelerometers and gyroscopes are widely used for the objective assessment of performance in laboratory and field settings (Adesida et al., 2019; Benson et al., 2022). Recent advances in machine learning, particularly deep learning approaches based on one-dimensional convolutional neural networks (1D-CNNs), have demonstrated promising performance for IMU-based event detection tasks such as ground contact identification (Friedl et al., 2026), as well as for movement analysis in other sports domains (Gorges et al., 2024).

These supervised models are typically trained using carefully synchronized, high-frequency sensor recordings that provide precise temporal representations of biomechanical events. In practical applications, however, such datasets are often unavailable, and commercially available IMU systems operate at different sampling frequencies, limiting the direct transferability of trained models between devices.

This issue is particularly relevant for 1D-CNNs, which learn temporal features through convolutional filters with fixed sample-based receptive fields. Consequently, changes in the sampling frequency alter the physical time represented by these receptive fields and may affect the temporal patterns available to the network for event detection. Although deep learning models have shown high accuracy under their original training conditions, their robustness to changes in sampling frequency has not yet been systematically investigated.

Therefore, the aim of this study was to evaluate the influence of IMU sampling frequency on the performance of a 1D-CNN for sprint ground contact detection. By systematically varying the sampling frequency while preserving the temporal duration of the model input windows, this work examines the sensitivity of the network to changes in temporal resolution and identifies sampling-rate ranges that maintain reliable performance for practical deployment.

Methods

This study uses the dataset and pretrained 1D-CNN introduced in Friedl et al. (2026) for sprinting ground contact detection from shank-mounted IMUs. The dataset comprises synchronized IMU and high-speed video recordings with video-derived ground contact labels from 35 sprint trials over 60 m performed by 12 athletes (19.7 ± 3.7 years; 1.78 ± 0.11 m; 68.6 ± 9.5 kg; 6 female, 6 male; 100 m personal bests: 11.30 ± 0.42 s for males and 12.19 ± 0.48 s for females).

IMU data were originally recorded at 1125 Hz and resampled to 250 Hz to match the frame rate of the synchronized high-speed video recordings used for model training in Friedl et al. (2026). To assess the influence of sampling frequency, the originally at 1125 Hz recorded IMU signals were resampled to frequencies between 100 Hz and 400 Hz in 20 Hz increments. Resampling was performed using the `scipy.signal.resample_poly` function within the python (v3.13.7), which applies polyphase filtering with an anti-aliasing low-pass filter during the resampling process. Since the model processes fixed-length windows, the optimal baseline window size of 100 samples (250 Hz) served as the temporal reference. For each sampling frequency, the window length

was adjusted to preserve the same temporal duration as the baseline input. Model performance on the resulting datasets was evaluated on the test dataset and compared with the 250 Hz baseline using mean and median Hausdorff distance, precision, recall, Rand index, and Bland–Altman analysis parameters.

Results

The results demonstrated a deviation of less than 2.5 frames in the mean Hausdorff distance for sampling frequencies between 200 and 300 Hz, with the exception of the 220 Hz condition (Figure 1). The median Hausdorff distance showed an even broader range of comparable performance, remaining within this threshold for sampling frequencies between 140 and 320 Hz (Figure 1). Event detection precision and recall further supported these findings, achieving perfect scores (1.0) for sampling frequencies between 200 and 320 Hz, except at 220 Hz (Figure 2). The Rand index was slightly lower than the baseline at 200 Hz but progressively approached the baseline value, reaching an equivalent performance at 300 Hz (Figure 2).

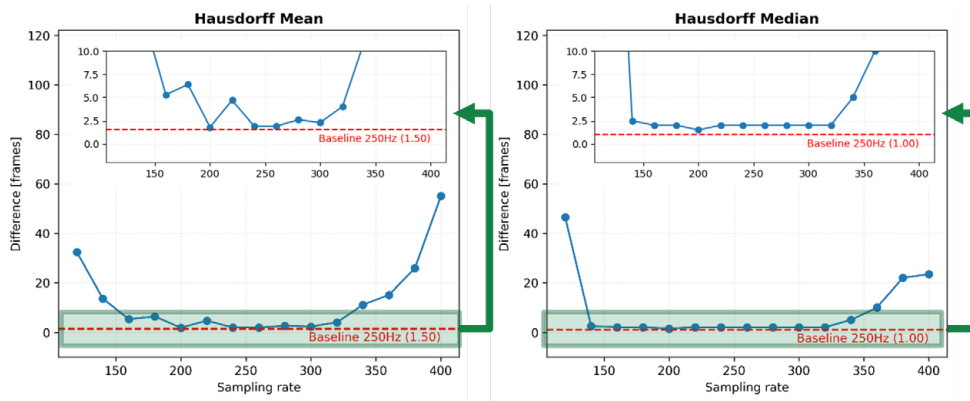


Figure 1: Hausdorff mean (left) and median (right) values [frames] across the different sampling rate conditions. Baseline performance horizontal line by the models performance at optimal 250 Hz. Upper figure shows values zoomed in Hausdorff values < 10 (Author's own figure).

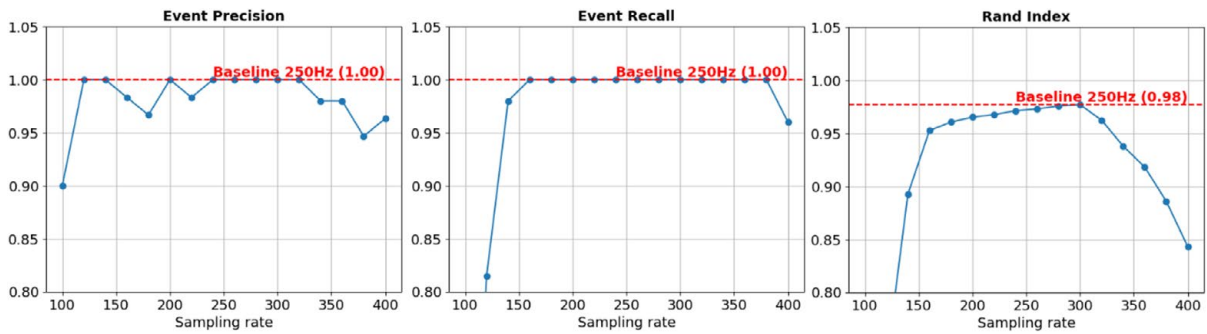


Figure 2: Figure displays the event precision (left), event recall (center) and rand index (right) between 0.8 and 1, with 1 being perfect alignment, across different sampling rate datasets (Author's own figure).

For all sampling frequencies yielding perfect event precision and recall, ground contact times were calculated and compared with the ground truth following the procedure described by Friedl et al. (2026). The mean bias for the 200, 240, 260, and 280 Hz conditions differed by less than 0.1 ms from the 250 Hz baseline. The mean bias at 300 and 320 Hz differed by more than 0.8 ms from the baseline, with the 300 Hz condition showing a larger positive bias and the 320 Hz condition exhibiting a lower bias that became negative relative to the ground truth. The limits of agreement (LoA) remained within 5 ms of the baseline across all evaluated sampling frequencies, although they were generally larger than those of the 250 Hz baseline condition, with the exception of the 260 Hz sampling rate.

Sampling rate	200	240	250	260	280	300	320
Mean bias $\pm$ LOA	0.96 $\pm$ 16.63	0.89 $\pm$ 14.39	0.94 $\pm$ 13.74	0.82 $\pm$ 13.55	1.06 $\pm$ 15.75	1.70 $\pm$ 16.83	-0.27 $\pm$ 21.58

Table 1: Bland-Altman mean bias $\pm$ LOA ranges (SD * 1.96) [ms] (Author's own figure).

Discussion

The present study systematically evaluated the influence of IMU sampling frequency on the performance of a 1D convolutional neural network for sprint ground contact detection. The findings indicate that the model is robust to moderate variations in sampling frequency, with performance remaining comparable to the 250 Hz baseline between approximately 200 and 300 Hz. Within this range, event detection achieved 100 % precision and recall, while temporal accuracy, quantified by the Hausdorff distance and Bland–Altman analysis of ground contact time, showed only minimal deviations from the baseline. These results suggest that moderate changes in temporal resolution do not substantially impair the learned temporal feature representations, despite the convolutional kernels operating over different physical time intervals at different sampling frequencies.

Performance declined once the sampling frequency deviated beyond this range. Sampling frequencies below 200 Hz and above 320 Hz resulted in increased Hausdorff distances, indicating reduced temporal localization accuracy, although precision and recall remained high for some conditions. This suggests the existence of a sampling-rate threshold beyond which the temporal characteristics learned during training are no longer adequately represented. At lower sampling frequencies, reduced temporal resolution likely limits the representation of rapid impact-related signal changes during foot contact. Conversely, at higher sampling frequencies, the convolutional receptive fields cover proportionally shorter physical time intervals than during training, potentially preventing the network from integrating information over the temporal scales for which it was optimized.

From an application perspective, the observed robustness is encouraging for deploying trained models across commercially available IMU systems with moderately different sampling frequencies. The results suggest that retraining may not be necessary when applying the model to IMU data sampled within approximately ± 50 Hz of the original training frequency, provided that the temporal window duration is preserved by adjusting the input window size accordingly. This could simplify the practical implementation of deep learning-based sprint analysis systems. The findings are particularly relevant because many commercial IMUs internally sample at frequencies exceeding 1000 Hz while providing downsampled output below 300 Hz. Nevertheless, the present investigation was limited to offline resampling and a single network architecture trained at 250 Hz. Future studies should therefore evaluate the generalizability of these findings across different sensor hardware, movement tasks, and network architectures, and investigate adaptive approaches such as time-dynamic kernels or alternative temporal aggregation strategies to improve robustness across varying sampling frequencies.

Conclusion

Overall, the results demonstrate that the proposed 1D CNN exhibits substantial robustness to moderate variations in IMU sampling frequency while remaining sensitive to larger deviations from the training conditions. These findings provide an initial, promising guidance for the deployment of deep-learning based event detection models. Further studies should examine whether this sampling rate robustness is also maintained when using different sensor hardware, in different sports tasks and with different model architectures.

References

- Adesida, Y., Papi, E., & McGregor, A. H. (2019). Exploring the Role of Wearable Technology in Sport Kinematics and Kinetics: A Systematic Review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 19(7), 1597. <https://doi.org/10.3390/s19071597>
- Benson, L. C., Räisänen, A. M., Clermont, C. A., & Ferber, R. (2022). Is This the Real Life, or Is This Just Laboratory? A Scoping Review of IMU-Based Running Gait Analysis. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 22(5), 1722. <https://doi.org/10.3390/s22051722>
- Friedl, F., Menrad, T., & Edelmann-Nusser, J. (2026). Deep Learning 1D-CNN-Based Ground Contact Detection in Sprint Acceleration Using Inertial Measurement Units. *Sensors*, 26(1), 342. <https://doi.org/10.3390/s26010342>
- Gorges, T., Davidson, P., Boeschen, M., Hotho, A., & Merz, C. (2024). IMU Airtime Detection in Snowboard Halfpipe: U-Net Deep Learning Approach Outperforms Traditional Threshold Algorithms. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 24(21), 6773. <https://doi.org/10.3390/s24216773>

Algorithmus zur Schrittdetektion beim leichtathletischen Sprint mittels Inertialsensoren

Thorben Menrad¹, Felix Friedl^{1,2}, Jürgen Edelmann-Nusser¹

¹Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Humanwissenschaften, Institut III, Strukturbereich Sport und Technik/Bewegungswissenschaft; ²Institut für Angewandte Trainingswissenschaft (IAT), Leipzig

Einleitung

Der objektiven Erfassung von Leistungsparametern in Training und Wettkampf kommt im Leistungssport eine immer größere Bedeutung zu. Der leichtathletische Sprint stellt besonders hohe Anforderungen an die zeitliche Auflösung und die Messbereiche bei Impact für die genutzten Messsysteme (Blauberger et al., 2021). Zeitliche Parameter wie Bodenkontaktzeiten (BKZ) und Schrittfrequenzen stellen im Sprint etablierte Leistungsindikatoren dar. Viele klassische Messsysteme (Kraftmessplatten, Kontaktmatten, optoelektrische Systeme) sind für den einfachen Feldeinsatz ungeeignet oder sehr aufwendig (Schmidt et al., 2016). Inertialsensoren (IMU) bieten hier aufgrund ihrer Eigenschaften und Abmessungen eine hervorragende Alternative. Die geringe zeitliche Dauer von zum Beispiel BKZ (< 90 ms) erfordert eine hochpräzise Schritteinteilung sowie Bestimmung der Events Fußaufsatz und -abdruck (Schmidt et al., 2016).

Das Ziel dieser Arbeit ist aus diesem Grund die Entwicklung und Vorstellung eines robusten Algorithmus zur Schrittdetektion und -einteilung auf Basis der resultierenden Winkelgeschwindigkeiten von am Sprunggelenk getragener IMUs im leichtathletischen Sprint aus dem Tiefstart. Der Algorithmus soll die Grundlage für eine nachgeschaltete Bestimmung der Events Fußaufsatz und -abdruck auf Basis klar definierter Zeitintervalle bieten.

Methoden

Die Studie umfasste 12 Sportler*innen ($19,7 \pm 3,7$ Jahre; $1,78 \pm 0,11$ m; $68,6 \pm 9,5$ kg; 6 weiblich, 6 männlich), die alle leistungsorientiert im Kurz- oder Langsprint trainieren. Verletzungen innerhalb der letzten 6 Monate vor der Studie, die eine Teilnahme verhinderten, wurden bei den Teilnehmenden ausgeschlossen.

Im Rahmen der Studie musste jede/r Sportler*in 3 Sprints à 50 m aus dem Tiefstart durchführen. Zwischen den einzelnen Durchgängen wurde jeweils eine Pause von 20 min durchgeführt, um eine vollständige Regeneration der Sportler*innen sicherzustellen. Vor der Studie führten die Sportler*innen eine trainingstypische Erwärmung durch.

Die Sprints wurden sowohl mit dem Referenzsystem Optojump Next (Microgate, 50 m, 1000 Hz) als auch mit sagittal am Sprunggelenk getragenen IMUs (Blue Trident, 1125 Hz) aufgezeichnet. Die Daten (Unix-Zeit, Beschleunigung (16 und 200 g), Winkelgeschwindigkeit (2000° pro s)) wurden auf dem internen Speicher der IMU aufgezeichnet und mit der Capture.U Desktop App (V 1.4.1) exportiert. Schrittfrequenzen wurden aus der Software von Optojump Next (V 1.13.24.0) extrahiert.

Die IMU-Daten wurden über die Unix-Zeit synchronisiert. Aus den Resultierenden der Winkelgeschwindigkeit (tiefpassgefiltert, 4. Ordnung, 5 Hz) wurden mit einem eigens entwickelten Algorithmus (MATLAB R2024b) die Schritte beider Beine bestimmt. Der Algorithmus kombiniert dabei Peakdetektion mit einer abschnittswise Analyse des Signals in einem dreistufigen Prozess zur Schrittidentifikation und Fehlerüberprüfung/-korrektur. Zur Überprüfung des Algorithmus zur Schrittdetektion wurde dieser mit einer manuellen Auswertung des Signals mithilfe eines Bland-Altman-Diagramms (Algorithmus – Manuell) verglichen. In einem letzten Schritt

wurden über die Schrittzeitpunkte die Schrittfrequenzen berechnet und mit dem Referenzsystem ebenfalls über ein Bland-Altman-Diagramm (IMU – Optojump) verglichen.

Ergebnisse

Von insgesamt 1321 Schritten wurden lediglich zwei Schritte durch den Algorithmus nicht automatisch detektiert. Dies entspricht einer Detektionsrate von 99,85 %. In beiden Fällen handelte es sich bei den nicht detektierten Schritten um den jeweils ersten Schritt direkt nach dem Tiefstart. Das Bland-Altman-Diagramm lieferte eine mittlere zeitliche Differenz der automatisch gegenüber den manuell gelabelten Zeitpunkten von $-0,7$ ms (Limits of Agreement: $-8,1$ bis $6,7$ ms). Für die Schrittfrequenzen ergab sich eine mittlere Differenz von $0,03$ Hz (Limits of Agreement: $-0,33$ bis $0,39$ Hz).

Diskussion

Die Detektionsrate sowie die zeitliche Differenz gegenüber den manuell gelabelten Signalen unterstreichen die Effektivität des entwickelten Algorithmus zur Schrittdetektion und -einteilung. Studien von Blauburger et al. (2021) und Schmidt et al. (2016) beschrieben Detektionsraten von 97,1 % bzw. 96 % bei der Bestimmung von Bodenkontaktzeiten bei am Fuß bzw. Sprunggelenk getragenen IMUs. Im Unterschied zu diesen Studien zielt der beschriebene Algorithmus nicht direkt auf die Bestimmung von Events wie Fußaufsatz oder -abdruck ab, sondern auf eine grundlegende robuste Einteilung in Einzelschritte, auf deren Basis diese Events in klar definierten Zeitintervallen mit hoher Genauigkeit bestimmt werden können. Die mittlere Differenz der berechneten Schrittfrequenzen unterstreicht die Anwendbarkeit des Algorithmus auf relevante Leistungsparameter, auch wenn klar betont werden muss, dass dies nicht der primäre Anwendungszweck ist und in dieser Arbeit lediglich zur Demonstration der Machbarkeit dient. Die primäre Herausforderung liegt in der Detektion des ersten Schrittes unmittelbar nach dem Tiefstart.

Literatur

- Blauburger, P., Horsch, A. & Lames, M. (2021). Detection of Ground Contact Times with Inertial Sensors in Elite 100-m Sprints under Competitive Field Conditions. *Sensors* (Basel, Switzerland), 21(21). <https://doi.org/10.3390/s21217331>
- Schmidt, M., Rheinländer, C., Nolte, K. F., Wille, S., Wehn, N. & Jaitner, T. (2016). IMU- based Determination of Stance Duration During Sprinting. *Procedia Engineering*, 147, 747–752. <https://doi.org/10.1016/j.pro-eng.2016.06.330>

Optimierung der IMU-Datenfusion zur Leistungsdiagnostik im Diskuswurf

Daniel Sporer¹, Veit Wank¹, Fabian Brormann¹, Jörg Wagner²

¹Institut für Sportwissenschaft der Universität Tübingen; ²Professur für Flugmesstechnik der Universität Stuttgart

Einleitung

Die Beschleunigung des Wettkampfgerätes erfolgt im Diskuswurf in der Regel nach dem Anschwung mit $1\frac{3}{4}$ Drehungen. Dabei baut der Werfer in der Vorbereitung bzw. im Übergang zur Abwurfposition (Wurfauslage) Spannungen in seinem Körper auf, die in erster Linie durch eine Torsion zwischen Hüft- und Schulterachse und durch die Verbiegung des Rumpfes (Bogenspannung) hervorgerufen werden. Die Erzeugung hoher Abfluggeschwindigkeiten basiert schließlich auf der Entladung dieser Körperspannungen. Demzufolge ist der Spannungsaufbau und dessen Timing ein wesentliches Qualitätsmerkmal der Diskuswurftechnik eines Athleten.

Daher ist es für die Leistungsdiagnostik bzw. für die Bewegungsanalyse von herausragender Bedeutung, anhand der Charakteristik des Beschleunigungsverlaufes Informationen über die Dynamik des Spannungsaufbaus und schließlich über eine Reihe von Abwurfparametern zeitnah zu den analysierten Würfen zu bekommen. Das Mittel der Wahl war hierfür lange Zeit die klassische 3D-Videoanalyse und verwandte Verfahren (wie IR-gestützte 3D-Bewegungsanalyse bzw. IMU-basierte Ganzkörperanalyse), die jeweils beträchtliche Nachteile haben, weil der Nachbereitungsaufwand bei 3D-kinematischen Analysen sehr langwierig ist. IR-Reflex-basierte Verfahren (Vicon, Qualisys, Motion Analysis) kommen im Hochleistungsbereich wegen der Notwendigkeit von Markern nur eingeschränkt in Frage, ebenso IMU-basierte Analyseverfahren wegen des Ganzkörperanzugs. Zudem ist eine automatische Bewegungsanalyse von Sportgeräten wie zum Beispiel einem Diskus aktuell nicht möglich.

Die fortschreitende Miniaturisierung und die massenhafte Verwendung und Produktion von Inertialsensoren (IMUs) offerierte seit Mitte der 1990er Jahre zunehmend Möglichkeiten zur Anwendung dieser Systeme für die Bewegungsanalyse im Sport. Dies wurde insbesondere zur Erfassung von Rotationsparametern in den akrobatischen Sportarten auch häufiger erfolgreich angewandt. Die Verwendung IMU-basierter Messsysteme in den leichtathletischen Wurfdisziplinen erwies sich wegen der komfortablen Messeigenschaften ebenfalls als vielversprechend. IMUs wurden erfolgreich als Beschleunigungssensoren in Speeren (Wank 2021) und mit Einschränkungen auch im Kugelstoßen am IAT eingesetzt und bei Bewegungsanalysen für die Schnellinformation verwendet (Warschun et al. 2018).

Im Diskuswurf führten die Versuche, mittels IMU-Sensoren Informationen über die Hauptbeschleunigungsphase und den Abwurf zu bekommen, allerdings bislang nur zu mäßigem Erfolg (IAT um 2010 und 2018, Warschun et al. 2018, Sporer et al. 2023 und Wank 2021).

Ein Vergleich von kinematischen Referenzmessungen und den ermittelten IMU-Resultaten ergab insbesondere im für die Leistungsbewertung entscheidenden Zeitverlauf der Tangentialbeschleunigung nicht hinnehmbare Abweichungen (Abbildung 1). Aufgrund vermuteter Einflüsse von Corioliseffekten infolge der rasanter Änderungen des Drehradius in der Abwurfphase beim Diskuswurf wurde davon ausgegangen, dass man das Messproblem aufgrund physikalischer Effekte mit Sensoren im rotierenden Diskus nicht lösen kann. Das führte dazu, dass die Entwicklung von Messsensoren im Diskus in Deutschland lange nicht weiterverfolgt wurde bis durch die hoffnungsvolle Idee der Verwendung von inzwischen stark weiterentwickelten Verfahren zur Fusion von IMU-Sensordaten und eine Kooperation mit dem Lehrstuhl für Flugmesstechnik der Uni Stuttgart neue Motivation entstand. Wir gingen dem beschriebenen Problem mit aktuellen Methoden wiederholt nach, mit verbesserter Kalibrierung und unter Berücksichtigung von Drifteffekten. Die Ergebnisse sind vielversprechend und sollen in diesem Beitrag vorgestellt werden.

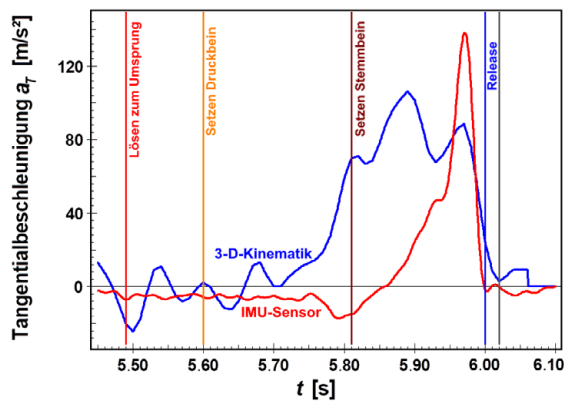


Abbildung 1: Zeitverläufe der Bahnbeschleunigung aus 3D-kinematischen Berechnungen (blau) und IMU-Sensormessung (rot) bei einem Wurf von Christoph Harting (Weite: 61.88 m) zur Untersuchung der Corioliseffekte (aus Wank 2021).

Methoden

Eine tiefgehende Analyse der Ursachen für die großen Abweichungen im Zeitverlauf der Bahnbeschleunigung aus der IMU-Sensordatenmessung ergab zunächst, dass sich das Koordinatensystem des Diskus bzw. des IMU-Sensors in Bezug zur radialen Wurfarm-Achse des Werfers unmittelbar vor dem Abwurf aufgrund der seitlichen Verbiegung des Handgelenks (siehe Abbildung 2) maßgeblich verdreht hat.

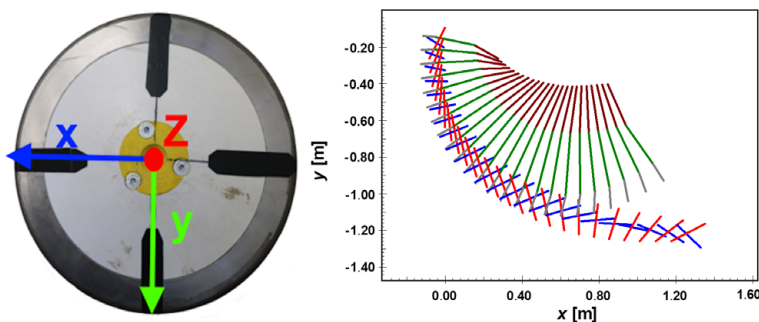


Abbildung 2: Verbiegung des Handgelenks beim Abwurf eines Diskus bei einem 62-m-Wurf. Um die Rotationsparameter des Diskus kinematisch zu erfassen, wurde der Diskus mit einem 4-Punkt-Marker-Set modelliert (blaue und rote Verbindungslinien zwischen den Markerpunkten (links: Messdiskus mit Markerpunkten, aus Wank 2021).

Beim Abwurf wirken so hohe Trägheitskräfte vom Diskus auf die Hand, dass sich die Handachse und somit die Lage der radialen Achse des Diskus-Koordinatensystems um bis zu 30° zur Wurfarmachse verdreht. Damit rotiert die Orientierung der tangentialen Sensorachse der IMU um einen nicht zu vernachlässigenden Winkel weg von der realen Bahntangente. Daten zu dieser Winkeländerung ließen sich nicht mit der notwendigen Zuverlässigkeit aus den IMU-Werten berechnen. Alternativ notwendige hochauflösende Videoanalysen zur Bestimmung des Rotationswinkelfehlers wären zu aufwendig und sind somit nicht zielführend im Hinblick auf die Entwicklung eines Messsystems für die Schnellinformation. Also war der Fokus zunächst auf eine gravierende Verbesserung der Messgenauigkeit der Lageparameter des Diskus in der Abwurfphase gerichtet. Aufgrund dessen, dass die Daten des Magnetfeldsensors bei Würfen in oder aus einer Halle, wie es bei den meisten unserer Messungen im Rahmen von Kaderlehrgängen des DLV üblich ist (am IAT Leipzig oder im Trainingszentrum Kienbaum), wurde das neue Konzept vordergründig auf die Auswertung der Drehratensensordaten (Gyroskop) und des 3D-Beschleunigungsaufnehmers (Axelerometer) ausgerichtet und die Verwendung von Kalman-Filtern ohne die Berücksichtigung der Magnetfeldsensoren favorisiert. Üblicherweise driften die Signale der Drehraten und der Beschleunigungssensoren konstruktionsbedingt. Die meisten IMUs sind sogenannte MEMS-Sensoren, mikro-elektro-mechanische Systeme, die ähnlich wie Halbleiterchips hergestellt werden. Das

heißt, dass die Nullpunkte der Rohdaten infolge elektronischer Artefakte nicht real auf null sind, sondern mit einem geringen Offset (Bias) davon abweichen. Das hat weitreichende Konsequenzen, wenn Beschleunigungsdaten und Drehraten im weiteren Auswerteverlauf zur Lagebestimmung integriert werden müssen. Dann ergibt sich bei der Integration eines Signals abweichend von Null eine sogenannte Integrationsdrift, die zu größeren Abweichungen des Lagewinkels und der Position führt, insbesondere wenn über längere Zeiträume integriert werden muss. Um diesen Effekt bei der IMU-Datenfusion zu berücksichtigen, wurde die Drift anhand von Testmessungen modelliert und die Daten bei der Auswertung entsprechend korrigiert. Weil Driteffekte sehr temperaturabhängig sind, haben wir die IMU-Daten des Messdiskus vor jedem Versuch einige Minuten lang in Neutralposition erfasst (siehe Abbildung 3, in der Messreihen einer längeren Driftanalyse dargestellt sind).

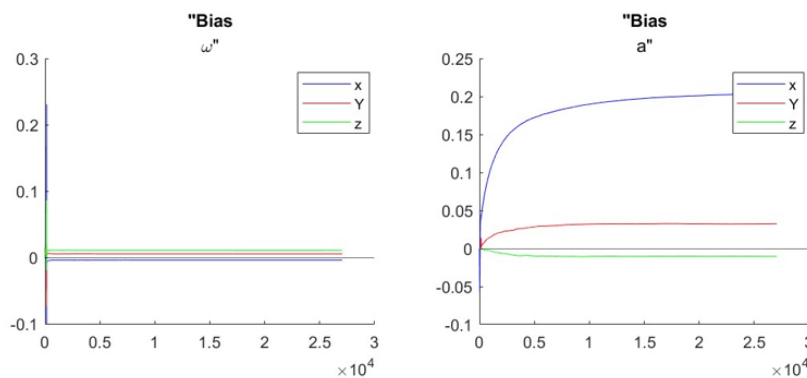


Abbildung 3: Zeitverläufe der Nulllinien der Komponenten des Drehraten- (links) und des Beschleunigungssensors (rechts) bei einem Testversuch über einen längeren Messzeitraum (Zeitangabe in Samples bei $dt = 0.0025s$) (Eigene Darstellung).

Die beschriebenen Messungen erfolgten mit 2 kg Disken (Männerdiskus), die im Zentrum mit einer IMU-Messplatine der Fa. Humotion (Münster) bestückt wurden. Das Gesamtgewicht der Messdisken wurde durch Abdrehen am Außenring wieder auf Wettkampfgewicht korrigiert. Die Messplatine hat eine Abtastrate von 400 Hz und war neben den Sensoren für übliche Standard-IMUs (Magnetfeldsensor, Gyroskop und Beschleunigungssensor mit den gängigen kleinen Messbereichen zusätzlich mit einer zweiten Platine ausgerüstet, die einen 3D-Beschleunigungssensor mit einem Messbereich von ± 100 G (3D) enthielt. Zudem konnte ein analoger Drehratensensor Drehgeschwindigkeiten bis zu $20.000^\circ/s$ um die Tellerachse des Diskus erfassen. Intern wurden die IMU-Daten mit 800 Hz gesampelt und paarig auf zwei 400 Hz Messspuren der Messplatine in einen RAM geschrieben. Die Steuerung des Sensors (Start/Stop) sowie die Datenübertragung erfolgte über eine USB-2-Schnittstelle zu einem Mess-PC. In der Regel ist es notwendig, dass Standard-IMU-Sensoren speziell zur Analyse von leichtathletischen Würfeln hinsichtlich der Messfrequenz und des Messbereichs von Gyroskop und Beschleunigungssensor modifiziert werden müssen, was für die Entwicklung solcher Systeme hohe Kosten verursacht, weil es Sonderfertigungen sind, die nur mit viel Aufwand herzustellen sind und zudem nur in geringer Stückzahl benötigt werden. Wir nutzen die oben beschriebene Konfiguration unseres IMU-Messsystems seit 2012. Es wurde ursprünglich für ein Schnellfeedback von Abwurfparametern beim Speerwurf konzipiert und seit 2018 mit kleinen Anpassungen auch im Diskus eingesetzt. Das System lässt sich gut mit anderen Messverfahren (zum Beispiel Highspeed-Video) synchronisieren. Natürlich sind die auf den Platinen verbauten Sensoren von 2012 nicht mit der Leistungsfähigkeit aktueller Typen vergleichbar. Insbesondere haben sich bei modernen Sensorbausteinen die Driftraten drastisch reduziert. Auch muss man davon ausgehen, dass Alterungsprozesse Bias und ursprüngliche Kalibrierwerte beeinträchtigen. Aus dem Grund haben wir in Kooperation mit dem Lehrstuhl für Flugmesstechnik der Uni Stuttgart eine Neukalibrierung der Sensoren vorgenommen. Dabei wurde auch die Ausrichtung der Sensorachsen, die bei automatischer Bestückung der Platinen, auf denen jeder Sensortyp als eigener Baustein verlötet ist, nicht zwangsläufig parallel bzw. orthogonal zueinander sein müssen, vermessen und gegebenenfalls softwaremäßig korrigiert.

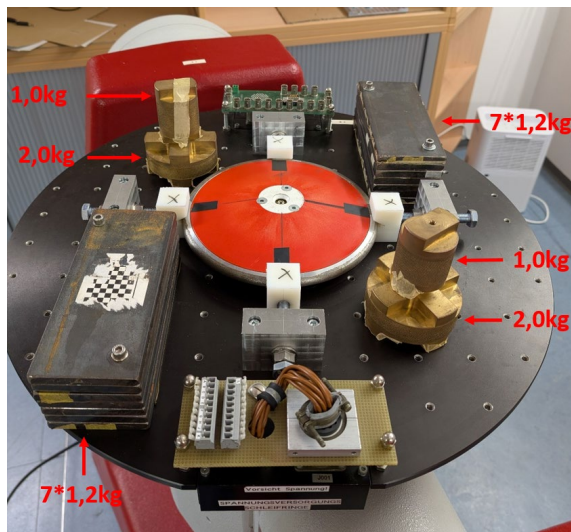


Abbildung 4: Messdiskus auf einem computergesteuerten Drehtisch (mit Auswuchtgewichten) mit dem standardisierte Drehgeschwindigkeiten um verschiedene Achsen gefahren werden können, um Skalierungsfaktoren für Drehrate und Beschleunigung mit Referenzmessungen erfassen zu können (Eigene Darstellung).

Ergebnisse und Diskussion

Vor dem Hintergrund, für ein bestehendes System, das vor einigen Jahren entwickelt wurde, ohne nennenswerte Investitionen in die Neuentwicklung von Hardware das Maximum an Messqualität herauszuholen, ist die hier vorgestellte Studie sehr erfolgreich gewesen. Mit der Neukalibrierung und vor allem durch die Berücksichtigung der Bias bei Beschleunigungs- und Drehratenmessdaten (siehe Abbildung 5) konnten die kinematischen Daten, die aufgrund der neu fusionierten IMU-Daten berechnet wurden deutlich besser an Ergebnisse aus kinematischen Referenz-Messungen angenähert werden, als ohne diese Prozeduren auf der Basis der Werkskalibrierung.

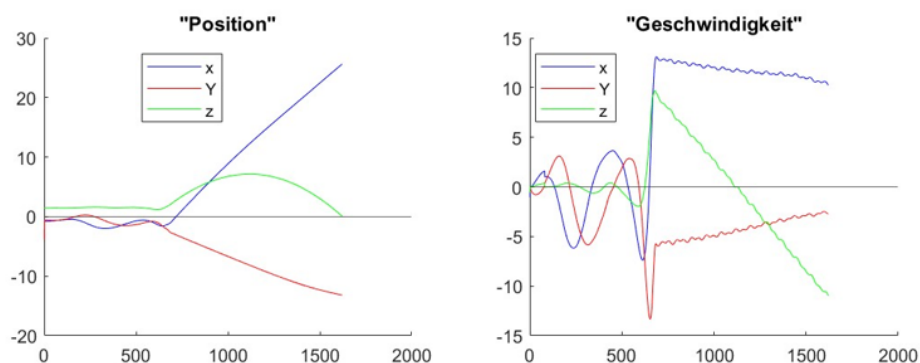


Abbildung 5: Zeitverlauf der Komponenten für Ort (links) und Geschwindigkeit (rechts) eines per IMU-Datenfusion analysierten Diskuswurfes eines Nachwuchs-Mehrkämpfers unter Berücksichtigung der Sensordriften (Eigene Darstellung).

Bei einer Studie mit 8 Zehnkampf-Landeskader-Athleten des Württembergischen Leichtathletik-Verbandes wichen die aus den neu fusionierten IMU-Daten berechneten Abwurfgeschwindigkeiten bezüglich der mittels 3D-Videomessung bestimmten Geschwindigkeiten im Mittel um $3.27 \pm 2.29\%$ ab. Für die Abflugwinkel ergab sich eine Abweichung von $4.85 \pm 2.98\%$. Es hat sich gezeigt, dass auf der Basis dieses Verfahrens perspektivisch ein praxistaugliches System für die Schnellinformation im Diskuswurf zur Verfügung gestellt werden kann, mit dem auch die Zeitverläufe der radialen und vor allem der tangentialen Beschleunigung des Diskus Ergebnisse liefern, die in einem Schlauch von 10% um kinematisch gemessene Werte liegen. Die in Abbildung 1

dargestellten Artefakte treten nach einer Winkelkorrektur des Sensorkoordinatensystems nicht mehr auf. Die Abfluggeschwindigkeit stimmt hinreichend mit kinematischen Daten überein. Das belegt, dass die Integrale der leistungsrelevanten Tangentialbeschleunigung in guter Näherung den realen Verhältnissen entsprechen, was letztendlich auch zu einer guten Übereinstimmung der gemessenen Zeitverläufe aller Geschwindigkeitskomponenten während der Hauptbeschleunigungsphase geführt hat (siehe Abbildung 6)

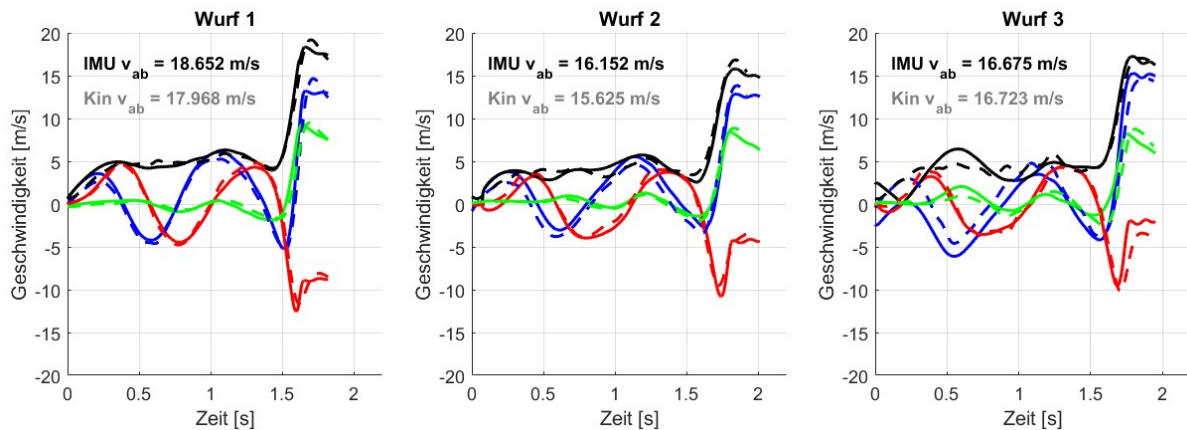


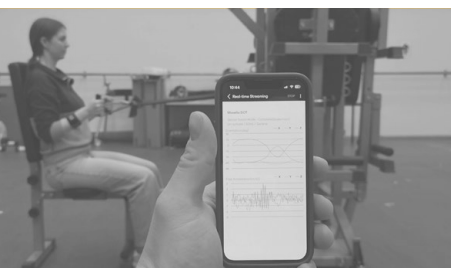
Abbildung 6: Gegenüberstellung der kinematisch (gestrichelt) und per IMU (durchgezogen) gemessenen Geschwindigkeitskomponenten während der Drehung bis zum Abwurf von drei Würfeln eines Nachwuchs-Mehrkämpfers (Eigene Darstellung).

Perspektivisch soll das Verfahren auch mit Spitzenwerfern getestet werden. Final, so ist es geplant, können die Ergebnisse noch durch die Verwendung aktueller MEMS-Sensoren mit weniger Drift verbessert werden, was allerdings eine komplette Neuentwicklung der Messplatinen und damit eine Förderung durch Drittmittelgeber voraussetzt.

Literatur

- Madgwick, S.O.H., Wilson, S., Turk, R., Burridge, J., Kaptos, C., Vaidyanathan, R. (2020) An Extended Complementary Filter for Full-Body MARG Orientation Estimation. *IEEE-ASME Trans. Mechatron.* 25, 2054–2064.
- Sporer, D., Rieg, V., Keppler, V., Wank, V. (2023) Validierung eines IMU-basierten Messsystems im Diskuswurf mittels 3D-Videoanalyse und Simulation. In: Witte, K., Pastel, S., Edlmann-Nusser, J.: *DVS-Biomechanik 2023, Tagungsband, Beiträge zur Tagung der dvs-Sektion Biomechanik 2023 in Magdeburg*, 89–95.
- Wagner, J.F. (2018) About motion measurement in sports based on gyroscopes and accelerometers-An engineering point of view, *Gyroscopy Navigat.*, 9(1), 1–18. <https://doi.org/10.1134/S2075108718010091>
- Wagner, J.F., Kohl, M., Györfi, B. (2022) Reevaluation of algorithmic basics for ZUPT-based pedestrian navigation. *IEEE Access* ((10) 118419–118437. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3220629>.
- Wank, V. (2021) *Biomechanik der Sportarten. Grundlagen der Sportmechanik und Messtechnik – Fokus Leichtathletik.* Springer Berlin, Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-60525-7>
- Warschun, F., Merker, S., Fichtner, I., & Ueberschär, O. (2018). Entwicklung eines 9-D-Messdiskus für die Trainings- und Leistungsdiagnostik. In I. Fichtner (Hrsg.), *Technologien im Leistungssport 3* (S. 157–159). Meyer & Meyer Sportverlag. <https://doi.org/10.5771/9783840312908-157>

Session Digital Motion



Digital Motion® Smart Textiles – User-centred and Context-aware System Engineering for Smart Sportswear

Severin Bernhart¹, Thomas Grah¹, Roya Aghadavoud Marnani², Benjamin Poredos³, Florian Iglisch⁴,
Markus Zanier⁵, Andreas Lachinger⁶, Thomas Herndl⁷, Burkhard Duemler⁸, Vincent Nierstrasz²

¹Salzburg Research Forschungsgesellschaft m.b.H.; ²Högskolan i Borås; ³V-Trion GmbH; ⁴Qus Tech GmbH; ⁵Zanier-Sport GmbH; ⁶WINTERSTEIGER Sports GmbH; ⁷Infineon Technologies AG; ⁸adidas AG

Introduction

Smart sportswear enables discreet biometric motion tracking (Vagott & Parachuru, 2018) with just-in-time adaptive interventions (JITAIs) (Hsu et al., 2025). However, market acceptance remains limited due to the absence of harmonised international standards for e-textile integration (Motaghedi et al., 2025), despite existing national guidelines (GMA, 2023). Furthermore, the iterative and agile nature of Internet of Things New Product Development (IoT NPD) processes (Häusler et al., 2023) drives up market prices.

Market acceptance of smart textiles is limited by unclear application scenarios, as wrist-worn wearables often suffice for physiological monitoring, reducing textile systems' perceived value. To justify use in sports apparel, they must offer distinct advantages like large-area sensing, distributed signal acquisition, or long-term wear (Yang et al., 2024). User-centered and context-sensitive design are essential to prevent adverse effects on performance or enjoyment (Wilson et al., 2017; Sun & Yin, 2026).

Consumer perceptions of quality, comfort, fit, and price (Wilfling et al., 2022) and application-specific technical performance (Claussen et al., 2022) drive sportswear and wearable purchases, requiring high-quality, cost-effective production. Material selection determines sensor performance, durability, and sensitivity, directly impacting flexibility, strain responsiveness, and textile integration (Kumari et al., 2025).

Integration of textile sensors, processors, and actuators, as well as component interconnection, are integral to developing self-contained, body-worn smart sportswear systems (Covi et al., 2021). Processors are typically integrated on printed circuit boards (PCBs), while sensors and actuators can be embedded as conductive yarns or printed on flexible substrates applied to textiles (Stanley et al., 2022). Component interconnection is achieved via wired smart textile connectors (e.g., snap fasteners) or wirelessly through antenna structures (Song et al., 2026).

This paper introduces the user-centered and context-sensitive approaches for developing smart textiles, as validated through the Digital Motion® (DiMo) project's applications, addressing the integration of technical and user requirements to enhance market acceptance and functionality.

Methods

Smart sportswear encompasses a wide range of application fields, which can be grouped into the following main categories: motion tracking and biomechanical monitoring (movement analysis, gait patterns, posture correction), physiological monitoring (heart rate, respiration, temperature, sweat analysis), energy harvesting (e.g., piezoelectric, triboelectric, and solar textiles for self-powering), smart adaptive wear and accessories (e.g., adaptive materials), thermal regulation and moisture management (active heating/cooling functions), and communication and data transmission (wireless interfaces and antennas) (Ovi et al., 2025; Homayounfar & Andrew, 2020). DiMo demonstrates technologies across various applications designed to meet user-centered and context-sensitive demands. Following applications are addressed and categorized (see Figure 1):

- BreathingBelt – Smart chest belt for step- and breath-adherent auditory breathing guidance during running: textile capacitive pressure sensor for breathing monitoring, PCB-integrated inertial measurement unit for step detection, auditory feedback via connected headphones (Bernhart et al., 2025)

Category: Physiological monitoring

- HeatedGlove – Smart glove for data-driven thermal regulation in skiing: resistive sensing via thermistors and thin-film sensors for microclimate monitoring (temperature and humidity), controllable textile heating elements

Category: Thermal regulation and moisture management

- BootDocSock – Pressure-mapping sock for ski boot fitting: textile piezoresistive sensors with wireless data visualization

Category: Smart adaptive wear and accessories

- TextileAntenna – Wireless interface for data transmission: printed NFC antenna (Aghadavoud Marnani et al., 2025)

Category: Communication and data transmission

A dedicated PCB with a dual-chip solution was designed for the BreathingBelt and TextileAntenna, meeting both applications' requirements and enabling their combination on a single PCB (Bernhart et al., 2024). Another PCB, capable of six resistive measurements and heating element control, was developed for use in both the HeatedGlove and BootDocSock.



Figure 1: DiMo Smart Textiles demonstrators: BreathingBelt, HeatedGlove, BootDocSock, TextileAntenna (Author's own figure).

Expert interviews and user surveys in laboratory and field studies elicit user requirements, while iterative system validations establish technical requirements to minimize external impacts on functionality, thereby defining the specifications for a user-centered and context-sensitive system design.

Results

Critical user-centered factors for technology acceptance are wear comfort and affordable consumer pricing. Warp knitting was selected for the BreathingBelt due to its superior scalability over flat knitting or embroidery. It enables intentional integration of conductive yarns and open structures, allowing sensor embedding during production with minimal finishing effort, while flexible structures enhance wear comfort.

For the BootDocSock and TextileAntenna, high precision in transducer layout is essential. Conductive yarns are embroidered into the BootDocSock, while conductive ink is screen-printed onto a coated textile substrate for the TextileAntenna. Screen printing is scalable, while embroidery is reserved for low-volume production.

The HeatedGlove requires manual integration of conductive yarns due to the complex multilayer textile structure typical of ski gloves.

To mitigate moisture-induced signal degradation (sweat in the BreathingBelt, snow in the HeatedGlove), insulated conductive yarns are employed.

Discussion

A key factor in textile production method selection is the intended production volume, as it determines scalability requirements. Highly scalable processes typically require extensive machine setup, potentially slowing prototyping. Additionally, the availability and location of production machinery, as well as access to skilled maintenance personnel, are decisive logistical factors. Modular integration of conductive components is recommended to improve repairability and reusability of smart sportswear, supporting sustainable production.

The selection of integration techniques for conductive elements in smart sportswear involves critical trade-offs between robustness, precision, scalability, and sustainability. Insulated conductive yarns emerge as a superior choice for enhancing robustness against moisture interference (e.g., sweat) and mechanical stress from washing. By eliminating the need for post-encapsulation (e.g., adhesive foils), they improve recyclability through separable material layers, enhance wear comfort via seamless integration, and increase scalability by reducing manufacturing complexity.

For applications demanding high precision, embroidery is the preferred method over knitting, as it allows for fine control of conductive pathways. However, its limited scalability due to slow production speed restricts its feasibility for high-volume production. Screen printing, while offering both high precision and scalability, typically requires adhesively bonded flat substrates, which compromises recyclability and wear comfort due to the additional adhesive layers. Thus, the choice of method must balance technical performance with sustainability and user experience, depending on the specific requirements of the smart sportswear application.

Conclusion

In the DiMo project, user-centered and context-sensitive production methods for smart sportswear depend primarily on user requirements, with technical context shaping system design. High complexity currently drives up smart sportswear prices, but standardization can close this gap long-term.

Acknowledgements

The COMET project DiMo-NEXT (Grant-Nr.: 904898) is funded by the Federal Ministry for Innovation, Mobility and Infrastructure (BMIMI), the Federal Ministry for Economy, Energy and Tourism (BMWET), and the provinces of Salzburg, Upper Austria and Tyrol within the framework of COMET – Competence Centres for Excellent Technologies. COMET is processed by The Austrian Research Promotion Agency (FFG).

Literature

- Aghadavoud Marnani, R., Gunnarsson, E., Seoane, F., & Nierstrasz, V. (2025, November 27–28). Fabrication and characterization of textile-based antennas for sport applications. In Aachen-Dresden-Denkendorf International Textile Conference (ADD-ITC). Aachen, Germany.
- Bernhart, S., Guth, F., Poredos, B., Matischek, R., Herndl, T., & Buchner, L. (2024). Warp knitting and custom chip design for breathing guidance apparel. In ISEA 2024: The Engineering of Sport 15 (Loughborough, UK, 8–11 July 2024). Conference Proceedings.
- Bernhart, S., Harbour, E., & Rieser, H. (2025). Phoneless step- and breath-adherent auditory breathing guidance in running via smart garments. In Proceedings of the First Annual Conference on Human-Computer Interaction and Sports (SportsHCI '25) (Article 29, pp. 1–4). Association for Computing Machinery.

- Claussen, L., Lloyd, A., Ruiz, D., & Havenith, G. (2022). Experts' views on sports clothing quality. *International Journal of Fashion Design, Technology and Education*, 15(1), 86–97.
- Covi E, Donati E, Liang X, Kappel D, Heidari H, Payvand M and Wang W (2021) Adaptive Extreme Edge Computing for Wearable Devices. *Front. Neurosci.* 15:611300.
- Digital Motion (DiMo). Website. <https://www.digital-motion.at/>
- Häusler, E., Kremser, W., Huber, F., & Hornung-Prähauser, V. (2025). Driving factors for unplanned iterations in IoT new product development: A data-value chain perspective. *European Journal of Innovation Management*, 28(11), 386–418.
- Homayounfar, S. Z., & Andrew, T. L. (2020). Wearable sensors for monitoring human motion: a review on mechanisms, materials, and challenges. *SLAS TECHNOLOGY: Translating Life Sciences Innovation*, 25(1), 9–24.
- Hsu, T. C. C., Whelan, P., Gandrup, J., Armitage, C. J., Cordingley, L., & McBeth, J. (2025). Personalized interventions for behaviour change: A scoping review of just-in-time adaptive interventions. *British Journal of Health Psychology*, 30(1), e12766.
- Kumari, A., Sengupta, A., & Agarwal, A. (2025). The role of conducting yarns in shaping next-generation wearable sensors: A review. *ACS Applied Materials & Interfaces*, 17(30), 42541–42567.
- Motaghedi, F., Wu, Y., & Carmichael, T. B. (2025). Smart from the start: A textile-centric approach to wearable electronics. *Journal of Materials Research*, 40(17), 2461–2484.
- Ovi, F. I., Shova, R. J., Rahman, M. H., & Ghosh, N. C. (2025). Smart Textiles: An Interdisciplinary Overview of Advances, Applications, and Future Prospects. *Biomaterials Connect*, 2(1), 1–10.
- Song, W., Chen, H., Kou, Z., Chen, Z., Li, J., Liu, T., ... & Lu, W. (2026). Textile Radio-Frequency Active Devices and Systems: Wireless Communication and Energy Harvesting. *Research*, 9, 1101.
- Stanley, J., Hunt, J. A., Kunovski, P., & Wei, Y. (2022). A review of connectors and joining technologies for electronic textiles. *Engineering Reports*, 4(6), e12491.
- Sun Z, Yin L (2026), "Intelligent textile sensors coupled with machine learning for athlete physiological monitoring: a review of recent progress". *Sensor Review*, Vol. 46 No. 4 pp. 583–603.
- Vagott, J., & Parachuru, R. (2018). An overview of recent developments in the field of wearable smart textiles. *Journal of Textile Science & Engineering*, 8(4).
- VDI/VDE-Gesellschaft Mess- und Automatisierungstechnik (GMA). (2023). Requirements for wearables and smart textiles. VDI e. V.
- Wilfling, J., Havenith, G., Raccuglia, M., & Hodder, S. (2022). Consumer expectations and perception of clothing comfort in sports and exercise garments. *Research Journal of Textile and Apparel*, 26(4), 293–309.
- Wilson, N., Thomson, A., & Riches, P. (2017). Development and presentation of the first design process model for sports equipment design. *Research in Engineering Design*, 28, 495–509.
- Yang, K., McErlain-Naylor, S. A., Isaia, B., Callaway, A., & Beeby, S. (2024). E-textiles for sports and fitness sensing: Current state, challenges, and future opportunities. *Sensors*, 24(4).

Ein Ansatz zur Quantifizierung der Kantenbeschaffenheit auf der Piste im alpinen Skilauf

Carina Franschitz^{1,2}, Christoph Schranz¹, Paul Stollberger³, Helmut Holzer⁴, Christoph Thorwartl^{1,5}

¹Salzburg Research Forschungsgesellschaft m.b.H.; ²FH Technikum Wien; ³Wintersteiger Holding AG; ⁴Atomic Austria GmbH;

⁵Paris-Lodron-Universität Salzburg

Einleitung

Das Fahrverhalten eines alpinen Skis wird wesentlich durch die Interaktion zwischen Ski, Schnee und Menschen bestimmt. Ein zentraler Bestandteil dieser Interaktion ist die Skikante, da sie den Kontakt zur Schneeoberfläche herstellt und damit maßgeblich zur Kraftübertragung, Steuerbarkeit und Stabilität des Skis beiträgt. Jedes Jahr gibt es mehrere Tausend Verletzungen im Freizeit-Skisport (Schulz, 2023). Da Skiunfälle multifaktorielle Ursachen haben, stellt neben Fahrkönnen, Geschwindigkeit und Pistenbedingungen auch die Qualität des Equipments einen relevanten Einflussfaktor für Sicherheit und Kontrollierbarkeit dar.

Im wissenschaftlichen Kontext wird häufig zwischen Carven und Rutschen unterschieden (Reid et al., 2020). Während beim Carven die laterale Verschiebung des Skis relativ zur Fahrtrichtung minimal ist und der Ski einer definierten Schwungkurve folgt, tritt beim Rutschen eine deutliche Seitwärtsbewegung auf. Für einen gecarvten Schwung muss der Ski aufgekantet, belastet und durchgebogen werden, sodass die Skikante in den Schnee einschneidet und der Ski entlang einer gekrümmten Bahn geführt wird. Dieses Einschneiden ist insbesondere bei harten oder eisigen Schneebedingungen von der Qualität der Skikante abhängig. Eine scharfe und definierte Kante kann den Kantengriff verbessern, während eine abgenutzte oder verrundete Kante die Steuerbarkeit reduzieren und laterales Rutschen begünstigen kann.

Die Kantenbeschaffenheit wird unter anderem durch den effektiven Kantenwinkel sowie den Kantenradius bestimmt. Der effektive Kantenwinkel ergibt sich aus Seitenkantenwinkel und Unterkantenwinkel, während der Kantenradius den Grad der Verrundung beschreibt. Durch Präparation und Abnutzung verändern sich diese geometrischen Eigenschaften, wodurch sich auch das funktionelle Verhalten des Skis auf Schnee verändern kann. Objektive Methoden zur Bestimmung der Kantenbeschaffenheit sind bisher vor allem unter Laborbedingungen, beispielsweise mittels Mikroskopie, möglich. Für die Praxis fehlt jedoch ein mobiles und anwendungsnahes System, das die Kantenqualität während des Skifahrens funktionell bewertet.

Sensorbasierte Systeme wurden im alpinen Skifahren bereits zur Analyse von Fahrtechnik, Schwungqualität und biomechanischen Parametern eingesetzt. Anwendungen haben gezeigt, dass Live-Feedback zu Bewegungs- und Fahrparametern das Fahrverhalten von Skifahrer:innen unterstützen kann (Kirby, 2009; Snyder et al., 2021; Umek et al., 2016). Ob vergleichbare Sensordaten auch genutzt werden können, um Unterschiede in der Kantenqualität während des Fahrens zu erkennen, ist bislang jedoch nicht untersucht. Vor diesem Hintergrund untersucht die vorliegende Arbeit, ob sensorbasierte Bewegungsdaten zur Klassifikation der Kantenqualität von Alpinski während des Fahrens verwendet werden können. Dazu wurden definierte Kantenzustände erzeugt, mikroskopisch charakterisiert und anschließend in Feldmessungen mit IMU-Sensorik analysiert. Die allgemeine Forschungsfrage lautete: Wie kann Sensorik dazu verwendet werden, die Kantenqualität von Ski während des Fahrens zu quantifizieren? Daraus ergaben sich folgende Teilfragen: Unterscheiden sich die erzeugten Kantenzustände objektiv hinsichtlich ihrer Kantengeometrie? In welcher Schwungphase zeigt sich der Effekt der Kantenqualität am stärksten? Welche sensorbasierten Merkmale und welche Machine-Learning-Modelle eignen sich zur Klassifikation der Kantenqualität?

Methodik

Für die Studie wurden zwei fabrikneue Paare des Skimodells Atomic Redster G7 (Atomic Austria GmbH, Altenmarkt, Österreich) mit einer Länge von 182 cm und einem Radius von 17,3 m verwendet. Zunächst wurden die mechanischen Eigenschaften der Ski untersucht, um eine vergleichbare Ausgangsbasis zu gewährleisten. Die Biegesteifigkeit beider Skipaare zeigte einen weitgehend übereinstimmenden Verlauf, die Abweichungen lagen dabei unter $\pm 5\%$ um den gemessenen Wert. Die maximale Biegesteifigkeit betrug bei beiden Ski 47 N/m^2 . Auf Basis dieser Ergebnisse konnten die verwendeten Skipaare als vergleichbar angesehen werden. Die Skikanten beider Paare wurden mit der vollautomatisierten Servicemaschine „Jupiter“ der Wintersteiger Holding AG (Ried im Innkreis, Österreich) mit einem Seitenkantenwinkel von 88° und einem Unterkantenwinkel von 1° präpariert (Kantenzustand A). Um eine stumpfe Kante zu simulieren, wurden die Kanten eines Skipaares anschließend kontrolliert in einer Maschine von Atomic zyklisiert abgenutzt (Kantenzustand B). Die Analyse der Kanten geometrie erfolgte mit dem Mikroskop KEYENCE VHX-E100 (KEYENCE International, Mechelen, Belgien). Für die Bestimmung des Kantenradius wurde eine 400-fache Vergrößerung verwendet. Pro Kantenzustand wurde jeweils ein Ski an sechs Stellen vermessen. Eine einzelne Messung bestand aus 25 Einzelmessungen entlang eines $0,7 \text{ mm}$ langen Kantensegments. Abbildung 1(a) zeigt, dass sich die beiden Testski hinsichtlich der Kantenzustände A und B deutlich unterschieden. Die mittlere Differenz des Kantenradius betrug $65,3 \mu\text{m}$, entsprechend 74% .

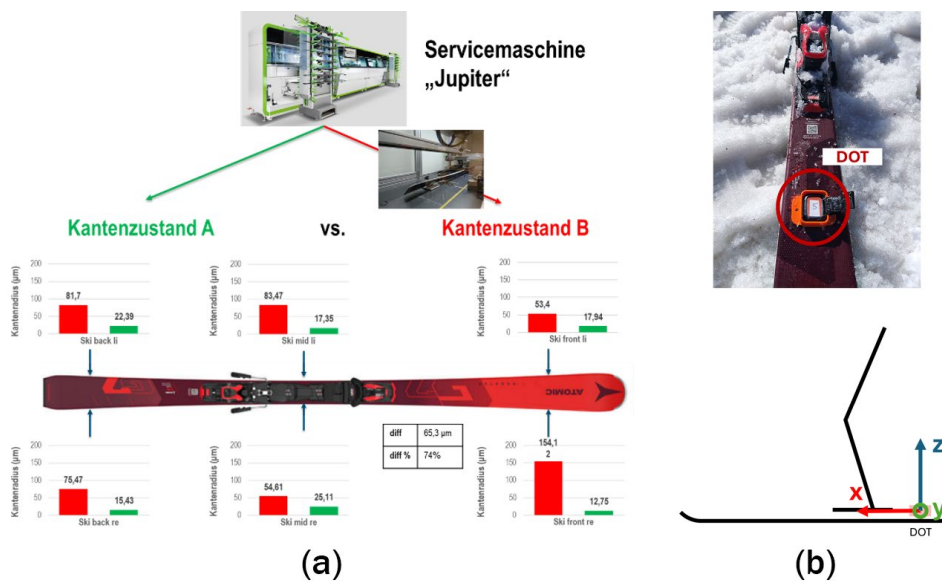


Abbildung 1: (a) Präparierung der Skikanten und Auswertung des Kantenradius; (b) Sensorpositionierung und Achsenorientierung des IMU-Sensors während der Feldmessungen (Eigene Darstellung).

Insgesamt wurden vier Feldmessungen mit drei erfahrenen Skifahrer:innen in den Skisaisonen 2025 und 2026 durchgeführt. Die Messungen fanden auf verschiedenen öffentlichen Pisten ohne gesteckten Kurs statt. Die Proband:innen wurden angewiesen, möglichst gleichmäßige Carving-Schwünge zu fahren. Das Sensor-Setup ist in Abbildung 1(b) ersichtlich. Die Proband:innen trugen ihre persönlichen Skischuhe, während die Ski bereitgestellt wurden. Die Datenerfassung erfolgte mittels inertialer Messeinheiten (IMU; Movella Dots, Xsens, Kalifornien, USA). Der Sensor wurde in einem 3D-gedruckten Gehäuse auf dem Ski befestigt.

Die Datenauswertung wurde in MATLAB R2025a und MATLAB R2025b (The MathWorks, Inc., Natick, MA, USA), sowie in JupyterLab mit Python 3 durchgeführt. Die Rohdaten wurden zunächst in einzelne Schwünge unterteilt, wobei der von Martínez et al. (2019) entwickelte Algorithmus verwendet und an den vorliegenden Datensatz angepasst wurde. Anschließend wurden verschiedene Parameter wie Aufkantwinkel,

Aufkantgeschwindigkeit und die resultierende laterale Beschleunigung berechnet. Zu jedem Parameter wurden insgesamt 48 Merkmale, wie Mittelwert, Standardabweichung, Entropie und spektrale Energien, berechnet.

Für die Erstellung der Klassifikationsmodelle wurde der gesamte Datensatz zunächst in einen Trainingsdatensatz (70 %) und einen Holdout-Datensatz (30 %) unterteilt. Alle Schwünge eines Laufes wurden dabei demselben Datensatz zugeordnet. Die relevanten Merkmale für die Klassifizierung der Kantenbeschaffenheit wurden mit dem Boruta-Algorithmus (Kursa & Rudnicki, 2010) anhand des Trainingsdatensatzes ausgewählt. Danach wurden drei Machine Learning (ML) Modelle trainiert: Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) und Extreme Gradient Boost (XGB). Die Klassifizierungsgenauigkeit aller Modelle im Holdout-Datensatz wurde verglichen und auf die Daten der Schwungphasen angewendet. Für die Analyse der Schwungphasen wurde die Zeitsegmentierung von Spörri et al. (2012) verwendet. Mittels der Bootstrapping-Methode wurden die 95 % Konfidenzintervalle der mittleren Genauigkeit jedes Modells berechnet. Allgemein wurde eine Mindestgenauigkeit von 75 % definiert, um eine Bewertung der Modelle zu ermöglichen.

Ergebnisse

Die Auswertung der Feldmessungen stellte den zentralen Bestandteil der Arbeit dar. Der Boruta-Algorithmus hat 13 Merkmale als relevant identifiziert, die für das Trainieren der ML-Modelle verwendet wurden. Die Auswertung der Klassifizierungsgenauigkeit der drei Modelle in Abhängigkeit von den Zeitsegmenten Q1 bis Q4 ist in Abbildung 2 ersichtlich. Auf Einzelschwung-Basis wurden die höchsten Genauigkeiten bei der Analyse des gesamten Schwunges erzielt. Obwohl die mittleren Genauigkeiten für zwei von drei Modellen über 75 % lagen, blieben die unteren Grenzen der Konfidenzintervalle jedoch weiterhin unterhalb dieses Schwellenwertes. Die Analyse auf Lauebene zeigte einen Anstieg in der mittleren Genauigkeit, jedoch auch breitere Konfidenzintervalle.

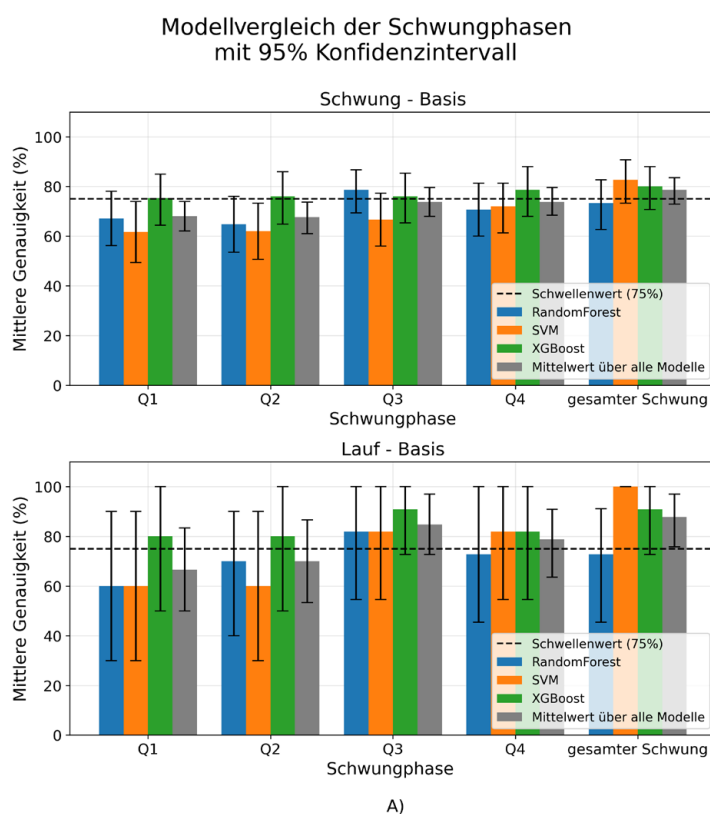


Abbildung 2: Modellvergleich der Klassifizierungsgenauigkeit (Mittelwert und 95 % Konfidenzintervall) bei Evaluierung der Einzelschwünge und der Läufe bei Unterteilung in temporäre Schwungphasen (Eigene Darstellung).

Diskussion und Limitationen

Die durchgeführte Studie dient als Machbarkeitsstudie, um die Möglichkeiten der Skikantenklassifikation auf der Skipiste zu testen. Allgemein zeigen die Ergebnisse, dass eine Klassifizierung der Kantenbeschaffenheit mittels IMU-Daten möglich ist, jedoch noch weiterentwickelt werden sollte. Mit dem derzeitigen Setup konnten einzelne Algorithmen bereits Genauigkeiten von über 80 % erreichen. Die Labormessungen haben den Kantenradius als Hauptunterscheidungsmerkmal für die Kantenbeschaffenheit identifiziert. Der Unterschied von 74 % zwischen scharfer und stumpfer Kante war eindeutig ersichtlich. Das Ergebnis zeigte, dass der Abnutzungsprozess die Erzeugung von klar unterscheidbaren Kantenzuständen ermöglicht und daher für dieses Projekt geeignet ist.

Die vom Boruta-Algorithmus ausgewählten Merkmale stammten größtenteils aus den IMU-Rohdaten. Lediglich das Verhältnis aus Beschleunigung in y-Richtung und Aufkantwinkel, sowie der Winkel der lateralen Beschleunigung basieren auf berechneten Parametern. Die temporäre Analyse der Schwungphasen deutete darauf hin, dass die späteren Phasen für eine präzise Klassifikation eher relevant sind als frühe Phasen. Bei Q1 und Q2 erreichte nur das Modell XGB den Schwellenwert von 75 %, in den späteren Phasen erreichten oder überschritten auch die anderen Modelle den Schwellenwert. Die oberen Grenzen der Konfidenzintervalle lagen bei Q3 und Q4 vermehrt über 75 %, wobei die unteren Grenzen für alle Modelle darunterblieben. Wie erwartet, verbesserte sich die Genauigkeit der meisten Modelle, wenn die Vorhersagen der Einzelschwünge pro Lauf aggregiert wurden. Dies ermöglicht eine zuverlässigere Aussage, da einzelne gerutschte Schwünge nicht zwingend auf eine stumpfe Kante hindeuten. Das Modell SVM erreichte eine Genauigkeit von 100 %, jedoch ist dieser Wert kritisch zu sehen. Bei kleinen Datensätzen kann eine solche Genauigkeit auf Übertraining hindeuten und sollte weiter untersucht werden. Letztlich könnte eine Aggregation über einen Halbtage oder sogar einen gesamten Skitag ausreichend sein, um die Kantenqualität zu bewerten und stumpfe Kanten frühzeitig zu erkennen. Allgemein erbrachte die spezifische Analyse der Schwungphasen keine Verbesserung der Klassifizierungsgenauigkeit, während sich die Auswertung des gesamten Schwungsverlaufes als am besten geeignet erwies. Die Modelle RF und SVM zeigten teilweise starke Schwankungen in ihrer Genauigkeit, während das Modell XGB durchgehend eine hohe Genauigkeit und Konstanz aufwies.

Bei der Interpretation der Ergebnisse sind einige Limitationen der Studie zu beachten. Allgemein war der verwendete Datensatz relativ klein und beschränkte sich auf drei Testpersonen. Weiters wurden die Messungen unter griffigen bis weichen Schneebedingungen durchgeführt. Es wird angenommen, dass harte oder eisige Verhältnisse die Unterschiede noch deutlicher messbar machen würden. Da alle Testpersonen mit denselben Ski gefahren sind, wurde bislang nur ein Skimodell getestet. Ob Skikonstruktion und Material einen Einfluss auf die Klassifizierung haben, bleibt vorerst unklar.

Zur Weiterentwicklung der Algorithmen und Verbesserung der Generalisierbarkeit der Modelle sind für die kommende Skisaison öffentliche Messtage mit verschiedenen Proband:innen geplant. Die Testpersonen werden zunächst anhand ihrer Skiperformance in drei Leistungsniveaus eingeteilt, um die spezifischen Features später an das jeweilige Level anpassen zu können. Dies soll die Genauigkeit der Klassifizierung erhöhen und die Vergleichbarkeit der Ergebnisse innerhalb der Gruppen verbessern. Um eine Eingewöhnungsphase zu vermeiden und unterschiedliche Skimodelle zu berücksichtigen, fahren die Testpersonen mit ihren persönlichen Ski, die im Rahmen der Teilnahme geschliffen werden. Dabei sollen gezielt unterschiedliche Ausgangszustände der Skikanten sowie der Verlauf der Kantenabnutzung über mehrere Läufe bzw. Nutzungseinheiten hinweg untersucht werden. Zusätzlich sollen verschiedene Schnee- und Pistenbedingungen berücksichtigt werden, um zu prüfen, unter welchen Bedingungen die sensorbasierte Klassifikation besonders zuverlässig funktioniert. Die Sensorik und Infrastruktur werden bereitgestellt, wodurch ein größerer Datenpool für die Weiterentwicklung aufgebaut werden kann. Auf Basis dieses erweiterten Datensatzes sollen die ausgewählten Features, die Modellrobustheit und die Aggregation der Klassifikation über mehrere Schwünge oder Läufe weiterentwickelt werden.

Literatur

- Kirby, R. (2009). Development of a real-time performance measurement and feedback system for alpine skiers. *Sports Technology*, 2(1–2), 43–52. <https://doi.org/10.1002/jst.85>
- Kursa, M. B., & Rudnicki, W. R. (2010). Feature Selection with the Boruta Package. *Journal of Statistical Software*, 36(11). <https://doi.org/10.18637/jss.v036.i11>
- Martínez, A., Brunauer, R., Venek, V., Snyder, C., Jahnel, R., Buchecker, M., Thorwartl, C., & Stöggl, T. (2019). Development and Validation of a Gyroscope-Based Turn Detection Algorithm for Alpine Skiing in the Field. *Frontiers in Sports and Active Living*, 1, 18. <https://doi.org/10.3389/fspor.2019.00018>
- Reid, R. C., Haugen, P., Gilgien, M., Kipp, R. W., & Smith, G. A. (2020). Alpine Ski Motion Characteristics in Slalom. *Frontiers in Sports and Active Living*, 2, 25. <https://doi.org/10.3389/fspor.2020.00025>
- Schulz, D. (2023). Unfälle & Verletzungen im alpinen Skisport: Zahlen und Trends der Saison 2022/23. ARAG. https://www.stiftung.ski/fileadmin/Sicherheit/ASU_Unfallanalyse/ASU_Analyse_2022_2023_04.pdf
- Snyder, C., Martínez, A., Jahnel, R., Roe, J., & Stöggl, T. (2021). Connected skiing: Motion quality quantification in alpine skiing. *Sensors*, 21(11), 3779. <https://doi.org/10.3390/s21113779>
- Spörri, J., Kröll, J., Schwameder, H., Schiefermüller, C., & Müller, E. (2012). Course setting and selected biomechanical variables related to injury risk in alpine ski racing: An explorative case study. *British Journal of Sports Medicine*, 46(15), 1072. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2012-091425>
- Umek, A., Kos, A., & Tomažič, S. (2016). SmartSKI: Application of sensors integrated into sport equipment. In *Proceedings of the 2016 International Conference on Identification, Information and Knowledge in the Internet of Things (IIKI)* (pp. 122–127). <https://doi.org/10.1109/IIKI.2016.101>

Synthetic Data Augmentation for Biomechanical Time-Series Data – A Framework for Discussion

Christina Halmich^{1,2}

¹Salzburg Research Forschungsgesellschaft m. b. H.; ²Paris Lodron University of Salzburg

Introduction

The integration of machine learning and deep learning into human movement biomechanics has gained increased relevance in recent years. Application areas range from joint angle estimation to fall detection and movement analysis in sport and rehabilitation. However, these models require large, diverse, and well-annotated training data sets to perform reliably on unseen data (Knudson, 2017). Acquiring biomechanical data-sets is resource-intensive and often limited by laboratory requirements, participant availability, ethical and data privacy constraints, sensor-related issues, and restricted movement variability (Knudson, 2017; Halmich et al., 2025). These obstacles can result in models that perform reliably only under narrowly defined conditions and show reduced generalizability across individuals and tasks (Sharifi Renani et al., 2021).

Data augmentation has emerged as a promising approach to address this scarcity (Wen et al., 2021). By synthetically generating or systematically modifying training data, data augmentation has been shown to improve model performance and robustness in many studies (Halmich et al., 2025). Yet, compared to image-based domains, where augmentation pipelines are well established, equivalent methodology for biomechanical time-series data remains less standardized and insufficiently evaluated (Wen et al., 2021).

Drawing on findings from our scoping review (Halmich et al., 2025), this contribution aims to raise the topic of synthetic data augmentation for biomechanical time series data and stimulate discussion on its methodological challenges and open questions.

Methods and Challenges

Based on existing literature (Halmich et al., 2025), augmentation methods for biomechanical time-series data can be grouped into three main categories, physics-based methods (e.g. musculoskeletal models), classical methods (e.g., jittering), and data-driven methods (e.g. Generative Adversarial Networks).

Despite this variety of approaches, systematic comparisons and evaluations of augmentation methods remain limited, making it difficult to assess their respective strengths and weaknesses (Halmich et al., 2025). The majority of studies assess methods based on the accuracy of downstream models trained on augmented vs. non-augmented data for a specific task (e.g. gait phase classification). Direct comparison with measured data and biomechanical validity assessment are often omitted. This raises the concern that methods generating primarily statistical noise may improve downstream performance in the short term, without the generated data being biomechanically meaningful (Halmich et al., 2025).

A further challenge is the direct transfer of augmentation strategies from image processing to biomechanical time-series data (Wen et al., 2021). Generative modelling approaches are often adopted from domains in which transformations can be assessed more intuitively, particularly image-based applications (Wen et al., 2021). IMU signals, however, are shaped by biomechanical and contextual factors (e.g. sensor position and orientation), environmental conditions (e.g. incline, movement speed) and individual characteristics (e.g. body mass, height). An augmentation method that does not account for these dependencies risks generating biomechanically implausible signals.

Another challenge concerns the training of data-driven generative methods. While such methods are intended to address data scarcity by generating additional samples, they themselves typically require sufficiently large and representative datasets to learn meaningful temporal dependencies and biomechanical constraints (Li et al., 2022). This creates a methodological dilemma: the models are used because data are limited, but their training may be constrained by the same lack of data they are meant to overcome.

Scientific Relevance and Outlook

Whether in running, skiing, or clinical rehabilitation, comparable constraints apply: small participant numbers, high sensor sensitivity to placement and movement, as well as limited variability in movement. Across all of these domains, practitioners face the same fundamental bottleneck – insufficient data to train models that generalize well (Knudson, 2017).

Even though methods from the image domain cannot be directly transferred, there are a few approaches one can adapt for time-series data. Methods such as conditioned data augmentation (Li et al., 2022) and curriculum learning may provide useful starting points. These methods may help us address data scarcity by producing realistic samples, improve transferability by generating data across a wider range of conditions and produce meaningful samples that reflect genuine biomechanical structure rather than statistical noise.

Addressing these challenges requires moving augmentation research in biomechanics from ad hoc application toward methods that are evaluated, and understood, on biomechanical terms. The path forward lies not in importing methods from other domains, but in developing augmentation approaches that are accountable to biomechanical structure from the outset.

References

- Halmich, C., Höschler, L., Schranz, C., Borgelt, C. (2025). Data augmentation of time-series data in human movement biomechanics: A scoping review. *PLOS ONE* 20(7): e0327038. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0327038>
- Knudson, D. (2017). Confidence crisis of results in biomechanics research. *Sports Biomechanics*, 16(4), 425–433. <https://doi.org/10.1080/14763141.2016.1246603>
- Li, X., Ngu, A. H. H., & Metsis, V. (2022). TTS-CGAN: A Transformer Time-Series Conditional GAN for Biosignal Data Augmentation. <https://arxiv.org/abs/2206.13676>
- Sharifi Renani, M., Eustace, A. M., Myers, C. A., & Clary, C. W. (2021). The Use of Synthetic IMU Signals in the Training of Deep Learning Models Significantly Improves the Accuracy of Joint Kinematic Predictions. *Sensors*, 21(17), 5876. <https://doi.org/10.3390/s21175876>
- Wen, Q., Sun, L., Yang, F., Song, X., Gao, J., Wang, X., & Xu, H. (2021). Time Series Data Augmentation for Deep Learning: A Survey. *Proceedings of the Thirtieth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-21*, 4653–4660. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2021/631>

Synthetic Wake-Word Dataset Generation and Hardware Development for Voice-Controlled Ski Binding Release

Mathias Schmoigl-Tonis¹, Michael Lasshofer², Christina Halmich¹, Thomas Grah¹, Hermann Schwameder³, Veit Senner⁴, Christoph Thorwartl^{1,3}

¹Salzburg Research Forschungsgesellschaft m. b. H.; ²International Ski and Snowboard Federation; ³University of Salzburg;

⁴Technical University of Munich

Introduction

Alpine skiing involves a complex interaction between skier, equipment, and environment. Although modern ski bindings have reduced several injury types, knee injuries during accidents remain a major safety challenge. Conventional mechanical bindings are effective in preventing many lower-leg injuries, but they are not sufficiently capable of preventing knee injuries, particularly ACL injuries (Senner et al., 2013). Mechatronic ski bindings therefore represent a promising technological development. Such systems can integrate sensor information, including knee flexion angle, muscle activity, binding loads, skiing velocity, and skier-specific parameters, to estimate injury risk and adapt binding release behavior (Hermann & Senner, 2021; Senner et al., 2024). However, reliable algorithmic detection of critical injury situations remains challenging, particularly in high-level and competition-oriented skiing contexts, where skiing dynamics, speed, and equipment demands are especially pronounced. Existing sensor-based emergency systems, such as skiing airbag systems, illustrate this trade-off: sensitive algorithms may cause false activations, whereas conservative thresholds may fail to activate in time. For ski binding release, this balance is particularly critical, since errors in automated release may themselves create a hazardous situation. Therefore, a complementary user-initiated triggering method may be beneficial, as it could provide the skier with an additional layer of control and improve user acceptance. Voice control could offer such an approach by allowing the skier to actively initiate a release command through a pre-defined wake word. This may be particularly relevant in situations where the skier has already fallen, but the binding has not released. In such cases, an intentional voice-triggered release could help reduce the risk of secondary injuries, for example due to uncontrolled sliding, twisting of the leg, or impact with safety nets or other obstacles. However, skiing environments are acoustically demanding due to wind noise, breathing sounds, helmet vibrations, lift noise, crowd noise, and skier movement. In the keyword-spotting literature, this trade-off is typically evaluated in terms of false alarms, false rejects, latency, and computational footprint (Warden, 2018; Zhang et al., 2017). A wake-word system for ski binding release must therefore detect the intended command reliably while avoiding false activations.

The aim of this work is to present the development concept and technical framework of a voice-controlled trigger system for intelligent ski binding release, with an initial focus on high-level and competition-oriented skiing contexts. At this stage, the focus is not yet on final system validation, but on the conceptual and technical development strategy. Accordingly, the presented work should be interpreted as a proof-of-concept framework rather than as evidence of real-world safety performance. Because alpine skiing represents an acoustically demanding environment with substantial background noise, a stepwise development process was defined that combines synthetic wake-word dataset generation and model training with hardware-based evaluation of microphone selection, signal acquisition, wake-word detection, and wireless trigger transmission to a receiver unit. In the present framework, the receiver unit is treated as a generic interface that receives the voice-triggered command and forwards a binary trigger signal; in later development stages, this signal could serve as one possible input to a binding-release system.

Methods

The proposed system consists of two development tracks: a data and model training pipeline, and a hardware and microphone evaluation pipeline.

Synthetic audio generation and model training

Synthetic wake-word signal files are generated using text-to-speech synthesis. These files represent positive wake-word samples and are used as the basis for model training. The software pipeline enables the generation of clean wake-word files and their systematic combination with environmental or accident-related background sounds, such as crash, wind, or ambience recordings. Such augmentation is consistent with established practice in speech and keyword-spotting research (Snyder et al., 2015; Park et al., 2019). In addition, text-to-speech synthesis allows systematic variation of speech characteristics, including emotional expression, accent, speaking intensity, and stressed or urgent speech. These variations can be used to simulate different ways in which a skier may pronounce the wake word during an emergency situation.

The mixing process generates noisy audio files at defined signal-to-noise ratio levels. The signal-to-noise ratio is expressed in decibels. An SNR of 0 dB means that signal and noise have equal power. Positive values indicate that the wake word is stronger than the noise, while negative values indicate that the noise is stronger than the wake word. This enables controlled testing of wake-word robustness under different acoustic difficulty levels.

The generated audio files are used to train a custom wake-word detection model based on OpenWakeWord (Scripka, n. d.). Conceptually, the model follows the principle of wake-word detection used in voice assistants, but is adapted to the specific requirements of skiing-related emergency release. The dataset is divided into training and test subsets, with selected files withheld from training for evaluation. The training data include clean wake-word samples, noisy wake-word samples, and negative or background samples. This allows the model to learn both detection of the intended wake word and rejection of skiing-related noise or non-target sounds. After training, the model is evaluated on the withheld test data, and the results are exported as a CSV file for further analysis.

Hardware setup and microphone evaluation

In parallel to the dataset and model development, a hardware setup is developed to evaluate suitable microphone configurations for wake-word detection in skiing-related conditions. The main objective is to determine where microphones can be positioned most effectively and how many microphones are required for robust signal acquisition. Possible integration locations include the helmet, ski goggles, and the athlete's bib. Because aerodynamic noise and body-motion artefacts differ strongly across these integration sites, microphone position should be treated as an experimental factor rather than merely a packaging decision.

Different microphone configurations will be tested, ranging from single-microphone setups to multi-microphone arrays. A microphone array may enable spatial audio processing and improve separation between the skier's voice and environmental noise. This is particularly relevant in alpine skiing, where wind noise, ski-snow interaction, breathing sounds, and body movement can strongly affect signal quality. The hardware setup will also be used to record real environmental noise data during skiing. These recordings will include skiing-specific acoustic sources such as wind noise, ski-snow interaction, lift noise, crash-like sounds, and movement-related noise. The collected noise data will extend the synthetic dataset and provide a more realistic basis for evaluating wake-word robustness.

The resulting dataset will support the selection of the final microphone type, microphone position, and microphone number. It will also help determine whether a single microphone is sufficient or whether a microphone array is required for reliable wake-word detection. In later development stages, the selected microphone configuration will be connected to an embedded processing unit capable of running the wake-word detection model in real time.

Results

The framework currently produces two main outputs. First, it generates a structured audio dataset consisting of clean wake-word files and noisy wake-word files mixed with skiing-related background sounds at defined SNR levels. Figure 1a illustrates the developed program used to automate this audio generation process. The resulting dataset enables systematic comparison of wake-word detectability under different acoustic conditions.

Second, the framework produces a trained OpenWakeWord model and a CSV-based evaluation output. The CSV file can be used to analyze detection performance, false positives, and false negatives across different test conditions. This is especially relevant for safety-critical use, where missed detections may delay an intended emergency release and false detections may cause unintended ski release. At the present stage, however, no field-valid operating-point results are reported yet for real skiing deployments.

Figure 1b shows the corresponding hardware setup, recording software, and custom 3D-printed housing used for the microphone tests. The setup is intended to compare microphone positions, microphone numbers, and recording configurations under skiing-related acoustic conditions. For this purpose, MEMS microphones can be mounted at different positions and connected via cable extensions of up to approximately 40 cm, allowing flexible placement during test runs. These data will support the selection of the final microphone configuration before integration into an embedded real-time detection system.

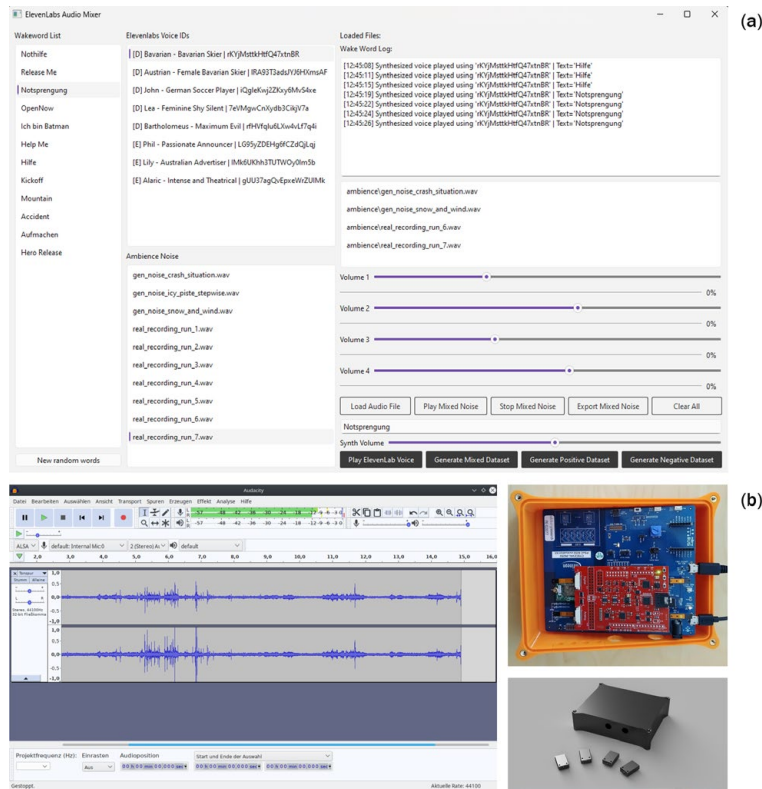


Figure 1: (a) Program for automated synthetic wake-word dataset generation and (b) hardware setup with recording software for microphone-position evaluation and skiing-related noise recording (Author's own figure).

Discussion and Outlook

The proposed framework supports the early-stage development and technical feasibility assessment of voice-controlled emergency interaction for intelligent ski binding systems, particularly in the context of high-level and competition-oriented skiing applications. It enables reproducible dataset generation and model evaluation

without requiring extensive outdoor recording campaigns. This is useful for comparing wake-word models, SNR levels, noise conditions, and microphone configurations. For a safety-critical application, later validation should report false-accept rate, false-reject rate, detection latency, power consumption on the target hardware, and wireless transmission reliability at the selected operating point (Ghosh et al., 2022; Chen et al., 2021; Zhang et al., 2017).

However, synthetic speech and mixed noise files cannot fully replace real-world recordings. They may not capture stressed speech, cold exposure, fatigue, breathing limitations, helmet acoustics, airflow turbulence, or microphone placement effects. Therefore, the framework should be considered a development and screening tool.

Future work should include recordings with helmet-mounted microphones during controlled skiing scenarios. Near-miss or phonetically similar commands should also be included to quantify the risk of unintended activation by confusing words (Chen et al., 2021). In addition, the trained wake-word model should be evaluated on embedded low-power hardware to assess real-time detection latency, robustness, and communication reliability. The complete system should then be tested as an integrated prototype consisting of microphones, a wake-word detection unit, a receiver unit, and a non-activated trigger output that simulates the binding-release signal for evaluation purposes.

Acknowledgments

The COMET project DiMo-NEXT (Grant-Nr.: 904898) is funded by the Federal Ministry for Innovation, Mobility and Infrastructure (BMIMI), the Federal Ministry for Economy, Energy and Tourism (BMWET), and the provinces of Salzburg, Upper Austria and Tyrol within the framework of COMET – Competence Centres for Excellent Technologies. COMET is processed by The Austrian Research Promotion Agency (FFG).

References

- Chen, Y., Bai, Y., Mitev, R., Wang, K., Sadeghi, A. R., & Xu, W. (2021, November). Fakewake: Understanding and mitigating fake wake-up words of voice assistants. In *Proceedings of the 2021 ACM SIGSAC conference on computer and communications security* (pp. 1861–1883).
- Ghosh, A., Fuhs, M., Bagchi, D., Farahani, B., & Woszczyna, M. (2022). Low-resource low-footprint wake-word detection using knowledge distillation. *arXiv preprint arXiv:2207.03331*
- Hermann, A., & Senner, V. (2021). Knee injury prevention in alpine skiing. A technological paradigm shift towards a mechatronic ski binding. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 24(10), 1038–1043.
- Park, D. S., Chan, W., Zhang, Y., Chiu, C. C., Zoph, B., Cubuk, E. D., & Le, Q. V. (2019). SpecAugment: A simple data augmentation method for automatic speech recognition. *arXiv preprint arXiv:1904.08779*.
- Scripka, D. (n. d.). *openWakeWord* [Computer software]. GitHub. Retrieved May 29, 2026, from <https://github.com/dscripka/openWakeWord>
- Senner, V., Hermann, A., & Carqueville, P. (2024). Mechatronic Ski Binding. In *Sports Technology: Technologies, Fields of Application, Sports Equipment and Materials for Sport* (pp. 71–83). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Senner, V., Michel, F. I., Lehner, S., & Brügger, O. (2013). Technical possibilities for optimising the ski-binding-boot functional unit to reduce knee injuries in recreational alpine skiing. *Sports Engineering*, 16(4), 211–228.
- Snyder, D., Chen, G., & Povey, D. (2015). Musan: A music, speech, and noise corpus. *arXiv preprint arXiv:1510.08484*.
- Warden, P. (2018). Speech commands: A dataset for limited-vocabulary speech recognition. *arXiv preprint arXiv:1804.03209*.
- Zhang, Y., Suda, N., Lai, L., & Chandra, V. (2017). Hello edge: Keyword spotting on microcontrollers. *arXiv preprint arXiv:1711.07128*.

Digital Motion: IoT Product Development for Sensor-Based Measurement, Feedback, and Actuation in Alpine Skiing

Christoph Thorwartl^{1,2}, Elisabeth Häusler¹, Christina Kranzinger¹, Andreas Tschepp², Thomas Grah¹, Stefan Kranzinger¹, Jakob Lindlbauer², Harald Rieser¹, Helmut Holzer⁴, Stefan Battlogg⁵, Hermann Schwameder², Thomas Stögg^{2,6}

¹Salzburg Research Forschungsgesellschaft m. b. H.; ²University of Salzburg; ³Joanneum Research Forschungsgesellschaft m.b.H.; ⁴Atomic Austria GmbH; ⁵Inventus Development GmbH; ⁶Red Bull Athlete Performance Center

Introduction

In recent years, smart products in sport have progressed from simple pedometers to embedded sensors in equipment and wearables that deliver personalized training feedback (Camomilla et al., 2018). Compared with other sports, the landscape of sensor-based prototypes and systems in alpine skiing remains comparatively sparse. We present a set of interconnected prototypes co-developed with industrial and scientific partners, which together outline the basis for an integrated sensor-based skiing system. We frame the work using an Internet of Things (IoT) new product development lens that traces a data value chain – from data generation and capture, through analysis and information delivery, to value-in-use and the provider network (Häusler et al., 2025; Lim et al., 2018). This perspective highlights not only sensing and analytics but also the downstream mechanisms that translate insights into action.

To structure this vision, we frame the presented developments along three complementary layers: measurement, feedback, and actuation. The measurement layer includes ski-, boot-, and GNSS/IMU-based systems for capturing performance-relevant information. The feedback layer translates selected metrics into visual or auditory cues for skiers, while the actuation layer explores adaptive ski concepts such as magnetorheological damping. Together, these elements outline a vision for a connected skiing system that would time-synchronize devices, fuse data at the edge, and close the loop from sensing to action under tight energy and latency constraints.

Prototypes from Lab to Field: Measure, Inform, Adapt

Figure 1 provides an overview of prototypes realized over years of iterative development, spanning measurement, feedback, and actuation. For performance-relevant sensing, we employ (a) the Connected Boot, (b) an instrumented PyzoFlex® ski, (c) the PyzoFlex® Boot, and (d) a GNSS-based prototype. To deliver information to the skier in real time, we use (e) a SkiTip display or (a) the Connected Boot App for visual cues, and (f) a sonification toolkit (SkiTone) for auditory feedback. Finally, we explore adaptive equipment via (g) a magnetorheological (MR) ski that adjusts its mechanical response in real time. Below is a more detailed explanation of the prototypes.



Figure 1: Overview of developed prototypes and demonstrators: (a) Connected Boot with companion app; (b) PyzoFlex® ski instrumented for bending and torsion sensing; (c) PyzoFlex® Boot for measuring ski boot deformation; (d) GNSS-based prototype on a ski simulation rig; (e) SkiTip display; (f) real-time sonification toolkit (SkiTone); (g) magnetorheological ski (MR-Ski) that enables real-time adjustment of the ski's mechanical properties (Author's own figure).

(a) Connected Boot

The Connected Boot mounts a Movesense IMU ($2.5 \times 3 \times 0.83$ mm; ± 8 g; $\pm 500^\circ/\text{s}$ full scale) on the upper-posterior cuff of each ski boot in a custom housing with strap, and streams data to the Atomic Connected app (Figure 1a), implementing an activity-recognition pipeline from raw signals to coaching feedback (Häusler et al., 2025; Lim et al., 2018). First, preprocessing stabilizes the streams via smoothing, filtering, time alignment, and drift handling, ensuring robust downstream estimates (Martínez et al., 2019b). Second, segmentation reduces continuous data to a single skiing primitive – the individual turn – using validated automatic and gyroscope-based detectors; these per-turn windows form the backbone for subsequent computations (Martínez et al., 2019a, 2019b). Third, within each turn, feature extraction derives ski-specific key performance variables such as edge angle (EA) and EA symmetry, radial force, g-force, speed, and edging velocity, alongside statistical descriptors (Snyder et al., 2021, 2022; Thorwartl et al., 2025a). Fourth, the resulting feature vectors enable classification of skiing technique (carving, parallel ski steering, snowplow steering and snowplow), supporting analytics in the app (Neuwirth et al., 2020). Finally, an interpretable motion-quality score (1–10) is calculated based on principal component models (Snyder et al., 2021). The system has recently been applied to (i) examine the effects of physical stress in alpine skiing, (ii) detect big-air and on-slope jumps, and (iii) assess the skiing quality of recreational participants.

(b) PyzoFlex® Ski

PyzoFlex® sensor foils employ a sandwiched architecture in which a PET substrate carries the printed ferroelectric copolymer P(VDF–TrFE) between top and bottom electrodes, yielding intrinsic piezoelectric and pyroelectric transduction. The development followed a four-stage program. (i) Prototype & curvature model: A PyzoFlex®-equipped ski (24 printed elements distributed along the running surface) and an analytical/empirical curvature model were designed and calibrated (Thorwartl et al., 2021). Free-vibration testing per ISO 6267 showed that instrumenting the ski had a negligible impact on its dynamic properties, supporting suitability for high-performance use (Thorwartl et al., 2025c). (ii) Comprehensive lab investigations (reliability & validity): Quasi-static three-point bending with a high-precision laser reference and a dynamic robot-driven ski-like

deformation tracked by a 3D optoelectronic system (Qualisys) demonstrated excellent test–retest reliability and close agreement with the criterion method (correlation/Bland–Altman analyses) for segmental curvature (Thorwartl et al., 2021, 2022). (iii) Iterative demonstrator engineering: The DAQ and interconnects were hardened for lab/field use: water-sealing via adhesive stack-up and encapsulated connectors, two operating modes (Wi-Fi streaming vs. on-board SD logging), and a sync unit (LED trigger) for multi-sensor/video alignment – yielding a robust, fieldable demonstrator (Figure 1b) (Thorwartl et al., 2022, 2023b). (iv) Application-oriented field research & value generation: On-snow studies linked local curvature to performance metrics across carving versus parallel steering, revealing technique-dependent relationships and plausible curvature waveforms throughout the turn (Thorwartl et al., 2023b). Beyond bending, torsional measurements have been conducted and the sensor layout was subsequently redesigned into a crossed configuration to improve the validity of torsional-deformation detection (Thorwartl et al., 2023a). A racing ski equipped with the new layout and app-based control is instrumented and slated for near-term on-snow testing.

(c) PyzoFlex® Boot

Building on prior work on PyzoFlex®-based ski instrumentation, a sensor-integrated ski boot prototype has been developed to capture local boot deformation characteristics using a printed-electronics approach. The system incorporates multiple distributed sensors to resolve deformation patterns at different locations on the boot. Sensor signals are continuously acquired and processed using established signal conditioning and compensation techniques to ensure stable and interpretable outputs. The prototype is currently being evaluated under controlled laboratory conditions using a dedicated flex-testing setup. These tests aim to assess the system’s reliability and validity, as well as its ability to consistently capture deformation behaviour across different loading conditions. The results of this evaluation are intended to inform further development and support the transition of the system from controlled laboratory testing to real-world field applications, enabling in-situ analysis of boot deformation during skiing.

(d) GNSS-based Prototype

Angle of attack (AoA) is a physics-based measure of turn quality being defined as the instantaneous angle between the ski’s orientation (edge/longitudinal direction) and the skier’s velocity vector. Smaller AoA indicates carving-dominant motion with minimal lateral slip; larger AoA reflects skidding and greater energy loss (Schütz et al., 2024). We built a GNSS/IMU pipeline to estimate AoA both in controlled laboratory tests and on snow. In laboratory work, a repeatable centrifugal/rotational setup showed that AoA tracks technique manipulations and resolves small, meaningful differences – supporting its use as a sensitive key performance indicator for skiing (Figure 1c; Schütz et al., 2024). Subsequent work extends this to field data, showing that turn-wise AoA distributions separate carving-dominant, mixed, and skidding-dominant turns and motivate an interpretable Carving–Skidding Score with simple color mapping feedback (Thorwartl et al., 2025b).

(e) SkiTip Display

SkiTip Display is a ski-tip mounted LED device that delivers end-of-run visual summaries of edge angle to support skill acquisition in alpine skiing (Figure 1d; Grah, 2025). The system couples a rugged LED module at the tip with on-ski sensing and onboard computation that distills turn metrics into simple, at-a-glance cues shown after completion of a turn. Co-designed with coaches and domain specialists, it was trialed on slopes with nine recreational skiers, combining on-ski data logs with follow-up interviews. Findings indicate the feedback is clearly noticeable and motivating and is most useful for between-run reflection rather than in-motion decision-making. From this, we derive design takeaways on timing (favoring terminal over concurrent cues at speed), minimalist encodings, and consistent calibration to foster trust. In sum, SkiTip Display demonstrates that simple, ski-mounted visual feedback can be delivered reliably on real slopes and can usefully support coaching and self-practice.

(f) Skiing Sonification Toolkit

SkiTone is a real-time sonification system that maps ski edge angle to pitch, supporting in-run coaching (Figure 1e). Early prototypes used a simple, continuous mapping (pitch over a personalized angle range), focusing on robustness and low latency: two boot-mounted IMUs stream data to a Bela Mini that synthesizes audio with about 28 ms end-to-end delay via wired links to prevent dropouts. In a within-subject crossover study on a 350 m blue slope ($N = 12$), four sonified runs were compared to four control runs. Objective IMU metrics suggested earlier edging (higher initial edging velocity) with sonification, and questionnaires found the feedback intuitive and unobtrusive. However, overall performance improvements were not statistically significant. Interviews highlighted the value of short, focused training sessions and suggested future wireless integration with post-run analysis.

(g) MR-Ski

The “MR-Ski” uses an adaptive MR rotational damper (manufactured by Inventus GmbH), which is attached to the front of the binding with a 3D-printed bracket and coupled to the ski tip via a rod connection (Figure 1f). Depending on the current, an electric coil generates a magnetic field in the MR damper, which forms ferromagnetic powder-particles in a chain-like manner in the millisecond range, increasing shear stresses between the moving particles/parts and thus enabling rapid, continuous modulation of the damping. The first version of the mechanical architecture was implemented; the ski-mounted module was tested in the laboratory and examined in proof-of-concept field trials – including extreme scenarios in which highly damped and undamped modes (depending on the preset current) were contrasted. The embedded rotary encoder measured significantly different angular velocities between modes, and the damped configuration showed a significantly reduced vibration amplitude spectrum. The system test was successful; we are now pursuing iterative mechanical improvements (higher overall stiffness of the basic mechanical structure; higher maximum damping forces) and preparing for extended field measurements. Looking ahead, the goal is to move from the current proof-of-concept actuation demonstrator toward a fully adaptive real-time damping system (switching times ~ 10 ms) that adapts to both the skier and the current conditions, improves control and stability, and provides phase-specific support to take advantage of rebound. Accordingly, the overall system is currently estimated at approximately TRL 6, with key components demonstrated in relevant environments but not yet integrated into a fully operational product-like system.

Beyond Single Devices: A Connected Skiing System

Our vision extends beyond a single smart ski toward a connected skiing system built around a body sensor network. In the envisioned system, ski- and boot-mounted IMUs, PyzoFlex[®] sensors, GNSS, and the ski’s MR damper controller would stream time-synchronized data via low-latency wireless links to an edge hub (e.g., a smartphone) for real-time data fusion and control. Through standardized interfaces, devices “talk” to each other: the damper adapts to skier state and snow conditions; coaching feedback is delivered at the right moment; and safety features can issue context-aware alerts. We are iterating toward robust interoperability, strict latency budgets, energy efficiency, and secure data exchange, with the long-term aim of enabling a seamless adaptive system that improves on-snow safety and increases skier control.

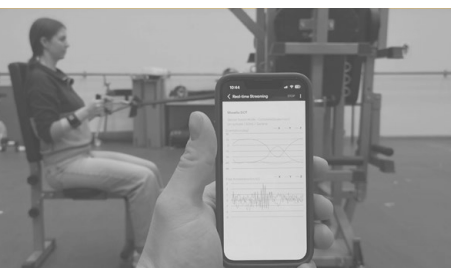
Acknowledgments

The COMET project DiMo-NEXT (Grant-Nr.: 904898) is funded by the Federal Ministry for Innovation, Mobility and Infrastructure (BMIMI), the Federal Ministry for Economy, Energy and Tourism (BMWET), and the provinces of Salzburg, Upper Austria and Tyrol within the framework of COMET – Competence Centres for Excellent Technologies. COMET is processed by The Austrian Research Promotion Agency (FFG).

References

- Camomilla, V., Bergamini, E., Fantozzi, S., & Vannozzi, G. (2018). Trends supporting the in-field use of wearable inertial sensors for sport performance evaluation: A systematic review. *Sensors*, 18(3), 873. <https://doi.org/10.3390/s18030873>
- Grah, T. (2025). Ski Tip Display: Design and implementation of an unobtrusive ski mounted visual feedback system for alpine skiing. In *Proceedings of the 13th International Conference on Sport Sciences Research and Technology Support (icSPORTS)* (pp. 191–199). SciTePress. <https://doi.org/10.5220/0013717200003988>
- Häusler, E., Kremser, W., Huber, F., & Hornung-Prähauser, V. (2025). Driving factors for unplanned iterations in IoT new product development: A data-value chain perspective. *European Journal of Innovation Management*, 28(11), 386–418. <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2025-0181>
- Lim, C., Kim, K.-H., Kim, M.-J., Heo, J.-Y., Kim, K.-J., & Maglio, P. P. (2018). From data to value: A nine-factor framework for data-based value creation in information-intensive services. *International Journal of Information Management*, 39, 121–135. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.12.007>
- Martínez, A., Brunauer, R., Venek, V., Snyder, C., Jahnel, R., Buchecker, M., Thorwartl, C., & Stöggl, T. (2019a). Development and validation of a gyroscope-based turn detection algorithm for alpine skiing in the field. *Frontiers in Sports and Active Living*, 1, Article 18. <https://doi.org/10.3389/fspor.2019.00018>
- Martínez, A., Jahnel, R., Buchecker, M., Snyder, C., Brunauer, R., & Stöggl, T. (2019b). Development of an automatic alpine skiing turn detection algorithm based on a simple sensor setup. *Sensors*, 19(4), 902. <https://doi.org/10.3390/s19040902>
- Neuwirth, C., Snyder, C., Kremser, W., Brunauer, R., Holzer, H., & Stöggl, T. (2020). Classification of alpine skiing styles using GNSS and inertial measurement units. *Sensors*, 20(15), 4232. <https://doi.org/10.3390/s20154232>
- Schütz, S., Thorwartl, P., Holzer, H., Stöggl, T., & Thorwartl, C. (2024). Sensor-driven analysis of angle of attack in alpine skiing: A laboratory exploration. In *Proceedings of the 42nd International Society of Biomechanics in Sports (ISBS 2024)*. ISBS Proceedings Archive, 42(1), Article 208.
- Snyder, C., Martínez, A., Jahnel, R., Roe, J., & Stöggl, T. (2021). Connected skiing: Motion quality quantification in alpine skiing. *Sensors*, 21(11), 3779. <https://doi.org/10.3390/s21113779>
- Snyder, C., Martínez, A., Strutzenberger, G., & Stöggl, T. (2022). Connected skiing: Validation of edge angle and radial force estimation as motion quality parameters during alpine skiing. *European Journal of Sport Science*, 22(10), 1484–1492. <https://doi.org/10.1080/17461391.2021.1970236>
- Thorwartl, C., Grah, T., Rieser, H., Amesberger, G., Kranzinger, S., Stöggl, T., Holzer, H., & Finkenzeller, T. (2025a). Edging velocity: The crucial role of edge engagement in alpine skiing. In *Proceedings of the 13th International Conference on Sport Sciences Research and Technology Support (icSPORTS)* (pp. 25–28). SciTePress. <https://doi.org/10.5220/0013665100003988>
- Thorwartl, C., Kröll, J., Tschopp, A., Schäffner, P., Holzer, H., & Stöggl, T. (2021). A novel sensor foil to measure ski deflections: Development and validation of a curvature model. *Sensors*, 21(14), 4848. <https://doi.org/10.3390/s21144848>
- Thorwartl, C., Kröll, J., Tschopp, A., Holzer, H., Teufel, W., & Stöggl, T. (2022). Validation of a sensor-based dynamic ski deflection measurement in the lab and proof-of-concept field investigation. *Sensors*, 22(15), Article 5768. <https://doi.org/10.3390/s22155768>
- Thorwartl, C., Schütz, S., Holzer, H., & Resch, B. (2025b). Beyond the carving-skidding dichotomy: Sensor-assisted measurement of angle of attack in skiing. In *Proceedings of the 10th International Congress on Science and Skiing (ICSS)*. Val di Fiemme, Italy.
- Thorwartl, C., Tschopp, A., Holzer, H., & Stöggl, T. (2023a). Assessing torsional deflection of alpine skis: A proof of concept utilizing printed electronics in a laboratory setting. In *Proceedings of the IEEE Sensors Conference (IEEE SENSORS 2023)* (pp. 1–4). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SENSORS56945.2023.10325093>
- Thorwartl, C., Tschopp, A., Lasshofer, M., Holzer, H., Zirkl, M., Hammer, M., Stadlober, B., & Stöggl, T. (2023b). Technique-dependent relationship between local ski bending curvature, roll angle and radial force in alpine skiing. *Sensors*, 23(8), 3997. <https://doi.org/10.3390/s23083997>
- Thorwartl, C., Tschopp, A., Zirkl, M., Holzer, H., & Stöggl, T. (2025c). Impact of PyzoFlex® sensor integration on the dynamic properties of alpine skis in laboratory conditions. In *Proceedings of the 15th International Symposium on Computer Science in Sport (IACSS 2025)* (pp. 88–89). Tokyo Gakugei University.

Session VR/AR/ Mixed Reality



Approximation des Blickwinkels in Head-Mounted Displays ohne Eye-Tracking

Dan Bürger, Kerstin Witte

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Humanwissenschaften, Institut III, Strukturbereich Sport und Technik/Bewegungswissenschaft

Einleitung

Die periphere Wahrnehmung spielt im Sport eine entscheidende Rolle, weshalb Reaktionen auf periphere Reize oft Gegenstand von Leistungstests sind (Schumacher et al., 2019). Die virtuelle Realität (VR) ermöglicht dabei kontrollierte und sportartspezifische Tests, was die ökologische Validität der Messungen erhöht (Parsons et al., 2017). Bei Untersuchungen des peripheren Sichtfelds werden häufig Blickwinkel erfasst, was ein großes Sichtfeld und Eye-Tracking erfordert. Allerdings erfüllt aktuell kein Head-Mounted Display (HMD) diese beiden Anforderungen. Daher untersucht diese Studie, ob eine Approximation des Blickpunktes durch das Zentrum des Displays eine valide Alternative zum Eye-Tracking darstellt.

Methoden

15 Proband:innen nahmen an der Studie teil, wobei eine Probandin aufgrund fehlerhaften Eye-Trackings ausgeschlossen wurde ($n = 14$, Alter: $32,3 \pm 11,4$ Jahre, 4 w, 10 m). Die Proband:innen absolvierten drei 60-sekündige Durchgänge an einer virtuellen Reaktionswand mit 8×8 Reizen in VR (HMD: HTC VIVE Focus Vision). Die 64 Reize befanden sich dabei an unterschiedlichen Positionen im Sichtfeld, leuchteten sequenziell zufällig auf und mussten möglichst schnell virtuell berührt werden. Erfasst wurden die 3D-Positionen des HMDs, des aufleuchtenden Reizes, des realen Blickpunkts (Eye-Tracking) und des approximateden Blickpunkts (Zentrum des Sichtfelds). Daraus wurde für jede Reaktion beim ersten Auftreten des Reizes im Sichtfeld der reale (Abbildung 1a) und approximierte (Abbildung 1b) Blickwinkel berechnet. Die mittlere Differenz der Blickwinkel (approximiert – real) wurde pro Person bestimmt und überprüft, ob sich diese von 0 unterscheidet (t-Test). Zusätzlich wurde eine Korrelation (Pearson's r) zwischen beiden Winkeln für jede Person berechnet und über die Fisher-z-Transformation gemittelt sowie die Übereinstimmung mittels eines Bland-Altman-Diagramms überprüft.

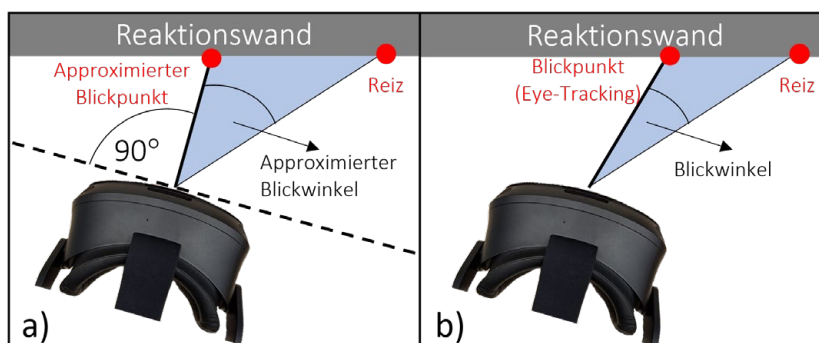


Abbildung 1: Darstellung des a) approximateden Blickwinkels und b) des realen Blickwinkels. Ansicht von oben (Eigene Darstellung).

Ergebnisse

Die mittlere Differenz der Blickwinkel (approximiert – real) betrug $5,9^\circ \pm 2,2^\circ$ und unterschied sich signifikant von 0 ($t(13) = 10,090$; $p < 0,001$; $d = 2,697$). Der Korrelationskoeffizient (Fisher-z-Transformation) betrug $r = 0,649$ (Range: 0,512–0,840) (Abbildung 2, links). Das Bland-Altman-Diagramm (Abbildung 2, rechts) zeigt eine deutliche Streuung der Differenzen.

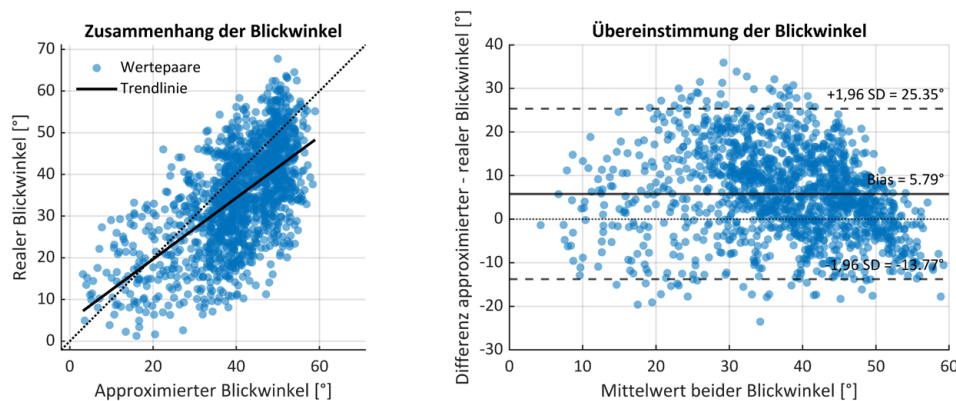


Abbildung 2: Links: Streudiagramm aus dem realen und approximierten Blickwinkel. Rechts: Bland-Altman-Diagramm zum Vergleich des realen und approximierten Blickwinkels (Eigene Darstellung).

Diskussion

Die Approximation des Blickwinkels führte insgesamt zu einer Überschätzung und hoher Streuung, wobei mittlere Winkel eher über- und große eher unterschätzt wurden (Bland-Altman-Diagramm). Die Methode eignet sich daher nicht für eine präzise Bestimmung einzelner Blickwinkel. Die hohe Korrelation zeigt zwar, dass beide Methoden ähnliche Trends erfassen, die Unterschiede der Koeffizienten zwischen den Proband:innen deuten jedoch auf eine variierende Kopf-Augen-Koordination hin. Für Analysen mit vielen Trials könnte die Approximation brauchbar sein, während für Einzeluntersuchungen konkreter Blickwinkel Eye-Tracking erforderlich bleibt. Da Kopf- und Augenbewegungen gekoppelt sind (Freedman, 2008), sollten modellbasierte Ansätze zur Verbesserung der Vorhersage geprüft werden.

Literatur

- Freedman, E. G. (2008). Coordination of the eyes and head during visual orienting. *Experimental brain research*, 190(4), 369–387. <https://doi.org/10.1007/s00221-008-1504-8>
- Parsons, T. D., Carlew, A. R., Magtoto, J. & Stonecipher, K. (2017). The potential of function-led virtual environments for ecologically valid measures of executive function in experimental and clinical neuropsychology. *Neuropsychological rehabilitation*, 27(5), 777–807. <https://doi.org/10.1080/09602011.2015.1109524>
- Schumacher, N., Schmidt, M., Reer, R. & Braumann, K.-M. (2019). Peripheral Vision Tests in Sports: Training Effects and Reliability of Peripheral Perception Test. *International journal of environmental research and public health*, 16(24). <https://doi.org/10.3390/ijerph16245001>

Einfluss der Handdominanz auf die Reaktionsfähigkeit in der virtuellen Realität mit multimodalen Reizen

German Krämer¹, Niklas Stanko¹, Arne Kohlhaupt², Dan Bürger¹, Hannes Loerwald¹, Ulrike Steinmann², Kerstin Witte¹

¹Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Humanwissenschaft, Institut III, Strukturbereich Sport und Technik/Bewegungswissenschaft; ²Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik, Strukturbereich Messtechnik

Einleitung

Die Integration haptischer Rückmeldungen in virtuelle Realitäten (VR) gewinnt zunehmend an Bedeutung, da sie die Immersion und sensorische Wahrnehmung von Nutzern verbessert. Studien wie Gibbs et al. (2022) zeigen, dass unterschiedliche Feedbackmodalitäten die Reizverarbeitung in VR signifikant beeinflussen. Neben diesen technischen Faktoren spielen jedoch auch individuelle Unterschiede eine wichtige Rolle. So konnten Nataraj et al. (2022) und Evans et al. (2023) nachweisen, dass die Handdominanz die motorische Leistung und Reaktionsgeschwindigkeit auf visuelle Reize in virtuellen Umgebungen beeinflusst. Vor diesem Hintergrund untersucht die vorliegende Studie den Einfluss der Handdominanz auf Reaktionszeiten bei vibrotaktilen Stimuli in VR.

Methoden

Für die Studie wurde ein Stab-Szenario entwickelt, dass sich an der Studie von Gibbs et al. (2022) orientiert. Haptische Reize wurden über vibrotaktile Finger-Prototypen, visuelle und akustische Reize über das Head-Mounted-Display (Meta Quest 3) präsentiert. Insgesamt nahmen 32 Proband:innen im Alter zwischen 18 und 35 Jahren teil (Alter: $25,77 \pm 4,06$ Jahre, 10 w, 22 m): 3 Linkshänder:innen und 29 Rechtshänder:innen. Auf Grund der geringen Anzahl von Linkshänder:innen wurden diese in der Auswertung für diese Studie nicht einbezogen. Die Versuchsdurchführung bestand aus fünf Blöcken mit jeweils 35 Reizen, die visuelle, auditive, vibrotaktile sowie kombinierte Stimuli umfassten. Die Reize wurden entlang eines virtuellen Stabes präsentiert, welcher parallel zur Transversalachse in fünf räumliche Segmente unterteilt war (Links, Halb-Links, Mitte, Halb-Rechts, Rechts). In Abhängigkeit von der Position wurde für vibrotaktile Reize, der linke oder rechte Finger-Protoyp stärker oder schwächer angesteuert, um den Proband:innen eine räumliche Veränderung des Reizes zu simulieren. Die Teilnehmenden wurden angewiesen, unabhängig von der Reizmodalität so schnell wie möglich die Hand zu schließen, sobald sie einen Reiz wahrnahmen. Während der Messung wurde die Mittelfingerspitze beider Hände getrackt. Als Reaktionszeit wurde die Zeit zwischen Auftreten des Stimuli und der ersten erkennbaren Bewegung in den Trackingdaten genommen. Um den Einfluss der Handdominanz zu untersuchen, wurde anschließend die Reaktionszeit in Abhängigkeit von der Reizmodalität und der Position untersucht. In einem gepaarten t-Test wurde der Unterschied zwischen der Reaktionszeit beider Hände für jeden Stimuli statistisch analysiert.

Ergebnisse

Die statistische Analyse zeigte, dass Proband:innen mit ihrer dominanten Hand signifikant schneller reagierten als mit der nicht-dominanten Hand. Im Mittel betrug der Unterschied $0,025 \pm 0,023$ s ($p = 0,049$; $\eta^2 = 0,036$).

In der weiteren Analyse zeigte sich, dass bei haptischen Reizen ohne visuelle Komponente, auf Stimuli auf der dominanten Seite schneller reagiert wird. Bei unimodalen haptischen Reizen reagierten Rechtshänder:innen auf Reize auf der rechten Seite um $0,069 \pm 0,012$ s schneller als auf Reize auf der linken Seite. Der Unterschied ist signifikant ($t(288) = 50,50$; $p < 0,001$; $d = 5,93$). Dies zeigt sich auch bei bimodalen haptisch-auditiven

Reizen, Rechtshänder:innen reagierten auf Reize auf der rechten Seite um $0,061 \pm 0,012$ s signifikant schneller als auf Reize der linken Seite ($t(288) = 42,9$; $p < 0,001$, $d = 5,061$). Bei den Stimuli mit visueller Komponente und in dem unimodalen auditiven Stimuli wurde kein Unterschied in Abhängigkeit von der Position erkannt.

Diskussion

Die Ergebnisse zeigen, dass Reaktionen mit der dominanten Hand schneller erfolgen, was mit bisherigen Befunden zur Handdominanz in VR übereinstimmt (Nataraj et al., 2022; Evans et al., 2023). Allerdings ist der gefundene Unterschied mit einer Differenz von 0,025 s klein und lag mit $p = 0,049$ nur knapp im signifikanten Bereich, wodurch seine praktische Relevanz eingeschränkt ist. Ein stärkerer Unterschied zeigte sich bei haptischen Reizen ohne visuelle Komponente, auf unimodalen haptischen Reizen auf der dominanten Seite wird deutlich schneller reagiert, was darauf hindeutet, dass Handdominanz insbesondere dann relevant ist, wenn die primäre Reizerwartung haptisch ist. Dies steht im Einklang mit Befunden zur Bedeutung der Feedbackart in VR (Gibbs et al., 2022). Zu berücksichtigen ist, dass sich die Ergebnisse dieser Studie ausschließlich auf Rechtshänder:innen beziehen.

Zusammenfassend deutet die Studie auf einen vorhandenen Einfluss der Handdominanz hin. Zukünftige Arbeiten sollten größere und ausgewogenere Stichproben sowie komplexere Aufgaben einsetzen, um diese Effekte fundierter zu untersuchen.

Literatur

- Evans, J. O., Tsaneva-Atanasova, K. & Buckingham, G. (2023). Using immersive virtual reality to remotely examine performance differences between dominant and non-dominant hands. *Virtual Reality*, 27, 2211–2226. <https://doi.org/10.1007/s10055-023-00794-z>
- Gibbs, J. K., Gillies, M., & Pan, X. (2022). A comparison of the effects of haptic and visual feedback on presence in virtual reality. *International Journal of Human-Computer Studies*, 157, 102717. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2021.102717>
- Nataraj, R., Sanford, S., Liu, M. & Harel, Y. N. (2022). Hand dominance in the performance and perceptions of virtual reach control. *Acta Psychologica*, 223. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2022.103494>

Auswirkungen eines VR-basierten Trainings auf das Reaktionsverhalten

Hannes Loerwald, Dan Bürger, Jannik Döring, Tessa Schneider, Kerstin Witte

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Humanwissenschaften, Institut III, Strukturbereich Sport und Technik/Bewegungswissenschaft

Einleitung

Gezieltes Training von Reaktionen auf visuelle Reize kann in vielen Sportarten die sportartspezifische Leistungsfähigkeit verbessern (Clark et al. 2020). Eine zentrale Herausforderung eines solchen Trainings besteht jedoch in der kontrollierten und reproduzierbaren Darbietung von Stimuli, was in realen Trainingsumgebungen oft nur eingeschränkt möglich ist.

Die virtuelle Realität (VR) bietet hier großes Potenzial, da sie standardisierte Bedingungen schafft und Trainingssituationen flexibel anpassbar macht (Shepherd et al. 2018). Moroşanu et al. (2025) konnten bereits Verbesserungen der Reaktionsfähigkeit durch ein sechsmonatiges Training mit VR-Exergames nachweisen. Offen bleibt jedoch, ob auch kürzere, spezifischere Trainingsprogramme mit Ganzkörperbewegungen die Reaktionszeit in der realen Welt (RW) verbessern können. Darüber hinaus stellt sich die Frage, ob Trainingsverläufe in der VR ähnlichen Mustern folgen wie in der RW oder ob VR-spezifische Effekte zu abweichenden Verläufen führen.

Daher untersucht die Studie die Leistungsentwicklung während eines VR-basierten Reaktionstrainings und ob dieses einen Einfluss auf die Reaktionszeit hat.

Methoden

An der Studie nahmen 29 Proband:innen (Alter: $21,86 \pm 2,47$ Jahre, 12 w, 17 m) teil, die einer Trainings- oder Kontrollgruppe zugeteilt wurden. Aufgrund technischer Probleme konnten die Ergebnisse des Reaktionstests nur für 9 Proband:innen der Trainings- sowie 14 Proband:innen der Kontrollgruppe ausgewertet werden. Das Training wurde an einer virtuellen Reaktionswand mit einem 8×8 -Feldraster durchgeführt. Aufgabe war es, die aktivierten Lichtfelder möglichst schnell zu berühren.

Alle Teilnehmenden absolvierten Prä- und Posttests im Abstand von sechs Wochen. Das Trainingsprogramm erstreckte sich über vier Wochen mit zwei Einheiten pro Woche, bestehend aus jeweils fünf Durchgängen à zwei Minuten.

Die Reaktionszeit wurde im Prä- und Posttest mittels eines dem Reaktionstest S1 des Wiener Testsystems ähnlichen Computertests erfasst. Die Leistungsentwicklung während der Trainings wurde anhand der Anzahl berührter Lichtfelder pro Trainingsdurchgang analysiert. Zur Untersuchung möglicher Trainingseffekte auf die Reaktionszeit zwischen Prä- und Posttest wurde ein lineares gemischtes Modell (LMM) auf Trial-Ebene berechnet. Die Reaktionszeiten wurden vor der Analyse bereinigt und logarithmiert.

Ergebnisse

Die deskriptiven Ergebnisse zeigten niedrigere mittlere Reaktionszeiten in der Trainingsgruppe vom Prä- ($M = 248$ ms, $SD = 26,9$) zum Posttest ($M = 240$ ms, $SD = 25,6$), während sich in der Kontrollgruppe zwischen Prä- ($M = 256$ ms, $SD = 33,9$) und Posttest ($M = 255$ ms, $SD = 36,6$) kaum Veränderungen ergaben. Im LMM zeigte sich eine signifikante Interaktion zwischen Gruppe und Messzeitpunkt ($F(1, 1199,03) = 5,64$;

$p = ,018$). Post-hoc-Analysen ergaben eine signifikante Verbesserung der Reaktionszeiten in der Trainingsgruppe ($p < ,001$), während sich in der Kontrollgruppe keine signifikante Veränderung zeigte ($p = ,672$). Die Reaktionszeiten der Trainingsgruppe verringerten sich dabei im Mittel um etwa 3 %.

Die Analyse der erfolgten Reaktionen pro Trainingsdurchgang zeigte einen Leistungsverlauf mit starkem initialem Leistungsanstieg und anschließender Abflachung. Auch innerhalb der einzelnen Trainings stieg die Leistung in den ersten Durchgängen an und flachte dann ab.

Diskussion

Die Ergebnisse zeigen, dass ein Reaktionstraining in der VR zu signifikanten Leistungsverbesserungen bei einem Reaktionstest außerhalb der VR führt, während in der Kontrollgruppe keine relevante Veränderung beobachtet wurde. Dies ergänzt die Ergebnisse von Moroşanu et al. (2025) dahingehend, dass auch ein kurzes, spezifisches Trainingsprogramm zu kleinen, aber signifikanten Verbesserungen führt.

Auch die beobachteten Trainingsverläufe entsprechen typischen Mustern motorischen Lernens, mit initial starkem Leistungsanstieg und anschließender Abflachung (Lowenscuss-Erich et al. 2025). Insgesamt legen die Ergebnisse nahe, dass VR ein geeignetes Medium für das Training reaktionsbezogener Fähigkeiten darstellt.

Literatur

- Clark J., Betz B, Borders L., Kuehn-Himmeler A., Hasselfeld K., Divine J. (2020) Vision Training and Reaction Training for Improving Performance and Reducing Injury Risk in Athletes. *J Sports Perform Vis* 2:e8-e16. <https://doi.org/10.22374/jspv.v2i1.4>
- Lowenscuss-Erich I., Karni A., Gal C., Vakil E. (2025) Different delayed consequences of attaining a plateau phase in practicing a simple (finger-tapping sequence learning) and a complex (Tower of Hanoi puzzle) task. *Memory & Cognition* 53:960–973. <https://doi.org/10.3758/s13421-024-01622-8>
- Moroşanu Ş., Man MC, Mancini N., Hervás-Gómez C., Grosu EF, Moroşanu M., Ghejan H., Boncuţ M., Cristea DI., Grosu VT (2025) Virtual Reality Can Be Used to Reduce the Simple and Complex Reaction Time of High School Students. *Virtual Worlds* 4:59. <https://doi.org/10.3390/virtualworlds4040059>
- Shepherd J., Carter L., Pepping G-J., Potter L-E. (2018) Towards an Operational Framework for Designing Training Based Sports Virtual Reality Performance Simulators. In: *The 12th Conference of the International Sports Engineering Association*. MDPI, Basel Switzerland, p. 214. <https://doi.org/10.3390/proceedings2060214>

Vergleich der HTC VIVE Pro Eye und HTC VIVE XR Elite bei der Ausführung von Grundlagenelementen am Schwebebalken im leistungsorientierten Gerätturnen

Sebastian Merker^{1,2}, Kerstin Witte¹

¹Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Humanwissenschaften, Institut III, Strukturbereich Sport und Technik/Bewegungswissenschaft; ²Institut für Angewandte Trainingswissenschaft (IAT), Leipzig

Einleitung

Head-Mounted Displays (HMDs) und Virtual-Reality-(VR-)Technologien werden zunehmend in sportmotorischen Untersuchungs- und Trainingskontexten eingesetzt, wobei die bisherige Evidenz zu ihren Effekten auf die Bewegungsausführung im Sport insgesamt noch heterogen und teilweise begrenzt ist (Kittel et al., 2024). Insbesondere im Gerätturnen könnte die Simulation verschiedener Höhen das Training am Schwebebalken unterstützen. Durch die Nutzung virtueller Umgebungen können Elemente risikoarm ebenerdig auf einer Turnmatte ausgeführt, während die Wettkampfhöhe im HMD simuliert wird. Dabei können jedoch visuelle und ergonomische Eigenschaften von HMDs die Qualität solcher komplexen Bewegungsabläufe beeinflussen.

Eine frühere Untersuchung mit der HTC VIVE Pro Eye zeigt, dass die Ausführungsqualität von Schwebebalkenelementen abhängig von der Bewegungscharakteristik durch die Nutzung eines HMD beeinträchtigt wird, wobei insbesondere Elemente mit Rotationen um die Körperlängsachse stärker betroffen sind (Merker et al., 2025).

Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, inwieweit neuere HMD-Generationen durch ihr geringeres Volumen, eine verbesserte Gewichtsverteilung und gesteigerte Auflösungen diese Effekte verändern. Ziel der vorliegenden Studie ist der systematische Vergleich der HTC VIVE Pro Eye und der HTC VIVE XR Elite hinsichtlich ihres Einflusses auf die Bewegungsausführung im Gerätturnen.

Methoden

An der aktuellen Studie nahmen 55 Turnerinnen ($17,0 \pm 6,6$ Jahre; Trainingsalter: $12,6 \pm 6,5$ Jahre) mit mehrjähriger Wettkampferfahrung auf regionaler und überwiegend nationaler Ebene teil. Untersucht wurden sechs Grundlagenelemente am Schwebebalken, die unterschiedliche Bewegungscharakteristika abbilden: Quergrätschsprung, Spagatsprung, Hocksprung mit $\frac{1}{2}$ Drehung, Rad, Rondat sowie eine gymnastische 1/1-Drehung.

Die Ausführung erfolgte auf einem flachen Übungsbalken (ca. 10 cm Höhe) unter zwei Bedingungen: Originalausführung ohne HMD sowie Ausführung mit der HTC VIVE XR Elite im Passthrough-Modus ohne virtuelle Umgebung. Die Reihenfolge der Bedingungen war standardisiert (Original vor HMD), während die Reihenfolge der Elemente innerhalb der Bedingungen randomisiert wurde, um Reihungseffekte zu minimieren. Jedes Element wurde dreimal pro Bedingung ausgeführt und videografisch aufgezeichnet. Die Bewertung erfolgte durch lizenzierte Kampfrichterinnen anhand internationaler Wertungsvorschriften. Erfasst wurden die Anerkennung der Elemente sowie technische und ästhetische Ausführungsmerkmale. Zur Einordnung der Ergebnisse erfolgt ein Vergleich mit einer früheren Untersuchung mit der HTC VIVE Pro Eye unter identischem Versuchsdesign, wobei nicht die gleiche, aber eine hinsichtlich des Leistungsniveaus vergleichbare Stichprobe einbezogen wurde.

Ergebnisse

Die Datenauswertung ist zum Zeitpunkt der Einreichung noch nicht abgeschlossen. Im Rahmen des Beitrags werden die Ergebnisse zur Anerkennungsrate sowie zur technischen und ästhetischen Ausführungsqualität der untersuchten Elemente präsentiert.

Auf Grundlage der Vorstudie wird erwartet, dass die HTC VIVE XR Elite aufgrund verbesserter Hardwarekomponenten und des weiterentwickelten Designs geringere Beeinträchtigungen der Ausführungsqualität verursacht als die HTC VIVE Pro Eye. In der Folge werden höhere Anerkennungsraten sowie geringere Unterschiede in den Kampfrichterbewertungen zwischen Original- und HMD-Bedingung angenommen.

Differenzielle Effekte werden insbesondere für Elemente mit Rotationen um die Körperlängsachse erwartet, während für Sprünge und akrobatische Elemente ohne Längsachsenrotation geringere Unterschiede zwischen den HMDs angenommen werden.

Diskussion und Schlussfolgerungen

Die Studie erweitert bestehende Erkenntnisse zum Einfluss von HMDs auf die sportmotorische Ausführung im Gerätturnen durch den Vergleich zweier HMD-Generationen. Im Fokus steht die Frage, inwieweit technische Weiterentwicklungen die in einer vorangegangenen Untersuchung beobachteten Einschränkungen verändern.

Die Ergebnisse ermöglichen eine differenzierte Bewertung der Abhängigkeit der Ausführungsqualität von der eingesetzten HMD-Generation sowie der jeweiligen Bewegungscharakteristik. Über das Gerätturnen hinaus lassen sich die Befunde auf technisch-akrobatische Bewegungsfelder übertragen, in denen komplexe Ganzkörperbewegungen unter hoher visueller und vestibulärer Anforderung ausgeführt werden, darunter weitere Turndisziplinen sowie akrobatische Bewegungsformen mit hoher Präzisionsanforderung.

Damit trägt die Studie zur methodischen Weiterentwicklung experimenteller Untersuchungsdesigns im Kontext VR-gestützter Bewegungsanalysen bei.

Literaturverzeichnis

- Kittel, A., Lindsay, R., Le Noury, P. & Wilkins, L. (2024). The Use of Extended Reality Technologies in Sport Perceptual-Cognitive Skill Research: A Systematic Scoping Review. *Sports medicine – open*, 10(1), 128. <https://doi.org/10.1186/s40798-024-00794-6>
- Merker, S., Pastel, S., Bürger, D. & Witte, K. (2025). Influence of wearing a head-mounted display on the movement execution of basic elements on the balance beam in women's artistic gymnastics. *Human movement science*, 104, 103417. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2025.103417>

Full-body path planning in a virtual environment

Christoph Schütz^{1,2}

¹Universität Bielefeld; ²CITEC – Center for Cognitive Interaction Technology

Introduction

Repetitive arm movements are a key element of many sports. Although athletes may wish to switch actions repeatedly (e.g., from a short to a deep shot in tennis), they tend to persist in the previous action (Rosenbaum et al., 2007). This motor hysteresis has mainly been observed in arm movements. Recently, we tested for hysteresis in full-body posture selection (Schütz, 2026) and found an inverse effect, i.e., an increased tendency to switch actions. The current study investigated whether this inverse hysteresis could be replicated at other levels of action organization. To this end, participants performed a full-body path selection task in a virtual environment. We expected inverse hysteresis effects in both path choice and path trajectory.

Methods

We converted an established reaching path paradigm (Warburton et al., 2024) into a full-body task: Participants had to circumvent a box obstacle on a left or right path (Figure 1A). Obstacle position was shifted in ordered sequences (left-/rightward) to induce hysteresis. A sequence consisted of eleven top levels (Figure 2B). Path choice and path curvature were measured as dependent variables. Thirty-six participants (20 males, age 25.4 ± 3.5 years) were tested.

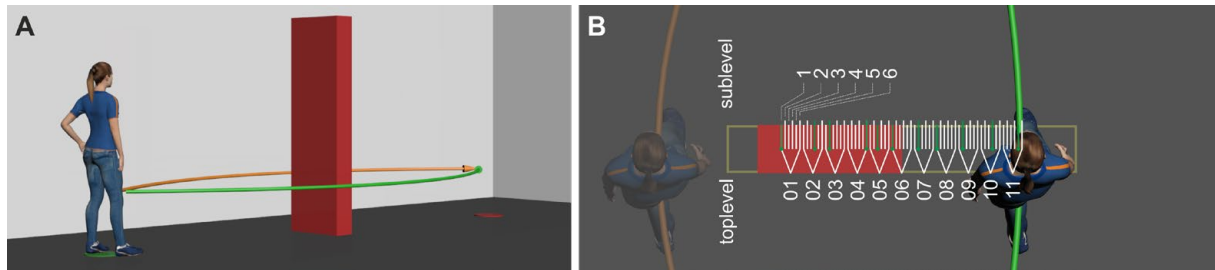


Figure 1: A Schematic of the experimental setup. B Top view of the obstacle. The 66 positions were divided into 11 top levels, each of which was subdivided into 6 sub levels to render positions less predictable. An example for a single sequence of 11 positions is highlighted in green (Author's own figure).

The task was conducted in a virtual environment created in Unity and visualized using a Valve Index headset. Trial order and result logging was controlled by the UXF toolbox. A generalized linear mixed model (GLMM) with logit link function was fitted to the choice data, and a linear mixed model (LMM) was fitted to the curvature data. Both models contained fixed effects for obstacle ‘position’ and sequence ‘order’, as well as a random effect for ‘participant ID’.

Results

For path choice, the main effect of ‘position’ was significant, $z = +28.466$, $p < .001$, odds ratio (OR) = 5.764×10^4 . Participants generally preferred the shorter path. The main effect of ‘order’ was significant as well, $z = -3.298$, $p = .001$, OR = 0.799. Participants switched from a right to a left path earlier in rightward sequences, indicating inverse hysteresis (Figure 2A). For path curvature, we also observed significant main effects of ‘position’, $t = +97.264$, $p < .001$, $\eta^2 = .770$, and of ‘order’, $t = +4.945$, $p < .001$, $\eta^2 = .009$. Participants stayed further to the left in rightward sequences, indicating curvature persistence, or regular hysteresis (Figure 2B).

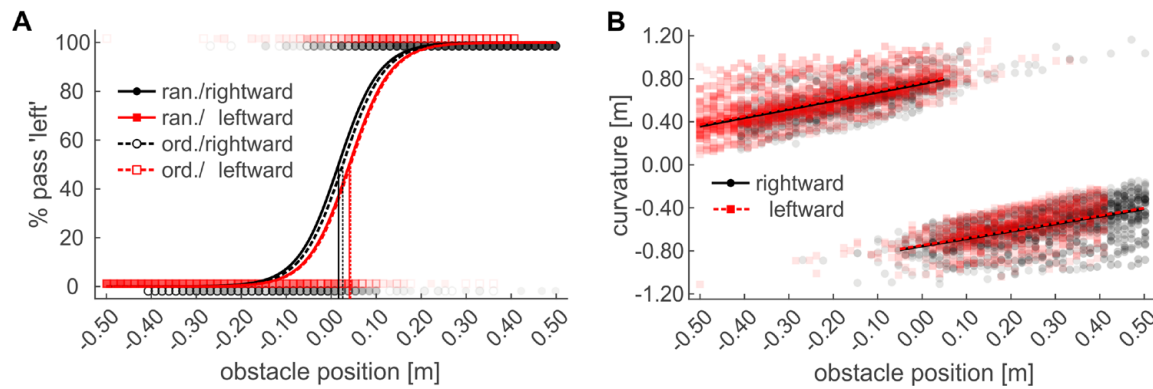


Figure 2: A) Probability of passing 'left' against obstacle 'position', split by 'task' (random vs ordered) and 'order'.
B) Path curvature against obstacle 'position', split by 'order' (Author's own figure).

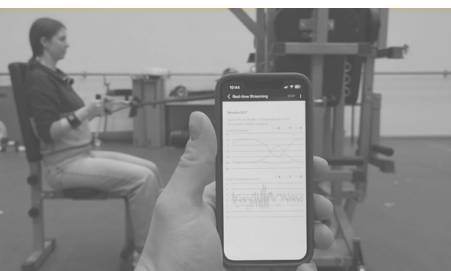
Discussion

This study tested whether inverse hysteresis would be replicated for path curvature and path choice in a full-body task. We observed regular hysteresis for curvature, but inverse hysteresis for choice. The persistence of prior curvature replicates previous results (Jax & Rosenbaum, 2007), whereas the inverse hysteresis in path choice contrasts with previous reaching studies (Warburton et al., 2024). Nevertheless, it corroborates recent findings from a full-body task (Schütz, 2026). Thus, our results contribute to a growing body of research indicating that the substantial mechanical costs associated with full-body movements are sufficient to induce a hysteresis reversal. Further, they imply that the distinct neural systems involved in trajectory planning and path selection are differentially affected by hysteresis.

References

- Jax, S. A., & Rosenbaum, D. A. (2007). Hand path priming in manual obstacle avoidance: Evidence that the dorsal stream does not only control visually guided actions in real time. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 33(2), 425–441.
- Rosenbaum, D. A., Cohen, R. G., Jax, S. A., Weiss, D. J., & van der Wel, R. P. R. D. (2007). The problem of serial order in behavior: Lashley's legacy. *Human Movement Science*, 26(4), 525–554.
- Schütz, C. (2026). Inverse hysteresis effects in a real and virtual environment. *Frontiers in Sports and Active Living*, Volume 8 - 2026. <https://www.frontiersin.org/journals/sports-and-active-living/articles/10.3389/fspor.2026.1734971>
- Warburton, M., Brookes, J., Hasan, M., Leonetti, M., Dogar, M., Wang, H., Cohn, A. G., Mushtaq, F., & Mon-Williams, M. (2024). Getting stuck in a rut as an emergent feature of a dynamic decision-making system. *Royal Society Open Science*, 11(4), 231550.

Session KI / KL / Machine Learning Messsysteme



AI-Generated Feedback in Sport and Rehabilitation: A Scoping Review on Its Alignment With Motor Learning Principles

Annika Stippler¹, Lennart Eing², Stefan Künzell¹

¹Institute of Sport Sciences, University of Augsburg; ²Chair for Human-Centered Artificial Intelligence, University of Augsburg

Introduction

Automated motion analysis systems leveraging Artificial Intelligence (AI) are increasingly being applied in the context of sport and rehabilitation. With advances in human pose estimation models (cf. OpenPose, Cao et al., 2017; MediaPipe, Lugaresi et al., 2019), it is now possible to extract precise skeletal data solely from image or video data and automatically analyze motion patterns. Based on this kinematic data, the correctness of the movement can be determined through different methods of AI in order to provide feedback (Baca, 2025). Theoretically, such systems have the potential to act as intelligent coaches by assessing movement quality and offering personalized suggestions for improvement. However, it remains unclear whether users can actually benefit from and learn a motor task through such AI-based coaching systems. In particular, it is uncertain whether such systems incorporate principles from motor learning theory. One such principle would be that feedback needs to be adapted to the complexity of the targeted motor skill as well as the expertise of the learner (Corbett et al., 2024; Sigrist et al., 2012). For example, research has shown that for complex motor tasks and novices, a higher feedback frequency is beneficial, while for simpler tasks and skilled learners, a reduced feedback frequency promotes enhanced learning (Petancevski et al., 2022). Human coaches account for such findings by implementing strategies such as summary feedback (i.e., collective summary over a series of practice attempts) or fading feedback (i.e., reducing the frequency of feedback over trials). Additionally, the more complex a task, the more an athlete benefits from feedback on his or her performance execution (i.e., Knowledge of Performance, KP) compared to feedback on the movement outcome (i.e., Knowledge of Result, KR) (Mason et al., 2020). Thus, this scoping review examines how markerless, i.e. non-intrusive vision-based AI systems in sport and rehabilitation conceptualise and deliver feedback, and whether they meet the standards established in motor learning research and support learning-related parameters such as feedback modality, motivation, timing and frequency (cf. Schmidt et al., 2019; Wulf & Lewthwaite, 2016).

Methods

Following the PRISMA-ScR framework and the JBI guidelines (Peters et al., 2020; Tricco et al., 2018), major databases (PubMed, Web of Science, Scopus, IEEE Xplore and ACM Digital Library) were systematically searched for studies published between 2018 and 2026. Studies were included if they (a) were peer-reviewed articles or conference proceedings written in English, (b) involved human participants, (c) applied vision-based AI methods (d) presented some sort of output (i.e., feedback) to users in any format on a given motor task, and (e) provided sufficient methodological details regarding the AI output, including the phrasing/visualization of feedback. Any disagreements were resolved through consensus. Data was collected on the systems' technical characteristics, feedback characteristics, motor learning alignment, and system evaluation.

Results

After screening 1403 articles, 58 studies met the inclusion criteria (title & abstract screening (AS & SK): Cohen's $\kappa = 0.7$; full text screening (AS & LE): Cohen's $\kappa = 0.84$). The most prevalent sport studied are fitness exercises ($n = 21$), followed by rehabilitation exercises ($n = 12$), Yoga ($n = 5$), Golf ($n = 3$), with the rest researching

sports such as Tennis, Taichi, Climbing, Diving, Soccer, Swimming and others. Regarding the modality of the feedback, the most prevalent approach remains purely textual feedback, with systems listing detected errors (36%). As all feedback systems in our study are presented to users through a screen, we distinguish between textual and visual feedback. Here, another third of all analyzed systems (31%) combines textual and visual output, with visual feedback often presenting a color-coded skeleton to highlight movement errors. The remaining systems use visual (22.4%) or visual + auditory output (6.9%), with one system using text + auditory (1.7%) or visual + auditory + text (1.7%), respectively. The absence of haptic feedback can be explained by the nature of markerless motion analysis systems examined in this review.

Furthermore, the results show a tendency of studies claiming to provide valuable feedback, yet these systems generate only binary output (right/wrong) without providing further actionable information (24%). Motivational cues were just given marginally (17.2%). Strategies such as fading feedback or blocked feedback were used by just one study, respectively. Motor learning theory is only marginally embedded in these systems, with only eight studies referencing research from this field or using principles such as incremental learning (13.8%).

In several cases, the method for determining reference movement standards, such as ideal joint angles, posture configurations, or temporal sequences, remains unspecified without providing further justification for these reference benchmarks (34%). The absence of explicit expert validation, biomechanical guidelines, or ground-truth annotations makes it difficult to assess whether the feedback from the AI system is actually valid and reliable. Furthermore, the systems' usability and validity remain largely unexamined (60% of studies lacking expert and/or user evaluation). Of those studies which evaluated their systems, different approaches were taken such as usability studies, expert ratings of the generated feedback, performance improvements or pain assessments (in a rehabilitation context).

Discussion

The findings indicate that AI-based feedback systems often fall short in delivering actionable feedback. A binary output (movement was correct/false, i.e. feedback in the form of KR) may be a technically straightforward task, but might be insufficient for early-stage learners, in particular if the task to be learnt is rather complex (Petancevski et al., 2022). As studies have shown, especially for tasks with more than one dimension to control, a combination of KR and KP is superior for learning compared to the provision of KR only (Oppici et al., 2024). Without information on what to change or how to change it, users may experience confusion, frustration, or disengagement. Furthermore, other aspects such as motivation or adapted feedback frequency were only marginally acknowledged or embedded.

More critically, the absence of well-defined reference standards for some systems (e.g., determined through expert knowledge) undermines the reliability of the feedback itself. As Schmidt et al. (2019) caution, inaccurate or misleading feedback can actively hinder motor learning rather than support it. Moreover, the lack of systematic usability and validity evaluations raises concerns about the real-world applicability of these systems. Even if a system detects movement errors accurately, its feedback may not be perceived as useful or understandable by users or experts.

Conclusion

AI-based feedback systems have huge potential as they provide a scalable and easy-to-access solution for real-time feedback in sport and rehabilitation. However, it appears as if those systems are (not always) designed with learning in mind. Future research should focus on developing systems which incorporate principles derived from motor learning theory to provide actionable, user-friendly and reliable feedback.

References

- Baca, A. (2025). Perspectives of Artificial Intelligence in Training and Exercise. In: Blondin, M. J., Fister Jr., I., Pardalos, P. M. (eds), *Artificial Intelligence, Optimization, and Data Sciences in Sports*. Springer Optimization and Its Applications, vol 218. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-76047-1_9
- Corbett, R., Partington, M., Ryan, L., & Cope, E. (2024). A systematic review of coach augmented verbal feedback during practice and competition in team sports. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 19(2), pp. 864–881. <https://doi.org/10.1177/17479541231218665>
- Cao, Z., Simon, T., Wei, S.-E., & Sheikh, Y. (2017). Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, pp. 7291–7299. https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017/html/Cao_Realtime_Multi-Person_2D_CVPR_2017_paper.html
- Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., McClanahan, C., Uboweja, E., Hays, M., Zhang, F., Chang, C., Yong, M. G., Lee, J., & Weitere (2019). MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines, arXiv:1906.08172
- Mason, R. J., Farrow, D., & Hattie, J. A. C. (2020). Sports Coaches' Knowledge and Beliefs About the Provision, Reception, and Evaluation of Verbal Feedback. *Frontiers in Psychology*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.571552>
- Oppici, L., Dix, A., & Narciss, S. (2024). When is knowledge of performance (KP) superior to knowledge of results (KR) in promoting motor skill learning? A systematic review. *International Review of Sport and Exercise Psychology*, 17(1), 182–207. <https://doi.org/10.1080/1750984X.2021.1986849>
- Petancevski, E. L., Inns, J., Fransen, J., & Impellizzeri, F. M. (2022). The effect of augmented feedback on the performance and learning of gross motor and sport-specific skills: A systematic review. *Psychology of Sport and Exercise*, 63, 102277. <https://doi.org/10.1016/j.psychsport.2022.102277>
- Peters, M. D. J., Marnie, C., Tricco, A. C., Pollock, D., Munn, Z., Alexander, L., McInerney, P., Godfrey, C. M., & Khalil, H. (2020). Updated methodological guidance for the conduct of scoping reviews. *JBI Evidence Synthesis*, 18(10), 2119. <https://doi.org/10.11124/JBIES-20-00167>
- Schmidt, R. A., Lee, T. D., Winstein, C. J., Wulf, G., & Zelaznik, H. N. (2019). *Motor control and learning: A behavioral emphasis* (6th ed.). Human Kinetics.
- Sigrist, R., Rauter, G., Riener, R., & Wolf, P. (2012). Augmented visual, auditory, haptic, and multimodal feedback in motor learning: A review. *Psychonomic Bulletin & Review*, 20(1), 21–53. <https://doi.org/10.3758/s13423-012-0333-8>
- Tricco, A. C., Lillie, E., Zarin, W., O'Brien, K. K., Colquhoun, H., Levac, D., Moher, D., Peters, M. D. J., Horsley, T., Weeks, L., Hempel, S., Akl, E. A., Chang, C., McGowan, J., Stewart, L., Hartling, L., Aldcroft, A., Wilson, M. G., Garritty, C., Straus, S. E. (2018). PRISMA Extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR): Checklist and Explanation. *Annals of Internal Medicine*, 169(7), pp. 467–473. <https://doi.org/10.7326/M18-0850>

Validierung KI-basierter Videoanalysen auf Mobilgeräten zur Erfassung der motorischen Leistungsfähigkeit: Ein Studienprotokoll

Clara S. A. Zoeller¹, Manuel Stein², Michael Schwenk^{2,3}, Thorsten Stein¹, Claudia Niessner¹

¹Karlsruher Institut für Technologie; ²Subsequent GmbH, Konstanz; ³Universität Konstanz

Einleitung

Die Erfassung der motorischen Leistungsfähigkeit liefert wichtige Informationen über den aktuellen Leistungsstand sowie über die zeitliche Entwicklung der motorischen Fähigkeiten eines Individuums. Diese Informationen können genutzt werden, um gezielte Interventionen zur Förderung der motorischen Fähigkeiten abzuleiten und somit die positiven Effekte einer gut ausgebildeten motorischen Leistungsfähigkeit effektiv zu nutzen (Barnett et al., 2016).

Die motorische Leistungsfähigkeit wird meistens durch zielgruppenspezifisch (zum Beispiel Kinder, Senioren) abgestimmte, motorische Testprofile im Feld (zum Beispiel Schule, Verein) erfasst (Payne & Isaacs, 2017; Ulrich, 2000). Ein Vorteil dieser Testprofile liegt in ihrer relativ einfachen Durchführung in der Praxis, da sie mit einem geringen Kosten- und Zeitaufwand umsetzbar sind. Trotz des Versuchs einer möglichst objektiven Testdurchführung sind insbesondere koordinative Aufgaben nicht vollständig frei von subjektiven Einschätzungen der Testleitung, beispielsweise bei der Bewertung von Ausführungsfehlern (Liao et al., 2020).

Die Analyse kinematischer Variablen, die mittels Motion-Capture-Systemen aufgezeichnet werden, stellt eine objektive Alternative zu Testprofilen dar (Mündermann et al., 2006; Stenum et al., 2021). Klassischerweise erfolgt die Erhebung kinematischer Daten durch markerbasierte 3D-Systeme in biomechanischen Laboren bei experimentellen Studien. Hierbei werden die Versuchspersonen mit einer Vielzahl reflektierender Marker ausgestattet, deren Bewegung von mehreren Kameras erfasst werden (Das et al., 2023). Diese Form der Datenerhebung gilt in der Sportwissenschaft und Biomechanik als Goldstandard, weist jedoch ebenfalls Nachteile auf. So sind sowohl die Anbringung der Marker als auch die Kalibrierung zeitaufwändig (Das et al., 2023; Eltoukhy et al., 2017). Darüber hinaus sind die Anschaffungskosten sehr hoch und die Durchführung ist auf Laborumgebungen beschränkt. Daher eignet sich diese Methode nur eingeschränkt für Untersuchungen mit großen Stichproben (Eltoukhy et al., 2017; Mauntel et al., 2021; Reinking et al., 2018).

Eine mögliche Alternative stellt der Einsatz von markerlosen Motion-Capture-Systemen dar, die derzeit ein wachsendes Forschungsfeld der Biomechanik darstellen. Diese Systeme basieren auf KI-gestützten Posenerkennungsalgorithmen, die mithilfe großer Datensätze trainiert werden (Ngali & An, 2023; Stenum et al., 2021). Hierfür werden anatomische Orientierungspunkte in Videodaten manuell gelabelt, sodass diese die Orientierungspunkte anschließend automatisch bei neuen Videos identifizieren können (Stenum et al., 2021). Diese Anwendungen ermöglichen die Erfassung kinematischer Variablen anhand der Aufnahme einer Bewegung durch eine einzelne Kamera, beispielsweise die eines Smartphones. Dies erleichtert die Untersuchung motorischer Leistungen und ermöglicht die Evaluation großer Stichproben in kurzer Zeit (Stenum et al., 2021).

Solche Apps wurden bereits für Erwachsene, ältere Personen und Sportler:innen entwickelt und validiert. Für die Erfassung der motorischen Leistungsfähigkeit von Kindern bestehen derzeit hingegen noch Forschungslücken (El-Rajab et al., 2025; Zoeller et al., 2026).

Dementsprechend ist das Ziel des vorliegenden Studienprotokolls die Validierung einer App zur markerlosen Erfassung der motorischen Leistungsfähigkeit von Kindern.

Methoden

Ziel der vorliegenden querschnittlichen Studie ist die Überprüfung der Validität und Reliabilität einer KI-basierten Videoanalyse auf einem Smartphone zur Erfassung der motorischen Fähigkeiten und Fertigkeiten von Kindern. Die Studie wird als Laborstudie im BioMotion Center des Instituts für Sport und Sportwissenschaft am Karlsruher Institut für Technologie durchgeführt. Alle Teilnehmenden und deren Erziehungsberechtigten erhalten genaue Informationen zum Studienablauf und eine schriftliche Einverständniserklärung wird vor Untersuchungsbeginn eingeholt. Die Studie wird in Übereinstimmung mit der Deklaration von Helsinki durchgeführt und die Genehmigung der Ethikkommission des Karlsruher Instituts für Technologie wird eingeholt.

Stichprobe

Basierend auf den Ergebnissen einer vergleichbaren Studie (Barzyk et al., 2024) wurde eine Poweranalyse zur Bestimmung der erforderlichen Stichprobengröße durchgeführt ($\alpha = 0,05$; Power $(1-\beta) = 0,8$). Die Analyse ergab eine Stichprobengröße von $N = 7$. Die teilnehmenden Kinder sind zwischen 5 und 12 Jahren alt. Als Ausschlusskriterien gelten akute oder chronische Verletzungen des Bewegungsapparats sowie neurologische oder sonstige Erkrankungen, die die motorische Leistungsfähigkeit beeinträchtigen können.

Materialien

Das markerbasierte System besteht aus 16 Kameras (Vicon Motion Systems; Oxford Metrics Group, Oxford, UK; 10 Vantage V8 and 6 Vero V2.2 cameras), mit einer Aufnahmefrequenz von 200 Hz. Insgesamt werden 49 reflektierende Marker anhand des Full-body Plug-in Gait Systems auf dem Kopf, dem Rumpf, der Hüfte sowie den oberen und unteren Extremitäten an den Versuchspersonen angebracht (Vicon Motion Systems Ltd., 2023). Die Daten werden dann zunächst in Vicon Nexus V2.12 verarbeitet und die weitere Datenverarbeitung erfolgt danach in MATLAB (R2026a, Mathworks Inc., Natick, USA).

Das markerlose System wurde von der Subsequent GmbH entwickelt. Durch maschinelles Lernen und Computer Vision ermöglicht das System die Echtzeitextraktion von Skelettdaten und innovative Bewegungsanalysen aus Videoaufnahmen. Dabei werden nicht nur zweidimensionale, sondern dreidimensionale Poseninformationen extrahiert. Grundlage des Systems ist die Analyse von Videoaufnahmen einer einzelnen RGB-Kamera, beispielsweise eines Smartphones. Die Rekonstruktion der Tiefendimension erfolgt dabei mithilfe von KI-basierten Algorithmen zur monokularen Tiefenschätzung.

Das System umfasst zwei zentrale Verarbeitungsschritte. Zunächst erfolgt die sogenannte Pose Estimation, bei der mithilfe eines Convolutional Neural Networks die Position und Körperhaltung der Person erkannt und dreidimensionale Skelettdaten generiert werden. Anschließend werden Bewegungssequenzen analysiert und kinematische Parameter extrahiert. Hierfür kommen neuronale Netzwerkarchitekturen wie bidirektionale Long-Short-Term-Memory-Modelle sowie Temporal Convolutional Networks zum Einsatz. Die Algorithmen werden mittels Deep-Learning-Verfahren auf großen Datensätzen trainiert, wodurch anatomische Orientierungspunkte automatisiert erkannt und Bewegungsmuster analysiert werden können.

Studienablauf

Nachdem die Einverständniserklärung der Erziehungsberechtigten eingeholt wurde, werden zunächst die reflektierenden Marker des Vicon-Systems an den Versuchspersonen angebracht. Danach durchlaufen die Versuchspersonen ein standardisiertes Aufwärmprogramm, bestehend aus Hampelmännern, Kniehebeläufen und Sidesteps. Die einzelnen Übungen werden für jeweils 30 Sekunden durchgeführt, gefolgt von 30 Sekunden

Pause. Im Anschluss absolvieren die Versuchspersonen fünf ausgewählte motorische Aufgaben (1. Counter-movement Jump (Kraft), 2. Gang (Koordination), 3. Rumpfbeuge (Beweglichkeit), 4. Seitliches Hin und Herspringen (Koordination), 5. Kniehelauf auf der Stelle (Ausdauer)) und währenddessen werden die Bewegungen zeitgleich vom Vicon-System und dem Smartphone aufgezeichnet. Die Aufgabenauswahl erfolgte mit dem Ziel, möglichst unterschiedliche Dimensionen der motorischen Leistungsfähigkeit gemäß dem Modell von Bös (2023) abzubilden und gleichzeitig eine inhaltliche Vergleichbarkeit zu etablierten motorischen Feldtestprofilen herzustellen. Darüber hinaus wurden ausschließlich Aufgaben berücksichtigt, die ohne zusätzliches Testmaterial durchgeführt werden können, um eine hohe Praktikabilität und Übertragbarkeit in niedrighochwertige Testsettings sicherzustellen.

Statistische Analyse

Die statistische Analyse wird in R durchgeführt (R Core Team, 2025). Die Validität der App wird anhand des Pearson-Korrelationskoeffizienten (r) untersucht, der für jede durchgeführte Übung separat berechnet wird. Hierzu werden die mit der App und dem Vicon-System gemessenen Gelenkwinkel für die einzelnen Testaufgaben korreliert. Zur Beurteilung der Reliabilität wird ein zweifaktorieller Intraklassen-Korrelationskoeffizient (ICC(3,1)) verwendet. Das Signifikanzniveau wird für alle statistischen Analysen auf $\alpha = 0,05$ festgelegt. Zusätzlich werden Bland–Altman-Plots erstellt, um die Übereinstimmung zwischen der App und dem Vicon-System zu beurteilen. Die motorische Leistungsfähigkeit wird in einem ersten Schritt anhand quantitativer Leistungsparameter erfasst. Die zusätzlich erhobenen kinematischen Parameter dienen der objektiven Bewertung der Bewegungsausführung und werden genutzt, um die Validität der Wiederholungen zu beurteilen und gegebenenfalls ungültige Durchführungen auszuschließen.

Ergebnisse

Es wird erwartet, dass die KI-basierte Videoanalyse bereits eine gute Validität und Reliabilität bei der Erfassung der motorischen Leistungsfähigkeit von Kindern aufweist. Gleichzeitig wird erwartet, dass weitere Anpassungen und Optimierungen des Modells erforderlich sein können, um die spezifischen Anforderungen der kindlichen Bewegungsmuster vollständig abzubilden.

Diskussion

Die Studie soll neue Erkenntnisse darüber liefern, ob eine KI-basierte Videoanalyse auf Mobilgeräten als valide und reliable Methode zur Erfassung der motorischen Leistungsfähigkeit von Kindern eingesetzt werden kann. Dieser Ansatz eröffnet die Möglichkeit, die Erfassung der motorischen Fähigkeiten und Fertigkeiten in bevölkerungsbezogenen Studien, kinderärztlichen Vorsorgeuntersuchungen sowie Schuleingangsuntersuchungen durch eine objektive Messmethode zu ergänzen und gleichzeitig den finanziellen und organisatorischen Aufwand von Untersuchungen zu reduzieren.

Darüber hinaus ermöglicht der Einsatz dieser Anwendung Rückschlüsse auf die Bewegungsqualität der Kinder, während klassische Feldtestprofile überwiegend die Bewegungsquantität erfassen. Hierdurch können unter anderem Koordinationsprobleme, kompensatorische Bewegungsmuster sowie Entwicklungsstörungen motorischer Funktionen frühzeitig identifiziert werden.

Literatur

- Barnett, L. M., Stodden, D., Cohen, K. E., Smith, J. J., Lubans, D. R., Lenoir, M., Iivonen, S., Miller, A. D., Laukkanen, A., Dudley, D., Lander, N. J., Brown, H., & Morgan, P. J. (2016). Fundamental Movement Skills: An Important Focus. *Journal of Teaching in Physical Education*, 35(3), 219–225. <https://doi.org/10.1123/jtpe.2014-0209>
- Barzyk, P., Zimmermann, P., Stein, M., Keim, D., & Gruber, M. (2024). AI-smartphone markerless motion capturing of hip, knee, and ankle joint kinematics during countermovement jumps. *European Journal of Sport Science*, 24(10), 1452–1462. <https://doi.org/10.1002/ejsc.12186>
- Bös, K. (2023). Motorische Leistungsfähigkeit – Begriffsbestimmung und Messung. In *Sportorthopädie und -Traumatologie im Kindes- und Jugendalter* (S. 73–79). Springer.
- Das, K., De Paula Oliveira, T., & Newell, J. (2023). Comparison of markerless and marker-based motion capture systems using 95 % functional limits of agreement in a linear mixed-effects modelling framework. *Scientific Reports*, 13(1), 22880. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-49360-2>
- El-Rajab, I., Klotzbier, T. J., Korbus, H., & Schott, N. (2025). Camera-based mobile applications for movement screening in healthy adults: A systematic review. *Frontiers in Sports and Active Living*, 7. <https://doi.org/10.3389/fspor.2025.1531050>
- Eltoukhy, M., Kuenze, C., Oh, J., Wooten, S., & Signorile, J. (2017). Kinect-based assessment of lower limb kinematics and dynamic postural control during the star excursion balance test. *Gait & Posture*, 58, 421–427. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2017.09.010>
- Liao, Y., Vakanski, A., Xian, M., Paul, D., & Baker, R. (2020). A review of computational approaches for evaluation of rehabilitation exercises. *Computers in Biology and Medicine*, 119, 103687. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.103687>
- Mauntel, T. C., Cameron, K. L., Pietrosimone, B., Marshall, S. W., Hackney, A. C., & Padua, D. A. (2021). Validation of a Commercially Available Markerless Motion-Capture System for Trunk and Lower Extremity Kinematics During a Jump-Landing Assessment. *Journal of Athletic Training*, 56(2), 177–190. <https://doi.org/10.4085/1062-6050-0023.20>
- Mündermann, L., Corazza, S., & Andriacchi, T. P. (2006). The evolution of methods for the capture of human movement leading to markerless motion capture for biomechanical applications. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 3(1), 6. <https://doi.org/10.1186/1743-0003-3-6>
- Ngali, M. Z., & An, W. C. (2023). Artificial intelligence in biomechanics pose estimation and the applications in human-related engineering. *AIP Conference Proceedings*, 2530(1), 050006. <https://doi.org/10.1063/5.0125285>
- Payne, V. G., & Isaacs, L. D. (2017). *Human Motor Development: A Lifespan Approach*. Routledge.
- R Core Team. (2025). R: A Language and Environment for Statistical Computing [Software]. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Reinking, M. F., Dugan, L., Ripple, N., Schleper, K., Scholz, H., Spadino, J., Stahl, C., & McPoil, T. G. (2018). Reliability of two-dimensional video-based running gait analysis. *International Journal of Sports Physical Therapy*, 13(3), 453–461. <https://doi.org/10.26603/ijsp.20180453>
- Stenum, J., Cherry-Allen, K. M., Pyles, C. O., Reetzke, R. D., Vignos, M. F., & Roemmich, R. T. (2021). Applications of Pose Estimation in Human Health and Performance across the Lifespan. *Sensors*, 21(21), 7315. <https://doi.org/10.3390/s21217315>
- Ulrich, D. (2000). Test of gross motor development-2.
- Vicon Motion Systems Ltd. (2023). Plug-in Gait Reference Guide. <https://help.vicon.com/space/Nexus216/11607059/Plug-in+Gait+Reference+Guide>
- Zoeller, C. S., Niessner, C., Fleps, M., Klein, T., Hanssen-Doose, A., Burchartz, A., Woll, A., & Stein, T. (2026). Video-Based Motion Capture Smartphone Apps for Testing Human Motor Performance Skills: Scoping Review. *JMIR mHealth and uHealth*, 14, e65474–e65474. <https://doi.org/10.2196/65474>

Kontaktlose Erfassung von Landungspositionen mittels LiDAR: Pilotstudie im Vergleich zu optischem Motion Capture

Nina Claassen¹, Benjamin Moßmaier¹, Jasper Golembiewski², Dirk Debus³, Katja Ferger^{1,3}

¹Universität Osnabrück; ²SRH Hochschule Heidelberg; ³Justus-Liebig Universität Gießen

Einleitung

Die quantitative Bewegungsanalyse im Sport basiert häufig auf optischen Motion-Capture-Systemen (MoCap) (zum Beispiel Vicon, OptiTrack), die aufgrund ihrer hohen Genauigkeit als Referenzstandard für kinematische Messungen gelten (D'Souza et al., 2024; Das et al., 2023; D'Haene et al., 2024). Gleichzeitig sind diese Systeme meist kostenintensiv, laborgebunden und erfordern eine aufwendige Vorbereitung der Proband:innen durch Markerplatzierung. Dadurch ist ihr Einsatz in trainingsnahen oder wettkampfnahen Situationen nur eingeschränkt praktikabel (Adesida et al., 2019; Schwartz et al., 2004). In der sporttechnologischen Forschung gewinnen daher alternative Sensorsysteme, zum Beispiel Inertial Measurement Units (IMUs) zunehmend an Bedeutung, die Bewegungs- und Positionsparameter möglichst kontaktlos, zeiteffizient und feldnah erfassen können. Obwohl sensorbasierte Messsysteme eine feldnahe und zeiteffiziente Bewegungsanalyse ermöglichen, zeigen einige Studien teils heterogene Befunde zur Validität und Reliabilität, insbesondere aufgrund unterschiedlicher Testprotokolle, Sensorpositionierungen, Zielparameter und Auswertungsverfahren (Johnston et al., 2019; Kobsar et al., 2020; Poitras et al., 2019). Neue Messsysteme sollten daher nicht nur allgemein, sondern bewegungs- und parameterspezifisch gegenüber etablierten Referenzsystemen verglichen und hinsichtlich ihrer Test-Retest-Reliabilität geprüft werden.

Im Doppelminitrampolinturnen stellen Landungen einen zentralen Bestandteil der Wettkampfbewertung dar und werden bislang ausschließlich visuell durch Wertungsrichter:innen beurteilt. Eine objektive und reproduzierbare Erfassung der Landepositionen könnte sowohl Bewertungsprozesse als auch das leistungsdiagnostische Feedback unterstützen. Vor diesem Hintergrund wird gemeinsam mit einem Industriepartner ein LiDAR (Light Detection and Ranging)-basiertes Sensorsystem entwickelt, das Landungspositionen kontaktlos und automatisiert erfassen soll. Voraussetzung für einen späteren Einsatz ist der Nachweis, dass die mit LiDAR bestimmten Landepositionen mit denen etablierter optischer Motion-Capture-Systeme vergleichbar sind. Aktuelle Arbeiten zur LiDAR-basierten Human-Motion-Erfassung zeigen, dass Punktwolken grundsätzlich für die Rekonstruktion menschlicher Bewegung genutzt werden können, gleichzeitig aber Herausforderungen hinsichtlich Segmentierung, Verdeckung, räumlicher Registrierung und Übertragbarkeit auf dynamische Bewegungssituationen bestehen (Li et al., 2022). Für die kontaktlose Erfassung von Landungspositionen in sportpraktischen Bewegungsaufgaben liegen bislang jedoch nur begrenzte Erkenntnisse vor.

Ziel

Ziel dieser Pilotstudie ist der Methodenvergleich eines LiDAR-basierten Messsystems mit einem optischen MoCap hinsichtlich der Erfassung von Landungspositionen nach einem standardisierten beidbeinigen Standweitsprung. Dabei soll untersucht werden, in welchem Ausmaß beide Systeme vergleichbare Positionsinformationen der unteren Extremitäten liefern. Die Pilotstudie bildet gleichzeitig die Grundlage für eine anschließende Untersuchung der Test-Retest-Reliabilität des LiDAR-Systems.

Methode

Die Proband:innen absolvieren standardisierte beidbeinige Standweitsprünge aus definierter Ausgangsposition. Die Landeposition wird simultan mit einem LiDAR-Sensor sowie einem OptiTrack-MoCap-System erfasst. Die Proband:innen starten aus einer definierten Ausgangsposition hinter einer Startlinie, springen beidbeinig nach vorne und stabilisieren die Landeposition für mehrere Sekunden. Aus der LiDAR-Punktwolke werden nach Begrenzung des Messbereichs sowie Entfernung statischer Umgebungsanteile die Punktcluster der linken und rechten unteren Extremität segmentiert. Für die stabile Standphase nach der Landung wird jeweils das geometrische Zentrum der Punktcluster als Landeposition bestimmt. Für das Referenzsystem werden funktional äquivalente Positionsgrößen aus den Markerdaten berechnet. Verglichen werden die Positionen beider Systeme sowie der daraus resultierende zweidimensionale Positionsfehler.

In der Pilotmessung wurden $N = 9$ Proband:innen untersucht. Pro Person wurden 3 gültige Landungsversuche simultan mit einem LiDAR-Sensor der Firma Leuze (Modell ROD 308; Messfrequenz: 50 Hz) und einem OptiTrack-System (8/Prime 17W; Messfrequenz: 240 Hz) aufgezeichnet.

Ein Ethikantrag für die Hauptstudie wurde bei der zuständigen Ethikkommission eingereicht; alle Teilnehmenden der Pilotmessung gaben vor der Datenerhebung eine schriftliche informierte Einwilligung.

Ergebnisse (Pilotdaten)

	LiDAR_l	OptiTrack_l	LiDAR_r	OptiTrack_r	LiDAR_Diff, Beine	OptiTrack_Diff, Beine
M $\pm$ SD [m]	1,950 $\pm$ 0,366	1,951 $\pm$ 0,378	1,940 $\pm$ 0,379	1,969 $\pm$ 0,405	0,237 $\pm$ 0,070	0,230 $\pm$ 0,062
MAE	0,036 $\pm$ 0,056		0,020 $\pm$ 0,015		0,030 $\pm$ 0,029	

Tabelle 1: Mittelwert und Standardabweichung der Positionsdaten beider Systeme für die linke (l) und rechte (r) untere Extremität sowie des Abstands zwischen beiden unteren Extremitäten. Die Differenzwerte beschreiben die mittlere absolute Abweichung (MAE) zwischen beiden Systemen (Eigene Darstellung).

Geplante Auswertung

Zur Quantifizierung der Übereinstimmung werden mittlere Differenzen, mittlere absolute Fehler (MAE) und Root Mean Square Error (RMSE) berechnet. Ergänzend erfolgt eine Bland-Altman-Analyse zur Bewertung der Übereinstimmung beider Messverfahren. Für die Hauptstudie ist eine Erweiterung auf zwei Testtage geplant, um neben dem Methodenvergleich auch die Test-Retest-Reliabilität der LiDAR-basierten Positionsparameter zu untersuchen. Dazu werden Intraklassenkorrelationskoeffizienten (ICC), Standard Error of Measurement (SEM) und Minimal Detectable Change (MDC) berechnet.

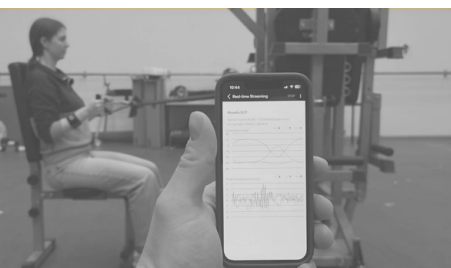
Diskussion

Die Studie liefert eine Grundlage zur Bewertung, ob LiDAR-basierte Sensorsysteme zur kontaktlosen Erfassung von Landungspositionen in sportpraktischen Anwendungen geeignet sind. Langfristig könnten entsprechende Verfahren objektive und reproduzierbare Bewegungsanalysen in Trainings- und Wettkampfumgebungen unterstützen und Perspektiven für technisch-kompositorische Sportarten wie das Doppelmini-Trampolinturnen eröffnen.

Literatur

- Adesida, Y., Papi, E., & McGregor, A. H. (2019). Exploring the role of wearable technology in sport kinematics and kinetics: A systematic review. *Sensors*, 19(7), Article 1597. <https://doi.org/10.3390/s19071597>
- Das, K., de Paula Oliveira, T., & Newell, J. (2023). Comparison of markerless and marker-based motion capture systems using 95 % functional limits of agreement in a linear mixed-effects modelling framework. *Scientific Reports*, 13, Article 22880. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-49360-2>
- D’Haene, M., Chorin, F., Colson, S. S., Guérin, O., Zory, R., & Piche, E. (2024). Validation of a 3D markerless motion capture tool using multiple pose and depth estimations for quantitative gait analysis. *Sensors*, 24(22), Article 7105. <https://doi.org/10.3390/s24227105>
- D’Souza, S., Siebert, T., & Fohanno, V. (2024). A comparison of lower body gait kinematics and kinetics between Theia3D markerless and marker-based models in healthy subjects and clinical patients. *Scientific Reports*, 14, Article 29154. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-80499-8>
- Fédération Internationale de Gymnastique. (2025). 2025–2028 Code of Points: Trampoline gymnastics. https://www.gymnastics.sport/publicdir/rules/files/en_1.1%20-%20TRA%20Code%20of%20Points%202025-2028.pdf
- Johnston, W., O’Reilly, M., Argent, R., & Caulfield, B. (2019). Reliability, validity and utility of inertial sensor systems for postural control assessment in sport science and medicine applications: A systematic review. *Sports Medicine*, 49(5), 783–818. <https://doi.org/10.1007/s40279-019-01095-9>
- Kobsar, D., Charlton, J. M., Tse, C. T. F., Esculier, J.-F., Graffos, A., Krowchuk, N. M., Thatcher, D., & Hunt, M. A. (2020). Validity and reliability of wearable inertial sensors in healthy adult walking: A systematic review and meta-analysis. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 17, Article 62. <https://doi.org/10.1186/s12984-020-00685-3>
- Li, J., Zhang, J., Wang, Z., Shen, S., Wen, C., Ma, Y., Xu, L., Yu, J., & Wang, C. (2022). LiDARCap: Long-range markerless 3D human motion capture with LiDAR point clouds. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 20502–20512).
- Poitras, I., Biemann, M., Campeau-Lecours, A., Mercier, C., Bouyer, L. J., & Roy, J.-S. (2019). Validity and reliability of wearable sensors for joint angle estimation: A systematic review. *Sensors*, 19(7), Article 1555. <https://doi.org/10.3390/s19071555>
- Schwartz, M. H., Trost, J. P., & Wewey, R. A. (2004). Measurement and management of errors in quantitative gait data. *Gait & Posture*, 20(2), 196–203. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2003.09.011>

Poster



Clustering Strategies During Virtual Reality Reaching Tasks

Chiara Boffo^{1,2}, Dan Bürger², Kerstin Witte²

¹University of Verona, Faculty of Science and Engineering, Department of Computer Science; ²Otto von Guericke University Magdeburg, Faculty for Humanities, Department Sports Engineering/Movement Science

Introduction

Reactions to visual stimuli are an important skill in sports, involving complex response movements (Klostermann et al., 2020). Such responses depend not only on the final outcome, but also on perceptual-motor processes such as visual search, information pickup, and movement execution (Mann et al., 2007). However, research has mainly focused on performance-related measures such as reaction times and execution errors, not considering how the result was achieved (Bürger et al., 2026). Virtual reality (VR) offers advantages over real-world settings, including potentially greater ecological validity and investigating human behavior in complex but controlled contexts (Bürger et al., 2026). Since VR provides the opportunity to capture detailed movement trajectories and kinematic information during task execution (Clark et al., 2023), it is possible to examine whether participants apply different movement strategies for the same task. Therefore, the present study proposes an approach to explore different motor strategies adopted during a VR reaction tasking involving reaching.

Methods

The analysis used data collected in three studies involving 67 healthy participants (27 females, 40 males, mean age: 25.6 ± 3.4 years). In each study, participants performed three 60-second rounds of a VR reaction wall task in which they searched for an illuminated target and reached toward it using handheld controllers. After target hit, another target lit up. Before the analyses, the original movement data were pre-processed and single reactions segmented into trials defined from target illumination to target hit. Kinematic features were then calculated separately for two temporal intervals: the exploratory phase (last target hit to new target rendered in display) and the execution phase (target rendered in display to target hit). The extracted features included head–target distance, head rotation angular velocity, head velocity and hand movement dispersion ellipsoid. Finally, K-means clustering with $K = 3$ was applied separately to the two intervals to identify different visuomotor strategies for each trial.

Results

The cluster analysis identified distinct visuomotor strategies across 10840 trials analyzed in both phases. In the exploratory phase, the two main clusters differed between a more stable behavior (Cluster 2: 5594 trials, low head rotation activity, reduced movement volume, greater distance to the wall), and a more exploratory strategy (Cluster 1: 4727 trials, higher visual and motor activity, closer positioning to the wall). A third cluster (Cluster 0: 519 trials) reflecting a highly motor-oriented strategy was also identified. In the execution phase, two dominant execution modes emerged: a visually active but spatially compact strategy (Cluster: 0, 6042 trials, high head rotation activity, reduced movement volume), and a less visually exploratory strategy (Cluster 1: 4230 trials, lower head rotation activity, greater distance to the wall). A smaller cluster (Cluster 2: 568 trials) characterized by more active execution behavior was also observed. The distribution of trials across participants indicated that Cluster 0 and Cluster 1 were present in large proportions in several participants (Table 1).

	100–90 %	89–80 %	79–70 %	69–60 %	59–50 %	49–40 %	39–30 %	29–20 %	19–10 %	9–0 %
Cluster 0 (n)	8	9	8	5	8	5	3	7	8	6
Cluster 1 (n)	5	3	7	7	4	6	6	5	11	13
Cluster 2 (n)	0	0	0	0	1	0	0	0	9	57

Table 1: Distribution of participant-specific trial proportions assigned to each cluster during the execution phase. Values indicate the number of participants whose percentage of trials in a given cluster falls within the respective interval (Author's own figure).

Discussion

The results suggest that visuomotor behavior in the VR reaching task is not uniform, but rather organized into distinct preparatory and execution strategies. As expected, exploratory gaze behavior decreased after target appearance, possibly reflecting a transition from visual exploration toward more efficient movement control during task execution. Furthermore, the cluster distributions suggest that participants tend to adopt preferential visuomotor strategies, indicating the presence of distinct behavioral patterns across individuals. This finding aligns with previous evidence highlighting inter-individual variability in reaching behavior, suggesting that the same motor goal can be achieved through different coordination patterns and movement organizations across individuals (Zhao et al., 2021).

References

- Bürger, D., Altrogge, K., Heilmann, F., Pastel, S. & Witte, K. (2026). Effects of central and peripheral Go/No-Go signals on reactions to peripheral stimuli in virtual reality. *Front. Virtual Real.*, 7:1706034. <https://doi.org/10.3389/frvir.2026.1706034>
- Clark, L. D., El Iskandarani, M., & Riggs, S. L. (2023). The effect of movement direction, hand dominance, and hemi-space on reaching movement kinematics in virtual reality. *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–18. ACM. <https://doi.org/10.1145/3544548.3581191>
- Klostermann, A. Vater, C., Kredel, R. & Hossner, E.-J. (2020). Perception and action in sports: On the functionality of foveal and peripheral vision. *Front Sports Act Living.*, 1:66. <https://doi.org/10.3389/fspor.2019.00066>
- Mann, D. T. Y., Williams, A. M., Ward, P., & Janelle, C. M. (2007). Perceptual-cognitive expertise in sport: A meta-analysis. *Journal of Sport & Exercise Psychology*, 29(4), 457–478. <https://doi.org/10.1123/jsep.29.4.457>
- Zhao, K., Zhang, Z., Wen, H. & Scano, A. (2021). Intra-subject and inter-subject movement variability quantified with muscle synergies in upper-limb reaching movements. *Biomimetics*, 6(4):63. <https://doi.org/10.3390/biomimetics6040063>

Motivational Foundations in Orienteering – A Needs Analysis for Feature Development for Orienteering in Schools

Sebastin Klein^{1,2}, Peter Gröpel¹

¹University of Vienna, Department of Sport and Human Movement Science, Centre for Sport Science and University Sports;

²University of Vienna, Vienna Doctoral School of Pharmaceutical, Nutritional and Sport Sciences

Introduction

Orienteering is an endurance-running sport that combines physical activity with cognitive demands, thereby promoting health and cognitive development. Recognizing this potential, the COMPASS 2 project – funded under the Erasmus Sport programme – was launched to develop educational tools and a mobile application supporting PE teachers, coaches, and training therapists in delivering orienteering exercises at school. The present study sought to identify the key motivational factors and gamification elements necessary to make orienteering engaging, and to derive concrete implications for the design and feature development of the Compass App.

Methods

The data was collected through 16 individual semi-structured interviews with active orienteering coaches working with the project's target group (early adolescents and/or older adults). Eight Participants were female and 8 were male with a mean age of 42.8 (SD = 12.99) and an average coaching experience of 10.4 years (SD = 7.02). Coaches were recruited from orienteering clubs in Austria, Slovakia, Bulgaria, North Macedonia and Romania (three per country, four from Romania). Interviews lasted between 30–60 min, addressing topics including people's motivation for orienteering, motivational strategies in coaching, challenges when coaching early adolescents and/or older adults, and skills necessary to lead orienteering exercise. Three interviews were held in person and the rest was carried out using online video conferencing. Data were analyzed using thematic analysis with an open coding approach (Braun & Clarke, 2006), moving from initial open coding through grouping and clustering of codes to the formulation of themes that capture the key findings of the content analysis.

Results

The thematic analysis revealed six main themes with 19 subthemes. The most prominent theme across the target group was intrinsic motivation due to the sport's novelty and variety, the outdoor setting and physical activity as play, since no courses are the same and the sport offers always new challenges. The second major theme was mastery experience in for of immediate feedback and self-improvement. Another central theme was the social factor; although the athletes run by themselves, there is a strong feeling of community within the orienteering culture. Competition with peers complemented the motivation of young athletes as well as the incentive to travel and other rewards. The most frequent motivations (subthemes) are presented in Figure 1.

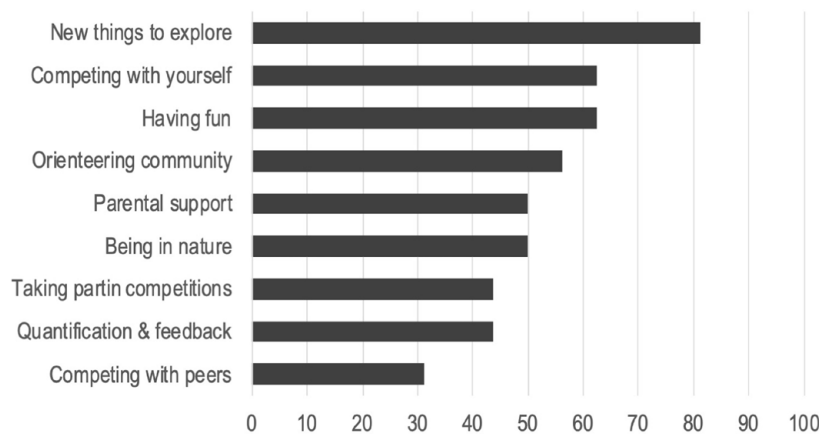


Figure 1: Prevalence (%) of key motivations why people in the target groups do orienteering sport (Author's own figure).

Implications and Conclusion

The thematic analysis revealed several motivational factors subsequently incorporated into the app's design. The most prevalent was the desire to explore new experiences, including novel courses, terrains, and challenges. In response, the app enables any user to create orienteering courses and share them via QR code. A curated index of courses designed by expert coaches from all participating countries is also provided, encompassing a range of difficulty levels and environments, and will continue to expand through community contributions. To maximize accessibility, the app does not require registration for basic use, allowing teachers and students to initiate activities quickly and with minimal barriers. Mastery experiences and quantified feedback also emerged as central motivational factors, particularly among youth participants. Accordingly, the app includes a per-run leaderboard displaying individual performance alongside all participants who have completed the same course, supporting both self-comparison and transparent social comparison. Coaches and administrators additionally have access to extended performance analytics through a dedicated web platform. Competition was identified as another important motivator, especially among younger athletes and older adults competing in age categories. The app therefore supports publicly accessible events in which users can participate through shared leaderboards, helping sustain engagement beyond sessions. Finally, social connection and the motivational influence of social media were consistently emphasized. To address these factors, the app incorporates a social layer allowing users to add friends and follow one another's results. Completed runs can also be shared to Facebook, Instagram, and X as visual summaries overlaying GPX routes onto map images, accompanied by key statistics. This extends the app's motivational reach, publicly celebrates achievement, and may encourage new participation in the sport. Overall, the Compass App translates motivational findings into a functional and pedagogically informed design, positioning the technology not merely as a training tool, but as a platform for broadening and sustaining participation in orienteering across diverse age groups and educational contexts.

References

- Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77–101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>

Entwicklung eines haptischen Feedbacksystems für VR-gestützte Trainings- und Bewegungsförderung

Arne Kohlhaupt, Ulrike Steinmann

Institut für Automatisierungstechnik (IFAT), Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

Einleitung

Eine der größten Herausforderungen für die Immersion in Virtual Reality (VR) stellt das Fehlen realistischer haptischer Feedbacks bei der Interaktion mit virtuellen Objekten dar (Schorr & Okamura, 2017). Dabei könnten haptische Rückmeldungen insbesondere in Sport und Therapie erheblichen Mehrwert bieten, etwa zur Unterstützung motorischen Lernens (Morris et al., 2007) und der Rehabilitation (Bortone et al., 2018).

In der Sportwissenschaft wird VR bereits für motorisches Lernen, Techniktraining sowie das Training von Wahrnehmung und Entscheidungsverhalten eingesetzt (Witte et al., 2025). Gerade bei Greif-, Schlag- und Fangbewegungen ist die Haptik eine zentrale Informationsquelle für die Bewegungsregulation, wobei sie den Fertigkeitserwerb nur dann unterstützt, wenn sie zeitlich präzise an die Bewegungsausführung gekoppelt ist (Sigrist et al., 2013). Kritisch ist dabei vor allem die Latenz zwischen Bewegung und Rückmeldung.

Ziel dieser Arbeit ist daher die Entwicklung eines echtzeitfähigen haptischen Feedback-Systems für projektspezifische VR-Anwendungen mit Fokus auf eine minimale Kommunikationslatenz, um in Folgestudien den Einfluss haptischer Rückmeldung auf motorisches Lernen untersuchen zu können.

Methode

Der erste Prototyp wurde mit dem Ziel entworfen, alle fünf Fingerkuppen sowie Daumen- und Mittelfingerknöchel haptisch anzusprechen, mobil einsetzbar zu sein und verschiedene Kommunikationsprotokolle vergleichend evaluieren zu können.

Als Steuereinheit dient ein Mikrocontroller mit integrierten Funkschnittstellen (ESP32-C6, Espressif Systems Inc.), da dieser WLAN, Bluetooth Low Energy sowie das herstellerspezifische Funkprotokoll ESP-NOW (Espressif Systems Inc.) unterstützt und damit den Vergleich verschiedener Übertragungswege auf einer einheitlichen Hardwarebasis erlaubt. Als Aktuatoren wurden Vibrationsmotoren mit exzentrisch rotierender Masse (ERM-Aktuatoren) gewählt, da sie sich schnell in Betrieb nehmen lassen. Wie in Abbildung 1 dargestellt, erfolgte der Aufbau mit einem Arbeitshandschuh und Breakout-Boards der einzelnen Hauptgruppen, was ein unkompliziertes Debugging ermöglichte.

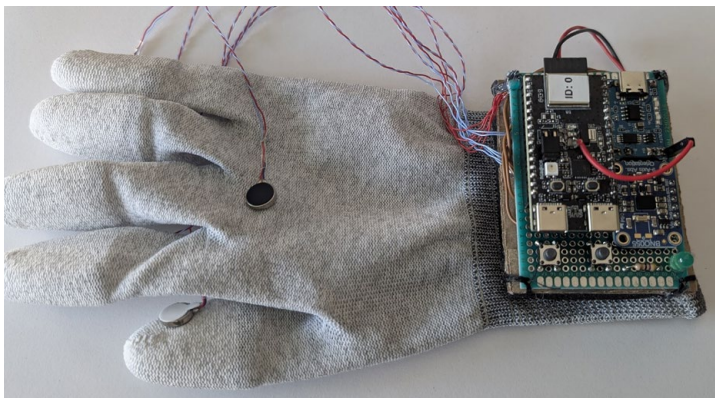


Abbildung 1: Erster Prototyp eines haptischen Handschuhs (Eigene Darstellung).

Als Kommunikationsarchitektur wurde ein Client-Host-System realisiert. Dabei verbindet sich ein zentraler Host per WLAN (UDP) mit dem VR-Headset (Meta Quest 3, Meta Platforms Inc.) und verteilt alle Steuersignale über ESP-NOW an die Clients an der Hand.

Ergebnisse

Erste Versuche bestätigten die Funktionsfähigkeit des Konzepts. Aus den Erkenntnissen des ersten Prototyps wurde die Elektronik in einer zweiten Iteration auf eine eigene Platine überführt, die ausschließlich die benötigten Komponenten enthält, also den Mikrocontroller (ESP32-C6), Laderegelungs-ICs (TP4056), Treiberbausteine für die Aktuatoren (ULN2003A) sowie die notwendige Peripherie. Die entwickelte Platine ist in Abbildung 2 dargestellt.

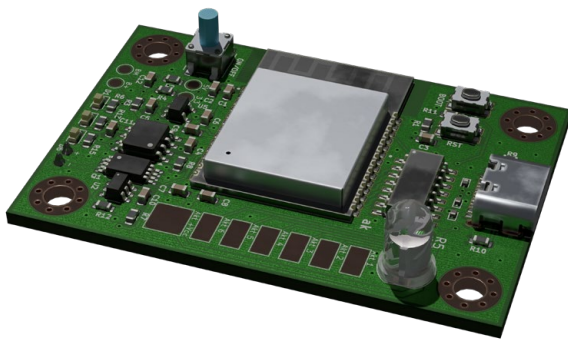


Abbildung 2: Entwickelte Platine zur Steuerung und Kommunikation (Eigene Darstellung).

Parallel dazu zeigte sich, dass ein konventioneller Handschuh nicht bei jeder Fingergröße gleichmäßig anliegt, wodurch der Vibrationseintrag an die Fingerkuppe und damit das haptische Feedback verschlechtert wird. Da in sportwissenschaftlichen Untersuchungen mit heterogenen Handmaßen der Teilnehmer:innen zu rechnen ist, wurden Aufsätze für die Fingerkuppen entwickelt, die direkt aufgebracht werden und eine über verschiedene Handgrößen hinweg vergleichbare Stimulation ermöglichen. Das aktuelle System aus eigener Kommunikationsplatine und Fingerkuppenaufsätzen (vgl. Abbildung 3) ist funktionsfähig und für erste Tests einsetzbar.



Abbildung 3: Fertige Weiterentwicklung im Test (Eigene Darstellung).

Diskussion

Die iterative Entwicklung vom Breakout-Board-Aufbau zur eigenen Platine sowie der Wechsel vom Handschuh zu Fingerkuppenaufsätzen zeigen, dass eine schrittweise Anpassung des Systems an die projektspezifischen Anforderungen zielführend ist.

Die weitere Entwicklung sieht den Wechsel von ERM-Aktuatoren auf lineare Resonanzaktuatoren (LRA) mit dedizierten Treiberbausteinen vor, um die Ansprechzeit zu reduzieren und den Vibrationseintrag gezielt auf die Fingerkuppen zu konzentrieren. Zudem soll die Verbindung zwischen VR-Headset und Host von WLAN (UDP) auf USB umgestellt werden, da USB eine geringere und deterministischere Latenz bietet und das Headset dadurch parallel für andere WLAN-Dienste wie zum Beispiel Streaming genutzt werden kann.

Im Anschluss ist eine messtechnische Charakterisierung der Ende-zu-Ende-Latenz vorgesehen sowie eine erste Anwendungsstudie, in der das System in eine sportbezogene VR-Bewegungsaufgabe eingebunden und der Einfluss des haptischen Feedbacks auf Bewegungsausführung und Lernverlauf untersucht wird.

Literaturverzeichnis

- Bortone, I., Leonardis, D., Mastronicola, N., Crecchi, A., Bonfiglio, L., Procopio, C., Solazzi, M. & Frisoli, A. (2018). Wearable Haptics and Immersive Virtual Reality Rehabilitation Training in Children With Neuromotor Impairments. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 26(7), 1469–1478. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2018.2846814>
- Islam, M. S. & Lim, S. (2022). Vibrotactile feedback in virtual motor learning: A systematic review. *Applied Ergonomics*, 101, 103694. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2022.103694>
- Michalski, S. C., Szpak, A. & Loetscher, T. (2019). Using Virtual Environments to Improve Real-World Motor Skills in Sports: A Systematic Review. *Frontiers in Psychology*, 10, 2159. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02159>
- Morris, D., Tan, H., Barbagli, F., Chang, T. & Salisbury, K. (2007). Haptic Feedback Enhances Force Skill Learning. In *Second Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems (WHC'07)* (S. 21–26). IEEE. <https://doi.org/10.1109/WHC.2007.65>
- Neumann, D. L., Moffitt, R. L., Thomas, P. R., Loveday, K., Watling, D. P., Lombard, C. L., Antonova, S. & Tremeer, M. A. (2018). A systematic review of the application of interactive virtual reality to sport. *Virtual Reality*, 22(3), 183–198. <https://doi.org/10.1007/s10055-017-0320-5>
- Schorr, S. B. & Okamura, A. M. (2017). Fingertip Tactile Devices for Virtual Object Manipulation and Exploration. In G. Mark, S. Fussell, C. Lampe, m. schraefel, J. P. Hourcade, C. Appert & D. Wigdor (Hrsg.), *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (S. 3115–3119). ACM. <https://doi.org/10.1145/3025453.3025744>
- Sigrist, R., Rauter, G., Riener, R. & Wolf, P. (2013). Augmented visual, auditory, haptic, and multimodal feedback in motor learning: A review. *Psychonomic Bulletin & Review*, 20(1), 21–53. <https://doi.org/10.3758/s13423-012-0333-8>
- van Breda, E., Verwulgen, S., Saeys, W., Wuyts, K., Peeters, T. & Truijen, S. (2017). Vibrotactile feedback as a tool to improve motor learning and sports performance: A systematic review. *BMJ Open Sport & Exercise Medicine*, 3(1), e000216. <https://doi.org/10.1136/bmjsem-2016-000216>
- Witte, K., Bürger, D. & Pastel, S. (2025). Sports training in virtual reality with a focus on visual perception: A systematic review. *Frontiers in Sports and Active Living*, 7, 1530948. <https://doi.org/10.3389/fspor.2025.1530948>

Entwicklung eines mobilen Multifunktionstrainingsgeräts mit Widerstandsbändern und Sensorintegration im Senioren- und Rehasport – Projektvorstellung

Thorben Menrad, Sarah Hippler, Alexander Prinz, Kerstin Witte

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Humanwissenschaften, Institut III, Strukturbereich Sport und Technik/ Bewegungswissenschaft

Einleitung

Sportliche Aktivität im Alter ist ein wichtiger Faktor zur Gesundheitsförderung im Alter. In Einrichtungen wie Pflege- und Seniorenheimen sind die Möglichkeiten zum adäquaten Training aufgrund von Faktoren wie fehlendem Equipment, Platz- sowie Personalmangel oft nicht gegeben (Bundesministerium für Gesundheit, 2024). Trainieren in Kleingruppen sowie mit spielerischen Inhalten kann zudem die Motivation steigern. Sensorik/ Wearables haben im Sport eine immer größere Bedeutung gewonnen und erlauben heute eine einfache Datenerhebung im alltäglichen Training (Cereatti et al., 2024).

Ziel dieses durch das Zentrale Innovationsprogramm Mittelstand geförderte FuE-Kooperationsprojekt in Zusammenarbeit mit der Eduard Peuker GmbH ist die Entwicklung eines mobilen und klappbaren Multifunktionstrainingsgeräts zum Training in Kleingruppen (4 Personen) unter Nutzung elastischer Widerstandsbänder. Es soll inertielle Sensorik (IMU) zur Übungsüberwachung und Bewegungskorrektur sowie zur Gamification als Motivationsfaktor implementiert werden.

Methoden

Aus Vorarbeiten an der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg (OVGU) ist ein funktionaler Prototyp des Trainingsgeräts hervorgegangen (Prinz et al., 2023).

Das Teilprojekt der Eduard Peuker GmbH umfasst die konstruktive Überarbeitung und Weiterentwicklung des vorhandenen Prototypen, um ein gleichzeitiges Training von bis zu 4 Personen zu ermöglichen, während der Auf-/Abbau durch eine Person (zum Beispiel Pflegepersonal) realisiert werden kann und der Platzbedarf des Geräts im eingeklappten Zustand minimal ist.

Das Teilprojekt der OVGU umfasst die Implementierung des IMU-Systems in das Trainingsgerät. Nach einer Marktanalyse fiel die Wahl auf die Xsens Dot (Xsens Technologies) Sensoren. Getestet wird mit dem vorhandenen Prototyp, vom Projektpartner bereitgestellten Griffen (Einhandgriff, Beinschlaufen, Latzugstange) und Widerstandsbändern (TheraBand). Folgende Teilziele sind dabei zu bearbeiten: Appentwicklung zur Sensorbedienung, Auswahl von Kraftübungen, Möglichkeiten der Sensoranbringung, Algorithmen-Entwicklung zur Wiederholungs- und Fehleridentifikation, notwendige konstruktive Anpassungen an den Prototypen, Artefakt-Quellen für die Sensordaten, Entwicklung von Gamification-Inhalten und Evaluierung der Lösungsansätze in der Zielgruppe.

Ergebnisse

Aus konstruktiver Sicht wurde festgestellt, dass die Anbringung für die Widerstandsbänder für Überkopfübungen nach oben versetzt werden muss. Die Sitzfläche muss klappbar bzw. drehbar sein, um auch Übungen zu ermöglichen, bei denen mit dem Rücken zum Gerät gesessen wird. Für Übungen im Stand (zum Beispiel: Abduktionsübungen für die Hüfte) werden Haltegriffe zur Stabilisierung benötigt. Als Übungen wurden

zunächst Rudern, Beinabduktion und Armretroversion gewählt. Die Sensoranbringung soll über eingenähte Taschen direkt an den Griffen erfolgen. Die Wiederholungserkennung kann über Peak-Detektion der Winkelgeschwindigkeits- und Beschleunigungsdaten erfolgen. Zittern der Hände in den Endpunkten der Übungen wurde als Artefakt-Quelle für die Sensordaten identifiziert, dass sich als hochfrequentes Rauschen vor allem in den Beschleunigungsdaten niederschlägt.

Diskussion

Die Ergebnisse stellen den aktuellen Entwicklungsstand dar. Bei erfolgreicher Umsetzung könnte das Gerät einen nennenswerten Beitrag zur Gesundheitsförderung in Senioren- und Pflegeheimen leisten. Im weiteren Projektverlauf müssen die beschriebenen Teilziele umfassend bearbeitet und die Lösungen in der Zielgruppe evaluiert werden. Außerdem ist damit zu rechnen, dass sich mit Bearbeitung der genannten Teilziele neue bisher ungekannte Probleme und Zielstellungen ergeben werden, die dann in späteren Projektphasen bearbeitet werden können.

Literatur

- Bundesministerium für Gesundheit (2024). Bewegungsförderung bei älteren Erwachsenen (ab 65 Jahren) in Deutschland. Bestandsaufnahme (Langversion). Bundesministerium für Gesundheit.
- Cereatti, A., Gurchiek, R., Mündermann, A., Fantozzi, S., Horak, F., Delp, S., Aminian, K. (2024). ISB recommendations on the definition, estimation, and reporting of joint kinematics in human motion analysis applications using wearable inertial measurement technology. *Journal of Biomechanics*, 173, 112225. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.112225>
- Prinz, A., Herbert, I., Schumacher, A., Witte, K. (2023). Multifunktionales Körpertrainingsgerät (DE102021127356A1). Deutsches Patent- und Markenamt.

Evaluation einer Smartphone-App zur videogestützten Zeitmessung im leichtathletischen Sprint

Tim Simon, Marcus Schmidt, Thomas Jaitner

Technische Universität Dortmund

Einleitung

Präzise Zeitmessung spielt im leichtathletischen Sprint, sowohl im Training als auch im Wettkampf eine zentrale Rolle (Earp & Newton, 2012). Smartphone-basierte Apps bieten mittlerweile eine Alternative zu Lichtschrankensysteme, die aufgrund hoher Anschaffungskosten (500–2.500 €) und logistischem Aufwand insbesondere im Schul- und Breitensport kaum eingesetzt werden. Ziel dieses Projekts ist die Evaluation und Validierung einer Smartphone-App, die videobasiert und mittels eines KI-gestützten Brusterkennungsalgorithmus orientiert an internationalen Wettkampffregeln eine Zeitmessung beim leichtathletischen Sprint ermöglicht.

Methoden

An der Studie nahmen 21 Personen (5 Frauen, 16 Männer) teil, die insgesamt 76 Messungen im 30 m fliegenden Sprint an drei Messtagen und Standorten absolvierten. Die Zeitmessung erfolgte simultan mit der Photo-Finish-App (Version 5.0.50, iPhone 13 Pro am Start, iPad Air 4. Generation im Ziel) sowie mit Rotlicht-Lichtschrankenpaaren (Brower Timing Systems). Zur Überprüfung der Reliabilität der Smartphone-App wurden zur Quantifizierung der Reliabilität Intraklassenkorrelationskoeffizienten und Bland-Altman-Plots berechnet.

Ergebnisse

Von den 76 durchgeführten Läufen wurden 10 (13,2%) nicht durch die Photo-Finish-App erfasst, während das Rotlicht-Lichtschrankensystem für sämtliche Läufe valide Messwerte lieferte. Über den Gesamtdatensatz zeigte sich eine hohe Übereinstimmung zwischen beiden Messsystemen ($ICC = 0,932$), wobei am ersten Messtag eine deutliche systematische Abweichung infolge ungünstiger Lichtverhältnisse sowie einer abweichenden Gerätekonfiguration beobachtet wurde. Unter Ausschluss des ersten Messtags und bei Betrachtung der standardisierten Messbedingungen an Tag zwei und drei reduzierte sich die mittlere Differenz auf $M = -0,010$ s ($SD = 0,024$ s), während die Übereinstimmung auf ein nahezu perfektes Niveau anstieg ($ICC = 0,997$; mittlere Differenz $-0,010$ s; LoA $0,037$ s; $-0,057$ s).

Diskussion

Unter günstigen Rahmenbedingungen liefert die Photo-Finish-App Messwerte mit nahezu perfekter Übereinstimmung zur Rotlicht-Lichtschranke. Diese Genauigkeit ist mit der bekannten Messunsicherheit von Einfach-Lichtschranken ($\pm 0,07$ s durch vorschwingende Körperteile; Bond et al., 2017) und der Differenz zwischen Einfach- und Doppellichtschranken ($\pm 0,06$ s; Haugen et al., 2014) vergleichbar. Die systematische Abweichung am ersten Messtag ($M = 0,246$ s) ist am ehesten auf ungünstige Lichtverhältnisse zurückzuführen. Die Erkennungsrate von 100 % an Tag 3 unterstreicht zudem die Bedeutung optimaler Lichtverhältnisse. Als Einschränkungen der durchgeführten Studie sind die geringe Stichprobengröße sowie das Fehlen personenbezogener Merkmale zu nennen.

Schlussfolgerungen

Die Smartphone-App stellt eine kostengünstige und hoch reliable Alternative für die Zeitmessung im leicht-athletischen Sprint dar.

Literatur

- Bond, C. W., Willaert, E. M., & Noonan, B. C. (2017). Comparison of three timing systems: Reliability and best practice recommendations in timing short-duration sprints. *J. Strength Cond. Res.*, 31, 1062–1071.
- Earp, J. E., & Newton, R. U. (2012). Advances in electronic timing systems: Considerations for selecting an appropriate timing system. *J. Strength Cond. Res.*, 26(5), 1245–1248.
- Haugen, T. A., et al. (2014). Sprint time differences between single- and dual-beam timing systems. *J. Strength Cond. Res.*, 28(8), 2376–2379.