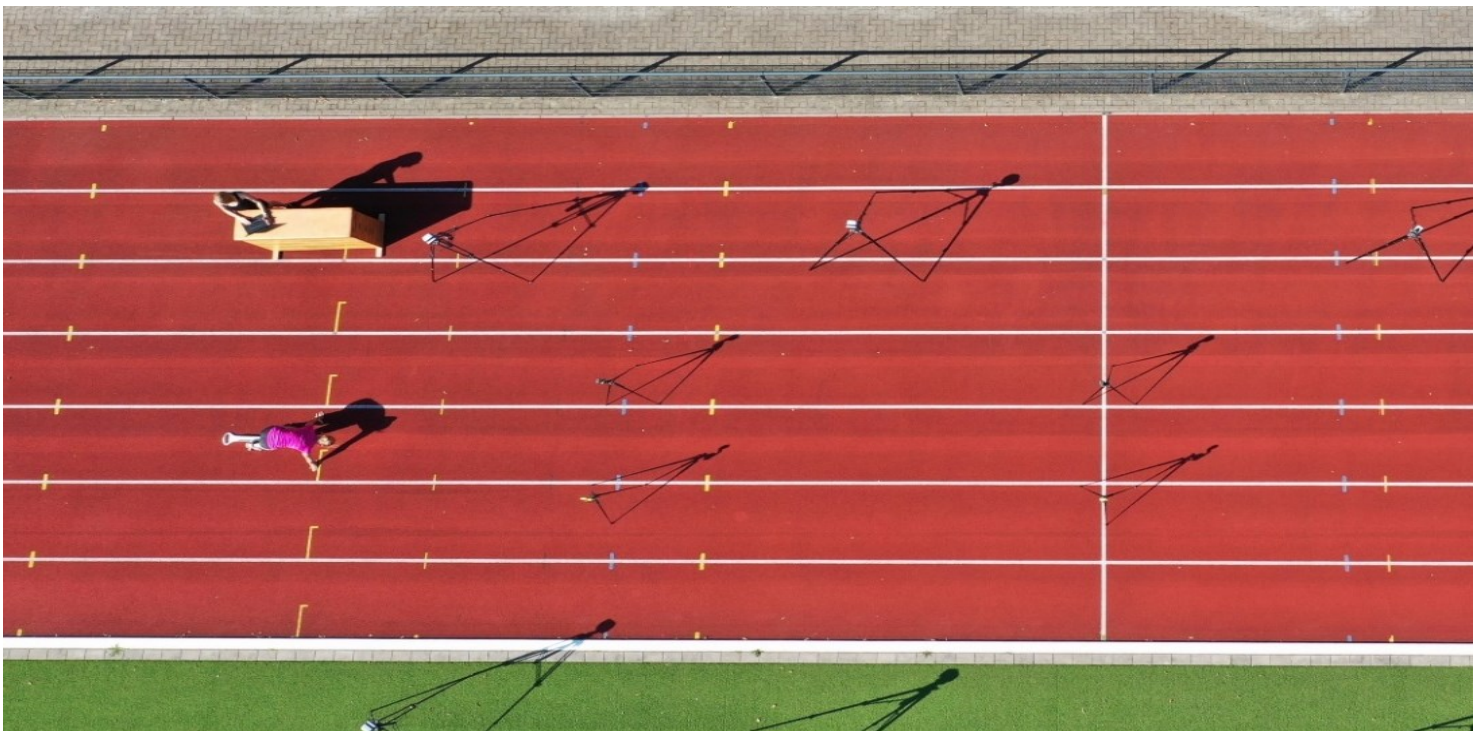


15. Symposium der dvs-Sektion „Sportinformatik & Sporttechnologie“ 2024

Zwischen Geistesakrobatik und praktischer Anwendung:
Innovationen in der Sportinformatik und Sporttechnologie

11. bis 13.09.2024

Institut für Sport und Sportwissenschaft, TU Dortmund



Vorwort

Das 15. Symposium der dvs-Sektion Sportinformatik und Sporttechnologie fand vom 11. September bis zum 13. September 2024 erstmals am Institut für Sport und Sportwissenschaft der TU Dortmund statt. Unter dem Tagungstitel „Zwischen Geistesakrobatik und praktischer Anwendung: Innovationen in der Sportinformatik und Sporttechnologie“ spannten Martin Lames, Veit Senner und Björn Eskofier in ihren Hauptvorträgen einen Bogen von bisherigen Schwerpunkten und Forschungsfeldern hin zu innovativen Forschungsthemen, aktuellen Trends und vielversprechenden Entwicklungslinien. Daneben diskutierten über 60 Teilnehmer:innen ihre aktuelle Forschungsthemen und -ergebnisse in acht Arbeitskreisen und einer Postersession. Praxis- und forschungsorientierten Workshops, u.a. zur Inertialsensorik, zum Einsatz von Technologien im Profifußball sowie zur Digitalen Lehre rundeten ein spannendes und abwechslungsreiches Tagungsprogramm ab.

Der vorliegende Tagungsband enthält ausgewählte Beiträge aus den Arbeitskreisen Wearables und Mobile Computing, Spielanalyse und Methoden, Mess- und Informationssysteme, Digitale Lehre, Virtual Reality in der Sportwissenschaft, Datenanalyse/Machine Learning sowie Modellierung und Methoden.

Wir wünschen erhellende Momente und viel Spaß bei der Lektüre!

Prof. Dr. Thomas Jaitner

Dr. Marcus Schmidt

Jana Bergmann

Anna Sendt

Unsere Partner und Sponsoren



Inhaltsverzeichnis

Vorwort -----	2
Unsere Partner und Sponsoren -----	3
Arbeitskreis 1 „Wearables & Mobile Computing“ -----	6
Prediction of Heart Rate in Football Using Inertial Measurement Units -----	7
Inertialsensorgestütztes Echtzeitfeedback im Kugelstoßen -----	13
IMU- & GNSS- basierte Analyse des Springreitens-----	20
Validierung des Moticon OpenGo Plantardrucksystems zur Analyse hochdynamischer Bewegungsmuster -----	27
Arbeitskreis 2 “Spielanalyse & Methoden” -----	40
„The Analyst“ – Serious Game als Lerndiagnostik -----	41
Enhancing Neurophysiological Research: An Automated Method for Measuring Cortical and Ipsilateral Silent Period Latencies with Precision – An Inter-method Reliability Study -----	47
Arbeitskreis 4 „Mess- & Informationssysteme“ -----	55
Entwicklung eines Mess- und Informationssystems (MIS) zur Diagnostik und zum Training spezifischer Muskelgruppen im Bogenschießen-----	56
Entwicklung eines Wettkampfanalysesystems im Skateboarding-----	62
Interaktives Feedbacktraining im Hochleistungsrudern -----	67
Visualizing Victory - Investigating an Immersive VR Game Analysis Tool for Badminton -	73
Arbeitskreis 5 „Digitale Lehre“ -----	79
Chancen und Barrieren des Einsatzes digitaler Medien für kollaboratives Lernen im Bewegungsgestaltungsprozess -----	80
Avatar-gestützte Visualisierung – Erste Ergebnisse einer Zukunftswerkstatt für den Schulsport-----	89
Entscheidungsprozesse für / gegen digitale Tools von Sportlehrkräften -----	96
Lessons from Cross-border Sports Technology Education within the Erasmus+ Programme -----	101
Arbeitskreis 6 „Virtual Reality in der Sportwissenschaft“ -----	107
Vergleich von Reaktionszeiten auf periphere Reize in der virtuellen Realität bei einfachen und motorisch komplexen Reaktionen-----	108
Auswirkungen von VR-Umgebungen auf die posturale Kontrolle -----	115
Arbeitskreis 7 "Datenanalyse / Machine Learning" -----	120
Wearable-Based Estimation of 3D Knee Kinetics During Overground Running – Finetuning a Pretrained Machine Learning Model-----	121
Detection of e-bike rides from cycling data series-----	127
Arbeitskreis 8 "Modellierung & Methoden" -----	134

Validierung eines neuen Ansatzes zur genauen Berücksichtigung exzentrischer Kontraktionen in metabolischen Modellen-----	135
Paralleltest-Reliabilität von computergestützten Messkonfigurationen zur Erfassung der posturalen Kontrolle -----	142
Calculating the amount of rotation of rigid bodies - the accuracy of video-based methods -----	148
Fehlerabschätzung des Bewegungserfassungssystems Simi Motion Shape® anhand statischer Posen eines Humanoiden-----	154
Vergleich markerloser vs. markerbasierter 3D-Bewegungsanalyse anhand einer dynamischen Wurfbewegung -----	160

Arbeitskreis 1 „Wearables & Mobile Computing“

Prediction of Heart Rate in Football Using Inertial Measurement Units (Tjorven Schnack & Arnold Baca)

Inertialsensorgestütztes Echtzeitfeedback im Kugelstoßen (Kerstin Witte, Stefan Tiedemann, Dan Bürger & Jürgen Edelmann-Nusser)

IMU und GNSS-basierte Analyse des Springreitens (Gerrit Lang, Christina Fercher, Benedikt Fasel & Marcus Schmidt)

Validierung des Moticon OpenGo Plantardrucksystems zur Analyse hochdynamischer Bewegungsmuster (Stefan Arenz, Kevin Nolte & Thomas Jaitner)

Prediction of Heart Rate in Football Using Inertial Measurement Units

Tjorven Schnack^{1,2}, Arnold Baca¹

¹Institut für Sport- und Bewegungswissenschaft, Universität Wien, Österreich, ²Vienna Doctoral School of Pharmaceutical, Nutritional and Sport Sciences, Universität Wien, Österreich

Keywords: kinematics, modelling, regression, fitness-fatigue model, PerPot

Abstract

Heart rate (HR) is a crucial measure for exercise intensity, yet its measurement in official football matches is challenging due to equipment restrictions. This study aims to predict HR time series based on player kinematics. Data was collected from five professional football players during a friendly match. Six prediction models were compared to one another. The results demonstrate the potential of kinematic data to predict HR in football, although further research with larger sample sizes and advanced models is needed to enhance prediction accuracy and practical applicability.

Introduction

HR is an important measure for exercise intensity (Banister, 1991; Silva et al., 2018; Teixeira et al., 2021). Measuring HR in official football matches is not feasible, since wrist watches are banned in official matches, and chest straps are uncomfortable for athletes. However, in recent years vests with integrated GPS and inertial sensors have become increasingly popular for athlete monitoring in football. Thus, the aim of this study is to predict a HR time series based on player kinematics. Related literature has focused on cycling and running exercises (Ludwig et al., 2018; Stessens et al., 2024), but non-standardized exercise intensities, as they can appear in game sports like football, have not yet been investigated.

The prediction models used in this study can be split into two groups: generic models and specific models. Generic models are general-purpose models for time series analysis, which make no assumptions about the underlying HR dynamics. Specific models are purposefully designed to reflect HR dynamics. Therefore, the hypothesis is that specific models give a more accurate prediction than generic models.

Methods

Data was collected from five male professional football players (Austrian first division). Since it was only a friendly game, the athletes agreed to wear chest strap HR monitors (Firstbeat Sport, Firstbeat Technologies Oy, Jyväskylä, FIN) with a sampling rate of 1 Hz. Kinematics were recorded using a sensor vest (Apex Pro Series, STATSports Group Limited, Newry, GBR) that captures three axial inertial acceleration and angular rate at 100 Hz. In this study, the angular rate was used because in a pilot study it was found to perform slightly better than the acceleration in some cases (Schnack & Baca, 2024). The magnitude of the angular rate was calculated

from the three axial data and to match the sampling frequency of the HR sensor, the angular rate was averaged second-wise.

The *generic* models that are considered in this study were linear regression, which has been used before for predicting HR during running (Ludwig et al., 2015), and vector autoregression (Lütkepohl, 2005). For linear regression, the HR of one timestep is the dependent variable. The independent variables were the angular rate of the past 120s averaged in non-overlapping ten second windows. In the following this model is referred to as *linreg*. A second linear regression model (*linreg+*) was constructed. In addition to the aggregated past angular rate, this model includes the sum of all past angular rates as independent variable. This should reflect the slow HR increase over longer durations (Zuccarelli et al., 2018).

The vector autoregression (*VAR*) takes the second-wise angular rate as well as the previously predicted HR values as inputs with a lag of 120s into the past. The output is a HR value for one timestep. *VAR* requires the input data to be stationary. This was confirmed using the Augmented Dickey-Fuller test. Despite the result of this test, we argue that in general HR should not be assumed to be stationary. Especially not in shorter duration trials or incremental tests. A second vector autoregression model was constructed (*VAR_S*), which accounts for potential non-stationarity of the HR by differencing the input HR and integrating the output HR. This is a common strategy to transform non-stationary data (Lütkepohl, 2005).

As *specific* models, the Fitness-Fatigue model (*FF*) and Performance Potential model (*PerPot*) were considered in this study. Originally designed to model training adaptations (Banister et al., 1975; Calvert et al., 1976), *FF* has also been used to model HR during cycling (Ludwig et al., 2016). The *FF* formula yields the HR for one timestep and can be written as follows (Clarke & Skiba, 2013).

$$p(t) = p(0) + k_1 \sum_{i=1}^{t-1} \omega(i) e^{-\frac{(t-i)}{\tau_1}} - k_2 \sum_{i=1}^{t-1} \omega(i) e^{-\frac{(t-i)}{\tau_2}}$$

t is the current timestep, $p(t)$ is the HR of the current timestep and $p(0)$ is the initial HR. The two summations represent positive and negative influences on the outcome HR, which are scaled by the parameters k_1 and k_2 . $\omega(i)$ is the angular rate of one timestep. The angular rate values that precede the current timestep ($\omega(i) \forall i < t$) are scaled with exponentially decaying weights. The parameters τ_1 and τ_2 are time constants that determine the shape of the exponential decay.

The idea of *PerPot* is similar to *FF* (Perl, 2004) and has also been used to model HR (Endler et al., 2017). *PerPot* looks at past angular rates with decreasing weight to derive positive and negative potentials. These potentials increment and decrement the HR with different time delays. The biggest difference to *FF* lies in the existence of an overloading mechanism. Very high input values can cause a short-term negative effect on the HR. Because the model equations are more complex, they are not stated here. Refer to (Endler et al., 2017) for a more detailed description.

For each model it has been described how a HR prediction for a single timestep is achieved. The HR time series is simply the collection of stepwise predictions.

The data of the recorded halftime was split in half. The models were calibrated on the first half and tested on the second. The calibration was performed for each subject individually. *linreg*, *linreg+*, *VAR* and *VAR_S* were calibrated using the ordinary least squares algorithm. *FF* and *PerPot* were calibrated using a differential evolution algorithm (Storn & Price, 1997), followed by an L-BFGS-B minimization to refine the result. The evolutionary algorithms had a maximum number of iterations of 500 and a population size of 200. Sum of squares was used as minimization criterion.

To assess the accuracy of HR predictions, the root mean square error (RMSE) between the measured and predicted HR was calculated on the test split. An analysis of variance (ANOVA) with repeated measures was conducted for the comparison of the RMSE between models. A pairwise dependent t-test with Bonferroni correction was used as post-hoc test. For all statistical tests the significance threshold was $p < 0.05$.

Results

Tab.1 shows the mean and the standard deviation of the prediction RMSE over all five subjects. The corresponding box plot is shown in Figure 1. *linreg+* and *VAR_S* showed the highest errors as well as the largest variation. The other four models deviated only slightly from one another.

Tab. 1. Mean (\pm standard deviation) of prediction RMSE over all five subjects.

Model	linreg	Linreg+	VAR	VAR_S	FF	PerPot
RMSE (bpm)	5.4 \pm 1.6	10.4 \pm 3.4	5.1 \pm 1.6	11.6 \pm 3.2	6.4 \pm 1.0	5.4 \pm 1.8

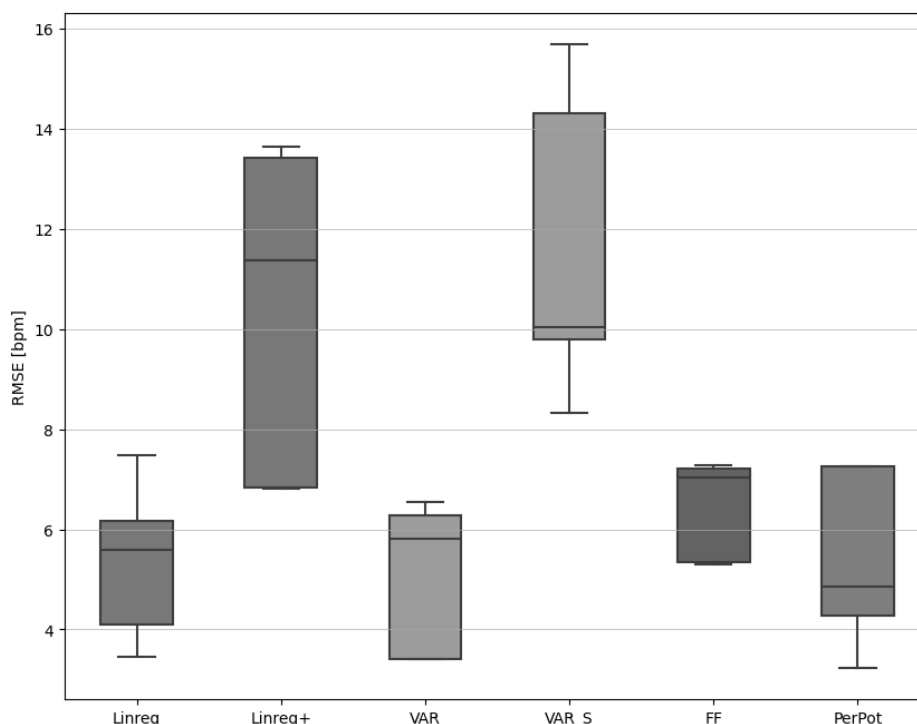


Fig. 1. Box plot of the RMSE between the measured and predicted HR over all five subjects.

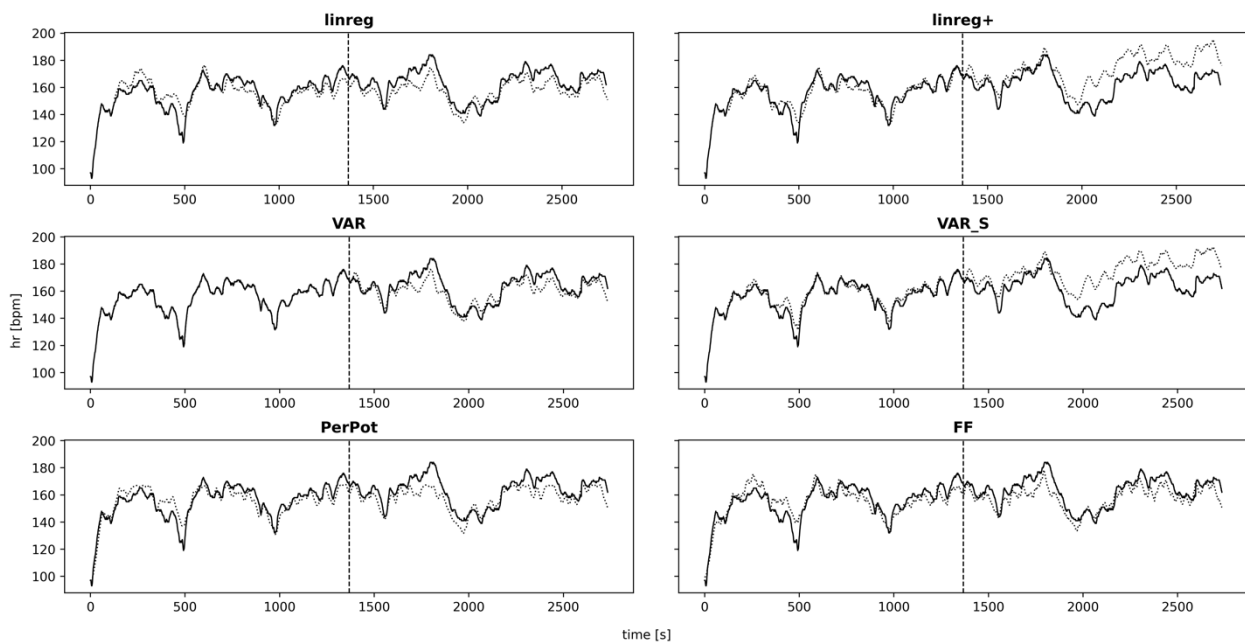


Fig. 2. Measured and predicted HR of subject 2 over the first halftime of a friendly football match. The solid line represents the measured HR and the dotted line is the predicted HR of the respective models. The vertical dashed line marks the split between calibration (left) and test data (right).

The ANOVA indicated significant differences between the models ($F(5, 20) = 12.25; p < 0.01$). The pairwise t-tests showed no significant differences between the models ($0.7 \leq p \leq 1.0$). Two noteworthy comparisons are *linreg*-*VAR_S* and *VAR*-*VAR_S*. These comparisons were close to the significance threshold (both $p = 0.07$).

An example of how the predictions look like can be seen in Fig. 2. The figure displays the measured and predicted HR of subject 2 over one halftime of a football match. Data to the left of the vertical dashed line has been used for calibration, the rest for testing. At the end of the halftime, *linreg+* and *VAR_S* deviated strongly from the measured HR. The other four models were only slightly below the measured HR. When looking at the other four subjects, the overestimation of *linreg+* and *VAR_S* was also evident.

Discussion

The results show that *generic* models can achieve similar results to specific models. However, two of the *generic* models (*linreg+* and *VAR_S*) perform worse than the other models. The ANOVA and post-hoc tests show inconclusive results. This is probably because of low statistical power due to the low number of subjects. Thus, one needs to be careful not to overinterpret the test results. Nonetheless, the results show a clear trend for all subjects. The mean errors of *linreg*, *VAR*, *FF* and *PerPot* are in line with errors from literature for a full session prediction (Liu et al., 2019; Ludwig et al., 2015, 2016; Nazaret et al., 2023). This was unexpected since in contrast to previous studies, this study considered a team sport, with non-standardized and varying exercise intensity. However, in this study calibration and test data come from the same recording. This is a limitation of this study. If calibration and test data

is recorded on different days, as it was done in previous studies (Ludwig et al., 2016; Nazaret et al., 2023), a higher error is to be expected.

While the *linreg* model is in line with other models, *linreg+* overestimates the HR. Thus, the added independent variable of the *linreg+* model, which was supposed to reflect the HR increases over long periods, is detrimental to the prediction accuracy. One halftime of a football match might not be long enough for this variable to become important. This demonstrates the influence of the choice of independent variables. *VAR* seems superior to *VAR_S*. But *VAR* assumes stationary input data. As argued above, this cannot always be assumed for HR. Therefore, it is questionable if *VAR* is generalizable to other use cases.

The two specific models *FF* and *PerPot* perform well on the data. They have few parameters which makes them interpretable. Though, they require a heuristic calibration algorithm, like differential evolution, which is computationally intense and does not guarantee finding an optimal solution (Storn & Price, 1997).

The presented models do not take into account changing HR dynamics depending on the exercise intensity. *Specific* models like dynamical system models (Nazaret et al., 2023; Stirling et al., 2008) or generic models like long short-term memory neural networks (Zhu et al., 2022) might be able to account for that. These approaches, in combination with a larger number of subjects, should be explored in future studies. By better understanding the physiological strain of football players, in-game decisions can be supported and the training schedule can be optimized. In situations where HR is measured, like during football training, HR predictions could be used to bridge gaps of missing data. However, more work is needed to find out how low the prediction error needs to be, to be relevant in praxis.

References

- Banister, E. W. (1991). Modeling Elite Athletic Performance. In *Physiological Testing of Elite Athletes*; Green, H.J., McDougal, J.D., Wegner, H.A., Eds.; *Human Kinetics* (pp. 403–424).
- Banister, E. W., Calvert, T., Savage, M., & Bach, T. (1975). A system model of training for athletic performance. *Australian Journal of Sports Medicine*, 7(3), 57–61.
- Calvert, T. W., Banister, E. W., Savage, M. V., & Bach, T. (1976). A Systems Model of the Effects of Training on Physical Performance. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-6(2), 94–102. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1976.5409179>
- Clarke, D. C., & Skiba, P. F. (2013). Rationale and resources for teaching the mathematical modeling of athletic training and performance. *Advances in Physiology Education*, 37(2), 134–152. <https://doi.org/10.1152/advan.00078.2011>
- Endler, S., Hoffmann, S., Sterzing, B., Simon, P., & Pfeiffer, M. (2017). The PerPot Simulated Anaerobic Threshold—A Comparison to Typical Lactate-based Thresholds. *International Journal of Human Movement and Sports Sciences*, 5(1), 9–15. <https://doi.org/10.13189/saj.2017.050102>
- Liu, X., Su, X., Tamminen, S., Korhonen, T., & Röning, J. (2019). Predicting the Heart Rate Response to Outdoor Running Exercise. *2019 IEEE 32nd International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, 217–220. <https://doi.org/10.1109/CBMS.2019.00052>
- Ludwig, M., G. Grohganz, H., & Asteroth, A. (2016). A Convolution Model for Heart Rate Prediction in Physical Exercise: *Proceedings of the 4th International Congress on Sport Sciences Research and Technology Support*, 157–164. <https://doi.org/10.5220/0006030901570164>

- Ludwig, M., Hoffmann, K., Endler, S., Asteroth, A., & Wiemeyer, J. (2018). Measurement, Prediction, and Control of Individual Heart Rate Responses to Exercise—Basics and Options for Wearable Devices. *Frontiers in Physiology*, 9. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphys.2018.00778>
- Ludwig, M., Sundaram, A. M., Füller, M., Asteroth, A., & Prassler, E. (2015). On Modeling the Cardiovascular System and Predicting the Human Heart Rate under Strain. *International Conference on Information and Communication Technologies for Ageing Well and E-Health*, 106–117. <https://www.scitepress.org/Link.aspx?doi=10.5220/0005449001060117>
- Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-27752-1>
- Nazaret, A., Tonekaboni, S., Darnell, G., Ren, S. Y., Sapiro, G., & Miller, A. C. (2023). Modeling personalized heart rate response to exercise and environmental factors with wearables data. *Npj Digital Medicine*, 6(1), 1–7. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00926-4>
- Perl, J. (2004). PerPot—A meta-model and software tool for analysis and optimisation of load-performance-interaction. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 4(2), 61–73. <https://doi.org/10.1080/24748668.2004.11868305>
- Schnack, T., & Baca, A. (2024). Modelling Heart Rate in Football using Regression and Performance Potential Models: Calibration Complexity and Types of Kinematic Data. *Book of Abstracts*, 430–431. https://www.ecss.mobi/DATA/CONGRESSES/GLASGOW_2024/DOCUMENTS/2024_BOA_Web.pdf
- Silva, P., Santos, E. D., Grishin, M., & Rocha, J. M. (2018). Validity of Heart Rate-Based Indices to Measure Training Load and Intensity in Elite Football Players. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 32(8), 2340–2347. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000002057>
- Stessens, L., Gielen, J., Meeusen, R., & Aerts, J.-M. (2024). Physical performance estimation in practice: A systematic review of advancements in performance prediction and modeling in cycling. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 17479541241262385. <https://doi.org/10.1177/17479541241262385>
- Stirling, J. R., Zakyntinaki, M., Refoyo, I., & Sampedro, J. (2008). A Model of Heart Rate Kinetics in Response to Exercise. *Journal of Nonlinear Mathematical Physics*, 15(sup3), 426–436. <https://doi.org/10.2991/jnmp.2008.15.s3.41>
- Storn, R., & Price, K. (1997). Differential Evolution—A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces. *Journal of Global Optimization*, 11(4), 341–359. <https://doi.org/10.1023/A:1008202821328>
- Teixeira, J. E., Forte, P., Ferraz, R., Leal, M., Ribeiro, J., Silva, A. J., Barbosa, T. M., & Monteiro, A. M. (2021). Monitoring Accumulated Training and Match Load in Football: A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(8), 3906. <https://doi.org/10.3390/ijerph18083906>
- Zhu, Z., Li, H., Xiao, J., Xu, W., & Huang, M.-C. (2022). A fitness training optimization system based on heart rate prediction under different activities. *Methods*, 205, 89–96. <https://doi.org/10.1016/j.ymeth.2022.06.006>
- Zuccarelli, L., Porcelli, S., Rasica, L., Marzorati, M., & Grassi, B. (2018). Comparison between Slow Components of HR and V̇O₂ Kinetics: Functional Significance. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 50(8), 1649. <https://doi.org/10.1249/MSS.0000000000001612>

Inertialsensorgestütztes Echtzeitfeedback im Kugelstoßen

Kerstin Witte¹, Stefan Tiedemann¹, Dan Bürger¹ & Jürgen Edelmann-Nusser¹

¹Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Deutschland

Schlüsselwörter: Kugelstoßen, Inertialsensoren, Echtzeitfeedback

Einleitung

Der Kugelstoß stellt eine komplexe Ganzkörperbewegung dar, für deren Diagnostik und Fehleranalyse die alleinige Erfassung der Abstoßparameter und eine zweidimensionale Videoaufnahme nicht ausreichend sind (Coh et al., 2008). Für eine maximale Abstoßgeschwindigkeit sind ein optimaler Beschleunigungsverlauf der Kugel und der einzelnen Körpersegmente der Athlet:innen wichtig. Hier sollte die Technikdiagnostik einsetzen. Doch diese erfolgt in der Regel videobasiert. Dies hat die Nachteile, dass einerseits mehrere zeitlich synchrone Kameras notwendig sind und andererseits die Datenanalyse eine gewisse Zeit benötigt, so dass nach dem Stoß kein sofortiges Feedback möglich ist. Ziel dieser Arbeit ist es zu überprüfen, inwiefern es mit Inertialsensoren und einer App möglich ist, Trainer:innen und Athlet:innen ein Feedback zur Technik unmittelbar nach dem Stoß zur Verfügung zu stellen.

Literaturübersicht

Um den Stand der Technik bzw. Wissenschaft darzulegen, wurde eine umfangreiche Literaturrecherche in folgenden Datenbanken durchgeführt: PubMed, SPORTDiscus, PSYNDEX und BISP-Datenbanken. Dabei wurden folgende Schlüsselwörter in Kombination mit AND und OR in deutscher und in englischer Sprache im Zeitraum von Januar 2000 bis August 2024 verwendet: Kugelstoß, Technik, Biomechanik, Diagnostik und Inertialsensoren. Es wurden 21 relevante Publikationen gefunden. Darunter waren 2 Übersichtsartikel, 10 Publikationen zur Technikdiagnostik mit optischen Verfahren und 9 Publikationen zur Verwendung von Sensoren.

Übersichtsartikel

Im Review von Schofield et al. (2022) werden die leistungsrelevanten kinematischen Variablen innerhalb der sechs Phasen der Rotationstechnik folgendermaßen zusammengefasst: Drehimpuls, Transfer der Impulse zwischen den einzelnen Körpersegmenten und Doppelstützphase. Die Autoren stellen weiterhin fest, dass IR-Systeme für Wettkämpfe nicht praktikabel sind. Das Review von Noh et al. (2019) fokussiert sich auf die Bewegungserfassung der oberen Gliedmaßen in den Wurfdisziplinen. Es wird hervorgehoben, dass die Sensortechnik eine Erfassung der Daten in Echtzeit ermöglicht und mit dieser Technologie Verletzungen vorgebeugt und die Kugelstoßtechnik optimiert werden kann.

Publikationen zur Technikdiagnostik mit optischen Verfahren

Zu den optischen Verfahren zählen die verschiedenen Videosysteme mit einer unterschiedlichen Anzahl der verwendeten Kameras mit entsprechender Auswertesoftware sowie das Vicon-System. Dabei wird sich auf folgende Schwerpunkte bezogen:

- Identifikation der Abwurfparameter, deren Einfluss auf die Stoßweite und deren gegenseitige Beeinflussung (Hubbard et al., 2001, Lipovšek, et al., 2011),
- Bedeutung der kinematischen Kette für den mechanischen Energiefluss (Błazkiewicz et al., 2016),
- Zusammenhang zwischen mechanischer Arbeit und Kraftwirkung der Hand und der Peak Power einzelner Körpersegmente (Landolsi et al., 2018),
- Technikunterschiede zwischen jungen und alten Athlet:innen (Phasenzeiten) (Ciacchi et al., 2022),
- Technikunterschiede zwischen Elite-Athlet:innen und Athlet:innen mit geringerem Leistungsniveau (Chen et al., 2022),
- Variabilität von Leistung und Bewegungsausführung (Masterlez et al., 2022),
- Charakterisierung der Landephase (= Kraftposition) (Waldera et al., 2024).

Publikationen zur Technikdiagnostik mit Sensorik

Für die Anwendung von Sensoren direkt am Körper zur Technikdiagnostik wurden drei Publikationen mit folgenden inhaltlichen Schwerpunkten gefunden:

- Vergleich der Trajektorie (Geschwindigkeit) der Stoßhand zwischen Vicon und Xsens Moven Anzug (Dinu et al., 2012),
- Bedeutung der kinematischen Parameter der des Stoßarmes gegenüberliegenden Körperseite (Saračević et al., 2018),
- Methoden zur Bestimmung des Abwurfzeitpunktes mit einem IMU am Handrücken (Kato et al., 2024).

Weiterhin gibt es seit 2005 Publikationen zu sogenannten Sensorkugeln. Yang et al. (2005) verbauten Dehnungsmessstreifen mit Wheatston-Brückenschaltung in einer Kugel. Damit war es möglich, mechanische Größen, die während der Stoßbewegung registriert wurden, in akustische Signale umzuwandeln, wodurch der Athlet ein Sofort-Feedback zu seiner Technik erhält. Song et al. (2005) verwendeten einen dreiachsigen Kraftsensor in der Kugel, um die Wurfkräfte des Athleten zu messen. Damit konnten die Phasen der Stoßbewegung klar identifiziert und zwischen guten und schlechten Stößen unterschieden werden. Gao et al. (2009, 2014) entwickelten eine Kugel mit eingebetteten Beschleunigungssensoren. Die damit bestimmten Wurfweiten konnten bis zu einer Weite von 15 m validiert werden. Die von Wang et al. (2013) entwickelte IMU-implementierte standardisierte Kugel für Frauen liefert Real-Time-Informationen. Als Output-Parameter dienen die Lagewinkel der Kugel, mit denen die Teilphasen der Stoßbewegung identifiziert werden konnten.

Von den genannten Publikationen zu Sensorkugeln ist leider nicht bekannt, ob sie auch in der Praxis eingesetzt werden und sich durchgesetzt haben.

Sensorkugeln für Para-Athlet:innen

Das Ziel dieses Projektes bestand darin, eine Sensorkugel zu entwickeln, mit der ein Sofortfeedback von Technikfehlern auf der Basis von Beschleunigung bzw. Geschwindigkeit möglich ist.

Die technologische Lösung bestand in einer 2-Sensorlösung mit Implementierung in Kugeln verschiedener Größen (4 kg: 9.5...11 cm, 7.26 kg: 11 ...13 cm) (s. Abb. 1). Die Sensorplatine wurde mit 2 Inertialsensoren (Firma Enode, 6DF, $m=17g$, $a_{max} = 30 \times g$, max. Rotationsrate: $4000 \text{ }^\circ/s$, Abtastrate: 67 Hz) mit definiertem Abstand zueinander in einem Gehäuse entlang der Mittelpunktsachse in die Kugel verschraubt. Der Abstand der Sensoren zum Mittelpunkt der Kugel berechnet sich aus dem Abstand der Sensoren zueinander und den gemessenen Beschleunigungen. Dabei wird der Ursprung des kartesischen Koordinatensystems als Mittelpunkt der Kugel betrachtet.



Abb. 1. Links: Hergestellte Kugeln mit Sensorik (Gehäuse). Rechts: Kugel mit und ohne eingedrehtem Sensorgehäuse.

Tabelle 1 zeigt die mechanischen Parameter der hergestellten Kugeln. Es ist ersichtlich, dass die Istmasse nicht genau der Wettkampfmass der Kugel entspricht. Dies ist darauf zurückzuführen, dass entsprechend des mechanischen Aufbaus der Kugel Material entnommen werden muss, um die Sensorik zu platzieren. Anschließend wird der Hohlraum aufgefüllt, was aber nicht immer so gelingt, dass die ursprüngliche Masse erreicht wird.

Tab. 1. Übersicht über die wichtigsten mechanischen Parameter der hergestellten Kugeln.

Kugelnummer	Material	Durchmesser [mm]	Sollmasse [kg]	Istmasse [kg]
I	Eisen	97	3,00	2,90
II	Eisen	97	3,00	2,90
III	Edelstahl	95	4,00	3,64
IV	Edelstahl	95	4,00	3,64
V	Edelstahl	95	4,00	3,62
VI	Edelstahl	95	4,00	3,70

Kugelnummer	Material	Durchmesser [mm]	Sollmasse [kg]	Istmasse [kg]
VII	Eisen	108	4,00	3,90
VIII	Messing	106	6,00	5,58
IX	Eisen	119	6,00	5,93
X	Edelstahl	129	7,26	7,00
XI	Edelstahl	129	7,26	7,04

Die Validierung erfolgte mittels eines Vicon-Systems. Dabei wurden die in der Tabelle 2 enthaltenen Werte ermittelt. Wie ersichtlich, bestehen Unterschiede zwischen den mit der Sensorkugel ermittelten Abstoßparametern und den mit dem Goldstandard Vicon bestimmten Werten.

Tab. 2. Mittelwerte (MW) und Standardabweichungen (SD) des Abwurfwinkels und der Abwurfgeschwindigkeit für die einzelnen Sensoren. n = Anzahl der Stöße.

Sensornummer	Abstoßwinkel [°]		Abstoßgeschwindigkeit [m/s]	
	Vicon MW (SD)	Sensor MW (SD)	Vicon MW (SD)	Sensor MW (SD)
1 (n=10)	28,32 (5,54)	32,70 (4,62)	8,12 (0,20)	7,77 (0,19)
2 (n=27)	21,90 (3,60)	24,93 (3,58)	8,76 (0,53)	8,72 (0,72)
3 (n=10)	30,31 (2,51)	34,40 (1,65)	8,05 (0,20)	7,71 (0,26)
4 (n=10)	33,25 (3,15)	38,00 (3,06)	8,01 (0,16)	7,79 (0,20)
5 (n=10)	34,14 (2,58)	38,40 (2,80)	8,13 (0,22)	7,89 (0,19)
6 (n=10)	33,60 (2,09)	38,10 (2,08)	8,14 (0,14)	7,82 (0,18)
7 (n=10)	36,18 (4,12)	39,30 (3,34)	8,25 (0,22)	8,04 (0,21)
Gesamt (n=87)	29,30 (6,43)	33,13 (6,67)	8,32 (0,45)	8,11 (0,60)

Eine andere Möglichkeit der Technikdiagnostik mittels Sensorkugel ohne die Verwendung der Abstoßparameter besteht darin, sich auf den zeitlichen Verlauf der Geschwindigkeit bzw. der Beschleunigung der Kugel zu fokussieren.

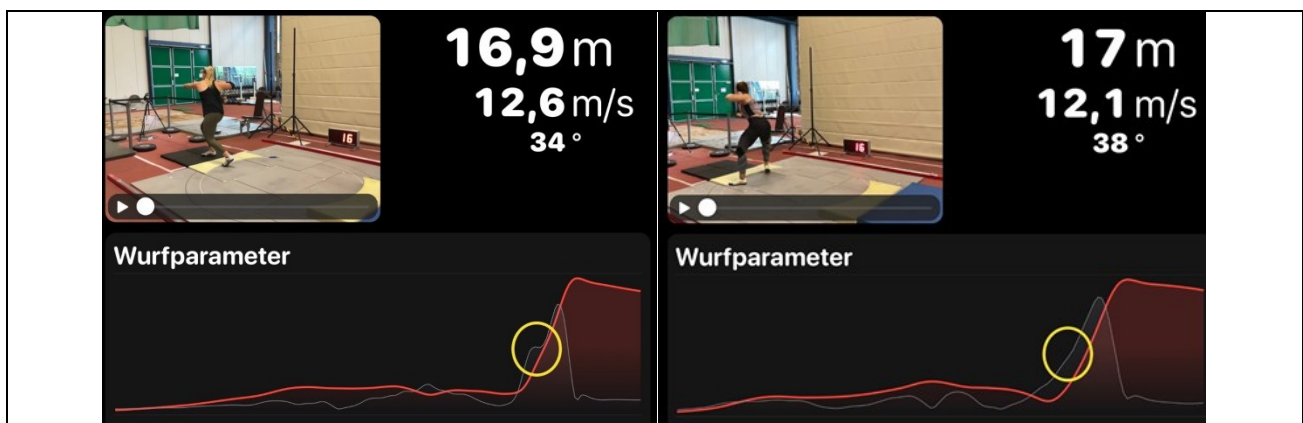


Abb. 2. Screen Shot der App mit synchroner Videoaufzeichnung, Stoßparametern, Stoßweite und zeitlichen Verläufen der Beschleunigung und Geschwindigkeit der Kugel von zwei unterschiedlichen Stößen. Graue Kurve: Beschleunigungs-Zeit-Verlauf, rote Kurve: Geschwindigkeits-Zeit-Verlauf.

Diese qualitativen Kurvenverläufe können in Verbindung mit dem synchron aufgezeichneten Video Hinweise für Technikfehler liefern (Abb.2). Die für den Stoß (linke Abbildung) gelb eingekreiste nicht kontinuierliche zeitliche Beschleunigungskurve kann im Vergleich zur rechten Abbildung auf einen Technikfehler hinweisen. Erste weitere Informationen kann der Trainer / die Trainerin dem Video entnehmen. Das Feedback eines Para-Athleten des OSP Magdeburg war, dass die Sensorkugel im Rahmen des Trainings verwendet werden kann und sollte, um Technikdefizite zu identifizieren und den Leistungsfortschritt der Athlet:innen zu dokumentieren.

Möglichkeiten der Technikdiagnostik mit Sensoren am Körper

Zunächst war es das Ziel, leistungsrelevante Parameter mit am Körper befestigten Inertialsensoren zu identifizieren. Hierzu wurde der Xsens Suit (MVN motion capture system Link System und MVN Analyze software application, Xsens Technologies B.V. Netherlands) verwendet. Die fünf analysierten Athlet:innen zeigten sehr unterschiedliche Ergebnisse, so dass auf der Grundlage der zu geringen Datenlage keine allgemeinen Aussagen getroffen werden können.

Deshalb wurde sich auf die in der Literatur gefundenen leistungsrelevanten Parameter bezogen und mögliche Sensorkonstellationen entwickelt. Für die Technikanalyse können bis zu 5 Sensoren (Firma Enode, 6 Freiheitsgrade, max. Beschleunigung: 30 g, max. Rotationsraten: 4000 °/s, Übertragungsrate von 62,5 Hz über Bluetooth 5.0) verwendet werden, die mittels Bandagen an die entsprechenden Körpersegmente befestigt werden. Es wurde eine iPad-App entwickelt, mit der synchron zur Sensordatenregistrierung ein Video aufgenommen, die Bewegungsevents detektiert und leistungsrelevante Parameter bestimmt werden können.

Beispielhaft sollen nachfolgend mögliche Anwendungen erläutert werden.

Die Phaseneinteilung, sowie die Bestimmung der Doppel- und Einzelstützphasen können mit zwei Sensoren, die am Schuh befestigt sind, erfolgen. Hierzu werden die resultierenden Beschleunigungssignale nochmals zeitlich differenziert, um eindeutige Peaks für das Aufsetzen und Lösen des Fußes vom Boden zu erhalten, die dann mittels eines Algorithmus automatisch detektiert werden können. Für die oft gewünschte Beurteilung der zeitlichen Koordination wird für den Arm folgende Konfiguration angeboten. Die drei Sensoren werden am Oberarm, Unterarm und an der Hand fixiert. Die Maxima der Geschwindigkeits-Zeit-Kurven sollten für Oberarm, Unterarm und Hand zeitlich nacheinander liegen.

Zwei Sensoren am Sternum und Pelvis ermöglichen die Analyse der Auflösung der Oberkörperverwindung, welche auch als X-Faktor bezeichnet werden kann (Abb. 3). Weitere Möglichkeiten der Sensoranbringung und Bestimmung von Parametern sind:

- Sensor am Handrücken oder am Unterarm: Aufzeichnung der Anzahl der Stöße und der Intensität des Trainings sowie Detektieren des Releases, der Beschleunigung / Geschwindigkeit in Richtung des Stoßes,

- Vier Sensoren an beiden Füßen, Ober- und Unterarm: Phaseneinteilung, Geschwindigkeit der oberen Körpersegmente, Zeitpunkt des Lösens der Kugel vom Hals und weitere Parameter.

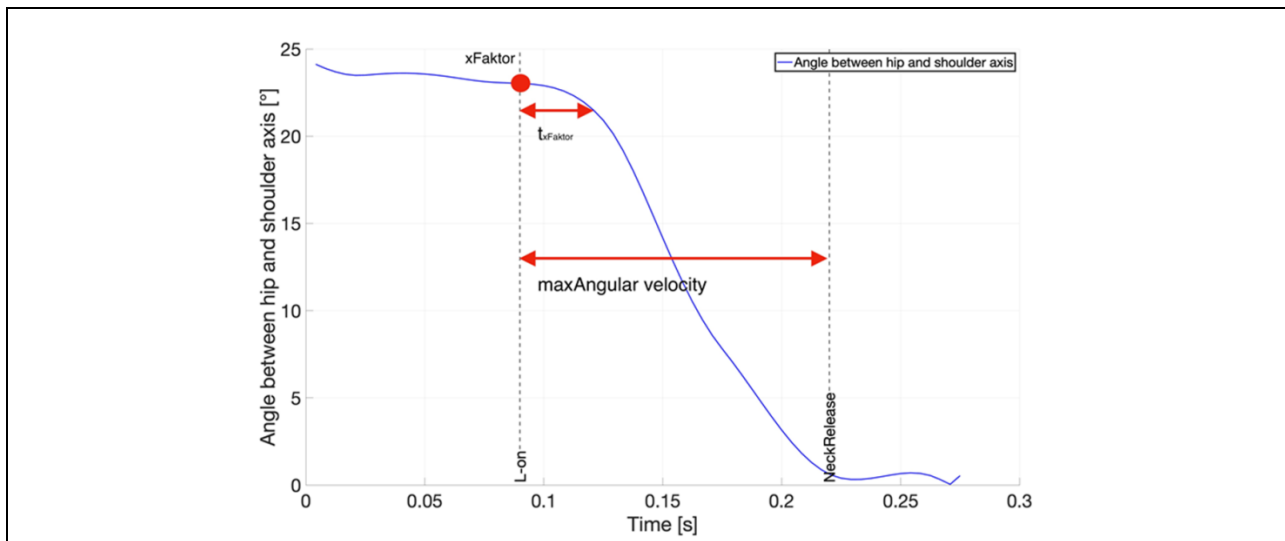


Abb. 3. Beispiel für den zeitlichen Verlauf der Oberkörperverwirrung und mögliche daraus abgeleitete Parameter.

Schlussfolgerungen und Ausblick

Abschließend ist festzustellen, dass Inertialsensoren ein großes Potenzial für die Leistungsdiagnostik im Kugelstoßen bieten. Die wesentlichen Vorteile bestehen im Real-Time Feedback, in der praktikablen Anwendbarkeit im Training, in der Analyse von komplexen dreidimensionalen Bewegungen und in der Individualisierung für die Athlet:innen. Die Ergebnisse können dokumentiert und mit synchron aufgezeichneten Videos verdeutlicht werden. Für die praktische Anwendung dieser App und des Inertialsensorsystems sind keine vertiefenden Fachkenntnisse notwendig. Vorher ist jedoch zu beachten, dass für die gewünschten Parameter entsprechende Berechnungsalgorithmen entwickelt und evaluiert werden müssen. Weiterhin ist zu berücksichtigen, dass für IMU-Messungen an der Körperoberfläche Körpermodelle notwendig sind, um biomechanische Parameter zu bestimmen.

Literatur

- Błazkiewicz, M. et al. (2016). Transfer of Mechanical Energy During the Shot Put. *Journal of Human Kinetics volume 52/2016*, 139-146 DOI: 10.1515/hukin-2016-0001
- Chen, Ch.-F. et al. (2022). Joint energy and shot mechanical energy of glide-style shot put. <https://doi.org/10.1177/17543371221123168>
- Chow, J.W. et al. (2000). Kinematic analysis of shot-putting performed by wheelchair athletes of different medical classes. *Journal of Sports Sciences*, 18:5, 321-330, DOI: 10.1080/026404100402386
- Ciacci, S. et al. (2022). Shot Put: Which Role for Kinematic Analysis? DOI: 10.3390/app12031699
- Čoh, M., Štuhec, S., Smajlović, N., & Supej, M. (2008). Comparative 3-D analysis of the rotational shot-put technique. *Biomechanical Diagnostic Methods in Athletic Training*, 27–34.
- Dinu, D. et al. (2012). Preliminary study of Accuracy and reliability of high-speed human-motion tracking using miniature inertial sensors. *Procedia Engineering*. DOI: 10.1016/j.pro-eng.2012.04.135

- Gao, Z. et al. (2009). Design and application of a multidimensional acceleration sensor for coaching of shot-put athletes. *Sensors and Actuators A: Physical* Volume 149, Issue 2, 16 February 2009, Pages 213-220. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2008.11.029>
- Gao, Z. et al. (2014). Analysis, fabrication, and field test of an advanced embedded throwing electro mechanical sensing system. *Mech Sci Technol* 28, 93–105 (2014). <https://doi.org/10.1007/s12206-013-0944-7>
- Hubbard, M. et al. (2001). Dependence of release variables in the shot put. *Journal of Biomechanics* Volume 34, Issue 4, April 2001, Pages 449-456. [https://doi.org/10.1016/S0021-9290\(00\)00228-1](https://doi.org/10.1016/S0021-9290(00)00228-1)
- Kato, T. et al. (2024). A pilot study for detecting release instant using a single inertia measurement unit in shot put. *Journal of Human Sport and Exercise*. 19(4), 1042-1051.
- Landolsi, M. et al. (2018). Kinematic analysis of the shot-put: A method of assessing the mechanical work of the hand action force. *European Journal of Sport Science*, 2018. Vol. 18, No. 9, 1208–1216, <https://doi.org/10.1080/17461391.2018.1478449>
- Lipovšek, S. et al. (2011). Biomechanical Factors of Competitive Success with the Rotational Shot Put Technique. *New Studies in Athletics* · no. 1/2.2011
- Masterlez, A. et al. (2022). Variability of Performance and Kinematics of Different Shot Put Techniques in Elite and Sub-Elite Athletes—A Preliminary Study. February 2022 *International Journal of Environmental Research and Public Health (IJERPH)* 19(3):1751. DOI: 10.3390/ijerph19031751
- Noh, S.F.A.A. et al. (2019). A review of motion capture systems for upper limb motion in throwing events: Inertial measurement unit. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering* 670 (2019) 012051 IOP Publishing. Doi:10.1088/1757-899X/670/1/012051
- Saračević, Z. et al. (2018). How kinematics influences shot put results in track and field of international level athletes (a case study). *Journal of Physical Education and Sport*® (JPES), 18 Supplement issue 1, Art 73, pp. 512 - 516, 2018. online ISSN: 2247 - 806X; p-ISSN: 2247 – 8051; ISSN - L = 2247 - 8051 © JPES
- Schofield, M. et al. (2022). Rotational shot put: a phase analysis of current kinematic knowledge. *SPORTS BIOMECHANICS* 2022, VOL. 21, NO. 3, 278–296. <https://doi.org/10.1080/14763141.2019.1636130>
- Song, G. et al. (2006). A novel three-axis force sensor for advanced training of shot-put athletes. *Sensors and Actuators A: Physical* Volume 128, Issue 1, 31 March 2006, Pages 60-65. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2006.01.016>
- Waldera, R. et al. (2024). A kinematic analysis of shot putters at a division university. *ISBS Proceedings Archive: Vol. 42: Iss. 1*.
- Wang, W. et al. (2013). Development and Implementation of A Novel Digital Shot Sensor System. DOI: 10.4028/www.scientific.net/AMM.364.228
- Yang, J. et al. (2005). Study on equipment for shot put sound signal feedback. *23 International Symposium on Biomechanics in Sports* (2005). ojs.ub.uni-konstanz.de

Die der Arbeit zugrundeliegenden Projekte wurden vom Bundesinstitut für Sportwissenschaft gefördert (ZMI4-071606/23, ZMI4-071503/22-24).

IMU- & GNSS- basierte Analyse des Springreitens

Gerrit Lang¹, Christina Fercher², Benedikt Fasel³ & Marcus Schmidt¹

¹Technische Universität Dortmund, ²OSP NRW/Westfalen, ³Archinisis GmbH

Schlüsselwörter: Inertialnavigation, Pferdesport, Leistungsdiagnostik

Einleitung

Systematisches, genaues und zuverlässiges Monitoring relevanter biomechanischer Einflussgrößen ist notwendig für eine erfolgreiche Trainingssteuerung zur Leistungssteigerung sowie zur Verletzungsprävention. Dies gilt insbesondere für den Spitzensport (Phillips, Farrow, Ball, & Helmer, 2013). Traditionell sind die notwendigen Datenaufnahmen mit aufwendigen Aufbauten und laborbasierten Umgebungen sowie einer umfangreichen Datenverarbeitung verbunden. Durch die umfassenden Fortschritte hinsichtlich tragbarer Sensorsysteme, insbesondere auf Basis von Inertialsensorik, eröffnen sich jedoch vielversprechende Möglichkeiten zur effizienten Erfassung biomechanischer Parameter außerhalb des Labors. Miniaturisierte inertielle Messeinheiten (MIMUs) wurden bereits in verschiedenen Sportarten eingesetzt, um kinematische und kinetische Daten aufzuzeichnen (Camomilla, Bergamini, Fantozzi, & Vannozzi, 2018; Macadam, Cronin, Neville, & Diewald, 2019). Dies gilt auch für die Kombination von MIMUs mit globalen Navigationssatellitensystem (GNSS), die in mehreren dynamischen Sportarten bereits Anwendung fanden. Generell ermöglichen sie die Erfassung kinematischer und kinetischer Daten, bringen jedoch auch Herausforderungen bei der Messung von hochdynamischen Bewegungen mit sich (Schmidt & Jaitner, 2023).

Im Reitsport bestehen besondere Herausforderungen bei der Anwendung von Messtechnologien zur objektiven Beurteilung von Bewegungen. Das Reiten basiert auf dem gemeinsamen Handeln von Reiterin und Pferd, wobei das Pferd eine einzigartige Rolle spielt, da es Bewegungen als Reaktion auf Anweisungen ausführt. Im Gegensatz zu menschlichen Bewegungen ist der Einsatz von Messtechnologien im Bereich der biomechanischen Bewegungsanalyse des Pferdes wenig erforscht. Große Reitplätze mit unterschiedlichen Bodenbelägen wie Sand oder Gras, Umwelteinflüsse, Wetterbedingungen und das natürliche Verhalten des Pferdes stellen etablierte Messmethoden aus dem menschlichen Sport schnell vor große Herausforderungen. Als Fluchttiere reagieren Pferde auf ungewohnte Reize mit Verhaltensänderungen, welches eine reliable Datenerhebung erschwert. Leistungsdiagnostik und Trainingsmonitoring basieren daher typischerweise ausschließlich auf den subjektiven Einschätzungen von Reiter- und/oder Trainer:innen.

Springwettbewerbe stellen Reiter:innen vor eine besondere Herausforderung: einen Parcours mit bis zu 19 Hindernissen, der für jede Veranstaltung neu gestaltet wird. Die Teilnehmer:innen müssen diesen, sich ständig verändernden Parcours, in einer bestimmten Reihenfolge absolvieren und dabei die Bewegungen mit hoher Geschwindigkeit und Präzision realisieren. Die Entscheidungen von Reiter:in, die das Pferd leiten, müssen durch Gewichtsverlagerung, Schenkel- und Zügelhilfen sofort

vermittelt, vom Pferd verstanden und in zielgerichtete Bewegungen umgesetzt werden. Das sportliche Ziel der Sprungbewegung des Pferdes besteht im Gegensatz zu vielen menschlichen Sportarten nicht darin, die Sprunghöhe oder -weite zu maximieren, sondern die verschiedenen Arten von Hindernissen ökonomisch ohne Fehler oder Geschwindigkeitsverlust zu überwinden (Fercher, 2017). Die Erhebung der biomechanischen Leistungsmerkmale der Sprungbewegung des Pferdes ist dennoch von Interesse, um sowohl Qualität als auch Quantität der Leistung einzuschätzen. Basierend auf bisherigen Studien, gibt dabei der Verlauf des Körperschwerpunkts (KSP) von Reiter:in und Pferd wesentliche Einblicke in die Sprungbewegung (Fercher, 2023). Der Einsatz von IMU- und GNSS-basierten Sensorsystemen ermöglicht dabei prinzipiell die Erfassung umfassender kinematischer und kinetischer Merkmale. Jedoch bleibt die Datenverarbeitung ein kritischer Faktor für die notwendige Genauigkeit, die bisher nicht ausreichend gewährleistet ist (Schmidt & Jaitner, 2023; Schmidt, Nolte, Kolodziej, Ulbricht, & Jaitner, 2023). Dies gilt auch für bestehende Systeme im Pferdesport, die aufgrund von limitierten Messgenauigkeiten oft nur eingeschränkt im Hochleistungssport einsetzbar sind (Guyard, Montavon, Bertolaccini, & Deriaz, 2023).

Seit 2020 verwendet der Olympiastützpunkt NRW/Westfalen in Warendorf ein GNSS-IMU-Sensorsystem, welches die Position und Bewegung des KSP von Reiter:in mithilfe eines einzigen Sensors bestimmen und umfassende Leistungsanalysen während des Trainings und Wettkampfs ermöglichen kann (Fasel et al., 2016; Fasel, Supej, & Laaksonen, 2019; Shang, Shi, Chen, & Staunton, 2024; Wagner et al., 2024). Die Vielseitigkeit des Systems ermöglicht es, die Messdaten mit synchronisierten Videoaufnahmen zu ergänzen und so eine visuelle Feedback-Ebene bereitzustellen. Pilotstudien haben gezeigt, dass das System in der Lage ist, Parcourslayout und Geschwindigkeit zu analysieren und eine klare sowie anpassbare visuelle Darstellung zu bieten. Darüber hinaus hat die Technologie das Potenzial zur Erkennung einzelner Hindernisse, durch eine Bewegungssegmentierung basierend auf spezifischen Ereignissen in den Sensordaten des Pferdes, gezeigt. Allerdings umfasst das Sensorsystem bisher keine umfassende Analyse des KSP des Pferdes. Das Ziel dieser Studie ist daher die Entwicklung eines sensorbasierten Bewegungsanalysesystems speziell für Springpferde. Wir präsentieren eine sensorbasierte Bestimmung leistungsrelevanter biomechanischer Sprungmerkmale des Pferdes, basierend auf der Erfassung des KSP des Pferdes, welche anschließend mit einer 3D-Bewegungsanalyse als Referenzmessung verglichen wird.

Methode

Die Datenerfassung fand in einer regulären Trainingseinheit mit vertrauten Pferd-Reiter-Paaren statt. Die Teilnehmer:innen gaben ihr schriftliches Einverständnis, und das Studiendesign wurde von einer Ethikkommission genehmigt (Genehmigung: „GEKTUDO_2023_10“). Die acht teilnehmenden Pferde waren zwischen 5 und 13 Jahren alt, wogen zwischen 560 und 650 kg und variierten im Trainingsstand von Anfänger bis Fortgeschritten. Eine Stute, vier Wallache und drei Hengste wurden von

ihren regulären Reiter:innen geritten. Das Aufwärmen und die Pausen zwischen den Runden wurden individuell angepasst. Jedes Hindernis wurde viermal gesprungen, mit jeweils zwei Anläufen von links und zwei von rechts. Die Vertikalsprünge waren 0,50 m, 0,80 m, 1,10 m und 1,30 m hoch. Außerdem wurden Oxer in folgenden Größen übersprungen: 1,00 x 1,00 m, 1,10 x 1,10 m und 1,30 x 1,30 m. Aufgrund der unterschiedlichen Leistungsstände der Pferde wurden nicht alle Hindernisse von allen acht Pferden überwunden. Insgesamt wurden 210 Sprungbewegungen aufgezeichnet.

Das verwendete Sensorsystem besteht aus einem Naos GNSS-IMU-Sensor (Archinisis GmbH, Schweiz), der auf der linken Seite der Satteldecke des Pferdes befestigt wurde. Der Sensor erfasst Beschleunigung und Winkelgeschwindigkeit mit 200 Hz sowie die 3D-Geschwindigkeit und Position mit 10 Hz. Zunächst wurde der Sensor virtuell an das anatomische Koordinatensystem des Pferderumpfes angepasst (funktionelle Kalibrierung). Dies geschieht unter der Annahme, dass der Rumpf des Pferdes durchschnittlich horizontal liegt und die Hauptrotation entlang der medio-lateralen Achse verläuft. Anschließend wurde mit dem Sensorfusionsalgorithmus von Archinisis die 3D-Geschwindigkeit und Position des Sensors im anatomischen Koordinatensystem des Rumpfes bestimmt. Zur Berechnung der finalen KSP-Kinematik (3D-Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung und Rumpforientierung bei 200 Hz) wurde ein statisches KSP-Modell verwendet. Diese Berechnung basiert auf der Annahme, dass der Rumpf ein starres Objekt ist und sich die Position des Körperschwerpunkts relativ zum Sensor nicht ändert. Die Distanz vom Sensor zum KSP wurde im anatomischen Koordinatensystem mithilfe von Fotos der Pferde in Ruheposition geschätzt. Anschließend wurden die Sprünge anhand einer hohen medio-lateralen Winkelgeschwindigkeit identifiziert, und für jeden Sprung wurden Absprung (letzter Bodenkontakt eines Hinterbeins vor dem Sprung) und Landung (erster Bodenkontakt eines Vorderbeins nach dem Sprung) basierend auf den folgenden biomechanischen Kriterien berechnet: lokales Maximum der Vertikalgeschwindigkeit für den Absprung und lokales Minimum der Vertikalgeschwindigkeit für die Landung. Abschließend wurden folgende biomechanische Merkmale der Sprungbewegung ermittelt: Sprungdauer, Sprunglänge, Sprunghöhe, Horizontalgeschwindigkeit beim Absprung, Vertikalgeschwindigkeit beim Absprung und Absprungswinkel.

Die Sensordaten wurden mit einem gleichzeitig aufgezeichneten 3D-Bewegungsanalysesystem (Qualisys, Schweden) verglichen, welches aus 12 Kameras bestand und die Daten mit 100 Hz aufzeichnete. Die Kameras waren als Korridor um das in der Mitte platzierte Hindernis in einer Höhe von 2,50 m angeordnet. Das Messvolumen betrug etwa 22 m Länge, 3,50 m Höhe und 8 m Breite. Für die biomechanische Modellierung des Pferdes wurden 37 reflektierende Marker an ausgewählten anatomischen Landmarks des Pferdes angebracht. Zusätzlich wurde ein Marker auf dem am Sattel befestigten Sensor platziert. Der KSP des Pferdes wurde mithilfe der Marker sowie einem Segmentmodell nach Buchner et al. berechnet (Buchner, Obermüller, & Scheidl, 2000; Buchner, Savelberg, Schamhardt, & Barneveld, 1997). Die Daten wurden mit der Software Visual 3D exportiert und die Hufmarkerkurven wurden

verwendet, um die Bodenkontakte in den Sensordaten gemäß Fasel et al. (2015) zu bestimmen.

Beide Systeme wurden über eine Kreuzkorrelation der vertikalen Geschwindigkeit von Marker und Sensor und eine Optimierung der 3D-Position und Orientierungsunterschieden synchronisiert (Chardonens, Favre, & Aminian, 2012; Fasel, Gilgien, Spörri, & Aminian, 2018). Daten von fünf Pferden mit insgesamt 56 Sprüngen über Hindernisse zwischen 50 und 130 cm Höhe und bis zu 130 cm Breite wurden in die statistische Datenanalyse einbezogen. In den anderen Versuchen war der Markersatz für die KSP-Berechnung aufgrund fehlender Marker oder starker Reflexionen während der Datenaufnahmen unvollständig. Für die Vergleichsanalyse wurden die sechs oben genannten biomechanischen Merkmale der Sprungbewegung mittels deskriptiver Statistiken sowie Bland-Altman-Statistiken beider Systeme miteinander verglichen.

Ergebnisse

Die in der Methodik beschriebene Vorgehensweise führt zu einer zuverlässigen Erkennung und Segmentierung der Sprungbewegung. Alle 210 Versuche, mit kleinen und großen Hindernissen, wurden korrekt erkannt und in die Phasen des Anreitens, des Sprungschrittes mit Absprung, Flugphase und Landung sowie die Phase nach dem Hindernis unterteilt. Die Berechnung der 3D-Position und Geschwindigkeit des KSP unter Verwendung des KSP-Modells erwies sich als geeignet, um die nachfolgenden Analysen und die Ableitung von Sprungparametern durchzuführen.

Der mittlere quadratische Fehler (RMSE) der Sensorposition (0,047 m und 0,166 m/s) war kleiner als der für die sensorbasierten Bestimmung des KSP (0,128 m und 0,454 m/s). Die absoluten Fehler der sechs biomechanischen Sprungparameter sind in Tabelle 1 aufgeführt.

Tab.1. *Mittelwert (MW) und Standardabweichung (SD) der Differenzen zwischen den Systemen.*

Parameter	Abweichung (Mittelwert +/- SD)
Sprungdauer	0,018 +/- 0,038 s
Sprunglänge	-0,024 +/- 0,264 m
Sprunghöhe	-0,029 +/- 0,066 m
Bodengeschwindigkeit	0,04 +/- 0,27 m/s
Vertikale Geschwindigkeit	0,10 +/- 0,24 m/s
Absprungwinkel	0,75 +/- 2,54 Grad

Die Absprunggeschwindigkeit in horizontaler Richtung weist eine Genauigkeit (Fehlermittelwert) von 0,5 % bei einer Präzision (Standardabweichung des Fehlers) von 4,6 % auf. Die entsprechenden Werte liegen für die vertikale Geschwindigkeit bei 8,1 % Genauigkeit und 18,8 % Präzision, sowie für Absprungwinkel 7,5 % und 20,7 %. Die Sprungdistanz von der Absprungposition bis zum Beginn der Landephase weist eine Genauigkeit von 3,7 % und eine Präzision von 19,9 % auf. Größere Abweichungen treten bei der Bestimmung der Sprunghöhe auf (Genauigkeit: 5,2 %; Präzision:

47,7 %). Abgesehen von der horizontalen Absprunggeschwindigkeit hängen die Parameter auch von der Hindernishöhe ab, wobei sie bei kleineren Sprüngen überschätzt und bei höheren Sprüngen unterschätzt werden (Abbildung 1).

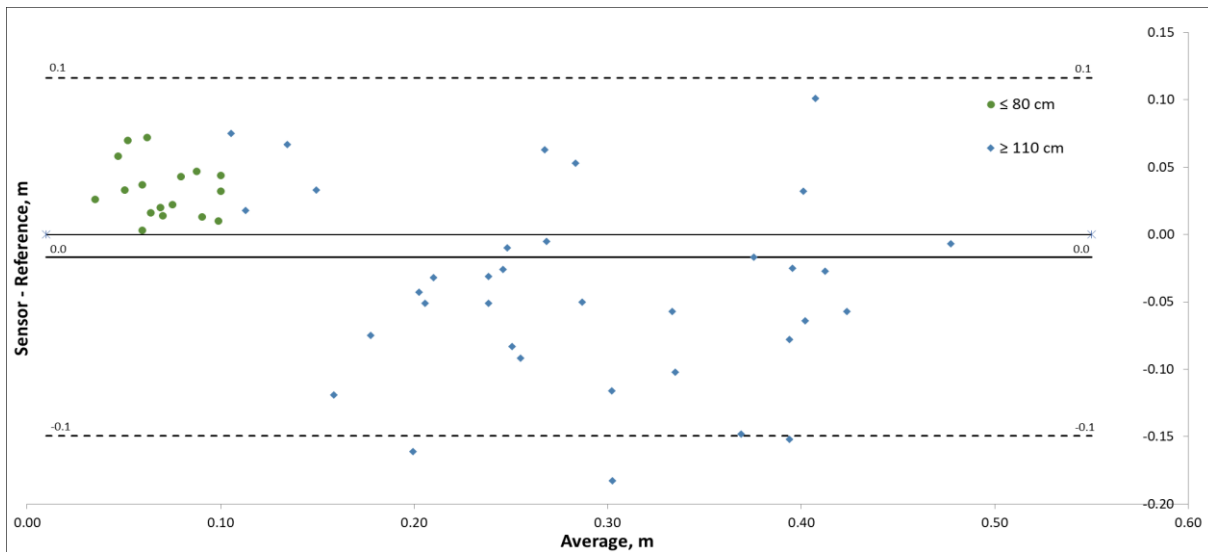


Abb. 1. Bland-Altman Plot der Sprunghöhe von flachen (grün) und höheren (blau) Sprüngen.

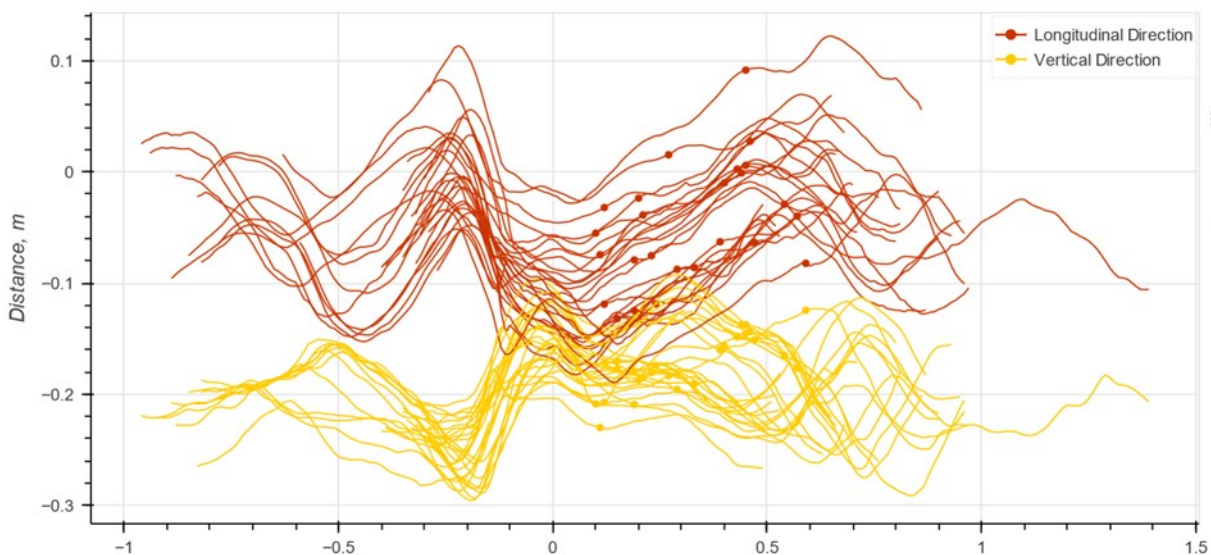


Abb. 2. Veranschaulichung der Verläufe des Vektors zwischen Sensor und KSP während der Sprungbewegung. 0.0 auf der x-Achse ist der Absprungzeitpunkt, während die Landung durch die Punkte dargestellt ist.

Weiterführende statistische Auswertungen zeigen eine signifikante Deformation des Pferderumpfes (etwa 0,20 m, $p < 0,05$) während der Sprungbewegung. Die Analysen der 3D-Bewegungsanalysen zeigen, dass der KSP eine signifikante relative Bewegung in Bezug auf den Sensor zeigte, und zwar im Zeitraum von -0,25 s vor dem Absprung bis 0,1 s nach der Landung, einschließlich zeitabhängiger Distanzänderungen von durchschnittlich 0,13 m. Abbildung 2 zeigt den zeitlichen Verlauf der Dis-

tanz zwischen der Sensorposition und dem aus der 3D-Bewegungsanalyse berechneten KSP. Im statischen Modell wurde dieser Abstand auf -0,05 m für die horizontale Längsachse und -0,19 m entlang der vertikalen Achse festgelegt.

Diskussion

Diese Studie zeigt das Potenzial eines einzelnen, am Rumpf des Pferdes angebrachten tragbaren Sensors zur Schätzung wesentlicher Sprungleistungsparameter. Die detektierten Abweichungen liegen im Bereich intra-individueller Abweichungen einzelner Pferde (Fercher, 2023) und weisen bessere Genauigkeiten als frühere Studien auf (Guyard et al., 2023). Dennoch zeigen die Daten auch, dass insbesondere das statische Körperschwerpunktmodell, sowie die Definition der Sprunghöhe weiterer Anpassungen bedürfen, um eine akkuratere Bestimmung der relevanten biomechanischen Sprungparameter zu ermöglichen. Die schlechteren Genauigkeiten bei der Bestimmung der Sprunghöhe ergibt sich aus dem relativ kleinen Unterschied zwischen der erhöhten Position des KSP beim Absprung und der maximalen Höhe am Scheitelpunkt der parabolischen Flugbahn. Während das statische KSP-Modell sich in Bezug auf Genauigkeit und Präzision vor allem für die Sprunghöhe als unzureichend erwies, zeigen erste Pilotdaten eines dynamischen KSP-Modells vielversprechende Verbesserungen in den Messgrößen.

Die Auswertung der 3D-Bewegungsanalyse zeigt in Übereinstimmung mit anderen Studien (Fercher, 2023) eine signifikante Deformation des Rumpfes während des Sprungs sowie eine vorbereitende Krümmung des Rumpfes vor dem Absprung welche dann während des Absprungs in Streckbewegung transformiert wird, um den KSP vertikal zu beschleunigen. Dieses allgemeine Bewegungsmuster im Rumpfsegment führt zu einer Veränderung der Distanz zwischen Sensor und KSP, was für die Limitationen bei der Verwendung eines statischen KSP-Modells sorgt. Daher wurden zusätzliche Analysen durchgeführt, um den Einfluss der Rumpffdeformation auf die KSP-Schätzung zu analysieren und in ein angepasstes Modell zu transformieren. Die Fähigkeit eines dynamischen Modells, die Rumpffdeformation während der Bewegung zu berücksichtigen, stellt eine entscheidende Verbesserung gegenüber dem statischen Modell dar, was zu genaueren Bestimmungen von Sprunghöhe, Sprungweite und weiteren biomechanischen Merkmalen führen kann. Vorläufige Ergebnisse zeigen, dass das dynamische Modell einen verringerten RMSE von 0,128 m auf 0,115 m für die 3D-Position und von 0,454 m/s auf 0,317 m/s für die 3D-Geschwindigkeit im Vergleich zum statischen Modell liefert. Die erhöhte Genauigkeit und Präzision des dynamischen Modells könnten es für den Einsatz im täglichen Training und möglicherweise im Wettkampf geeigneter machen und bieten damit einen praktischen Vorteil gegenüber herkömmlichen Methoden wie 3D-Bewegungserfassungssystemen. Es sind jedoch weitere Forschungen erforderlich, um das dynamische Modell zu verfeinern und zu validieren.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die aktuellen Ergebnisse vielversprechend sind, jedoch vor einer breiten Einführung dieser Technologie im Pferdesport und -training weitere gründliche Tests und Validierungen erforderlich sind.

Literatur

- Buchner, H. H. F., Obermüller, S., & Scheidl, M. (2000). Body Centre of Mass Movement in the Sound Horse. *The Veterinary Journal*, 160(3), 225-234. doi:<https://doi.org/10.1053/tvj.2000.0507>
- Buchner, H. H. F., Savelberg, H. H. C. M., Schamhardt, H. C., & Barneveld, A. (1997). Inertial properties of Dutch Warmblood horses. *Journal of Biomechanics*, 30(6), 653-658. doi:[https://doi.org/10.1016/S0021-9290\(97\)00005-5](https://doi.org/10.1016/S0021-9290(97)00005-5)
- 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. doi:10.3390/s18030873
- Chardonens, J., Favre, J., & Aminian, K. (2012). An effortless procedure to align the local frame of an inertial measurement unit to the local frame of another motion capture system. *J Biomech*, 45(13), 2297-2300. doi:10.1016/j.jbiomech.2012.06.009
- 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. *J Biomech*, 48(12), 3199-3205. doi:10.1016/j.jbiomech.2015.07.001
- Fasel, B., Gilgien, M., Spörri, J., & Aminian, K. (2018). A New Training Assessment Method for Alpine Ski Racing: Estimating Center of Mass Trajectory by Fusing Inertial Sensors With Periodically Available Position Anchor Points. *Front Physiol*, 9. doi:10.3389/fphys.2018.01203
- 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. Retrieved from <https://www.mdpi.com/2072-4292/8/8/671>
- Fasel, B., Supej, M., & Laaksonen, M. S. (2019). Automatic classification of skating cross-country skiing sub-techniques based on a single wearable sensor and biomechanical models. *German Journal of Exercise and Sport Research*, 49(Suppl. 1), S 20. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/331320454_Automatic_Classification_of_Skating_Cross-Country_Skiing_Sub-Techniques_based_on_a_Single_Wearable_Sensor_and_Biomechanical_Models
- Fercher, C. (2017). The Biomechanics of Movement of Horses Engaged in Jumping Over Different Obstacles in Competition and Training. *Journal of Equine Veterinary Science*, 49, 69-80. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jevs.2016.10.002>
- Fercher, C. (2023). *Biomechanische Verfahren zur objektivierten Analyse der Sprungbewegung von Springpferden im Hochleistungssport*. (Dissertation).
- 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. Retrieved from <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/9/4196>
- Macadam, P., Cronin, J., Neville, J., & Diewald, S. (2019). Quantification of the validity and reliability of sprint performance metrics computed using inertial sensors: A systematic review. *Gait Posture*, 73, 26-38. doi:10.1016/j.gaitpost.2019.07.123
- Phillips, E., Farrow, D., Ball, K., & Helmer, R. (2013). Harnessing and Understanding Feedback Technology in Applied Settings. *Sports Medicine*, 43(10), 919-925. doi:10.1007/s40279-013-0072-7
- Schmidt, M., & Jaitner, T. (2023, 24-25 Oct. 2023). *A call for improved navigation algorithms in GNSS-IMU-based tracking data in sport science*. Paper presented at the 2023 DGON Inertial Sensors and Systems (ISS).
- Schmidt, M., Nolte, K., Kolodziej, M., Ulbricht, A., & Jaitner, T. (2023). *Accuracy of Three Global Positioning Systems for Determining Speed and Distance Parameters in Professional Soccer*, Cham.
- Shang, L., Shi, R., Chen, X., & Staunton, C. A. (2024). Performance and micro-pacing in sprint cross-country skiing: A comparison of individual time-trial and head-to-head race formats. *J Sports Sci*, 42(6), 490-497. doi:10.1080/02640414.2024.2340296
- Wagner, C.-M., Röhrs, D., Sandbakk, Ø., Katz, A., Wittke, A., & Keiner, M. (2024). Performance-Determining Variables of a Simulated Skimo Sprint Competition in Elite Junior Skimo Athletes. *Applied Sciences*, 14(5), 1882. Retrieved from <https://www.mdpi.com/2076-3417/14/5/1882>

Validierung des Moticon OpenGo Plantardrucksystems zur Analyse hochdynamischer Bewegungsmuster

Stefan Arenz¹, Kevin Nolte² & Thomas Jaitner²

¹Institut für Angewandte Trainingswissenschaft Leipzig, ²Technische Universität Dortmund

Schlüsselwörter: Plantardruckmessung, Validität, Bodenreaktionskraft

Theoretischer Hintergrund

Die Güte der Bewegungsausführung, also die Bewegungsqualität, ist ein Ausdruck der motorischen Fähigkeiten von Sportler:innen und beeinflusst maßgeblich sowohl die sportliche Leistungsfähigkeit als auch die Verletzungsprävention (Krug, 2023; Schnabel & Krug, 2015). Im Nachwuchsleistungssport (NWLS) spielen präzise und optimierte Bewegungsmuster eine zentrale Rolle für den langfristigen Leistungsaufbau. Um eine Leistungsentwicklung zu erreichen und Verletzungen zu vermeiden, ist es notwendig, Bewegungen nicht nur regelmäßig zu trainieren, sondern auch deren Qualität zu überwachen und gezielt zu verbessern. In der Praxis basieren solche zumeist auf subjektiven Trainerbeurteilungen (Bewegungsbeobachtung), welche durch Erfahrung und Expertise geprägt sind (Lath et al., 2021). Diese Beurteilungen werden als „Trainerauge“ bezeichnet und ermöglichen wichtige, jedoch nicht immer objektiv überprüfbare Rückschlüsse auf die tatsächliche Bewegungsqualität. Die Notwendigkeit, die Bewegungsqualität objektiv zu erfassen und dadurch das Trainerauge zu unterstützen, ist im modernen Sport evident (Schnabel & Krug, 2015). Biomechanische Analysen oder andere leistungsdiagnostische Verfahren sind in der Regel mit hohem apparativem, finanziellem und zeitlichem Aufwand verbunden und meist an spezifische Laborräume gebunden. Gerade im NWLS schränken finanzielle und infrastrukturelle Rahmenbedingungen häufig den Zugang zu umfassender Diagnostik ein und stellen diesen damit vor eine Herausforderung (Davies et al., 2020; Taborri et al., 2020).

In den letzten Jahren verzeichnet der Technologiesektor mit vielfältigen mobilen Applikationen und mikroelektromechanischen Systemen erheblichen Wachstum und bietet neue Möglichkeiten zur Anwendung im NWLS (Ometov et al., 2021). Die geringe Größe mobiler Systeme oder eine direkte Nutzung von Smartphones bieten eine Chance, das subjektive Trainerauge durch objektive Daten unter realen Trainings- und Wettkampfbedingungen zu ergänzen (Ancillao et al., 2018; Ghislieri et al., 2019). Eine der vielversprechenden Anwendungen dieser Technologie liegt im Bereich der Verletzungsprävention, da die Diagnostik nicht mehr auf das Labor angewiesen ist und unter realen Bedingungen erfolgen kann. Nach dem präventionsorientierten Modell von van Mechelen et al. (1992) sollte die Prävention von Sportverletzungen vier wesentliche Schritte umfassen: (1) das Erfassen der Häufigkeit von Verletzungen, (2) die Identifizierung von Risikofaktoren und Verletzungsmechanismen, (3) die Implementierung präventiver Maßnahmen und (4) die Überprüfung der Effektivität dieser Maßnahmen. Moderne Technologie bietet vor allem im zweiten

Bereich die Möglichkeit, Risikofaktoren zu erkennen, indem sie relevante Daten, wie dynamische Bewegungsmuster, Gelenkwinkel oder Belastungsverteilungen aufzeichnen, und mit Verfahren der Künstlichen Intelligenz und Big Data analysieren. Dies ermöglicht Athlet:innen und Trainer:innen frühzeitig präventive Maßnahmen zu ergreifen (Fricke et al., 2024; Abb. 1).

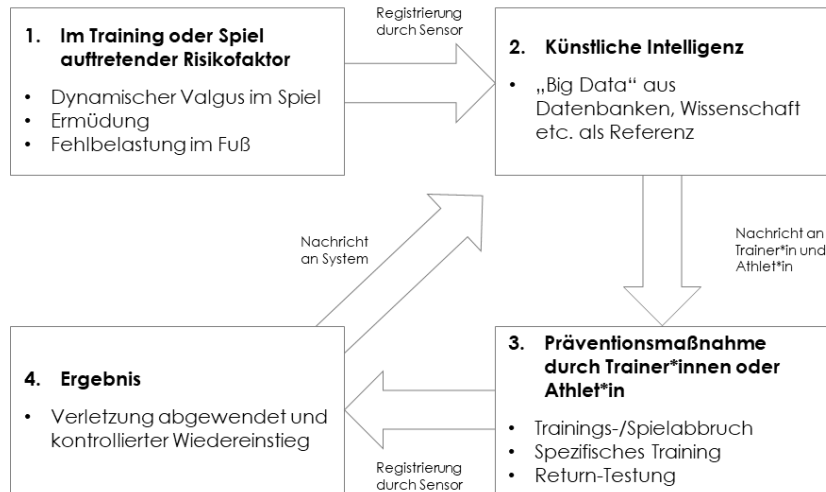


Abb. 1. Digitale Präventions-Sequenz nach Fricke et al. (2024).

Im Zuge der Präventionsforschung und biomechanischen Datenerfassung unter realen Feldbedingungen rücken mobile Systeme wie das Plantardruckmesssystem von Moticon ReGo AG in den Fokus. Bisherigen Studien von Cramer et al. (2022), Ganguly et al. (2023) und Moticon ReGo AG (2020) zufolge stellt die OpenGo Insole3 einen vielversprechenden Ansatz zur Erfassung von Bewegungsparametern wie der vertikalen Bodenreaktionskraft (engl. *vertical ground reaction force*; Abkürzung: vGRF) und der posturalen Kontrolle im klinischen Bereich für Gang- und Laufanalysen. Cramer et al. (2022) ermittelten bei gesunden Teilnehmer:innen (n = 11) exzellente Intraklassenkorrelationskoeffizienten ($ICC > 0,941$) für vGRF-*Peaks* und Impulse beim moderaten Gehen und langsamen Laufen im Vergleich zu einer Kraftmessplatte. Die OpenGo Insole3 unterschätzte vGRF-*Peaks* leicht (-3,7 % bis 0,9 %) und überschätzte Impulse geringfügig (4,2 % bis 5,6 %). Eine hohe Reliabilität ($ICC > 0,970$) zeigte sich vor allem für besonders langsames Gehen (0,8-1,0 m/s). Moticon ReGo AG (2020) validierte die OpenGo Insole3 im Zuge einer Inhouse-Studie bei der Messung der vGRF während des Gehens, verglichen mit einer Kraftmessplatte. Mit der Standardkalibrierung lag der durchschnittliche *Peak*-Fehler bei 3,51 % (SD = 4,78%) und der normalisierte mittlere absolute Fehler bei 0,62 % (SD = 3,27%).

Im Gegensatz zu gleichmäßigen Bewegungen wie Gehen oder Laufen treten bei Sprüngen und Landungen abrupt große Kraftspitzen bei kurzen Kontaktzeiten sowie schnell wechselnde Druckverteilungen und asymmetrische Belastungen auf (Aerts et al., 2013; Baus et al., 2020). Daraus ergibt sich die Frage nach der Eignung der Plantardruckmesssohlen OpenGo Insole3 für die biomechanische Analyse hochdynamischer Sprungbewegungen unter realen Trainings- und Wettkampfbedingungen.

Das Ziel der vorliegenden Studie besteht somit darin, die Validität der OpenGo Insole3 zur Schätzung der vGRF während hochdynamischer Bewegungsmustern zu analysieren. Dazu werden aus Druckmessungen berechnete Bodenreaktionskräfte bei einbeinigen und beidbeinigen Sprüngen sowie Landungen von Nachwuchsvolleyballspieler:innen mit direkt erhobenen Werten einer Kraftmessplatte (KMP) verglichen. Die Ergebnisse dieser Untersuchung sollen dazu beitragen, den Nutzen von mobilen Sensortechnologien im Sport zu bewerten und die Verfügbarkeit objektiver Bewegungsanalysen auch im ressourcenbeschränkten NWLS zu erweitern.

Methode

Die Probandenstichprobe setzt sich aus einer leistungshomogenen Untersuchungsgruppe auf hohem Nachwuchsleistungssportniveau zusammen. Die Rekrutierung erfolgte an einem Bundesstützpunkt des Deutschen Volleyball Verbands. Volleyballspieler:innen wurden ausgewählt, da sie während des Trainings und der Spiele häufig Sprünge bzw. Landungen ausführen. Zu den Einschlusskriterien zählten: (1) Mitglied einer Wettkampfmannschaft mit mindestens 3 Trainingseinheiten pro Woche, (2) keine signifikante Verletzung der unteren Extremitäten, die zu einem chirurgischen Eingriff oder einer veränderten körperlichen Funktion geführt hatte, (3) keine gemeldete Verletzung der unteren Extremitäten in den letzten 6 Wochen, (4) keine neuromuskuloskelettalen Verletzungen oder Erkrankungen, die die Sprung- und Gleichgewichtsleistung beeinflussen könnten. Vor der Datenerhebung gaben alle Teilnehmenden und deren Eltern eine schriftliche Einverständniserklärung ab. Diese Studie wurde in Übereinstimmung mit der Deklaration von Helsinki durchgeführt und vom Ethikrat des Instituts für Angewandte Trainingswissenschaft (Leipzig, Deutschland) genehmigt.

Insgesamt nahmen $N = 39$ Personen ($m = 14$; $w = 25$) mit einem durchschnittlichen Alter von $16,37 (\pm 1,60)$ Jahren und einer durchschnittlichen Größe von $186,22 (\pm 3,96)$ Zentimetern teil. Innerhalb einer Testung wurden drei verschiedene Sprungtests absolviert: ein bilateraler und unilateraler *Drop-Vertical-Jump* (DVJ) sowie ein *Spike Jump*. Beim bilateralen und unilateralen DVJ erfolgte ein Sprung von einer 30 cm hohen Box hinter eine 30 cm entfernte Markierung auf die KMP. Unmittelbar nach der Landung erfolgte ein maximaler vertikale Sprung und die erneute Landung auf die KMP (Hewett et al., 2005; Padua et al., 2009). Der *Spike Jump* wurde im Dreier-Rhythmus (Orientierungs-, Stemm- und Beistellschritt) ausgeführt, mit beidbeinigem Absprung und Landung auf die KMP (Czimek, 2022; Fuchs et al., 2019). Sowohl der linke als auch rechte Stemmschritt wurde getestet, wobei die individuelle Technik beibehalten wurde. Nach jedem Sprung wurden die Proband:innen dazu angehalten, die Landeposition für zwei Sekunden zu halten. Für alle Tests wurden jeweils drei Wiederholungen durchgeführt. Zwischen den einzelnen Sprüngen wurde eine Pause von einer Minute eingehalten, um die korrekte Datenerfassung mit den Messsystemen zu prüfen. Die Proband:innen führten die Datenerhebung mit eigenen Volleyballschuhen durch. Alle Tests wurden unter Laborbedingungen in der Trainingshalle des VCO durchgeführt. Alle Proband:innen wurden vor dem

10-minütigem Aufwärmen mit einem Paar OpenGo Insole3 ausgestattet, um sich an das Tragen dieser zu gewöhnen und diese aufzuwärmen. Wenn die Schuhgröße zwischen zwei Einlagengrößen lag, wurde die größere Größe gewählt, um eine vollständige Abdeckung der gesamten Fußsohle zu gewährleisten und ein Verrutschen im Schuh zu minimieren.

Mess- & Referenzsystem

Die Datenerhebung erfolgte mit der Moticon OpenGo Insole3 (Moticon ReGo AG, München, Deutschland). Das System besteht aus zwei sensorgesteuerten Einlegesohlen und ähnelt den herkömmlichen Sohlen, die von Läufern zur zusätzlichen Dämpfung getragen werden. Jede Einlegesohle enthält 16 druckempfindliche kapazitive Sensoren in kreisförmiger Anordnung (s. Abb. 2b). Die Sensorabdeckung variiert je nach Sohlengröße von 62,5 % (Größe 1) bis 67,4 % (Größe 9), um Bereiche für Verkabelung, Elektronik, Antennen und Ränder freizuhalten (Moticon ReGo AG, 2021b). Jede Einlegesohle hat einen 32 MB großen On-Board-Speicher und ermöglicht eine Live-Übertragung via Bluetooth auf ein Smartphone. Der Nullmodus der Drucksensoren ist immer aktiviert, um Offsets und Drifts in den Drucksensorwerten zu kompensieren. Die Daten wurden mit einer Abtastrate von 100 Hz aufgezeichnet. Vor jeder Datenerhebung der Proband:innen wurde die OpenGo Insole3 gemäß den Herstellervorgaben der OpenGo-App kalibriert (Moticon ReGo AG, 2021a). Am Ende der Kalibrierung wurde eine erfolgreiche Nullstellung durch die Visualisierung von null Gesamtkräften auf einer angehobenen Sohle im einbeinigen Stand überprüft. Um eine zu kontrollierte Laborumgebung zu vermeiden, wurde keine manuelle Nullstellung durchgeführt, sondern ausschließlich auf die automatische Nullstellung der sensorgesteuerten OpenGo Insole3 zurückgegriffen.

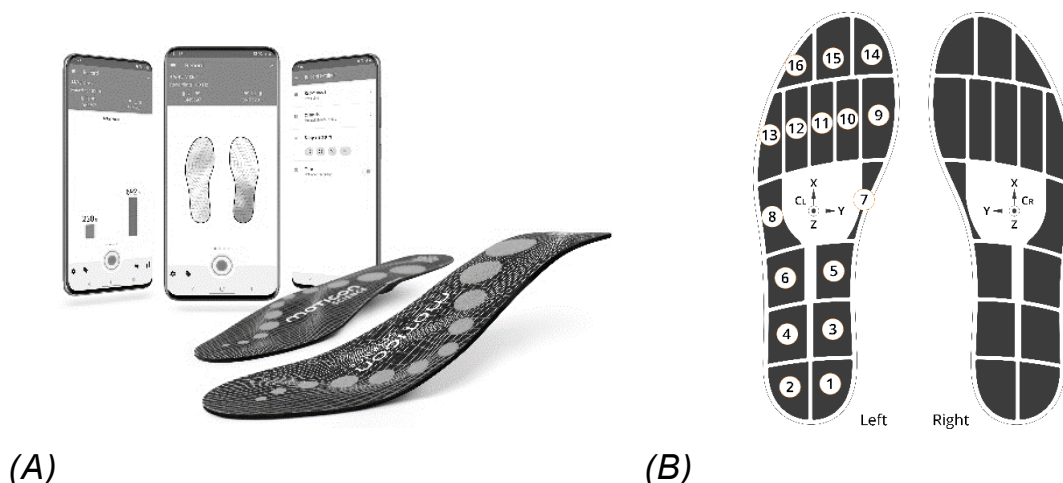


Abb. 1. (a) Moticon OpenGo Insole3 inkl. App (b) Layout der Drucksensoren.

Zur Validierung der OpenGo Insole3 wurde während der Datenerhebung ein Referenzsystem eingesetzt. Die Datenerfassung erfolgte mit einem Kraftmessplattensystem Modell BP600900 der Firma AMTI© (Watertown, USA). Die Kraftmessplatte

(KMP) besitzt eine Fläche von 0,9 x 0,6m und zeichnet die vGRF mit einer Abtastrate von 400 Hz auf. Das Messsystem basiert auf präzisen Dehnungstreifensensoren, die in der Platte integriert sind und Kräfte in drei Dimensionen erfassen: vertikal, medial-lateral und anterior-posterior. Für die vorliegende Untersuchung wurde ausschließlich die vertikale Komponente der vGRF verwendet, um die Validität der OpenGo Insole3 zu eruieren.

Datenverarbeitung

Nach erfolgreicher Datenerhebung und Prüfung auf Plausibilität wurden die vorverarbeiteten vGRF-Daten der OpenGo Insole3 mit Hilfe der Moticon SCIENCE Software und die Rohdaten der KMP mit Visual3D als Textdateien (.txt) exportiert. Die weitere Verarbeitung der Daten erfolgte im benutzerdefinierten R-Skript (Version 4.3.1) in RStudio (Version: 2024.04.2). Aufgrund der unterschiedlichen Abtastraten der verwendeten Systeme wurden die Daten der KMP mit Hilfe einer Interpolationsfunktion auf 100 Hz angepasst. Anschließend wurden die vGRF-Daten mit einem 6 Hz-Tiefpass-Butterworth-Filter zweiter Ordnung gefiltert (Yu et al., 1999). Es wurde keine direkte Synchronisation über ein vorbestimmtes Event oder eine externe Lichtquelle verwendet. Da die Datensätze zeitbasiert vorliegen, kam die Kreuzkorrelationsanalyse (*Pearson-Cross-Correlation*) auf Basis der vGRF der linken bzw. rechten Seite zum Einsatz (Derrick et al., 1994; Derrick & Thomas, 2004). Diese Methode quantifiziert den Grad der Ähnlichkeit zwischen zwei Zeitreihen, indem die Kurven zeitlich verschoben werden, dass eine maximale Übereinstimmung erreicht wird. Durch diese Methode konnte im ersten Schritt die Synchronisation relativ zu den Referenzdaten optimiert werden. Der genaue Start aller Testsequenzen wurde anschließend mit Hilfe des initialen Kontakts zwischen Fuß und KMP, unabhängig der Seite, bei einer vGRF von $F > 50$ N definiert (Stergiou, 2004). Sobald der linke oder rechte Fuß eine Seite der geteilten KMP berührt und der vordefinierte Wert überschritten wird, gilt die Bedingung als erfüllt. Das Ende der Testsequenz wurde für alle Übungen mit Hilfe des *Time to Stabilize* (TTS) definiert. Der TTS misst die dynamische posturale Stabilität und analysiert, die benötigte Zeit, bis sich eine Person nach sowohl horizontaler als auch vertikaler Verschiebung wieder stabilisiert (Gribble & Robinson, 2010; Webster & Gribble, 2010; Wikstrom et al., 2005). Mit Hinblick auf die in der Arbeit verwendeten Messsysteme wurde der TTS als die Zeit zwischen dem Punkt des initialen Bodenkontakts und dem Zeitpunkt ermittelt, an dem die vertikale Kraftkomponente die Stabilitätsgrenze von ± 5 % des gesamten Körpergewichts der Versuchsperson erreicht und für eine Sekunde innerhalb dieser Grenzen bleibt (Chen et al., 2021; DuPrey et al., 2016; Flanagan et al., 2008; Vaz et al., 2020). Zur Bewertung der Übereinstimmung zwischen den Messsystemen wurde von allen Testdurchläufen der Proband:innen der jeweils qualitativ beste Durchgang zur weiteren Verarbeitung herangezogen. Es wurde das Maximum der vGRF während der Lande- und Stabilisierungsphase analysiert (vgl. Abb. 3).

Statistische Auswertung

Deskriptive Statistiken wurden berechnet, und die Ergebnisse werden als Mittelwerte (\pm Standardabweichung) dargestellt. Zur Überprüfung der Validität wurde die Normalverteilung mittels Shapiro-Wilk-Test geprüft und bestätigt. Zur Bewertung der absoluten Validität wurde eine Bland-Altman-Analyse durchgeführt, um die 95 %-Übereinstimmungsgrenzen (engl.: *limits of agreement*; Abk.: LoA) sowie die Standardabweichung der Messdifferenzen zu berechnen (Abu-Arafeh et al., 2016; Bland & Altman, 1986; Bland & Altman, 1999; Gerke, 2020; Ludbrook, 2002). Darüber hinaus wurden der mittlere absolute und der prozentuale Fehler berechnet. Das Signifikanzniveau wurde auf $\alpha = 0,05$ festgelegt. Alle statistischen Auswertungen wurden mit R (Version 4.3.1) in R Studio (Version 2024.04.2) durchgeführt.

Ergebnisse

Die Ergebnisse der Bland-Altman-Analyse zu systematischen und unsystematischen Fehlern sowie die LoA des diskreten Parameters können in Tabelle 1 sowie Abbildung 4 entnommen werden. Die prozentuale Abweichung liegt im Mittel bei - 9,21 % mit einem Minimum von - 6,31 % für die linke Seite des DVJ bilateral und einem Maximum von - 12,13 % für die linke Seite des *Spike Jumps*.

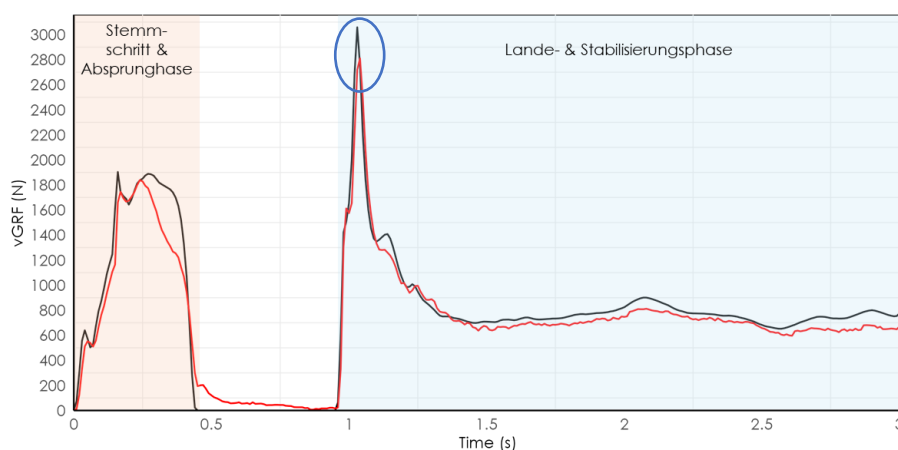


Abb. 3. Repräsentative vertikale Bodenreaktionskräfte (N) der KMP (schwarz) und Insole3 (rot) versus die Zeit. Die Verläufe zeigen die Charakteristik der durchgeführten Sprungübungen inklusive der dynamischen Phase, in diesem Fall Stemmschritt und Absprunghase (orange), und Lande- und Stabilisierungsphase (blau). Das Maximum ist dunkelblau gekennzeichnet.

Die Bland-Altman Analyse ergab für den *Drop-Vertical-Jump* bilateral ein Bias von - 76,11 N (- 9,20 %) mit LoA von - 265,21 N und 113,00 N für die linke Seite und - 50,74 N (- 6,31 %) mit LoA von - 211,84 N und 110,35 N für die rechte Seite. Für den *Drop-Vertical-Jump* unilateral links wurde ein Bias von - 154,78 N (- 10,53 %) mit LoA von - 406,71 N und 97,14 N sowie für den *Drop-Vertical-Jump* unilateral rechts von -131,07 N (- 8,99 %) mit LoA von - 464,80 N und 202,65 N festgestellt. Beim *Spike Jump* mit dem Stemmschritt auf Links betrug der Bias - 103,77 N (- 12,13 %) mit LoA von - 319,49 N und 111,95 N bzw. - 77,86 N (- 8,67 %) mit LoA von - 309,96 N und 154,23 N; beim Stemmschritt auf Rechts ein Bias von - 91,84 N

(- 9,31 %) mit LoA von - 269,32 N und 85,64 N bzw. - 74,80 N (- 8,57 %) mit LoA von - 375,36 N und 225,77 N.

Tab. 1. Maximale vertikale Bodenreaktionskraft [N] während der Lande-/Stabilisierungsphase bei DVJ (bi-/unilateral) und Spike (links/rechts).

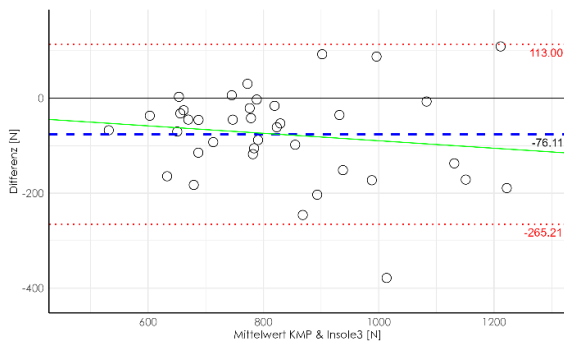
Aufgabe	N	Seite	Maximum vGRF (\pm SD)		Bland Altman	
			KMP [N]	Insole3 [N]	BIAS [N] (95% LoA)	BIAS [%]
DVJ bilateral	38	L	865,55 (\pm 186,32)	789,44 (\pm 173,20)	-76,11 (-265,21; 113,00)	-9,20
		R	828,97 (\pm 166,59)	778,23 (\pm 149,48)	-50,74 (-211,84; 110,35)	-6,31
DVJ unilateral	38	L	1546,67 (\pm 223,93)	1391,89 (\pm 220,73)	-154,78 (-406,71; 97,14)	-10,53
		R	1522,56 (\pm 214,58)	1391,48 (\pm 268,75)	-131,07 (-464,80; 202,65)	-8,99
Spike Left	38	L	907,19 (\pm 258,08)	803,43 (\pm 255,60)	-103,77 (-319,49; 111,95)	-12,13
		R	936,90 (\pm 268,41)	859,04 (\pm 252,69)	-77,86 (-309,96; 154,23)	-8,67
Spike Right	38	L	1032,09 (\pm 258,32)	940,25 (\pm 256,63)	-91,84 (-269,32; 85,64)	-9,31
		R	910,10 (\pm 237,49)	835,30 (\pm 229,41)	-74,80 (-375,36; 225,77)	-8,57

N = Anzahl der Proband:innen, L = linker Fuß, R = rechter Fuß, vGRF = vertikale Bodenreaktionskraft (engl. Abkürzung), SD = Standardabweichung (engl. Abkürzung), BIAS = systematischer Fehler in Newton, LoA = Übereinstimmungsgrenzen in Newton, BIAS [%] = systematischer Fehler in Prozent

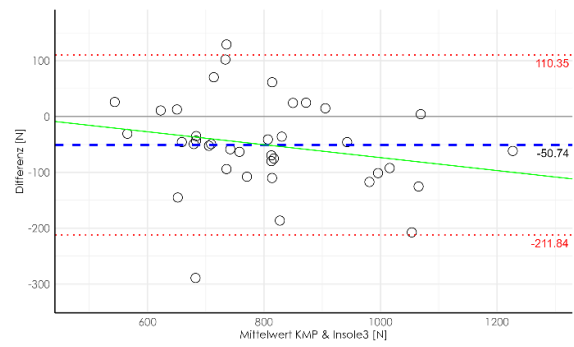
Linke Seite

Rechte Seite

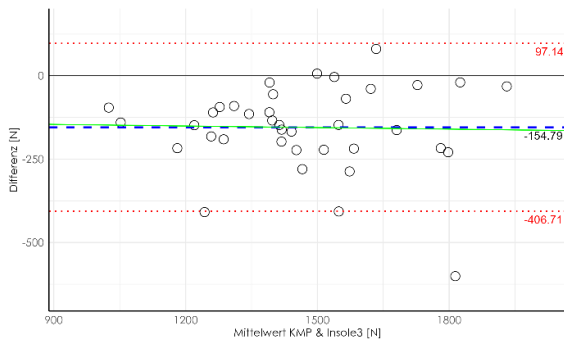
A – DVJ bilateral



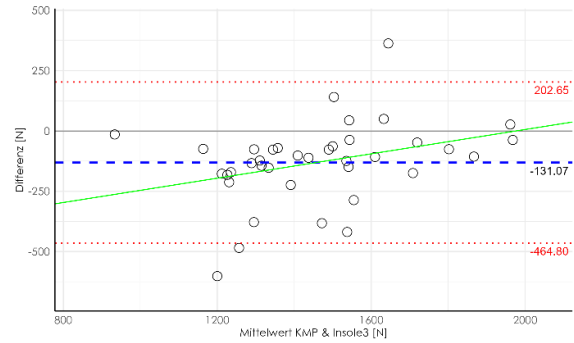
B – DVJ bilateral



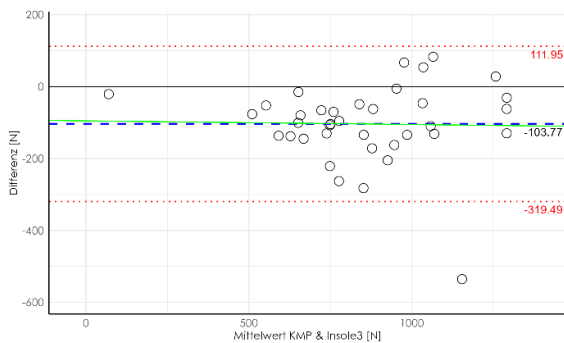
C – DVJ unilateral



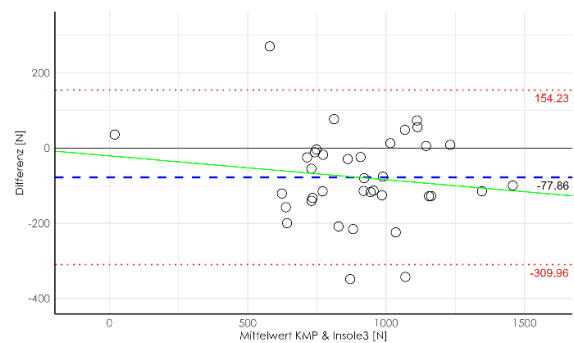
D – DVJ unilateral



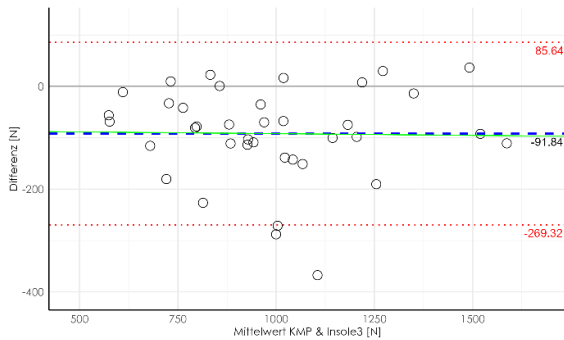
E – Spike links



F – Spike links



G – Spike rechts



H – Spike rechts

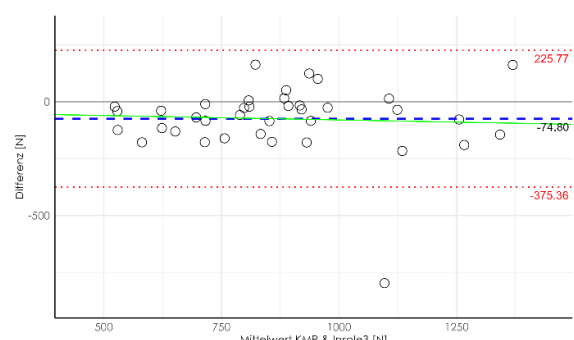


Abb. 4. Bland-Altman Grafiken für den Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Schätzung der maximalen vertikalen Bodenreaktionskraft während der Lande- & Stabilisierungsphase. Die mittlere Differenz (Insole3 - KMP) ist als blau gestrichelte Linie, sowie das 95%-Konfidenzintervall als rot gestrichelte Linie dargestellt. Grün zeigt die lineare Regressionslinie.

Diskussion

Die vorliegende Studie untersucht die Validität der Moticon OpenGo Insole3 zur Schätzung der vertikalen Bodenreaktionskraft bei Sprung- und Landebewegungen. Während frühere Validierungsstudien zyklische Bewegungen wie Gehen und Laufen bei moderater bzw. langsamer Geschwindigkeit untersuchten, inkludierte die vorliegende Studie ausschließlich hochdynamische Bewegungsmuster mit abrupten Spitzenkräften, kurzen Kontaktzeiten und schnell wechselnden Druckverteilungen. Die durchgeführten Tests wurden spezifisch ausgewählt, um die Genauigkeit der OpenGo Insole3 unter dynamischen Bedingungen im sportlichen Kontext zu evaluieren.

Für das Maximum der Bodenreaktionskräfte innerhalb der Lande- und Stabilisierungsphase liegen ausschließlich Unterschätzungen durch die OpenGo Insole3 im Vergleich zum Referenzsystem vor. Im Mittel über alle Testübungen liegt die Abweichung bei - 9,21 % und damit mehr als doppelt so hoch wie bei langsamen Lauf- und Gehbewegungen (< 4 %), jedoch für mobile Sensorsystem noch in einem prinzipiell akzeptablen Bereich. Betrachtet man die Sprünge unter dem Aspekt einer Progression von bilateralen über unilaterale hin zu sportartspezifischen Sprüngen mit steigender Bewegungsdynamik und Komplexität, lässt sich zudem eine steigende Tendenz beobachten: Beim bilateralen DVJ unterschätzt die OpenGo Insole3 die KMP bis 9,20 %, wohingegen beim unilateralen DVJ und bei den Spike-Sprüngen die systematischen Abweichungen bei bis zu - 10,53 % bzw. bis zu - 12,13 % lagen. Allerdings deuten schon beim bilateralen DVJ die erheblichen Streuungen der LoA von 113,00 N bis - 265,21 N darauf hin, dass selbst bei kontrollierten, symmetrischen Bewegungen im Einzelfall die Messwerte erheblich abweichen können. Noch ausgeprägter waren die Abweichungen beim unilateralen DVJ, bei denen die LoA eine noch größere Bandbreite von - 406,71 bis 97,14 N zeigen, was auf erhebliche individuelle Variationen hinweist. Diese Diskrepanzen könnten durch die komplexen Bewegungsmuster der einbeinigen Landungen verstärkt werden, die eine präzisere Erkennung der Spitzenkräfte erfordern. Dies bestätigt sich bei den Spike-Sprüngen, die charakteristisch für die Sportart Volleyball sind und deren LoA bis zu - 319,49 N vorweisen. Diese Bewegungen sind vor allem durch kurze Bodenkontaktzeiten und hohe Spitzenbelastungen im Zuge des Stemmschritts gekennzeichnet, sodass die begrenzten Sensorabdeckung und die Abtastrate der OpenGo Insole3 hier vermutlich einen limitierenden Faktor für die Messgenauigkeit darstellt.

Nichtsdestotrotz hat die OpenGo Insole3 das Potenzial, als drahtlose Alternative zu traditionellen, stationären Kraftmessmethoden eingesetzt zu werden. Ein entscheidender Vorteil liegt in der Möglichkeit, Messungen in realen und alltagsnahen Bewegungsumgebungen bzw. Trainings- und Wettkampfbedingungen durchzuführen (Fricke et al., 2024; Schnabel & Krug, 2015). Potenzielle Fehlbelastungen oder Überlastungen können frühzeitig identifiziert und gezielt adressiert werden, bevor sie zu ernsthaften Verletzungen führen. Die derzeitige Aufnahmefrequenz und vorliegende Algorithmen scheinen nach aktuellem Stand in der Lage zu sein, über mehrere Schritte eines Gangzyklus die vGRF und weitere Gangparameter zufriedenstellend

zu schätzen (Cramer et al., 2022; Ganguly et al., 2023). In der vorliegenden Studie weist die systematische Unterschätzung der maximalen vGRF im Zuge von hochdynamischen Bewegungsmustern allerdings auf eine potenzielle Anpassungsmöglichkeit durch die Einführung eines Korrekturfaktors hin. Eine solche Korrektur könnte den durchschnittlichen Fehler reduzieren. Dennoch bleiben die breiten LoA und die zufälligen Fehler ein Problem, das die Zuverlässigkeit der Messungen bei individuellen Analysen einschränkt. Die Ergebnisse unterstreichen die Notwendigkeit, technische Verbesserungen bei der Sensorabdeckung und der Datenverarbeitung vorzunehmen, um die Genauigkeit der Messungen bei hochdynamischen Bewegungen zu erhöhen.

Vor diesem Hintergrund erscheint die OpenGo Insole3 derzeit vor allem dann einsetzbar, wenn hochdynamische und komplexe Bewegungen nicht mit hoher Messgenauigkeit erfasst werden müssen, beispielsweise für individuelles Monitoring und zur relativen Verlaufsüberwachungen. In solchen Szenarien könnte die OpenGo Insole3 nach Implementierung von Korrekturfaktoren und weiteren Optimierungen hinsichtlich der Abtastrate eine praktikable Alternative für mobile Feldtests darstellen. Um die Messgenauigkeit der Messsohlen weiter zu erhöhen und hochvalide Messungen auch unter Laboranforderungen zu realisieren, könnten weiterführende Studien prüfen, ob z.B. eine höhere Abtastrate konsistentere und genauere Ergebnisse liefern. Weiterhin sollten sich Forschungen auf die Untersuchung der Hysterese und weitere mechanische Eigenschaften der OpenGo Insole3 konzentrieren. Im Zuge dessen sollte geprüft werden, wie diese die Messungen beeinflussen und wie sie durch dynamische Kalibrierungen kompensiert werden können (Ancillao et al., 2018; Ciniglio et al., 2021). Zukünftige Forschungen sollten zudem die Wiederholbarkeit (Retest-Reliabilität) zwischen mehreren Tagen untersuchen.

Limitierungen

Die vorliegende Studie weist Einschränkungen auf, die bei der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen sind: Zum einen ist die potenzielle Auswirkung der Schuhe verschiedener Marken mit deren Sohlen aus unterschiedlichen Materialien, mit unterschiedlicher Sprengung (Höhenunterschied zwischen Ferse und Vorfuß) und unterschiedlichem Alter der Schuhe zu berücksichtigen. Die genannten Eigenschaften haben Auswirkung auf die Härte der Sohlen. Die Sohle stellt maßgeblich den Widerstand für die Drucksensoren dar. Diese Störgröße wurde in der vorliegenden Studie bewusst in Kauf genommen, um die OpenGo Insole3 im realen Setting der Sportpraxis zu validieren. In weiterführenden Studien sollte geprüft werden, wie groß diese Störgröße ist und inwiefern diese durch standardisierte Schuhe wirklich reduziert werden kann. Hier steht allerdings die Nutzbarkeit in der Sportpraxis entgegen, da eine Anwendung mit standardisierten Schuhen ein aufwendigeres Setting mit sich bringen wird. Weitere Faktoren, die zu Messfehlern führen konnten, umfassen die Positionierung und Kalibrierung der OpenGo Insole3. Durch Bewegungen des Fußes und entstehenden Scherkräfte kann es zu einem Verschieben der OpenGo Insole3 innerhalb der Schuhe kommen. Eine Kontrolle der Positionierung im

Schuh und eine daran anschließende Kalibrierung zwischen den Übungssequenzen wurde nicht durchgeführt.

Danksagung

Wir danken Moticon ReGo GmbH und seinem Team für die großzügige Leihgabe der Messsohlen OpenGo Insole3 während der Datenerfassung und Bereitstellung der Abbildungen zur OpenGo Insole3. Darüber hinaus stand das Team stets für Fragen zu technischen Details und Auswertelgorithmen zur Seite.

Literatur

- Abu-Arafeh, A., Jordan, H., & Drummond, G. (2016). Reporting of method comparison studies: a review of advice, an assessment of current practice, and specific suggestions for future reports. *British journal of anaesthesia*, 117(5), 569–575. <https://doi.org/10.1093/bja/aew320>
- Aerts, I., Cumps, E., Verhagen, E., Verschueren, R., & Meeusen, R. (2013). A systematic review of different jump-landing variables in relation to injuries. *The Journal of sports medicine and physical fitness*, 2013(5), 509–519.
- Ancillao, A., Tedesco, S., Barton, J., & O'Flynn, B. (2018). Indirect Measurement of Ground Reaction Forces and Moments by Means of Wearable Inertial Sensors: A Systematic Review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 18(8). <https://doi.org/10.3390/s18082564>
- Baus, J., Harry, J. R., & Yang, J. (2020). Jump and Landing Biomechanical Variables and Methods: A Literature Review. *Critical reviews in biomedical engineering*, 48(4), 211–222. <https://doi.org/10.1615/CritRevBiomedEng.2020034795>
- Bland, J. M., & Altman, D. (1986). Statistical Methods for Assessing Agreement between two Methods of Clinical Measurement. *The Lancet*, 327(8476), 307–310. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(86\)90837-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(86)90837-8)
- Bland, J. M., & Altman, D. G. (1999). Measuring agreement in method comparison studies. *Statistical methods in medical research*, 8(2), 135–160. <https://doi.org/10.1177/096228029900800204>
- Chen, B., Liu, P., Xiao, F., Liu, Z., & Wang, Y. (2021). Review of the Upright Balance Assessment Based on the Force Plate. *International journal of environmental research and public health*, 18(5). <https://doi.org/10.3390/ijerph18052696>
- Ciniglio, A., Guiotto, A., Spolaor, F., & Sawacha, Z. (2021). The Design and Simulation of a 16-Sensors Plantar Pressure Insole Layout for Different Applications: From Sports to Clinics, a Pilot Study. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 21(4). <https://doi.org/10.3390/s21041450>
- Cramer, L. A., Wimmer, M. A., Malloy, P., O'Keefe, J. A., Knowlton, C. B., & Ferrigno, C. (2022). Validity and Reliability of the Insole3 Instrumented Shoe Insole for Ground Reaction Force Measurement during Walking and Running. *Sensors*, 22(6), 2203. <https://doi.org/10.3390/s22062203>
- Czimek, J. (Hrsg.). (2022). *Volleyball Training & Coaching. Vom Jugend- zum Leistungsvolleyballer: kombinierte Rahmentrainingskonzeption Volleyball und Beach-Volleyball des Deutschen Volleyball-Verbandes* (2., überarbeitete Auflage). Meyer & Meyer Verlag. Abruf unter <https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=7086897>
- Davies, W. T., Myer, G. D., & Read, P. J. (2020). Is It Time We Better Understood the Tests We are Using for Return to Sport Decision Making Following ACL Reconstruction? A Critical Review of the Hop Tests. *Sports medicine (Auckland, N.Z.)*, 50(3), 485–495. <https://doi.org/10.1007/s40279-019-01221-7>
- Derrick, T., Bates, B. T., & Dufek, J. S. (1994). Evaluation of time-series data sets using the Pearson product-moment correlation coefficient. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 26(7). Abruf unter https://journals.lww.com/acsm-msse/fulltext/1994/07000/evaluation_of_time_series_data_sets_using_the.18.aspx
- Derrick, T., & Thomas, J. (2004). Time Series Analysis: The Cross-Correlation Function. In N. Stergiou (Hrsg.), *Innovative analyses of human movement. Analytic tools for human movement research*. Human Kinetics.
- DuPrey, K. M., Liu, K., Cronholm, P. F., Reisman, A. S., Collina, S. J., Webner, D., & Kaminski, T. W. (2016). Baseline Time to Stabilization Identifies Anterior Cruciate Ligament Rupture Risk

- in Collegiate Athletes. *The American journal of sports medicine*, 44(6), 1487–1491. <https://doi.org/10.1177/0363546516629635>
- Flanagan, E. P., Ebben, W. P., & Jensen, R. L. (2008). Reliability of the reactive strength index and time to stabilization during depth jumps. *Journal of strength and conditioning research*, 22(5), 1677–1682. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e318182034b>
- Fricke, L., Klaumünzer, A., Häner, M., & Petersen, W. (2024). Neue Technologien in Rehabilitation und Prävention von Sportverletzungen. *Sports Orthopaedics and Traumatology*. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.1016/j.orthtr.2024.04.002>
- Fuchs, P. X., Fusco, A., Bell, J. W., Duvillard, S. P. von, Cortis, C., & Wagner, H. (2019). Movement characteristics of volleyball spike jump performance in females. *Journal of science and medicine in sport*, 22(7), 833–837. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2019.01.002>
- Ganguly, A., Olmanson, B. A., Knowlton, C. B., Wimmer, M. A., & Ferrigno, C. (2023). Accuracy of the fully integrated Insole3's estimates of spatiotemporal parameters during walking. *Medical engineering & physics*, 111, 103925. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2022.103925>
- Gerke, O. (2020). Reporting Standards for a Bland-Altman Agreement Analysis: A Review of Methodological Reviews. *Diagnostics (Basel, Switzerland)*, 10(5). <https://doi.org/10.3390/diagnostics10050334>
- Ghislieri, M., Gastaldi, L., Pastorelli, S., Tadano, S., & Agostini, V. (2019). Wearable Inertial Sensors to Assess Standing Balance: A Systematic Review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 19(19). <https://doi.org/10.3390/s19194075>
- Gribble, P., & Robinson, R. (2010). Differences in spatiotemporal landing variables during a dynamic stability task in subjects with CAI. *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, 20(1), e63-71. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0838.2009.00899.x>
- Hewett, T. E., Myer, G. D., Ford, K. R., Heidt, R. S., Colosimo, A. J., McLean, S. G., van den Bogert, A. J., Paterno, M. V., & Succop, P. (2005). Biomechanical measures of neuromuscular control and valgus loading of the knee predict anterior cruciate ligament injury risk in female athletes: a prospective study. *The American journal of sports medicine*, 33(4), 492–501. <https://doi.org/10.1177/0363546504269591>
- Krug, J. (2023). Motorische Fähigkeiten: Konzept, Entwicklungen, Theorienvergleiche. In A. Güllich & M. Krüger (Hrsg.), *Bewegung, Training, Leistung und Gesundheit* (S. 733-755). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-53410-6_40
- Lath, F., Koopmann, T., Faber, I., Baker, J., & Schorer, J. (2021). Focusing on the coach's eye; towards a working model of coach decision-making in talent selection. *Psychology of Sport and Exercise*, 56, 102011. <https://doi.org/10.1016/j.psychsport.2021.102011>
- Ludbrook, J. (2002). Statistical techniques for comparing measurers and methods of measurement: a critical review. *Clinical and experimental pharmacology & physiology*, 29(7), 527–536. <https://doi.org/10.1046/j.1440-1681.2002.03686.x>
- Moticon ReGo AG. (2020). *Total Force Validation Study. Moticon SCIENCE Sensor Insole (insole3)*. Abruf unter <https://moticon.com/wp-content/uploads/2021/09/OpenGo-to-tal-force-validation-A4-RGB.pdf>
- Moticon ReGo AG (Hrsg.). (2021a). Instruction Manual. Preliminary [Sonderheft].
- Moticon ReGo AG (Hrsg.). (2021b). OpenGo Sensor Insole Geometry. Application Note 3 [Sonderheft](2.1).
- Ometov, A., Shubina, V., Klus, L., Skibińska, J., Saafi, S., Pascacio, P., Fluoratoru, L., Gaibor, D. Q., Chukhno, N., Chukhno, O., Ali, A., Channa, A., Svertoka, E., Qaim, W. B., Casanova-Marqués, R., Holcer, S., Torres-Sospedra, J., Casteleyn, S., Ruggeri, G., . . . Lohan, E. S. (2021). A Survey on Wearable Technology: History, State-of-the-Art and Current Challenges. *Computer Networks*, 193, 108074. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2021.108074>
- Padua, D. A., Marshall, S. W., Boling, M. C., Thigpen, C. A., Garrett, W. E., & Beutler, A. I. (2009). The Landing Error Scoring System (LESS) Is a valid and reliable clinical assessment tool of jump-landing biomechanics: The JUMP-ACL study. *The American journal of sports medicine*, 37(10), 1996–2002. <https://doi.org/10.1177/0363546509343200>
- Schnabel, G., & Krug, J. (Hrsg.). (2015). *Bewegungslehre - Sportmotorik. Abriss einer Theorie der sportlichen Motorik unter pädagogischem Aspekt* (12., ergänzte Auflage). Meyer & Meyer Verlag.
- Stergiou, N [Nicholas] (Hrsg.). (2004). *Innovative analyses of human movement. Analytic tools for human movement research*. Human Kinetics.

- Taborri, J., Keogh, J., Kos, A., Santuz, A., Umek, A., Urbanczyk, C., van der Kruk, E., & Rossi, S. (2020). Sport Biomechanics Applications Using Inertial, Force, and EMG Sensors: A Literature Overview. *Applied bionics and biomechanics*, 2020, 2041549. <https://doi.org/10.1155/2020/2041549>
- van Mechelen, W., Hlobil, H., & Kemper, H. C. (1992). Incidence, severity, aetiology and prevention of sports injuries. A review of concepts. *Sports medicine (Auckland, N.Z.)*, 14(2), 82–99. <https://doi.org/10.2165/00007256-199214020-00002>
- Vaz, J. R., Stergiou, N [Nick], Diniz, A., Dinis, R., & Pezarat-Correia, P. (2020). Postural control is altered in females with excessive medial knee displacement. *Sports biomechanics*, 1–15. <https://doi.org/10.1080/14763141.2020.1767187>
- Webster, K. A., & Gribble, P. A. (2010). Time to stabilization of anterior cruciate ligament-reconstructed versus healthy knees in National Collegiate Athletic Association Division I female athletes. *Journal of athletic training*, 45(6), 580–585. <https://doi.org/10.4085/1062-6050-45.6.580>
- Wikstrom, E. A., Tillman, M. D., Smith, A. N., & Borsa, P. A. (2005). A New Force-Plate Technology Measure of Dynamic Postural Stability: The Dynamic Postural Stability Index. *Journal of athletic training*, 40(4), 305–309.
- Yu, B., Gabriel, D., Noble, L., & An, K.-N. (1999). Estimate of the Optimum Cutoff Frequency for the Butterworth Low-Pass Digital Filter. *Journal of applied biomechanics*, 15(3), 318–329. <https://doi.org/10.1123/jab.15.3.318>

Arbeitskreis 2 “Spielanalyse & Methoden”

„The Analyst“ – Serious Game als Lerndiagnostik (Kaja Langer, Lisa Scharrer, Polona Caserman, Wolfgang Brabänder, Christian Hoppe, Stefan Göbel & Josef Wiemeyer)

Enhancing Neurophysiological Research: An Automated Method for Measuring Cortical and Ipsilateral Silent Period Latencies with Precision – An Intermethod Reliability Study (Teni Steingräber, Michel Klemm, Jan Straub, Saskia Kurtzhals, Lea Sasse, & Jitka Veldema)

„The Analyst“ – Serious Game as Learning Diagnostics

Kaja Langer¹, Lisa Scharrer¹, Polona Caserman¹, Wolfgang Brabänder¹, Christian Hoppe¹, Stefan Göbel¹ & Josef Wiemeyer¹

¹Technische Universität Darmstadt

Keywords: Diagnostics, Player-Centered Design, Player experience

Introduction

Serious games are a special type of computer games that have to fulfil a double mission: „A serious game is a digital game created with the intention to entertain and to achieve at least one additional goal (e.g., learning or health)“ (Dörner et al., 2016, S.3). This double mission is characterized by the terms “attractiveness” and “effectiveness”, which shall lead to a “dual flow” (Fig. 1).

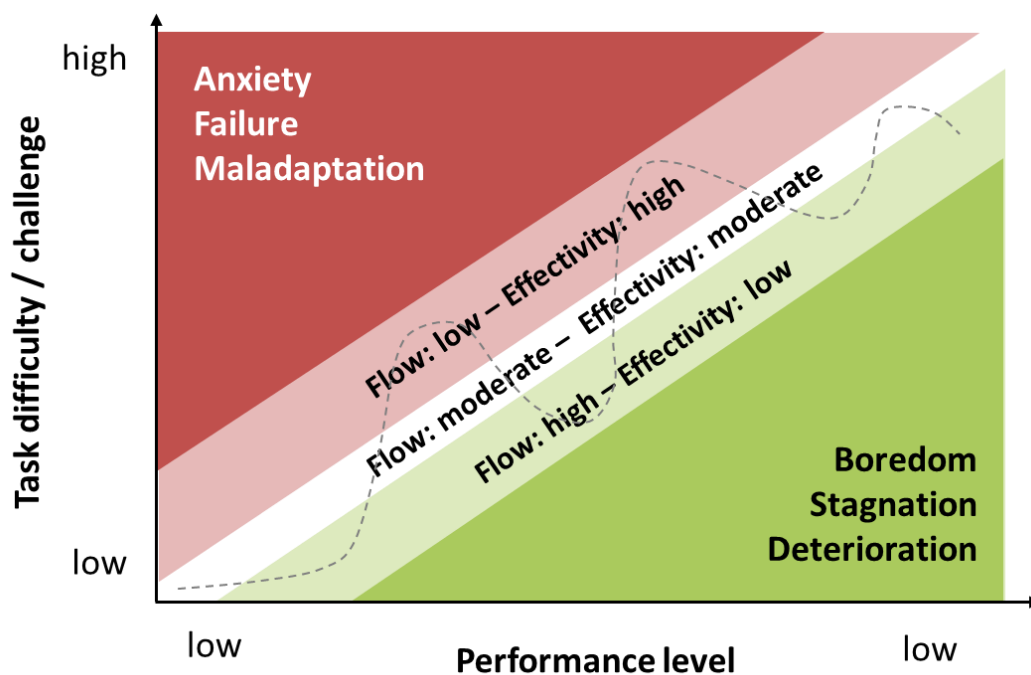


Fig. 1. Dual Flow – between effectiveness and attractiveness (Wiemeyer, 2024, p.210).

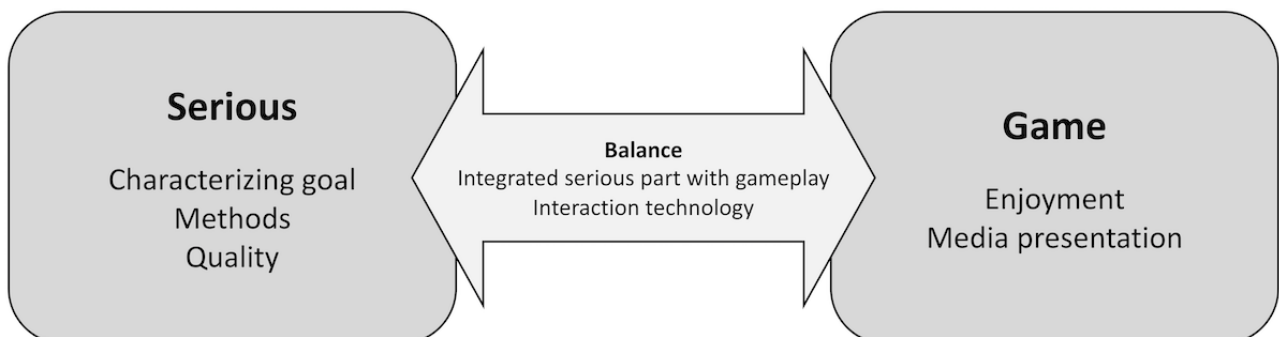


Fig. 2. Serious games – Balance between effectiveness (Serious part) and attractiveness (Game part; Caserman et al., 2020, p.4).

The appropriate balance between attractiveness and effectiveness is decisive for the effect of serious games (Fig. 2).

Neither serious goals (e.g., learning and health effects) nor game goals (e.g., fun, game flow and entertainment) should be dominant.

Therefore, the applied learning and play measures have to be equally coordinated. In the current research project¹ a Serious Game addressing the topic “diagnostics in human sciences” will be developed. In the learning game “The Analyst” players can experience a variety of diagnostic use cases in the human sciences (pedagogy, psychology and sports science) themselves and receive differentiated and motivating learning-related feedback. The game is developed by an interdisciplinary team (Human Sciences, Computer Science/serious games and University Didactics). On the basis of player-centred design, the students are systematically involved in the game development (surveys, design, own development contributions, evaluations). In this article, the basic concept, the contents, methods, and diagnostics are presented.

Basic concept

In the serious game “The Analyst” the students shall playfully improve their competencies in diagnostics of human sciences. In the game they can access various elements (knowledge, quiz, and videos; Fig. 3) and receive continuous interactive and motivating feedback as a key factor in the success of learning games (e.g., Ravyse et al., 2017). All playing activities will be stored to enable teachers to analyse them.

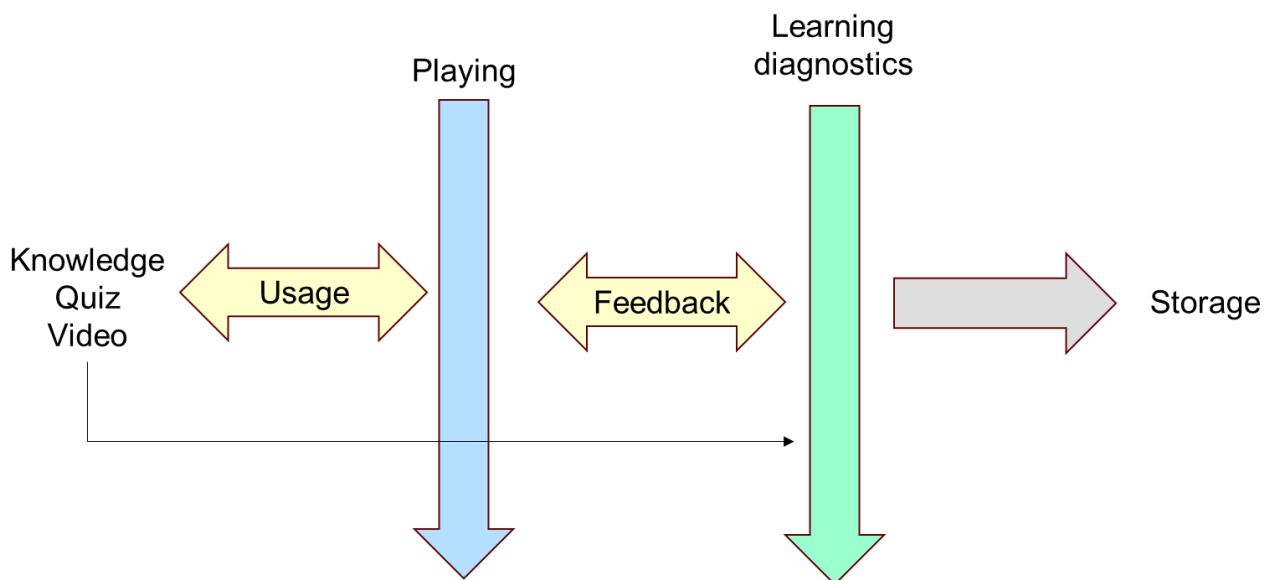


Fig. 3. Game concept as an interaction of playing, usage of knowledge, quiz, and video as well as feedback.

¹ Project FR-253/2023, Funding institution: Stiftung Innovation in der Hochschullehre (StIL)

Content and game elements

The game content includes diagnostic basics and principles (concepts for planning and development, quality criteria, diagnostic procedures) and concrete diagnostic applications (e.g., Bös, 2017; Ingenkamp & Lissmann, 2006; Schmidt-Atzert et al., 2021).

In addition to knowledge elements (slides, text, teaching recordings), the game contains quizzes and various video formats. Concrete diagnostic applications are developed as real videos and 3D animations based on motion capture.

The quiz tasks address four competence levels: reproduction, reflection, application, and evaluation of diagnostics in human sciences. Three levels of difficulty are distinguished: basic, medium, and excellent. The feedback contains four elements: content-related feedback and three elements supporting motivation (see Tab. 1).

Tab. 1. Feedback elements.

Short motivation	Feedback regarding level of solution	Constructive continuation
Super!	You have chosen the correct answer.	Keep up the good work.
Good work!	You have solved the task partially correct.	Check the details once again.
Stay tuned!	Unfortunately, your answer was not correct.	Try it once again.

The videos contain digital low-poly avatars, which were generated from motion-capture data, and real videos (Fig. 4).



Fig. 4. Video formats in the game: Left: Low-poly Figure; Right: Real videos

The game narrative is a scientific internship in an institute of diagnostics that has to be performed as part of a study programme. The player enters the institute and is welcomed and instructed by the chief of the institute. Afterwards, a mentoring person will accompany the player through the game.

Game elements are key factors influencing “player experience”, e.g., competition, rewards, fun, and GameFlow (Wiemeyer, et al., 2016). Abeelee et al. (2020) could prove that “player experience” contains functional and psychosocial components that correlate significantly with gaming fun (Tab. 2).

Tab. 2. Components of “player experience” according to Abeele et al. (2020).

Functional elements	Psychosocial elements
Ease of control	Mastery
Process feedback	Curiosity
Audiovisual appeal	Immersion
Goals and rules	Autonomy
Challenge	Meaning

These components are also addressed in numerous development and evaluation models as well as studies and reviews (e.g., Ang & Rao, 2008; Caserman et al., 2020; Lyons, 2015; Mao et al., 2024; Pfannstiel et al., 2009; Ravysse et al., 2017; Yannakakis & Hallam, 2009). Among others, the following measures are suggested:

- Attractive, consistent narratives and storylines
- Variable, stepwise increasing difficulty levels
- Diverse, clearly defined and subjectively meaningful goals and target levels
- Frequent, clear, constructive and encouraging feedback on status and progress, adapted to the level of difficulty
- Attractive visual and audio representations with high authenticity and realism
- Appropriate rewards
- Surprising developments
- Choice of game characters
- Support for social interactions
- Support of the subjective feeling of control
- Use of machine learning and AI for real-time customisation

Furthermore, many design rules and principles exist for Games in general (e.g., Koster, 2013; Schell, 2020), serious games (e.g. Mellecker et al., 2013), or specific learning games (e.g., Müller, Petko & Götz, 2011; Watt & Smith, 2021). These recommendations are taken into account in the present project. The following list contains important rules and principles:

- Explicit links to the curriculum and the learning objectives of the course
- Diverse game-related tasks, e.g. testing and observation
- Multiple and flexible attempts for problem solution
- Scoring or rewards - based on learning (not on game performance)
- Structured reward system and in-Games rewards
- Stimuli for game-related reflections
- Appropriate playing time
- Balance of visual elements, immersion and learning (cognitive load)
- Low technical requirements (usability, playability)
- Enough freedom of movement and decision making (self-determination)
- Creation of opportunities for comparison and discussion of own results
- Creation of opportunities for social learning (cooperative play)
- Target group-specific game designs, e.g. playing with and against others

In our own lecture “Introduction to diagnostics” (summer term 2023), the students articulated the following wishes and expectations regarding game design:

- Creative background story
- Reward system
- Own movement in 3D space
- Motivating interactivity
- Various tasks
- Choice of different solutions with presentation of the relevant consequences
- Measurement of reaction times to tasks
- Short visualisations
- Flexible group formation depending on the situation

Diagnostics concept

The diagnostics concept is based on a competency model (Anderson et al., 2001). The concept includes five knowledge categories (reproduction, reflection, application, evaluation, and development; Tab. 3), three content categories (facts/terms, concepts/models/theories, procedures/techniques/methods) and three degrees of difficulty (basic, medium, excellent).

Tab. 3. Knowledge components.

Knowledge → Content ↓	Reproduction	Reflection	Application	Evaluation	Development
Facts & terms					
Concepts, models & theories					
Procedures, techniques & methods					
Game element	Quiz	Quiz	Play	Quiz & Play	Play

The competency model is compatible with algorithmic processes such as Artificial Intelligence (e.g., ACT-R, Ritter et al., 2019), which enable an automatic diagnosis and an individualized adaptation of game episodes and modes.

Summary

The StIL project “The Analyst - Serious Games as Learning Diagnostics” addresses the effectiveness and attractiveness of an educational game for diagnostics in human sciences. Content, learning and game elements aim to achieve a balance between learning and game effects. Key elements are variable game scenes based on the narrative “scientific internship” with continuous and motivating feedback. Knowledge is imparted via slides, recordings, quizzes and videos. To support the gaming experience, relevant components, measures and principles from the games, serious games and learning games literature are taken into account. The diagnostic concept comprises five knowledge components, three content categories and three levels of difficulty.

References

- Abeele, V. V., Spiel, K., Nacke, L., Johnson, D., & Gerling, K. (2020). Development and validation of the player experience inventory: A scale to measure player experiences at the level of functional and psychosocial consequences. *International Journal of Human-Computer Studies*, 135, 102370. DOI: [10.1016/j.ijhcs.2019.102370](https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.102370)
- Anderson, L.W., Kratwohl, D.R., Airasian, P.W., Cruikshank, K.A. Mayer, R.E., Pintrich, P.R., Raths, J. & Wittrock, M.C. (Eds.). (2001). *A Taxonomy for Learning, Teaching and Assessing: A Revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives*. New York: Longman.
- Ang, C.S. & Rao, R.K. (2008). Computer Game Theories for Designing Motivating Educational Software: A Survey Study. *International Journal on E-Learning*, 7 (2), 181-199.
- Bös, K. (Hrsg.). (2017). *Handbuch motorische Tests* (3. Aufl.). Göttingen: Hogrefe.
- Caserman, P., Hoffmann, K., Müller, P., Schaub, M., Straßburg, K., Wiemeyer, J., ... & Göbel, S. (2020). Quality criteria for serious games: serious part, game part, and balance. *JMIR serious games*, 8 (3), e19037. DOI: [10.2196/19037](https://doi.org/10.2196/19037)
- Dörner, R., S. Göbel, W. Effelsberg & J. Wiemeyer (2016). Introduction. In R. Dörner, S. Göbel, W. Effelsberg, & J. Wiemeyer (eds.), *Serious games: Foundations, concepts and practice* (pp.1-34). Cham: Springer. DOI :[10.1007/978-3-319-40612-1_1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-40612-1_1)
- Ingenkamp, K. H. & Lissmann, U. (2008). *Lehrbuch der pädagogischen Diagnostik* (6. Aufl.). Weinheim: Beltz.
- Koster, R. (2013). *Theory of fun for game design*. Beijing: O'Reilly Media, Inc.
- Lyons, E. J. (2015). Cultivating Engagement and Enjoyment in Exergames Using Feedback, Challenge, and Rewards. *Games for Health Journal*, 4 (1), 12-18. DOI: [10.1089/g4h.2014.0072](https://doi.org/10.1089/g4h.2014.0072)
- Mao, P., Cai, Z., Wang, Z., Hao, X., Fan, X., & Sun, X. (2024). The effects of dynamic and static feedback under tasks with different difficulty levels in digital game-based learning. *The Internet and Higher Education*, 60, 100923. DOI: [10.1016/j.iheduc.2023.100923](https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2023.100923)
- Mellecker, R., Lyons, E. J., & Baranowski, T. (2013). Disentangling fun and enjoyment in exergames using an expanded design, play, experience framework: A narrative review. *Games for Health: Research, Development, and Clinical Applications*, 2(3), 142-149. DOI: [10.1089/g4h.2013.0022](https://doi.org/10.1089/g4h.2013.0022)
- Müller, C., Petko, D., & Götz, U. (2011). AWWWARE—a “game for teaching” to improve children’s internet literacy. *Serious games—theory, technology & practice*, 1, 53-59.
- Pfannstiel, J., Sängler, V. & Schmidt, C. (2009). Game-based Learning im Bildungskontext einer Hochschule – ein Praxisbericht. *MedienPädagogik* (Themenheft Nr. 15/16: Computerspiele und Videogames in formellen und informellen Bildungskontexten). DOI: [10.21240/mpaed/15_16/2009.04.07.X](https://doi.org/10.21240/mpaed/15_16/2009.04.07.X)
- Ravayse, W., Seugnet Blignaut, A., Leendertz, V., & Woolner, A. (2017). Success factors for serious games to enhance learning: a systematic review. *Virtual Reality*, 21, 31-58. DOI: [10.1007/s10055-016-0298-4](https://doi.org/10.1007/s10055-016-0298-4)
- Ritter, F. E., et al. (2019). ACT-R: A cognitive architecture for modeling cognition. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 10(3), e1488. DOI: [10.1002/wcs.1488](https://doi.org/10.1002/wcs.1488)
- Schell, J. (2020). *The Art of Game Design: A book of lenses* (3rd. ed.). Boca Raton: CRC press.
- Schmidt-Atzert, L., Krumm, S. & Amelang, M. (Hrsg.). (2021). *Psychologische Diagnostik* (6. Aufl.). Berlin: Springer. DOI: [10.1007/978-3-662-61643-7](https://doi.org/10.1007/978-3-662-61643-7)
- Watt, K., & Smith, T. (2021). Research-based game design for serious games. *Simulation & Gaming*, 52(5), 601-613. DOI: [10.1177/10468781211006758](https://doi.org/10.1177/10468781211006758)
- Wiemeyer, J. (2024). Serious Games. In D. Memmert (Ed.), *Sports Technology* (S.207-215). Springer Spektrum. DOI: [10.1007/978-3-662-68703-1_22](https://doi.org/10.1007/978-3-662-68703-1_22)
- Wiemeyer, J., et al. (2016). Player experience. In R. Dörner, S. Göbel, W. Effelsberg, & J. Wiemeyer (eds.), *Serious games: Foundations, concepts and practice* (pp.243-271). Cham: Springer. DOI: [10.1007/978-3-319-40612-1_9](https://doi.org/10.1007/978-3-319-40612-1_9)
- Yannakakis, G. N., & Hallam, J. (2009). Real-time game adaptation for optimizing player satisfaction. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 1(2), 121-133. DOI: [10.1109/TCIAIG.2009.2024533](https://doi.org/10.1109/TCIAIG.2009.2024533)

Enhancing Neurophysiological Research: An Automated Method for Measuring Cortical and Ipsilateral Silent Period Latencies with Precision – An Inter-method Reliability Study

Teni Steingraber¹, Michel Klemm¹, Jan Straub¹, Saskia Kurtzhals¹, Lea Sasse¹, & Jitka Veldema¹

¹Universität Bielefeld, Deutschland

Keywords: pattern recognition, feature-based algorithm, transcranial magnetic stimulation

Introduction

The Cortical Silent Period (CSP) and Ipsilateral Silent Period (ISP) are crucial physiological markers used to assess cortical excitability and inhibition via transcranial magnetic stimulation (TMS). These markers are essential for understanding a wide range of neurological conditions and are widely used in clinical and research settings to study motor control, neuroplasticity, and neurodegenerative diseases. Traditionally, CSP and ISP have been measured manually, a process that is highly subjective and influenced by the operator's experience, leading to variability and challenges in data interpretation.

CSP, first defined by Hallett (1995), refers to a silence in the electromyogram (EMG) of a voluntarily contracting muscle triggered by TMS. ISP, as defined by Ferbert et al. (1992), involves brief suppression of voluntary muscle activity in the EMG, elicited by TMS on the primary motor cortex during ipsilateral muscle contraction. However, these definitions remain somewhat vague, contributing to inconsistencies in measurement.

One of the key challenges in the manual measurement of CSP and ISP is the lack of standardized guidelines. Without a universally accepted protocol, researchers may use varying threshold settings and interpretation criteria, leading to inconsistent results and difficulties in comparing findings across studies. This subjective approach not only affects the accuracy of measurements but also limits the reproducibility of research, which is critical for scientific progress.

Recognizing these challenges, there is a pressing need for an automated detection system to standardize CSP and ISP measurement. Garvey, Ziemann, Becker, Barker and Bartko (2001, S.1451-1456) proposed the 'Objective Graphical Method' for CSP, which set a threshold based on the entire data sets pre-stimulus variation upper and lower limits to identify CSP start and end points. This method has since been adapted for ISP by several researchers (Jung & Ziemann 2006; Fling & Seidler 2012) and further refined by Sivaramakrishnan and Madhavan (2021), who used individual pre-stimulus means to set thresholds, improving precision. However, both methods rely solely on threshold-based criteria to delineate the start and end points.

An ideal automated system would integrate threshold settings but also incorporate advanced pattern recognition algorithms to consistently and accurately identify CSP and ISP markers. This approach would reduce human error and subjectivity, making

it easier to detect subtle changes in cortical excitability and inhibition. Such a system would be particularly valuable in longitudinal studies, where consistent measurement is crucial not only for monitoring disease progression or treatment efficacy but also for tracking athletic performance, optimizing training regimens, and assessing recovery in sports settings.

Moreover, an automated system should allow for manual adjustments to account for individual variations in neurophysiological responses, ensuring both flexibility and standardization. This hybrid model would enable researchers, clinicians, and sports scientists to fine-tune measurements based on specific experimental conditions, patient characteristics, or the unique demands of athletes.

The development of an automated system for CSP and ISP measurement holds significant potential for advancing neurophysiology. It would contribute to a deeper understanding of cortical excitability and inhibition, improving both clinical outcomes and the optimization of athletic performance.

Method

Data Acquisition & Pre-Analysis

The dataset used for evaluation comprised a total of 58 CSP and 82 ISP trials, collected from a healthy sports student. EMG data were recorded with the TruTrace EMG Fascia Software (DEYMED Diagnostics s.r.o., Hronov, Czech Republic) and exported as ASCII files to be used with a custom graphical interface for pre-processing.

For each session, a maximum of 20 single-pulse ISP trials and 15 CSP pulses were conducted, with at least 5 seconds between each pulse. The impulses were applied using a Deymed DuoMAG XT-100 (neuroConn GmbH, Ilmenau, Germany) TMS device connected to an 90BFVT-LQC (neuroConn GmbH, Ilmenau, Germany) double cone coil. Pulses were delivered over the Tibialis Anterior muscle hotspot at an intensity of 140 % of the resting motor threshold (RMT) for ISP and 130% for CSP (Veldema, Nowak, Bösl & Gharabaghi, 2023, S. 752). The Tibialis Anterior muscle EMG activity was recorded using a pair of disposable Ag–AgCl electrodes.

Trials containing artifacts or with documented suboptimal coil placement were rejected from further analysis.

ISP Start Detection

The identification of the ISP start involved a detailed analysis of the silent period, focusing on the segment with the fewest oscillations. The protocol aimed to determine the most accurate start point by following a systematic approach, with specific exceptions to account for variations in peak frequencies and intensities:

1. Identification of the Silent Period: The first step was to determine the flattest part within the silent period, which serves as a primary reference for detecting the start of the ISP.

2. Pre-Silent Period Analysis: The lowest point occurring after the TMS pulse but before the onset of the silent period was identified. This point was preliminarily marked as the ISP start.
3. High Peak Exception:
 - *Exception 1: If a high peak was observed between the identified lowest point and the start of the silent period, the algorithm advanced to the next low point closer to the silent period onset.
 - *Exception 2: If the high peak was characterized by a gradual curve, rather than a sharp oscillation, the algorithm ignored the high point and retained the initially identified low point as the start.
4. Second Low Point Analysis:
 - *Exception 3: If a second low point was detected after the initial low point (identified in step 2) and before the onset of the silent period, the distance between this low point and the subsequent high peak was visually assessed. If the second low point was higher than half of the previous distance, this new point was selected as the ISP start. If it was lower, the initial low point was retained.

CSP Start Detection

To detect the CSP start, the method established by Bigoni, Cadic-Melchior, Vassiliadis, Morishita and Hummel (2022) was employed, which involves extracting the MEP signal from 10–50 ms after stimulation, locating the peak and low point, and adjusting the signal if the low point precedes the peak. The derivative is then computed up to the peak, the longest sequence of positive derivatives is identified, and the latency is determined as the first sample of this sequence.

ISP & CSP End Detection

The ISP and CSP end detection involved a precise identification of the transition point where oscillatory activity re-emerges, marking the conclusion of the silent period:

1. Silent Period Analysis: The flattest portion of the silent period, previously identified during ISP start detection, was used as the reference point for end detection.
2. Oscillation Identification: The data was then examined for the first instance of increased oscillatory activity, characterized by higher frequency and intensity relative to the silent period.

Continuation Check: If the initial oscillations persisted, the first point of increase was marked as the ISP end. If the oscillations did not continue, the algorithm proceeded to identify the next significant wave that disrupted the silent period.

3. ISP End Determination: The ISP end was defined as the point at which the oscillation definitively broke through the silent period, whether this was an upward or downward movement.

The full code for this comparison, including the application for manual latency detection and the scripts to create compatible data to load, was written in Python 3.11.4.

Evaluation of the Algorithm

ICC Analysis

The Intraclass Correlation Coefficient (ICC) was used to assess the consistency and reproducibility of measurements between the automated and manual data analysis methods. The analysis was conducted using a two-way mixed-effects model with absolute agreement (ICC [3,1]), as outlined by Shrout and Fleiss (1979). To maintain precision, the ICC was calculated for individual dimensions. All manual latency assessments were performed by a single expert in TMS and silent period analysis, minimizing variability and ensuring a reliable comparison with the automated method. Interpretation of the ICC values followed conventional thresholds, with values above 0.75 indicating good reliability and values above 0.90 indicating excellent reliability (Portney & Watkins, 2000). IBM SPSS Statistics (IBM Corp., Armonk, NY, USA) was used for all calculations, providing a quantitative comparison of the algorithm's performance against manual measurements.

Pearson's Correlation Coefficient

Pearson's correlation was conducted on normally distributed data to assess the relationship between the scores of the automated method and the manual method. To ensure the data met the assumption of normality, Shapiro-Wilk test was performed (Shapiro & Wilk, 1965, S. 591-611). Pearson's correlation coefficients (r) were interpreted as follows: values between 0.50 and 0.70 indicated a strong correlation, 0.70 to 0.90 indicated a very strong correlation, and 0.90 to 1.00 indicated an extremely strong correlation (Dancey & Reidy, 2017).

Results

All data were normally distributed ($p > 0.05$), as confirmed by Shapiro-Wilk tests. The comparison between manual and automatized measurements for ISP and CSP data demonstrated strong agreement across all evaluated variables (see Table 1). The ICCs ranged from 0.85 to 0.92 producing good to excellent reliability, indicating high consistency between the two methods. Similarly, Pearson's correlation coefficients were all above 0.84, suggesting very strong to extremely strong correlations.

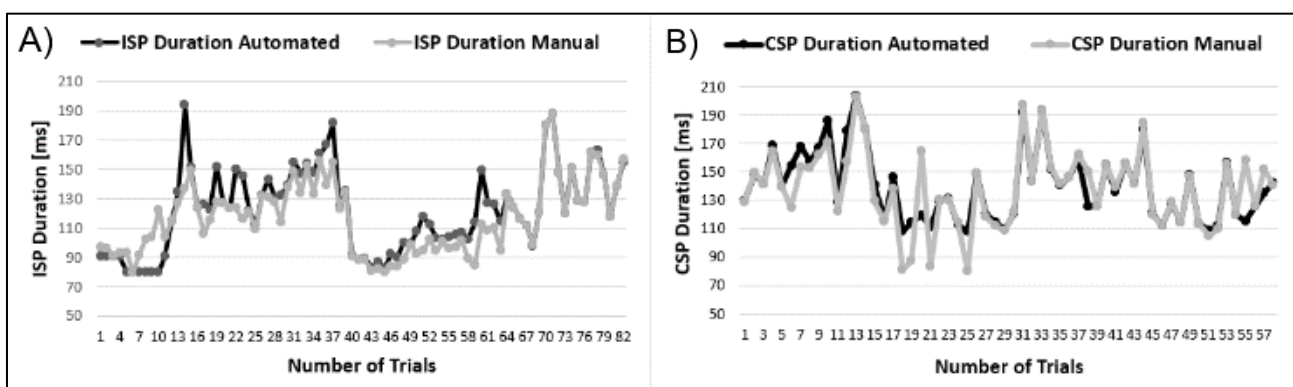


Fig. 1. Automated and manual measurements for ISP Duration (A) and CSP Duration (B).

For ISP duration, the mean values were 63.97 ± 19.45 ms (manual) and 67.46 ± 25.24 ms (automatized), with an ICC of 0.86 and r of 0.86. CSP duration showed means of 138.13 ± 27.42 ms (manual) and 139.39 ± 24.26 ms (automatized), with an ICC of 0.89 and r of 0.88. The individual data points for the manual and automatized methods for ISP and CSP duration are presented in Figure 1.

Figure 2 displays the Bland-Altman plots for ISP and CSP durations, illustrating the agreement between the manual and automatized measurements. The plots show the difference between the two methods against the mean of the two measurements for each variable, allowing visual assessment of the consistency and any potential bias across the range of values (Bland & Altman, 1986, S. 307-310).

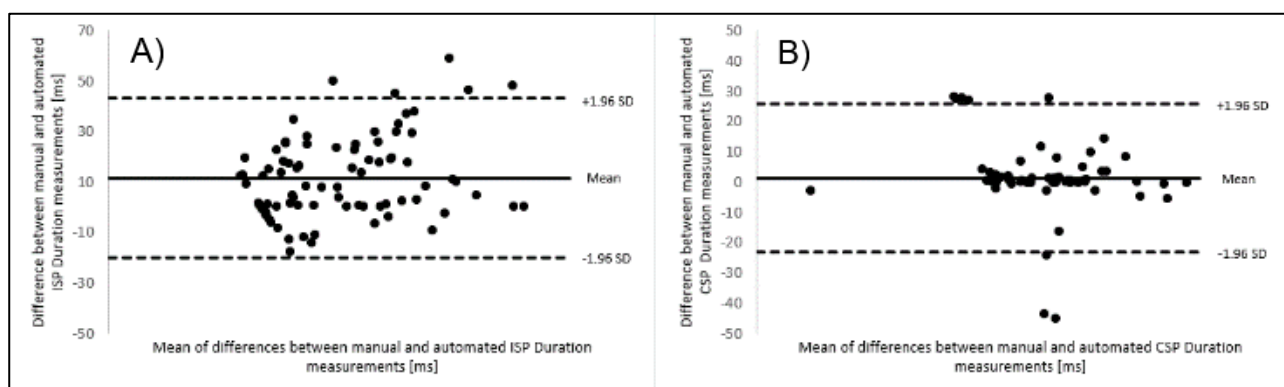


Fig. 2. Bland-Altman plots for the manual and automatized measurements for ISP Duration (A) and CSP Duration (B). The mid-line shows the absolute average difference between methods, with the upper and lower lines showing ± 1.96 standard deviation.

ISP start times were 51.66 ± 5.87 ms (manual) and 56.62 ± 10.53 ms (automatized), with an ICC of 0.85 and r of 0.84. ISP end times were 116.63 ± 24.57 ms (manual) and 121.77 ± 28.25 ms (automatized), with an ICC of 0.86 and r of 0.88. CSP end times were 165.45 ± 32.33 ms (manual) and 166.63 ± 30.00 ms (automatized), with an ICC of 0.92 and r of 0.92.

Tab.1. Comparison of Manual and Automatized ISP and CSP data.

Variable	Manual (mean \pm SD)	Automatized (mean \pm SD)	ICC (value with 95% Confidence Interval [CI])	Pearson's Correlation Coefficient (r)
ISP Duration (ms)	63.97 ± 19.45	67.46 ± 25.24	0.86 (95% CI [0.78, 0.91])	0.86
CSP Duration (ms)	138.13 ± 27.42	139.39 ± 24.26	0.89 (95% CI [0.80, 0.93])	0.88
ISP Start (ms)	51.66 ± 5.87	56.62 ± 10.53	0.85 (95% CI [0.76, 0.90])	0.84
ISP End (ms)	116.63 ± 24.57	121.77 ± 28.25	0.86 (95% CI [0.77, 0.91])	0.88
CSP End (ms)	165.45 ± 32.33	166.63 ± 30	0.92 (95% CI [0.87, 0.95])	0,92

ISP start times were 51.66 ± 5.87 ms (manual) and 56.62 ± 10.53 ms (automatized), with an ICC of 0.85 and r of 0.84. ISP end times were 116.63 ± 24.57 ms (manual) and 121.77 ± 28.25 ms (automatized), with an ICC of 0.86 and r of 0.88. CSP end times were 165.45 ± 32.33 ms (manual) and 166.63 ± 30.00 ms (automatized), with an ICC of 0.92 and r of 0.92.

Discussion

The findings from this study demonstrate that the variability in latency measurements can be attributed to true differences between trials rather than to measurement error, corroborating the work of Garvey et al. (2001) and Sivaramakrishnan and Madhavan (2021), which highlights the limitations of manual methods and advocates for the adoption of automated systems to mitigate operator-related inconsistencies. This strong agreement between manual and automated methods underscores the effectiveness of the automated detection system in accurately identifying CSP and ISP markers, providing a more objective and reliable approach in neurophysiological studies.

By minimizing human error and operator bias, the automated method enhances the reproducibility of results—a critical factor in both clinical and research settings, particularly in neurophysiological studies where accurate measurements are essential for diagnosing and monitoring neurological conditions. This is particularly crucial for longitudinal studies, where consistent measurements over time are essential for monitoring changes in cortical excitability and inhibition. The system's ability to replicate the accuracy of manual assessments with high fidelity suggests that it could serve as a valuable tool in standardizing CSP and ISP measurements across different laboratories and clinical environments, ultimately contributing to more consistent and comparable research outcomes.

Despite these promising results, the study has limitations. The primary limitation is the small sample size, as the analysis was based on data from a single healthy participant. While this provided a controlled environment to evaluate the algorithm's performance, it limits the generalizability of the findings. The algorithm's robustness and accuracy when applied to more diverse populations—such as individuals with neurological impairments, different age groups, or varying levels of physical fitness—remain uncertain. This is particularly important as neurological conditions often present with diverse clinical features, which a single, healthy individual may not adequately represent. Future studies with larger and more diverse samples are necessary to validate the algorithm's effectiveness across a broader spectrum of physiological conditions.

Another limitation relates to the restricted physiological variability within the dataset. The study's focus on a healthy individual, while beneficial for ensuring a consistent baseline, may not fully capture the range of neurophysiological responses seen in clinical practice or in populations with neurological disorders. This could impact the algorithm's performance when applied to data with more complex or atypical silent period characteristics, potentially reducing accuracy or necessitating manual intervention. For example, silent period characteristics can vary significantly in individuals with conditions such as epilepsy (Cincotta et al., 2015, S. 693-701), stroke (Veldema, Bösl & Nowak, 2018, S. 1071-1078), or multiple sclerosis (Hagen, Acosta, Swanson & Fling, 2024, S. 1761-1772), where cortical excitability may be altered.

Additionally, the algorithm's reliance on a predefined threshold within a specific search area introduces potential sources of error. While this approach facilitates automated detection of silent period onsets, it may lead to inaccuracies if the actual onset deviates significantly from the expected range due to individual differences in cortical excitability, variations in TMS coil placement, or other experimental factors. This issue highlights the need for more adaptive approaches in algorithm design, potentially incorporating machine learning techniques that can dynamically adjust to the variability inherent in different populations. Future iterations of the algorithm could incorporate adaptive thresholding or machine learning-based methods to further enhance accuracy and robustness. Despite these limitations, the automated detection system represents a significant advancement in transcranial magnetic stimulation analysis. By improving the consistency and objectivity of CSP and ISP measurements, the algorithm holds considerable promise for enhancing the reliability of TMS-based research and clinical assessments. This improvement is particularly crucial for the advancement of personalized medicine, where accurate and reproducible measurements can directly impact patient outcomes. As this technology evolves, it has the potential to become a standard tool in neurophysiological research, facilitating more accurate diagnoses, better monitoring of disease progression, and more effective evaluation of therapeutic interventions.

Literature

- Bigoni, C., Cadic-Melchior, A., Vassiliadis, P., Morishita, T., & Hummel, F. C. (2022). An automatized method to determine latencies of motor-evoked potentials under physiological and pathophysiological conditions. *Journal of neural engineering*, 19(2).
- Bland, J. M., & Altman, D. G. (1986). Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *Lancet*, 1(8476), 307–310.
- Cincotta, M., Giovannelli, F., Borgheresi, A., Tramacere, L., Viggiano, M. P., & Zaccara, G. (2015). A Meta-analysis of the Cortical Silent Period in Epilepsies. *Brain stimulation*, 8(4), 693–701.
- Dancey, C. P., & Reidy, J. (2017). *Statistics without maths for psychology* (7th ed.). London: Pearson education.
- Ferbert, A., Priori, A., Rothwell, J. C., Day, B. L., Colebatch, J. G., & Marsden, C. D. (1992). Interhemispheric inhibition of the human motor cortex. *The Journal of physiology*, 453, 525–546.
- Fling, B. W., & Seidler, R. D. (2012). Task-dependent effects of interhemispheric inhibition on motor control. *Behavioural brain research*, 226(1), 211–217.
- Garvey, M. A., Ziemann, U., Becker, D. A., Barker, C. A., & Bartko, J. J. (2001). New graphical method to measure silent periods evoked by transcranial magnetic stimulation. *Clinical neurophysiology: official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 112(8), 1451–1460.
- Hagen, A. C., Acosta, J. S., Swanson, C. W., & Fling, B. W. (2024). Interhemispheric inhibition and gait adaptation associations in people with multiple sclerosis. *Experimental brain research*, 242(7), 1761–1772.
- Hallett, M. (1995). Transcranial magnetic stimulation. Negative effects. *Adv Neurol*, 67, 107-113.
- Jung, P., & Ziemann, U. (2006). Differences of the ipsilateral silent period in small hand muscles. *Muscle & nerve*, 34(4), 431–436.
- Portney, L.G., & Watkins, M.P. (2000). *Foundations of clinical research: applications to practice* (2nd ed.). New Jersey: Prentice Hall.
- Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3/4), 591-611.
- Shrout, P. E., & Fleiss, J. L. (1979). Intraclass correlations: Uses in assessing rater reliability. *Psychological Bulletin*, 86(2), 420–428.

- Sivaramakrishnan, A., & Madhavan, S. (2021). Reliability of transcallosal inhibition measurements for the lower limb motor cortex in stroke. *Neuroscience letters*, 743, 135558.
- Veldema, J., Bösl, K., & Nowak, D. A. (2018). Cortico-spinal excitability and hand motor recovery in stroke: a longitudinal study. *Journal of neurology*, 265(5), 1071–1078.
- Veldema, J., Nowak, D. A., Bösl, K., & Gharabaghi, A. (2023). Hemispheric Differences of 1 Hz rTMS over Motor and Premotor Cortex in Modulation of Neural Processing and Hand Function. *Brain sciences*, 13(5), 752.

Arbeitskreis 4 „Mess- & Informationssysteme“

Entwicklung eines Mess- und Informationssystems (MIS) zur Diagnostik und zum Training spezifischer Muskelgruppen im Bogenschießen (Michael Bunk, Constantin Bredl, Mario Pratesi & Janine Blenke)

Entwicklung eines Wettkampfanalysesystems im Skateboarding (Susanne Schönburg & Niklas Noth)

Interaktives Feedbacktraining im Hochleistungsrudern (Kevin Nolte, Thomas Jaitner & Stefan Weigelt)

Visualising Victory - Investigating an Immersive VR Game Analysis Tool for Badminton (Bastian Dänekas, Nima Zargham, Shiyao Zhang, Ricarda Vajen, Soumik Bhattacharjee, Susmita Khadse, Meagan B. Loerakker & Rainer Malaka)

Entwicklung eines Mess- und Informationssystems (MIS) zur Diagnostik und zum Training spezifischer Muskelgruppen im Bogenschießen

Michael Bunk¹, Constantin Bredl¹, Mario Pratesi¹ & Janine Blenke¹

¹Institut für Angewandte Trainingswissenschaft

Schlüsselwörter: Bogenschießen, Kraft, Messsystem

Einleitung

Im Recurve-Bogenschießen besteht ein Qualifikationswettkampf aus 2 x 36 Pfeilen. In der Regel dauert ein Schuss zwischen 10 s - 12 s mit einer Haltezeit im Anker von 2 s - 4 s. Der Bewegungsablauf sollte stets gleich sein. Die Wind- und Wetterverhältnisse nehmen erheblichen Einfluss sowohl auf ein stabiles Sportler-Bogen-System als auch auf die Dauer des Zielens. Die Sportler:innen müssen sich diesen Bedingungen stellen und sowohl ein stabiles Sportler-Bogen-System schaffen, als auch die Möglichkeit besitzen den Zielvorgang zeitlich zu variieren. Die Ausprägung der Zugkraft steht in engem Zusammenhang zur Qualität und Konstanz dieser mehrmalig wiederholten Bewegungsabläufe. Zudem ermöglicht eine Steigerung der Zugkraft eine Anpassung der Bogenkonfiguration, durch die eine höhere Pfeilgeschwindigkeit und damit ein präziserer Pfeilflug erreicht werden kann (Haidn et al., 2010). In Anlehnung an ein System von Edelmann-Nusser et al. (1999) wurde ein neuartiges Diagnostik-/Trainingssystem entwickelt, mit dem die spezifische Zugkraft während der Zugsbewegung gemessen werden kann und über mehrere Versuche Rückschlüsse auf das aktuelle Niveau der sportartspezifischen Krafftfähigkeiten gezogen werden können.

Methode

Die Neuentwicklung hat gegenüber dem bisher genutzten System der Universität Magdeburg den Vorteil, dass das System am schussfertigen Bogen der jeweiligen Sportler:innen montierbar ist. Bei der Montage am Recurve-Bogen wird das neu entwickelte Messsystem an den Stabilisatorbuchsen der Wurfarntaschen und am Nockpunkt der Sehne aufgehängt (Abb. 2). Der im Messsystem enthaltene Kraftsensor wird an einer reißfesten Sehne mit separaten Ösen zur individuellen Einstellung befestigt und an der Bogensehne am Nockpunkt verankert, so dass die Sportler:innen den Vollauszug simulieren und in der Halteposition gleichzeitig den Zug an der Sehne und den Druck auf den Bogengriff in ihren individuellen tatsächlichen Auszugslängen ausführen können. Die erreichte Schussposition und die gemessenen Kräfte können damit adäquat erfasst und analysiert werden.

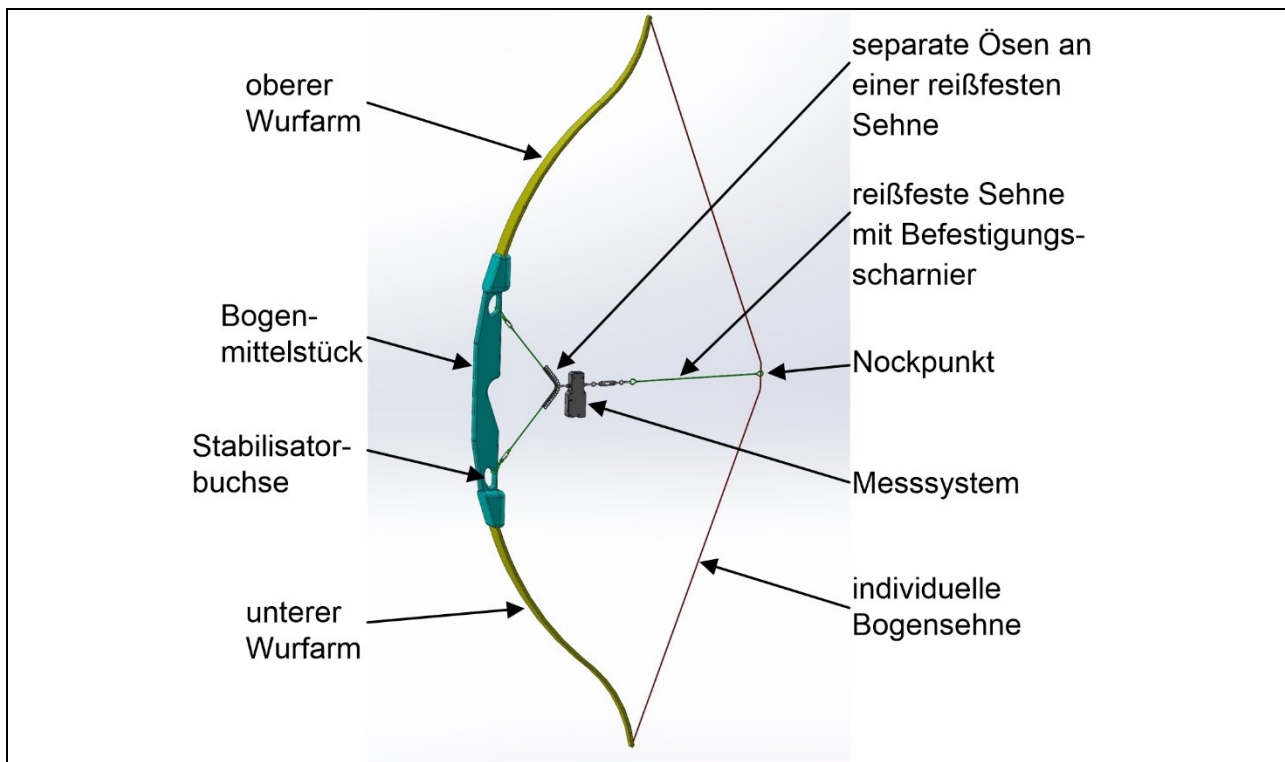


Abb. 2. Montage des Messsystems am Recurve-Bogen.

Das Kraftsignal wird mit einem 1-achsigen S-Form Kraftsensor (KD40s, ME-Meßsysteme GmbH, 2024a) mit einer Nennkraft von 500 N erfasst. Als Messprinzip kommen Dehnungsmessstreifen in Vollbrückenausführung zum Einsatz. Der Kraftaufnehmer ist vom Hersteller kalibriert und mit einem Kalibrierschein versehen. Anschließend wird das analoge Kraftsignal über einen Funkmessverstärker (GSV-6BT, ME-Meßsysteme GmbH, 2021) verstärkt, digitalisiert und über Bluetooth 4.0 an ein Endgerät gesendet. Die Auflösung des Messsignals beträgt 16 Bit. Die maximal mögliche Datenfrequenz beträgt 2000 Hz. Für das Messsystem ist eine Datenfrequenz von 100 Hz eingestellt. Bei einer Genauigkeitsklasse von 0,1 % beträgt die maximale Abweichung vom Messwert $\pm 0,5$ N. Die Stromversorgung des Messsystems erfolgt über einen Lithium-Ionen-Akku (Li-Ion 1S/1P/2600mAh, ICR-18650, ME-Meßsysteme GmbH, 2024c). Die Nennkapazität des Akkus beträgt 2600 mAh bei einer Nennspannung von 3,7 V. Die Ladung des Akkus erfolgt über eine USB Typ-A Schnittstelle mithilfe eines Steckernetzteils (5 VDC/1,5 A).

Die zur Diagnose der Krafftähigkeit der Bogenschütz:innen entwickelte Software wurde als native Android-App realisiert. Da somit Tablets und Smartphones einsetzbar sind, bleibt das Gesamtsystem klein und mobil. Außerdem gewährleistet ein nativer Code die bestmögliche Leistung auf der jeweiligen Hardware, was für eine latenzarme Sonifikation wichtig ist.

Nach dem Anlegen des Sportlers/der Sportlerin in der Software und Eingabe der verwendeten Auszugskraft werden drei Modi angeboten: Maximalkrafttest, Intervalltraining und „Frei Trainieren“.

Der Maximalkrafttest dient zur Feststellung der individuellen Maximalkraft während des Vollauszugs des Schützen/der Schützin. Von dieser abgeleitet ist die aktuelle Vorgabe im Test, in den anderen beiden Modi einen einstellbaren Anteil (aktuell 80 % des individuellen Maximalkraftwerts) zu halten.

Im Intervalltraining wird über eine einstellbare Anzahl an Wiederholungen, einer Pausenlänge zwischen den Wiederholungen und einer ebenso einstellbaren Zeit das Erreichen der Schwelle von F_{\max} 80 % ermittelt. Der Kraftverlauf wird in Echtzeit angezeigt. Sobald die Schwelle überschritten wurde, wird ein Ton mit zur Kraft proportionaler Frequenz ausgegeben. Dieses Audiofeedback ermöglicht den Sportler:innen die Teilnahme am Training/Test, ohne auf einen Bildschirm blicken zu müssen. Akustische Startsignale und Sprachausgabe ergänzen die Nutzererfahrung.

Im freien Training ist die Pausenzeit flexibel. Eine Messkurve beginnt sobald erstmalig die Kraftschwelle überschritten wurde.

Der Kraftverlauf aus dem Intervalltraining wird in einer SQLite-Datenbank gespeichert. Er kann somit nachträglich ausgewertet, analysiert und geteilt werden. Außerdem erfolgt ein Upload auf einen IAT-Datenbankserver zur individuellen und sportlerübergreifenden Auswertung.

Ergebnisse

Bezogen auf das MIS Bogen als Prototyp wurden die Hauptgütekriterien überprüft. Es zeigte sich, dass eine Objektivität aufgrund einer unabhängigen Beurteilung der Zugkraft angenommen werden kann. Die Messung ermöglicht eine Messung der aktuellen Zugkraft der Sportler:innen mittels kalibriertem Kraftsensor.

Eine Reliabilität wurde mittels einer Retest-Reliabilität überprüft, wobei die Überprüfung des Standardmessfehlers (SEM) bezogen auf die Messwerte von 25 Sportler:innen einen Messwert von 11,47 N (2,53 lbs) erbrachte. Das entspricht einem prozentualen SEM von 3,65 % der damit als gut einzustufen ist (Gomez-Carmona et al., 2021). Zusätzlich zeigt sich in der Berechnung der Intra-Klassenkorrelation mit einem Wert von ICC = 0,983 eine sehr hohe Übereinstimmung der Werte. Somit kann die Reproduzierbarkeit als ausgezeichnet eingestuft werden (Koo & Li, 2016).

Die Validität lässt sich sowohl durch die Kriteriumsvalidität als auch durch die Inhaltsvalidität erklären, da es sich um einen realistischen Spannungsaufbau am individuellen Bogen handelt, der die Zugkraft misst. Aufgrund der stets gleichen Einstellung der Auszugslänge mittels der Pfeillänge an dem individuellen Bogen, sowie dem kalibrierten Kraftsensor wird eine valide Messung ermöglicht. Zusätzlich wird der Sensor vor jedem Testdurchlauf „genullt“, um ein definiertes Startsignal zu gewährleisten. Ebenfalls erbrachte eine Expertenbefragung, dass es sich um die Messung von bogenspezifischen Krafftfähigkeiten beim Auszug des Bogens während der Zielphase handelt.

Mit diesem Kraftsensor, der am Bogen integriert wird, kann die spezifische Maximalkraft der Zugbewegung objektiviert werden. Dadurch ist es nun möglich Krafftfähigkeiten, wie z.B. Maximalkraft und 80 % von F_{\max} , objektiv zu überprüfen und grafisch darzustellen (Abb. 2.). Das MIS Bogen (Hard- und Software) generiert in Echtzeit

schnell und unkompliziert schießspezifische Daten, die auf die Bedingungen von Training und Diagnostik ausgerichtet sind. Dadurch können sowohl Nachwuchssportler:innen ein gezieltes spezifisches Training in langfristigen Leistungsaufbau (LLA) in ihr Training integrieren als auch Sportler:innen der nationalen Spitze weiterhin ihr Leistungspotenzial verbessern. Außerdem kann ein monatliches Controlling stattfinden, wodurch Zusammenhänge zur Leistungsentwicklung aufgezeigt werden.

Bei bestehenden Leistungsreserven kann ein allgemeines Krafttraining sowie das spezifische Krafttraining letztendlich zur Verbesserung der Schießresultate beitragen.

Mithilfe eines Messprotokolls werden den Trainer:innen direkt im Anschluss die Informationen zur Maximalkraft und der Wiederholungstests von F_{max} 80 % sowie erste Hinweise zur weiteren Kraftentwicklung (siehe Haltezeit je Versuch) übermittelt (Abb. 2.). Mit dem nachfolgenden Diagramm können die Echtzeitkurven eine Information zum Kraftaufbau sowie der kontinuierlichen Haltefähigkeit je Versuch aufgezeigt werden. Im Anschluss einer Kraftdiagnostik werden gemeinsam mit den Athletiktrainer:innen die Kraftprogramme abgestimmt und mittels IDA² dokumentiert. Weiterhin können Rückschlüsse auf eine Anpassung der Wurfarmstärken gezogen werden. Aufgrund der ermittelten Krafftähigkeit ist es möglich, stärkere Wurfarme einzusetzen, was sich positiv auf einen effektiveren Pfeilflug auswirken kann.

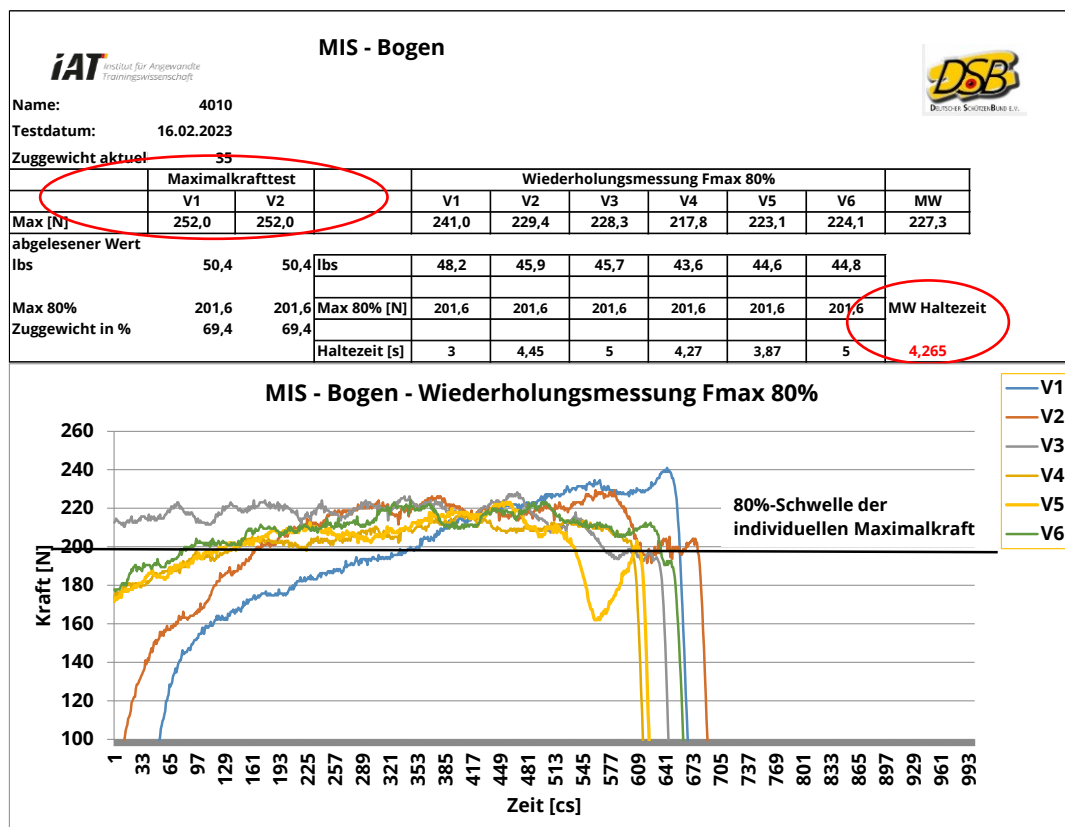


Abb.2. Messprotokoll MIS Bogen.

² Datenmanagementsystem am IAT

Diskussion / Ausblick

Mit der Neuentwicklung wird es möglich, objektive Parameter für die Kraftdiagnostik am individuellen Bogen zu erfassen und durch die Vervielfältigung dieses kompakten Messsystems sowohl einen praktischen Einsatz an den Stützpunkten als auch im Lehrgangsbetrieb sicher zu stellen. Mit der flächendeckenden Kraftdiagnostik und der anschließenden Datenübermittlung an eine zentrale Datenbank wird eine solide Basis für wissenschaftliche Fragestellungen und Analysen geschaffen.

Nach mehreren Testmessungen zeigten sich Schwächen in der Handhabung. Das Messsystem liegt bei Vollauszug am Arm an und kann als störend empfunden werden. Außerdem schwingt das Messsystem bei der Schussauslösung zwischen dem Bogenmittelstück und der Bogensehne hin und her, was evtl. zu Verletzungen der Sportler:innen führen kann.

Aufgrund der genannten Schwächen wurde das Messsystem weiterentwickelt (Abb. 3). Die Montage des Messsystems erfolgt am Bogenmittelstück, so dass sich zwischen dem Bogenmittelstück und der Bogensehne kein freischwingendes Messsystem befindet. Dazu wird das Messsystem auf zwei Carbonrohren befestigt, die beiden Carbonrohre in zwei Adapterstücke eingeklickt, die Adapterstücke an den zwei Distanzstücken angeschraubt und die Distanzstücke mit den Stabilisatorbuchsen in den Wurfarntaschen verschraubt. Somit bleiben die Kraftangriffspunkte bei der Weiterentwicklung gleich.

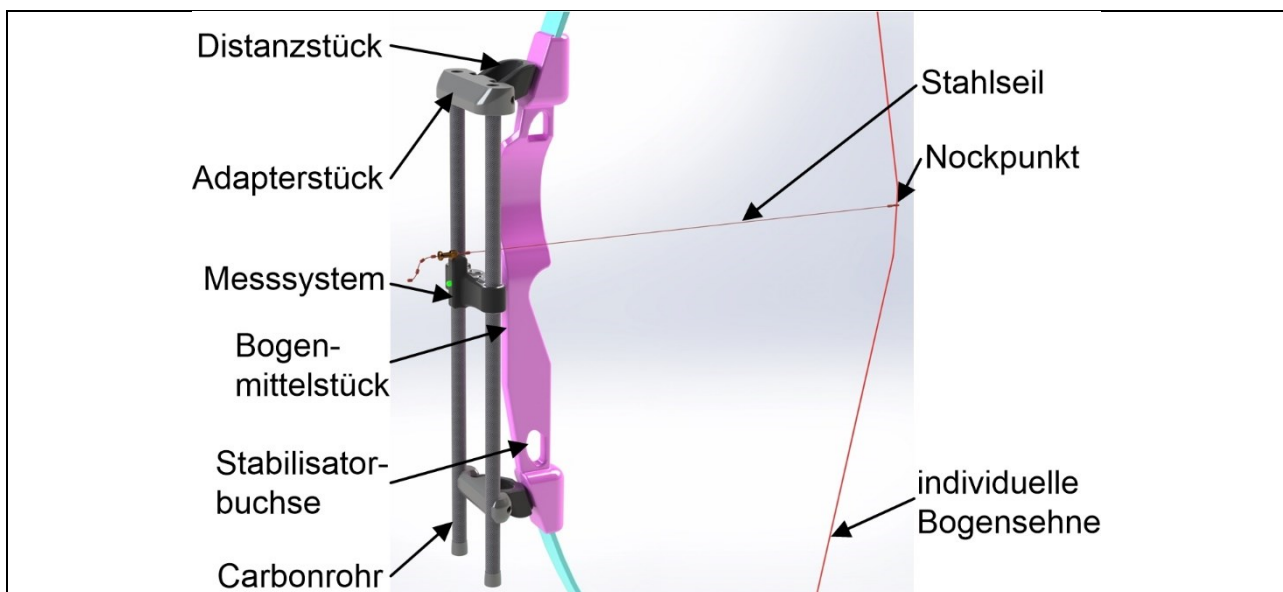


Abb. 3. Montage weiterentwickeltes Messsystem am Recurve-Bogen.

Durch die Verwendung von PA6-Carbonfasern im 3D-Druck ist die Konstruktion wesentlich stabiler. Der im Messsystem enthaltene Kraftsensor ist über ein Stahlseil mit der Bogensehne am Nockpunkt verbunden und kann über verschiedene Raster individuell angepasst werden. Ausschlaggebend für die maximale Auszugslänge ist in dieser Konstruktion die Pfeillänge der Sportler:innen. Im Messsystem sind bis auf den Kraftsensor, die Signalleuchte und die Schnittstelle zum Laden des Akkus die

gleichen Komponenten verbaut. Das Kraftsignal wird mit einem 1-achsigen Kraftsensor (KD68, ME-Meßsysteme GmbH, 2024b) mit Ausführung als Doppelbalken mit einer Nennkraft von 500 N erfasst. Das Messprinzip ist ein Dehnungsmessstreifen in Vollbrückenausführung. Die Ladung des Akkus erfolgt über eine USB Typ-C Schnittstelle mithilfe eines Steckernetzteils (5 VDC/1,5 A).

Literatur

- Edelmann-Nusser, J., Gruber, M., Gollhofer, A., & Gros, H.-J. (1999). Komplexe Leistungsdiagnostik im Bogenschießen. *Leistungssport*, 29(2), 47-54.
- Gomez-Carmona, C. D., Pino-Ortega, J., Rico-Gonzalez, M., & Bastida-Castillo, A. (2021). Global navigation satellite systems. In J. Pino-Ortega & M. Rico-Gonzalez (Hrsg.), *The use of applied technology in team sport* (S. 20-38). Routledge.
- Haidn, O., Weineck, J., & Haidn-Tschalova, V. (2010). *Bogenschießen*. Balingen: Spitta.
- Koo, T. K., & Li, M. Y. (2016). A guideline of selecting and reporting intraclass correlation coefficients for reliability research. *Journal of Chiropractic Medicine*, 15(2), 155-163. <https://doi.org/10.1016/j.jcm.2016.02.012>
- ME-Meßsysteme GmbH (2021). GSV-6BT. Abruf am 16.03.2021 unter <https://www.me-systeme.de/de/gsv-6bt>
- ME-Meßsysteme GmbH (2024a). KD40s_500 N. Abruf am 02.03.2024 unter <https://www.me-systeme.de/de/kd40s-500n>
- ME-Meßsysteme GmbH (2024b). KD68_500 N. Abruf am 14.05.2024 unter <https://www.me-systeme.de/de/kd68-8>.
- ME-Meßsysteme GmbH (2024c). Li-Ion 1S/1P/2600mAh. Abruf am 19.08.2024 unter <https://www.me-systeme.de/de/li-ion-1s-1p-2600mah>

Entwicklung eines Wettkampfanalysesystems im Skateboarding

Susanne Schönburg¹ & Niklas Noth¹

¹Institut für Angewandte Trainingswissenschaft, Leipzig

Schlüsselwörter: Skateboarding, Wettkampfanalyse, Technik

Einleitung

Skateboarding hat sich seit seiner Entstehung in den 1950er Jahren zu einer Sportart entwickelt, die sich durch verschiedene Disziplinen und ein vielfältiges Bewegungsrepertoire auszeichnet. In der olympischen Disziplin Park führen die Skaterinnen und Skater ihre komplexen Sporttechniken (Tricks) in einem kurvenartigen Parcours aus, der aus Halfpipes, Pools und Rampen besteht. In der Disziplin Street werden komplizierte Trickkombinationen an Hindernissen (Obstacles) ausgeführt, die Elementen aus dem Straßenbild nachempfunden sind (z. B. Treppen oder Geländer). Allgemein sieht das olympische Wettkampfformat für die Disziplin Park vor, dass in den Runden (Qualifier, Semifinal, Final) jeweils drei Runs (Durchgänge) von 45 Sekunden Dauer gefahren werden, in denen die Tricks in einer frei gestaltbaren Line (Aneinanderreihung der Tricks) präsentiert werden. In der Disziplin Street haben die Athletinnen und Athleten in den jeweiligen Runden zwei Runs mit einer Dauer von 45 Sekunden Zeit, ihre Line zu fahren. Daran schließen sich fünf Durchgänge an, bei denen jeweils nur ein Trick präsentiert wird (World Skate, 2022). Im Skateboarding wird das Wettkampfergebnis durch eine subjektive Bewertung der sportlichen Leistung bestimmt. Wesentliche Maßstäbe der Bewertung sind die routinierte, virtuose Ausführung der Tricks, die Vielfalt der Tricks, die Schwierigkeit der Tricks und ob diese in einer harmonischen Line stabil dargeboten werden. Darüber hinaus spielen bei den Bewertungskriterien Individualität und Kreativität eine besondere Rolle (Noth, 2020). Die Bewertung durch die Kampfrichter wird anhand einer Gesamtnote (Overall Impression: 0-100 Punkte) zusammengefasst (World Skate, 2022). Für die neue olympische Sportart Skateboarding fehlen systematische Wettkampfanalysen, insbesondere zu technischen und taktischen Aspekten (Diewald, Neville, Cronin, Read, & Cross, 2024). Solche Analysen sind jedoch essenziell, um Rückschlüsse für das Training zu ziehen und tiefere Erkenntnisse über die Struktur der Wettkampfleistung zu gewinnen (Schnabel, Harre, & Krug, 2016). Ausgewählte Merkmale der komplexen Wettkampfleistung wurden auf Basis eines Expertengremiums, einer systematischen Befragung von Trainer:innen sowie einer intensiven Literaturrecherche bereits im Vorfeld erarbeitet und in einem Wettkampfanalysekonzept dargelegt (Noth, Schönburg, Grätz, Schairer, & Horrwarth, 2023). Das Ziel des Beitrages ist es, eine systematische Analysemethodik für Skateboarding-Wettkämpfe zu beschreiben.

Methode

Ausgewählte Merkmale der komplexen Wettkampfleistung wurden auf Basis eines Expertengremiums, einer systematischen Befragung von Trainer:innen sowie einer intensiven Literaturrecherche erarbeitet. Die erarbeiteten Kategorien der Wettkampfanalyse Skateboarding mit zugehörigen Variablen, Parametern und verwendeten Datenquelle bildeten die Grundlage für das weitere Vorgehen (Noth et al., 2023). Um eine Wettkampfanalyse im Skateboarding durchführen zu können, ist es erforderlich Videodaten auszuwerten, da die Ergebnislisten lediglich die Gesamtpunktzahl (Overall Impression) enthalten. Da es keine Wettkampfanalysesoftware im Skateboarding gibt und auch keine finanziellen und personellen Ressourcen für eine Eigenentwicklung zur Verfügung standen, wurde nach einer kommerziellen Softwarelösung gesucht, die es ermöglicht, die in Tab. 1 aufgeführten Parameter zu erfassen.

Tab. 1. Zu erfassende Kategorie der Wettkampfanalyse Skateboarding mit zugehörigen Variablen, Parametern und verwendeter Datenquelle (mod. nach Schönburg, & Noth, 2022).

Kategorie	Variablen	Parameter mit Beispiel	Datenquelle
Event	<ul style="list-style-type: none"> Datum Event Runde 	<ul style="list-style-type: none"> 20.06.2024 OS, WM, EM Finale, Halbfinale, Vorrunde 	<ul style="list-style-type: none"> Ergebnislisten
Sportler:innen-datenbank	<ul style="list-style-type: none"> Name Geburtsdatum Nation Stance Worldranking Platzierung 	<ul style="list-style-type: none"> Nachname, Vorname 23.03.2001 GER Regular, Goofy 1,2,3,4... 1,2,3,4... 	<ul style="list-style-type: none"> Teilnehmerliste Ergebnislisten
Run	<ul style="list-style-type: none"> Runnummer Trickanzahl Scoring 	<ul style="list-style-type: none"> 1,2,3 1,2,3,4... 98,65 (0-100) 	<ul style="list-style-type: none"> Ergebnislisten Videodaten
Tricks im Run	<ul style="list-style-type: none"> Trickbezeichnung Stance Obstacle Bail Zeit im Run 	<ul style="list-style-type: none"> Freitexteingabe (mehr als 300 Tricks) Regular, Switch, Fakie, Nollie Flat, Flatrail, Flat Ledge, ... 0 (ja), 1 (nein) Videozeitstempel (hh:m:s:ms) 	<ul style="list-style-type: none"> Videodaten
Single Attempts	<ul style="list-style-type: none"> Siehe Tricks im Run Scoring 	<ul style="list-style-type: none"> Siehe Tricks im Run 98,65 (0-100) 	<ul style="list-style-type: none"> Ergebnislisten Videodaten

In die Recherche wurde Videoanalysesoftware einbezogen, die nicht nur für Sportarten geeignet sind, sowohl Videoanalyse (anpassbares Taggingmodul, Markieren von Szenen) als auch Videobearbeitung (Schnittlisten), das Hinterlegen von Sportler:innendaten und die Ausgabe der getagten Daten zur Weiterverarbeitung ermöglicht. Es wurde die Software Utilius vs (ccc software gmbh, Leipzig, Deutschland), Hudle Sportscode (Agile Sports Technologies, Lincoln, USA), Nacsport Elite (Nacsport, Las Palmas, Gran Canaria) und Dartfish live S (Dartfish SA, Fribourg, Schweiz) getestet. Für den Aufbau eines Wettkampfanalysesystems im Skateboarding hat sich die Software Dartfish Live S als geeignete Lösung herausgestellt. Die

Hauptvorteile der Software sind der variable Einsatzbereich, das Erstellen von benutzerdefinierten Analysepanels auch mit Freitexteingabe und der Preis (Schönburg, & Noth, 2022).

Mithilfe der Software und den entsprechenden Optionen wurde das Analysepanel erstellt. Es besteht aus verschiedenen Teilpanels (Sportlerverwaltung, Allgemeine Daten, Trickdaten, Runddaten). Abb. 1 zeigt beispielhaft das Panel zum Festlegen der Trickdaten (rechts) mit Videobild (links) und die Szenenliste (unten). Ein Teilpanel besteht aus Buttons, Umschaltfeldern und Eingabefelder zum Festlegen von Ereignissen und Parametern. Die Buttons sind mit weiteren Ereignissen und Analyseseiten verknüpft, so dass dem Nutzer die Analyse erleichtert wird. Das Vorgehen bei einer Analyse wird im Folgenden beschrieben.

Zu Beginn werden die Eventdaten (Freitext) und die Sportler:innendaten hinterlegt (Sportlerverwaltung). Anschließend erfolgt die Auswahl des zu analysierenden Videos, welches dann im integrierten Videoplayer angezeigt wird. Um ein Ereignis zu detektieren, wird das jeweilige Ereignis im Video gesucht und dann systematisch die weiteren Parameter zugeordnet. Die Ereignisse und zugehörigen Parameter werden durch Freitexteingabe oder Buttons mit hinterlegten Inhalten hinzugefügt.

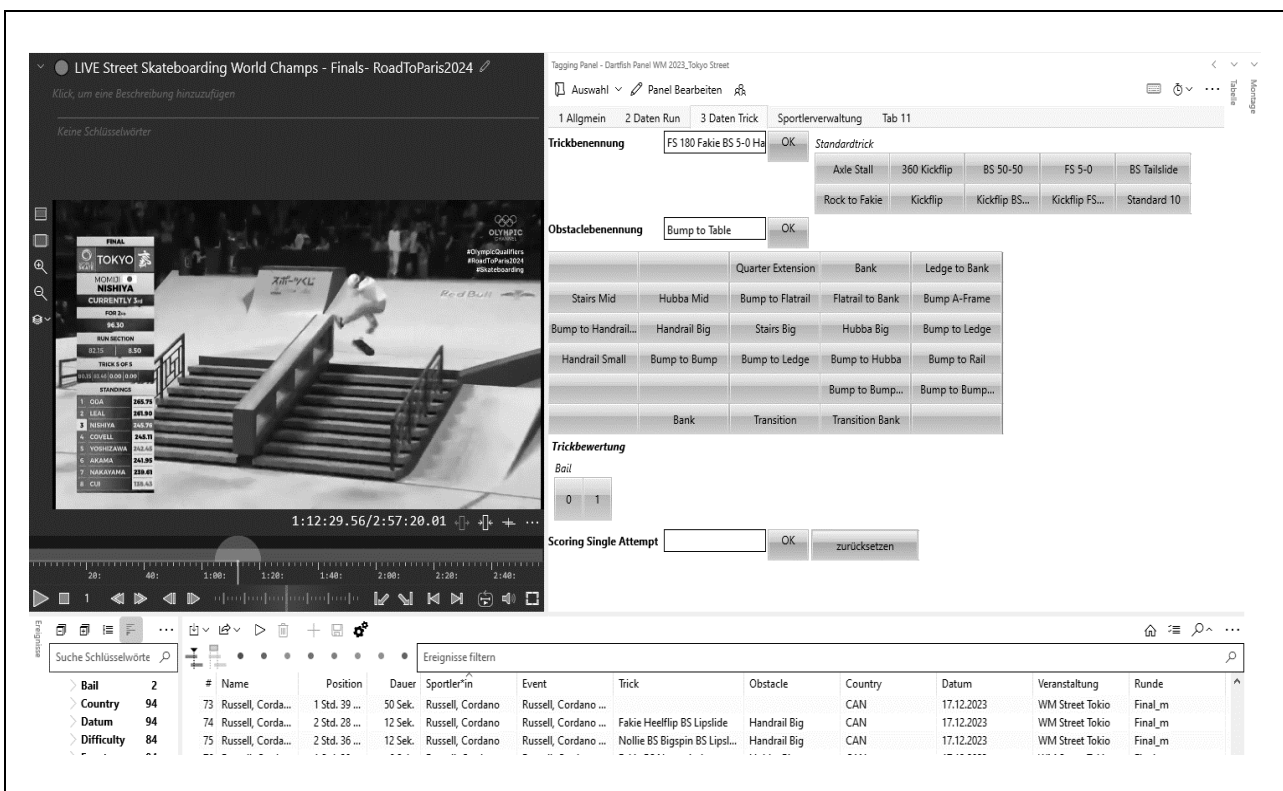


Abb. 1. Beispiel für das Taggingpanel zur Eingabe und Festlegung der Trickparameter (erstellt mit Dartfish).

Die Eventdaten und Sportler:innendaten werden jedem Ereignis automatisch zugewiesen. Die zu taggenden Ereignisse sind die in das Endergebnis eingehenden Runs, die Tricks dieser Runs und die in das Endergebnis eingehenden Single Attempts (nur in der Disziplin Street). Jedes Ereignis wird durch das Anwählen eines Buttons oder durch ein Tastenkürzel detektiert. Um einen Run zu markieren, wird

das Ende des Runs ausgewählt, wenn der Countdown in der TV-Einblendung auf 0 springt und/oder das Stoppsignal des Runs ertönt. Eine festgelegte Routine legt das Ereignis Run dann automatisch auf 50 Sekunden fest, d. h. 45 Sekunden für den Run und drei Sekunden vor und zwei Sekunden nach dem Run. Anschließend wird jeder Trick im Run markiert. Die Markierung wird beim ersten Bild gesetzt, an dem das Skateboard den Boden verlässt. Die Trickszene wird dann automatisch auf sechs Sekunden Länge festgelegt d. h. drei Sekunden vor und drei Sekunden nach der Markierung. Diese Vorgehensweise wird auch bei dem Ereignis Single Attempts angewendet. Abschließend können die Ereignisse ausgewählt und wiederholt angesehen werden, um fehlende Parameter zu ergänzen. Die Daten der beendeten Analyse werden als csv-Datei ausgegeben und gespeichert und sowohl für wissenschaftliche als auch für praktische Zwecke aufbereitet. Hierbei finden vorrangig Excel- und Pythonauswertungen Anwendung.

Allgemeiner Workflow

1. Laden des Wettkampfvideos (eigene Aufnahme, Stream- oder TV-Mitschnitt)
2. Eingabe und Laden von Event- und Sportler:innendaten
3. Markieren der Ereignisse (Run, Trick, Single Attempts) im Video
4. Ereignis erneut abspielen und fehlende Parameter hinzufügen
5. Ereignisliste mit Parametern als csv-Datei exportieren
6. Daten mit Excel und Python auswerten

Da die Tricks von verschiedenen Ratern getaggt werden, wurde die Interrater-Reliabilität mit Cohens Kappa (κ) ermittelt. Zwei Rater detektierten unabhängig voneinander, an verschiedenen PCs aber mit gleichen Voraussetzungen (Dartfish 2022 Version Live S, Taggingpanel Skateboarding, identisches Wettkampfvideo) die Tricks. Ziel war es den Trickzeitpunkt und die Trickanzahl zu bestimmen. Das Wettkampfvideo enthielt acht Runs verschiedener Sportlerinnen die insgesamt 66 Tricks der Weltmeisterschaft 2024 (Tokyo). Die Rater führten den Test getrennt voneinander an zwei verschiedenen PC aus.

Ergebnisse

Das Analysepanel ist entwickelt und wird eingesetzt. Die Überprüfung der Interrater-Reliabilität bei der Bestimmung der Trickzeitpunkte ergab eine sehr hohe Übereinstimmung ($\kappa \geq 0,816$). Beide Rater detektierten die 66 Tricks. Die Daten der Wettkampfanalyse ermöglichen eine Vielzahl an Auswertungen, beispielsweise über die Trickanzahl, die Bails (nicht gestandene Tricks), die Verteilung der Stance, die Häufigkeiten der genutzten Hindernisse und die Wiederholungsraten von Tricks. Eine beispielhafte Darstellung der Wiederholungsraten von Tricks verdeutlicht Abb. 2. Es wurde jeweils der beste Run der Teilnehmer des Street-Finals Männer ausgewertet.

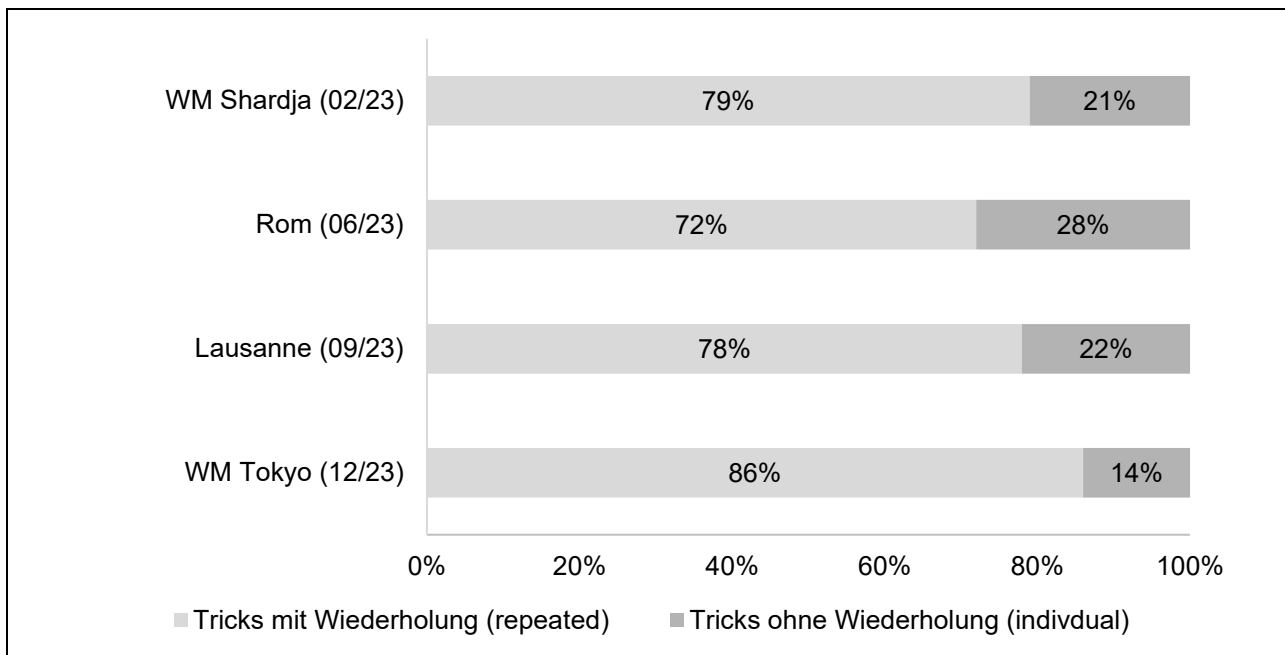


Abb. 2. Beispielhafte Darstellung der Wiederholungsraten von Tricks.

Diskussion und Ausblick

Da die Wettkampfanalyse im Skateboarding noch am Anfang steht, wird das Analysesystem kontinuierlich weiterentwickelt. Neue Anforderungen, wie etwa neue Tricks, führen zu Anpassungen. Weiterhin werden durch den regelmäßigen Einsatz der systematischen Wettkampfanalyse im Skateboarding immer mehr Daten generiert. Diese Entwicklungen führen auch zu immer neuen Fragestellungen, die eine Weiterentwicklung der Auswertmethoden notwendig machen. In zukünftigen Projekten sind somit der Aufbau einer Datenbank, die Datenauswertung auch unter taktischen Gesichtspunkten und die Datenvisualisierung mit interaktiven Inhalten Themenschwerpunkte.

Literatur

- Diewald, S. N., Neville, J., Cronin, J. B., Read, D., & Cross, M. R. (2024). Skating into the Unknown: Scoping the Physical, Technical, and Tactical Demands of Competitive Skateboarding. *Sports Medicine*. doi.org/10.1007/s40279-024-02032-1.
- Noth, N. (2020). *Skateboarding als technisch-akrobatische Sportart – eine kriterienbezogene Abgrenzung*. Institut für Angewandte Trainingswissenschaft.
- Noth, N., Schönburg, S., Grätz, F., Schairer, L., & Horrwarth, J. (2023). *Konzeption Wettkampfanalyse im Skateboarding*. Institut für Angewandte Trainingswissenschaft.
- Schnabel, G., Harre, D., & Krug, J. (2016). *Trainingslehre Trainingswissenschaft. Leistung, Training, Wettkampf*. Meyer & Meyer Verlag.
- Schönburg, S., & Noth, N. (2022). *Wettkampfanalyse im Skateboarding - Vorüberlegungen zur Entwicklung eines Wettkampfanalysesystems*. Institut für Angewandte Trainingswissenschaft.
- World Skate. (2022). *Skateboarding Judging Criteria*. World Skate.

Dieser Beitrag entstand im Rahmen eines mit Fördermitteln des Bundesministeriums des Inneren und für Heimat aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages geförderten Projektes.

Interaktives Feedbacktraining im Hochleistungsrudern

Kevin Nolte¹, Thomas Jaitner¹ & Stefan Weigelt²

¹Technische Universität Dortmund, ²Olympiastützpunkt NRW/Westfalen

Schlüsselwörter: Feedback, Differenzielles Lernen

Einleitung

Im Hochleistungsbereich nimmt die technologische Unterstützung durch Bereitstellung biomechanischer Leistungsparameter eine wichtige Rolle im Techniktraining ein (Jaitner et al., 2022). Mobile Messsysteme ermöglichen die Bereitstellung kinematischer und dynamischer Parameter als (Quasi-)Echtzeitfeedback. Aus Sicht der Biomechanik liegen umfangreiche Arbeiten zur Entwicklung und zum Einsatz mobiler Messsysteme sowie der Objektivität und Reliabilität der Messwerterhebung vor (vgl. Baca, 2011; Camomilla et al., 2018; Phillips et al., 2013; Zhang et al., 2019). Ebenso finden sich umfangreiche Forschungen zur Analyse von Bewegungstechniken und der Identifikation von Einflussgrößen der sportmotorischen Leistung. Für die Sportart Rudern können wesentliche Erkenntnisse diversen Metanalysen und Übersichtsartikeln entnommen werden (u.a. Baudouin & Hawkins, 2002; Shephard, 1998; Soper & Hume, 2004; Steinacker & Secher, 1993). Für den Bereich des DRV wurden die Merkmale einer guten Rudertechnik zudem im Leitbild Rudern zusammengefasst (Altenburg & Mattes, 2002; König, 2019). Damit lässt sich für die Sportart Rudern festhalten, dass umfangreiches Wissen zur Einflusshöhe und damit zur Relevanz biomechanischer Technikmerkmale verfügbar ist, das in Anlehnung an Ballreich & Baumann (1996) zur Identifikation individueller Ansteuerungsstrategien für das Techniktraining genutzt werden kann.

Die lerntheoretische Fundierung des Feedbacktrainings basiert jedoch hier auf klassischen Regelkreismodellen, die das Wiederholen der Zielbewegung und die Fehlerkorrektur in den Vordergrund stellen. Systemdynamisch basierte Ansätze des motorischen Lernens wie das Differenzielle Lernen belegen dagegen die Relevanz der Bewegungsvariation als primären Lernreiz (Schöllhorn, 1999; für einen Überblick siehe Tassignon et al., 2021), um eine Optimierung der individuellen Technik eines Athleten anzusteuern. Bisher finden diese Ansätze jedoch kaum Berücksichtigung in biomechanischen Feedbacksystemen, obwohl eine stärker interdisziplinäre Herangehensweise, die biomechanische bzw. technologische Forschung mit Ansätzen des motorischen Lernens verknüpft, seit vielen Jahren verstärkt gefordert wird (Buttfield et al., 2009; Dauts, 2000; Phillips et al., 2013). Zielstellung dieses Forschungsprojekts war daher, die Effekte eines interaktiven Feedbacktrainings mit variierenden Sollvorgaben im Hochleistungssport Rudern zu evaluieren.

Methode

Ein mobiles Rudermesssystem (Weigelt et al., 2017) wurde dahingehend weiterentwickelt, dass variierende Kraftsollkurven dargestellt und die tatsächlich erzielten

Kraftkurven als Echtzeit-Feedback im Vergleich präsentiert werden können. Mittels Sensoren an Dolle und Riemen werden Winkel- und Kraftwerte während des Ruderns erfasst, an eine Basisstation weitergeleitet und dort verarbeitet. Mittels eines bidirektionalen drahtlosen Netzwerks (WLAN) können Daten an die mobilen Endgeräte an jedem Platz im Boot sowie im Begleitboot weitergegeben werden und dort mit Hilfe einer eigens entwickelten Applikation visualisiert werden. Die Darstellungsoptionen umfassen u.a. die Präsentation diskreter Merkmale (z.B. Schlagweite und Winkelmerkmale der vorderen und hinteren Umkehr in verschiedenen Feedbackmodalitäten (vgl. Jaitner et. al, 2022) oder der kompletten Merkmalsverläufe eines Schlages (z.B. Kraft-Zeit-Kurven bzw. Kraft-Winkel-Kurven). Zusätzlich zur reinen Feedbackinformation können unterschiedliche und wechselnde Sollkurven als Vorgabe für die Athleten über die App eingestellt werden. Diese Funktion wurde zur Durchführung eines Feedbacktrainings mit variierenden Sollvorgaben genutzt, wobei die Vorgabekurven nach 5 Schlägen zufällig wechselten. Insgesamt standen zehn Vorgabekurven zur Auswahl, die sich hinsichtlich ihres Verlaufs als auch hinsichtlich der Kraftanteile im Vorder-, Mittel- und Endzug unterschieden.

Das Trainingsexperiment folgte einem Prätest-Posttest-Design mit Interventions- und Kontrollgruppe und beinhaltete eine Interventionsphase mit sechs Trainingseinheiten (Abb. 1). Alle Trainingseinheiten wurden im Zweier ohne gefahren und umfassten nach dem Einfahren zwei Abschnitte je 1,5km. Die Interventionsgruppe erhielt dabei die Aufgabe, die durch das Rudermesssystem vorgegebenen Sollkurven zu realisieren, während die Kontrollgruppe Feedback zur Bewegungsausführung durch den Trainer erhielt.

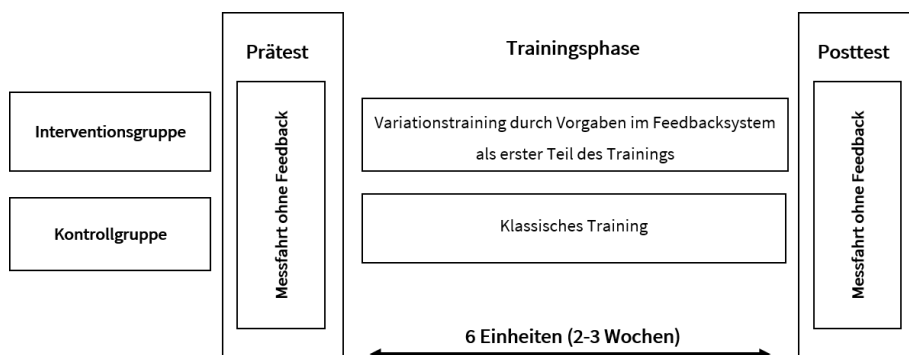


Abb. 1. Schematische Darstellung des Untersuchungsdesigns.

Im Prätest und im Posttest absolvierten alle Athleten jeweils eine Messfahrt ohne Feedbackinformation. Die Messfahrten umfassten zwei Messabschnitte mit moderater Belastung (Schlagzahl 18-20) und einen weiteren Messabschnitt mit intensiverer Belastung (Schlagzahl 34+) (Abb. 2).

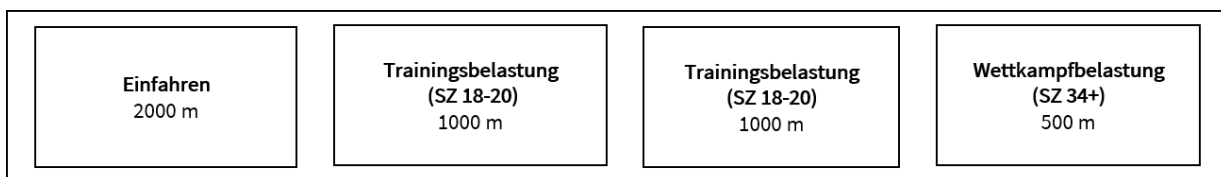


Abb. 2. Schematischer Ablauf der Testfahrten bei Prä- und Posttest

Die Probandenstichprobe umfasste zunächst insgesamt 16 Athleten der U23 Nationalkaders Riemen, womit der Untersuchung eine außergewöhnlich große Stichprobe an Athleten auf einem sehr hohen und relativ homogenen Leistungsniveau zur Verfügung stand. Aufgrund von Verletzungen und Krankheiten sowie trainingsbedingter Umstellungen der Bootszusammensetzung standen abschließend komplette Datensätze von acht Athleten für die Auswertung zur Verfügung. Unterschiede zwischen Prä- und Posttest wurden anhand der Kraft-Winkel-Verläufe beim Rudern unter Wettkampfbelastung analysiert.

Aufgrund der Stichprobengröße standen bei der Analyse primär individuenbezogene Änderungen im Fokus, so dass es sich um ein einzelfallorientiertes Untersuchungsdesign handelt, bei dem die Gruppe von Probanden als viele Einzelfälle angesehen und analysiert wird. Daher gelten die einzeln ausgeführten Schläge als Beobachtungen zur Analyse der einzelnen Probanden. Im ersten Schritt der Analyse wurde die Kraft am Innenhebel beim Vorder- (%FIHV) und Endzug (%FIHE) in Relation zur maximalen Kraft beim Mittelzug betrachtet und mittels t-Test auf Signifikanz überprüft. Der Mittelzug ist dabei definiert als der Teil des Ruderschlags zwischen Schlagwinkel 70° und 100°. Dementsprechend beschreibt der Vorderzug den Bereich unterhalb von 70° und der Endzug den Bereich oberhalb von 100°.

In einem zweiten Schritt wurden die Kraftkurven zeit- und amplitudennormalisiert (Abb. 3) und Unterschiede im Verlauf insgesamt anhand des Root Mean Square (RMS) sowie detailliert mittels Statistical Parameter Mappings (SPM; Pataky, 2010) analysiert.

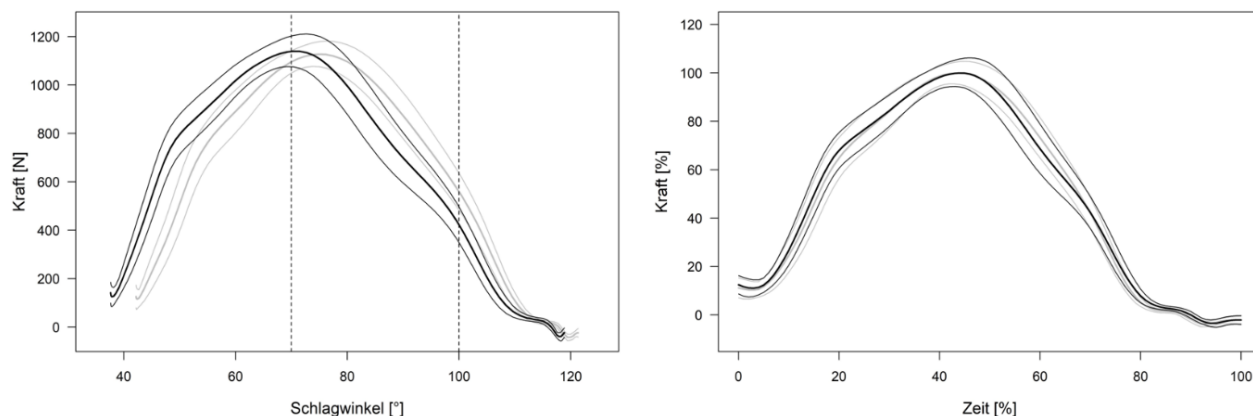


Abb. 3. Beispielhafte Darstellung der Kraft-Winkel-Kurven (links) und den dazugehörigen normalisierten Kraftkurven (rechts) von Prätest (grau) und Posttest (schwarz).

Ergebnisse

In Tabelle 1 fällt zunächst auf, dass alle Athleten der Interventionsgruppe (IG) im Posttest einen höheren Anteil an Kraft im Vorderzug (%FIHV) aufbringen, und die Kraftentwicklung im Endzug (%FIHE) gegenüber dem Prätest reduziert wird. Die Veränderungen der %FIHV sind aber nur bei zwei Athleten signifikant, für %FIHE jedoch bei allen Athleten. Eine gegenteilige Entwicklung lässt sich bei der Kontrollgruppe

(KG) beobachten, wobei die Ergebnisse für %FIHV nur bei zwei Athleten und für %FIHE bei drei Athleten signifikant sind. Diese Trends zeigen sich, obwohl das Ausgangsniveau der Athleten im Prätest über beide Gruppen hinweg gemischt ist. So waren in der Interventionsgruppe sowohl der Athlet mit der höchsten %FIHV im Prätest mit 92,6% als auch der Athlet mit der niedrigsten mit 68,4%. In der Kontrollgruppe lagen die Werte zwischen 75,2% und 89,6%. Das gleiche gilt auch für die %FIHE. In der Interventionsgruppe lagen die Werte im Prätest zwischen 19,1% und 44,0% und in der Kontrollgruppe zwischen 22,7% und 35,2%.

Dabei muss allerdings berücksichtigt werden, dass bei den beiden Athleten mit den höchsten Veränderungen in der Interventionsgruppe aufgrund der Messwerte während der Intervention die Sitzeinstellungen angepasst wurden und die Veränderungen somit nur bedingt auf die Trainingsintervention zurückgeführt werden können.

Tab. 1. %FIHV und %FIHE in Prä- und Posttest in Interventions- (IG) und Kontrollgruppe (KG).

Gruppe	%FIHV Prä-test		%FIHV Post-test		%FIHV t-Test p-Wert	%FIHE Prä-test		%FIHE Post-test		%FIHE t-Test p-Wert
	M	SD	M	SD		M	SD	M	SD	
IG	80,86	4,45	95,12	8,93	<0,001	44,00	4,89	28,24	3,98	<0,001
	68,39	3,83	69,47	3,95	0,116	24,12	1,87	21,01	1,79	<0,001
	73,44	8,05	91,54	10,19	<0,001	19,07	2,17	15,29	2,05	<0,001
	92,60	8,91	95,88	9,96	0,050	20,95	2,07	20,06	1,51	0,007
KG	89,59	8,06	84,36	9,29	<0,001	25,96	2,20	28,89	2,90	<0,001
	80,86	4,33	77,09	4,92	<0,001	27,13	2,17	29,01	1,71	<0,001
	75,21	4,13	73,26	6,47	0,050	22,65	1,49	27,87	2,97	<0,001
	84,58	4,77	84,10	5,46	0,609	35,19	2,69	34,94	2,59	0,597

Anhand der normalisierten Kurven zeigen sich individuenabhängig unterschiedliche Veränderungen des RMS zwischen Prä- und Posttest (Tab. 2). Sowohl in der Interventionsgruppe als auch in der Kontrollgruppe fällt jeweils ein Athlet mit durchschnittlichen Veränderungen von knapp unter 8% auf, während die Differenzen bei den anderen 6 Athleten zwischen 1,64% und 3,34% liegen. Die Ergebnisse der SPM-Analysen belegen, dass die Kurvenverläufe bei diesen beiden Athleten sich hauptsächlich im Endzug signifikant unterscheiden (Abb. 4). Bei den anderen Athleten zeigen sich vereinzelt kleine Abschnitte mit signifikanten Unterschieden in Bereichen, in denen die Kraftkurven eine geringe Streuung aufweisen.

Tab.1. Prozentuale Differenz des RMS zwischen den amplituden- und zeitnormalisierten Kraftkurven in Prä- und Posttest.

RMSD		RMSD	
	2,13%		1,64%
	2,31%		3,06%
IG	7,75%	KG	7,97%
	3,30%		3,34%

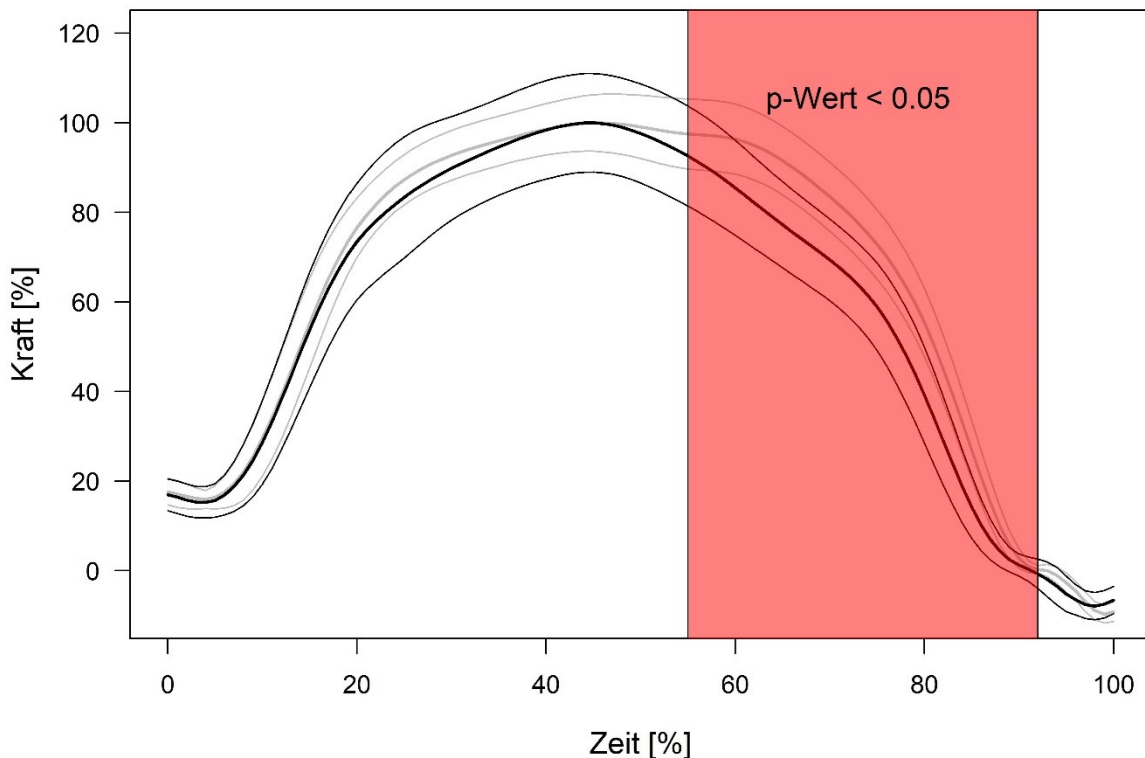


Abb. 4. Ergebnisse des Statistical Parametric Mappings zwischen den normalisierten Ruderschlägen des Prätests (grau) und Posttests (schwarz) für einen Athleten.

Diskussion

Die Ergebnisse dieser Pilotstudie zeigen, dass sich bereits durch eine zwei bis dreiwöchige Intervention mit sechs Trainingseinheiten auch bei hochqualifizierten Athleten signifikante Veränderungen sowohl in Bezug auf die Anteiligkeiten als auch den Verlauf der Ruderkraft erzielen lassen. Eine Analyse auf Ebene der Individuen zeigte eine ähnliche Größenordnung der Veränderung der Kraftkurven in der Interventionsgruppe und in der Kontrollgruppe, wobei in beiden Gruppen jeweils ein Athlet mit signifikanten Änderungen im qualitativen Verlauf der Kurve auffällig war. Dabei wurde vor allem die Veränderung des Athleten der Interventionsgruppe von den beteiligten Trainern als positiv eingeschätzt. Der beobachtete Trend hinsichtlich der Anteile von Vorderzug und Endzug, bei der die Athleten der Interventionsgruppe sich in Richtung des Vorderzugs verändert haben, während sich die Athleten der Kontrollgruppe in Richtung des Endzugs verändert haben, muss im Hinblick auf die im Deutschen Ruderverband angestrebte Werte (85% Vorderzug/45% Endzug) für die einzelnen Athleten differenziert betrachtet werden. Insgesamt deuten die Ergebnisse jedoch darauf hin, dass ein technologisch unterstütztes Training mit vielfältigen Variationen zu einer Verbesserung der Kraftverläufe beim Rudern und damit zu einer Selbstoptimierung der Rudertechnik im Sinne des Differenziellen Lernen führen kann. Die erzielten Veränderungen scheinen dabei prinzipiell vergleichbar mit einem durch den Trainer angeleitete Training. Einschränkend muss hier jedoch auch angemerkt werden, dass Einflüsse anderer Trainingsinhalte als das spezifische Techniktraining aufgrund der spezifischen Anforderungen des Hochleistungstrainings

nicht ausgeschlossen werden können. Zudem sind weitere Untersuchungen mit einer größeren Stichprobe und einer längeren Intervention erforderlich, um die Ergebnisse der Pilotstudie zu belegen.

Literatur

- Altenburg, D., & Mattes, K. (2002). Das rudertechnische Leitbild des Deutschen Ruderverbandes. *Rudersport*, 52(1), 6-10.
- Baca, A. (2011). Drahtlose Sensornetzwerke im Sport. S. 201-205.
- Ballreich, R., & Baumann, W. (1996). *Grundlagen der Biomechanik des Sports*. Stuttgart: Enke.
- Baudouin, A., & Hawkins, D. (2002). A biomechanical review of factors affecting rowing performance. *Br J Sports Med*, 36(6), 396-402; discussion 402.
- Buttfield, A., Ball, K., & MacMahon, C. (2009). The use of motor learning in Biomechanics: A call for more collaboration. *International Journal of Sport Psychology*, 40(4), 603-615.
- 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 (Basel)*, 18(3). doi:10.3390/s18030873.
- Daug, R. (2000). Evaluation sportmotorischen Messplatztrainings im Spitzensport (Vol. 2000,7). Köln: Sport u. Buch Strauß.
- Jaitner, T., Nolte, K., & Weigelt, S. (2022). Individualized Feedback Training in High Performance Rowing. In *World Congress of Performance Analysis of Sport & International Conference of Computer Science in Sports* (S. 39-42). Cham: Springer Nature Switzerland.
- König, A. (2019). Leitbild Riemen. Zugriff unter <https://www.rudertechnik.de/artikel/leitbild-riemen/>
- Pataky, T. C. (2010). "Generalized n-dimensional biomechanical field analysis using statistical parametric mapping." *Journal of biomechanics* 43.10: 1976-1982.
- Phillips, E., Farrow, D., Ball, K., & Helmer, R. (2013). Harnessing and understanding feedback technology in applied settings. *Sports Medicine*, 43(10), 919-925.
- Schöllhorn, W. I. (1999). Individualität-ein vernachlässigter Parameter?, 29(2), 7-12.
- Shephard, R. J. (1998). Science and medicine of rowing: a review. *Journal of sports sciences*, 16(7), S. 603-620.
- Soper, C., & Hume, P. A. (2004). Towards an ideal rowing technique for performance : the contributions from biomechanics. *Sports Med*, 34(12), 825-848. doi:10.2165/00007256-200434120-00003
- Steinacker, J. M., & Secher, N. H. (1993). Advances in physiology and biomechanics of rowing. *Int J Sports Med*, 14 Suppl 1, S1-2. doi:10.1055/s-2007-1021214
- Tassignon, B., Verschueren, J., Baeyens, J. P., Benjaminse, A., Gokeler, A., Serrien, B., & Clijsen, R. (2021). An exploratory meta-analytic review on the empirical evidence of differential learning as an enhanced motor learning method. *Frontiers in psychology*, 12, 533033.
- Weigelt, S., Weigelt, J. P., Ender, M., Viedt, C., & Treff, G. (2017). Entwicklung des Rückmeldesystems PCS Sportler für Android im Rudersport. In I. Fichtner (Ed.), *Technologien im Leistungssport 2* (S. 29-37). Aachen: Meyer & Meyer Verlag.
- Zhang, X., Shan, G., Wang, Y., Wan, B., & Li, H. (2019). Wearables, Biomechanical Feedback, and Human Motor-Skills' Learning & Optimization. *Applied Sciences*, 9(2), 1-15. doi:10.3390/app9020226

Visualizing Victory - Investigating an Immersive VR Game Analysis Tool for Badminton

Bastian Dänekas¹, Nima Zargham¹, Shiyao Zhang¹, Ricarda Vajen¹, Soumik Bhattacharjee¹, Susmita Khadse¹, Meagan B. Loerakker², Rainer Malaka¹

¹University of Bremen, Bremen, Germany, ²TU Wien, Vienna, Austria

Keywords: video analysis, virtual reality, coaching, badminton

Introduction

Technology has enhanced sports performance and our understanding of sports dynamics (e.g. (Kiss et al., 2019; Woźniak et al., 2020; Rahman & Bakar, 2023)). A prominent application of technology in this domain is gameplay analysis, which enables detailed review and evaluation of athletes' performances (Ruscello, 2009). This analytical approach allows athletes to reflect on their actions, pinpoint strengths and weaknesses, and make informed adjustments to their training and future performances (Ruscello, 2009; Manrique et al. 2003). This process is especially crucial in team sports, where tactics and spatial strategies are essential.

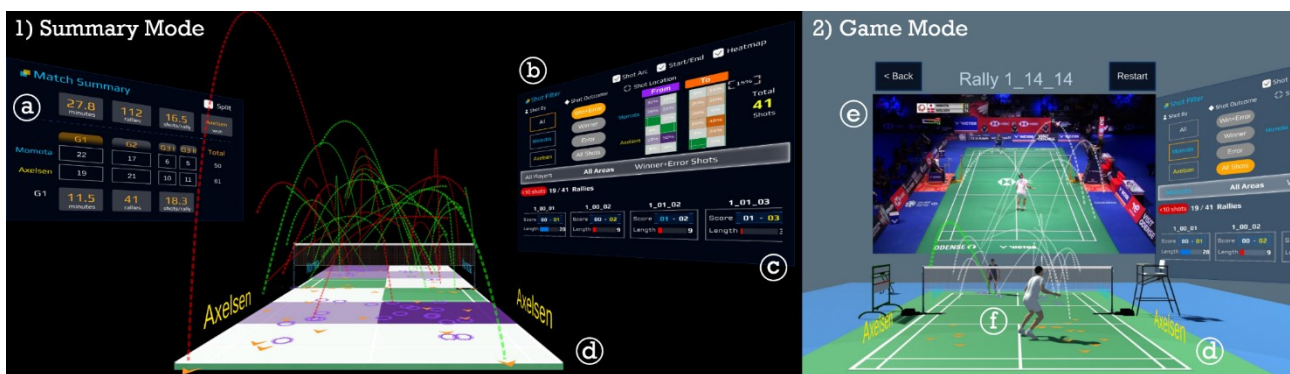


Fig. 1. VIRD Tool. The left side shows the Summary Mode, where stats from the whole game are displayed. The right side shows the Game Mode, where individual actions can be reviewed.

The rise of virtual reality (VR) has introduced new immersive opportunities for performance analysis. In this work, we investigate an immersive analysis tool for badminton called VIRD (Lin et al., 2023), leveraging VR to enable trainers and players to review their performance comprehensively (Fig. 1). It has two distinct modes to analyze a match: Summary Mode and Game Mode. The Summary Mode concentrates on showing whole sets while focusing on the most important stuff. In Game Mode models of players are used to show the exact movements of players in a set. Additionally, a recorded video from the original game is displayed behind the 3D field. Badminton, a fast-paced and widely popular sport, presents unique challenges due to its rapid tempo, making traditional observation inadequate for fully understanding game situations (Manrique et al., 2003). An immersive VR tool could provide a more comprehensive and dynamic analysis.

Previous research has investigated the analysis of single-player badminton matches (Ruscello, 2009; Chu et al., 2017; Nagasawa et al., 2012; Salim et al., 2010). However, little research can be found on double-player badminton analysis. In this work, we aim to contribute towards closing the research gap regarding immersive double-player badminton analysis. Therefore, we ask three research questions:

- **RQ1:** According to semi-professional badminton coaches and players, what are the requirements for a Virtual Reality badminton analysis tool?
- **RQ2:** To what extent does an existing immersive badminton analysis tool (VIRD) satisfy these requirements?
- **RQ3:** How can the features of an existing VR single-player badminton analysis tool (VIRD) be translated to analyze badminton doubles matches?

Methodology

In the first step of our examination, we explored the requirements for a VR badminton analysis tool. Next, we investigated existing immersive badminton analysis tools and the extent to which these tools satisfy the collected requirements (Chu et al., 2021; Liu et al., 2022; Wang et al., 2022). Lastly, we examined how the features of the existing VIRD single-player badminton analysis tool can be translated to analyze badminton doubles matches. We recruited 12 participants from different age groups (M=42.75, SD=17.22) with various experience levels ranging from novices to experts: players, coaches, or both (Tab. 1).

Tab. 1. *Participant Demographics. PES: Player Experience Self-Rated (on a Scale from 1 to 5); PEY: Player Experience in Years; TL: Tournament Level; CES: Coach Experience Self-Rated (on a Scale from 1 to 5); CEY: Coach Experience in Years; CS/CD: Coach in Singles or Doubles or Both; VRE: Virtual Reality Experience.*

Participant	Age	Gender	PES	PEY	TL	CES	CEY	CS/CD	VRE
P1	26	Female	3	12	Regional	3	10	Both	Never
P2	33	Male	4	26	National	4	20	Both	Once
P3	31	Female	4	7	Regional	1	<1	Both	Never
P4	33	Female	3	20	Regional	-	-	-	Never
P5	27	Male	4	11	Regional	4	6	Both	Rarely
P6	30	Female	3	3	Regional	1	<1	Both	Never
P7	52	Female	4	46	International	3	40	Both	Never
P8	70	Male	5	46	International	5	5	Both	Never
P9	67	Male	4	34	National	5	34	Both	Never
P10	63	Male	4	25	Regional	4	40	Both	Never
P11	59	Male	4	43	International	3	30	Both	Rarely
P12	32	Male	3	10	Regional	-	-	-	Never

The first phase of the user study consisted of a pre-interview where we asked badminton experts about the general requirements of a badminton analysis tool. The interviews were audio-recorded and transcribed verbatim. The second phase involved participants interacting freely with the VIRD badminton analysis tool while

conducting a semi-structured interview. Participants were asked to freely speak about features, the tool or other things while interacting with it. Furthermore, the interviewers would follow-up with additional questions to gain deeper insight into participants' opinions. Lastly, participants explained how to translate the application to analyze double-player matches.

Results - Requirement Analysis

After the pre-interview to address **RQ1**, we identified several requirements for an immersive badminton analysis tool. We divided them into functional and non-functional requirements. All participants stated that they never used a match analysis tool and just watched games from a fixed point of view from the sideline. Therefore, functionally, the most common requirement is to gain additional perspectives or a flexible point of view on a badminton match. All participants agreed that you need to have the possibility to visually see all players and their actions, including the opponents, as a player's strategy depends on the behavior of all players in the match. P12 stressed the tool's potential to replace coaches while acknowledging the importance of a human coach: "If I have a trainer with me, I don't need a tool. The trainer can probably do it better." However, the participant stated that, for training sessions of lower rank, there is only sometimes a coach present. When asked about the advantages of a tool over a coach, P12 highlighted the tool's ability to present hard facts, e.g., player's speed, speed of shuttlecock or reaction time. "Of course, you can't see that. You have to do the math." Furthermore, six participants presented the need to facilitate strategic evaluation, including identifying weak spots, visualizing and analyzing trajectories, and predicting shot endpoints to verify precise shot placement.

On the non-functional side, two participants (P7 and P12) explicitly highlighted the need for user-friendliness, while they also pointed to low computation time so that the data can be processed and observed within the same training session. As a coach who trains larger groups of children, P7 stated that, since the analysis situation might involve working one-on-one, there also should be enough trainers to take care of the other players while working with the tool.

Results - VIRD Exposure

After presenting VIRD to the participants to answer **RQ2**, they expanded their requirements. Five participants asked for the ability to pause and adjust the game's speed, which made it the most requested feature. Six participants also mentioned the capability of visualizing running routes and rackets, and filtering for service shots. Other requested features included automatic suggestions for technique and strategy improvement, shot grouping by type, distinctions between forced and unforced errors, and the ability to set visual markers within trajectories.

Participants also commented on the use of VR. P2 stated that VR might enhance the analysis's perspective, while player P7 asserts that it is crucial to determine if the shot was returned from the player's front or rear and that VR can help. P6 and P7 put

up a similar idea, adding that using VR's dynamic viewpoint is one of its advantages and should let coaches analyze both players simultaneously.

Our assessment revealed that, despite room for improvement, the investigated VR badminton analysis tool effectively meets nearly all fundamental functional requirements. Nevertheless, regarding **RQ3**, the tool requires new features to support badminton doubles analysis better.

Results - Final Interview

When asked about translation from singles to doubles to address **RQ3**, the participants revealed that the first three shots of a game can change the direction of the entire match, highlighting their importance. Seven participants emphasized the need for an analysis feature that focuses primarily on the first three shots: the serve, the return, and the return of return. They also highlighted how critical serve analysis is for doubles, "because each millimeter counts" according to P12. Six participants recommended adding a feature to filter out and analyze the serves separately. Since participants found the shot location heatmap very helpful in analyzing single-player matches, many suggested modifications to assist with double-player match analysis. Eight participants commented on advanced heat maps for double-player match analysis, which display more information related to every single player but also the team performance. Participants highlighted the importance of player perception in doubles as a related topic to advanced heatmaps. Seven participants spoke about the need for analysis features to check player collaboration by e.g. adding statistics about how many times a single player engaged with the ball (P1) or who made what mistake and where (P12).

Lastly, we identified three critical technical challenges for the future development of such tools: unreliable pose and position tracking, occlusion problems (especially in badminton doubles), and manual data labeling.

Six participants provided feedback on posture and position within VIRRD, pointing out issues such as implementation errors in posture and body movement, illogical running speed, and imprecise player positions. VIRRD used CLIFF (Li et al., 2022) to predict smooth 3D player poses from videos (Lin et al., 2023). Although it can automatically generate 3D poses, the accuracy of its posture prediction has been criticized by most participants. For example, P3 pointed out that the current position visualization could be better for badminton doubles analysis. Ensuring the accuracy of individual players' 3D posture and position data will be the primary challenge in developing VIRRD as an immersive analytics tool for badminton doubles.

It is also worth noting that the two players' positions from the same team often overlap in the badminton doubles video. We experimented with capturing badminton doubles play using two cameras. However, precise synchronization during video processing is essential; otherwise, the athlete's 3D pose and position data may need to be accurately extracted, resulting in compromised accuracy of the athletes' representation in VR, which might affect the reliability of the analysis, especially for doubles.

While manual labeling for one or several sets remains an option, more is needed during actual training and coaching, where users often require comparisons between rallies (P8), marking of important events (P3), or comprehensive game analysis. Additionally, some participants emphasized the necessity of analyzing individual players in tandem badminton analysis. However, manual labeling under such circumstances demands substantial human resources and time, making it impractical for users to dedicate several hours to label rallies before each use. Therefore, to extend VIRD to a double badminton analysis tool, it becomes crucial to identify a suitable labeling tool to replace manual labeling, thereby ensuring the practicality of the software.

Discussion

Overall, participants expressed satisfaction with the Virtual Reality Badminton Analysis Tool (VIRD), praising its advanced development and effectiveness in enhancing badminton training and analysis for singles and doubles. We witnessed that only some participants were concerned with the existing technological limitations of VR, such as visual clarity. Contrarily, participants also saw advantages of VR in reviewing the game from a 3-dimensional perspective with a flexible viewing point. Conducting a study with a wide-range age group gave us an advantage in seeking questions regarding the relation between experience level and the importance of functional aspects of such an immersive analysis tool. Our findings suggest that such immersive analysis tools can be suitable for experts and support less advanced badminton players and coaches. Participants highlighted VR as it enhances the possibility of watching specific game situations from a self-chosen angle compared to a fixed point of view from 2D videos.

Most requirements that VIRD could not fulfill are non-functional. The software implementation does not influence the concerns raised by the participants. They identified functional aspects where fine-tuning is necessary to optimize the tool's utility. Nevertheless, we can generally conclude that VIRD satisfies most of the semi-professional's requirements. That means the tool is not only suitable for experts on the international level but also scales down to less advanced badminton players and coaches.

References

- Manrique, D. C., & Gonzalez-Badillo, J. J. (2003). Analysis of the characteristics of competitive badminton. *British journal of sports medicine*, 37(1), 62-66.
- Lin, T., Aouididi, A., Chen, Z., Beyer, J., Pfister, H., & Wang, J. H. (2023). VIRD: immersive match video analysis for high-performance badminton coaching. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*.
- Chu, X., Xie, X., Ye, S., Lu, H., Xiao, H., Yuan, Z., Zhu-Tian, C., Zhang, H., & Wu, Y. (2022, January). TIVEE: Visual exploration and explanation of badminton tactics in immersive visualizations. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 28(1), pp. 118-128.
- Liu, P., & Wang, J. H. (2022). MonoTrack: Shuttle trajectory reconstruction from monocular badminton video. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 3513-3522).
- Wang, W. Y., Shuai, H. H., Chang, K. S., & Peng, W. C. (2022, June). Shuttlenet: Position-aware fusion of rally progress and player styles for stroke forecasting in badminton. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 36, No. 4, pp. 4219-4227).

- Ruscello, B. (2009). *Match analysis in team sports*. PhD Thesis, University of Rome
- Chu, W. T., & Situmeang, S. (2017, June). Badminton video analysis based on spatiotemporal and stroke features. In *Proceedings of the 2017 ACM on international conference on multimedia retrieval* (pp. 448-451).
- Nagasawa, M., Hatori, Y., Kakuta, M., Hayashi, T., & Sekine, Y. (2012, November). Smash motion analysis for badminton from image. In *Proceedings of the IEEJ Image Electronics and Visual Computing Workshop* (pp. 1-8).
- Salim, M. S., Lim, H. N., Salim, M. S. M., & Baharuddin, M. Y. (2010, November). Motion analysis of arm movement during badminton smash. In *2010 IEEE EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES)* (pp. 111-114). IEEE.
- Li, Z., Liu, J., Zhang, Z., Xu, S., & Yan, Y. (2022, October). Cliff: Carrying location information in full frames into human pose and shape estimation. In *European Conference on Computer Vision* (pp. 590-606). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Kiss, F., Woźniak, P. W., Scheerer, F., Dominiak, J., Romanowski, A., & Schmidt, A. (2019, May). Clairvoyance: Improving directional perception for swimmers. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-12).
- Woźniak, M. P., Dominiak, J., Pieprzowski, M., Ładoński, P., Grudzień, K., Lischke, L., ... & Woźniak, P. W. (2020). Sublettee: Augmenting posture awareness for beginner golfers. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 4(ISS), 1-24.
- Rahman, A. F., & Bakar, L. B. B. (2023). Development of Motion Sensor Device for Athlete Posture Assessment During Ergometer Rowing Machine Training. *Progress in Engineering Application and Technology*, 4(1), 209-220.

Arbeitskreis 5 „Digitale Lehre“

Chancen und Barrieren des Einsatzes digitaler Medien für kollaboratives Lernen im Bewegungsgestaltungsprozess (Britta Schröder & Thomas Jaitner)

Avatar-gestützte Visualisierung – Erste Ergebnisse einer Zukunftswerkstatt für den Schulsport (Christian Büning, Rachel Wittschier, Kira Siewert & Claudia Steinberg)

Entscheidungsprozesse für / gegen digitale Tools von Sportlehrkräften (Jonas Wibowo, Rüdiger Hofmann, Claus Krieger, Hendrik Wiese, Tabea Brand, Lasse Schäfers)

Lessons from Cross-border Sports Technology Education within the Erasmus+ Programme (Dominik Krumm, Giuseppe Sanseverino, Andrea Němcová, Pavel Korvas, Jan Šťastný, Stefan Litzenberger & Stefan Schwanitz)

Chancen und Barrieren des Einsatzes digitaler Medien für kollaboratives Lernen im Bewegungsgestaltungsprozess

Britta Schröder¹, & Thomas Jaitner¹

¹Technische Universität Dortmund

Schlüsselwörter: Digitale Medien, Kollaboratives Lernen, Tanzpädagogik, Design-Research

Einleitung

Der Einsatz digitaler Medien in der Lehre gewinnt im Zuge der Digitalisierung immer mehr an Bedeutung und wird u.a. durch die Digitalisierungsoffensive des Landes NRW und den DigitalPakt Schule gefördert und gefordert (BMBF, 2024; MKW NRW, 2024). Für die universitäre Lehre im Fach Sport eröffnen Smartphones und Tablets vielfältige Möglichkeiten. Digitale Anwendungen wie zeitversetzte Live-Videos oder Videoanalyse-Apps machen beispielsweise direktes Videofeedback in der Sporthalle für alle Akteure zugänglich (Kok et al., 2020; Mödinger et al., 2024). Für einen erfolgreichen Einsatz und die Akzeptanz digitaler Werkzeuge ist deren Usability (Gebrauchstauglichkeit) ein wesentlicher Faktor (Karapanos et al., 2018). Sie beschreibt das Ausmaß, in dem ein Produkt oder System von bestimmten Nutzer:innen in einem spezifischen Kontext effektiv, effizient und zufriedenstellend genutzt werden kann, um bestimmte Ziele zu erreichen (DIN EN ISO 9241-11:2016-01). Im Kontext Unterricht spielen neben technischen Aspekten vor allem auch die Möglichkeiten für eine didaktische Inszenierung eine entscheidende Rolle (Nikmehr & Doroodchi, 2008). Ein vielversprechender Ansatz für die Gestaltung von Lernprozessen mit digitalen Medien ist das digital-kollaborative Lernen (Sung et al., 2017). Dieses Projekt untersucht, wie der digital-kollaborative Lernansatz erfolgreich im Anwendungsfeld Gestalten, Tanzen, Darstellen integriert werden kann, und nimmt dabei den Lernprozess mit einer Videoanalyse-App genauer in den Blick.

Theoretischer Hintergrund und Forschungsstand

Digital-kollaboratives Lernen basiert auf kollaborativem oder kooperativem Lernen³. Johnson et al. (2014, S. 87) definieren kollaboratives Lernen als "instructional use of small groups so that students work together to maximize their own and each other's learning." Diese Art der Kollaboration kann sich nur unter bestimmten Bedingungen entwickeln (Johnson et al., 2014; Newmann & Thompson, 1987; Slavin, 1983). Basierend auf der sozialen Interdependenztheorie werden neben positiver Interdependenz auch individuelle Verantwortlichkeit, förderliche Interaktion, interpersonale Kompetenzen und Reflexionen der Gruppenarbeitsprozesse als Bedingungen für kollaboratives Lernen angesehen (Johnson & Johnson, 2005). Beim digital-kollaborativen Lernen gemäß dem Mobile-Computer-Supported Collaborative Learning Ansatz wird eine Verbesserung des kollaborativen Lernprozesses durch das mobile digitale Medium angestrebt (Sung et al., 2017; Zurita & Nussbaum, 2004, 2007). Die

³ Die beiden Begriffe kollaboratives und kooperatives Lernen werden hier synonym verwendet.

Mobilität, die Flexibilität und der unmittelbare Zugang zu mobilen Geräten ermöglichen es Lernenden überall und jederzeit an hochgradig kollaborativen Aktivitäten teilzunehmen (Zurita & Nussbaum, 2004).

Empirische Befunde zeigen, dass digitale Medien die Lernform des kollaborativen Lernens fördern können, wenn Forscher:innen und Anwender:innen verstärkt auf die didaktisch-methodische Inszenierung achten und die Funktionen mobiler Geräte in Abstimmung mit den grundlegenden Elementen von Kollaboration nutzen (Sung et al., 2017). Bodsworth und Goodyear (2017) integrierten iPads mit der Kamera- und der Dartfish-App in das kooperative Lernmodell im Sportunterricht, um Videos aufzunehmen, zu betrachten, zu vergleichen und zu reflektieren. In mehreren Einheiten zum Erlernen von Leichtathletiktechniken konnten sie eine Unvertrautheit mit der Technologie und eine schlechte Zusammenarbeit in der Gruppe als anfängliche Hindernisse für das Lernen der Schüler:innen identifizieren. Der Prozess der Reflexion und der Austausch mit Kolleg:innen und Schüler:innen erwiesen sich für die Lehrperson jedoch als zentrale Faktoren, um effektive Strategien für den Einsatz digitaler Technologien zur Unterstützung des Lernens zu entwickeln (Bodsworth & Goodyear, 2017).

Im Anwendungsfeld Gestalten, Tanzen, Darstellen gibt es Forschungsbefunde zum digitalen Lernen von Steinberg et al. (2020), die mit dem „Bring your own device“-Ansatz eine Webanwendung mit kreativen Werkzeugen zum Lernen einsetzten. Durch die Nutzung privater Geräte entstand jedoch eine Tendenz zur Isolation und Segregation in Gruppenarbeitsphasen (Steinberg et al., 2020). Zudem empfanden die Lernenden eine Überbetonung kognitiver Aspekte aufgrund der Nutzung des digitalen Tools. Die Webanwendung konnte aber auch zur Entwicklung von Bewegungsideen beitragen und zur Kreativität anregen (Steinberg et al., 2020). Tanz-Exergames können ebenfalls von Lernenden als Anleitung, Unterstützung und Inspiration genutzt werden und lösen Lernprozesse wie Imitieren, Kommunizieren und Verhandeln aus (Gibbs et al., 2017). Der Einsatz des Exergames erlaubte es der Lehrkraft zu beobachten, zu unterstützen sowie Aufgaben und Feedback zu geben (Gibbs et al., 2017). Beim Einsatz einer videobasierten Lernumgebung im Tanzen konnten Leijen et al. (2009) das Potenzial von Videos zur Förderung einer reflexiven Auseinandersetzung mit der eigenen Bewegungsgestaltung aufzeigen. Auch dabei spielte die Unterstützung durch die Lehrkraft eine entscheidende Rolle (Leijen et al., 2009).

Trotz der zunehmenden Relevanz digitaler Lernformate ist der Bereich des digital-kollaborativen Lernens im Sport bisher insgesamt nur wenig erforscht. Diese Forschungslücke verdeutlicht den Bedarf an weiteren Untersuchungen zum digital-kollaborativen Lernen. Die bisherigen Ergebnisse zeigen, dass der Einsatz digitaler Tools sowohl Herausforderungen mit sich bringt als auch vielfältige Lernmöglichkeiten eröffnet, und machen die Bedeutung einer gezielten didaktischen Inszenierung sichtbar. Im Fokus dieser Studie steht daher zunächst die Frage, welche Chancen und Barrieren sich durch den Einsatz von Tablets mit einer Videoanalyse-App für kollaboratives Lernen im Bewegungsgestaltungsprozess ergeben.

Methodisches Vorgehen

Nach dem Design Research Ansatz (Prediger et al., 2015) wurde ein digital-kollaboratives Lernkonzept zur Unterstützung der Lernprozesse von Studierenden in vier Zyklen von 2021 bis 2023 entwickelt, implementiert und beforscht.

Das digital-kollaborative Lernkonzept verfolgt das Ziel, das Fachwissen von Studierenden zu Bewegungsgestaltungen und dessen Anwendung zu erweitern und zu vertiefen. Als übergreifende kollaborative Lernform wird die Gruppenpräsentation (Bähr, 2018) eingesetzt, bei der die Lernenden in Gruppen eine Bewegungsgestaltung entwickeln und präsentieren. Zur Unterstützung der Lernprozesse werden in drei Seminareinheiten offene, kollaborative Aufgaben mit Videos gestellt und theoretisch eingebettet. Auf einem Tablet (iPad 8. Generation) kann jede Gruppe mit der Videoanalyse-App CoachNow™ arbeiten. In Lerneinheit 1 setzen die Studierenden sich mit der Gestaltungsabsicht und Wirkung der Bewegungen über ein spontanes Gestalten auf Video auseinander. Lerneinheit 2 befasst sich über die Lernmethode „Erkunden – Austauschen – Vorstellen“ (Bähr, 2018) mit den Gestaltungsparametern. In der abschließenden Lerneinheit 3 findet in Gruppenarbeit eine Auseinandersetzung mit Gestaltungskriterien statt. Über alle drei Lerneinheiten hinweg finden Gruppenpräsentationen über Videos statt und es werden Strukturierungshilfen durch Rollenzuweisungen (Bähr, 2018) eingesetzt.

Durchgeführt wurde das Konzept in einer sportpraktischen Lehrveranstaltung für Lehramtsstudierende im Fach Sport (B.E.). Mittels Videographie wurden die Seminareinheiten inklusive der Arbeitsprozesse von 15 Gruppen, bestehend aus 3 bis 6 Sportlehramtsstudierenden ($n = 80$), aufgenommen. Das Geschehen wurde in jeder Gruppe mit einer Videokamera aufgezeichnet. Ein drahtloses Mikrofon am Tablet erfasste den Ton.

Die Organisation und Auswertung der Videodaten erfolgt in Anlehnung an die inhaltlich-strukturierende qualitative Inhaltsanalyse von Kuckartz und Rädiker (2022) über die Software MAXQDA Analytics Pro 2022. Dabei wurden zunächst die Seminar- und Gruppenarbeitsphasen segmentiert und anschließend Sequenzen innerhalb der Gruppenarbeitsphasen identifiziert, in denen das bereitgestellte Tablet sowie weitere digitale Endgeräte genutzt wurden. Diese Sequenzen wurden durch deduktiv und induktiv gebildete Subkategorien zu den stattfindenden Interaktionen mit den digitalen Endgeräten strukturiert. Die deduktiven Subkategorien basierten auf den im Kontext der Aufgabenstellungen angestrebten Interaktionen. Im nächsten Schritt wurden die identifizierten Interaktionen in Bezug auf die Bedingungen kollaborativen Lernens untersucht und als Chancen oder Barrieren eingeordnet. Als Chancen werden Interaktionen mit dem digitalen Medium verstanden, die zum Gelingen kollaborativen Lernens beitragen. Barrieren werden als Interaktionen mit dem digitalen Medium interpretiert, die kollaboratives Lernen beeinträchtigen oder hindern. In diesem Beitrag werden erste Ergebnisse aus dem zweiten Zyklus präsentiert.

Ergebnisse

In der Interaktion mit den digitalen Medien konnten drei verschiedene Chancen und eine Barriere für den kollaborativen Lernprozess identifiziert werden. Bei (1) *der Positionierung des Tablets*, (2) *der Videoaufnahme* und (3) *der Videobetrachtung* konnten förderliche Interaktion, individuelle Verantwortlichkeit und positive Interdependenz beobachtet werden. Als Barriere für kollaboratives Lernen erwies sich vor allem die *Bedienung des digitalen Mediums* in der Vor- und Nachbereitung der Videoaufnahmen, die in mehreren Situationen zu Separationen sowie Isolationen, Unterbrechungen und Multitasking im Gestaltungsprozess führte. Chancen und Barrieren durch den Einsatz von Tablets mit einer Videoanalyse-App für den kollaborativen Lernprozess werden im Folgenden beispielhaft an einzelnen Sequenzen unter Bezugnahme der Bedingungen kollaborativen Lernens aufgezeigt.

In Videosequenzen, in denen die Studierenden die Videoaufnahme vorbereiteten, kam es durch die *Positionierung des Tablets* zu einer aktiven Auseinandersetzung mit der Gestaltung. In einer Situation sagte ein Studierender: „Soll ich das Tablet so schräg wieder hinstellen. Weil beim Bankdrücken siehst du es von der Seite. Eigentlich kommt es nur, wenn du es von vorne siehst.“ (S27, Gruppe 3, Einheit 1). Die Verknüpfung der eigenen praktischen Umsetzung mit der Zuschauerperspektive verdeutlicht hier beispielhaft, wie durch die Auseinandersetzung mit der Position des Tablets ein neues Angebot zur förderlichen Interaktion über die Thematik entsteht. Abbildung 1 zeigt eine Studierendengruppe, die beim Filmen mit der Frontkamera des Tablets die Bewegungsgestaltung mit der ganzen Gruppe durchführt. Durch die Nutzung des Tablets wird hier die Gruppengestaltung dokumentiert, sodass alle aktiv an der Bewegungsgestaltung teilnehmen können und niemand von außen als Zuschauer fungieren muss. Die *Videoaufnahme* bietet somit eine Chance zur förderlichen Interaktion der gesamten Gruppe und unterstützt einen effektiven Arbeitsprozess. Zudem werden die Leistungen jedes einzelnen Gruppenmitglieds bei der Videoaufnahme festgehalten, wodurch die individuelle Verantwortung angesprochen wird.

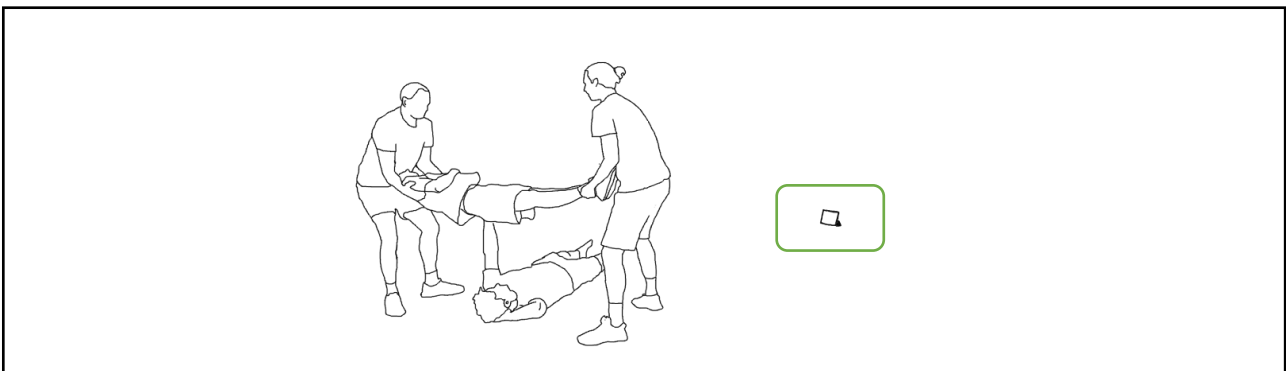


Abb. 1. Videoausschnitt aus Gruppe 3, Einheit 1, Tablet grün umrandet.

Die Produkte der Videoaufnahmen wurden anschließend häufig zur gemeinsamen *Videobetrachtung* genutzt. In der in Abbildung 2 aufgezeigten Sequenz beschrieb und bewertete ein Studierender seine Ausführung beim gleichzeitigen Blick auf das Tablet. Ein anderer Studierender bestätigte seinen Kommentar. Förderliche Interaktion wird hier durch die gemeinsame Analyse im Diskurs sichtbar. Zudem zeigt sich positive Interdependenz durch die Korrektur des Gruppenmitglieds. Die gemeinsame Betrachtung ermöglicht es den Studierenden sich gegenseitig auf wichtige Aspekte aufmerksam zu machen und zu korrigieren, um nicht nur den eigenen Teil der Gruppenarbeit zu reflektieren, sondern auch die anderen Gruppenmitglieder dazu anzuregen.

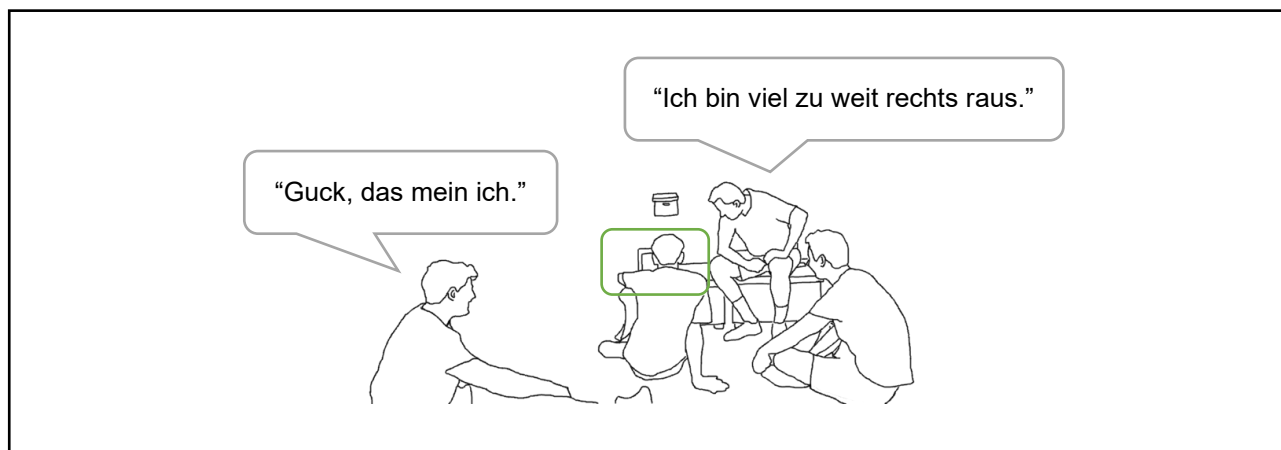


Abb. 2. Videoausschnitt aus Gruppe 4, Einheit 3, Tablet grün umrandet.

Weiterhin konnten in Situationen der *Videobetrachtung* Sequenzen identifiziert werden, in denen die Studierenden bei der Betrachtung eigener oder fremder Videos Tanzschritte imitierten. Hier wird vor allem die individuelle Verantwortlichkeit der Studierenden sichtbar, die ihren Part der Bewegungsgestaltung motorisch umsetzen, aber sich für ein gemeinsames Verständnis auch gegenseitig ihre Wahrnehmung der Bewegungen vermitteln mussten.

Als Barriere für kollaboratives Lernen stellte sich vor allem die *Bedienung* des Tablets und eigener Endgeräte dar. Durch technische Probleme und Unsicherheiten im Umgang mit dem digitalen Medium (keine Internetverbindung, Videoanalyse-App funktioniert nicht, Passwort vergessen) dauerte die Bedienung oft mehrere Minuten.

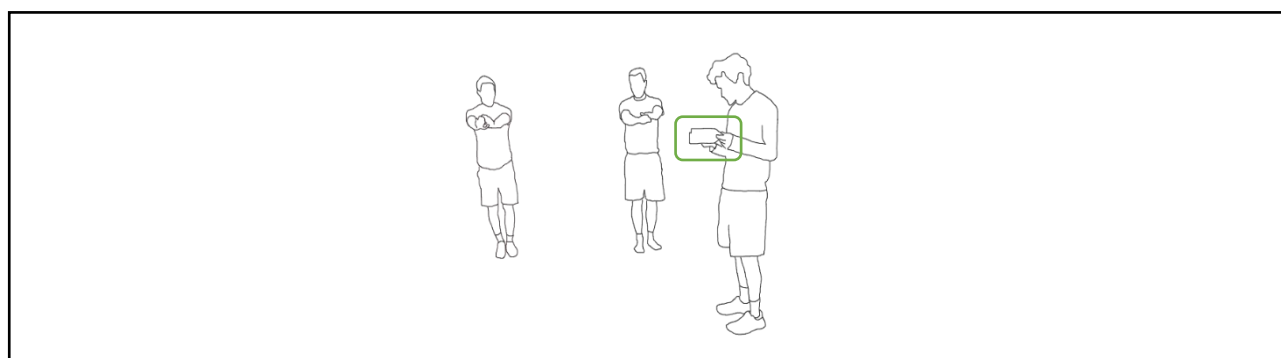


Abb. 3. Videoausschnitt aus Gruppe 5, Einheit 1, Tablet grün umrandet.

In einigen Situationen arbeiteten die anderen Gruppenmitglieder dann an der Bewegungsgestaltung weiter, während ein Studierender sich auf das Tablet fokussierte und sich nicht an der Interaktion beteiligte. Ein räumlicher Abstand zwischen den Akteuren ist sichtbar. Hier entsteht eine Separation der für das Tablet verantwortlichen Person (s. Abb. 3).

In anderen Situationen wurde an der Bewegungsgestaltung nicht mehr weitergearbeitet. Stattdessen warteten die anderen Gruppenmitglieder, bis das Tablet für den Arbeitsprozess vorbereitet war. Dies führte zu längeren Verzögerungen. In diesem Fall wird keine Verantwortung für den Gruppenarbeitsprozess übernommen und das Medium trägt zu einem ineffektiven und ineffizienten Arbeitsprozess bei.

Die zusätzliche Verwendung eigener digitaler Geräte führte zu Isolationen einzelner Mitglieder durch das zweite Medium. Die isolierten Studierenden fokussierten sich auf ihr digitales Endgerät und nahmen nicht an der Gruppeninteraktion teil. Auch in diesen Phasen zeigt sich eine zeitweise fehlende individuelle Verantwortungsübernahme.

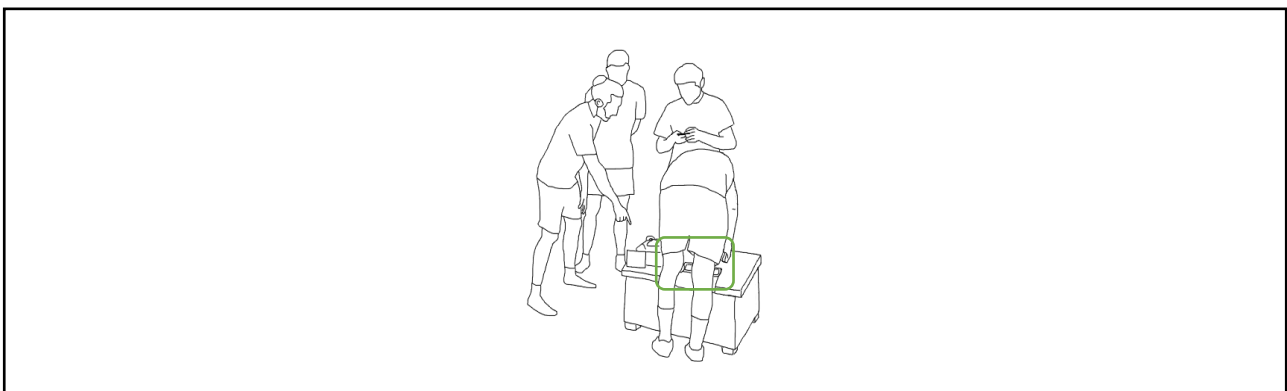


Abb. 4. Videoausschnitt aus Gruppe 5, Einheit 3, Tablet grün umrandet.

Weiterhin traten Phasen auf, in denen einzelne Personen gleichzeitig das Endgerät handhabten und im Gespräch involviert waren (s. Abb. 4). In diesen Situationen ist fraglich, ob die Interaktion förderlich ist, da zwei Aktionen gleichzeitig vollführt werden. Multitasking kann aufgrund der kognitiv anspruchsvollen Aufgaben zu einer Senkung der Effektivität des Arbeitsprozesses führen.

Diskussion

Der Einsatz eines digitalen Mediums birgt sowohl Chancen als auch Barrieren für kollaboratives Lernen bei der Gestaltung von Gruppenchoreografien. Durch die Arbeit mit Videos entstehen in Übereinstimmung mit Leijen et al. (2009) Reflexionsprozesse, die hier im gemeinsamen Diskurs auftreten und zur förderlichen Interaktion beitragen. Diese Prozesse lassen sich nicht nur während der Betrachtung, sondern bereits während der Aufnahmeprobereitung beobachten. Zudem lernen die Studierenden Bewegungen im Zuge der Betrachtung durch Imitieren und Kommunizieren wie bei Gibbs et al. (2017). Das digitale Medium führt neben einer kognitiven Beschäftigung mit der Bewegungsgestaltung auch zu motorischen Umsetzungen in der Gruppe. Eine Überbetonung kognitiver Aspekte durch ein digitales Medium, wie von

Steinberg et al. (2020) berichtet, kann hier nicht beobachtet werden. Videoaufnahmen ermöglichen in dieser Studie förderliche Interaktion und individuelle Verantwortlichkeit sowohl in kognitiven als auch motorischen Lernphasen.

Die Bedienung verschiedener, auch eigener Endgeräte und der damit verbundene Umgang mit technischen Problemen und Unsicherheiten kann den kollaborativen Lernprozess jedoch auch stören, wie ebenfalls in den Studien von Bodsworth und Goodyear (2017) und Steinberg et al. (2020) deutlich wurde. Es kommt zur Separation einzelner Mitglieder vom Gruppenarbeitsprozess oder zu Unterbrechungen. Einzelne Gruppenmitglieder isolieren sich zudem durch eigene digitale Medien zeitweise vom Gestaltungsprozess (vergleiche Steinberg et al., 2020). Darüber hinaus treten Phasen des Multitaskings auf, in denen einzelne Personen gleichzeitig das Endgerät handhaben und im Gespräch involviert sind.

Insgesamt liefert diese Studie weiterführende Erkenntnisse über die Usability von Tablets mit einer Videoanalyse-App in kollaborativen Lernumgebungen. Der Einsatz des digitalen Mediums kann einen großen Mehrwert für kollaboratives Lernen im Gestaltungsprozess bieten. Es gilt aber die Barrieren zu reduzieren. Ein möglicher Ansatz ist die sorgfältige Auswahl geeigneter Apps. Dabei bieten sich Apps an, die den Lernenden bereits vertraut sind und durch ihre intuitive Bedienbarkeit überzeugen. Die Verwendung von Anwendungen, die keine komplexen Funktionen oder Vorkenntnisse erfordern, kann den Einstieg erleichtern und eine reibungslose Zusammenarbeit fördern. Darüber hinaus ist es speziell im schulischen Kontext von hoher Relevanz, Lösungen ohne die Notwendigkeit von Daten- und Passworteingaben anzubieten. Dies gewährleistet nicht nur einen schnelleren Zugriff auf die digitalen Tools, sondern trägt auch maßgeblich zur Datensicherheit bei.

Schließlich gilt es zu beachten, dass es sich bei dieser Arbeit um eine explorative Studie handelt, deren Ergebnisse nicht ohne Weiteres generalisiert werden können. Für ein tiefergehendes Verständnis und eine gezielte Optimierung des digital-kollaborativen Lernens im Sport und speziell im Anwendungsfeld Gestalten, Tanzen, Darstellen sind daher weitere Forschungsarbeiten erforderlich. Besonders inwieweit der teilweise auftretenden Separation und Isolation sowie den Unterbrechungen bei der Bedienung von digitalen Medien entgegengewirkt werden kann und muss, sollte zukünftig weiter in den Blick genommen werden.

Danksagung

Das Forschungsvorhaben wurde im Rahmen der gemeinsamen „Qualitätsoffensive Lehrerbildung“ von Bund und Ländern mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung unter dem Förderkennzeichen 01JA2001 gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autor:innen.

Literatur

- Bähr, I. (2018). Formen Kooperativen Lernens im Sportunterricht. In J. Wibowo & I. Bähr (Hrsg.), *Kooperatives Lernen im Sportunterricht* (S. 162-182). Schneider Verlag Hohengehren GmbH.
- Bodsworth, H., & Goodyear, V. A. (2017). Barriers and facilitators to using digital technologies in the Cooperative Learning model in physical education. *Physical Education and Sport Pedagogy*, 22(6), 563-579. <https://doi.org/10.1080/17408989.2017.1294672>
- Bundesministerium für Bildung und Forschung. (2024). *DigitalPakt Schule*. <https://www.digitalpaktschule.de/>
- DIN EN ISO 9241-11:2016-01. *Ergonomie der Mensch-System-Interaktion - Teil 11: Gebrauchstauglichkeit: Begriffe und Konzepte (ISO/DIS 9241-11:2015); Deutsche und Englische Fassung prEN ISO 9241-11:2015*. 11. Beuth.
- Gibbs, B., Quennerstedt, M., & Larsson, H. (2017). Teaching dance in physical education using exergames. *European Physical Education Review*, 23(2), 237-256. <https://doi.org/10.1177/1356336X16645611>
- Johnson, D. W., & Johnson, R. T. (2005). New Developments in Social Interdependence Theory. *Genetic, Social, and General Psychology Monographs*, 131(4), 285-358. <https://doi.org/10.3200/MONO.131.4.285-358>
- Johnson, D. W., Johnson, R. T., & Smith, K. A. (2014). Cooperative learning: Improving university instruction by basing practice on validated theory. *Journal on Excellence in College Teaching*, 25(3&4), 85-118.
- Karapanos, M., Becker, C., & Christophel, E. (2018). Die Bedeutung der Usability für das Lernen mit digitalen Medien. *MedienPädagogik: Zeitschrift für Theorie und Praxis der Medienbildung*, 36-57. <https://doi.org/10.21240/mpaed/00/2018.05.09.X>
- Kok, M., Komen, A., van Capelleveen, L., & van der Kamp, J. (2020). The effects of self-controlled video feedback on motor learning and self-efficacy in a Physical Education setting: an exploratory study on the shot-put. *Physical Education and Sport Pedagogy*, 25(1), 49-66. <https://doi.org/10.1080/17408989.2019.1688773>
- Kuckartz, U., & Rädiker, S. (2022). *Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung* (5. Aufl.). Beltz Juventa.
- Leijen, Ä., Lam, I., Wildschut, L., Robert-Jan Simons, P., & Admiraal, W. (2009). Streaming video to enhance students' reflection in dance education. *Computers & Education*, 52(1), 169-176. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2008.07.010>
- Ministerium für Kultur und Wissenschaft des Landes Nordrhein-Westfalen. (2024). *Digitalisierungsoffensive*. <https://www.mkw.nrw/themen/wissenschaft/wissenschaftspolitik/digitalisierungsoffensive>
- Mödinger, M., Woll, A., & Wagner, I. (2024). Motorisches Lernen mit digitalen Medien im Sportunterricht – Ein digitalbasiertes methodisches Unterrichtskonzept zur Implementierung visuellen Feedbacks. *German Journal of Exercise and Sport Research*, 54(4), 500-509. <https://doi.org/10.1007/s12662-024-00955-5>
- Newmann, F. M., & Thompson, J. (1987). *Effects of Cooperative Learning on Achievement in Secondary Schools. A summary of Research*. National Center on Effective Secondary Schools, University of Wisconsin.
- Nikmehr, N., & Doroodchi, M. (2008). New paradigm in evaluating usability of E-learning system. In *2008 International Conference on Innovations in Information Technology* (S. 347-351). <https://doi.org/10.1109/INNOVATIONS.2008.4781683>
- Prediger, S., Gravemeijer, K., & Confrey, J. (2015). Design research with a focus on learning processes: An overview on achievements and challenges. *ZDM*, 47(6), 877-891. <https://doi.org/10.1007/s11858-015-0722-3>
- Slavin, R. E. (1983). When does cooperative learning increase student achievement? *Psychological bulletin*, 94(3), 429-445. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.94.3.429>
- Steinberg, C., Zühlke, M., Bindel, T., & Jenett, F. (2020). Aesthetic education revised: a contribution to mobile learning in physical education. *German Journal of Exercise and Sport Research*, 50(1), 92-101. <https://doi.org/10.1007/s12662-019-00627-9>
- Sung, Y.-T., Yang, J.-M., & Lee, H.-Y. (2017). The effects of mobile-computer-supported collaborative learning: Meta-analysis and critical synthesis. *Review of educational research*, 87(4), 768-805. <https://doi.org/10.3102/0034654317704307>

- Zurita, G., & Nussbaum, M. (2004). Computer supported collaborative learning using wirelessly interconnected handheld computers. *Computers & Education*, 42(3), 289-314. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2003.08.005>
- Zurita, G., & Nussbaum, M. (2007). A conceptual framework based on Activity Theory for mobile CSCL. *British Journal of Educational Technology*, 38(2), 211-235. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8535.2006.00580.x>

Avatar-gestützte Visualisierung – Erste Ergebnisse einer Zukunftswerkstatt für den Schulsport

Christian Büning¹, Rachel Wittschier¹, Kira Siewert¹ & Claudia Steinberg¹

¹Deutsche Sporthochschule Köln, Deutschland

Schlüsselwörter: Pose Estimation, Human Action Recognition, Avatar-basierte Visualisierung, Bewegungszeit

Einleitung

Der Einsatz digitaler Medien und Technologien im Bildungsbereich hat in den letzten Jahren zunehmend an Bedeutung gewonnen. Ebenso nimmt die Nutzung automatisierter Systeme zur Feedbackgenerierung in Bewegungslernprozessen kontinuierlich zu (Turmo Vidal et al., 2023; Jayal et al., 2018, Siewert & Büning, 2023). Insbesondere im Bereich des Bewegungslernens werden zahlreiche Forschungsansätze und empirische Studien verfolgt, die auf Deep Learning-Verfahren wie der Human Pose Estimation und der Human Action Recognition basieren (Steinberg et al., 2024). Für den Schulsport stellt sich hierbei die Frage, wie solche Technologien gezielt zur Unterstützung von Lernprozessen genutzt werden können. Im Schulsport ist es entscheidend, geeignete Technologien zu identifizieren, die einfach zu implementieren und gleichzeitig lernwirksam sind. Die Verwendung digitaler Avatare kann hier als visuelles Hilfsmittel dienen, um den Lernenden eine sofortige Rückmeldung über ihre Bewegungsausführung zu geben. Die Visualisierung durch Avatare, also die grafische Darstellung einer Person in Echtzeit in einem virtuellen Raum, könnte zudem die Bewegungsselbstwahrnehmung verbessern (Büning & Wirth, 2020) und somit zu einem effizienteren Bewegungslernen beitragen. Die vorliegende Studie untersucht das Potenzial solcher avatar-gestützten Visualisierungen für den Kontext Schulsport und reflektiert die Auswirkung der Bewegungsvisualisierung auf Bewegungslernen und Motivation. Hierfür wurde untersucht, ob sich der Einsatz avatar-gestützter Visualisierungen eignet, um Bewegungselaborationen zu unterstützen und somit eine Grundlage für differenzierteres und verbessertes Bewegungslernen zu schaffen. Dabei wurden im Vorfeld sowohl markerbasierte als auch markerlose Verfahren zur Bewegungsanalyse betrachtet und ihre Einsatzmöglichkeiten im schulischen Kontext evaluiert.

Für Bewegungsanalysen bilden Video- und Bildmaterial die Grundlage für eine automatisierte Verarbeitung von Bewegungen mittels verschiedener Analyseverfahren, beispielweise Human Pose Estimation und der Human Action Recognition (Steinberg et al., 2024). Beide Verfahren dienen im Rahmen der automatisierten Bildverarbeitung, dem Ziel, menschliche Bewegungen und Aktionen aus Bildern oder Videos zu extrahieren. Human Pose Estimation ermöglicht die markerlose Zuordnung von Schlüsselpositionen (z.B. Knie-, und Ellbogengelenken) und wird oft als Basis für die Visualisierungen von Skelett-Strukturen verwendet.

Human Action Recognition geht einen Schritt weiter und versucht komplexe Aktionen und Bewegungsabläufe zu identifizieren. Die Human Action Recognition bildet somit eine wichtige Grundlage für die automatisierte Auswertung von Bewegungsanalysen.

Für den Einsatz in pädagogischen Lehr-Lern-Settings wird von Forschenden hauptsächlich auf kameragestützte, markerlose Trackingsysteme zurückgegriffen, um Bewegungen zu erfassen. Dabei zeigt sich auch, dass neue Verfahren, die auf Personen- und Posenerkennung mittels Bildanalyse setzen, mit herkömmlichen Kamerasystemen und unkontrollierten Aufnahmesituationen auskommen. Diese Ansätze zielen darauf ab, direkte Korrekturmöglichkeiten über die Visualisierung von Körper und Bewegung mittels Skelettmodellen oder Avataren anzubieten (Kang et al., 2023; Tharatipyakul & Pongnumkul, 2023; Steinberg et al., 2024). Sie bieten sich für den Einsatz im Lehrbetrieb genauso wie in künstlerischen Kontexten besser an als aufwändige Motion Capture Systeme, die oftmals zunächst aufwendig justiert und kalibriert werden müssen. Markerlose Trackingsysteme und der Einsatz avatar-basierter Visualisierungen können daher in hochschuldidaktischen und schulischen Settings neue Perspektiven und Reflexionsanlässe bieten (Siewert & Büning, 2023).

Hintergrund

Der Schulsport basiert in seiner Kernbestimmung auf einer Erziehung im und durch Sport (MSB NRW, 2019). Dieser Doppelauftrag überträgt sich auch auf die Einführung digitaler Medien und Feedbackinstrumente. Sie sollen einer Erschließung der Bewegungs-, Spiel- und Sportkultur sowie der Entwicklungsförderung durch Bewegungsangebote im Sport dienen. Die Vermittlung und vielfältige Ausbildung sport-spezifischer Fähigkeiten und Fertigkeiten findet innerhalb der Inhaltsfelder des Sportunterrichts unter Berücksichtigung der pädagogischen Perspektiven statt (MSB NRW, 2019). Neben den Sinnperspektiven (Kurz, 2002) Leistung, Wagnis, Miteinander und Gesundheit kommen den pädagogischen Perspektiven Eindruck und Ausdruck im Inhaltsbereich Gymnastik und Tanz ein besonders hoher Stellenwert zu. Schüler:innen sollen Bewegungserfahrungen mit dem eigenen Körper sammeln, sich kreativ-ästhetisch ausdrücken, Bewegung gestalten und die eigene Wahrnehmungsfähigkeit verbessern. Neben der Ausbildung von Bewegungs- und Wahrnehmungskompetenz, nimmt die Verbesserung der Methoden- und Urteilskompetenz einen besonderen Stellenwert ein; an dieser Stelle ist die Arbeit mit Digitalen Medien – Video- und Bildmaterial sowie innovativen Visualisierungs- und Analysetools – vor dem Hintergrund der fortschreitenden Digitalisierung unbedingt hervorzuheben. Auch die Kultusministerkonferenz zur „Bildung in der digitalen Welt“ (KMK, 2017) empfiehlt die Entwicklungen im Bereich Digitalisierung aus fachlicher und fachdidaktischer Sicht angemessen zu rezipieren sowie Möglichkeiten und Grenzen der Digitalisierung kritisch zu reflektieren (vgl. KMK, 2017; GFD, 2018).

Fragestellung

Die Visualisierung von Bewegungen durch Avatare hat das Potenzial, die Selbstwahrnehmung der Lernenden zu verbessern, indem sie eine direkte Rückmeldung über die eigene Bewegungsausführung erhalten. Frühere Studien haben gezeigt, dass digitale Hilfsmittel wie Videoanalysen im Bewegungsklernen erfolgreich eingesetzt werden können (Pyle & Esslinger, 2013; Railoa, Giugno & Napolitano, 2014; Ruzicka & Milova, 2019). Allerdings gibt es auch Bedenken hinsichtlich einer Reduktion der tatsächlichen Bewegungszeit bei der Verwendung solcher Technologien (Sargent & Calderón, 2021). Die vorliegende Studie, welche im Rahmen des vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) geförderten Forschungsverbundes Com^eSport durchgeführt wird, untersucht den Einsatz von avatar-gestützter Visualisierung im Schulsport. Der Verbund Com^eSport setzt sich aus insgesamt 11 Universitäten, mit Schwerpunkt auf lehrkräftebildende Universitäten in Nordrhein-Westfalen, zusammen. Er zielt auf die Entwicklung und Weiterentwicklung von digital-orientierten, modularen Fort- und Weiterbildungsangeboten im Themenkomplex „Vermittlung, Bildung und Lernen im und durch Sport“. Dabei berücksichtigt der Verbund evidenzgestützte Kriterien lernwirksamer Fortbildungen wie Längerfristigkeit, Austausch- und Reflexionsmöglichkeiten.

Ziel der Studie ist es, zu untersuchen, inwiefern avatar-gestützte Visualisierungen die Bewegungsexploration und das Bewegungsklernen im Schulsport unterstützen können. Dabei wird ein besonderer Fokus auf den Vergleich von Bewegungsanalysen mit und ohne die Unterstützung von Avataren gelegt.

Die zentrale übergeordnete Forschungsfrage lautet: Wie können avatar-gestützte Visualisierungen dazu beitragen, Bewegungsklernprozesse zu unterstützen? Dazu kamen weitere Teilfragen, die sich auf bestimmte Aspekte der Unterrichtsqualität (wie genutzte Bewegungszeit) sowie die Frage der Förderung von kreativer Bewegungsexploration durch Echtzeit-Feedback, bezogen. Zudem sollte erhoben werden, wie sich die Visualisierungen von Körper und Bewegung aus Perspektive der Lernenden darstellt.

Methode

Für die Untersuchung wurde ein Mixed-Method-Design gewählt, das sowohl eine quasi-experimentelle Erhebung als auch Interviews mit den Teilnehmenden umfasst.

Testaufgabe	Untersuchungsgruppe	Kontrollgruppe
Erfassung „Bewegungszeit“ Bearbeitung von zwei Bewegungsexplorationsaufgaben aus der Gymnastik (je 5 min.) + 10 min. freies Üben	Mit Motion Capture Visualisierung	Ohne Visualisierung
	Ohne Visualisierung	Mit Motion Capture Visualisierung

Abb. 1. Schematische Darstellung der Experimental-Bedingungen (mit Bewegungsvisualisierung Avatar-gestütztes System / ohne Bewegungsvisualisierung).

Ausgehend von der Annahme, dass KI-basierte interaktive Systeme spezifische Reflexionsformen in Sport und Tanz ermöglichen, wurden Avatar-gestützte Visualisierungen von Körperbewegung (vgl. Büning & Wirth, 2020) in didaktischen Bewegungssettings untersucht (Büning et al., 2023). Die bewegungsanalytische Aufzeichnung der Lehr-Lern-Settings wurden durch ein 360° Echtzeit-Bewegungsanalyzesystem (<https://thecaptury.com>) realisiert, das am Institut für Tanz und Bewegungskultur der DSHS Köln neu eingerichtet wurde. In einem quasi-experimentellen Laborversuch wurden in Lehrveranstaltungen zur funktionellen Gymnastik mit und ohne Verwendung avatar-gestützter Bewegungsvisualisierungen verglichen (vgl. Abb. 1). Anhand videografischer Aufzeichnungen wurden hierfür Bewegungszeitmessungen während individueller (n=19) und gruppenbasierter (n=36) Bewegungsexplorationen durchgeführt. An den Gruppenuntersuchungen waren 21 Teilnehmer und 15 Teilnehmerinnen beteiligt, während in den Einzeluntersuchungen 12 Teilnehmer und 7 Teilnehmerinnen untersucht wurden. Die Bewegungszeiten während der Bewegungsexplorationen wurden sowohl mit als auch ohne avatar-gestützte Visualisierung gemessen.

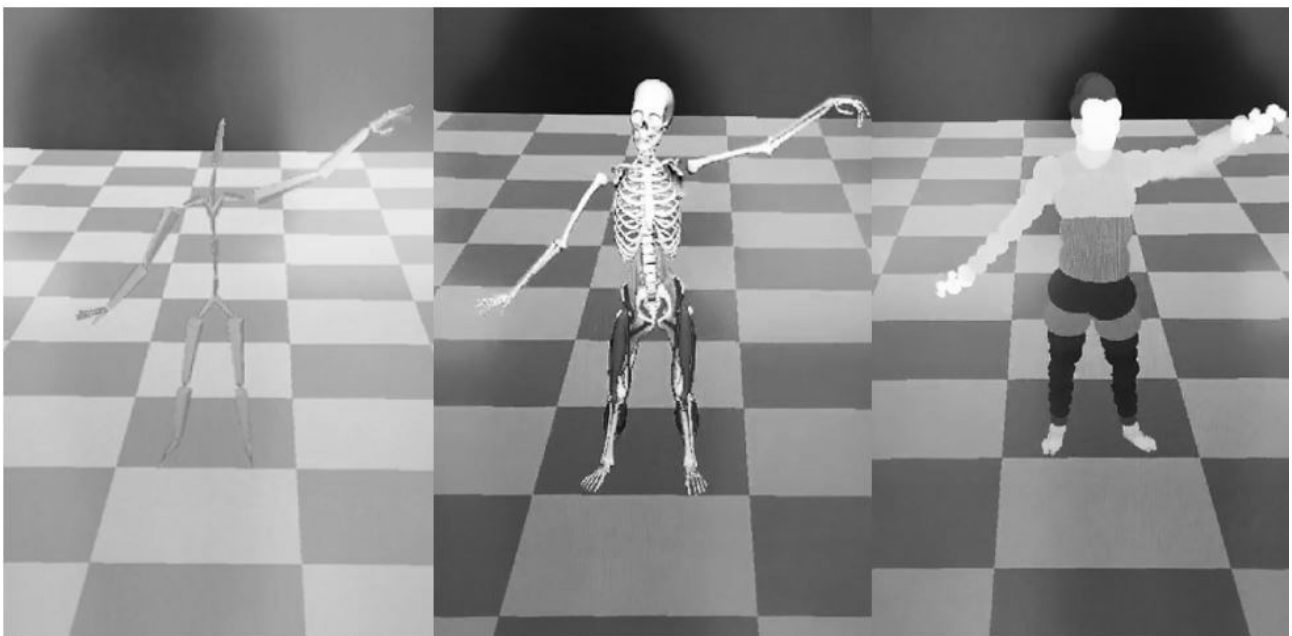


Abb. 2. Visualisierungsmöglichkeiten mittels Captury Live® Software (eigene Darstellung).

Zur Bewegungsvisualisierung wurde die Software Captury Live® verwendet, die in Kombination mit zwölf FLIR-Kameras die durchgeführten Echtzeit-Bewegungsanalysen ermöglichte. Die Bewegungsanalysen wurden auf Basis von Rigid-Body-Modellen sowie Mesh- und volumetrischen Modellen visualisiert (vgl. Abb. 2).

Die Bewegungen wurden für die Teilnehmer:innen sowohl in Echtzeit dargestellt, als auch für die späteren Analysen aufgezeichnet. Ergänzend zu den Bewegungsdaten wurden im Anschluss an die Bewegungsanalysen qualitative Daten in Form von Interviews erhoben, um die subjektiven Eindrücke der Teilnehmer:innen zu erfassen.

Ergebnisse

Die Bewegungszeitmessung ergab einen signifikanten Unterschied zwischen beiden Bedingungen (mit Bewegungsvisualisierung Avatar-gestütztes System / ohne Bewegungsvisualisierung) für die Einzeltestungen. Die Auswertungen zeigten, dass die gemessene Bewegungszeit der Studierenden bei gleichzeitiger Visualisierung höher war ($z = -2.461$; $p = .014$; $n = 19$). Die Effektstärke liegt bei $r = .56$ und entspricht nach Cohen (1992) einem starken Effekt. Die Bewegungszeitmessung während der Gruppenexplorationen unterschieden sich nicht signifikant zwischen den beiden Bedingungen ($z = .680$; $p = .497$; $n = 36$). Hieraus lässt sich schlussfolgern, dass die digitale Projektion des eigenen Körpers mittels eines auf Motion Capturing basierenden Avatars während individueller Bewegungsexplorationen zu einem höheren Anteil an Bewegungszeit führt, als ohne Visualisierung.

Interpretation

Die Unterschiede zwischen den Gruppen- und Einzeluntersuchungen lassen vermuten, dass in Gruppensettings die Interaktion zwischen den Teilnehmer:innen die Nutzung der Avatare beeinträchtigt. Während in den Gruppen meist nur eine oder zwei Personen aktiv in Bewegung waren, beobachteten die anderen Teilnehmerinnen, was zu einer insgesamt geringeren Verwendungszeit der Avatare führte. In den Einzeluntersuchungen hingegen förderte die Avatar-Visualisierung die Bewegungsexploration, da die Teilnehmer:innen ihre Bewegungen kontinuierlich mit der Avatar-Projektion abgleichen konnten.

Die Interviews mit den Teilnehmer:innen bestätigten, dass die avatar-gestützte Visualisierung einen hohen Aufforderungscharakter aufwies und den Fokus der Lernenden auf die präzise Bewegungsausführung lenkte. Zudem äußerten viele Studierende ein starkes Interesse daran, die Grenzen des Systems auszutesten, was auf einen möglichen positiven Einfluss auf die Motivation hinweist.

Diskussion

Zukunftsorientierte Lehrkräfte, die eine Möglichkeit suchen, Schüler:innen fachübergreifendes (Bewegungs-)Wissen mithilfe digitaler Medien nahbar zu machen, können mithilfe dieser Zukunftswerkstatt erste Erfahrungen in markerlosen Bewegungsanalysen ohne „Bewegungszeitverlust“ sammeln. Sportlehrkräfte können Bewegungsanalysen durchführen und die individuell anpassbare Komplexität der Visualisierung (z.B. Anzahl der angezeigten Muskelstrukturen) als Ausgangspunkt für z.B. eine bessere Integration anatomischen Wissens in den Sportunterricht verwenden, um fächerübergreifend Wissen zu vermitteln (z.B. Biologie & Sport). Die Möglichkeit der Bewegungsvisualisierung anhand eines Avatars ermöglicht auch eine Betonung der Bewegungsdimensionen und lässt andere personengebundene Aspekte (z.B. Geschlecht, Kleidung, etc.) in den Hintergrund treten. Diese Aspekte sind Gegenstand weiterer Analysen im Projekt.

Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass avatar-gestützte Visualisierungen insbesondere in Einzelsettings eine sinnvolle Ergänzung zur traditionellen Bewegungsanalyse

darstellen können. In Gruppensettings ist es hingegen notwendig, die Interaktionsdynamiken zwischen den Lernenden zu berücksichtigen, um eine optimale Nutzung der Technologie zu gewährleisten. Die verbesserten Bewegungszeiten in den Einzeluntersuchungen deuten darauf hin, dass die Visualisierung des eigenen Körpers durch Avatare das Bewegungslernen unterstützen kann, indem sie eine direkte Rückmeldung über die Bewegungsausführung liefert. Darüber hinaus lässt sich aus den Interviews ableiten, dass die Avatar-Visualisierung nicht nur die Bewegungsperformance, sondern auch die Bewegungskreativität der Lernenden fördern kann. Dies steht im Einklang mit früheren Studien, die gezeigt haben, dass eine verbesserte Bewegungsselbstwahrnehmung zu einer gesteigerten Kreativität in der Bewegungsausführung führen kann (Büning, Steinberg & Lausberg, 2023).

Relevanz für die Sportlehrer:innenbildung

Die Ergebnisse der Studie haben auch direkte Implikationen für die Ausbildung von Sportlehrkräften. Die Verbindung von Theorie und Praxis, wie sie durch die avatar-gestützte Visualisierung ermöglicht wird, erlaubt es den Studierenden, ihr anatomisches Grundwissen direkt auf ihre eigene Bewegungsausführung anzuwenden. Dies befähigt sie dazu, reflexive und qualifizierte Handlungsentscheidungen im Sportunterricht zu treffen (Büning & Wirth, 2020). Die Erkenntnisse aus der vorliegenden Studie könnten somit auch zur Weiterentwicklung der Sportlehrer:innenbildung beitragen, indem sie neue Möglichkeiten für den Einsatz digitaler Technologien im Unterricht aufzeigen.

Ausblick und weiterführende Forschung

In zukünftigen Studien soll die Rolle von Avataren im Bewegungslernen weiter untersucht werden. Insbesondere längsschnittliche Untersuchungen könnten Aufschluss über mögliche Motivationseffekte und die langfristige Wirkung von avatar-gestützten Visualisierungen auf die Lernprozesse im Schulsport geben. Zudem sollen in weiteren Studien auch Aspekte der Intensitätserfassung in Kombination mit der Visualisierung erforscht werden, um ein noch umfassenderes Bild vom Einfluss digitaler Technologien im Schulsport zu erhalten.

Literatur

- Büning, C. & Wirth, C. (2020). Multimediales selbstreguliertes Lernen im Lehramtsstudium Sport am Beispiel der Pythagoras 360° Echtzeit-Bewegungsanalyse. In B. Fischer & A. Paul (Hg.), *Lehren und Lernen mit und in digitalen Medien im Sport*, 69-88. Wiesbaden: Springer VS.
- Büning, C., Siewert, K., Wagner, L. & Felicitas, C. (2023). VisuFeed: Visualisierung mittels Echtzeit-Bewegungsanalyse als Feedbackinstrument in der Sportlehrer:innenbildung. Poster auf der 36. Jahrestagung der dvs-Sektion Sportpädagogik „Sportpädagogik – Der Platz zwischen den Stühlen?“ in Hamburg.
- Büning, C., Steinberg, C., & Lausberg, H. (2023). Impact of Diversification on Movement Self-Perception and Movement Performance in University Sports Students. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 95(1), 197–206. <https://doi.org/10.1080/02701367.2023.2174489>
- GFD [Gesellschaft für Fachdidaktik] 2018. Fachliche Bildung in der digitalen Welt Positionspapier der Gesellschaft für Fachdidaktik. URL: <https://bit.ly/2uSFGa5> (Download 07.12.2022).

- Jayal, A., McRobert, A., Oatley, G., & O'Donoghue, P. (2018). *Sports Analytics*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315222783>
- Kang, J., Kang, C., Yoon, J., Ji, H., Li, T., Moon, H., Ko, M., & Han, J. (2023). Dancing on the inside: A qualitative study on online dance learning with teacher-AI cooperation. *Education and Information Technologies*, 28. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11649-0>
- KMK [Kultusministerkonferenz] (2017). Gemeinsame Handlungsempfehlungen der Kultusministerkonferenz und des Deutschen Olympischen Sportbundes zur Weiterentwicklung des Schulsports 2017 bis 2022. URL: https://www.kmk.org/fileadmin/Dateien/pdf/PresseUndAktuelles/Beschluesse_Veroeffentlichungen/2017-02-17_KMK-DOSB-Handlungsempfehlungen-Schulsport-2017.pdf (Download 12.10.2024).
- Kurz, D. (2002). Pädagogische Perspektiven für den Schulsport. *Körpererziehung*, 50(2), 72-78.
- MSB NRW [Ministerium für Schule und Bildung des Landes Nordrhein- Westfalen], 2019. Rahmenvorgaben für den Schulsport in Nordrhein-Westfalen. URL: https://www.schulsport-nrw.de/fileadmin/user_upload/g9_sp_klp_3426_2019_06_23.pdf. (Download 29.08.2022).
- Pyle, B., & Esslinger, K. (2014). Utilizing Technology in Physical Education: Adresing the Ob- stacles of Integration. *Delta Kappa Gamma Bulletin*, 80 (2), 35-39.
- Raiola, G., Giugno, Y., & Napolitano, S. (2014). Self-evaluation by athletes on video analysis and motor imagery in aerobics. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 117, 431-435.
- Ruzicka, I., & Milova, J. (2019). Increasing the Efficiency of Motor Learning with the Help of Video Analysis. *Cypriot Journal of Educational Sciences*, 14(4), 723-730.
- Sargent, J., & Calderón, A. (2021). Technology-enhanced learning physical education? A critical review of the literature. *Journal of Teaching in Physical Education*, 41(4), 689-709.
- Siewert, K. & Büning, C. (2023). Avatar-gestütztes Feedback in bewegungsbezogenen Bildungsangeboten auf Hochschulebene. *Sportunterricht*, 72 (2), 59-64.
- Steinberg, C., Lleshi, R., & Miko, H. (2024). Video-Based Human Action Recognition and Its Application in Dance Research. In D. Memmert (eds), *Sports Technology*. Springer Spektrum. https://doi.org/10.1007/978-3-662-68703-1_14
- Tharatipyakul, A., & Pongnumkul, S. (2023). Deep learning-based pose estimation in providing feedback for physical movement: A review. *Preprints*, 2023, 2023060395. <https://doi.org/10.20944/preprints202306.0395.v1>
- Turmo Vidal, L., Márquez Segura, E., & Waern, A. (2023). Intercorporeal Biofeedback for Movement Learning. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 30(3), 1-40. <https://doi.org/10.1145/3582428>

Entscheidungsprozesse für / gegen digitale Tools von Sportlehrkräften

Jonas Wibowo¹, Tabea Brand¹, Rüdiger Hofmann¹, Claus Krieger², Lasse Schäfers¹ & Hendrik Wiese²

¹Bergische Universität Wuppertal, ²Universität Hamburg

Schlüsselwörter: Technologieakzeptanz, Design-Research, SQL-Datenbank, UTAUT

Einleitung

Die Integration digitaler Technologien in den Sportunterricht stellt Sportlehrkräfte vor neue Herausforderungen und bietet gleichzeitig Chancen, den Unterricht zu ökonomisieren und zu verbessern. Im Rahmen der vorliegenden Studie werden die Entscheidungsprozesse von Sportlehrkräften bei der Auswahl und Nutzung digitaler Tools für ihren Sportunterricht untersucht. Sie basiert auf dem Design-Research-Ansatz, verwendet als theoretisches Fundament ein gängiges Technologieakzeptanzmodell und zielt darauf ab, die Akzeptanz und den Nutzen digitaler Technologien im schulischen Kontext zu verstehen und zu fördern.

Problemstellung und Ziele

Sportlehrkräften stellt sich das Problem geeignete digitale Tools zu finden und diese gewinnbringend in ihrem Unterricht einzusetzen. Trotz curricularer Vorgaben und Initiativen wie dem Medienpass NRW nutzen nur 60% der Lehrkräfte mindestens einmal pro Woche digitale Tools (ICILS, 2018). Die Herausforderung besteht darin, die passenden Technologien anhand von pädagogisch-didaktischen Überlegungen zu identifizieren und effektiv zu integrieren. Hierbei sollen Sportlehrkräfte mit einer Datenbank unterstützt werden, die Informationen zu digitalen Tools für den Sportunterricht enthält und den Zugriff auf diese Informationen über eine für diese Zielgruppe optimierte Benutzerschnittstelle zur Verfügung stellt. Die Tool-Datenbank dient zum einen als Intervention, um die Akzeptanz von digitalen Tools bei Sportlehrkräften zu erforschen und zu erhöhen, und zum anderen wird sie mit Hilfe der Forschungsergebnisse im Rahmen des Design-Research-Modells iterativ erweitert und verbessert.

Projektdesign

Die Studie basiert auf dem Design-Research-Ansatz (Prediger, 2019), der die wechselseitige Abhängigkeit von Forschung und Entwicklung betont. Das Design-Research-Modell umfasst vier entscheidende Elemente: Analyse und Exploration, Design und Entwicklung, Implementierung und Evaluation sowie Reflexion und Revision. Der Ablauf beginnt mit der Identifikation eines spezifischen Problems und der Analyse bestehender Forschungsergebnisse. Anschließend wird ein Prototyp entwickelt und in einem realen Kontext getestet, um Rückmeldungen zu sammeln. Bei der vorliegenden Problemstellung ist dieser Prototyp die erste Version der Tool-Datenbank.

Die gewonnenen Erkenntnisse werden genutzt, um das Design zu überarbeiten und zu optimieren, wobei dieser Zyklus iterativ wiederholt wird (Prediger, 2019). So ermöglicht dieses Modell, theoretische Erkenntnisse und praktische Anwendungen in einem iterativen Prozess zu verbinden, um praxisrelevante und fundierte Lösungen zu entwickeln.

Anwendung des Design-Research-Modells im Projekt

Zyklus 1 (2022-2023):

- **Sample:** 253 Sportlehrkräfte.
- **Ziel:** Erste Erkenntnisse zur Nutzung und Akzeptanz digitaler Tools sammeln und Entwicklung eines Prototyps der Tool-Datenbank.
- **Aktivitäten:** In dieser Phase wurden Sportlehrkräfte befragt, um ihre Erfahrungen und Einstellungen gegenüber digitalen Tools zu erfassen. Die Daten wurden analysiert, um zentrale Einflussfaktoren und Herausforderungen zu identifizieren. Begleitend fand die Entwicklung des Datenbankprototyps statt.

Zyklus 2 (Ende 2023-Ende 2024):

- **Sample:** 20 Studierende, 20 Lehramtsanwärter:innen und 20 Lehrkräfte.
- **Ziel:** Vertiefte Untersuchung der Entscheidungsprozesse und Usability der entwickelten Datenbank.
- **Aktivitäten:** Die Tool-Datenbank, die als zentrales Werkzeug zur Unterstützung der Entscheidungsprozesse dient, wurde in dieser Phase weiterentwickelt und getestet. Durch halboffene Leitfadeninterviews und lautes Denken wurden detaillierte Rückmeldungen zur Usability und den Einflussfaktoren gesammelt.

Zyklus 3 (Ende 2024-Mitte 2025):

- **Sample:** 250 Nutzer:innen.
- **Ziel:** Breitere Evaluation und Optimierung der Tool-Datenbank basierend auf den gesammelten Daten und Rückmeldungen.
- **Aktivitäten:** In dieser Phase wird die Tool-Datenbank in einem größeren Maßstab evaluiert. Die Ergebnisse dieser Evaluation fließen in die weitere Optimierung und Anpassung ein.

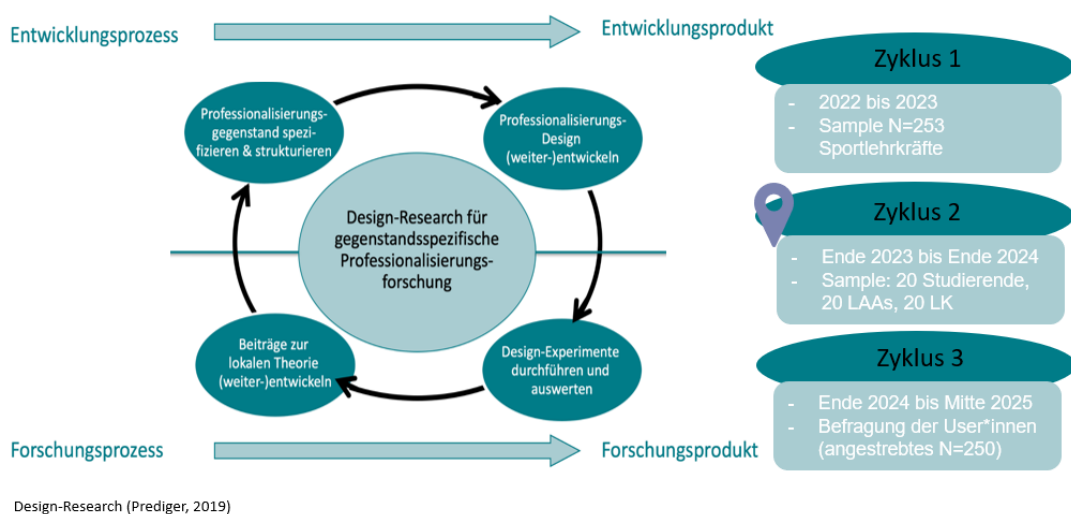


Abb. 1. Untersuchungsdesign basierend auf dem Design-Research-Ansatz nach Prediger (2019).

Theoretische Fundierung

Die Forschung stützt sich auf das UTAUT-Modell (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology) von Venkatesh et al. (2003), mit dem die Akzeptanz und Nutzung von Technologien untersucht werden kann. Das Modell berücksichtigt verschiedene Determinanten wie Leistungserwartung, Aufwandserwartung, sozialer Einfluss und unterstützende Bedingungen, die direkten Einfluss auf die Verhaltensintention und teilweise auf das Nutzungsverhalten haben. Die Moderatoren Geschlecht, Alter, Erfahrung und Freiwilligkeit der Nutzung beeinflussen wiederum einzelne Determinanten und somit auf eine passive Weise die Intention und das Verhalten. Diese Faktoren werden in der Studie genutzt, um die Entscheidungsprozesse von Sportlehrkräften zu analysieren und zu verstehen. Zudem dient das Modell als Grundlage zur Entwicklung der Intervention und der Gestaltung der Untersuchungen (Venkatesh et al., 2003). Venkatesh et al. (2003) betonen, dass durch regelmäßige Evaluationen und Feedback-Schleifen Anpassungen an Technologien und deren Implementierung vorgenommen werden können, um die Nutzerakzeptanz zu erhöhen. Dass dieses Modell bereits seine Bestätigung gefunden hat, zeigen unter anderem Thompson et al. (2006). Diese Studie testete das UTAUT-Modell im Kontext der Nutzung von Mobiltelefonen. Die Ergebnisse bestätigten die Relevanz der vier Konstrukte des Modells und zeigten, dass sie signifikant zur Erklärung der Technologieakzeptanz beitragen. Des Weiteren untersuchte Al-Gahtani et al. (2007) die Akzeptanz von E-Learning-Technologien und fand heraus, dass das UTAUT-Modell die Nutzung von E-Learning-Systemen gut vorhersagte, wobei alle vier Konstrukte signifikante Einflussfaktoren waren.

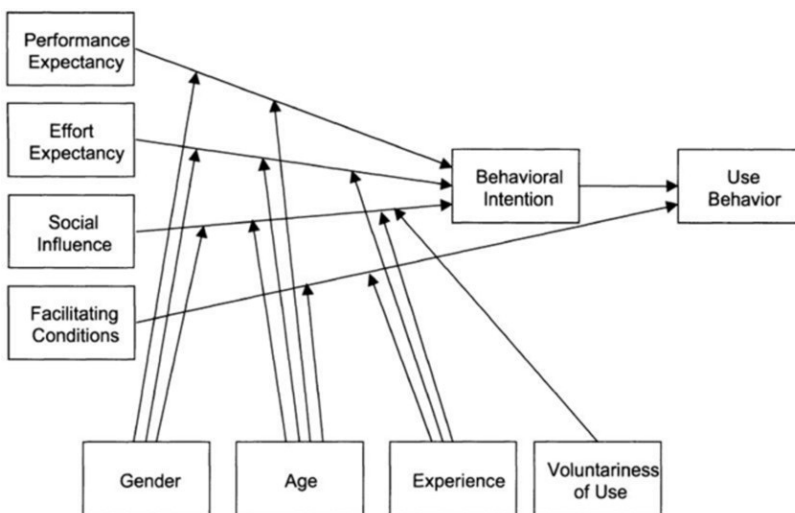


Abb. 2. Technologieakzeptanz (Venkatesh et al., 2003).

Abschließend können digitale Technologien spezielle Lernprozesse anregen. So beschreibt Siemens (2005), wie digitale Technologien den Zugang zu Informationen erweitern und Lernenden ermöglichen, Wissen in einem vernetzten Umfeld zu erwerben.

ben, während Knowles (1975) die Bedeutung des selbstgesteuerten Lernens darstellt und wie digitale Technologien Lernenden helfen, Verantwortung für ihren eigenen Lernprozess zu übernehmen.

Fragestellungen

Die zentralen Fragestellungen für den Zyklus 2 der Studie sind:

1. Wie nehmen die Nutzer:innen die Usability der Datenbank wahr?
2. Welche Faktoren beeinflussen den Entscheidungsprozess von Sportlehrkräften für oder gegen ein digitales Tool?
3. Welche Lernprozesse werden durch die Nutzung digitaler Technologien angestoßen?

Methodisches Vorgehen

Die Datenerhebung erfolgt durch lautes Denken (Konrad, 2010) und halboffene Leitfadeninterviews (Mey & Mruck, 2010), wobei die Usability sowie Einflussfaktoren zur Entscheidungsfindung aus dem UTAUT-Modell abgefragt werden. Des Weiteren werden Ansätze zu einem informellen Lernsetting mit Hilfe der Tool-Datenbank erfragt. Die Auswertung orientiert sich an der Qualitativen Inhaltsanalyse (Kuckartz & Rädiker, 2022), um die gesammelten Daten systematisch zu interpretieren. Durch die qualitative Inhaltsanalyse können tiefgehende Einblicke in die Entscheidungsprozesse der Sportlehrkräfte gewonnen und die Einflussfaktoren auf ihre Technologieakzeptanz besser verstanden werden. Die Methode unterstützt dabei, die Daten strukturiert zu interpretieren und relevante Muster und Zusammenhänge herauszuarbeiten, die für die Weiterentwicklung der Datenbank und die Gestaltung zukünftiger Interventionen von Bedeutung sind.

Vorläufige Ergebnisse und Diskussion

Auch wenn die Datenauswertung noch nicht endgültig abgeschlossen ist, lassen sich bei der inhaltlichen Analyse der im zweiten Zyklus erhobenen Daten bereits jetzt Kategorien bilden, die inhaltliche Zusammenhänge zu den Determinanten des UTAUT-Modells aufweisen und als mögliche Einflussfaktoren für eine Entscheidungsfindung interpretiert werden können. So wird z.B. der erwartete Nutzen eines Tools von den Proband:innen ähnlich der im UTAUT-Modell enthaltenen Determinante Leistungserwartung gesehen. Des Weiteren steht die induktiv entwickelte Kategorie Einfachheit der Bedienung in einem inhaltlichen Zusammenhang mit dem Modellparameter Aufwandserwartung. Der Wunsch nach Empfehlungen Anderer lässt sich darüber hinaus als eine Art sozialer Einfluss interpretieren, wie er ebenfalls im UTAUT-Modell genannt wird. Jedoch lässt sich schon jetzt konstatieren, dass sich das UTAUT-Modell nicht zu einhundert Prozent auf die inhaltsanalytisch ausgewerteten Daten übertragen lässt, da sehr spezifische Faktoren abgebildet werden, die Einfluss auf die Entscheidung für oder gegen ein digitales Tool besitzen. So spiegeln sich z.B. die Einflüsse von Geschlecht und Alter, die im UTAUT-Modell als Moderatoren abgebil-

det werden, in den qualitativen Interviewdaten nicht wider. Der Aufbau und das Design eines jeweiligen Tools und die Darstellung des Tools in der Datenbank haben sich aber als eine wichtige Säule im Entscheidungsprozess entpuppt. Festzuhalten ist schon jetzt, dass Empfehlungen anderer Lehrkräfte den erwarteten Nutzen erheblich beeinflussen. Eine Modifikation des UTAUT-Modells wird deshalb diskutiert, um die spezifischen Anforderungen des Sportunterrichts besser abzubilden.

Ausblick und weiterführende Forschung

Die nächsten Schritte umfassen den Launch der iterativ verbesserten Tool-Datenbank, die Durchführung und Auswertung der in der zweiten Evaluation erhobenen Daten sowie die Weiterentwicklung der Datenbank, beispielsweise durch KI-generierte Einsatzmöglichkeiten für jedes Tool. Zudem wird ein Selbstlernmodul zur Nutzung der Datenbank erstellt.

Literatur

- Casey, A., Goodyear, V. A. & Armour, K. (Eds.). (2017). Digital technologies and learning in physical education. Pedagogical cases. Routledge.
- International Association for the Evaluation of Educational Achievement (IEA). (2014). "ICILS 2013 International Report: Insights and Implications for the Future." Amsterdam: IEA.
- Jastrow, F., Greve, S., Thumel, M., Diekhoff, H. & Süßenbach, J. (2022). Digital technology in physical education: a systematic review of research from 2009 to 2020. *German Journal of Exercise and Sport Research*, 52 (4), 504-528. doi:10.1007/s12662-022-00848-5
- Knowles, M. S. (1975). *Self-Directed Learning: A Guide for Learners and Teachers*. New York: Association Press.
- Konrad, K. (2010). Lautes Denken. In G. Mey & K. Mruck (Hrsg.), *Handbuch Qualitative Forschung in der Psychologie* (S. 476-490). VS Verlag für Sozialwissenschaften. doi.org/10.1007/978-3-531-92052-8_34
- Kuckartz, U. & Rädiker, S. (2022). *Qualitative Inhaltsanalyse: Methoden, Praxis, Computerunterstützung*. (5., überarbeitete Aufl.). Juventa Verlag.
- Mey, G. & Mruck, K. (2010). Interviews. In G. Mey & K. Mruck (Hrsg.), *Handbuch Qualitative Forschung in der Psychologie* (S. 423-435). VS Verlag für Sozialwissenschaften. doi.org/10.1007/978-3-531-92052-8_30
- Prediger, S. (2019). Theorizing in Design Research: Methodological reflections on developing and connecting theory elements for language-responsive mathematics classrooms. *Avances de Investigación en Educación Matemática*, 15, 5–27. doi.org/10.35763/aiem.v0i15.265
- Siemens, G. (2005). *Connectivism: A Learning Theory for the Digital Age*. Retrieved from <http://www.elearnspace.org/Articles/connectivism.htm>
- Vennemann, M., Eickelmann, B., Labusch, A. & Drossel, K. (2021). ICILS 2018 #Deutschland. Dokumentation der Erhebungsinstrumente der zweiten Computer and Information Literacy Study. Waxmann.
- Venkatesh, V., Morris, M., Davis, G. & Davis, F. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27 (3), 425-478.

Lessons from Cross-border Sports Technology Education within the Erasmus+ Programme

Dominik Krumm¹, Giuseppe Sanseverino¹, Andrea Němcová², Pavel Korvas², Jan Šťastný², Stefan Litzenberger³ & Stefan Schwanitz¹

¹Chemnitz University of Technology, Germany, ²Brno University of Technology, Czech Republic, ³UAS Technikum Wien, Austria

Keywords: Sports engineering, Erasmus+, Higher education, Blended learning

Introduction

The globalisation of higher education requires innovative formats that transcend national borders. One such initiative is the Erasmus+ Blended Intensive Programme (BIP), which integrates virtual learning with physical mobility to promote cross-border cooperation and knowledge exchange (European Commission, 2023). Blended learning, which combines online educational tools with face-to-face teaching, is particularly well suited to fields such as sports engineering, where digitalisation and international collaboration are crucial to addressing global challenges.

Blended learning has been shown to improve students' knowledge and skills (Vaughan et al., 2013). However, its application in international settings presents unique challenges, such as coordination between institutions, managing cultural differences and aligning academic calendars. The Technological Innovation to Support Coaching in Sports and Health (TISC) course, organised by Brno University of Technology, Chemnitz University of Technology and UAS Technikum Wien, serves as an example of this blended approach. The BIP-TISC course, which took place in the summer of 2024, aimed to provide students with practical experience in the application of sports technology, in particular inertial measurement units (IMUs), in sports and health contexts.

Initiatives such as the International Sports Engineering Association (ISEA) Winter-school provide immersive, face-to-face learning experiences focused on practical applications in sports engineering (Petroni et al., 2016). While this approach provides hands-on opportunities and strong networking, it can be less flexible and more expensive. In comparison, the BIP-TISC course combines online learning with face-to-face activities, offering more flexibility in scheduling and a wider reach. However, there are potential drawbacks, such as reduced face-to-face interaction and the need for greater self-discipline on the part of students.

The Alliance for Sports Engineering Education (A4SEE) takes a different approach to advancing sports engineering education by building stronger links between academia and industry. A4SEE focuses on developing innovation scholarships, offering online courses and facilitating collaboration between students, educators and professionals (Jansen et al., 2022). While A4SEE focuses on bridging the gap between academic learning and industry needs, the BIP-TISC course focuses more on combining theoretical and practical learning through international collaboration.

This paper uses the BIP-TISC course as an example to explore the effectiveness of cross-border sports technology education. By analysing the course structure, teaching methods and outcomes, it seeks to identify challenges and lessons learned that can inform future Erasmus+ programmes and contribute to the advancement of global higher education in technical fields.

Structure, Teaching and Learning Methods of the BIP-TISC Course

The BIP-TISC course followed a twelve-week blended learning format, combining online and face-to-face learning phases (Figure 1). The virtual phase consisted of two main components: a three-week series of interactive online workshops, followed by a nine-week group work phase, all of which prepared students for the final face-to-face session.

During the first three weeks, 35 students from Germany, Austria and the Czech Republic participated in workshops organised by the participating universities. These workshops introduced key concepts, including IMU technology, data analysis techniques using MATLAB (The MathWorks, Natick, MA, USA), and methods for assessing physiological metrics such as heart rate and respiration rate. These workshops laid the foundation for the students' upcoming projects.

Following the workshops, the course transitioned into a nine-week self-organised group work phase. During this period, students formed six interdisciplinary project teams and collaborated across borders. Each group conducted initial IMU measurements using Xsens Dot sensors (Movella Inc., Netherlands) at their respective sites while working together virtually to complete their project tasks.

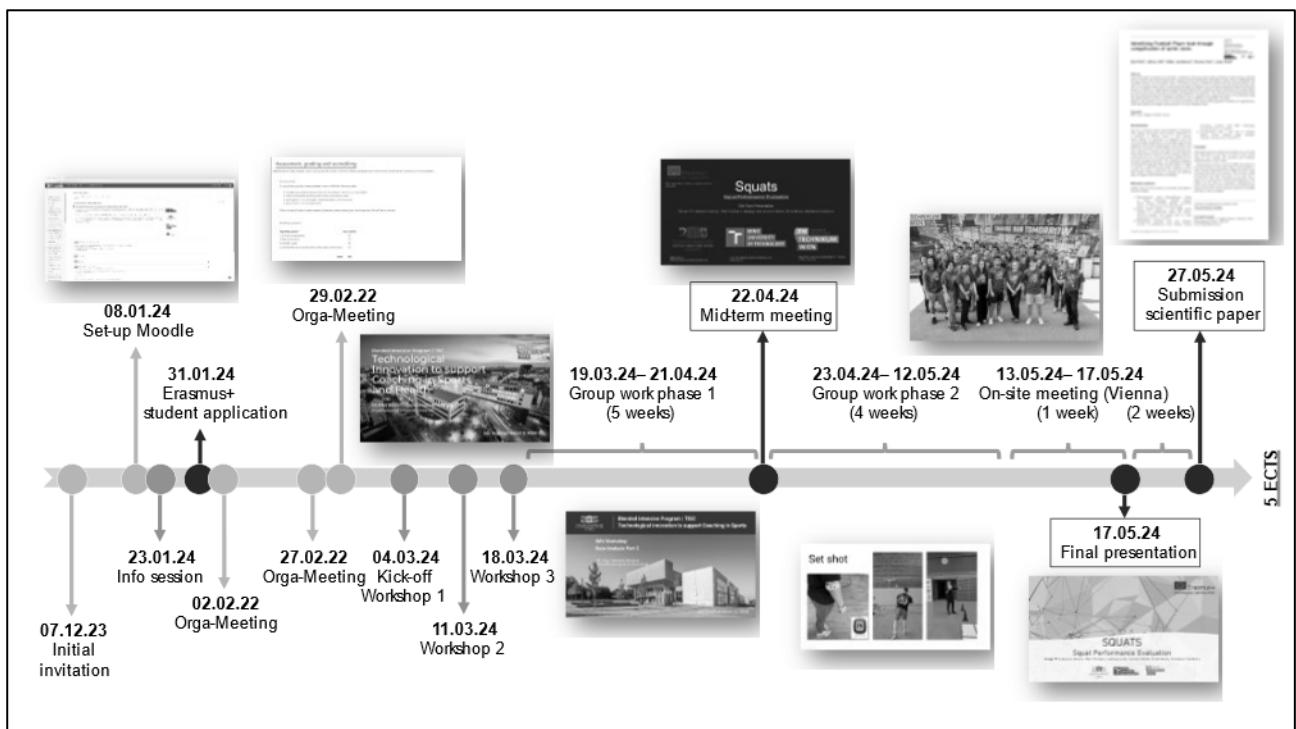


Fig. 1. Timeline of the BIP-TISC course 2024 - Organisational milestones and course schedule.

Weekly online feedback sessions with group supervisors ensured that students could seek guidance and refine their work as they progressed. On-site supervisors were also available to provide support for hands-on work with IMUs. A mid-term meeting was held at the five-week mark where groups presented their progress, outlining their tasks and proposed solutions. This meeting served as an opportunity for interim feedback, allowing students to make necessary adjustments before continuing with the project work.

The last four weeks of the virtual phase were dedicated to refining solutions, incorporating feedback and preparing for the collaborative tasks to be completed during the on-site week. The face-to-face phase took place at the UAS Technikum Wien in May 2024. During this on-site week, students applied the knowledge gained during the virtual phase to conduct hands-on experiments with IMUs. They also presented their final projects and received detailed feedback from peers and tutors. This phase emphasised practical application and further honed the students' interdisciplinary teamwork skills. In addition to the academic activities, team-building exercises and cultural excursions were organised to enhance group cohesion and intercultural exchange.

To equip students for future global challenges in sports technology, the BIP-TISC course used a variety of teaching methods. A gradual transition from theory to practice provided students with a solid theoretical foundation and enabled them to apply their knowledge in a flexible, collaborative environment that encouraged cross-boundary collaboration and hands-on learning. The blended format, supported by tools such as Moodle (Moodle Pty Ltd, Perth, Australia) for resource sharing and group coordination, ensured continuous engagement and a seamless transition between virtual and face-to-face learning.

Challenges, Lessons Learned, and Methodological Reflections

The BIP-TISC course provided many learning opportunities, but also revealed some challenges, particularly in terms of group collaboration and inter-institutional coordination. One of the main difficulties was to align the academic calendars of the participating universities. Chemnitz University of Technology, for example, operates on a different timetable to Brno University of Technology and UAS Technikum Wien. Flexibility and frequent communication were essential to ensure smooth coordination.

Another challenge was the different levels of knowledge of the students, some at the beginning of their studies and others more advanced. This disparity required teachers to balance the curriculum to meet the needs of both beginners and advanced learners. Group work also posed difficulties, especially with language barriers and differences in work culture affecting the dynamics of the project. Some students reported that better preparation for the workshops and clearer guidelines would have improved the overall group experience.

However, a student satisfaction survey (Figure 2) revealed positive feedback about the course. A notable 94% of participants said they would recommend the course to others, and 97% expressed a desire to participate in a similar programme again.

Students particularly valued the opportunity to learn about cutting-edge sports technology in a practical, international setting and appreciated the networking opportunities provided by working with peers from different countries.

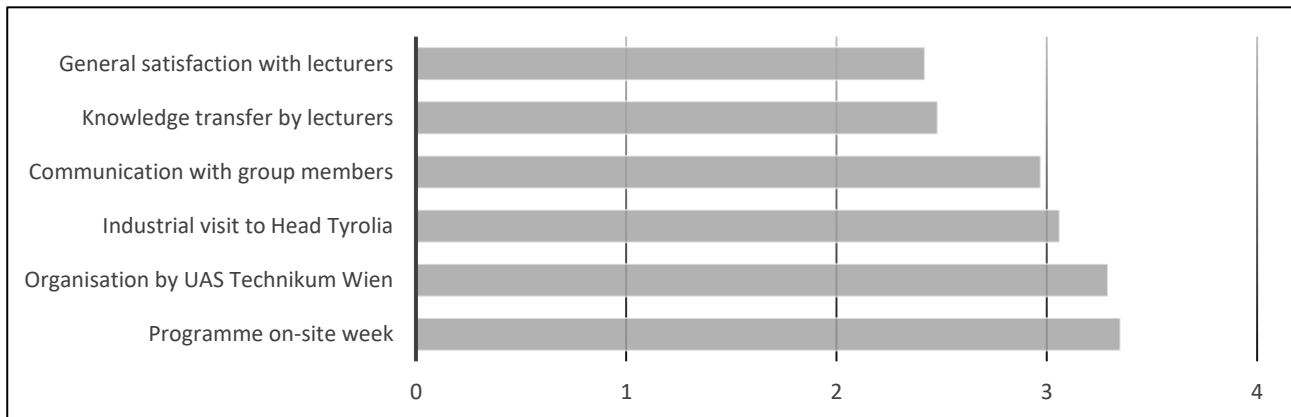


Fig. 2. Survey results on participants' satisfaction in the BIP-TISC course 2024 (0 = not at all, 4 = very).

These findings highlight the importance of improving group preparation, enhanced guidance for students, and better managing the intercultural dynamics that arise during group work. Methodologically, the use of mixed data collection, combining qualitative reflections with quantitative survey results, provided a comprehensive understanding of the impact of the course. Future iterations could further benefit from longitudinal data collection to assess how students apply the knowledge gained in their subsequent studies or careers.

Future Directions

Building on the experience of the BIP-TISC course, future Erasmus+ BIP initiatives should aim to further improve international cooperation, in particular by addressing group dynamics and intercultural challenges. A key area for improvement is the preparation of students for cross-border teamwork. One possible solution is to introduce pre-course workshops that focus on cultural and academic differences, helping students to navigate these complexities more effectively. This could improve group cohesion and project efficiency.

The course organisers also plan to expand the collaboration by involving additional partner institutions, such as the Hague University of Applied Sciences. Broadening the network of participating universities will increase the reach of the programme and provide students with a more diverse learning environment, fostering innovation through exposure to different perspectives.

In addition to expanding partnerships, improving access to technological resources such as IMUs and other sports technology tools will be essential. Ensuring that all students have sufficient access to these tools will enhance the hands-on learning experience and further integrate practical applications into the curriculum.

Another promising development for the future of sports engineering education is the proposal to establish the ISEA Early-Stage Researchers Conference (Krumm, 2024). This initiative aims to provide a platform where early career researchers can present

their work and engage in constructive dialogue with peers and experts in the field. By providing a structured opportunity for knowledge exchange and interdisciplinary collaboration, this conference can complement existing educational formats such as the BIP-TISC course.

The introduction of such a platform could transform students from passive learners to active contributors to the field, in line with Krumm's transformative educational model. Integrating an event like the ISEA Early-Stage Researchers Conference after a course like BIP-TISC would not only reinforce theoretical knowledge but also provide students with an outlet to disseminate their research and engage with the wider academic community. This integration would prepare students for the evolving demands of the sports technology landscape, equipping them with practical skills, research competencies and a collaborative mindset that are crucial for their future careers.

Conclusion

The BIP-TISC course demonstrates the potential of international collaboration in sports engineering education. Despite some challenges, such as different academic calendars and different levels of student preparedness, the course succeeded in improving both technical and intercultural skills. The blended learning approach, combining virtual instruction with a hands-on practical phase, proved effective in teaching complex technologies such as IMUs while fostering teamwork in a global context.

Future iterations of the course will address key areas for improvement, such as clearer preparatory materials. The introduction of pre-course workshops, as suggested in the Future Directions, could help mitigate some of the group dynamics challenges encountered. In addition, the proposal to establish the ISEA Early-Stage Researchers Conference offers a promising next step in promoting knowledge dissemination and active student engagement in sports engineering research.

Overall, the BIP model provides a flexible and scalable framework for integrating international collaboration into higher education, particularly in technical fields such as sports engineering. By refining the approach and building on the lessons learned, future courses can further enhance student learning outcomes and contribute to the growing field of sports engineering education.

References

- European Commission (2023): Erasmus+ Programme Guide 2024. Version 1, 28. November 2023. Retrieved on 3rd September 2024 from <https://erasmus-plus.ec.europa.eu/erasmus-programme-guide>
- Jansen, A. J., van Vlaardingen, A., Choppin, S., Hart, J., Litzenberger, S., Schwanitz, S., de Zee, M., & Madeleine, P. (2022). *Lessons learned in the Alliance for Sports Engineering Education (A4SEE), an Erasmus+ project*. Purdue University. <https://doi.org/10.5703/1288284317519>
- Krumm, D. (2024). Strengthening sports engineering education through the introduction of transformative student conferences. In J. Farmer, S. Forrester, P. Fleming, R. Grant, A. Mears, I. Phillips, & R. Vatter (Eds.), *Engineering of Sport 15: Proceedings from the 15th International Conference on the Engineering of Sport* (pp. 334-335). Loughborough University. <https://doi.org/10.17028/rd.lboro.27053647.v1>

- Petrone, N., Marcolin, G., Odenwald, S., & Senner, V. (2016). The ISEA Winterschool in Sports Engineering: 5 Years of Education and Team Building Experiences. *Procedia Engineering*, 147, 896–900. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.06.282>
- Vaughan, N. D., Cleveland-Innes, M. & Garrison, D. R. (2013). *Teaching in blended learning environments: Creating and sustaining communities of inquiry*. Issues in distance education. Edmonton, AB: AU Press Athabasca University. ISBN 978-1-927356-49-4 (epub).

This project was funded by the European Commission as part of the Erasmus+ programme.

Arbeitskreis 6 „Virtual Reality in der Sportwissenschaft“

Vergleich von Reaktionszeiten auf periphere Reize in der virtuellen Realität bei einfachen und motorisch komplexen Reaktionen (Dan Bürger, Hannes Loerwald, Stefan Pastel & Kerstin Witte)

Auswirkungen von VR-Technologie auf die posturale Kontrolle (Peter Leinen & Stefan Panzer)

Vergleich von Reaktionszeiten auf periphere Reize in der virtuellen Realität bei einfachen und motorisch komplexen Reaktionen

Dan Bürger¹, Hannes Loerwald¹, Stefan Pastel¹ & Kerstin Witte¹

¹Otto-von-Guericke Universität Magdeburg, Deutschland

Schlüsselwörter: Virtuelle Realität, Periphere Wahrnehmung, motorisch komplexe Reaktion

Einleitung

Im Sport ist es von entscheidender Bedeutung, periphere Störreize frühzeitig zu erkennen und darauf angemessen zu reagieren (Vater, 2019). Dabei verarbeitet der Körper Informationen aus verschiedenen sensorischen Systemen, um entsprechende Reaktionen einzuleiten. Dabei kommt dem visuellen System eine entscheidende Funktion zu. Das Sichtfeld lässt sich in verschiedene Bereiche unterteilen: zentrales Sichtfeld ($< 8^\circ$ Exzentrizität), das nah-peripheres Sichtfeld (8° - 30° Exzentrizität), das mittel-peripheres Sichtfeld (30° - 60° Exzentrizität) und das fern-peripheres Sichtfeld ($> 60^\circ$ Exzentrizität) (Simpson, 2017).

Die Fähigkeit angemessen auf Störreize zu reagieren, wird stark von der Komplexität der erforderlichen Reaktion beeinflusst. Diese als Antwortkomplexitätseffekt bekannte Herausforderung führt zu einer Verlängerung der Reaktionszeit (RZ) (Sternberg, Monsell, Knoll & Wright, 1978). Dieser Effekt tritt vor allem auf, wenn die Auswahl möglicher Reaktionen größer ist, da dies die Vorprogrammierung der Antwort erschwert und somit die Zeit bis zur Ausführung verlängert (Maslovat et al., 2019). In diesem Zusammenhang ist es wichtig, zwischen der sensorischen Verarbeitung (Reizaufnahme durch Rezeptoren und Weiterleitung zur Verarbeitung im zentralen Nervensystem) und der motorischen Ausführung (Übermittlung des Befehls an die erforderlichen Effektoren) zu unterscheiden. Die Dauer einer Reaktion hängt von beiden Komponenten ab und kann durch Expertise verbessert werden (Atan & Akyol, 2014).

Die Virtuelle Realität (VR) bietet ein vielversprechendes Werkzeug, um den Antwortkomplexitätseffekt bei peripheren Störreizen genauer zu untersuchen (Bürger et al., 2024). VR ermöglicht es, diese Störreize standardisiert und kontrolliert darzustellen, sodass die Bedingungen gezielt variiert und experimentell untersucht werden können. Auf diese Weise können neue Erkenntnisse über die Reaktionsfähigkeit in komplexen Situationen gewonnen werden. VR-Umgebungen bieten zudem die Möglichkeit, verschiedene Szenarien systematisch zu simulieren und zu untersuchen, wie Athleten auf verschiedene Störreize und deren Manipulation reagieren. Dies erlaubt auch, interindividuelle Unterschiede, beispielsweise durch die jeweilige Sportart bedingt, zu erfassen. Darüber hinaus eröffnet VR neue Perspektiven für das Training der peripheren Wahrnehmung, die im realen Sport von großer Bedeutung ist. Athlet:innen könnten durch gezielte Übungen in einem individualisierten virtuellen Sze-

nario ihre Fähigkeit verbessern, komplexe Reize schneller und effizienter zu verarbeiten, was ihre Leistung auf dem Spielfeld optimieren und einen möglichen Transfereffekt realisieren könnte (Schumacher et al., 2020).

Um sicherzustellen, dass VR eine valide Methode zur Untersuchung der peripheren Wahrnehmung darstellt, muss jedoch zunächst überprüft werden, ob die in der realen Welt beobachteten Effekte, wie der Antwortkomplexitätseffekt, auch in virtuellen Umgebungen nachweisbar sind. In der vorliegenden Studie wurden daher die RZ auf fern-periphere Störreize mit unterschiedlich komplexen Antworten in der VR untersucht und verglichen. Hierzu wurden zwei verschiedene Reaktionstests auf periphere Reize erstellt. Basierend auf bisherigen Forschungsergebnissen wird erwartet, dass bei erhöhter Komplexität der Antworten auch eine längere sensorische RZ eintritt.

Methode

Die vorliegende Studie umfasste zwei VR-Reaktionstests auf periphere Reize: einen Test mit einer einfachen und einen mit einer motorisch komplexen Reaktion. Der Test mit einfacher Reaktion, eine VR-Version des Periphere Wahrnehmung – R (PP-R) des Wiener Testsystems, wurde bereits evaluiert (Bürger et al., 2024), während die Evaluation des Testverfahrens mit motorisch komplexen Reaktion, einer virtuellen Reaktionswand angelehnt an die twall Premium 64, noch aussteht. Im Folgenden wird dennoch einheitlich der Begriff Test verwendet. Beide Tests waren Bestandteil einer größeren Studie, die Reaktionen auf periphere Reize in virtuellen Umgebungen untersuchte. Die beiden hier im Fokus stehenden Tests fanden an unterschiedlichen Tagen statt. Vor dem ersten Reaktionstest füllten die Proband:innen einen Fragebogen zu persönlichen Daten und ihrer Vorerfahrung mit VR aus. Am ersten Testtag wurde der Test an der virtuellen Reaktionswand (motorisch komplexe Reaktion) durchgeführt, während beim zweiten Termin die VR-Version des PP-R (einfache Reaktion) absolviert wurde. Nach jedem Test folgte die Bearbeitung eines Feedbackbogens zur Bewertung des Tests. Zur Überprüfung von Cybersickness wurde vor und nach jedem Test der Simulator Sickness Questionnaire ausgefüllt. Da keine Symptome gemeldet wurden, wird auf eine detaillierte Auswertung verzichtet.

An der Studie nahmen 30 Personen teil (17 weiblich, 13 männlich, Alter: $26,6 \pm 3,8$ Jahre). Alle Teilnehmenden wurden über den Ablauf informiert und gaben schriftlich ihr Einverständnis. Die ethische Genehmigung wurde von der Ethik-Kommission der Otto-von-Guericke-Universität an der Medizinischen Fakultät und dem Universitätsklinikum erteilt (Nummer 139/22). Die Einschlusskriterien umfassten ein Alter zwischen 18 und 35 Jahren, keine Bewegungseinschränkungen durch Verletzungen und normales oder korrigiertes Sehvermögen. Bis auf eine Person übten alle Proband:innen zum Zeitpunkt der Untersuchung seit mindestens einem Jahr regelmäßig eine Sportart aus; 28 von ihnen trainierten mindestens zwei Stunden pro Woche. 15 Teilnehmende gaben an, dass in ihrer Sportart Reaktionsfähigkeit eine wesentliche Rolle spielt. Zehn Personen hatten bereits Erfahrung mit dem Wiener Testsystem, davon sechs mit dem PP-R. Elf der Proband:innen hatten geringe, weitere elf umfassende VR-Erfahrung, meist durch Studien oder Videospiele.

Die VR-Umgebungen wurden mit Blender (Version 3.2.1) modelliert, und das Testverhalten wurde in Unity (Version 2021.2.8f1) mit eigens programmierten C#-Skripten umgesetzt. Die VR-Interaktionen wurden über SteamVR (Version 1.25.7) realisiert. Die Datenaufbereitung erfolgte mit MATLAB (Version R2022b), und zur statistischen Auswertung wurde SPSS (Version 29) verwendet. Als Head-Mounted Display (HMD) kam die Pimax Vision 5k Super zum Einsatz (200° diagonales Sichtfeld, 2560 x 1440 Pixel pro Auge, 90 Hz Bildwiederholungsrate). Für beide Tests wurden HTC VIVE Controller (2018) genutzt, beim PP-R zusätzlich zwei HTC VIVE Tracker 3.0.

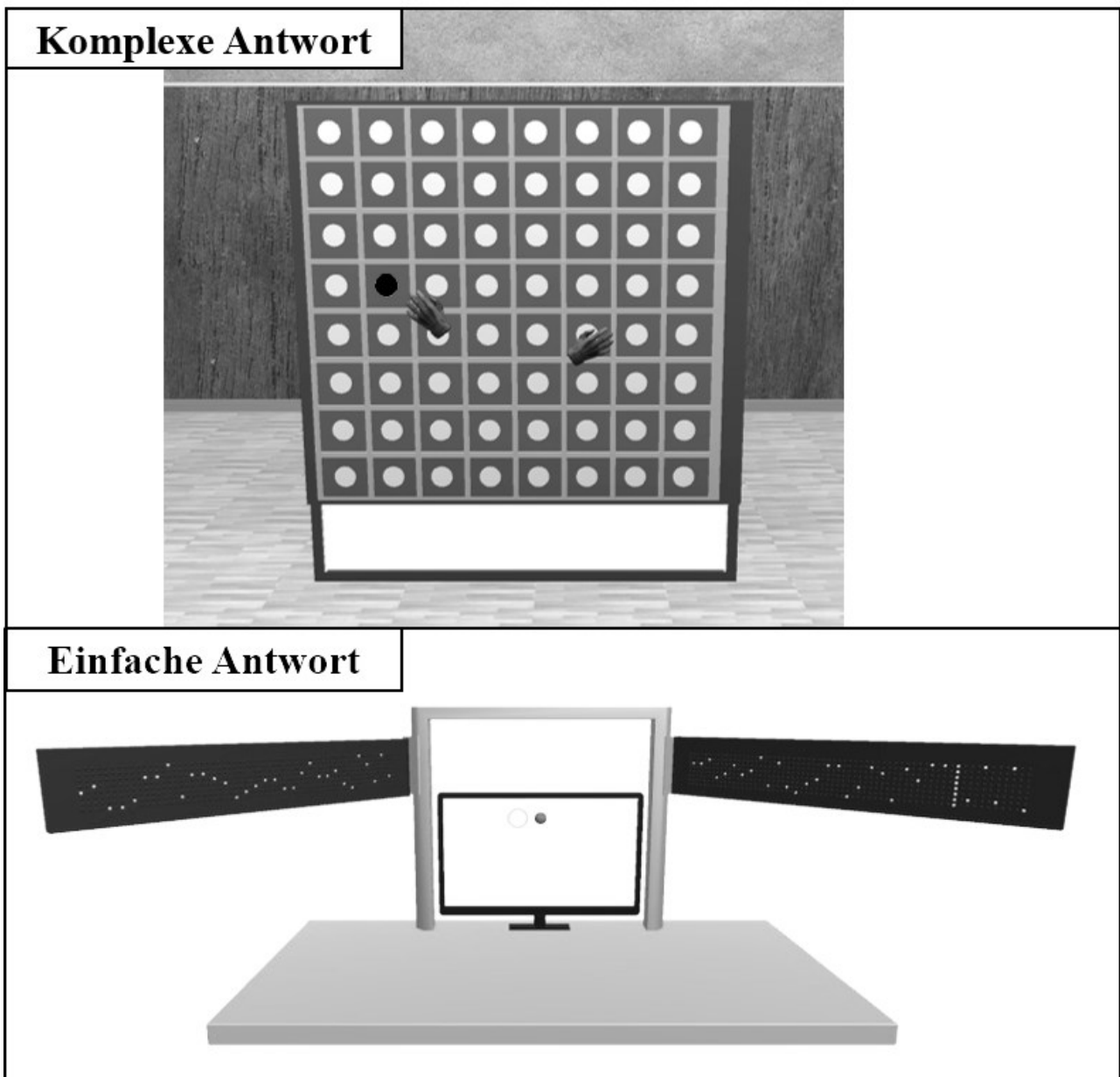


Abb. 1. Oben: virtuelle Reaktionswand mit virtuellen Händen und aufleuchtender Taste (hier: schwarz). Unten: VR-Nachbildung des PP-R des Wiener Testsystems.

Beim Reaktionstest auf periphere Reize mit motorisch komplexer Antwort sollten die Proband:innen auf das Aufleuchten einer Taste an einer virtuellen Reaktionswand mit 8x8 Tasten (siehe Abb.1 links, Nachbildung der twall Premium 64) reagieren.

Hierbei war die Aufgabe, die aufleuchtende Taste mit den in den Händen gehaltenen Controllern zu berühren.

Sobald eine Taste berührt wurde, erlosch sie, und zufällig leuchtete eine neue Taste auf, die erneut berührt werden musste. Dieser Test dauerte jeweils drei Mal eine Minute. Die Reaktion wurde als motorisch komplex eingestuft, da die leuchtende Taste zunächst lokalisiert und die Hand dann gezielt in einer Mehrgelenksbewegung dorthin geführt werden musste. Während des Tests wurden die Position und Rotation der Controller und des HMDs sowie die Position der aktuell leuchtenden Taste mit 90 Hz aufgezeichnet. Außerdem wurden der Zeitpunkt der Berührung und die verwendete Hand erfasst. Die RZ und der Blickwinkel wurden nachträglich aus diesen Daten berechnet. Die RZ definierte sich als die Zeitspanne zwischen dem Erscheinen der leuchtenden Taste im HMD und der initialen Bewegung des Controllers in deren Richtung. Der Blickwinkel wurde berechnet, sobald die Taste im Sichtfeld des HMDs sichtbar war und beschreibt den Winkel zwischen der leuchtenden Taste, dem HMD und einem imaginären Punkt auf der Reaktionswand, auf den das HMD gerichtet ist. Der zweite Test, der eine einfache Reaktion erforderte, bestand darin, mit einem virtuellen Fußpedal auf das Aufleuchten von Reizen auf Paneelen am Rand des Sichtfeldes zu reagieren (siehe Abb. 1, rechts). Die Teilnehmenden saßen auf einem Stuhl und sollten während des Tests die Zehenspitzen dauerhaft angehoben halten und sie beim Reagieren nach unten bewegen, während die Fersen auf dem Boden blieben. Die Bewegung wurde durch HTC VIVE Tracker 3.0 an beiden Füßen erfasst, die die vertikale Veränderung detektierten. Neben der Reaktionsaufgabe musste im zentralen Sichtfeld eine Trackingaufgabe durchgeführt werden, bei der eine Kugel mit einem Ring verfolgt wurde, die sich auf einer horizontalen Linie auf einem Bildschirm bewegte. Der Ring wurde mit dem Touchpad eines HTC VIVE Controllers gesteuert, um sicherzustellen, dass die Proband:innen nicht zur Seite schauten und die peripheren Reize zuverlässig erfasst wurden. Der Reaktionstest bestand aus 84 visuellen Reizen, von denen 28 pro Seite ausgewertet wurden, da bei sich bei den übrigen Reizen die Kugel aus der zentralen Trackingaufgabe zu nah am Bildschirmrand befindet. Der Test dauerte etwa sieben Minuten. Die Antwort wurde als motorisch einfach klassifiziert, da lediglich die Fußspitze nach unten bewegt werden musste. Über C#-Skripte in Unity wurden beim virtuellen Drücken des Fußpedals die RZ, als die Zeit zwischen dem Aufleuchten eines Reizes und dem Drücken des Pedals sowie der Blickwinkel, als der Winkel zwischen der Kugel aus der Trackingaufgabe im zentralen Sichtfeld, dem HMD und dem Reiz, berechnet und gespeichert. Bei der Datenaufbereitung wurden zunächst bei beiden Reaktionstests alle Reaktionen zu einem Blickwinkel von unter 60° entfernt, da sich die Untersuchung auf den fern-peripheren Bereich (Simpson, 2017) fokussieren sollte. Zudem wurden die RZ unter 0,15 s (antizipiert) und über 1,4 s (Reaktionsfehler) aussortiert. Aus den überbleibenden RZ und Blickwinkeln werden getrennt für den Test mit einfacher und motorisch komplexer Antwort für jeden Probanden die Mediane gebildet.

Die statistische Auswertung erfolgte mit t-Tests für abhängige Stichproben, um Unterschiede zwischen den RZ und Blickwinkeln der beiden Tests zu prüfen. Zudem

wurde die Korrelation der RZ mittels Pearson-Korrelation untersucht. Die Daten waren normalverteilt und wiesen keine Ausreißer auf. Das Signifikanzniveau lag bei $\alpha = 0,05$.

Ergebnisse

Tab. 2. Mittelwert und Standardabweichung beider Reaktionstests sowie die Ergebnisse dessen Vergleichs.

	Reaktionszeit (MW \pm SD) [s]	Statistische Auswertung
Einfache Antwort	0,641 \pm 0,078	t-Test: $t(29) = 0,300$; $p = 0,776$; $d = 0,055$ Korrelation: $r = 0,445$; $p = 0,014$
Komplexe Antwort	0,635 \pm 0,128	

Die Mittelwerte und Standardabweichungen der RZ mit einfacher und motorisch komplexer Antwort sowie die Ergebnisse der Vergleichs- und Korrelationsanalyse sind in Tabelle 1 dargestellt. Deskriptiv zeigt sich, dass die Reaktionen bei der motorisch

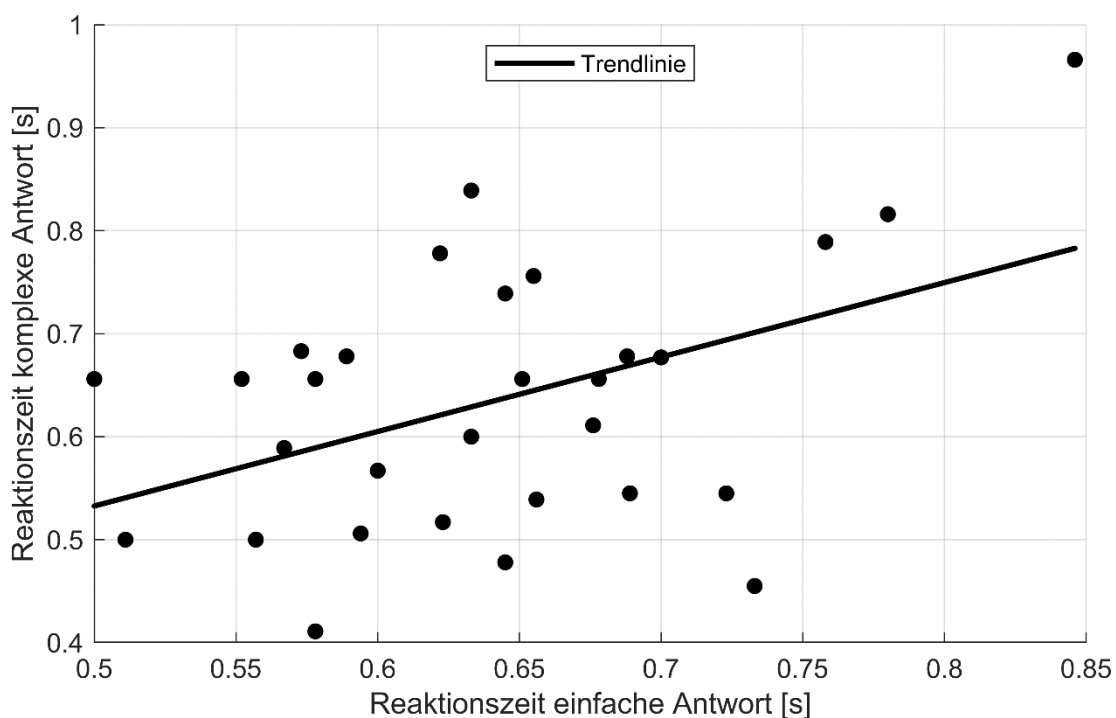


Abb. 2. Streudiagramm der Reaktionszeiten des Tests mit einfacher und motorisch komplexer Antwort. komplexen Antwort im Durchschnitt um 6 ms schneller eingeleitet wurden. Dieser Unterschied erwies sich jedoch als nicht signifikant. Eine moderate Korrelation zwischen den Ergebnissen beider Tests konnte festgestellt werden, wie in Abbildung 2 dargestellt.

Die mittleren Blickwinkel der peripheren Reize vom Test mit einfacher Reaktion ($70,1^\circ \pm 1,6^\circ$) und motorisch komplexer Reaktion ($65,4 \pm 1,9^\circ$) unterscheiden sich signifikant voneinander ($t(29) = 10,358$; $p < 0,001$; $d = 1,891$).

Diskussion

Diese Studie untersuchte den Einfluss der Antwortkomplexität auf die Reaktionszeit (RZ) auf periphere Reize in der virtuellen Realität (VR). Zwei VR-Reaktionstests wurden dafür entwickelt: der erste war eine VR-Nachbildung des Periphere Wahrnehmung – R (PP-R) des Wiener Testsystems, bei dem die Probanden durch Drücken eines virtuellen Fußpedals (einfache Reaktion) auf Reize im fern-peripheren Sichtfeld ($> 60^\circ$ gemäß Simpson (2017)) reagierten. Der zweite Test umfasste eine virtuelle Reaktionswand mit 8x8 Tasten, bei der die Teilnehmer eine aufleuchtende Taste durch eine zielgerichtete Handbewegung virtuell berühren mussten (motorisch komplexe Reaktion). Für die Analyse wurden nur RZ für Reize im fern-peripheren Bereich berücksichtigt.

Entgegen den Erwartungen ergab der Vergleich der RZ zwischen beiden Tests keinen signifikanten Unterschied, aber eine moderate Korrelation. Diese Ergebnisse widersprechen der bestehenden Literatur, die eine schnellere Reaktionszeit bei weniger komplexen Aufgaben in realen Umgebungen gezeigt hat (Maslovat et al., 2019; Sternberg et al., 1978). Es gibt jedoch mehrere mögliche Erklärungen für diese Diskrepanz.

Zunächst fällt auf, dass die mittleren Blickwinkel, in denen die Reize erschienen, bei der einfachen Reaktionsaufgabe größer waren als bei der motorisch komplexen Aufgabe. Frühere Studien haben gezeigt, dass Reize, die weiter in der Peripherie erscheinen, zu längeren Reaktionszeiten führen können (Schiefer et al., 2001; Slater-Hammel, 1955). Dieser Faktor könnte die RZ bei der einfachen Aufgabe verlängert haben.

Zudem mussten die Probanden während des Tests mit der einfachen Reaktionsaufgabe eine zusätzliche Tracking-Aufgabe im zentralen Sichtfeld bewältigen. Diese parallele kognitive Belastung könnte zusätzliche Ressourcen beansprucht und somit die RZ verlängert haben. Studien haben gezeigt, dass parallele kognitive Aufgaben die Reaktionszeit negativ beeinflussen können (Nilsson et al., 2018).

Ein weiterer entscheidender Faktor ist die unterschiedliche Definition der RZ in den beiden Tests. Bei der einfachen Reaktionsaufgabe, die sich am PP-R orientierte, wurde die RZ durch die Bewegung der Fußspitze gemessen, die etwa 5 cm nach unten bewegt werden musste, um eine Reaktion auszulösen. Beim Test mit motorisch komplexer Reaktion wurde hingegen die initiale Bewegung des Controllers als Ende der Reaktionszeit gewertet. Dadurch enthält die RZ bei der einfachen Aufgabe eine zusätzliche motorische Komponente, die beim Test mit der komplexen Reaktion bereits eliminiert war.

Diese Faktoren – der größere Blickwinkel der Reize, die zusätzliche kognitive Belastung durch die Tracking-Aufgabe und die unterschiedliche motorische Komponente – könnten dazu geführt haben, dass sich die RZ der beiden Tests angenähert haben. In der bisherigen Literatur wurde festgestellt, dass einfache Reaktionen in der Regel schneller sind als motorisch komplexe Reaktionen. In dieser Studie könnte dieser Effekt durch die genannten Einflussfaktoren jedoch ausgeglichen worden sein.

Da diese Studie, unseres Wissens nach, die erste ist, die den Einfluss der Antwortkomplexität auf die RZ in der VR untersucht, könnte es auch sein, dass dieser Effekt in VR weniger ausgeprägt ist. Das könnte unter anderem daran liegen, dass das Sehen mit einem HMD physiologisch anders ist und es zum Vergenz-Akkommodationskonflikt kommt (Hoffman et al., 2008). Zukünftige Studien sollten die kognitive Belastung und den Blickwinkel der peripheren Reize konstant halten sowie die Berechnung der RZ standardisieren, um den Effekt der Antwortkomplexität weiter zu untersuchen.

Ein positives Ergebnis ist die moderate Korrelation der RZ zwischen den beiden Tests, was darauf hindeutet, dass Reaktionen auf periphere Reize in der VR zuverlässig erfasst werden können.

Literaturverzeichnis

- Atan, T. & Akyol, P. (2014). Reaction Times of Different Branch Athletes and Correlation between Reaction Time Parameters. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 116, 2886–2889. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.674>
- Bürger, D., Schley, M.-K., Loerwald, H., Pastel, S. & Witte, K. (2024). Comparative Analysis of Visual Field Characteristics and Perceptual Processing in Peripheral Vision Between Virtual Reality and Real World. *Human Behavior and Emerging Technologies*, 2024(1). <https://doi.org/10.1155/2024/2845190>
- Hoffman, D. M., Girshick, A. R., Akeley, K. & Banks, M. S. (2008). Vergence-accommodation conflicts hinder visual performance and cause visual fatigue. *Journal of Vision*, 8(3), 33.1-30. <https://doi.org/10.1167/8.3.33>
- Maslovat, D., Klapp, S. T., Forgaard, C. J., Chua, R. & Franks, I. M. (2019). The effect of response complexity on simple reaction time occurs even with a highly predictable imperative stimulus. *Neuroscience Letters*, 704, 62–66. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2019.03.056>
- Nilsson, E. J., Aust, M. L., Engström, J., Svanberg, B. & Lindén, P. (2018). Effects of cognitive load on response time in an unexpected lead vehicle braking scenario and the detection response task (DRT). *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 59, 463–474. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2018.09.026>
- Schiefer, U., Strasburger, H., Becker, S. T., Vonthein, R., Schiller, J., Dietrich, T. J. et al. (2001). Reaction time in automated kinetic perimetry: effects of stimulus luminance, eccentricity, and movement direction. *Vision Research*, 41(16), 2157–2164. [https://doi.org/10.1016/S0042-6989\(01\)00088-8](https://doi.org/10.1016/S0042-6989(01)00088-8)
- Schumacher, N., Reer, R. & Braumann, K.-M. (2020). On-Field Perceptual-Cognitive Training Improves Peripheral Reaction in Soccer: A Controlled Trial. *Frontiers in Psychology*, 11, 1948. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.01948>
- Simpson, M. J. (2017). Mini-review: Far peripheral vision. *Vision Research*, 140, 96–105. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2017.08.001>
- Slater-Hammel, A. T. (1955). Reaction Time to Light Stimuli in the Peripheral Visual Field. *Research Quarterly. American Association for Health, Physical Education and Recreation*, 26(1), 82–87. <https://doi.org/10.1080/10671188.1955.10612805>
- Sternberg, S., Monsell, S., Knoll, R. L. & Wright, C. E. (1978). The Latency and Duration of Rapid Movement Sequences: Comparisons of Speech and Typewriting. In *Information Processing in Motor Control and Learning* (S. 117–152). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-665960-3.50011-6>
- Vater, C. (2019). Periphere Wahrnehmung im Sport. *Zeitschrift für Sportpsychologie*, 26(4), 159–165. <https://doi.org/10.1026/1612-5010/a000274>

Auswirkungen von VR-Umgebungen auf die posturale Kontrolle

Peter Leinen¹ & Stefan Panzer¹⁺²

¹Universität des Saarlandes, ²Texas A & M University

Schlüsselwörter: Virtual Reality (VR), Gleichgewicht, Sway Path, Center of Pressure (CoP)

Einleitung

Die posturale Kontrolle sorgt für eine stabile Körperhaltung und basiert auf der Interaktion dynamischer sensomotorischer Prozesse mit Bezug auf visuelle Informationen (Horak, 2006). VR-Headsets ermöglichen authentische Manipulation der visuellen Szene, was Einblicke in die sensorische Integration visueller Hinweise bietet. Aszländer & Streuber (2020) beschreiben, dass VR-Realismus die Gleichgewichtsleistung in VR-Umgebungen ähnlich der in realen Umgebungen beeinflusst. Sie fanden heraus, dass der posturale Schwankungsweg in einer fotorealistischen VR-Umgebung vergleichbar mit dem in einer realen Umgebung war, während der Schwankungsweg in abstrakten VR-Szenen deutlich größer war. Dies deutet darauf hin, dass der Grad der Präsenz in der virtuellen Umgebung ein wichtiger Faktor für die posturale Kontrolle sein kann. Park & Lee (2020) stellten fest, dass die Sway-Geschwindigkeit und die Sway-Länge in einem VR-Spiel mit beweglichem Hintergrund signifikant höher waren als sowohl im Ausgangszustand als auch in einem Spiel mit festem Hintergrund. Beide genannten Studien (Aszländer & Streuber, 2020; Park & Lee, 2020) zeigen, wie VR-Umgebungen mit dem posturalen Kontrollsystem interagieren. Die vorliegenden Studien untersuchten, ob VR-Umgebungen das posturale Kontrollsystem beeinflussen und ob dieser Einfluss aufgabenabhängig ist. In Experiment 1 wurde untersucht, ob die durch eine VR-Höhensimulation hervorgerufene sensorische Stimulation die posturale Kontrolle beeinflusst. Experiment 2 wiederum fokussierte sich auf eine dynamische Aufgabe in der VR-Umgebung, um zu untersuchen, wie diese Art der Bewegung die posturale Stabilität beeinflusst.

Methode

Zwei Studien mit gesunden Sportstudierenden eines Bachelorstudiengangs wurden durchgeführt.

Die VR-Umgebungen wurde präsentiert über ein Head-Mounted-Display (Valve Index, Valve Cooperation) mit einer Auflösung von 120 fps @ 1440 x 1600 Pixel pro Auge. Erzeugt wurde die VR-Umgebung durch die VR-Simulationssoftware *Richie's Plank Experience* (SteamVR Version, Toast Interactive). Der Center of Pressure (CoP) wurde über eine Kraftmessplatte des Typs Kistler 9286A mit einer Dateneingangsrate von 500Hz durch ein Matlab Skript (The MathWorks Inc. (2022). MATLAB version: 9.13.0 (R2022b) aufgezeichnet und der Sway Path des CoP (UV, 500 Hz, in cm) berechnet.

In Experiment 1 (N=22) standen die Teilnehmenden auf der Mitte einer Holzplanke (100 cm x 18 cm x 7 cm) im Parallelstand. Diese war über vier Kontaktpunkte mit der Oberfläche der Kraftmessplatte verschraubt (siehe Abbildung 1a). Die Probanden durchliefen zwei Bedingungen in randomisierter Reihenfolge: VR und nVR.

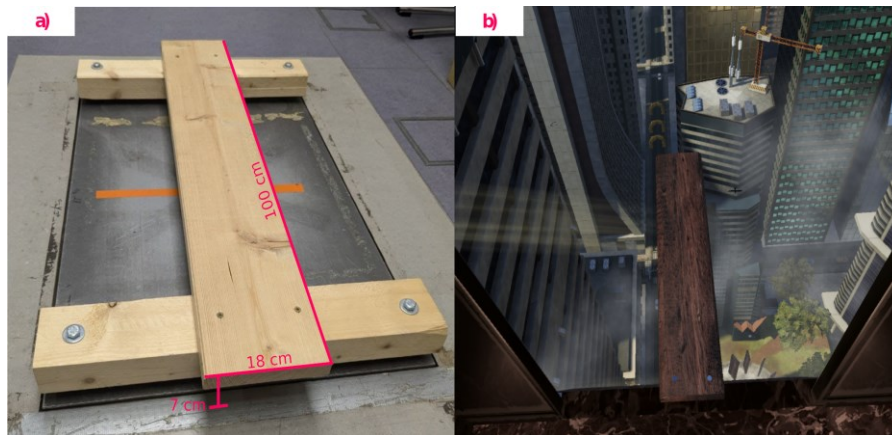


Abb. 1. physische und virtuelle Planke aus Experiment 1. a) Installation der Holzplanke auf der Kraftmessplatte; b) virtuelle Holzplanke in der VR-Umgebung aus Richie's Plank Experience (SteamVR Version, Toast Interactive).

Während der VR-Bedingung trugen die Probanden das VR-Headset mit einer VR-Höhensimulation. Während der nVR-Bedingung trugen sie kein Headset und konnten die reale Umgebung sehen (Biomechaniklabor). Die VR-Höhensimulation erzeugte den Eindruck auf einer Holzplanke zu stehen, welche über das 80. Stockwerk eines Hochhauses hinausragt. Die virtuelle Holzplanke war in ihrer Dimension und relativen Position zur Versuchsperson deckungsgleich mit der physischen Holzplanke. Nennenswerte Unterschiede waren die Höhe zum Boden (7cm vs. 80. Stockwerk) und die Umgebung (Labor-Setting vs. urbane virtuelle Umgebung) (siehe Abbildung 1). In beiden Bedingungen war die Instruktion für 10 s still auf der Planke zu stehen, einen beliebigen fixen Punkt in der Ferne anzuvisieren und die Hände an der Hüfte aufzusetzen.



Abb. 2. Screenshot aus Experiment 2: Minispiel „Missile Defense“ (Richie's Plank Experience; SteamVR Version, Toast Interactive).

In Experiment 2 (N=16) standen die Probanden unmittelbar auf der Kraftmessplatte und hatten die Aufgabe in der VR-Umgebung umherzufliegen und in einem Minispiel

„Missile Defense“ Flugkörper abzuschlagen, welche durch eine virtuelle Stadt kreisen. Die Probanden konnten ihre Flugrichtung mit den Controllern in ihrer Hand steuern und hatten durchgehend die Perspektive einer vertikal orientierten Flughaltung mit den Füßen zum Boden. Sie sollten dabei ihre Position im physischen Raum auf der Kraftmessplatte nicht verlassen. Die Aufgabe wurde über zwei Blöcke von 5 min durchgeführt. Der Sway Path des CoP wurde zu drei Zeitpunkten erhoben (jeweils 20 s, 500 Hz, in cm): vor (preVR), zwischen den beiden Aufgabenblöcken (inVR) und nach der Aufgabe (postVR). Dabei standen Die Probanden auf der Kraftmessplatte im Parallel- als auch im Einbeinstand. In allen Bedingungen bekamen sie durch den Versuchsleiter die Instruktion für 20 s möglichst still zu stehen, einen gegebenen Fixationspunkt anzuvisieren und die Hände seitlich an der Hüfte aufzusetzen. Zur inVR Messung mussten sich die Probanden an einem definierten Ort auf dem Boden in der virtuellen Stadt einfinden, wo ein geeigneter Fixationspunkt mit gleichem Abstand definiert wurde. Nur während der inVR Bedingung trugen sie das VR-Headset. Statistisch geprüft wurde in beiden Experimenten durch eine einfaktorielle ANOVA mit Messwiederholung.

Ergebnisse

In Experiment 1 zeigt eine deskriptive Analyse der Daten, dass der durchschnittliche Sway Path in der Virtual Reality (VR)-Bedingung deutlich höher war ($M = 21,8$, $SD = 6,61$) als in der nicht-virtuellen (nVR)-Bedingung ($M = 13,6$, $SD = 3,83$). Die Verteilung der Sway Path-Werte variierte ebenfalls stärker in der VR-Bedingung (Range = 12,5 bis 35,8) im Vergleich zur nVR-Bedingung (Range = 7,73 bis 21,6). Der Shapiro-Wilk-Test ergab, dass die Daten in beiden Bedingungen normalverteilt waren.

Anschließend wurde eine ANOVA mit Messwiederholung durchgeführt, um den Effekt der Bedingung auf den Sway Path zu untersuchen. Die Ergebnisse zeigten einen signifikanten Haupteffekt der Bedingung, $F(1,21) = 39,5$, $p < .001$, $\eta_p^2 = 0,653$, was auf eine starke Effektgröße hinweist. Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass die Nutzung VR-Umgebung zu einem signifikant größeren Sway Path führt, was darauf hindeutet, dass die Balancekontrolle hier stärker herausgefordert wird als in nicht-virtuellen Umgebungen.

In Experiment 2 wurden ursprünglich 17 Probanden getestet, jedoch wurde ein Proband aufgrund starker Abweichungen als Ausreißer identifiziert und aus der Analyse ausgeschlossen. Somit basieren die folgenden Ergebnisse auf den Daten von 16 Probanden.

Die Mittelwerte des Sway Path in verschiedenen Bedingungen (Parallelstand, sowie Einbeinstand rechts und links) wurden ermittelt. Vor der VR-Exposition lagen die Mittelwerte zwischen 17,0 und 59,1 ($SD = 9,43$ bis 14,5). Während der VR-Exposition lagen die Werte zwischen 19,4 und 53,2 ($SD = 11,8$ bis 15,8), und nach der VR-Exposition zwischen 17,7 und 52,5 ($SD = 8,24$ bis 15,3). Dies deutet darauf hin, dass die VR-Bedingung einen Einfluss auf das Gleichgewichtsverhalten hatte, wobei die Standardabweichungen auf eine gewisse Variabilität in den Reaktionen der Probanden hinweisen.

Eine ANOVA mit Messwiederholung ergab einen signifikanten Haupteffekt der Zeit auf das linke Standbein ($F(2,30) = 5,12$, $p = 0,012$, $\eta_p^2 = 0,254$). Post-hoc-Tests zeigten, dass der Sway Path während der VR-Exposition signifikant höher war als vor der Exposition ($p = 0,018$). Es gab keine weiteren signifikanten Unterschiede. Diese Ergebnisse legen nahe, dass die VR-Exposition insbesondere beim linken Standbein einen signifikanten Einfluss auf das Gleichgewichtsverhalten hatte. Die Hauptergebnisse der beiden Experimente sind in Abbildung 3 als Säulendiagramme dargestellt.

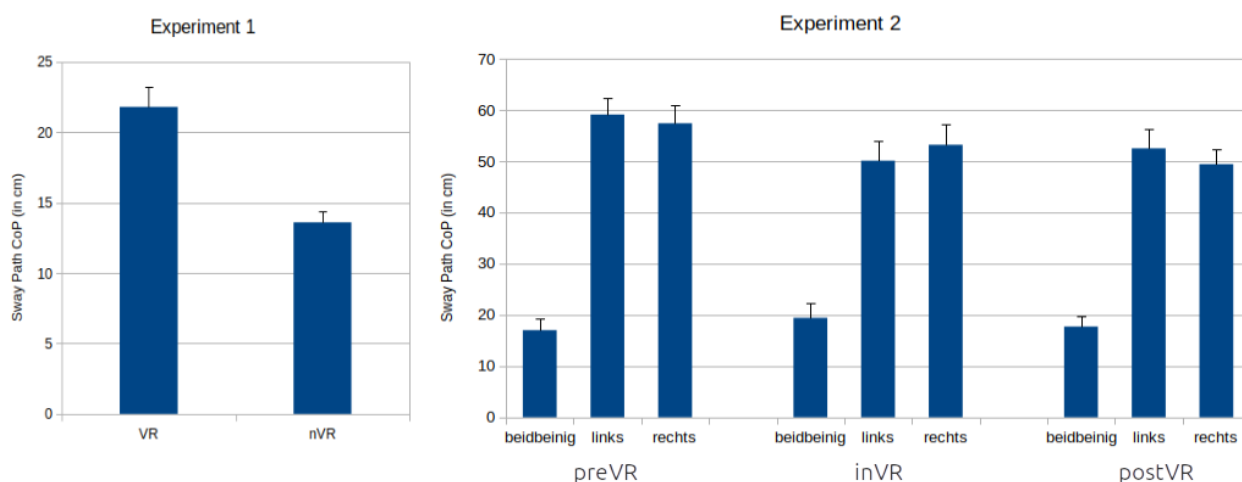


Abb. 3. Diagramme der Mittelwerte des Sway Path des CoP (in cm) und Fehlerbalken des Standardfehler von Experiment 1 & 2.

Diskussion

Die Ergebnisse der Experimente prüfen die Auswirkungen von VR-Umgebungen und Aufgaben auf die posturale Kontrolle. In Experiment 1 führte vermutlich die intensive sensorische Stimulation durch die VR-Höhensimulation zu erhöhten posturalen Schwankungen. Diese Beobachtungen stimmen mit den Ergebnissen aus der Literatur überein, insbesondere mit den Befunden von Assländer & Streuber (2020), die zeigten, dass fotorealistische VR-Umgebungen eine stabilere posturale Kontrolle ermöglichen als abstrakte VR-Szenen, die weniger realistisch sind.

In Experiment 1 wurde die Hypothese aufgestellt, dass die VR-Höhensimulation eine erhöhte posturale Schwankung verursacht, da die intensive visuelle Stimulation eine größere Herausforderung für die Balancekontrolle darstellt. Die Ergebnisse zeigten tatsächlich, dass der Sway Path in der VR-Bedingung signifikant höher war, was darauf hindeutet, dass die Hypothese angenommen werden kann.

In Experiment 2 wurde angenommen, dass die dynamische VR-Aufgabe die posturale Kontrolle beeinflussen würde, insbesondere während der Einbeinstand-Phase. Die Ergebnisse stützen diese Hypothese insofern, als der Sway Path im linken Einbeinstand während der VR-Exposition signifikant höher war als vor der Exposition. Dies legt nahe, dass die dynamische VR-Aufgabe eine Anpassung der posturalen Kontrolle erforderte, was auf eine veränderte Balanceleistung hinweist. Diese Ergeb-

nisse stehen auch im Einklang mit den Befunden von Mohebbi et al. (2022), die hervorhoben, wie visueller Input eine wichtige Rolle in der posturalen Kontrolle spielen können. Somit kann die Hypothese als teilweise bestätigt angesehen werden. Zusammenfassend lässt sich sagen, dass beide Experimente darauf hinweisen, dass VR-Umgebungen die posturale Kontrolle signifikant beeinflussen können, wobei der Einfluss stark von der Art der VR-Umgebung und der Aufgabe abhängt. Studie 1 zeigt eine Erhöhung der posturalen Instabilität durch eine VR-Höhensimulation, während Studie 2 darauf hindeutet, dass dynamische VR-Aufgaben auch eine Anpassung der Balancekontrolle fördern können. Diese Ergebnisse verdeutlichen, dass VR-Umgebungen, abhängig von dem visuellen Realismus und der Dynamik der Aufgaben, sowohl eine Herausforderung als auch eine potentielle Trainingsmöglichkeit für die posturale Kontrolle darstellen können.

Literatur

- Aszländer, L. & Streuber, S. (2020). Virtual reality as a tool for balance research: Eyes open body sway is reproduced in photo-realistic, but not in abstract virtual scenes. *PLOS ONE* 15(10): e0241479. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0241479>
- Horak, F. B. (2006). *Postural orientation and equilibrium: what do we need to know about neural control of balance to prevent falls?*. *Age and ageing*, 35(suppl_2), ii7-ii11. <https://doi:10.1093/ageing/af1077>
- Mohebbi, A., Amiri, P., & Kearney, R. E. (2022). Identification of human balance control responses to visual inputs using virtual reality. *Journal of neurophysiology*, 127(4), 1159-1170. <https://doi.org/10.1152/jn.00283.2021>
- Park, S., & Lee, G. (2020). Full-immersion virtual reality: Adverse effects related to static balance. *Neuroscience letters*, 733, 134974. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2020.134974>

Arbeitskreis 7 "Datenanalyse / Machine Learning"

Wearable-Based Estimation of 3D Knee Kinetics During Overground Running – Finetuning a Pretrained Machine Learning Model (Lucas Höschler, Christina Halmich, Christoph Schranz & Hermann Schwameder)

Detection of e-bike rides from cycling data series (Dietmar Saupe, Jan Sjørven Baß & Mohsen Jenadeleh)

Wearable–Based Estimation of 3D Knee Kinetics During Over-ground Running – Finetuning a Pretrained Machine Learning Model

Lucas Höschler¹, Christina Halmich^{1,2}, Christoph Schranz² & Hermann Schwameder¹

¹Paris Lodron Universität Salzburg, ²Salzburg Research Forschungsgesellschaft mbH

Key Words: IMU, pressure insole, machine learning, joint kinetics, transfer learning

Introduction

Analyzing joint kinetics during running allows researchers to “look inside the body” of an athlete. By quantifying internal joint loading, they can uncover motor control strategies, analyze running technique, and estimate the forces and moments acting on various joints. This understanding helps in assessing injury risk and guiding the implementation of preventive measures. For instance, previous studies have demonstrated a link between an increased knee abduction moment in recreational runners and the onset of patellofemoral pain (Stefanyshyn et al., 2006).

Biomechanical measurements usually require sophisticated equipment e.g. motion capture systems to measure movement kinematics and stationary force plates in the floor or a treadmill to measure external ground reaction forces. Inverse dynamics calculations are then performed to estimate net joint forces and moments. Despite their “gold-standard” accuracy, lab-based analyses are time-consuming, resource-intensive, and largely inaccessible to most runners. In addition, running in a lab neglects the influences of real-world conditions, such as varying surfaces, inclines and running speeds.

To bridge this gap, wearable sensors like inertial measuring units (IMUs) and pressure insoles (PIs) in combination with machine learning (ML) have been proposed as a lab-independent alternative to estimate joint kinetics (Dorschky et al., 2020). Instead of utilizing a physical relationship, ML models aim to learn a statistical relationship to map input (wearables) to target (joint kinetics) data. However, ML methods require large data sets to perform well, which are difficult to obtain in the field of biomechanics (Mundt, 2023). Consequently, their generalizability to new data and conditions not included in the training set is compromised, resulting in overfitting, and restricting their application to research settings.

A potential solution to this challenge could be transfer learning, an ML technique that improves model generalizability with limited data. Transfer learning involves finetuning an ML model that has been pre-trained on a large dataset by further training it on a smaller, related dataset (Goodfellow et al., 2016, pp. 534-535). This approach has shown promising results in the biomechanics domain. For example, Zhang et al. (2022) have found an improved estimation of sagittal ankle torques based on EMG and kinematic data during walking and isokinetic exercise when a subset of the data is used for pretraining.

While treadmill running is less common for recreational runners, it is biomechanically comparable to overground running (van Hooren et al., 2020). More importantly, the controlled environment of an instrumented treadmill facilitates the efficient collection of large, high-quality datasets, which are crucial for training robust ML models. Recognizing these advantages, the aim of this study is to enhance the generalizability of 3D knee moment estimation based on IMU and PI data during overground running by finetuning a model initially trained on treadmill data.

Methods

Nineteen recreational runners (7 F, 12 M; age: 29.5 ± 2.6 years; height: 175.1 ± 5.7 cm; body mass: 67.9 ± 8.7 kg) volunteered to participate in this study. Inclusion criteria were age between 18 and 40 years, at least 2 years of running experience with a minimum of 1 training session per week, injury free for the last 3 months, and shoe size between UK 5.5 and 9.5. All participants gave their written informed consent prior to participating and the study was approved by the ethics board of the University of Salzburg (EK-GZ 34/2022). For the duration of the study, the participants were provided with three pairs of standardized typical running footwear in their respective sizes (Adidas Adizero Boston 11, Adidas Adizero RC4, and Adidas Ultraboost 22).

The participants first completed a series of runs on an instrumented treadmill, followed by overground running trials on a 25 m indoor runway. On the treadmill (Gait3D, h/p/cosmos, Traunstein, Germany), they varied the slope (level, 5% uphill, 5% downhill), speed (self-selected speed and ± 1 km/h), and footwear, completing 27 runs in total. Sixty seconds of steady-state-running were recorded in each condition, each containing 84 unilateral stance phases on average. Subsequently, they ran at a self-selected speed on the indoor runway with an embedded force plate (AMTI, Watertown, MA, USA), until 10 valid steps (5 left, 5 right) were collected for each footwear condition. Overground running speed was measured 1 m before the force plate using a double-beam light-gate system. Both capture volumes (treadmill, overground runway) were equipped with a 16-camera motion capture system (Vicon Nexus, Oxford, UK). Internal 3D net knee moments, normalized to body mass, were calculated from the motion capture and force data using inverse dynamics. To compare running modalities (treadmill and overground), mean moments for each participant were determined by averaging all steps within each condition. These condition means ($n = 27$ for treadmill, $n = 3$ for overground) were then averaged across all conditions within each running modality.

Seven wireless IMUs (Wavetrack, Cometa, Milano, Italy) were attached to the participants' bilateral dorsal feet, shins, lateral thighs, and sacrum using tape. The IMUs recorded 3D accelerations and angular velocities at 284 Hz and were synchronized to the motion capture system via a digital plug-in (ProPhysics, Kloten, Switzerland). In addition, a pair of wireless PIs (Intelligent Insoles Pro, Xsensor, Calgary, AB, Canada) was inserted into the footwear to measure plantar pressure. The PIs consisted of a measuring grid of 233 sensors per insole and they were synchronized to the

motion capture system via an analog trigger box (National Instruments, Austin, TX, USA). IMU data were filtered with a bidirectional second-order Butterworth low-pass filter with individual cut-off frequencies applied to each channel of each sensor (mean $f_c = 34.4$ Hz), determined by Yu's method (Yu et al., 1999), and z-score normalized. Time series of mean pressure in 7 functional segments (great toe, ball, lateral forefoot, medial and lateral midfoot, medial and lateral rearfoot) and center of pressure coordinates were calculated from the raw pressure data provided by the PIs. All methods were implemented in Python 3.9 using custom scripts.

A convolutional neural network (CNN) was implemented in PyTorch, consisting of 5 one-dimensional convolutional layers and 2 auxiliary layers. The CNN was designed to map wearable sensor data, consisting of multi-channel timeseries (24 IMU channels from 4 sensors on the respective side and 9 PI channels), to knee moments represented as a three-channel timeseries (one for each dimension). Initially, the model was trained on treadmill data for 20 epochs with a batch size of 64. The loss function was a weighted sum of the root mean squared error (RMSE) over the 3D knee moment timeseries for each dimension. This was done to account for differences in magnitude and to accelerate simultaneous learning of all 3D components. An Adam optimizer with scheduled learning rate ranging between 0.001 and 0.004 was employed during backpropagation. Subsequently, the pre-trained model was finetuned on overground data to adapt to new patterns in the data introduced by the overground setting. Finetuning involved adjusting only the parameters of the last two convolutional layers, while the parameters of all other layers remained unchanged to prevent overfitting on the small dataset. The model was trained for 50 epochs, with a constant learning rate of 0.0005 and otherwise identical parameters. Performance before and after finetuning was evaluated on the overground dataset employing a leave-one-participant-out cross-validation design during both training stages. Therefore, the predicted knee moment timeseries were compared to the reference using intra-class correlation (ICC) and normalized RMSE (nRMSE) relative to the range in the reference signal.

Results

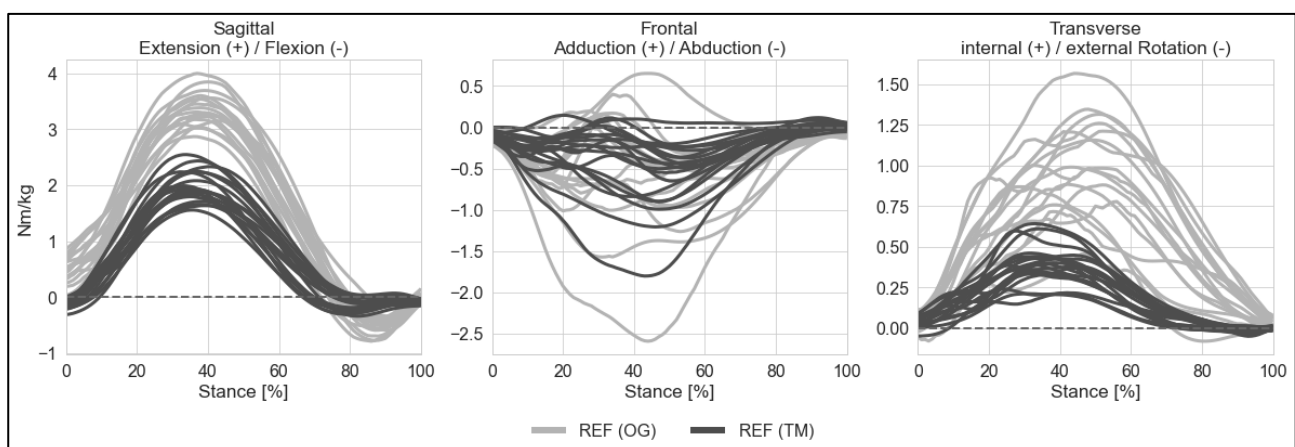


Fig. 1. Individual stance-normalized mean reference 3D knee moments across conditions of all participants (n=19) between overground (OG, dark gray) and treadmill running (TM, light gray) at self-selected speed.

The participants' self-selected running speed was higher during overground running compared to treadmill running (12.4 ± 1.1 km/h vs. 10.3 ± 1.0 km/h). Similarly, the amplitudes of the reference knee moments, derived from inverse dynamics, were systematically higher during overground running in the sagittal and transverse planes. (Fig. 1).

The model's estimations of the sagittal plane moments were more accurate compared to the minor motion planes (Tab. 1). Compared to baseline, finetuning increased the ICC by 0.18 to 0.66 and reduced the nRMSE by 0.06 to 0.26 on average, indicating more accurate estimations.

While the predicted moment timeseries diverged strongly from the reference at baseline, a very high agreement of the mean curves was observed following finetuning, although not all individual patterns could be accurately reproduced in the frontal and transverse planes (Fig. 2).

Tab. 1. Mean ICC and nRMSE across all subjects (n=19) before and after finetuning for each dimension.

		Sagittal	Frontal	Transverse
ICC	<i>Baseline</i>	0.30	0.15	0.16
	<i>Finetuning</i>	0.94	0.33	0.50
nRMSE	<i>Baseline</i>	0.38	0.46	0.44
	<i>Finetuning</i>	0.13	0.40	0.33

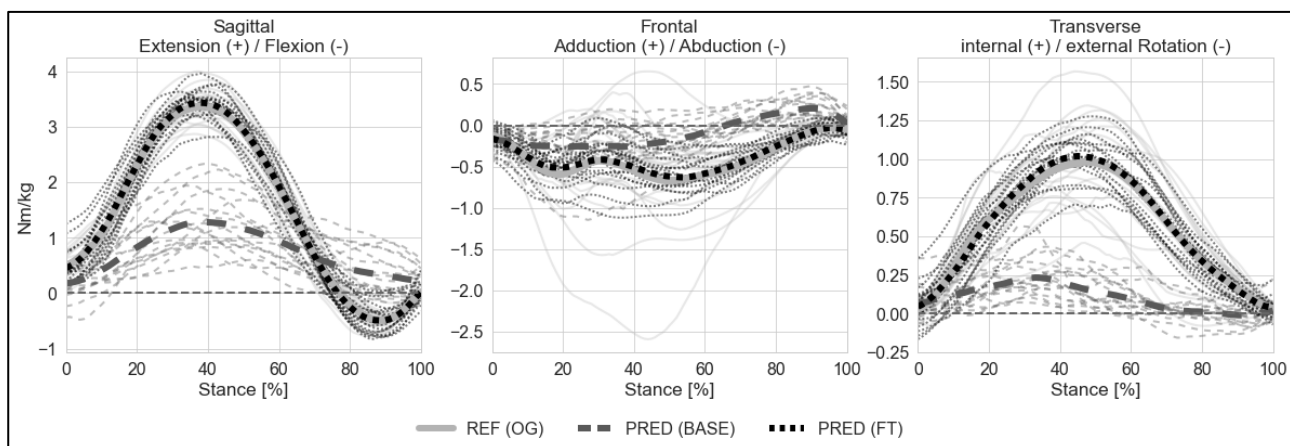


Fig. 2. Comparison of mean (thick) and individual (thin) 3D knee moments of all participants (n=19) between the reference (REF (OG), light gray, solid line) and the model's predictions at baseline (PRED (BASE), dark grey, dashed line) and after finetuning (PRED (FT), black, dotted line).

Discussion

This study has demonstrated that the application of finetuning to a pretrained ML model improves the accuracy of knee kinetics estimation during overground running based on wearable sensor data. This improvement highlights the potential of finetuning to adapt ML models for specific conditions, even with limited amounts of data, which can provide insights into joint dynamics under more ecological conditions. The most notable improvements were found in the sagittal plane, where the model

demonstrated accuracy comparable to previous research (Dorschky et al., 2020). However, the lower accuracy observed in the frontal and transverse planes demonstrates the remaining challenges that must be addressed before these methods can be utilized for injury assessment, as non-sagittal knee moments are more strongly linked to injury risk (Stefanyshyn et al., 2006). This reduced accuracy may be due to the high inter-individual variability in the reference data. To address this issue, future models could benefit from incorporating personalized features such as anthropometry or spatio-temporal gait characteristics or larger datasets.

Although running on a treadmill is biomechanically comparable to overground running, large differences in the reference knee moment timeseries have been observed between the two conditions, especially in the sagittal and transverse plane. These differences could be attributed to the higher self-selected running speeds during overground running, which result in higher positive and negative anterior-posterior ground reaction forces (Munro et al. 1987). Forces in this direction generate torques in the sagittal and transverse planes, which could explain the observed differences in net knee moments. Additional contributing factors that may lead to an increase in antero-posterior ground reaction force include the lower surface compliance of the overground runway or alterations in running technique associated with targeting the force plate.

While treadmill running allows for the efficient generation of large datasets suitable for ML methods, the poor performance of the baseline model suggests that careful evaluation and adaptation of such models is crucial before they are applied to new conditions such as overground running. This study has shown that finetuning for a specific use-case with a very limited dataset could be an effective approach. Similarly, a recent study by Tan et al. (2024), which aims to estimate ground reaction forces during various movements from IMU data, has illustrated that with finetuning only 1-10 % of the data is needed to achieve similar accuracy as with the full dataset and a model trained from scratch. This highlights the potential of using pre-trained models on large, related datasets, as only a small fraction of task-specific data is needed to effectively adapt the model to new conditions, making it both efficient and practical for real-world applications.

In conclusion, finetuning an ML model that was pre-trained on treadmill data has proven effective in improving the accuracy of knee kinetics estimation during overground running, particularly in the sagittal plane. This research represents another step in bridging the gap from lab to field in biomechanical analysis, which could significantly improve athlete monitoring, performance optimization, and injury prevention. By sharing datasets and pre-trained models across sports research institutions, finetuning these models on smaller, task-specific datasets could enhance their adaptability and performance, making advanced biomechanical analysis more accessible and practical across a wide range of applications, which ultimately benefits the athletes.

References

- Dorschky, E., Nitschke, M., Martindale, C. F., Van den Bogert, A. J., Koelewijn, A. D., & Eskofier, B. M. (2020). CNN-based estimation of sagittal plane walking and running biomechanics from measured and simulated inertial sensor data. *Frontiers in bioengineering and biotechnology*, 8, 604.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT press.
- Mundt, M. (2023). Bridging the lab-to-field gap using machine learning: a narrative review. *Sports Biomechanics*, 1-20.
- Munro, C. F., Miller, D. I., & Fuglevand, A. J. (1987). Ground reaction forces in running: a reexamination. *Journal of biomechanics*, 20(2), 147-155.
- Stefanyshyn, D. J., Stergiou, P., Lun, V. M., Meeuwisse, W. H., & Worobets, J. T. (2006). Knee angular impulse as a predictor of patellofemoral pain in runners. *The American journal of sports medicine*, 34(11), 1844-1851.
- Tan, T., Shull, P. B., Hicks, J. L., Uhlrich, S. D., & Chaudhari, A. S. (2024). Self-Supervised Learning Improves Accuracy and Data Efficiency for IMU-Based Ground Reaction Force Estimation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*.
- Van Hooren, B., Fuller, J. T., Buckley, J. D., Miller, J. R., Sewell, K., Rao, G., Barton, C., & Willy, R. W. (2020). Is motorized treadmill running biomechanically comparable to overground running? A systematic review and meta-analysis of cross-over studies. *Sports medicine*, 50, 785-813.
- Yu, B., Gabriel, D., Noble, L., & An, K. N. (1999). Estimate of the optimum cutoff frequency for the Butterworth low-pass digital filter. *Journal of Applied Biomechanics*, 15(3), 318-329.
- Zhang, L., Zhu, X., Gutierrez-Farewik, E. M., & Wang, R. (2022). Ankle joint torque prediction using an NMS solver informed-ANN model and transfer learning. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 26(12), 5895-5906.

Detection of e-bike rides from cycling data series

Dietmar Saupe¹, Jan Sjørven Baß¹ & Mohsen Jenadeleh¹

¹Department of Computer and Information Science, Universität Konstanz

Key words: Activity recognition, road cycling, machine learning

Introduction

On social media sports platforms, individual athletes upload, collect and analyze GPS data that they have recorded during their sporting activities. These platforms also encourage competition and offer rewards to motivate users on a daily basis. For example, there can be shared route sections for which cyclists can compare their performances with each other. However, the corresponding leaderboards can be contaminated with uploaded e-bike rides (Bauer, 2021), which violates the rules of fairness and undermines the purpose of the rankings. In this paper, we develop, implement and validate a machine learning approach to detect such e-bike rides based on recordings of speed, road gradient and heart rate. Such methods may be applied on social sports platforms to ensure fairness on their leaderboards.

Our proposed activity recognition proceeds in two stages. In the first stage, a Support Vector Machine (SVM) is trained to classify minute-long time intervals as either road bike or e-bike riding. The input data to the machine consists of speed, road gradient and heart rate, recorded or interpolated at a frequency of 1 Hz. In the second stage an activity is classified as an e-bike ride if the average e-bike class probability of its time intervals is above a certain threshold.

The scope of this contribution is limited to the proof-of-concept of this approach. There are many options to extract other feature vectors and to extend the range of considered machine learning algorithms. We expect that our first results presented here can be significantly improved.

Materials and methods

Data set. We manually collected data from 98 cyclists for 42 road bike and 56 e-bike activities, resulting in 775,000 records sampled at a frequency up to 1 Hz. The measurements were collected and processed by the athletes' personal bike computers which used various sensors to capture elevation (via GPS and barometric pressure), speed, cadence, power, and heart rate. For our study we extracted and derived time series for speed, road gradient and heart rate. We interpolated the time series and segmented contiguous time intervals of 60 seconds, resulting in a feature vector for each minute-long segment of an activity. A feature vector consists of 180 scalar values for speed, road gradient and heart rate. The number of feature vectors for all 98 activities together is 13,753.

Figure 1 shows the density functions of the data values of road gradients, speed and heart rate of the processed dataset. There are apparent differences between road bike and e-bike rides. For example, road bike cyclists spent a larger fraction of time

on steep ascends with gradients greater than 5% and a smaller fraction of time on the flat parts as compared to the e-bike riders. This is as expected, because e-bikes deliver power on the uphill parts making them faster and reducing the time spent on climbs. In the flat sections, e-bike power is reduced at higher speeds. As the power output of e-bike riders is generally lower than that of road cyclists, road bikes travel faster and spend a smaller proportion of time on the flat sections.

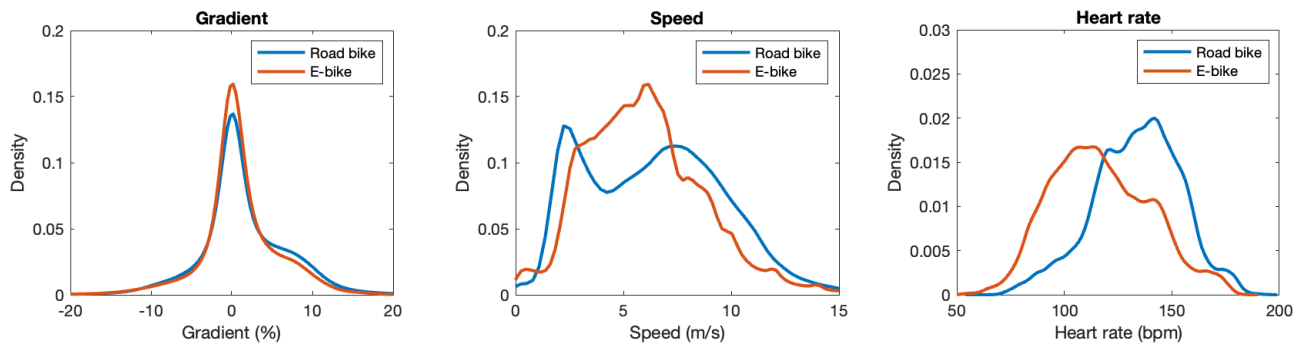


Fig. 1. Density plots with kernel smoothing of the data for input to the machine learning. The distribution of road gradients is not symmetric, primarily because riders spend more time on the uphill than on the downhill parts of their rides. For gradient and speed the curves with the larger peak are for e-bike activities, for heart rate the curve with the smaller peak is for e-bike activities.

Approach of computational method. We propose an application of machine learning in two stages. In the first stage a learning algorithm trains a model for the classification of the labelled minute-long data segments. For any feature vector, this model provides a probability of belonging to the e-bike class. In the second stage an activity is classified as an e-bike ride if the average e-bike class probability for its segments is above a threshold. This threshold determines the trade-off between the e-bike detection rate and false alarms.

Search space. For the pilot study in this contribution, we limited the machine learning to SVMs using Matlab's `fitcsvm` function. This classification algorithm can work with various types of kernels, including linear, polynomial (of varying orders, typically 2 or 3), and radial basis function (RBF). Another key hyper-parameter is the penalty parameter C , referred to as `BoxConstraint`, which controls the trade-off between maximizing the margin and minimizing the classification error. Additionally, the software can select an appropriate kernel scale factor γ using a heuristic procedure, if the user does not explicitly specify it.

Nested cross-validation for the classification of segments. In order to obtain an unbiased estimate of the achievable performance of the SVM with optimized hyper-parameters, we applied nested cross-validation. There were 98 runs of the outer cross-validation, each one with a test set containing all feature vectors of one of the 98 activities and with the training set containing all segments of the remaining activities. For each such training set, an inner five-fold cross-validation was carried out to compare the performances of the SVM for all choices of the hyper-parameters using a grid search algorithm. Care was taken to ensure that each of the available 97 activities contributed to only one of the five folds in order to avoid data leakage, that could

otherwise occur. Moreover, the five folds in the inner cross-validation were stratified, so that each fold contained an equal number of e-bike and road bike activities if possible. As measure of performance of an SVM with selected hyper-parameters, we computed the resulting receiver operator characteristic curve (ROC). Larger areas under the curve (AUC) indicate better performance.

In each of the 98 inner five-fold cross-validations the grid search algorithm yielded one value for each hyper-parameter for the best-performing SVM. This model was then retrained using the entire training set of 97 activities for the outer cross-validation and applied to the corresponding test set. Putting together these results for all of the test sets in the outer loop produced the desired unbiased estimate of the achievable performance of the SVM with optimized hyper-parameters. The generated list of probabilities for the segments yields the overall ROC and allows for the computation of the AUC, confusion matrices, classification accuracies, and other performance measures.

Model selection. The result of the nested cross-validation may not be a unique hyper-parameter setting. For example, a polynomial SVM classifier might be the best for the test set given by one activity, while an RBF kernel could be the best for a test set given by some other activity. In this case, the decision for the recommended model type (hyper-parameters) may be based on another cross-validation with a simple train-test split. In these cross-validations, one should test the machines and hyper-parameters that performed best in the nested cross-validation. In addition, other configurations of SVMs may be tested for performance comparison.

Classification of road/e-bike activities. The selected model generates probabilities for the e-bike class for all segments of an activity. The average e-bike class probability is then calculated and compared against a threshold to classify the activity as either an e-bike or a road bike ride. Increasing the threshold requires stronger evidence for an e-bike classification, which in turn decreases the false positive rate. This tradeoff can be visualized using ROC curves, similar to the segment classification.

Results

The grid search for the best classifier was carried out with four kernels (linear, polynomial of order 2 and 3 and radial basis functions) and 4 values for BoxConstraint ($C = 0.1, 1, 10, 100$) and 6 values for $\text{gamma} = 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100$ with RBF kernels and $\text{gamma} = 1$ otherwise. The features were standardized before the learning.

For the 98 runs of the inner 5-fold cross-validation, SVMs with an RBF kernel gave the best performance in terms of the AUC, however, with three differing assignments of hyper-parameters, namely $(C, \text{Gamma}) = (0.1, 0.1), (1.0, 0.1), (100, 0.01)$. These configurations were the best in 17, 18 and 63 cases, respectively. The first of these SVMs having $C = 0.1$ and $\text{Gamma} = 0.1$ was retrained on the entire training sets for the 17 corresponding test sets in the outer cross-validation and their performance validated on these outer test sets. The other two SVMs were retrained and validated similarly. The overall performance on all of the test sets together is summarized in

the left ROC curve in Fig. 2. The AUC is 0.71. This can be interpreted as the unbiased estimate of the e-bike detection performance by the best model identified in a grid search using a given training set and applied on new, unseen data.

The above classification is at the segment level, i.e., for the feature vectors for each minute of an activity. The classification at the activity level is based on the average probabilities of the e-bike class over all the segments of the activity. This result is shown in the right part of Fig. 2.

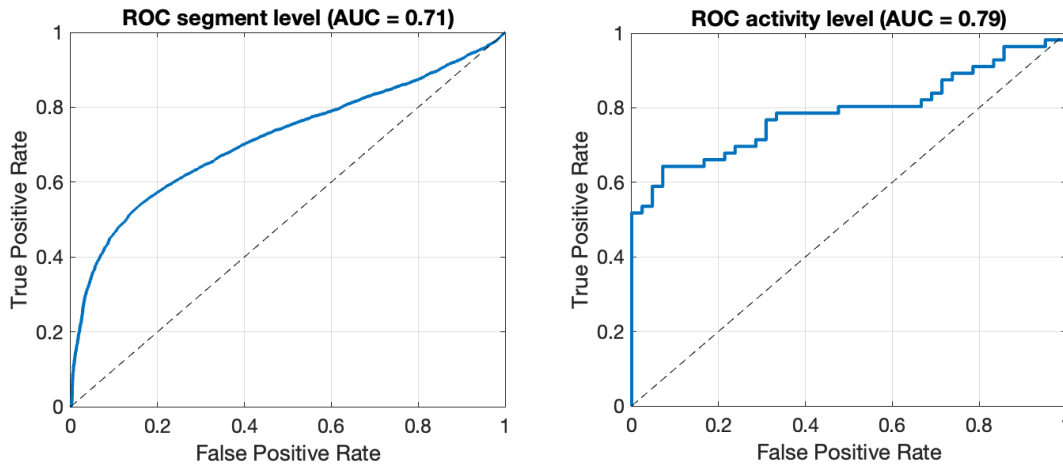


Fig. 2. Result of the nested cross-validation. On the left the ROC curve for the classification of the minute-long segments, on the right the resulting classification of the 98 activities.

Since the nested cross-validation did not yield a single best-performing model, we retrained the three identified SVMs with RBF kernels. To this end, we used leave-one-out cross-validation (LOOCV). In each iteration, one activity and all its feature vectors were left out for testing, as for the nested cross-validation. Additionally, we included several other models in this evaluation. The results are presented in Table 1 below.

In a practical application of e-bike detection the false positives (false alarms) incur large costs and should be avoided as much as possible. The vast majority of classified activities will be road bike rides and even a small FPR of, say only 1%, may yield many more false than true positives. Therefore, the performance of an SVM is most critical for the initial part of the ROC where the FPR is smallest. In Table 1 the last three columns focus on this aspect, giving the number of true positives when the number of false positives is 0, 1 and 2.

Tab. 1. Classification results of trained SVMs using LOOCV. In the last three columns the number of true positives (e-bike detections) is listed for 0, 1 and 2 false positives (false alarms). The total number of e-bike and road bike activities is 56 and 42.

Kernel	BoxConstraint C	Gamma	AUC Segments	AUC Activities	TP FP = 0	TP FP = 1	TP FP = 2
RBF	100	0.01	0.73	0.80	23	28	32
RBF	1	0.1	0.73	0.84	25	28	32
RBF	0.1	0.1	0.73	0.83	25	29	30

Kernel	BoxConstraint C	Gamma	AUC Segments	AUC Activities	TP FP = 0	TP FP = 1	TP FP = 2
RBF	180	0.01	0.74	0.81	27	28	33
RBF	180	0.02	0.75	0.82	28	28	36
Pol. Deg 2	0.1	1	0.64	0.77	11	19	23
Pol. Deg 2	0.01	1	0.72	0.86	28	34	35
Pol. Deg 2	0.001	1	0.73	0.84	27	31	37

The machines identified by the nested cross-validation (top three rows of the table) do not give the best result for the activity classification, but rather the SVM with the polynomial degree 2 kernel and $C=0.01$. See Fig. 3 for the ROC curves. Even though the AUC at the segment level is only 0.72, at the activity level the AUC is the best (0.86), and the number of detected e-bike activities without any or just a single false positive is best, namely 28 and 34, respectively. This corresponds to a detection rate (TPR) of 50% without any false positives and 60.7% with just one false positive.

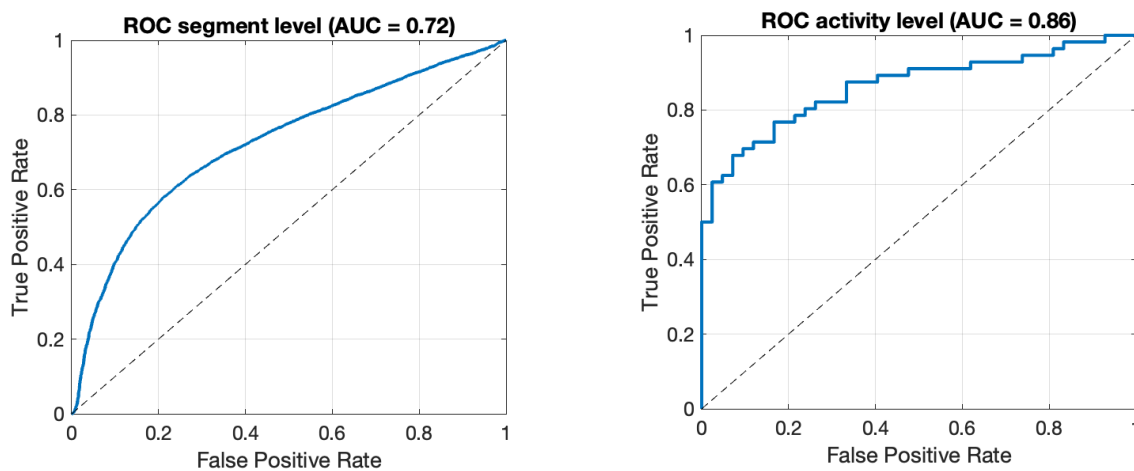


Fig. 3. Best performance from the cross-validation, obtained from the SVM with polynomial kernel of degree 2 and $C=0.01$. On the left the ROC curve for the classification of the minute-long segments, on the right the resulting classification of the 98 activities.

Discussion and limitations

The training of SVMs involves random elements such that the outcome is not deterministic. Therefore, also the performance may vary. Fig. 4 shows the corresponding histograms. We see large differences between the computed models. Therefore, the performance results given in Table 1 can be improved.

However, these models may not generalize well, i.e., they may perform worse on unseen new test data. The lower performance achieved in the nested cross-validation should be regarded as the proper estimate for the performance on new test data. A limitation of our approach is that it relies on heart rate included in the data. The majority of e-bike riders do not wear heart rate sensors and cannot be detected by our models.

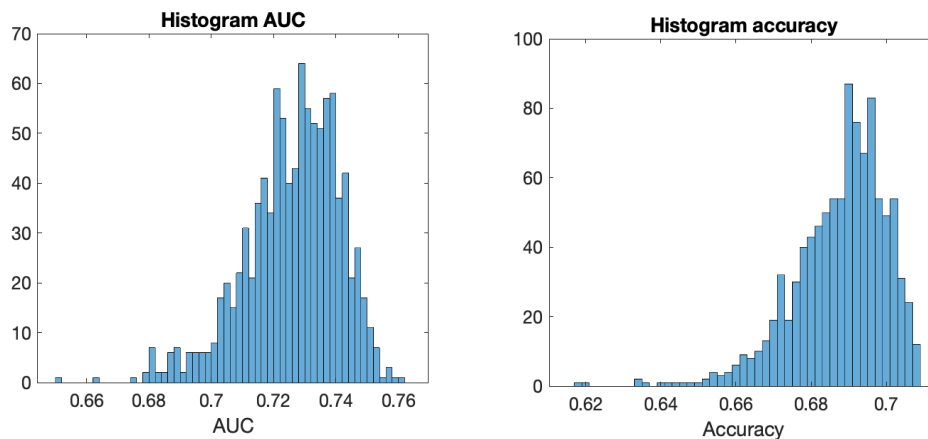


Fig. 4. Left: Histogram of the AUC for 1000 trained SVM models with a polynomial kernel using 5-fold cross-validation. Right: The resulting classification accuracies vary over a large range.

Related work

To our knowledge this is the first work on classification of e-bikes versus road bikes from GPS and heart rate sensor data. The following papers discuss similar activity recognition problems.

Oberle, Gärtner & Maier (2024) investigated the performance of time series classification algorithms for pedaling detection in bicycles using accelerometer data from crank-mounted sensors. For e-bikes, pedaling detection is required to activate motor assistance only during pedaling. Pedaling detection can also be used to automatically control suspension elements in mountain bikes.

Larsson & Hallqvist (2023) developed machine learning solutions for recognizing and classifying motion patterns of an e-bike, for example, bike falling over, lifted or rolled. Such methods can help to advance bike protection applications. As input, accelerometer, gyroscope and magnetometer data was used.

The work closest in spirit to ours was presented by Matkovic, Waltereit, Zdankin & Weis (2020). They trained a convolutional neural network on sensor data of cyclists' smartphones to identify bikes from four classes: fixie, city, mountain bikes and e-scooters. Bike type identification can help improve safety and comfort by navigation services that suggest roads most suitable for the cyclist's bike type.

All of the above works used data from sensors that provide measurements of acceleration at a high frequency, e.g., 100 Hz. In our application scenario, we are limited to speed, road gradient, and heart rate, irregularly sampled at most once per second. Moreover, the gradient is estimated from GPS and barometric data, typically with large errors. Thus, e-bike classification accuracy from such limited data cannot be expected to reach the levels reported in the above works.

Conclusion

We have introduced and motivated the problem of e-bike detection from GPS-based and heart rate data together with a proof-of-concept for a solution by machine learning using support vector machines. In the future, other machine learning approaches

like random forests and neural networks shall be explored to improve the e-bike detection performance, also for data without heart rate.

References

- Bauer, C. (2021). Betrug auf Strava. In *TOUR 2021(3)* (pp. 98–103).
- Larsson, F., & Hallqvist, P. (2023). *Classifying motion patterns of bikes using machine learning*. Msc Thesis, Lund University.
- Matkovic, V., Waltereit, M., Zdankin, P., & Weis, T. (2020). Towards bike type and E-scooter classification with smartphone sensors. In *MobiQuitous 2020 - 17th EAI International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services* (pp. 395–404).
- Oberle, M., Gärtner, S., & Maier, F. (2024). Investigating the suitability of time series classification algorithms for embedded systems: A case study on bicycle pedaling detection. In *2024 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)* (pp. 434–439).

Arbeitskreis 8 "Modellierung & Methoden"

Validierung eines neuen Ansatzes zur genauen Berücksichtigung exzentrischer Kontraktionen in metabolischen Modellen (Lena Kloock, Myriam de Graaf, Kim Boström & Heiko Wagner)

Paralleltest-Reliabilität von computergestützten Messkonfigurationen zur Erfassung der posturalen Kontrolle (Sam Limpach, Katharina Borgmann, Peter Leinen, Thomas Mühlbauer & Stefan Panzer)

Calculating the amount of rotation of rigid bodies - the accuracy of a video-based method (Axel Schüler, Christian Merz & Tom Gorges)

Fehlerabschätzung des Bewegungserfassungssystems Simi Motion Shape anhand statischer Posen eines Humanoiden (Hanna Thomas, Steven Pickardt, Axel Schleichardt & Olaf Ueberschär)

Vergleich markerloser vs. markerbasierter 3D-Bewegungsanalyse anhand einer dynamischen Wurfbewegung (Carina Thomas, Kevin Nolte & Thomas Jaitner)

Validierung eines neuen Ansatzes zur genauen Berücksichtigung exzentrischer Kontraktionen in metabolischen Modellen

Lena Kloock¹, Myriam de Graaf^{1,2,3}, Kim Boström¹ & Heiko Wagner^{1,2}

¹Arbeitsgruppe Bewegungswissenschaften, Universität Münster, Deutschland, ²Otto Creutzfeld Center for cognitive and Behavioral Neuroscience, Universität Münster, ³Center for Nonlinear Science (CeNoS), Universität Münster

Schlüsselwörter: metabolische Kosten, inverse Dynamik, Gang, Titin

Einleitung

Viele Attribute des menschlichen Ganges sind darauf optimiert, den Energieverbrauch zu minimieren (Cavanagh & Kram, 1985; De Graaf, Hubert, Houdijk & Bruijn, 2019; Ralston, 1958; Selinger, O'Connor, Wong & Donelan, 2015; Zarrugh, Todd & Ralston, 1974). Dieser wird typischerweise durch indirekte Kalorimetrie bestimmt, welche aufgrund der Variabilität des Atems über einen ausreichend langen und stabilen Zeitraum gemittelt werden muss (Markovitz, Sayre, Storer & Cooper, 2004; Selinger et al., 2015).

Um diesen Nachteil zu umgehen, wurden verschiedene Modelle entwickelt, validiert und verglichen, welche den muskulären metabolischen Energieverbrauch (MEE) berechnen. Hierzu werden drei verschiedene Wärmeraten sowie die Arbeitsrate aufsummiert. Mit kinematischen Messungen und Standard-Muskelparametern kann daraus dann der Energieaufwand verschiedener Bewegungen ermittelt werden (Bhargava, Pandy & Anderson, 2004; Houdijk, Bobbert & De Haan, 2006; Kim & Roberts, 2015; Koelewijn, Heinrich & van den Bogert, 2019; Lichtwark & Wilson, 2005; Margaria, 1968; Michaud, Mouzo, Ligrís & Cuadrado, 2019; Miller, 2014; Minetti & Alexander, 1997; Umberger, 2010).

Ein Hauptproblem bisher existierender Modelle besteht in der Berechnung des Energieumsatzes bei exzentrischen Kontraktionen (Gambietz, Nitschke, Miehlung & Koelewijn, 2024; Koelewijn et al., 2019; Miller, 2014; Uchida, Hicks, Dembia & Delp, 2016; Umberger, 2010). Bei einer Dehnung gegen den kontraktilen Widerstand führt die vom Muskel geleistete mechanische Arbeit rechnerisch zu negativen Werten. Diese negative Arbeitsrate stellt prinzipiell Energie dar, die gespeichert und später wieder in den Muskel zurückfließen könnte. Eine theoretische Möglichkeit dafür wäre das Umkehren der chemischen Prozesse, was aufgrund des zweiten Hauptsatzes der Thermodynamik allerdings unmöglich ist (Gambietz et al., 2024; Linari, Woledge & Curtin, 2003; Uchida et al., 2016). In unterschiedlichen Anpassungen der Modelle wurden daher verschiedene Lösungsansätze vorgeschlagen, um die negativen Arbeitsraten zu eliminieren oder zu verringern, wie zum Beispiel die Verringerung der Wärmeproduktion während der Dehnung (Umberger, 2010) oder die Einschränkung der maximal möglichen Energieaufnahme (Koelewijn et al., 2019) bzw. des gesamten Energieumsatzes (Uchida et al., 2016) während der Dehnung auf positive Werte. Bislang wurden jedoch die elastischen Eigenschaften des Titin nicht berücksichtigt.

Wie neuere Studien zeigen, wirken Titinfilamente wie gedämpft federartige molekulare Strukturen während exzentrischer Muskelkontraktionen (Herzog, 2018; Pinniger, Ranatunga & Offer, 2006; Rode, Siebert & Blickhan, 2009). Auch wenn diese federartige Funktion keine volle Rückgabe der Energie in die Muskulatur ermöglicht, so kann es doch den Energiebedarf für nachfolgende Kontraktionen reduzieren (Abbott, Aubert & Hill, 1951; Woledge, 1968) und sollte dementsprechend in Modellen berücksichtigt werden.

Ziel dieser Studie ist es deshalb, die jüngsten Ergebnisse der Muskel-Federtheorie in ein Modell des muskulären Energieverbrauchs (MEE) einzubeziehen und zu untersuchen, ob dadurch eine genauere Berechnung des MEE im Vergleich zu bisherigen Modellen bei gleichzeitiger Validierung mit gemessenen Daten erreicht wird. Zusätzlich sollen auch die anderen Anpassungsmodelle verglichen werden. Da der MEE sich mit unterschiedlichen Geh- und Laufgeschwindigkeiten ändert, werden die Modellvergleiche bei je zwei Geschwindigkeiten des Gehens und des Laufens durchgeführt.

Methodik

Spirometrie und Kinematik wurden bei neun Probanden (fünf männlich, vier weiblich) in vier Geschwindigkeiten beim Gehen (1,3 m/s und 1,8 m/s) und Laufen (2,0 m/s und 2,5 m/s) in den letzten zwei von fünf Minuten Lauf- und Gangzeit gemessen. Durch invers-dynamische Berechnungen am Ganzkörper-Modell Myonardo® (Wagner, Boström, de Graaf, Puta & Mochizuki, 2022) wurden die Muskelparameter berechnet, die für die metabolischen Muskelmodelle als Eingangswerte benötigt werden. Auf Grundlage des BHAR Modells (Bhargava et al., 2004) wurden die weiteren Anpassungsmodelle als einzelne Anpassungen der originalen Formeln während exzentrischer Kontraktionen implementiert. Im KOEL-Modell wird die Arbeit auf positive Werte beschränkt (Koelewijn et al., 2019), bei UCHI hingegen die komplette metabolische Rate (Uchida et al., 2016). In beiden Modellen geschieht dies durch Setzen der negative Werte auf Null. Im UMBE-Modell wird die Arbeitsrate auf null gesetzt und gleichzeitig der Term der Verlängerungswärme auf 7,5% des Originalwertes verringert (Umberger, 2010). Bei dem von uns vorgeschlagenen Modell KLCK wird die Arbeitsrate angepasst, um die Federkonstante abzubilden. Da die Verlängerungswärmerate auf Grundlage der Annahme erstellt wird, dass alle negative Arbeit in nutzbare Energie umgewandelt wird, wird diese in unserem Modell ebenfalls angepasst. Da beide Anpassungswerte die gleichen Variablen verändern, die allerdings in unterschiedlichen Summentermen stehen, werden die Gleichungen vereinfacht, sodass ein einzelnen Anpassungsparameter c_{comb} verändert werden kann. Um den besten Parameter zu ermitteln, wurde dieser in einer Spanne von 0 bis 1 in Schritten von 0.1 angepasst. Zur Validierung der Modelle wurden der Root-Mean-Square Error (RMSE), sowie die Korrelation für Messwiederholungen über alle Geschwindigkeiten berechnet.

Ergebnisse

Für das vorgeschlagene KLCK-Modell zeigten kleine Werte von c_{comb} die besten Validierungsergebnisse (Abb. 1). Eine Verringerung des Parameters von 1,0 auf 0,2 führte zu einem deutlichen Anstieg der Leistung sowohl in Bezug auf den RMSE als auch auf die Korrelation (Abb. 1). Die Korrelation war für das Modell mit $c_{comb} = 0$ ($r_{rm} = 0,891$, RMSE = 0,797) am besten, während der RMSE für c_{comb} gleich 0,1 die besten Werte zeigt ($r_{rm} = 0,889$, RMSE = 0,746). Für die weitere Analyse wurde ein c_{comb} von 0,1 verwendet.

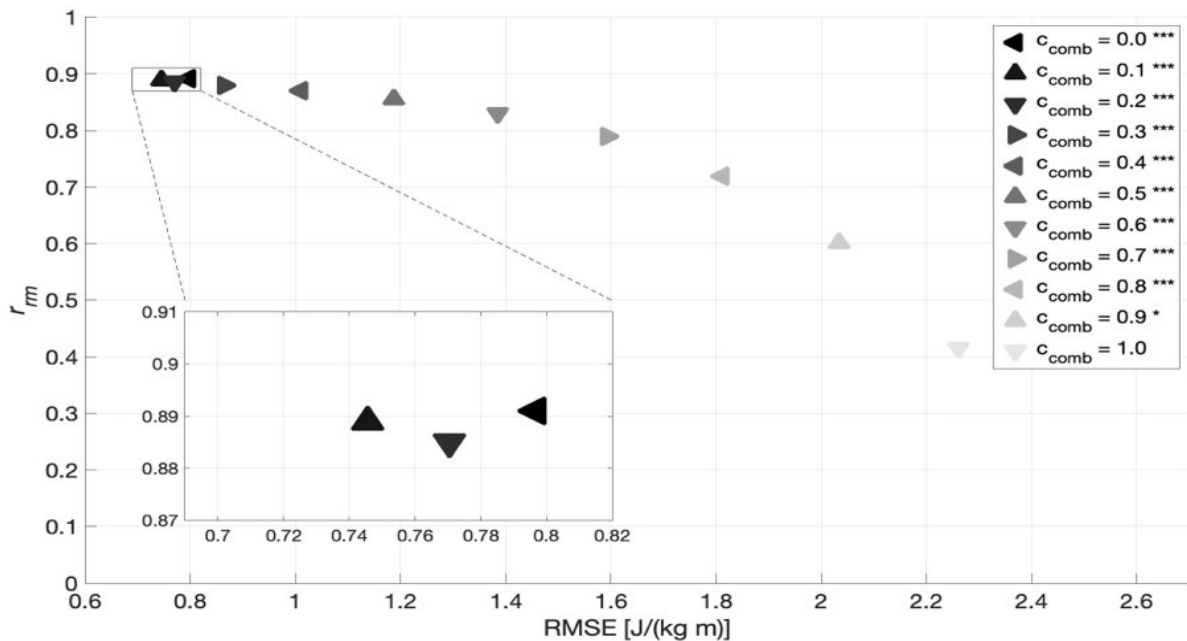


Abb. 14. RMSE (x-Achse) und Korrelation-Koeffizient (y-Achse) aller Parametervariationen des KLCK-Modells.

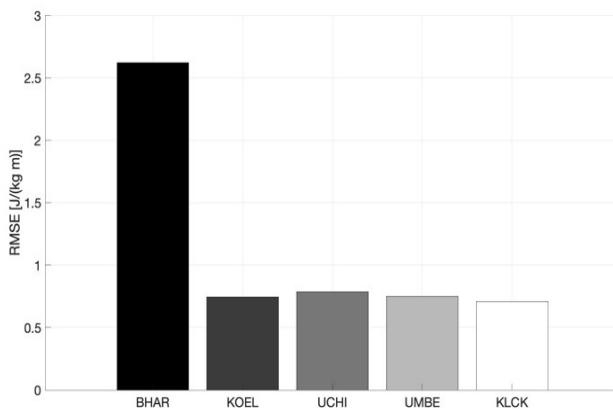


Abb. 2. RMSE in J/(kg m) berechnet zwischen den gemessenen und berechneten metabolischen Kosten.

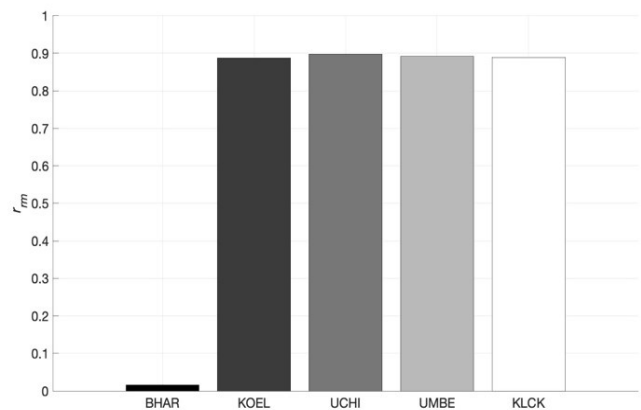


Abb. 3. Korrelationskoeffizient zwischen den berechneten Modellen und den gemessenen metabolischen Kosten. Signifikanz ist mit einem Stern gekennzeichnet (***: $p < 0.001$).

Die RMSE-Werte der verschiedenen Modelle waren für alle Anpassungen kleiner als 1, wobei UCHI den niedrigsten Fehler aufwies (RMSE = 0,798 J/(kg m)), gefolgt von KLCK (RMSE = 0,745 J/(kg m)), KOEL (RMSE = 0,750 J/(kg m)) und UMBE (RMSE = von 0,787 J/(kg m)). Der höchste Fehler wurde durch das Modell BHAR erzeugt (RMSE = 2,622 J/(kg m), Abb. 2).

Alle angepassten Modelle zeigten eine signifikante Korrelation über alle Geschwindigkeiten mit den gemessenen Daten (Abb. 3). Die höchste Korrelation zeigte UCHI ($r_{rm} = 0,897$, $df = 26$, $p < 0,001$), gefolgt von UMBE ($r_{rm} = 0,891$, $df = 26$, $p < 0,001$), KLCK ($r_{rm} = 0,889$, $df = 26$, $p < 0,001$) und KOEL ($r_{rm} = 0,887$, $df = 26$, $p < 0,001$). BHAR hingegen korrelierte nicht signifikant mit den Messdaten ($r_{rm} = 0,016$, $df = 26$, $p = 0,9340$).

Diskussion

Ziel dieser Studie war es, die Muskel-Federtheorie in ein Muskel-Energiemodell zu integrieren und zu untersuchen, ob dies zu einer genaueren Schätzung des metabolischen Energieverbrauchs (MEE) führt als bestehende Modelle, sowie verschiedene bestehende Anpassungen des Basismodells BHAR im Hinblick auf ihre MEE-Schätzung zu vergleichen. Dies wurde durch das Hinzufügen eines kombinierten Korrekturfaktors c_{comb} zu den Gleichungen für die Arbeitsrate und die Verlängerungswärmerate umgesetzt, der die durch den Beitrag von Titin eingesparte Energie darstellt. In unserem Modell war der optimale Wert für den Korrekturfaktor $c_{comb} = 0,1$. Es wurde festgestellt, dass alle Anpassungen, inklusive unserer, deutlich besser mit den gemessenen Daten übereinstimmen als das Basismodell, was zu bisherigen Erkenntnissen passt (Koelewijn et al., 2019; Miller, 2014). Unsere Anpassung führte zwar nicht zu einer weiteren Verbesserung bei der Berechnung des MEE, zeigte dafür aber eine Verbesserung der physiologischen Plausibilität.

Der Korrekturfaktor c_{comb} , der den Beitrag von Titin darstellt, kombiniert Anpassungen für zwei verschiedene Terme der Formel für die Stoffwechselkosten. Für unsere Parameter-Suche wurden diese beiden physiologisch unterscheidbaren Faktoren zu einem Faktor zusammengefasst, da beide dieselben Variablen regulieren und sich daher algebraisch nicht separieren lassen. Der erste Korrekturfaktor stellt die Speicherung externer Energie in den federartigen Titin Strukturen des Muskels dar. Aufgrund der Muskelfedertheorie sollte diese gespeicherte Arbeit weniger als die Hälfte der auf den Muskel ausgeübten externen Arbeit betragen (Abbott et al., 1951; Linari et al., 2003). Der zweite Faktor stellt die im Vergleich zur isometrischen Kontraktion hinzukommende Wärme dar, die vom Muskel während der Dehnung erzeugt wird. Diese sollte entsprechend der absorbierten Arbeit skaliert werden (Abbott et al., 1951). Da sich die beiden Korrekturfaktoren algebraisch nicht separieren lassen, konnten wir ihre relativen Beiträge zum Gesamtkorrekturterm nicht bestimmen. Hierzu bedürfte es einer separaten Messung der den beiden Termen jeweils zugrunde liegenden Prozesse.

Die ähnlich gute Performanz der untersuchten Anpassungsmodelle lässt sich durch die relativ ähnlichen Ansätze erklären. So lässt sich beispielsweise feststellen, dass

die vom UMBE-Modell angewandten Korrekturen analog zu einer Korrektur von $c_{\text{comb}} = 0,0118$ im KLCK-Modell sind. Während das UMBE-Modell also konzeptionell dem KLCK-Modell ähnelt, hat es sich nicht zum Ziel gesetzt, die Federtheorie umzusetzen. Dort wurde stattdessen die Verlängerungs-Wärmerate so angepasst, dass diese optimal zu gemessenen Werten passt. Somit führte unser theoriegesteuerter Ansatz zu ähnlichen Ergebnissen wie der datengesteuerte Ansatz von UMBE.

Die Formeln der UCHI-Anpassung enthalten Fallunterscheidungen für exzentrische Kontraktionen, um negative metabolische Raten zu verhindern. Dies scheint physiologisch weniger fundiert, da dies impliziert, dass der Körper mehr oder weniger abrupt die energetischen Prinzipien ändert und in diesem Fall während einer exzentrischen Bewegung aufhört mechanische Energie zu speichern. Obwohl es sinnvoll erscheint, anzunehmen, dass für konzentrische, exzentrische und isometrische Kontraktionen aufgrund ihrer unterschiedlichen physiologischen Eigenschaften unterschiedliche energetische Prinzipien gelten, scheint eine abrupte Änderung der Energiespeicherung innerhalb einer dieser Arten weniger wahrscheinlich.

Die Anwendbarkeit des vorgeschlagenen KLCK-Modells ist aufgrund der Art und Weise, wie die Energiespeicherung umgesetzt wird, begrenzt. Gemäß der Federtheorie trägt die im gedehnten Titin gespeicherte Energie wahrscheinlich nur zu den direkt anschließenden kurzen konzentrischen Kontraktionen bei (Barclay & Curtin, 2023). Da unser angepasstes Modell die negative Arbeit an dem Zeitpunkt berücksichtigt, an dem sie verrichtet wird, und nicht an dem Zeitpunkt, an dem sie verwendet werden kann, trägt die negative Arbeit unabhängig von der nachfolgenden Muskelaktivität zu den metabolischen Kosten bei. Dadurch unterscheidet das Modell nicht zwischen Bedingungen, bei denen die Energie tatsächlich genutzt werden kann, und Bedingungen, bei denen sie in Wärme umgesetzt wird, was zu einer Unterschätzung des Energieaufwands in letzterer Situation führt. Außerdem spiegelt die berechnete momentane Arbeit dadurch die tatsächliche momentane Arbeit nicht exakt wider. Da wir den Energieverbrauch über einen längeren Zeitraum bei zyklischen Bewegungen berechnet haben, haben diese Limitationen keinen qualitativen Einfluss auf die Ergebnisse der vorliegenden Studie. Jedoch schränken sie die Anwendbarkeit des Modells auf, z. B. Situationen ein, in denen die momentane Arbeit erforderlich ist oder in denen exzentrische Kontraktionen isoliert durchgeführt werden. Um die Genauigkeit der Ergebnisse für jeden Zeitpunkt zu gewährleisten, könnte in einer Folgestudie die Zeitabhängigkeit der federartigen Titin-Struktur in Bezug zu metabolischen Kosten untersucht werden.

Zusammenfassend verbessert die Einbeziehung der Muskel-Federtheorie in ein Modell des metabolischen Energieverbrauchs die Genauigkeit der Vorhersage der metabolischen Kosten im Vergleich zu einem Basismodell, das keine federähnlichen Muskelstrukturen enthält. Bereits existierende Modellanpassungen, die negative metabolische Kosten vermeiden, liefern jedoch vergleichbare und valide Ergebnisse. Diesen Anpassungen fehlt allerdings die physiologische Plausibilität, was die Verallgemeinerung der Anpassungsmodelle auf andere Bewegungen und Geschwindig-

keiten potenziell einschränkt. Es ist weitere Forschung erforderlich, um die Muskelphysiologie bei exzentrischen Kontraktionen genauer in die Modelle des metabolischen Energieverbrauchs einzubeziehen. Insgesamt ist unser Modell ein Beitrag zu einer validen und plausiblen Darstellung der energetischen Relevanz von Titin in Muskelmodellen.

Literatur

- Abbott, B. C., Aubert, X. M. & Hill, A. V. (1951). The absorption of work by a muscle stretched during a single twitch or a short tetanus. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B - Biological Sciences*, 139(894), 86–104. <https://doi.org/10.1098/rspb.1951.0048>
- Barclay, C. J. & Curtin, N. A. (2023). Advances in understanding the energetics of muscle contraction. *Journal of Biomechanics*, 156, 111669. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2023.111669>
- Bhargava, L. J., Pandy, M. G. & Anderson, F. C. (2004). A phenomenological model for estimating metabolic energy consumption in muscle contraction. *Journal of Biomechanics*, 37(1), 81–88. [https://doi.org/10.1016/S0021-9290\(03\)00239-2](https://doi.org/10.1016/S0021-9290(03)00239-2)
- Cavanagh, P. R. & Kram, R. (1985). The efficiency of human movement—a statement of the problem. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 17(3), 304–308.
- De Graaf, M. L., Hubert, J., Houdijk, H. & Bruijn, S. M. (2019). Influence of arm swing on cost of transport during walking. *Biology Open*, bio.039263. <https://doi.org/10.1242/bio.039263>
- Gambietz, M., Nitschke, M., Miebling, J. & Koelewijn, A. (2024). Contributing Components of Metabolic Energy Models to Metabolic Cost Estimations in Gait. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 71(4), 1228–1236. <https://doi.org/10.1109/TBME.2023.3331271>
- Herzog, W. (2018). Why are muscles strong, and why do they require little energy in eccentric action? *Journal of Sport and Health Science*, 7(3), 255–264. <https://doi.org/10.1016/j.jshs.2018.05.005>
- Houdijk, H., Bobbert, M. F. & De Haan, A. (2006). Evaluation of a Hill based muscle model for the energy cost and efficiency of muscular contraction. *Journal of Biomechanics*, 39(3), 536–543. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2004.11.033>
- Kim, J. H. & Roberts, D. (2015). A joint-space numerical model of metabolic energy expenditure for human multibody dynamic system. *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering*, 31(9), e02721. <https://doi.org/10.1002/cnm.2721>
- Koelewijn, A. D., Heinrich, D. & van den Bogert, A. J. (2019). Metabolic cost calculations of gait using musculoskeletal energy models, a comparison study. (A. Grabowski, Hrsg.) *PLOS ONE*, 14(9), e0222037. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0222037>
- Lichtwark, G. A. & Wilson, A. M. (2005). A modified Hill muscle model that predicts muscle power output and efficiency during sinusoidal length changes. *Journal of Experimental Biology*, 208(15), 2831–2843. <https://doi.org/10.1242/jeb.01709>
- Linari, M., Woledge, R. C. & Curtin, N. A. (2003). Energy storage during stretch of active single fibres from frog skeletal muscle. *The Journal of Physiology*, 548(2), 461–474. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.2002.032185>
- Margaria, R. (1968). Positive and negative work performances and their efficiencies in human locomotion. *Internationale Zeitschrift fuer Angewandte Physiologie Einschliesslich Arbeitsphysiologie*, 25(4), 339–351. <https://doi.org/10.1007/BF00699624>
- Markovitz, G. H., Sayre, J. W., Storer, T. W. & Cooper, C. B. (2004). On issues of confidence in determining the time constant for oxygen uptake kinetics. *British Journal of Sports Medicine*, 38(5), 553–560. <https://doi.org/10.1136/bjism.2003.004721>
- Michaud, F., Mouzo, F., Lúgrís, U. & Cuadrado, J. (2019). Energy Expenditure Estimation During Crutch-Orthosis-Assisted Gait of a Spinal-Cord-Injured Subject. *Frontiers in Neurorobotics*, 13, 55. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2019.00055>
- Miller, R. H. (2014). A comparison of muscle energy models for simulating human walking in three dimensions. *Journal of Biomechanics*, 47(6), 1373–1381. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2014.01.049>
- Minetti, A. E. & Alexander, R. McN. (1997). A Theory of Metabolic Costs for Bipedal Gaits. *Journal of Theoretical Biology*, 186(4), 467–476. <https://doi.org/10.1006/jtbi.1997.0407>

- Pinniger, G. J., Ranatunga, K. W. & Offer, G. W. (2006). Crossbridge and non-crossbridge contributions to tension in lengthening rat muscle: force-induced reversal of the power stroke. *The Journal of Physiology*, 573(3), 627–643. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.2005.095448>
- Ralston, H. J. (1958). Energy-speed relation and optimal speed during level walking. *Internationale Zeitschrift für Angewandte Physiologie Einschliesslich Arbeitsphysiologie*, 17(4), 277–283. <https://doi.org/10.1007/BF00698754>
- Rode, C., Siebert, T. & Blickhan, R. (2009). Titin-induced force enhancement and force depression: A 'sticky-spring' mechanism in muscle contractions? *Journal of Theoretical Biology*, 259(2), 350–360. <https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2009.03.015>
- Selinger, J. C., O'Connor, S. M., Wong, J. D. & Donelan, J. M. (2015). Humans Can Continuously Optimize Energetic Cost during Walking. *Current Biology*, 25(18), 2452–2456. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2015.08.016>
- Uchida, T. K., Hicks, J. L., Dembia, C. L. & Delp, S. L. (2016). Stretching Your Energetic Budget: How Tendon Compliance Affects the Metabolic Cost of Running. (A.A. Zadpoor, Hrsg.) *PLOS ONE*, 11(3), e0150378. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0150378>
- Umberger, B. R. (2010). Stance and swing phase costs in human walking. *Journal of The Royal Society Interface*, 7(50), 1329–1340. <https://doi.org/10.1098/rsif.2010.0084>
- Wagner, H., Boström, K. J., de Graaf, M. L., Puta, C. & Mochizuki, L. (2022). Validating the inverse dynamics approach for full body movements on instrumented knee prostheses. *Motor Control*.
- Woledge, R. C. (1968). The energetics of tortoise muscle. *The Journal of Physiology*, 197(3), 685–707. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.1968.sp008582>
- Zarrugh, M. Y., Todd, F. N. & Ralston, H. J. (1974). Optimization of energy expenditure during level walking. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 33(4), 293–306. <https://doi.org/10.1007/BF00430237>

Paralleltest-Reliabilität von computergestützten Messkonfigurationen zur Erfassung der posturalen Kontrolle

Sam Limpach¹, Katharina Borgmann², Peter Leinen¹, Thomas Mühlbauer² & Stefan Panzer¹⁺³

¹Universität des Saarlandes, ²Universität Duisburg-Essen, ³Texas A & M University

Schlüsselwörter: Center of Pressure, Paralleltest-Reliabilität, Kraftmessplatten

Einleitung

Seit über fünf Jahrzehnten finden Kraftmessplatten Verwendung in der Untersuchung posturaler Kontrolle (Chen et al., 2021). Mithilfe von Kraftmessplatten ist eine Messung der Bodenreaktionskräfte über einen definierten Zeitraum möglich. Der resultierende Kraftvektor ist dabei dreidimensional und setzt sich aus einem vertikalen Vektor (z-Achse) sowie zwei horizontalen Vektoren (x- und y-Richtung) zusammen. Die beiden horizontalen Vektoren beschreiben die in anterior-posterior und medio-lateral gerichteten Scherkräfte. Von entscheidender Bedeutung für die Analyse der posturalen Kontrolle ist die Betrachtung der von den Vektoren abgeleiteten Parameter, insbesondere des Center of Pressure (CoP). Der Begriff bezeichnet die Trajektorie der Körpermaße auf die Kraftmessplattform sowie das auf die Kontaktfläche der Messplattform wirkende Drehmoment, welches die Beschleunigung der Körpermasse steuert (Chen et al., 2021).

Die Verwendung unterschiedlicher Plattfortmtypen, wie die Anordnung von vier Kraftaufnehmern in triaxialer Richtung im Vergleich zu einer zentral instrumentierten Säule, bedingt, dass die Hersteller (wie z. B. Kistler, AMTI, Hawkin Dynamics und VALD) unterschiedliche Kraftsensoren nutzen. Diese umfassen unter anderem piezoelektrische Kraftsensoren, Dehnungsmessstreifen sowie Hall-Effekt-Sensoren. Des Weiteren ist zu berücksichtigen, dass eine Vielzahl von Programmen zur Datenerfassung zur Verfügung steht. Die Vielzahl an Hardware und Software führt zu einer eingeschränkten Vergleichbarkeit von CoP-Daten zwischen den Studien, welche unterschiedliche Kraftmessplatten nutzen.

Die Entwicklung der im Folgenden vorgestellten Methode zum Vergleich von CoP-Daten unterschiedlicher Kraftmessplatten, wurde durch eine a priori durchgeführte Untersuchung motiviert. In einer Parallel-Test Versuchsanordnung wurde der CoP von 70 menschlichen Testpersonen auf zwei unterschiedlichen Kraftmessplatten (Kistler-Modell 9260AA und AMTI AccuGait) über einen Zeitraum von 30 Sekunden aufgezeichnet. Der beidbeinige Stand wurde aufgezeichnet, da diese Körperhaltung die größte Auflagefläche bietet und somit die ruhigste Position im Stand eines Menschen darstellt (Winter, 1995). Die Bodenreaktionskräfte wurden mit einer Frequenz von 1000 Hz aufgezeichnet. Da jedoch keine menschliche Bewegung gleich der anderen ist (Bernstein, 1988), ist die Erfassung der posturale Kontrolle mittels der Parallel-Testmethode durch eine nicht zu unterschätzende inter- und intraindividuelle

Variabilität begleitet. Die interindividuelle Variabilität wird insbesondere durch die hohen Werte des mittleren quadratischen Fehlers (Root Mean Square Error, RMSE) der CoP-Daten der Testpersonen für die einzelnen Kraftmessplatten unterlegt. Hier betragen, trotz einer Anzahl von 35 Testpersonen pro Kraftmessplatte, die ermittelten Werte für die Kistler-Kraftmessplatte in anterior-posterior 5,08 cm und für medio-lateral 4,19 cm. Die ermittelten Werte für die AMTI-Kraftmessplatte in anterior-posterior betragen 4,20 cm und nach medio-lateral 5,32 cm.

Die erfassten Daten erlauben somit nur bedingt validen Aussagen über die Vergleichbarkeit der Aufnahme des CoP beider untersuchten Kraftmessplatten, da konsistente, wiederholbare Veränderungen des CoP hierfür erforderlich sind.

Auf dieser Grundlage war die Überlegung notwendig konsistente und wiederholbare Kräfte in die orthogonale (z-Achse) und horizontale Richtung (x- und y-Richtung) zu erzeugen. Für die orthogonale Richtung besteht die Möglichkeit, Gewichte in der Mitte und an allen vier Ecken einer Kraftmessplatte (bei vier in triaxialer Richtung angeordneten Kraftsensoren) aufzulegen und die Bodenreaktionskräfte über einen definierten Zeitraum zu messen. Allerdings gestaltet sich die Generierung verlässlicher wiederholbarer Daten für die horizontalen Scherkräfte (x- und y-Richtung) als wesentlich herausfordernder im Vergleich zur orthogonalen Richtung.

Das Ziel dieser Studie besteht in der Einführung einer Messmethode, welche die Evaluierung verschiedener Kraftmessplatten hinsichtlich ihrer CoP-Erfassung ermöglicht. Dies erlaubt einen Vergleich von Daten des CoP verschiedener Kraftmessplattenhersteller und Sensoren. Im Folgenden wird die vorgestellte Methode anhand eines Vergleichs zwischen Kraftmessplattenformen der Hersteller AMTI und Kistler untersucht.

Methode

Fadenpendel: Um wiederholbare und identische Krafteinwirkungen in die horizontale Richtung zu erzeugen wurde ein mechanisches Zweipunktaufhängependel konstruiert (Abbildung 1). Diese Art von Pendel erzeugt eine nahezu identische Schwingung bei einem gleichen initialen Auslenkungswinkel. Des Weiteren ist durch die Zweipunkt-Aufhängung eine Schwingung des Pendels lediglich in einer Ebene möglich. Folglich sollten bei identischem Auslenkungswinkel, einer Orientierung des Pendels in die x- oder y-Richtung der Kraftmessplatte sowie einer Positionierung des Ruhepunktes des Pendels über dem Mittelpunkt der Kraftmessplatte, die Krafteinwirkungen auf beide Kraftmessplatten nahezu identisch sein. Unter der Voraussetzung der Verwendung kompatibler Sensoren und Datenaufnahmesoftware sollten identische Schwingungen des CoP (berechnet aus den Krafteinwirkungen des Pendels auf die Kraftplattform) registriert werden.

Kraftmessplatten: Das Kistler-Modell 9260AA und die AMTI AccuGait (Advanced Mechanical Technology, Inc.) wurden mit Hilfe des Pendels verglichen. Bei beiden Plattformen sind die vier Kraftsensoren in triaxialer Richtung angeordnet. Die Kistler-Kraftmessplatte ist mit piezoelektrischen Kraftaufnehmern ausgestattet. Die AMTI-Kraftmessplatte basiert auf der Verwendung von Dehnungsmessstreifen und Hall-

Effekt-Sensoren. Für die Datenerfassung der AMTI-Kraftmessplatte wurde das Softwarepaket AMTI NetForce 3.5.3 verwendet und die Kistler-Plattform nutzte MATLAB 2023a (MathWorks, Natick, MA). Beide Kraftmessplatten wurden auf einer ebenen und stabilen Position in einem vibrationsfreien Labor positioniert. Zusätzlich wurde der Mittelpunkt der Kraftmessplattenoberfläche mittels Tape markiert, um eine Positionierung der Ruheposition des Pendels in der Mitte beider Kraftmessplatten zu gewährleisten. Die Datenaufnahme erfolgte mit einer Frequenz von 1000 Hz. Der genaue Aufbau der Kistler-Kraftmessplatte sowie der AMTI-Kraftmessplatte ist in Abbildung 1 dargestellt.

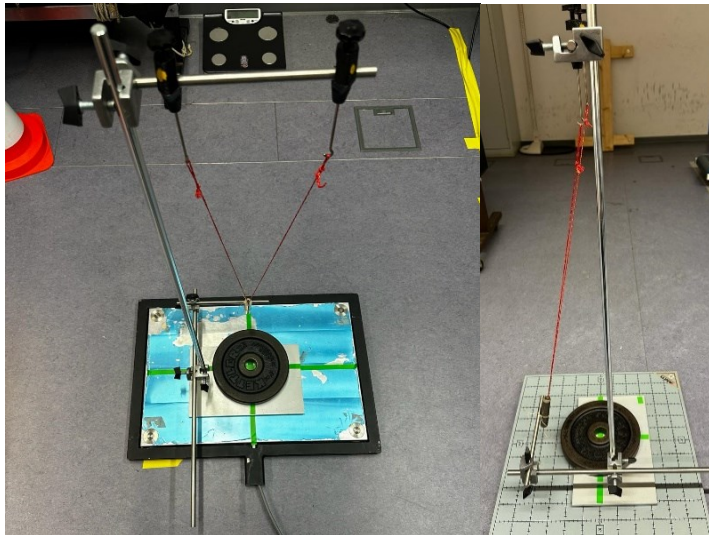


Abb. 1. Aufbau des Pendels auf der Kistler-Kraftmessplatte (links) und auf der AMTI-Kraftmessplatte (rechts).

Ablauf Messung des CoP: Die Datenerhebung wurde in einem biomechanischen Labor durchgeführt. Das wichtigste Ergebnis ist der CoP für die x-Richtung und die y-Richtung. Das Pendel wurde so auf der Kraftmessplatte positioniert, dass das Gewicht des Pendels (200 g) und so der CoP in der Mitte der Kraftmessplatte zu verorten ist. Nach der Positionierung wurde die Kraftmessplatte kalibriert. Ein 10 kg schweres Gewicht wurde auf den Mittelpunkt der Kraftmessplatte gelegt, um zu verhindern, dass die vertikale Bodenreaktionskraft während des Pendelschwungs um den Nullpunkt schwingt. Das Gewicht wurde mithilfe eines Fadens an einem horizontalen Balken befestigt, der sich 9,3 cm über der Grundplatte befindet. Dadurch ergibt sich ein Auslenkungswinkel von $16,5^\circ$. Mit einem identischen Auslenkungswinkel und gleicher Länge des Pendels (66,5 cm) wird eine identische Amplitude erzeugt, welche klein genug ist, dass die Bewegung des Pendels dem idealisierten harmonischen Bewegungsmodell sehr nahe kommt (Nelson & Olsson, 1986). Der Faden, welcher das Gewicht am initialen Auslenkungswinkel fixiert, wird verbrannt, um konstante Ausgangsbedingungen zu schaffen und jegliche Störung der anfänglichen Pendelbewegung durch menschlichen Einfluss des Pendelschwungs zu minimieren. Die Datenerfassung wurde zeitgleich mit dem Beginn des Pendelschwungs initiiert. Die Schwingung wurde auf jeder Kraftmessplatte 30 Sekunden lang, einmal in der x-Richtung und ein andermal in y-Richtung, aufgezeichnet. Folglich wurde bei allen

Versuchen eine einheitliche Kontrolle der äußeren variablen Dämpfung des Pendelsystems gewährleistet, welches unter anderem die Reibung der Pendelschnur beim Schwingen sowie den Luftwiderstand umfasst (Nelson & Olsson, 1986).

Daten Analyse: Die erfassten Daten wurden mit einem eigens entwickelten MATLAB-Skript ausgewertet. Die für die weitere Analyse verwendeten Parameter waren die Kräfte und Momente aus allen drei Achsen. Die Daten wurden mit einem Lowpass-Butterworth-Filter zweiter Ordnung mit einer Grenzfrequenz von 13 Hz gefiltert (Koltermann et al., 2018). Die Daten wurden dann am ersten Peak abgeschnitten, um einen späteren Vergleich der Daten zu erleichtern. Der CoP wurde anschließend für beide Kraftmessplatten anhand der folgenden Gleichungen berechnet:

$$\text{CoP}(x) = \frac{-(My - Fx * az0)}{Fz}$$
$$\text{CoP}(y) = \frac{(Mx + Fy * az0)}{Fz}$$

wobei M_x das Plattenmoment um die x-Richtung, M_y das Plattenmoment um die y-Richtung, F_x die anterior-posteriore Kraft, F_y die medio-laterale Kraft und az_0 der Versatz der oberen Ebene darstellt.

Im Anschluss an die erstmalige visuelle Kontrolle wurde für die statistische Auswertung der beiden erfassten CoP-Daten der verschiedenen Kraftmessplatten für beide Achsen ein konstanter y-Offset berechnet. Die Offset-Korrektur wurde durch Anpassung des ersten Peaks beider Signale vorgenommen. Somit wurde der Differenzwert zwischen den y-Koordinaten der ersten Peaks berechnet und zur Angleichung der Kurven verwendet.

Anschließend wurde der RMSE beider erfassten CoP-Daten der verschiedenen Kraftmessplatten für beide Achsen berechnet.

Ergebnisse

Es wurde ein konstanter y-Offset zwischen beiden Kraftmessplatten für die Schwingungen in der x-Richtung von -4,45 mm ermittelt. Die durchschnittliche gemessene Frequenz der AMTI-Kraftmessplatte für die Schwingungen in der x-Richtung beträgt 0,585 Hz, während die Kistler-Kraftmessplatte eine Frequenz von 0,584 Hz aufweist. Die durchschnittliche, gemessene Amplitude der AMTI-Kraftmessplatte beträgt 7,065 mm (SD = 0,774 mm), während die der Kistler-Kraftmessplatte bei 7,048 mm (SD = 0,806 mm) liegt.

Es wurde ein konstanter y-Offset zwischen beiden Kraftmessplatten für die Schwingungen in der y-Richtung von 6,506 mm ermittelt. Die durchschnittliche gemessene Frequenz der AMTI-Kraftmessplatte für die Schwingungen in der y-Richtung beträgt 0,585 Hz, während die der Kistler-Kraftmessplatte ebenfalls 0,584 Hz beträgt. Die durchschnittliche gemessene Amplitude der AMTI-Kraftmessplatte liegt bei 6,654 mm (SD = 0,655 mm), während die der Kistler-Kraftmessplatte 6,714 mm (SD = 0,688 mm) beträgt.

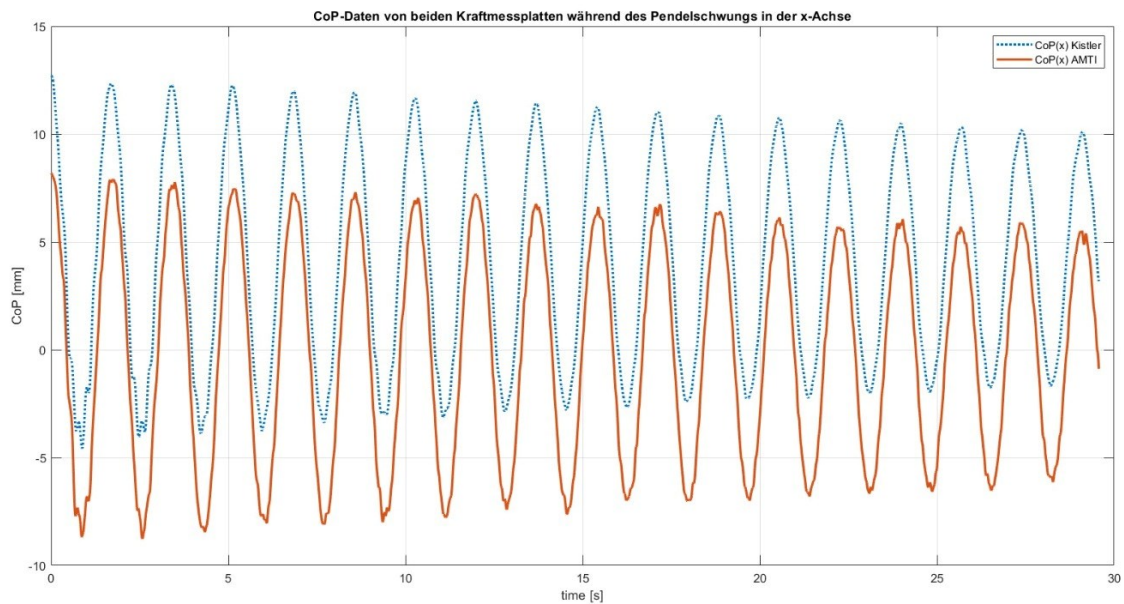


Abb. 2. CoP Daten beider Kraftmessplatten während des Pendelschwungs in der x-Richtung.

Nach Korrektur des y-Offset wurde für den Vergleich der CoP-Daten beider Kraftmessplatten in der x-Richtung ein RMSE-Score von 0,664 mm ermittelt. Somit hat die Kistler-Kraftmessplatte eine durchschnittliche Abweichung des CoP, verglichen mit der AMTI-Kraftmessplatte, von 0,664 mm.

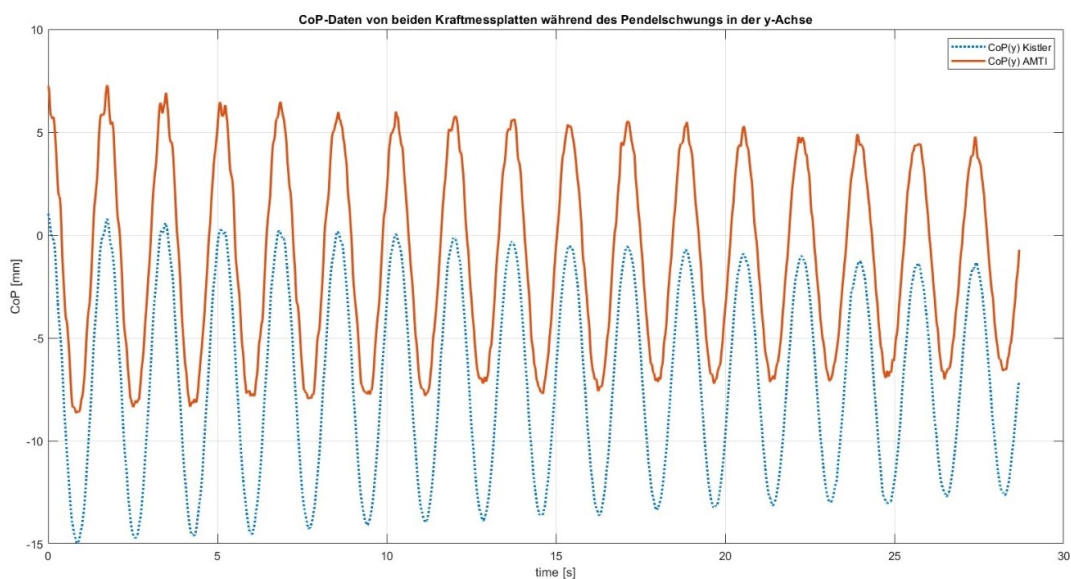


Abb. 3. CoP-Daten beider Kraftmessplatten während des Pendelschwungs in der y-Richtung.

Nach Korrektur des y-Offset wurde für den Vergleich der CoP-Daten beider Kraftmessplatten in der y-Richtung ein RMSE-Score von 0,644 mm ermittelt. Infolgedessen zeigt sich, dass die Kistler-Kraftmessplatte, im Durchschnitt über 30 Sekunden eine Abweichung des CoP im Vergleich zur AMTI-Kraftmessplatte von 0,644 mm aufweist.

Tab.1. *RMSE und y-Offset Ergebnisse beider Achsen.*

	RMSE (mm)	y-Offset (mm)
x-Richtung	0,664	-4,45
y-Richtung	0,644	6,506

Diskussion

Die vorliegende Studie hatte zum Ziel, durch die Paralleltest Methode welche die Reliabilität verschiedener Kraftmessplatten in Bezug auf die Bewertung des Center of Pressure (CoP) in der x- und y-Richtung zu ermitteln. Diesbezüglich wurde eine mechanische Vorgehensweise gewählt, um wiederholbare konsistente Veränderungen des CoP zu erzeugen (Nelson & Olsson, 1986). Im Gegensatz zu biologischen Systemen, welche durch eine Variabilität in der Bewegungsausführung gekennzeichnet sind, kann dieser Faktor hier vernachlässigt werden. Zu diesem Zweck wurde ein Zweipunktaufhängungspendel eingesetzt welcher bei einem bestimmten Auslenkungswinkel und einer festgelegten Positionierung auf den Kraftmessplatten wiederholbare, nahezu identische harmonische Schwingungen in eine Richtung ermöglicht. Wie in den Abbildungen 2 und 3 dargestellt, wies das Pendel eine annähernd wiederholbare einfache harmonische Bewegung, sowie identische Schwingungen in der x- und y-Richtung auf. Dies lässt sich durch die nahezu identisch berechnete Frequenz und Amplitude der unterschiedlichen Pendelschwingungen in die x- und y-Richtung zeigen. Nach Berücksichtigung des y-Offsets für die y- und x-Richtung lassen die RMSE-Werte, welche nahe bei null liegen, den Schluss zu, dass beide getesteten Kraftmessplatten (CoP-Messung in x- und y-Richtung der AMTI- und Kistler-Kraftmessplatten) sehr vergleichbare Ergebnisse liefern. Obgleich unterschiedliche Messsensoren und verschiedene Datenerfassungssoftware zum Einsatz kommen, lassen sich die Daten der beiden Messplattformen miteinander vergleichen. Dies ermöglicht die Erhebung zuverlässiger und vergleichbarer Ergebnisse mit unterschiedlichen Messkonfigurationen bezüglich der Haltungskontrolle des aufrechten Standes in Ruhe beim Menschen.

Literatur

- Bernstein, N.A. (1988). *Bewegungsphysiologie* (4. Auflage). Barth, Leipzig.
- Chen, B., Liu, P., Xiao, F., Liu, Z. & Wang, Y. (2021). Review of the Upright Balance Assessment Based on the Force Plate. *International journal of environmental research and public health*, 18(5). <https://doi.org/10.3390/ijerph18052696>
- Winter, D. (1995). Human balance and posture control during standing and walking. *Gait & Posture*, 3(4), 193–214. [https://doi.org/10.1016/0966-6362\(96\)82849-9](https://doi.org/10.1016/0966-6362(96)82849-9)
- Koltermann, J. J., Gerber, M., Beck, H. & Beck, M. (2018). Validation of Various Filters and Sampling Parameters for a COP Analysis. *Technologies*, 6(2), 56. <https://doi.org/10.3390/technologies6020056>
- Nelson, R. A. & Olsson, M. G. (1986). The pendulum—Rich physics from a simple system. *American Journal of Physics*, 54(2), 112–121. <https://doi.org/10.1119/1.14703>

Calculating the amount of rotation of rigid bodies - the accuracy of video-based methods

Axel Schüler¹, Christian Merz^{1,2} & Tom Gorges¹

¹Institute for Applied Training Science, 04109 Leipzig, Germany, ²Institute of Biomechanics and Orthopaedics, German Sport University, 50933 Cologne, Germany

Key words: videometry, rotational matrix, angular velocity

Introduction

In acrobatic sports involving equipment the rotational movements of body and equipment are of particular interest. They are measured and then calculated using different mathematical methods. This is the case, for example, in snowboard freestyle disciplines where judges subjectively estimate the trick difficulty of each trick on an individual scale (International Ski and Snowboard Federation, 2022). According to Harding and James (2010), in snowboard halfpipe the judges primarily utilize the amount of rotations to rate the difficulty. Tsai et al. (2023) have shown a linear relationship between the amount of rotation and the score in high level snowboard slope-style competitions. The amount of rotation is determined as the sum of rotations around all board axes and is usually included in the trick name (International Ski and Snowboard Federation, 2022). In snowboarding disciplines, the rider rides a strapped-on sports equipment, so the movement of the equipment depends on the movement of the rider, although they do not have to be identical as the body can be over- or under-rotated. To simplify matters, the board is assumed to be a rigid body during the trick in the air. Merz et al. (under review) and Merz and Schüler (2020) have shown that there are ways to perform corks and flips with a shortcut, which means with less rotation than expected by the trick name. The shortcut could enable to perform tricks with higher amount of rotation without increasing the angular velocity or airtime. Merz and Gorges (2023) showed that corks are the most performed tricks in elite snowboard halfpipe, highlighting the potential of performing tricks with shortcuts. In order to provide data-based support by developing tricks with shortcuts, it is necessary to precisely determine the amount of rotation in field.

In this paper, two different methods to measure rotation are compared using the predefined rotation of a box. Both methods are point based. The box rotation is generated within the multi-body simulation environment *alaska* (Institut Chemnitzer Maschinen- und Anlagenbau, Chemnitz, Germany). For both methods we determine the deviation of the predefined rotation and the computed rotation. In our study the box represents the bounce board of the athlete on a trampoline. A video sequence of the box movement is simulated by recording spatial coordinates of the box within *alaska*. Doing this, the angle of rotation α_{sim} is varied via the initial angular velocity, as well as the output frequency f of the trajectories and the accuracy δ of the spatial coordinates. The objective of this study is to compare both rotation measurement methods with respect to α_{sim} , f , and δ and to determine their deviation $\Delta\alpha$ in order to make a recommendation for practical use.

Method

On the given box three vertices P_1, P_2 , and P_3 are fixed and their trajectories are recorded. To compute the rotation two different methods are considered. First, a direct method ROT which is derivative-free and uses only the coordinates of P_1, P_2 , and P_3 . Secondly, following Hildebrand (1997), a method VEL which in addition uses the velocities of the three vertices and which computes the angular velocity ω of the box from the positions and the velocities of P_1, P_2 , and P_3 . In both methods, each frame i has an associated orthogonal coordinate system that is fixed relative to the box. This coordinate system can be described by an orthogonal 3×3 matrix D_i . The three coordinate axes $\{e_1, e_2, e_3\}$ are the column vectors of D_i . They are normalized and orthogonal to each other. For VEL the velocity vectors of the axes $\dot{e}_1, \dot{e}_2, \dot{e}_3$ are needed to determine angular velocity ω . Using the vector triple product identity $(a \times b) \times c = -a(b \cdot c) + b(a \cdot c)$ and $\dot{e} = \omega \times e$ for any time dependent vector e one gets

$$e_1 \times \dot{e}_1 = \omega_2 e_2 + \omega_3 e_3$$

and finally

$$\omega = \frac{1}{2}(e_1 \times \dot{e}_1 + e_2 \times \dot{e}_2 + e_3 \times \dot{e}_3).$$

This is consistent with formula (48) in Cervantes-Sánchez et al. (2014), where $\{u, v, w\}$ equals $\{e_1, e_2, e_3\}$. It results in the current rotation angle at frame i :

$$\alpha_i = |\omega_i| \cdot \Delta t.$$

In method ROT for each frame i the rotation matrix $R_i = D_{i+1} \cdot D_i^{-1}$ is computed. It describes the rotation of the box from frame i to frame $i + 1$. The rotation angle α_i is obtained from the trace of matrix R_i as follows (Wittenburg, 2008):

$$\cos \alpha_i = \frac{1}{2}(\text{trace}(R_i) - 1).$$

For both methods ROT and VEL the total rotation α is the sum of all α_i :

$$\alpha = \sum_{i=1}^n \alpha_i.$$

A box sized 0.6 m x 0.3 m x 0.2 m is rotated with three different initial rotations $\omega = (3.9, 5.9, 9)$ rad/s, $\omega = (6, 9, 12)$ rad/s and $\omega = (19, 2.8, 7.98)$ rad/s, initial velocity of (0,1,0) m/s and no linear acceleration for 1.5 s in *alaska*. The airtime was chosen based on the snowboard halfpipe airtimes of elite riders in Gorges et al. (under review). Accordingly, the total rotation

$$\alpha_{sim} = \int_0^{1.5s} |\omega| dt$$

of the box is $\alpha_{sim} = 1000^\circ, 1400^\circ$ and 1800° , respectively, which corresponds to rotations of elite snowboard half-pipe riders (Merz & Gorges, 2023). The spatial positions of the three vertices $P_1 = (0.6 \text{ m}, 0, 0)$, $P_2 = (0, 0.3 \text{ m}, 0)$ and $P_3 = (0, 0, 0.2 \text{ m})$ are recorded with frequencies f from 10 Hz to 2000 Hz and accuracies δ of 10^{-3} m , 10^{-4} m , 10^{-5} m and 10^{-6} m . Via methods ROT and VEL the total rotation α is computed, respectively, and compared with the *alaska*-simulation value α_{sim} , $\Delta\alpha = \alpha - \alpha_{sim}$.

Results

For both methods the deviation $\Delta\alpha$ does not depend on the accuracy, except for method ROT with an accuracy of 10^{-3} m and $f \geq 330 \text{ Hz}$, see Figures 1, 2 and 3.

Since the accuracies 10^{-4} m, 10^{-5} m and 10^{-6} m yield the same values, in the diagrams the accuracies 10^{-5} m and 10^{-6} m are omitted. The method ROT shows deviations $\Delta\alpha < 5^\circ$ for frequencies greater than 10 Hz (1000°), 20 Hz (1400° , 1800°), resp., while VEL performs worse for small frequencies: $\Delta\alpha < 6^\circ$ for frequencies greater than or equal to 50 Hz (1000°), 100 Hz (1400°) and 200 Hz (1800°), respectively. For frequencies greater than 200Hz both methods yield similar good results, when $\delta \leq 10^{-4}$ m. A special case is method ROT at $\delta = 10^{-3}$ m. For the three highest frequencies (500 Hz, 1000 Hz and 2000 Hz) the overestimation $\Delta\alpha$ is 2.7° , 10.9° , 42.2° at 1000° , 1.9° , 7.5° , 30.0° at 1400° and 1.1° , 3.6° , 14.2° at 1800° , respectively (see the last three checkered-filled columns in Figures 1, 2, and 3). For small frequencies, 10 Hz to 200 Hz, ROT performs much better than VEL in particular for greater total rotations (1400° and 1800°). The high deviation values for VEL for lower frequencies (10 Hz to 200 Hz) are shown in Tabular 1 below. Because of the very high deviation values for VEL in lower frequencies, the plane filled columns (method VEL) in the diagrams are cut off at $\Delta\alpha = -45^\circ$.

Tab. 1. Method VEL. Deviation $\Delta\alpha$ at small frequencies over 1.5 s with $\alpha_{sim} = 1000^\circ$, 1400° , 1800° .

frequency [Hz]	10	20	33	50	100	200
$\Delta\alpha [^\circ]$ ($\alpha_{sim} = 1000^\circ$)	-121.2	-30.6	-11.9	-5.6	-1.5	-0.4
$\Delta\alpha [^\circ]$ ($\alpha_{sim} = 1400^\circ$)	-399.6	-90.6	-32.2	-14.5	-3.2	-0.8
$\Delta\alpha [^\circ]$ ($\alpha_{sim} = 1800^\circ$)	-1010.5	-257.9	-80.2	-31.6	-6.7	-1.8

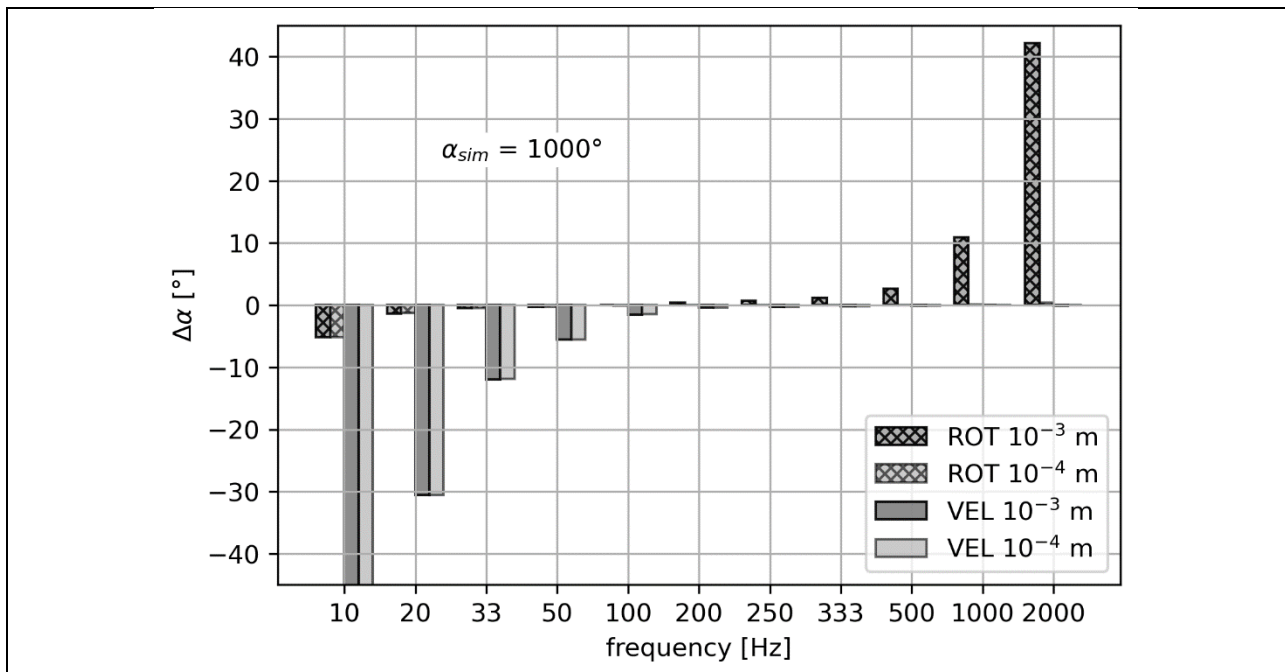


Fig. 1. Deviation $\Delta\alpha$ at 10^{-3} m and 10^{-4} m accuracy over 1.5 s with $\alpha_{sim} = 1000^\circ$, $|\omega| = 656$ °/s; method ROT with checkered filling, method VEL with plane filling

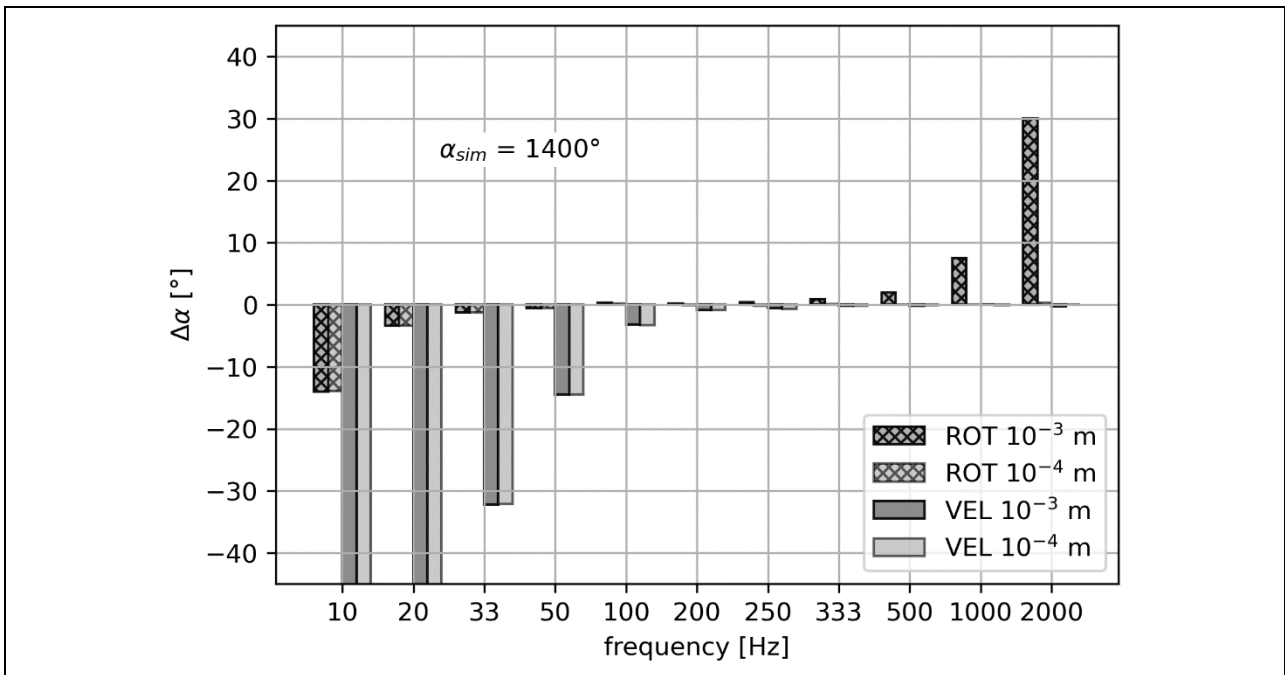


Fig. 2. Deviation $\Delta\alpha$ at 10^{-3} m and 10^{-4} m accuracy over 1.5 s with $\alpha_{sim} = 1400^\circ$, $|\omega| = 926$ °/s; method ROT with checkered filling, method VEL with plane filling.

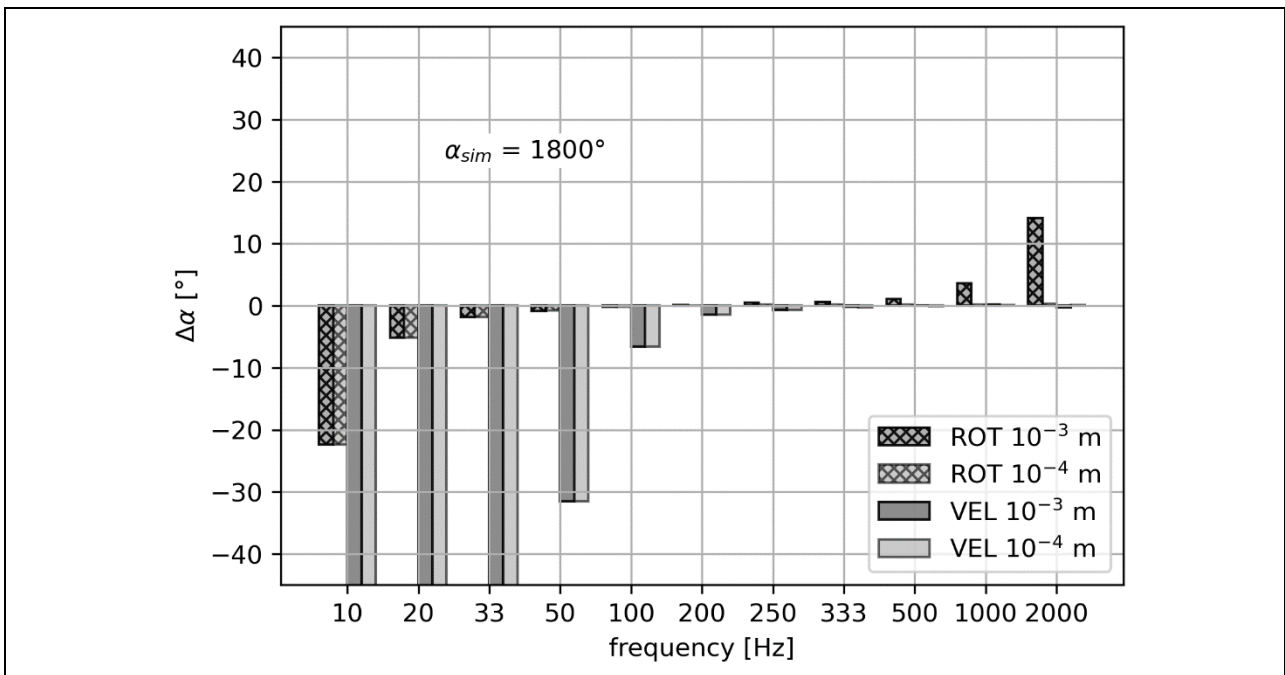


Fig. 3. Deviation $\Delta\alpha$ at 10^{-3} m and 10^{-4} m accuracy over 1.5 s with $\alpha_{sim} = 1800^\circ$, $|\omega| = 1246$ °/s; method ROT with checkered filling, method VEL with plane filling.

Discussion

The aim of our study was to compare both rotation measurement methods with respect to α_{sim} , f , and δ and to determine their deviation. Figures 1, 2, and 3 show that the qualitative behavior of $\Delta\alpha$ with respect to frequency and accuracy is completely independent on the given total rotation α_{sim} and therefore from the angular velocity of the board. Hence, all recommendations for practical use are independent of α_{sim} .

In general, the method ROT and the method VEL can be recommended for practical use for f from 100 Hz to 500 Hz and $\delta \leq 10^{-3}$ m. At $f \leq 100$ Hz and $\delta \leq 10^{-3}$ m, ROT is recommended since the deviation is smaller than with VEL. At $f > 500$ Hz and $\delta \leq 10^{-3}$ m the VEL can be recommended. In this high frequency parameter range, the smoothing procedure yields the same values for velocity vectors for all accuracies δ . Therefore, VEL is better than ROT at $\delta = 10^{-3}$ m. For practical use at $f > 500$ Hz ROT is recommended with $\delta \leq 10^{-4}$ m. The necessary accuracy directly depends on the smallest distance $d_{min} = \overline{P_1P_2} = 0.361$ m of the three vertices P_1, P_2 , and P_3 . To reach a deviation $\Delta\alpha < 2^\circ$ for frequencies $f \geq 33$ Hz the accuracy must fulfill $\delta \leq d_{min}/3600$. Underestimation of the total rotation at small frequencies stems from the triangle inequality for rotations: the direct rotation from position D_1 to position D_3 is always smaller than the sum of the two rotations from position D_1 via any position D_2 to position D_3 . In addition, the smaller the frequency the less accurate is the velocity of P_1, P_2 , and P_3 which makes VEL worse. The inaccurate velocity vectors are the main reason for the very high deviations of VEL at small frequencies shown in Table 1. On the other hand, method ROT must be discarded at very high frequencies ($f \geq 1000$ Hz) and $\delta = 10^{-3}$ m. The reason: In two consecutive frames the spatial coordinates are almost equal, they can no longer be separated by $\delta = 10^{-3}$ m.

Two point-based methods to compute the total rotation of a rigid body have been evaluated for different angular velocities, frequencies and accuracies. Both methods are suitable for video analysis in acrobatic sports but show different deviations from the simulated rotation depending on the frequency and accuracy. One advantage of ROT is to be derivative-free. It directly uses the coordinates of the measured points, while a disadvantage of VEL is to use derivatives, some smoothing procedure must be applied.

We recommend ROT for frequencies between 10 Hz and 500 Hz. However, frequencies higher or equal 1000 Hz require an accuracy of $\delta \leq 10^{-4}$ m. We recommend VEL for frequencies higher than 100 Hz. Leading to an overlapping range with the frequencies 100 Hz to 500 Hz, where both methods are reliable within the presented range of α_{sim} .

References

- Cervantes-Sánchez, J. J., Rico-Martínez, J. M., & Pérez-Muñoz, V. H. (2014). On the angular velocity of a rigid body: Matrix and vector representations. *European Journal of Mechanics-A/Solids*, *45*, 123-132.
- Gorges, T., Davidson, P., Boeschen, M., Hotho, A., & Merz, C. (under review). IMU Airtime Detection in Snowboard Halfpipe: U-Net Deep Learning Approach Outperforms Traditional Threshold Algorithms. *Sensors*.
- Harding, J. W., & James, D. A. (2010). Analysis of Snowboarding Performance at the Burton Open Australian Half-Pipe Championships. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, *10*(1), 66–81.
- Hildebrand, F. (1997). *Eine biomechanische Analyse der Drehbewegung des menschlichen Körpers*. Meyer & Meyer.
- International Ski and Snowboard Federation. (2022). *Judges Handbook - Snowboard & Freeski* https://assets.fis-ski.com/f/252177/298852da13/fis_sb_fk-judgeshandbook_clean-fall-2023.pdf

- Merz, C., & Gorges, T. (2023). Olympiazyklenanalyse in den Snowboard-Freestyledisziplinen 1998-2022 – Schwerpunkt Halfpipe [Olympic Cycles Analysis in Snowboard Freestyle Disciplines 1998-2022 – Focused on Halfpipe]. In I. Sandau & J. Wick (Eds.), *Olympiaanalyse Peking 2022: Olympiazyklusanalysen und Auswertungen der Olympischen Spiele und Paralympics Peking 2022 in ausgewählten Sportarten* (Vol. 18, pp. 128-140). Meyer & Meyer Verlag.
- Merz, C., Naundorf, F., Schüler, A., Pickardt, S., Gorges, T., Supej, M., & Kersting, U. (under review). Is a cork a legal shortcut? - A comparison of the measured and assumed amount of rotation in freestyle tricks.
- Merz, C., & Schüler, A. (2020, 25. September). *Vergleich von beobachteter und gemessener Rotationszahl bei Snowboard-Freestyle-Tricks auf dem Trampolin [Comparison of observed and measured amount of rotation during snowboard freestyle tricks on the trampoline]* Spinfortec 2020, Bayreuth.
- Tsai, M.-C., Chua, J., & Sheppard, J. M. (2023). Competition trick analysis in snowboard slopestyle and big air. *Journal of Human Sport and Exercise*.
<https://doi.org/https://doi.org/10.14198/jhse.2023.183.01>
- Wittenburg, J. (2008). *Dynamics of multibody systems* (2nd ed.). Springer.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-540-73914-2>

Fehlerabschätzung des Bewegungserfassungssystems Simi Motion Shape® anhand statischer Posen eines Humanoiden

Hanna Thomas¹, Steven Pickardt², Axel Schleichardt² & Olaf Ueberschär^{2,3}

¹Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, ²Institut für Angewandte Trainingswissenschaft Leipzig ³Hochschule Magdeburg-Stendal, Magdeburg

Schlüsselwörter: Videometrie, Silhouettenerkennung, Motion Capturing / MoCap

Einleitung

Bewegungsanalysen sind im Sport von großer Bedeutung und dienen dazu, durch die Optimierung der Bewegungstechnik, die sportliche Leistung zu erhöhen sowie Verletzungsrisiken zu minimieren. Die videobasierte markerlose Bewegungserfassung gewinnt dabei im Leistungssport zunehmend an Bedeutung, um präzise kinematische Analysen berührungslos unter realen Wettkampfbedingungen zu gewährleisten bzw. deren Praktikabilität zu erhöhen. Die Softwarelösungen von *Simi Reality Motion Systems* bieten, basierend auf Silhouetten-Tracking und künstlicher Intelligenz, die Möglichkeit der markerlosen 3D-Bewegungserfassung und Bewegungsanalyse. Ziel dieser Arbeit war es, die Genauigkeit der automatischen videobasierten Posenerkennung des Bewegungserfassungssystems *Simi Motion Shape®* (Simi Reality Motion Systems, Unterschleißheim, Deutschland) zu untersuchen und eine erste Fehlerabschätzung anhand statischer Posen eines Humanoiden vorzunehmen.

Methode

Gegenstand der Untersuchung war ein Humanoid (Körperhöhe 1,83 m), dessen Gelenke mit Zahnscheiben ausgebildet sind, so dass beliebige diskrete Posen eingestellt werden können. Die Abstufungen und Bewegungsebenen der hier untersuchten Gelenke sind in der folgenden Tabelle zusammengefasst. Die Abstufung beschreibt dabei die Winkeländerung pro Zahn.

Tab. 1. Gelenke des Humanoiden.

Gelenk	Abstufung [°]	Bewegungsrichtung in der Sagittalebene
Schultergelenk	10	Ante- / Retroversion
Ellbogengelenk	10	Flexion / Extension
Kniegelenk	10	Flexion / Extension
Hüftgelenk	5	Ante- / Retroversion
Sprunggelenk	6	Dorsal- / Plantarflexion

Bei der Untersuchung wurde der Humanoid an Seilen aufgehängt. Zur Aufzeichnung wurden acht GigE-Industrie-Videokameras (Matrix Vision BlueCougar XD; 1936x1216 Pixel bei 100 Hz) im Raum um den Humanoiden verteilt. Die Kameras

wurden in verschiedenen Höhen und in verschiedenen Abständen zur Puppe aufgebaut. Die Abbildung 1 zeigt die Anordnung der Videokameras. Die Zahlenwerte in den Kameras stellen den Abstand der Kameras zum Boden dar und die grauen Zahlenwerte an den Pfeilen verdeutlichen den Abstand der Kameras zum Humanoiden. Zudem wurde mithilfe eines L-Frames im Raum während der Kalibrierung ein Koordinatensystem definiert (rot in Abb. 1).

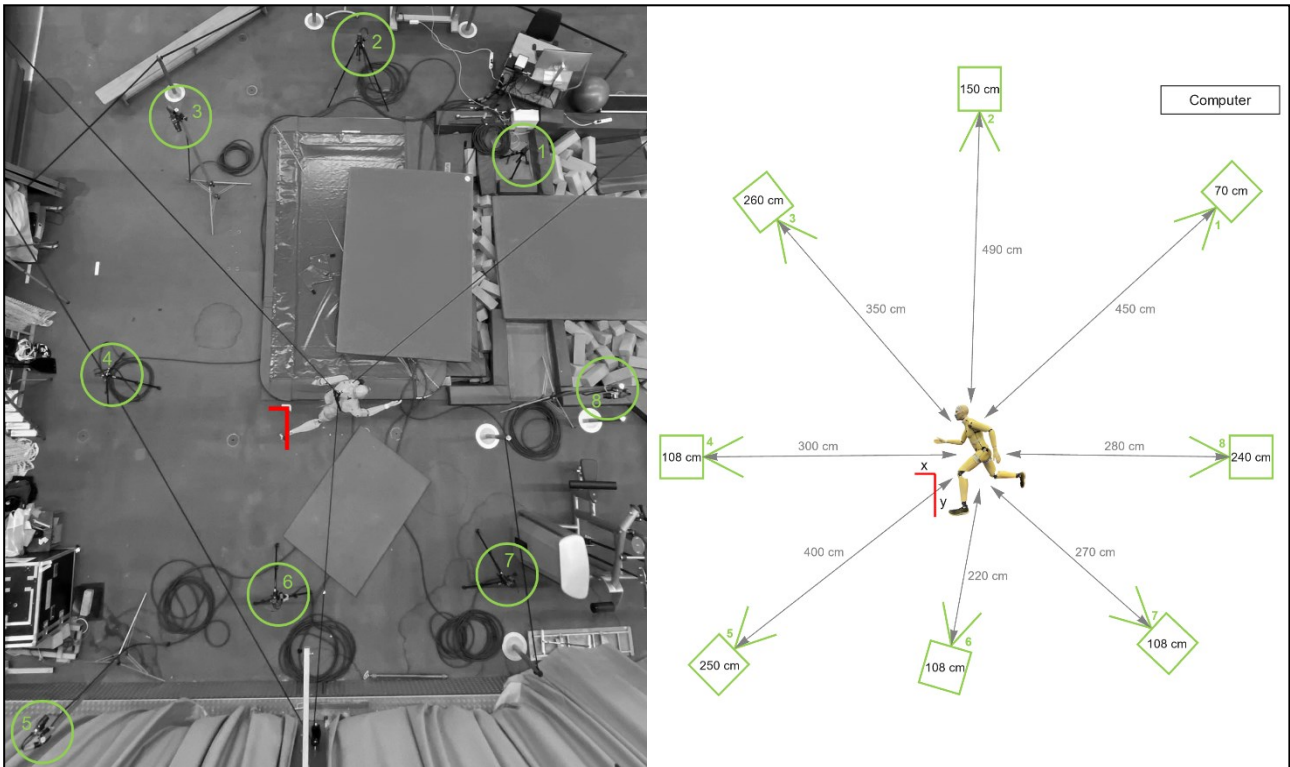


Abb. 1. Aufbau der Kameras (links: Original Aufbau, rechts: Skizze des Aufbaus, rot: L-Frame zur Kalibrierung, grün: Kameras.

Nach der Kalibrierung wurde zunächst eine neutrale Standardpose (Nullpose, stehend) und danach die zu untersuchende Bewegungspose, hier eine ebene Laufpose, aufgezeichnet. Unabhängig von den Besonderheiten des selbstgefertigten Humanoiden und den Algorithmen der Software ist man so in der Lage, berechnete Winkeländerungen den vordefinierten gegenüberzustellen. Die zwei Posen wurden mit einer Bildrate von 100 Hz in *Simi Motion*[®] aufgezeichnet und anschließend über ein Zeitintervall von 20 s (Reliabilität) bzw. 2 s (Validität) mit der Software *Simi Motion Shape*[®] hinsichtlich der oben genannten Gelenkwinkel analysiert.

Die Software bietet einen Überblick über alle Kameraperspektiven und bildet zudem ein animiertes Körpermodell, basierend auf dem Humanoiden, ab. Mithilfe verschiedener Einstellungen hinsichtlich des Einflusses künstlicher Intelligenz oder der Größe und Kontur einzelner Körpersegmente wird das Körpermodell einmalig manuell auf den Humanoiden angepasst. Diese Anpassungen haben später während der gesamten Aufzeichnung Gültigkeit. Eine beispielhafte Darstellung der Softwareoberfläche ist in Abbildung 2 dargelegt. Die blauen Punkte spiegeln dabei die Gelenkzentren und die gelben Linien deren Verbindung als Körpermodell wider.

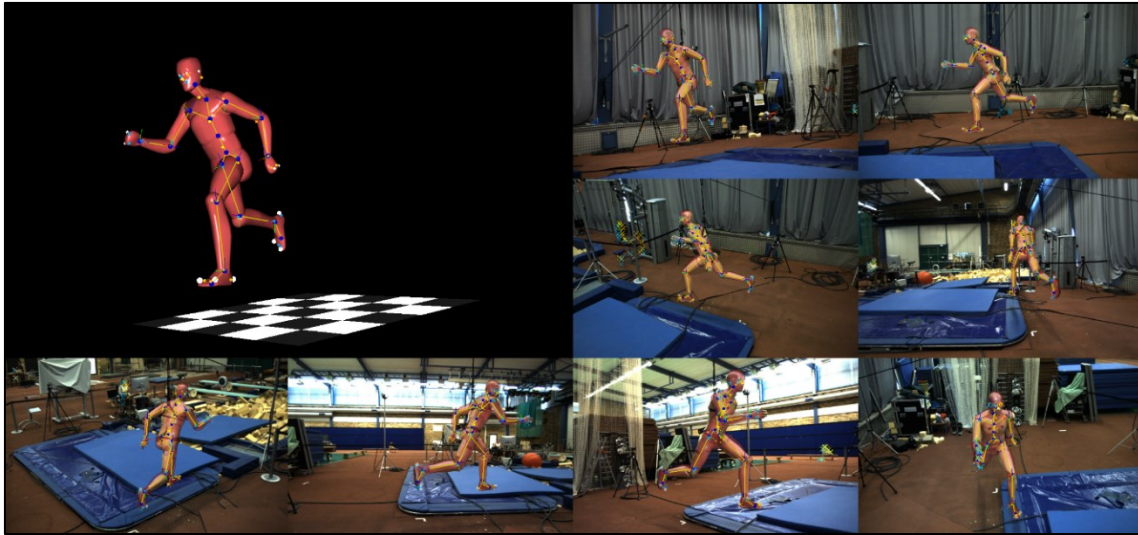


Abb. 2. Simi Motion Shape®.

Beim Tracking in *Simi Motion Shape*® werden durch Hintergrundsubtraktion jedes Kamerabildes Silhouetten erzeugt, in die das Körpermodell bestmöglich eingepasst wird. Der Iterative Closest Point to Edge (ICP)-Algorithmus (siehe Yang et al., 2013) wird eingesetzt, um die Modellanpassung an die Silhouette des Subjekts in jedem Frame zu optimieren. Das bedeutet, dass das Körpermodell unter Minimierung der Randabstände bestmöglich in die Silhouette eingepasst wird. Dabei wird, unter Berücksichtigung eines Vorgängerbildes, innerhalb eines Videobildes iterativ vorgegangen (Simi Reality Motion Systems GmbH, 2015). Informationen über die Bewegungsgeschwindigkeit oder -beschleunigungen werden demnach nicht vom Trackingalgorithmus verwendet, so dass aus der hier angelegten quasi-statischen Untersuchung durchaus Erkenntnisse für den dynamischen Fall gezogen werden können. Durch den bildweisen Optimierungsvorgang beim Silhouettentracking wird die Bewegung auf das Menschmodell übertragen. Dabei ist die Qualität weiterhin abhängig von Parametern wie dem Bildkontrast und generell dem Gelingen der Hintergrundsubtraktion, als auch von der Wahl geeigneter Freiheitsgrade im Modell. Für den hier untersuchten ebenen Fall einer Laufpose entsprechen die Freiheitsgrade des Modells denen des Humanoiden. Die in *Simi Motion Shape*® erzeugten kinematischen Trackingdaten werden in eine smp-Datei (Simi Motion Projekt-File) exportiert und anschließend in *Simi Motion*® geöffnet. Dort können sämtliche Gelenkpunkte zur Weiterverarbeitung und automatisch berechnete Gelenkwinkel exportiert werden.

Zur Prüfung der Reliabilität wurden jeweils zehn Berechnungswiederholungen (BW) der Laufpose in *Simi Motion Shape*® vollzogen. Die berechneten Winkel aller Gelenke wurden anschließend mittels *Simi Motion*® zur weiteren Auswertung in eine Excel-Datei exportiert. Dort wurden zunächst für jedes Gelenk die Standardabweichungen (SD) (Gl. 1) der berechneten Winkel über 20 s ermittelt, um das Rauschen des Algorithmus über die Zeit beurteilen zu können. Zur Einschätzung der Schwankungen zwischen verschiedenen BW wurde die SD der Winkelmittelwerte über die

20 s jeder BW und jedes Gelenks berechnet und schließlich über alle Gelenke gemittelt. Bei allen Mittelungen der SD wurde die Wurzel der gemittelten Abweichungsquadrate (*RMS*) berechnet (Gl. 2).

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (1)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (2)$$

(*n* – Anzahl der Werte; *x_i* – Winkel in Gl.1, *SD* in Gl. 2; *μ* – arithmetischer Mittelwert).

Zur Überprüfung der Validität wurden Winkeländerungen zur Nullposition mit bekannten ebenen Winkeländerungen des Humanoiden verglichen. Um Einflüsse komplexer räumlicher Winkelberechnungen aus Rotationsmatrizen (Kardanwinkelkonvention, Simi Reality Systems GmbH, 2015) auszuschließen, wurden die Winkeländerungen in den entsprechenden Ebenen aus den berechneten Gelenkpositionen ermittelt (z. B. für den Kniewinkel aus oberem Sprunggelenk, Kniegelenk und Hüftgelenk). Dazu wurden zunächst Gelenkmittelpunkte aus *Simi Motion*[®] exportiert, und im Anschluss in MATLAB (2018b) die Gelenkwinkel in der Sagittalebene als Mittelwerte über 2 s Auswertzeit bestimmt. Zur Charakterisierung der Abweichungen wird in Anlehnung an die Literatur die Standardabweichung berechnet.

Ergebnisse

Tabelle 2 fasst die Ergebnisse zur Reliabilität und Validität der Messergebnisse zusammen. Alle Winkel sind als Winkel in der Sagittalebene zu verstehen. Die Winkeländerungen für die Validitätsmessungen wurden am Humanoiden vorgenommen.

Tab. 2. Ergebnisse Reliabilität und Validität.

	Sprunggelenk		Kniegelenk		Hüftgelenk		Schultergelenk		Ellbogengelenk	
	re	li	re	li	re	li	re	li	re	li
Reliabilität										
Zeitverlauf (SD [°])	0,91	0,13	0,18	0,49	0,21	0,39	0,18	0,23	0,18	0,27
BW (SD [°])	0,58	0,03	0,21	0,09	0,23	0,25	0,29	0,16	0,33	0,43
Validität										
Winkeländerung [°]	-12	0	60	60	0	80	60	-40	60	60
3PW-Änderung [°]	-6,04	-3,36	55,35	53,56	4,84	66,37	53,79	-44,33	60,94	54,86
Δ [°]	5,96	-3,36	-4,65	-6,44	4,84	-13,63	-6,21	-4,33	0,94	-5,14

(*BW* – Berechnungswiederholung; *3PW* - 3-Punkt-Winkel).

Reliabilität

Die Zeile „Zeitverlauf“ in Tabelle 2 gibt die Werte des RMS der Standardabweichungen aller zehn BW an. Damit werden Schwankungen, die während der 20 s auftreten, ausgedrückt. Die Standardabweichungen der einzelnen BW betragen im Mittel

(RMS) $0,39^\circ$ im Zeitverlauf der Bildsequenz. Die minimale SD ist $0,06^\circ$ und die maximale SD beträgt $1,10^\circ$.

Die Werte der Zeile „BW“ beschreiben die Standardabweichungen der Mittelwerte aller zehn BW. Dies drückt Schwankungen zwischen den einzelnen BW aus. Im Mittel (RMS) beträgt die Standardabweichung der zehn Mittelwerte der BW für die Winkel der betrachteten Gelenke $0,30^\circ$.

Validität

Die „Winkeländerung“ gibt an, um wie viel Grad die Gelenke ausgehend von der Nullposition am Humanoiden verstellt wurden. Die „3PW-Änderung“ beschreibt die Veränderung der kalkulierten Gelenkstellungen in Bezug auf eine kalkulierte Nullposition in *Simi Motion*[®]. Die Differenz Δ stellt die Abweichung zwischen der Winkeländerung und der 3PW-Änderung dar.

Die Differenzen der berechneten von den wahren Winkeländerungen schwanken für alle betrachteten Gelenke mit einer Standardabweichung von $5,93^\circ$ bei einer mittleren systematischen Abweichung von $-2,27^\circ$. Die größte Abweichung tritt mit $13,63^\circ$ bei der Flexion des linken Hüftgelenks auf, während die geringste Abweichung mit $0,94^\circ$ bei der Flexion des linken Ellbogengelenks zu beobachten ist. Wird die SD ohne Berücksichtigung des linken Hüftgelenks berechnet, ergibt sich ein Wert von $4,82^\circ$.

Diskussion

Die Reliabilität und Validität der Methode wurden untersucht mit sehr gutem Ergebnis für die Reliabilität. Ungenauigkeiten, resultierend aus dem Zeitpunkt innerhalb des Trackings oder zwischen zwei Trackingprozeduren gleicher Videosequenzen, können nahezu ausgeschlossen werden. Die Werte der Validitätsuntersuchung ordnen sich in den Bereich vergleichbarer Studien ein (Becker & Russ, 2016; Frühschütz, 2017; Muehling et al., 2016), sind jedoch für vereinzelt Gelenke nicht akzeptabel. Grund dafür könnte eine noch nicht ausreichend präzise Kalibrierung des Körpermodells sein. Zukünftig können neben der Güteprüfung nun für verschiedene Szenarien bestmögliche Tracking-Konfigurationen und Modelleinpassungen zur Gelenkwinkelbestimmung mit *Simi Motion Shape*[®] gefunden werden. Weiterhin ist mit dem hier verwendeten Versuchsaufbau das Training neuronaler Netze im Zusammenhang mit KI-gestützter Software denkbar. Weitere Einflussfaktoren wie Haltung, Kleidung, Kamerakonfigurationen sollen zukünftig untersucht werden.

Literatur

- Becker, L., & Russ, P. (2016). Evaluation of joint angle accuracy using markerless silhouette based tracking and hybrid tracking against traditional marker tracking. Magdeburg, Germany: Otto-von-Guericke-University.
- Frühschütz, H. (2017). Evaluation of Markerless Tracking for Kinematics in Tennis. Garching, Germany: Munich School of Engineering
- Muehling, M., Weber, T., Russ, P., & Dendorfer, S. (2016). Prediction of ground reaction forces and moments by using gait analysis silhouette tracking method compared to marker tracking and force platform method. *Simi Reality Motion Systems GmbH. Simi Reality Motion Systems*

- GmbH. September 11, 2015. Motion – Benutzerhandbuch - Simi Motion Version 9.1.1 build 354. Unterschleißheim.
- Simi Reality Motion Systems GmbH. April 15, 2015. Shape – User's Manual - Simi Shape Version 2.0.1. Unterschleißheim.
- Yang, S. X., Christiansen, M. S., Larsen, P. K., Alkjær, T., Moeslund, T. B., Simonsen, E. B., & Lynnerup, N. (2014). Markerless motion capture systems for tracking of persons in forensic biomechanics: an overview. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, 2(1), 46-65.

Vergleich markerloser vs. markerbasierter 3D-Bewegungsanalyse anhand einer dynamischen Wurfbewegung

Carina Thomas¹, Kevin Nolte¹ & Thomas Jaitner¹

¹Technische Universität Dortmund

Schlüsselwörter: Bewegungsanalysen, markerloses Motion-Capturing

Einleitung

Markerbasierte Motion Capturing Systeme gelten aufgrund ihrer hohen Messgenauigkeit als Referenz für 3D-Bewegungsanalysen, allerdings ist das Anbringen der Marker zeitaufwendig und die Sportler:innen sind teilweise in der Bewegungsausführung eingeschränkt. In den letzten Jahren wurden neue Ansätze präsentiert, die mittels Deep-Learning Körpersegmente und Gelenkpunkte automatisch aus Videobildern extrahieren. Diese stellen eine vielversprechende Alternative zum markerbasierten Tracking dar, die Bewegungsanalysen weniger zeitintensiv und rückwirkungsärmer für die Sportler:innen machen. Für die unteren Extremitäten belegen Validierungsstudien eine vergleichbare Genauigkeit mit Differenzen $<5^\circ$ bei der Knieflexion und -extension zumeist anhand von Gang-Analysen (u.a. Kanko et al., 2021). Für dynamische Bewegungen der oberen Extremitäten liegen bislang kaum Erkenntnisse vor. Ziel der Studie ist daher, die Ergebnisse einer videobasierten, markerlosen Bewegungsanalyse mit einem markerbasierten Verfahren am Beispiel eines Basketballwurfes zu vergleichen. Der Basketballwurf dient dabei als relevantes Beispiel, da die Wurfgenauigkeit ein entscheidender Faktor für den Erfolg ist (Okazaki et al., 2015) und Gelenkwinkel von Knie, Hüfte, Oberkörper, Schulter, Ellbogen und Handgelenk Einfluss auf diese haben (Okazaki et al., 2018; Okubo et al., 2015).

Methode

13 Probanden simulierten je 5 Basketballwürfe, die zeitgleich mit einem markerbasierten Messsystem (Qualisys™, QTM™ 2023.3, build 12471) und einem markerlosen Messsystem (Theia™, Version 2020.6.0.1106) aufgenommen wurden. Die Verarbeitung des Videomaterials erfolgte ein weiteres Mal mit einer neueren Version (Theia™, Version 2023.1.0.03161) um Anpassungen der Software berücksichtigen zu können. In beiden Versionen wurden in Theia3D™ Lage und Orientierung der Körpersegmente mittels Pose Estimation bestimmt und anschließend zur weiteren Verarbeitung in Visual3D™ importiert. Für das markerbasierte Tracking wurde ein Ganzkörpermodell bestehend aus 47 Markern an prägenden Stellen des Körpers verwendet (Camargo et al., 2020), um in Visual3D™ aus den aufgenommenen Positionen der Marker Gelenkpunkte zu bestimmen, aus denen dann Gelenkwinkel und -geschwindigkeiten berechnet wurden.

Für beide markerlosen Systeme wurden die Differenzen der Flexions- und Extensionswinkelverläufe in Knie, Hüfte, Schulter, Ellbogen und Handgelenk anhand des Root Mean Square (RMS) zu den markerbasiert erhobenen Daten für jeden der 65

Versuche berechnet. Für jedes Gelenk wurden Mittelwert und Standardabweichung der RMS-Differenzen (RMSD) betrachtet. Versuche, die mehr als zwei Standardabweichungen vom Mittelwert entfernt waren, wurden als Ausreißer deklariert und die deskriptiven Kenngrößen für den RMSD ein weiteres Mal auf den Ausreißer bereinigten Daten bestimmt.

Ergebnisse

Die Abweichungen zwischen den Systemen (Abb. 1.) lagen für Knie- und Hüftwinkel bei $7,17^\circ \pm 3,88^\circ$ (V.2020), respektive $7,20^\circ \pm 5,79^\circ$ (V.2023) bzw. $13,24^\circ \pm 5,78^\circ$, resp. $8,17^\circ \pm 3,75^\circ$. Für die oberen Extremitäten wurden $10,13^\circ \pm 5,04^\circ$, resp. $13,51^\circ \pm 6,19^\circ$ (Schulter), $22,22^\circ \pm 5,52^\circ$, resp. $16,68^\circ \pm 5,03^\circ$ (Ellenbogen) und $26,66^\circ \pm 14,77^\circ$ resp. $18,05^\circ \pm 6,93^\circ$ (Handgelenk) ermittelt.

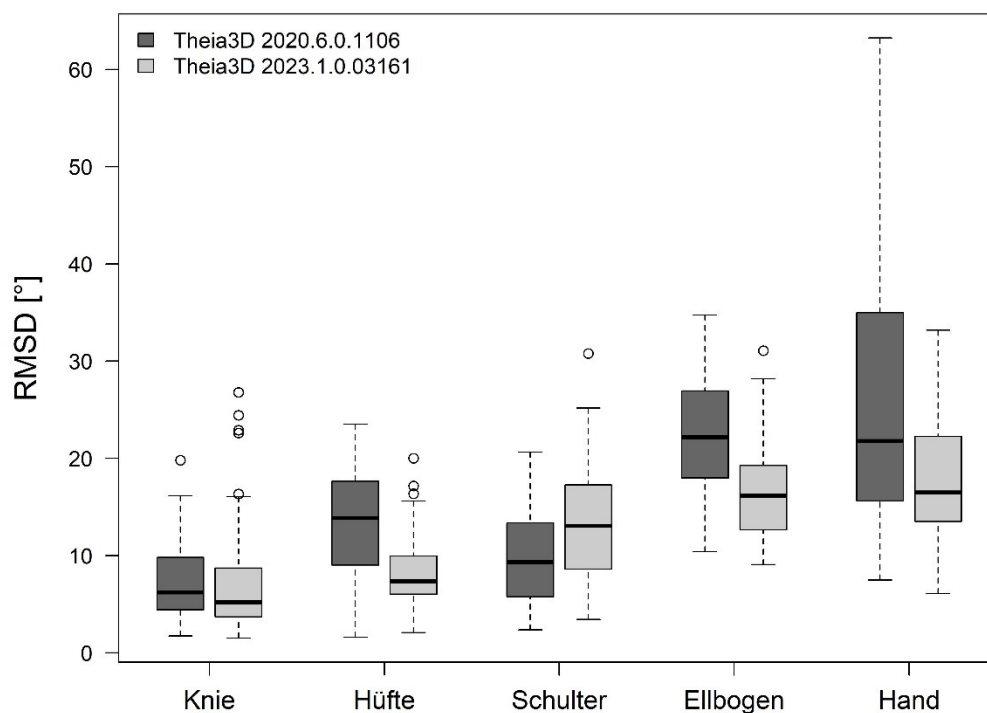


Abb. 1. Differenzen (RMSD) der Flexions- und Extensionswinkel in den betrachteten Gelenken für das markerlose Tracking im Vergleich zum markerbasierten Tracking.

Für Knie (je fünf) und Schulter (je drei) wurde die gleiche Zahl an Ausreißern für beide Versionen des markerlosen Trackings identifiziert, jedoch waren es nicht für beide Gelenke dieselben Versuche. Besonders für das Kniegelenk war nur ein Versuch sowohl bei der alten als auch bei der neuen Version ein Ausreißer. Für Hüfte und Ellenbogen war die Anzahl der Ausreißer bei der neueren Version geringer (zwei vs. drei bzw. acht vs. vier). Für das Handgelenk war die Anzahl der erkannten Ausreißer mit der neueren Version größer (fünf vs. drei). Der RMSD war allerdings auch auf den nicht bereinigten Daten mit der neuen Version im Vergleich zu den bereinigten Daten der alten Version reduziert. Eine qualitative Betrachtung der Kurvenverläufe (Abb. 2. & 3.) indiziert außerdem, dass kein systematischer Fehler erkennbar ist.

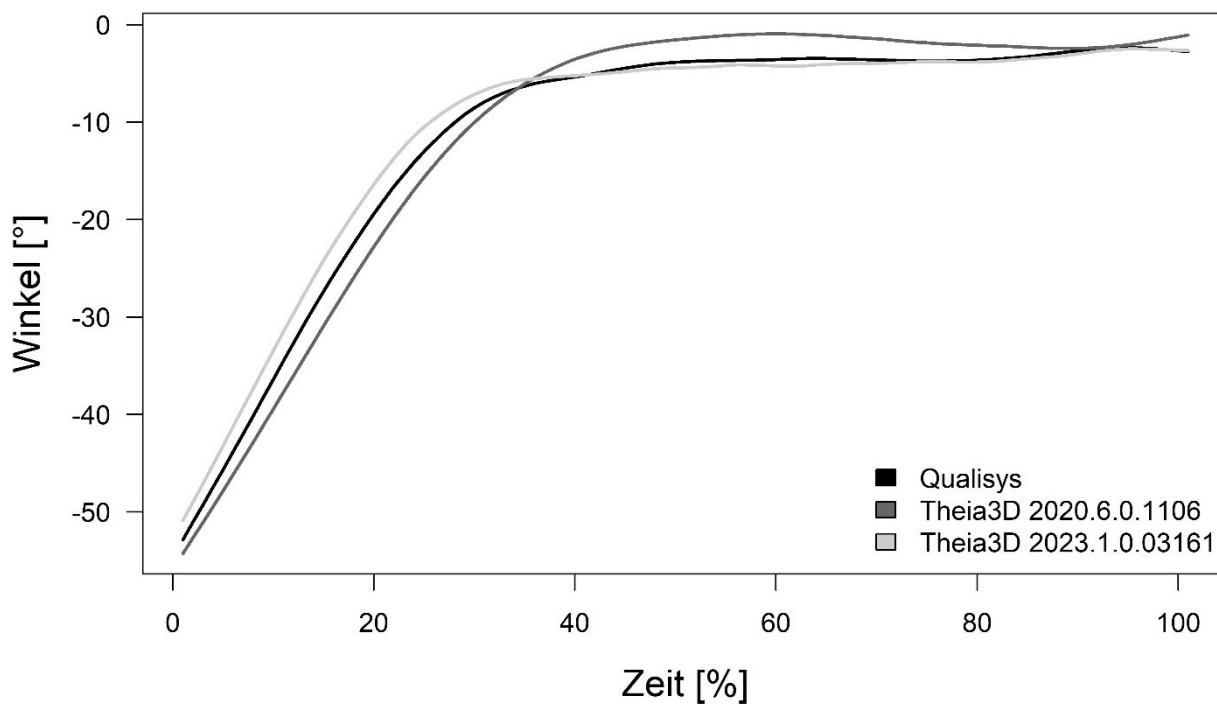


Abb. 2. Beispielhafte Verläufe des Knieflexions- und Extensionswinkels eines Basketballwurfs für die unterschiedlichen Trackingmethoden.

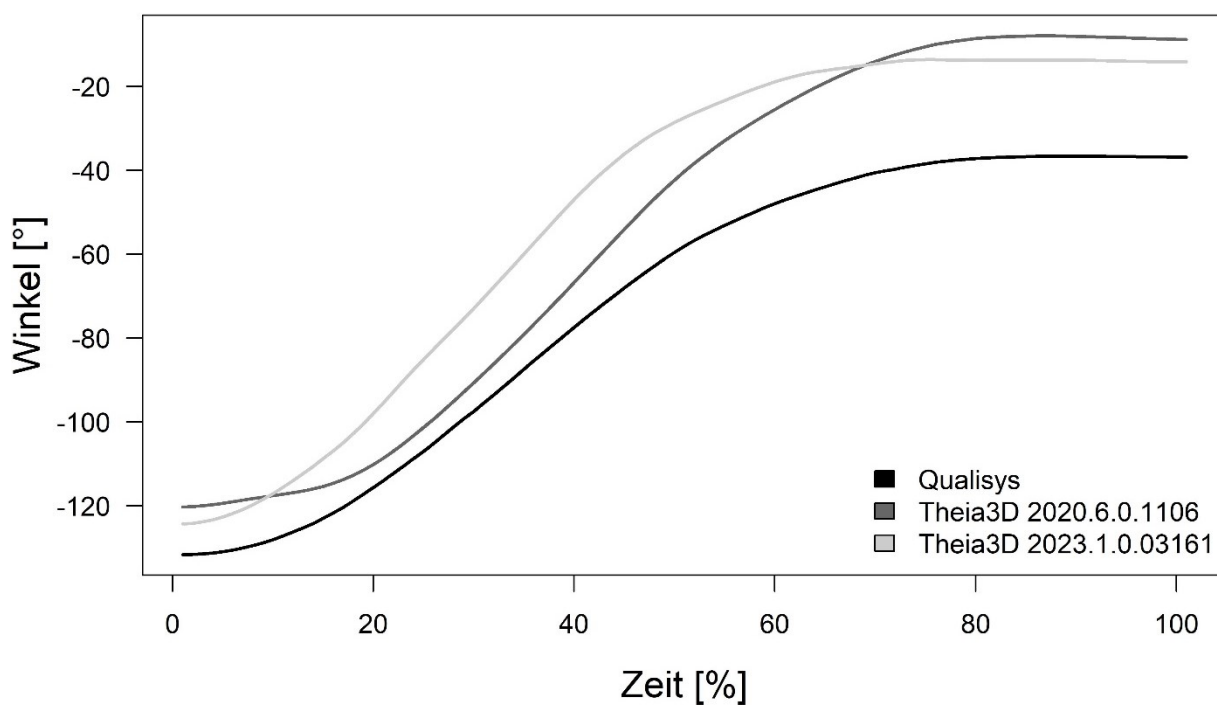


Abb. 3. Beispielhafte Verläufe des Ellbogenflexions- und Extensionswinkels eines Basketballwurfs für die unterschiedlichen Trackingmethoden.

Diskussion

Insgesamt weisen die Differenzen der mittels Markerlosem Tracking erfassten Winkelmerkmale zu den Referenzwerten von Knie- zu Handgelenk eine ansteigende Tendenz auf. Für die unteren Extremitäten werden bei der Wurfbewegungen mittlere Abweichung in den Winkelmerkmalen festgestellt, die fast doppelt so hoch sind wie bei Gangbewegungen (Kanko et al., 2021), jedoch insbesondere bei Verwendung der aktuelleren Version von Theia™ noch deutlich unter 10° liegen und damit noch einigermaßen vergleichbar sind. Die Differenzen für die oberen Extremitäten sind allerdings deutlich größer und erreichen RMS-Differenzen zwischen ca. 10 und 27°. Die größten Abweichungen zeigt dabei das Handgelenk mit durchschnittlich etwa 27° bei der älteren Version von Theia3D™ und ca. 18° bei der neueren. Für diese Gelenke zeigt sich jedoch auch, dass mit der aktuelleren Version des marklosen Systems die durchschnittlichen Unterschiede um bis zu 8° geringer ausfallen, sodass weitere Aktualisierungen eine bessere Übereinstimmung erwarten lassen. Insgesamt deuten die Ergebnisse aber auch darauf hin, dass Winkelmerkmale für die oberen Extremitäten aus Bewegungsanalysen mit markerbasierten und markerlosen Systemen nicht direkt miteinander verglichen werden sollten.

Mögliche Ursachen für die Diskrepanzen können in den unterschiedlichen Körpermodellen und Berechnungsverfahren liegen. Bei der markerbasierten Bewegungsanalyse wurden die Gelenkmittelpunkte aus den Körperoberflächenmarkern bestimmt und die Winkelmerkmale anhand der Gelenkmittelpunkte berechnet. Dagegen werden bei der markerlosen Bewegungsanalyse die Körperteilsegmente auf der Basis eines gefitteten Ganzkörpermodells ermittelt und die Winkel zwischen den Segmenten bestimmt. Zukünftige Studien könnten daher u.a. darauf fokussieren, die Auswirkungen unterschiedlicher Berechnungsmethoden und Körpermodelle auf die Vergleichbarkeit markerbasierter und markerloser Bewegungsanalysen detailliert untersuchen.

Literatur

- Kanko, R.M., E.K. Laende, E.M. Davis, W.S. Selbie, and K.J. Deluzio, *Concurrent assessment of gait kinematics using marker-based and markerless motion capture*. Journal of Biomechanics, 2021. 127. 110665. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2021.110665>
- Camargo, J., A. Ramanathan, N. Csomay-Shanklin, and A. Young, *Automated gap-filling for marker-based biomechanical motion capture data*. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 2020. **23**(15): p. 1180-1189.
- Okazaki, V.H.A., Rodacki, A.L.F., & Satern, M.N. *A review on the basketball jump shot*. Sports Biomechanics, 14(2), 2015, p. 190-205.
- Okubo, H. and M. Hubbard, *Kinematics of Arm Joint Motions in Basketball Shooting*. Procedia Engineering, 2015. **112**: p. 443-448.
- Okazaki, V.H.A. and A.L.F. Rodacki, *Basketball jump shot performed by adults and children*. Human Movement, 2018. 2018(1): p. 71-79.



Symposium der dvs-Sektion „Sportinformatik und Sporttechnologie“ 2024

Vom 11. bis zum 13. September 2024 fand am Sportinstitut der Technischen Universität Dortmund das 15. Symposium der dvs-Sektion „Sportinformatik und Sporttechnologie“ statt. Unter dem Thema „Zwischen Geistesakrobatik und praktischer Anwendung: Innovationen in der Sportinformatik und Sporttechnologie“ präsentierten zahlreiche Wissenschaftler:innen ihre Themen in Form von Vorträgen und Postern. Sowohl die aktuellen wissenschaftlichen Beiträge als auch die Vorstellung technologischer Innovationen in den Sportwissenschaften schafften Impulse für spannende Diskussionen und neue Denkansätze für weitere Forschung.

Alle Beiträge der Tagung finden Sie in diesem Tagungsband.