QUANTIFIZIERUNG UND OBJEKTIVIERUNG DER PRÄVENTIONSDIAGNOSTIK MIT HILFE MOBILER TECHNOLOGIE

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades
Doctor philosophiae (Dr. phil.)

vorgelegt von Stefan Arenz, geboren am 24.07.1990 in Wittlich,

am Institut für Sport und Sportwissenschaft – Fakultät 16 Kunst- und Sportwissenschaften
der Technischen Universität Dortmund

Leipzig, den 18.09.2026

Gutachter*in:
Prof. Dr. Thomas Jaitner (Technische Universität Dortmund)
Prof. Dr. Maren Witt (Universität Leipzig)

Tag der Disputation: 16.09.2026

Fantasie ist wichtiger als Wissen, denn Wissen ist begrenzt.
Albert Einstein, Theoretischer Physiker (1879–1955)

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis I

Tabellenverzeichnis III

Abkürzungsverzeichnis IV

Vorwort V

1 Einleitung 1

2 Sportverletzungen 3

2.1 Ursachenvielfalt von Verletzungen 6

2.2 Modell zur Verletzungsprävention 8

2.3 Sportverletzungen im Volleyball 10

3 Risikofaktoren für Verletzungen der unteren Extremitäten 12

3.1 Kinematische und kinetische Parameter der unteren Extremität 13

3.2 Posturale Stabilitätsparameter 19

4 Einsatz mobiler Technologie im Sport 26

4.1 Leitfaden für den Einsatz von Technologie 27

4.2 Smarte Technologie in der Sportpraxis 29

5 Quantifizierung mittels mobiler Messsysteme 33

5.1 Inertial-Messysteme 33

5.2 Plantardruck-Messsysteme 35

5.3 Moticon OpenGo Insole3 45

6 Schlussfolgerungen und Forschungsfragen 53

7 Methodik 56

7.1 Datenerhebung 56

7.2 Testbatterie 57

7.3 Probandenkollektiv 67

7.4 Referenzsystem 69

7.5 Datenverarbeitung 71

7.6 Datenauswertung 79

8 Teilstudie 1: Validierung der Moticon OpenGo Insole3 84
8.1 Methodik der Datenauswertung 85
8.2 Kriteriumsvalidität der Schätzung der vertikalen Bodenreaktionskraft 86
8.3 Kriteriumsvalidität von CoP-Parametern 97
9 Teilstudie 2: Reliabilität der Moticon OpenGo zur Schätzung der Bodenreaktionskraft 105
9.1 Methodik der Datenauswertung 106
9.2 Ergebnisse 107
9.3 Diskussion 110
10 Teilstudie 3: Potenzial plantarer Druckmesssysteme zur Approximation von Risikofaktoren 114
10.1 Methodik der Datenauswertung 115
10.2 Ergebnisse 117
10.3 Diskussion 124
11 Teilstudie 4: Anwendungsstudie in der Volleyballsaison 2021/22 128
11.1 Methodik der Datenauswertung 128
11.2 Fallbeschreibung Saison 2021/22 131
11.3 Gruppenbasierte Analyse der Risikokennzahlen 132
11.4 Einzelfallanalyse der individuellen Abweichungsprofile 141
11.5 Diskussion 151
12 Abschlussdiskussion und Ausblick 157
13 Zusammenfassung 164
14 Literaturverzeichnis 166
15 Anhang 183

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1. Modell zur Multikausalität von Sportverletzungen nach R. Bahr und Krosshaug (2005). 6
Abb. 2. Präventionsmodell für Sportverletzungen nach van Mechelen et al. (1992) 8
Abb. 3. Neuromuskuläre Kontrollpfade nach Lephart et al. (1997) 19
Abb. 4. Leitfaden für den Einsatz mobiler Technologie nach Windt et al. (2020) 27
Abb. 5. Digitale Präventionssequenz nach Fricke et al. (2024) 29
Abb. 6. Typen der Sensorik für IMUs nach Razak et al. (2012) 33
Abb. 7. Schematische Darstellung der räumlichen Orientierung einer IMU 34
Abb. 8. Anatomie des Fußes nach Weineck (2008) 35
Abb. 9. Aufbau eines kapazitiven Sensors nach Razak et al. (2012) 37
Abb. 10. Aufbau eines resistiven Sensors nach Razak et al. (2012) 38
Abb. 11. Schematischer Aufbau eines piezoelektronischen Sensors nach Razak et al. (2012) 38
Abb. 12. Visualisierung des physikalischen Phänomens der Hysterese nach Razak et al. (2012) 40
Abb. 13. Moticon OpenGo Insole3 inkl. Smartphone-App (Moticon ReGo AG) 45
Abb. 14. Layout der Moticon OpenGo Insole3 (Moticon ReGo AG, 2021a) 46
Abb. 15. Datenübertragung der Moticon OpenGo Insole3 (Moticon ReGo AG) 48
Abb. 16. Geometrie der Moticon ReGo Insole3 (Moticon ReGo AG, 2021b) 49
Abb. 17. Struktur der methodischen Vorgehensweise 56
Abb. 18. Studiendesign für die Saison 2021/22 57
Abb. 19. Double-to-Single-Leg-Stance (Eingangs-/Ausgangsposition) 59
Abb. 20. Overhead Squat (Bewegungsablauf) 61
Abb. 21. Drop-to-Vertical Jump (Bewegungsablauf für bilaterale Version) 63
Abb. 22. Spike Jump (gesamter Bewegungsablauf) 65
Abb. 23. Schematischer Testaufbau inkl. der Referenzmesssysteme aus der Vogelperspektive 69
Abb. 24. Dreidimensionale Darstellung des Qualisys Modells (Screenshot aus Theia3D) 70
Abb. 25. Struktur der methodischen Vorgehensweise: Datenverarbeitung 71
Abb. 26. Ausrichtung der Koordinatensysteme für die Insole3 und KMP in (A) ursprünglicher sowie (B) bearbeiteter Ausrichtung. 76
Abb. 27. Effekt der Mittelwert-Zentrierung auf die CoP-Daten von KMP und OpenGo Insole3: Rohdaten versus standardisierten Daten für anteroposterior, mediolateral und 2D-Darstellung inkl. Prediction Ellipse Area 77
Abb. 28. Repräsentative vGRF der KMP und OpenGo Insole3 versus die Zeit 78
Abb. 29. Struktur der methodischen Vorgehensweise: Datenauswertung & Visualisierung 79
Abb. 30. Einordnung der ersten Forschungsfrage (FF 1) in den Forschungskomplex A 84
Abb. 31. Studiendesign zur Prüfung der Kriteriumsvalidität der durch die OpenGo Insole3 geschätzten vertikalen Bodenreaktionskraft und CoP Path Length im Vergleich zu einer Referenzmessung mittels Kraftmessplatte 85
Abb. 32. Ergebnisse der SPM-Analyse für (A) DSLS links, (B) DSLS rechts, OVH (C & D) 87
Abb. 33. Ergebnisse der SPM-Analyse für DVJ bilateral (A & B), sowie DVJ unilateral (C & D) 88
Abb. 34. Ergebnisse der SPM-Analyse für Spike (links) (A & B), sowie Spike (rechts) (C & D) 89
Abb. 35. Bland-Altman Grafiken zum Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Schätzung der mittleren vGRF bei DSLS und OVH 91
Abb. 36. Bland-Altman Grafiken zum Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Schätzung der maximalen vGRF bei DVJ und SJ 93
Abb. 37. Bland-Altman Grafiken zum Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Bestimmung der CoP Path Length bei DSLS, OVH & DVJ bilateral 99
Abb. 38. Bland-Altman Grafiken zum Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Bestimmung der CoP Path Length bei DVJ unilateral, SJ links & SJ rechts 100
Abb. 39. Darstellung der CoP-Verläufe und der Prediction Ellipse Area im Rahmen von zwei Bewegungsaufgaben (OVH & SJ) für das Referenzsystem und die OpenGo Insole3 103

Abb. 40. Einordnung der zweiten Forschungsfrage (FF 2) in den Forschungskomplex B 105
Abb. 41. Studiendesign zur Prüfung der Reliabilität der mittels OpenGo Insole3 bestimmten mittleren vertikalen Bodenreaktionskraft mit paralleler Referenzmessung über eine Kraftmessplatte an zwei Messzeitpunkten (T_0, T_2; N = 19) 106
Abb. 42. Grafische Darstellung der Bland-Altman-Parameter (Bias inkl. LoA) der mittleren vGRF für alle Übungen zu T_0 und T_2. 108
Abb. 43. Einordnung der dritten Forschungsfrage (FF 3) in den Forschungskomplex C 114
Abb. 44. Schematische Darstellung der prädiktiven Modellierung 115
Abb. 45. Streudiagramm zur Darstellung der Übereinstimmung zwischen der Baseline-Standardabweichung und RMSE aus der Kreuzvalidierung für verschiedene Zielvariablen des Sprunggelenks sowie Sensorbereiche 118
Abb. 46. Streudiagramm zur Darstellung der Übereinstimmung zwischen der Baseline-Standardabweichung und RMSE aus der Kreuzvalidierung für verschiedene Zielvariablen des Kniegelenks sowie Sensorbereiche 119
Abb. 47. Mittlere Vorhersagegüte R^2 (CV) des Elastic Net-Modells in Abhängigkeit vom Regularisierungsparameter für Gelenkwinkel und -momente von Knie und Sprunggelenk über alle Bewegungsaufgaben. 120
Abb. 48. Kreuzvalidierte Modellgüte (R^2) für Sprunggelenksvariablen (*Peak*-Werte) nach Aufgabe und Seite. Vergleich von Elastic Net, Lasso, lineares Modell und Random Forest. 122
Abb. 49. Kreuzvalidierte Modellgüte (R^2) für Kniegelenksvariablen (*Peak*-Werte) nach Aufgabe und Seite. Vergleich von Elastic Net, Lasso, lineares Modell und Random Forest. 123
Abb. 50. Einordnung der dritten Forschungsfrage (FF 4) in den Forschungskomplex D 128
Abb. 51. Schematische Darstellung des Studiendesigns zur Identifikation auffälliger Athletinnen 129
Abb. 52. Prozentuale Verteilung der dokumentierten Beschwerden in der Saison 2021/22 131
Abb. 53. Häufigkeit tagesbezogener Beschwerden der unteren Extremitäten (Saison 2021/22) 132
Abb. 54. Scatterplot der Gruppenmittelwerte mit Fehlerbalken der Gruppe unauffälliger und verletzter Athletinnen über alle Aufgaben (DSLS, OVH, DVJ, SJ) und Seiten (links, rechts) für ausgewählte kinematischen und kinetischen Parameter. 140
Abb. 55. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 1 143
Abb. 56. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 2 144
Abb. 57. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 3 145
Abb. 58. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 4 146
Abb. 59. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 5 147
Abb. 60. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 6 148
Abb. 61. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 7 149
Abb. 62. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 8 150
Abb. 63. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 9 151
Abb. 65. Visualisierung des Mixed-Methods-Modells (quantitative, qualitative & subjektive Triangulation). 162

Tabellenverzeichnis

Tab. 1. Schwere der Verletzung gemäß Ausfallzeiten nach Neil et al. (2018) und Fuller et al. (2006) 4
Tab. 2. Kinematische und kinetische Schwellenwertparameter mit zugehöriger Risikoklassifikation 15
Tab. 3. CoP-Parameter nach Quijoux et al. (2021) 20
Tab. 4. CoP-Indizes nach Quijoux et al. (2021) & Schubert und Kirchner (2014) 21
Tab. 5. Studien mit Schwerpunkt neuromuskulärer Messgrößen (hier: CoP-Indizes) 23
Tab. 6. Studien mit Schwerpunkt neuromuskulärer Messgrößen (hier: TTS) 24
Tab. 7. Übersicht ausgewählter Studien zur sensorbasierten Schätzung biomechanischer Parameter mittels Machine Learning 32
Tab. 8. Übersicht unterschiedlicher Drucksensortypen nach L. Chen et al. (2022) 39
Tab. 9. Vergleich von Systemtypen (Ancillao et al., 2018; Hegde et al., 2016; Razak et al., 2012) 42
Tab. 10. Technische Spezifikationen von Sensoreinlagen (Moticon ReGo AG, 2021e; novel GmbH, 2015; Savecomp Megascan GmbH, 2017; XSensor, 2024) 43
Tab. 11. Technische Spezifikationen der OpenGo Insole3 (gemäß Moticon ReGo AG (2021c)) 47
Tab. 12. Parameterübersicht inkl. Einheit der Moticon OpenGo Insole3 pro Seite 47
Tab. 13. Übersicht der Testbatterie inkl. Abkürzungen 58
Tab. 14. Ein- und Ausschlusskriterien zur Studienteilnahme 67
Tab. 15. Anthropometrische Merkmale der Proband*innen inkl. Größenverteilung 68
Tab. 16. Verteilung der Probandinnen im Testzeitraum August 2021 bis März 2022 68
Tab. 17. Anthropometrische Merkmale (n_w = 19) für FF 2 und FF 4 inkl. Größenverteilung 69
Tab. 18. Referenzsystem: Achsen-, Ebenen- und Bewegungsdefinition 70
Tab. 19. Aggregierte und systemeinheitlich angewandte Cut-Off-Frequenzen für vGRF- und CoP-Signale 74
Tab. 20. Mittlere vGRF bei DSLS und OVH: Deskriptive Statistik und methodenvergleichende Analyse mittels Bland-Altman-Analyse und Spearman-Rangkorrelation 91
Tab. 21. Maximale vGRF bei DVJ und SJ: Deskriptive Statistik und methodenvergleichende Analyse mittels Bland-Altman-Analyse und Spearman-Rangkorrelation. 92
Tab. 22. CoP Path Length: Deskriptive Statistik und Übereinstimmung zwischen OpenGo Insole3 und Referenzsystem mittels Bland-Altman-Analyse und Spearman-Rangkorrelation anhand der Bewegungsmuster DSLS, OVH, DVJ und SJ 98
Tab. 23. Reliabilitätsanalyse der mittleren vGRF zwischen T_0 und T_2 mittels Bland-Altman-Analyse, mittlere absolute Differenz und Intraklassenkorrelation. 109
Tab. 24. Prädiktoren: Moticon OpenGo Insole3 Druckbereiche 116
Tab. 25. Zielvariablen: Sprunggelenk (SG) 116
Tab. 26. Zielvariablen: Kniegelenk (Knie) 116
Tab. 27. Beste Modellkonstellationen mit Verbesserung gegenüber der Baseline unter Verwendung des λ1se-Kriteriums nach Aufgabe und Zielvariable. 121
Tab. 28. Gruppenvergleich der Knie-Abduktion (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 134
Tab. 29. Gruppenvergleich der Knie-Flexion (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 134
Tab. 30. Gruppenvergleich der Knie-Moment (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 135
Tab. 31. Gruppenvergleich der Sprunggelenk-Dorsalflexion (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 135
Tab. 32. Gruppenvergleich des vGRF-Mittelwert (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 135
Tab. 33. Gruppenvergleich des vGRF-Peak (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 136
Tab. 34. Gruppenvergleich der Prediction Ellipse Area (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 136
Tab. 35. Gruppenvergleich der Sample Entropy (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 137
Tab. 36. Gruppenvergleich der Path Length (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 137
Tab. 37. Gruppenvergleich der Druckverteilung am Vorfuß (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 138
Tab. 38. Gruppenvergleich der Druckverteilung am Mittelfuß (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 138
Tab. 39. Gruppenvergleich der Druckverteilung an der Ferse (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe 139

Abkürzungsverzeichnis

AP ..... lat. anteroposterior (anatomische Richtungsangabe "von vorne nach hinten")
BW ..... Körpermasse (engl. *Bodyweight*)
CI ..... Konfidenzintervall (engl. *Confidence Interval*)
CNN ..... engl. *Convolutional Neural Network*
CoM ..... Körperschwerpunkt (engl. *Center of Mass*)
CoP ..... Druckmittelpunkt (engl. *Center of Pressure*)
DSLS ..... engl. *Double- to Single-Leg Stance*
DVJ ..... engl. *Drop to Vertical Jump*
EN ..... engl. *Elastic Net*
FAI ..... Funktionelle Sprunggelenksinstabilität (engl. *Functional Ankle Instability*)
FIVB ..... *Fédération Internationale de Volleyball*
IC ..... initialer Bodenkontakt (engl. *Initial Contact*)
IMU ..... inertiale Messeinheit (engl. *Inertial Measurement Unit*)
IOC ..... *International Olympic Committee*
JAng ..... Gelenkwinkel (engl. *Joint Angle*)
JM ..... Gelenkmoment (engl. *Joint Moment*)
KAM ..... Knieabduktionsmoment
KMP ..... Kraftmessplatte
LM ..... lineares Modell
LoA ..... Übereinstimmungsgrenze (engl. *Limits of Agreement*)
MAD ..... mittlere absolute Differenz
MEMS ..... Mikroelektromechanische Systemtechnologie (engl. *Micro-Electro-Mechanical-System*)
ML ..... lat. mediolateral (anatomische Richtungsangabe "von mittig nach außen")
MoCap ..... Bewegungserfassung (engl. *Motion Capture*)
NMAE ..... normalisierter mittlerer absoluter Fehler (engl. *Normalized Mean Absolute Error*)
OR ..... *engl. Odds Ratio*
OVH ..... engl. *Overhead Squat*
PFPS ..... engl. *Patellofemoral Pain Syndrom*
PT ..... Patellatendinopathie
RF ..... engl. *Random Forest*
RMS ..... Quadratischer Mittelwert (engl. *Root Mean Square*)
RMSE ..... Wurzel der mittleren Fehlerquadratsumme (engl. *Root Mean Square Error*)
SampEn ..... Stichprobenentropie (engl. *Sample Entropy*)
SG ..... Sprunggelenk
SJ ..... engl. *Spike Jump*
SPM ..... engl. *Statistical Parametric Mapping*
TTS ..... Zeit bis zur Stabilisierung (engl. *Time to Stabilization*)
vGRF ..... vertikale Bodenreaktionskraft (engl. *Vertical Ground Reaction Force*)
VKB ..... Vorderes Kreuzband

Vorwort

Ich danke allen,
die mich bei der Erstellung dieser Dissertation auf ihre Art und Weise unterstützt hat!

Vor allem gilt der Dank meinem Doktorvater, *Herr Prof. Dr. Thomas Jaitner,* für die Ermöglichung des gesamten Projekts, für die Unterstützung und insbesondere für die exzellenten Voraussetzungen und Rahmenbedingungen seiner Arbeitsgruppe an der TU Dortmund, die wesentlich zum Gelingen der Arbeit beigetragen haben,

Frau Prof. Dr. Maren Witt besonders für die wissenschaftliche Unterstützung in der letzten Phase und für die Anfertigung des Gutachtens,

Moticon ReGo AG und seinem Team, für die großzügige Leihgabe der Messsohlen während der Datenerfassung in der Saison 2021/2022. Darüber hinaus stand mir das Team stets bei Fragen zu technischen Details und Auswertealgorithmen zur Seite,

Richard Hunger für seine Unterstützung zum Meistern der Komplexität der R-Programmierung und für die Beratung bei statistischen Fragen,

Manuel Hartmann, für das entgegengebrachte Vertrauen, die Unterstützung in der Datenerhebungsphase, die zahlreichen Diskussionen und Anregungen aus sportpraktischer Sicht, sowie die Unterstützung bei der Anfertigung diverser Abbildungen!

1 Einleitung

Die Qualität der Bewegungsausführung gilt als zentrales leistungs- und gesundheitsrelevantes Konstrukt im (Nachwuchs-) Leistungssport. Sie beschreibt die biomechanische und koordinative Ausprägung sportartspezifischer Bewegungsmuster und umfasst Gelenkkinematik, intersegmentale Koordination, zeitliche Bewegungsstruktur sowie die Belastungsverteilung im Bewegungsapparat. Technisch stabile und koordinativ präzise Bewegungen ermöglichen eine ökonomische Kraftübertragung, reduzieren kompensatorische Belastungsstrategien und begünstigen langfristige strukturelle Adaptionsprozesse (Krug, 2023; Schnabel & Krug, 2015). Demgegenüber sind defizitäre Bewegungsmuster häufig mit ungünstigen Belastungsverteilungen, erhöhten lokalen Kraftspitzen oder veränderten neuromuskulären Aktivierungsmustern assoziiert und gelten als potenzielle Risikofaktoren für muskuloskelettale Verletzungen (Cook et al., 2014; Dadfar et al., 2021).

Die biomechanische Analyse solcher Bewegungsphänomene erfolgt in Sportmechanik, Orthopädie und Rehabilitation seit Jahrzehnten unter laborbasierten Bedingungen. Hochauflösende optoelektronische Bewegungsanalysesysteme, Kraftmessplatten oder dynamometrische Verfahren ermöglichen eine präzise Quantifizierung kinematischer und kinetischer Parameter und gelten aufgrund ihrer hohen internen Validität als Referenzmethoden (Cereatti et al., 2024; Davies et al., 2020; T. Krosshaug et al., 2005). Durch standardisierte Rahmenbedingungen lassen sich mechanische Belastungsgrößen kontrolliert erfassen und externe Störvariablen weitgehend minimieren. Der Einsatz dieser Systeme ist jedoch mit erheblichem infrastrukturellem, finanziellem und personellem Aufwand verbunden, weshalb ihr Einsatz in der Regel auf experimentelle Studien oder punktuelle leistungsdiagnostische Untersuchungen beschränkt bleibt. Eine flächendeckende Implementierung in den Trainingsalltag des (Nachwuchs-) Leistungssports ist unter praktischen und ökonomischen Gesichtspunkten nur eingeschränkt realisierbar (Atkinson & Nevill, 1998; Stetter et al., 2019). Darüber hinaus ist die ökologische Validität laborbasierter Analysen limitiert, da sportliche Bewegungen im Trainings- und Wettkampfkontext durch komplexe situative Einflussfaktoren wie Ermüdung, taktische Anforderungen oder Gegnerdruck moduliert werden. Diese Ko-Faktoren lassen sich nur unzureichend unter standardisierten Laborbedingungen abbilden.

In der Sportpraxis erfolgt die Beurteilung der Bewegungsqualität daher überwiegend auf Grundlage visueller Beobachtungen durch Trainer*innen. Diese Einschätzungen basieren auf Erfahrung, Intuition und biomechanische Grundkenntnisse (Lath et al., 2021; Schnabel & Krug, 2015). Das sogenannte „Trainerauge“ weist eine hohe ökologische Validität auf, da es unmittelbar im realen Handlungskontext angewendet wird. Seine Objektvierbarkeit ist jedoch begrenzt, da subtile Abweichungen in Gelenkstellung, intersegmentaler Koordination oder Belastungsverteilungen visuell nur eingeschränkt erfassbar sind. Zudem unterliegt die Bewertung inter- und intraindividuellen Beobachtereffekten, was die Reliabilität der Einschätzungen reduziert (Adesida et al., 2019; Davies et al., 2020; Hossain et al., 2023).

Vor diesem Hintergrund erscheint eine Integration quantitativer Messverfahren in feldbasierte Diagnostikansätze erforderlich, um erfahrungsbedingte Beobachtungen durch reliabel und valide operationalisierte biomechanische Parameter zu ergänzen und langfristig in Trainings- und Wettkampfprozesse zu überführen (Davies et al., 2020; Schnabel & Krug, 2015).

Mobile Sensortechnologie bieten hierfür einen vielversprechenden Ansatz, da sie die kontinuierliche Erfassung biomechanischer Parameter unter realen Bedingungen ermöglichen und damit die hohe ökologische Validität mit standardisierter quantitativer Datenerhebung verbinden (Cereatti et al., 2024). Insbesondere mobile Plantardruckmesssysteme eröffnen die Möglichkeit, Druckverteilungen, lokale Belastungsspitzen und zeitliche Belastungscharakteristika direkt im Schuh zu erfassen und belastungsrelevante Muster repetitiver Sprung- und Landebewegungen longitudinal im Trainingsprozess abzubilden (Razak et al., 2012; L. Wang et al., 2020). Dies schafft neue Zugänge zur Analyse intraindividueller Belastungsvariabilität und potenziell risikobehafteter Bewegungsstrategien im sportartspezifischen Kontext. Dabei ist zwischen Quantifizierung und Objektivierung zu differenzieren. Während Quantifizierung die numerische Abbildung beobachtbarer Phänomene beschreibt, setzt Objektivierung zusätzlich eine hinreichende Validität und Reliabilität der Messgrößen voraus (Cereatti et al., 2024; Warneke, Gronwald et al., 2025). Viele feldbasierte Systeme verbleiben bislang auf der Ebene der Quantifizierung, ohne die methodische Absicherung zu erreichen. Erst durch entsprechende Validierungs- und Reliabilitätsprüfungen lassen sich standardisierte und langfristig nutzbare Diagnostikprozesse etablieren (Bös, 2017; Schnabel & Krug, 2015).

Die Relevanz dieser Problematik zeigt sich exemplarisch im Volleyball, das durch eine hohe Frequenz von Sprung- und Landebewegungen mit erheblichen vertikalen Bodenreaktionskräften und exzentrischen Belastungen der unteren Extremität charakterisiert ist (Bisseling et al., 2008; Czimek, 2022). Verletzungen betreffen häufig Knie- und Sprunggelenk und stehen unter anderem mit ungünstigen Landestrategien, asymmetrische Belastungsverteilungen oder erhöhte Belastungsspitzen in Zusammenhang (Bahr & Krosshaug, 2005; Kilic et al., 2017; T. Krosshaug et al., 2005). Eine präventionsorientierte Diagnostik im Volleyball erfordert die differenzierte Erfassung solcher Belastungsparameter unter realen Bedingungen, während laborbasierte Ansätze die situative Variabilität des Feldes nur eingeschränkt abbilden (Stern et al., 2020; Stetter et al., 2019).

Vor diesem Hintergrund verfolgt die vorliegende Forschungsarbeit das Ziel, die Eignung eines mobilen Plantardruckmesssystems für die feldbasierte Präventionsdiagnostik im (Nachwuchs-) Leistungssport zu evaluieren. Im Mittelpunkt stehen die Überprüfung der Validität gegenüber referenzbasierten Messverfahren, die Analyse der Retest-Reliabilität sowie die Bewertung der praktischen Anwendbarkeit. Dabei wird geprüft, inwiefern mobile Sensortechnologie eine objektivierte und kontinuierliche einsetzbare Ergänzung bestehender Diagnostikansätze im Feld darstellen kann.

2 Sportverletzungen

Verletzungen des Bewegungsapparats treten im Breiten- und Leistungssport bei Athlet*innen aller Leistungsstufen auf. Die Art und Häufigkeit der Verletzungen variieren je nach Sportart, wobei über alle Alters- und Leistungsklassen hinweg eine steigende Anzahl zu verzeichnen ist (Seil et al., 2020). Sportverletzungen können nicht nur medizinische Betreuung oder Ausfallzeiten nach sich ziehen, sondern können auch zu Rezidiv- und Sekundärverletzungen, einer eingeschränkten Lebensqualität und im schlimmsten Fall zu einem frühzeitigem Karriereende führen. Neben den funktionellen Auswirkungen, entstehen möglicherweise finanzielle Konsequenzen für Athlet*innen und Vereine (Walia & Boudreaux, 2021). Besonders im Nachwuchsleistungssport kann eine schwere Verletzung langfristige Folgen für die sportliche Entwicklung haben. Entsprechend hoch ist die Relevanz zur frühzeitigen Erkennung von potenziellen Risikofaktoren im Rahmen präventiver Diagnostik (Larruskain et al., 2022).

Mit der Konsenserklärung des Internationalen Olympischen Komitees (IOC) liegt eine international empfohlene Referenzdefinition für Sportverletzungen vor. Die IOC-Definition beschreibt eine Sportverletzung als Gewebeschaden oder funktionelle Beeinträchtigung infolge der Teilnahme am Sport. Dies ist unabhängig davon, ob medizinische Hilfe erforderlich ist oder eine Trainings- bzw. Wettkampfpause folgt (Bahr et al., 2020). Die zugrunde liegende Ursache ist in der schnellen oder wiederholten Übertragung kinetischer Energie bei unzureichender Absorption auf die Körperstrukturen begründet (ebd.). Diese Definition umfasst nicht nur akute Verletzungen, sondern berücksichtigt auch Überlastungsverletzungen. Letztere zeichnen sich durch einen schleichenden Beginn aus und resultieren aus wiederholten Mikrotraumata ohne ein einzelnes identifizierbares Ereignis (Langley & Brenner, 2004; Neil et al., 2018). Ebenfalls werden erneute Verletzungen (Rezidivverletzungen) zu dieser Definition hinzugezählt. Darunter versteht man das Wiederauftreten desselben Verletzungstyps an derselben anatomischen Lokalisation, nachdem die sportliche Aktivität zuvor vollständig wieder aufgenommen wurde. Abhängig vom Zeitpunkt ihres erneuten Auftretens wird zwischen einer frühen (innerhalb von 2 Monaten), späten (2−12 Monate) und verzögerten Wiederverletzung (nach mehr als 12 Monaten) unterschieden (Neil et al., 2018).

Trotz der umfassenden IOC-Referenzdefinition variiert in der sportepidemiologischen Praxis weiterhin eine konkrete Operationalisierung. Zahlreiche sportmedizinische Studien verwenden spezifischere, operative Definitionen, die bestimmte Konsequenzen der Verletzung in den Mittelpunkt stellen (Fuller et al., 2006; Neil et al., 2018; Palmer-Green et al., 2011). Diese stellen keine alternativen Begriffsbestimmungen dar, sondern methodische Konkretisierungen zur standardisierten Datenerhebung. Dabei haben sich drei operative Definitionen etabliert: die *Time-Loss*-Verletzung, die *Medical-Attention*-Verletzung und die *Performance-Restriction*-Verletzung. Die *Time-Loss*-Verletzung ist die am häufigsten verwendete Definition in epidemiologischen Studien und beschreibt Verletzungen, die für die Sportler*innen eine Ausfallzeit von Training oder Wettkampf nach sich ziehen. Zur Bewertung der Schwere empfehlen Neil et al. (2018) und Fuller et al. (2006) die Einteilung gemäß Tab. 1. Der Zeitraum, in dem eine Sportlerin oder ein Sportler nicht aktiv am Training oder Wettkampf teilnehmen kann, ist in der Sportpraxis durch das Trainerteam einfach zu erheben. Die Ausfallzeit stellt eine klare und objektive Messgröße dar, ist jedoch nicht immer

sensitiv genug. Gerade die Reduzierung der Verletzungsschwere auf Basis der Ausfallzeit birgt einen potenziellen Informationsverlust und eine Unterschätzung der Verletzung. Es werden keine Verletzungen erfasst, die Schmerzen oder Leistungseinschränkungen verursachen, aber keinen kompletten Trainings- oder Wettkampfausfall zur Folge haben (Palmer-Green et al., 2011; Sole et al., 2017). Dies betrifft zum Beispiel Überlastungsverletzungen oder chronische Erkrankungen. Darüber hinaus ist der Zeitpunkt der vollen Rehabilitation nicht immer klar definiert und kann durch andere Faktoren beeinflusst werden.

Tab. 1. Schwere der Verletzung gemäß Ausfallzeiten nach Neil et al. (2018) und Fuller et al. (2006)

Grad	Einteilung	Anzahl der Ausfalltage
1	Leicht	0–1
2	Minimal	2–3
3	Mild	4–7
4	Moderat	8–28
5	Schwer	Mehr als 28
6	Karriere beendet	Leistungssport nicht mehr möglich
7	Nicht tödlich, katastrophal	Nicht tödlich
8	Katastrophal	Tödlich

Die *Medical Attention*-Verletzung ist weiter gefasst und inkludiert alle Fälle, in denen Athlet*innen aufgrund von gesundheitlichen Problemen medizinische Hilfe durch qualifiziertes Personal in Anspruch nehmen. Dieses Vorgehen erlaubt eine detaillierte Erfassung, vor allem bei Sportarten mit umfassender medizinischer Betreuung, birgt jedoch das Risiko einer Übererfassung von Bagatellverletzungen (Bahr & Krosshaug, 2005; Fuller et al., 2006; Theisen et al., 2014). Ergänzend zu den etablierten Kategorien wurde die *Performance-Restriction*-Verletzung eingeführt, um ein realistischeres Bild der Sportpraxis zu erfassen. Sie beschreibt eine Verletzung, bei der Athlet*innen weiterhin aktiv sind, jedoch der Umfang und/oder die Intensität des Trainings eingeschränkt ist (Palmer-Green et al., 2011). Eine typische Form dieser leistungslimitierenden Verletzung mit schmerzadaptieren Belastungssteuerung stellt das Patellaspitzensyndrom dar. Die Definition ermöglicht eine differenzierte Beurteilung des Einflusses von Verletzungen auf die Leistungsfähigkeit, erfordert jedoch eine präzise Dokumentation durch die Trainer*innen- und Ärzt*innen. Insgesamt ergänzen sich die Definitionen und bieten unterschiedliche Blickwinkel auf das Verletzungsgeschehen im Sport. Die Wahl der Definition hängt stark vom Zweck der Studie ab.
Sportverletzungen werden anhand verschiedener Kriterien klassifiziert, um sie besser zu verstehen, zu vergleichen und Präventionsstrategien zu entwickeln. Zur systematischen Erfassung wird eine Klassifikation in sechs Kategorien nach Bahr et al. (2020) und Fuller et al. (2006) empfohlen:

1 **Anatomischer Ort der Verletzung**

Genaue anatomische Lokalisation der Verletzung, um eine präzise Zuordnung der betroffenen Körperstruktur zu ermöglichen (z.B. Sprunggelenk).

2 Art der Verletzung

Genaue Angabe der Verletzungsart gibt Aufschluss über die betroffene Gewebestruktur. Mögliche Verletzungsarten umfassen beispielsweise Muskelverletzungen (z-B. Muskelfaserriss), Bandverletzungen (z.B. Distorsion), Knochenverletzungen (z.B. Knochenödem). Die exakte Bezeichnung hilft bei der Einordnung der Schwere und der therapeutischen Maßnahmen.

3 Betroffene Körperseite (Lokalisation)

Präzise Angabe, welche Körperregion betroffen ist und ob die Verletzung links, rechts oder beidseitig aufgetreten ist; im Idealfall unter Verwendung standardisierter Systeme wie dem *Orchard Sports Injury Classification System* nach Bahr et al. (2020).

4 Verletzungsmechanismus

Art des Zustandekommens der Verletzung:

- Traumatische Verletzung (*Acute Injury*): Resultiert aus einem spezifischen, identifizierbaren Ereignis (z.B. Sturz, Kollision).
- Überlastungsverletzung (*Overuse Injury*): Entsteht durch wiederholte Mikrotraumata ohne ein einzelnes, identifizierbares Ereignis (z.B. Sehnenscheidenentzündung, Stressfraktur).
- Kontakt (*Contact Injury*) vs. Verletzung ohne Fremdeinwirkung (*Non-Contact Injury*): Unterscheidung, ob die Verletzung durch direkten oder indirekten Kontakt mit einem anderen Spieler, einem Objekt oder ohne jeglichen Kontakt entstanden ist.

5 Wiederverletzungsstatus

Dokumentation zur Unterscheidung zwischen einer Erstverletzung, einer wiederkehrenden Verletzung oder einer Verschlimmerung einer bereits bestehenden Verletzung.

6 Kontext

Angabe, ob die Verletzung im Training oder im Wettkampf aufgetreten ist.

2.1 Ursachenvielfalt von Verletzungen

Die Entstehung von Sportverletzungen ist ein komplexer Prozess, der bis dato nicht vollumfänglich aufgeklärt ist. Verletzungen resultieren aus dem Zusammenspiel verschiedener, miteinander interagierender Einflussfaktoren. Ein Großteil der verfügbaren Studien basieren auf retrospektiven Untersuchungen und wählen einen traditionellen Ansatz, sodass Verletzungen durch eine lineare Beziehung zwischen einzelnen Risikofaktoren erklärt werden (Chimera & Warren, 2016; Pasanen et al., 2015). Bereits Meeuwisse (1994) betont in seinem multifaktoriellen Modell, dass sowohl interne als auch externe Risikofaktoren die Anfälligkeit für Verletzungen erhöhen können, jedoch nicht alleine ausreichen, um Verletzungen zu verursachen. Das auslösende Ereignis wird in diesem Modell als letztes Glied der Kausalkette beschrieben, das zur Verletzung führt.

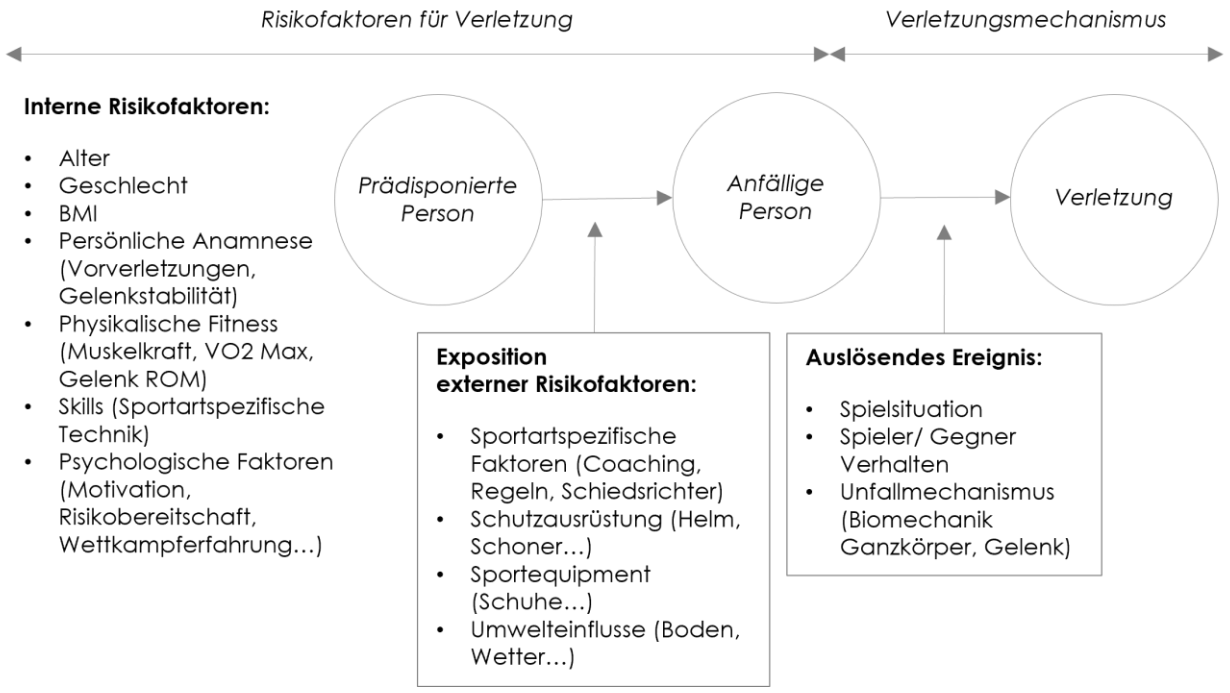


Abb. 1. Modell zur Multikausalität von Sportverletzungen nach R. Bahr und Krosshaug (2005).

In dieser Arbeit wird das umfassende Risikofaktorenmodell von Bahr und Krosshaug (2005) als theoretische Grundlage herangezogen (Abb. 1). Dieses baut auf dem Modell von Meeuwisse (1994) auf und erweitert es um biomechanische Perspektiven, wie sie von McIntosh (2005) beschrieben wurden. Die biomechanische Perspektive soll durch die Analyse der mechanischen Eigenschaften des menschlichen Gewebes sowie der Reaktion auf physische Belastungen ein vertieftes Verständnis der Verletzungsmechanismen ermöglichen. Das Modell unterteilt den Mechanismus in vier Ebenen: (1) Spielsituation, (2) Verhalten der Athlet*in und Gegner*in, (3) biomechanische Beschreibung des gesamten Körpers und (4) eine detaillierte Beschreibung von einzelnem Gelenk/Gewebe.

Nach Bahr und Krosshaug (2005) zählen zu den internen Risikofaktoren vor allem Merkmale wie Alter, Geschlecht, Körperzusammensetzung, sowie Aspekte wie neuromuskuläre Kontrolle, Kraftdefizit, Gelenkbeweglichkeit, Ausdauer, Bewegungsmuster und psychologische Aspekte wie Motivation, Stress,

Risikobereitschaft und Wettkampferfahrung. Ein weiterer bedeutender interner Risikofaktor ist die Vorgeschichte früherer Verletzungen, da diese das Risiko für erneute Verletzungen deutlich erhöhen können (Sobhani et al., 2013). Externe Risikofaktoren beziehen sich auf Umweltbedingungen (z.B. Wetter) und die Beschaffenheit, sowie Wartung der Sportausrüstung. Außerdem sind sportspezifische Faktoren wie Trainingsintensität, -umfang und -methoden, sowie die Interaktion mit anderen Athlet*innen, etwa bei Kontaktsportarten, von Bedeutung. Gerade Mannschaftssportarten und Wettkampfsituationen weisen im Allgemeinen ein höheres Verletzungsrisiko auf als Individualsportarten oder Trainingssituationen (Theisen et al., 2014). Das Modell betont, dass Sportverletzungen nicht auf einen einzigen Auslöser zurückgeführt werden können, sondern das Ereignis eines komplexen Zusammenspiels verschiedener Faktoren sind. Beispielsweise kann ein*e Athlet*in mit einer leichten biomechanischen Fehlstellung (interner Risikofaktor) auf einem rutschigen Spielfeld (externer Risikofaktor) bei hohem psychischem Druck (interner Risikofaktor) und intensiver Trainingsbelastung (externer Risikofaktor) ein erheblich höheres Verletzungsrisiko aufweisen. In der Praxis bedeutet dies, dass zur Vermeidung von Sportverletzungen sowohl interne Risikofaktoren durch individuelle Trainingsprogramme, medizinische Betreuung und psychologische Unterstützung adressiert werden müssen, als auch die externen Faktoren durch geeignete Trainingsbedingungen, sichere Ausrüstung und angemessene Wettkampfregeln optimiert werden sollten. Der traditionelle, lineare Ansatz wird zunehmend als unzureichend angesehen (Bittencourt et al., 2016; Fonseca et al., 2020; Hulme & Finch, 2015). Neuere Ansätze betrachten Sportverletzungen als Ergebnis komplexer Systeme, in denen zahlreiche Einflussfaktoren auf unterschiedlichen Ebenen (biomechanisch, physiologisch, psychologisch, sozial, umweltbedingt) miteinander interagieren. Es wird von einem „Netz von Determinanten“ gesprochen, bei dem sich das Verletzungsrisiko dynamisch und nichtlinear verändert. Bereits kleinere Änderungen einzelner Faktoren können große, unerwartete Auswirkungen haben (Bittencourt et al., 2016; Meeuwisse, 1994; Stern et al., 2020). Ein vielversprechender theoretischer Rahmen zur Beschreibung solcher Zusammenhänge ist der Ansatz des Systemdenkens (*System Thinking*). Dieser stammt aus der interdisziplinären Komplexitätsforschung und betrachtet den menschlichen Körper nicht isoliert, sondern als Teil eines offenen, dynamischen Systems. Vor dem Hintergrund der Multikausalität von Sportverletzungen stellt sich die Frage, inwiefern Verletzungen mit Hilfe von spezifischen Risikofaktoren grundsätzlich vorhergesagt werden können?

2.2 Modell zur Verletzungsprävention

Das Präventionsmodell von van Mechelen et al. (1992) ist ein zentraler Ansatz in der Epidemiologie zur möglichen Reduktion von Sportverletzungen. Es basiert auf vier aufeinanderfolgenden Stufen, die einen Rahmen für die systematische Identifikation und Prävention von Verletzungen und Überlastungsschäden bilden (Abb. 2).

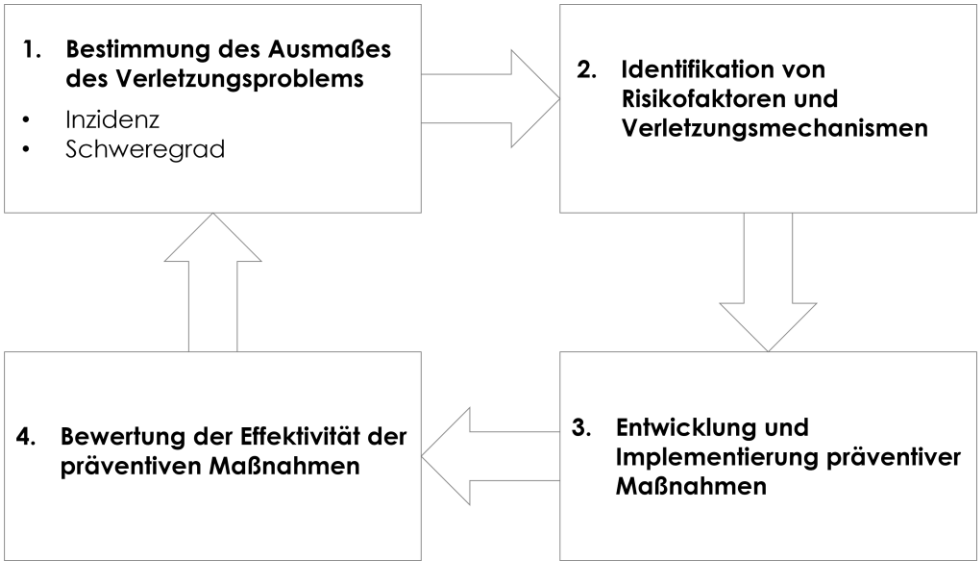


Abb. 2. Präventionsmodell für Sportverletzungen nach van Mechelen et al. (1992)

Die erste Stufe des Modells konzentriert sich auf die systematische Erhebung und Analyse von Verletzungsdaten innerhalb einer definierten Zielgruppe. Im Mittelpunkt steht die Inzidenz von Verletzungen, also die Häufigkeit ihres Auftretens innerhalb eines bestimmten Zeitraums. Zur Erfassung werden detaillierte Informationen über die Anzahl und Art der Verletzungen gesammelt. Dabei erfolgt eine Kategorisierung von Verletzungstypen, wie Muskel-, Gelenk- oder Knochenverletzungen. Ein weiterer zentraler Aspekt dieser Stufe ist die Analyse der Verletzungsursachen. Dabei werden die Gründe, die zu den Verletzungen geführt haben, untersucht. Dies ist beispielsweise eine Überlastung durch wiederholte Belastung oder direkte Traumata infolge eines Unfalls oder Zusammenstoßes. Zusätzlich wird der Schweregrad der Verletzungen erfasst und in leichte, mittelschwere oder schwere Fälle unterteilt. Ebenfalls ist die Ausfallzeit, also die Dauer, in der Athlet*innen aufgrund einer Verletzung nicht trainieren oder an Wettkämpfen teilnehmen können. Diese umfassende Datensammlung bildet die Grundlage für die weiteren Stufen des Modells und erfolgt in der Regel im Rahmen epidemiologischer Studien, die entweder retrospektiv (Analyse bereits vorhandener Daten) oder prospektiv (laufende Datenerfassung) durchgeführt werden.

Auf der zweiten Stufe des Modells wird der Fokus auf die Untersuchung der Ätiologie, also der Ursachen und Entstehungsmechanismen von Verletzungen, gelegt. Ein zentrales Element dieser Analyse ist die Identifikation von Risikofaktoren, die die Wahrscheinlichkeit einer Verletzung erhöhen. Wie im vorigen Modell von Bahr und Krosshaug (2005) beschrieben, können Risikofaktoren vielfältiger Natur sein.

Zusätzlich zur Identifikation von Risikofaktoren werden die spezifischen Mechanismen untersucht, durch die es zu Verletzungen kommt (McIntosh, 2005). Diese Prozesse können in Laboruntersuchungen, durch Videoanalysen oder mithilfe mobiler Technologie untersucht werden. Die dritte Stufe des Modells beschäftigt sich mit der Entwicklung und Umsetzung von Maßnahmen, die darauf abzielen, die in den vorherigen Stufen identifizierten Risikofaktoren zu minimieren und die Verletzungsmechanismen zu unterbrechen. Zu den präventiven Maßnahmen gehören unter anderem die Modifikation von Trainingsprogrammen. Dabei kann es notwendig sein, die Trainingsintensität, -dauer und -häufigkeit anzupassen, um Überlastungen zu vermeiden und somit das Verletzungsrisiko zu senken. Darüber hinaus spielen Technikanpassungen eine wichtige Rolle. Die Verbesserung der sportartspezifischen Techniken kann dazu beitragen, die Belastung auf bestimmte Körperteile zu verringern. Ein weiterer Aspekt der Prävention ist die Optimierung der Sportausrüstung. Dies kann die Anpassung von Schuhen, Schutzbekleidung oder anderen Ausrüstungsgegenständen umfassen, um den spezifischen Anforderungen der Sportart und den individuellen Bedürfnissen der Sportler*innen gerecht zu werden. Ebenfalls sind die Aufklärung und Schulung von Athlet*innen, Trainer*innen und Betreuer*innen ein zentraler Bestandteil der Prävention. Durch gezielte Schulungen können diese Gruppen für die Risiken sensibilisiert und über effektive Präventionsstrategien informiert werden. Die abschließende vierte Stufe des Modells widmet sich der Bewertung der Wirksamkeit der eingeführten präventiven Maßnahmen. Um zu überprüfen, ob die Maßnahme tatsächlich zu einer Reduktion der Verletzungsrate geführt hat, werden Interventionsstudien durchgeführt. Diese Studien vergleichen die Verletzungsraten vor und nach der Implementierung der Maßnahmen und liefern so wichtige Erkenntnisse über deren Effektivität. Sollte sich in der Bewertung zeigen, dass die Maßnahmen nicht den gewünschten Effekt haben, müssen Anpassungen vorgenommen werden. Dieser iterative Prozess stellt sicher, dass die Maßnahmen kontinuierlich optimiert werden.
Das Präventionsmodell von van Mechelen et al. (1992) stellt einen systematischen und evidenzbasierten Ansatz zur Reduktion von Sportverletzungen dar. Durch die strukturierte Vorgehensweise und die ständige Evaluation der Maßnahmen können präventive Strategien entwickelt, implementiert, evaluiert und kontinuierlich optimiert werden. Ziel ist die nachhaltige Reduktion von Verletzungsrisiko unter Berücksichtigung sportartspezifischer Belastungsanforderungen. Die vorliegende Arbeit ist innerhalb des Modells primär an der Schnittstelle zwischen der Analyse von Risikofaktoren (Stufe 2) und der Entwicklung präventiver Maßnahmen (Stufe 3) zu verorten. Sie adressiert nicht unmittelbar die Inzidenz von Verletzungen oder die Wirksamkeit konkreter Interventionen, sondern untersucht die methodische Qualität der diagnostischen Instrumente, die der Identifikation und Quantifizierung potenzieller Risikofaktoren zugrunde liegen. Da präventive Entscheidungen maßgeblich von der Validität, Reliabilität und Interpretierbarkeit der erhobenen Daten abhängen, bildet die Evaluation technologischer Messsysteme eine zentrale Voraussetzung für evidenzbasierte Präventionsprozesse.

2.3 Sportverletzungen im Volleyball

Volleyball zählt weltweit zu einer der populärsten Mannschaftssportarten und ist durch hohe Anforderungen an Sprung-, Landungs-, Richtungswechsel- und Überkopfbewegungen gekennzeichnet (Czimek, 2022). Prospektive Studien berichten eine Gesamtverletzungsinzidenz von etwa 1,7 bis 10,7 Verletzungen pro 1000 Spielstunden. Diese Spannweite ist wesentlich auf methodische Unterschiede zurückzuführen, wie Verletzungsdefinition (z.B. *Time-Loss*), Expositionsmessung (Trainingseinheiten oder Wettkämpfe) sowie Leistungsniveau und Altersstruktur der untersuchten Kollektive (Bere et al., 2015; Kilic et al., 2017; Milić et al., 2025). Unabhängig davon zeigt sich konsistent ein erhöhtes Verletzungsrisiko im Wettkampf mit etwa 3−4 Verletzungen pro 1000 im Vergleich zum Training mit 1,5−2 Verletzungen pro 1000 Stunden (Azevedo Sodré Silva et al., 2023). Daten des FIVB *Injury Surveillance System* bestätigen diese Größenordnung für den internationalen Spitzenbereich mit 3,8 Verletzungen pro 1000 Stunden und weisen zusätzlich auf ein erhöhtes Risiko bei erwachsenen Athlet*innen im Vergleich zu Nachwuchsathlet*innen hin (Bere et al., 2015).

Obwohl Volleyball formal als Nichtkontaktsportart einzuordnen ist, zeigt sich ein sportartspezifisches Verletzungsmuster, das vor allem die unteren Extremitäten betrifft. Dies ergibt sich aus der hohen Frequenz repetitiver Sprung-Landungs-Zyklen, netznahen Spielsituationen unter engem Raum-Zeit-Druck sowie der wiederholten mechanischen Belastung des muskuloskelettalen Systems. Im Vergleich zu anderen Spielsportarten treten klassische Kollisionsverletzungen seltener auf, während landungsassoziierte Distorsionen und Überlastungspathologien dominieren (Bahr, 1997; Bere et al., 2015; Eerkes, 2012). Akute Verletzungen stellen den größten Anteil des Verletzungsgeschehens dar (>60 %), während Überlastungsverletzungen etwa 20 % ausmachen. Unabhängig davon entfällt ein relevanter Anteil an Verletzungen (≈23 %) auf kontaktassoziierte Situationen im Bereich des Netzes. Die häufigsten Lokalisationen sind das Sprunggelenk (≈25,9 %), das Knie (≈15,2 %), die Finger bzw. der Daumen (≈10,7 %) sowie der untere Rücken (≈8,9 %) (Bere et al., 2015). Insgesamt betreffen etwa 50−60 % aller Verletzungen die untere Extremitäten (Kilic et al., 2017; Young et al., 2023).

Sprunggelenkverletzungen stellen die häufigsten Einzelverletzung im Volleyball dar und treten mit einer Inzidenz von 0,9−2,6 pro 1000 Stunden auf (Kilic et al., 2017). Charakteristisch ist ein hoher Anteil kontaktassoziierter Mechanismen (≈47 %), die vor allem beim Landen auf dem Fuß einer Mit- oder Gegenspielerin bzw. eines Mit- oder Gegenspielers im Bereich des Netztes auftreten (Bere et al., 2015). Biomechanisch dominieren Kombinationen aus Plantarflexion, Inversion und Innenrotation des Fußes während der Landung. Zusätzlich erhöhen eine eingeschränkte Dorsalflexionsfähigkeit sowie Defizite in Propriozeption, posturaler Kontrolle und Muskelkraft das Verletzungsrisiko (Hadzic et al., 2009). Von besonderer Bedeutung ist die hohe Rezidivneigung mit einem Wiederverletzungsrisiko von bis zu 42 % innerhalb von sechs Monaten (Eerkes, 2012; Hadzic et al., 2009). Knieverletzungen umfassen etwa 15−20 % aller Verletzungen im Volleyball und weisen eine duale Ätiologie auf (Bere et al., 2015; Kilic et al., 2017). Einerseits dominieren Überlastungspathologien wie die patellare Tendinopathie, die in hochbelasteten Gruppen Prävalenzen von bis zu 50 % erreichen kann (Lian et al., 2005; Visnes & Bahr, 2013). Anderseits treten akute Knieverletzungen (z.B. VKB-Ruptur) seltener auf, sind jedoch aufgrund ihrer

Schwere klinisch hoch relevant (Sassi et al., 2025). Diese Form der Verletzungen entstehen überwiegend im Rahmen von Landungen, abrupten Richtungswechseln oder Abbremsbewegungen. Als biomechanisch relevante Risikokonstellationen gelten reduzierte Knie- und Hüftflexion, erhöhte Valgusmomente sowie Defizite in der neuromuskulären Kontrolle, die mit einer ungünstigen Belastungsverteilung im Kniegelenk assoziiert sind (Griffin et al., 2000; Sassi et al., 2025; Yu & Garrett, 2007). Einbeinige Landungen nach Angriffsschlägen stellen dabei eine besonders kritische Belastungssituation dar. Zudem weisen Athletinnen ein erhöhtes Risiko auf, was unter anderem auf Unterschiede in Bewegungsstrategien und neuromuskulärer Kontrolle zurückgeführt wird (Sassi et al., 2025). Die vorliegenden epidemiologischen und biomechanischen Befunde verdeutlichen, dass das Verletzungsrisiko im Volleyball eng mit der Qualität der Landungsmechanik, der neuromuskulären Kontrolle und kumulativen Belastung verknüpft ist. Die untere Extremität nimmt hierbei eine zentrale Rolle ein, da sie als primäres System zur Absorption, Transformation und Weiterleitung von mechanischen Lasten fungiert. Verletzungen entstehen in diesem Kontext weniger durch isolierte Ereignisse, sondern vielmehr durch ein Missverhältnis zwischen externen Belastungsanforderungen und der individuellen funktionellen Kapazität des neuromuskuloskelettalen Systems (Bisseling et al., 2008).

Für die sportwissenschaftliche Diagnostik ergibt sich daraus die Notwendigkeit, die funktionelle Leistungsfähigkeit der unteren Extremitäten unter sportartspezifischen Bedingungen differenziert zu erfassen. Ziel ist dabei nicht die Vorhersage einzelner Verletzungen, da das Verletzungsgeschehen im Sport multifaktoriell und kontextabhängig ist, sondern die Identifikation individueller Risikofaktoren, die mit erhöhter mechanischer Belastung einhergehen und konkrete Ansatzpunkte für präventive Interventionen bieten. Daraus lässt sich ein mehrdimensionales Diagnostikkonzept ableiten, das zentrale funktionelle Parameter integriert. Hierzu zählen die Analyse der Landemechanik zur Beurteilung der Stoßabsorption und Gelenkkontrolle in verschiedenen Bewegungsebenen, die Erfassung der sensomotorischen und posturalen Kontrolle zur Bewertung der Gelenkstabilität unter statischen und dynamischen Bedingungen. Ergänzend sind die Belastungshistorie und individuelle Verletzungsanamnese als kontextuelle Faktoren einzubeziehen, da sie das aktuelle Risikoprofil von Athlet*innen maßgeblich mitbestimmen (vgl. Kapitel 2.1). Angesichts der komplexen und dynamischen Natur des Verletzungsgeschehens im Volleyball liegt der diagnostische Mehrwert weniger in isolierten Einzeltests als vielmehr in der integrativen Betrachtung mehrerer funktioneller Dimensionen sowie in longitudinalen Monitoringansätzen. Für die Sportpraxis bedeutet dies, Präventionsstrategien multidimensional auszurichten und in valide, trainingspraktisch umsetzbare diagnostische Konzepte zu überführen.

3 Risikofaktoren für Verletzungen der unteren Extremitäten

Verletzungen im Sport sind selten monokausal erklärbar, sondern das Ergebnis komplexer, multikausaler Zusammenhänge. Studien belegen, dass biomechanische, neuromotorische und psychologische Faktoren gleichermaßen zur Entstehung von Verletzungen beitragen können (Schneider et al., 2006; Seil et al., 2020; Verhagen & van Mechelen, 2010; vgl. Kapitel 2). Für die sportwissenschaftliche Diagnostik sind dabei vor allem jene intrinsischen Parameter von Interesse, die potenziell beeinflussbar sind und Ansatzpunkte für präventive Maßnahmen bieten. Mit dem Einsatz technologischer Messverfahren gewinnen dynamische Messgrößen unter sportartspezifischen Bedingungen zunehmend an Bedeutung (Zadeh et al., 2021). Im Volleyball konzentriert sich das Verletzungsgeschehen aufgrund sportartspezifischen Belastungsstruktur besonders auf die unteren Extremitäten. Wie in Kapitel 2.3 dargestellt, fallen 50−60 % aller Verletzungen auf diese Körperregion, wobei Verletzungen des Sprung- und Kniegelenks sowohl hinsichtlich ihrer Häufigkeit als auch ihrer funktionellen Konsequenzen dominieren. Diese Verletzungen entstehen vorwiegend in Situationen wiederholter, teils unkontrollierter Landebewegungen nach Sprüngen mit hohen Anforderungen an die dynamische Gelenkstabilität (Bere et al., 2015; Kilic et al., 2017; Milić et al., 2025). Die Eingrenzung auf die unteren Extremitäten folgt damit unmittelbar aus dem epidemiologischen und biomechanischen Profil der Sportart. Eine präventionsorientierte Diagnostik muss folglich jene Parameter erfassen, die die Belastungsverteilung und Bewegungskontrolle der unteren Extremitäten in diesen spezifischen Risikosituationen valide abbilden könnten. Eine methodisch zentrale Anforderung ergibt sich dabei aus der Notwendigkeit, Bewegungs- und Landungsanalyse funktionell zu koppeln. Isolierte Laboruntersuchungen unter standardisierten Bedingungen bilden die realen Belastungsverhältnisse nur eingeschränkt ab, da sie die sportartspezifische Dynamik nicht hinreichend berücksichtigen. Eine valide Erfassung biomechanischer Risikofaktoren setzt daher Messbedingungen voraus, die sich an realen Bewegungsanforderungen orientieren und eine simultane Erfassung von Körperbewegung und Bodenreaktionskräften ermöglichen (Everard, 2018; T. Krosshaug et al., 2005).

Vor diesem Hintergrund rücken zwei komplementäre Parametergruppen in den Fokus: posturale Stabilitätsmaße einerseits sowie kinematische und kinetische Kenngrößen andererseits. Ihre Auswahl ergibt sich aus den zentralen Mechanismen, die dem Verletzungsgeschehen im Volleyball zugrunde liegen. Posturale Stabiliätsmaße quantifizieren die sensomotorische Kontrolle und die Fähigkeit, den Körperschwerpunkt unter statischen und dynamischen Bedingungen zu regulieren. Diese Fähigkeit ist im Volleyball von besonderer Relevanz, da Landungen häufig unter Zeitdruck, in unvorhergesehenen Situationen und mit eingeschränkter Voraktivierung der stabilisierenden Muskulatur erfolgen (Agostini et al., 2013). Defizite in der posturalen Kontrolle sind dabei nicht nur als Verletzungsfolge, sondern auch als prädisponierender Faktor für Rezidivverletzungen am Sprunggelenk belegt (Delahunt et al., 2006; Ross & Guskiewicz, 2004). Kinematische und kinetische Parameter ergänzen diese Perspektive, indem sie die Bewegungsorganisation und die mechanische Belastung der Gelenke messbar machen. Sie ermöglichen es, potenziell ungünstige Bewegungsstrategien, wie eine verminderte Stoßdämpfung, eine eingeschränkte Gelenkbeweglichkeit oder erhöhte Belastungen in der Frontalebene, differenziert zu erfassen (Everard, 2018; Hewett et al., 2005). Gerade die Kombination beider Parametergruppen erlaubt es, neuromuskuläre

Kontrolldefizite und mechanische Fehlbelastungen nicht isoliert, sondern in ihrem funktionellen Zusammenhang zu betrachten. Die Auswahl dieser Parameter leitet sich damit unmittelbar aus den sportartspezifischen Anforderungen und dem charakteristischen Verletzungsprofil des Volleyballs ab. Sie bildet die konzeptionelle Grundlage für eine differenzierte Analyse potenzieller Risikofaktoren im Sinne eines multifaktoriellen Verletzungsmodells und schafft die Voraussetzung für eine evidenzbasierte, präventionsorientierte Diagnostik im (Nachwuchs-) Leistungssport (Verhagen & van Mechelen, 2010).

3.1 Kinematische und kinetische Parameter der unteren Extremität

Biomechanische Analysen zeigen konsistent, dass Athlet*innen mit Verletzungen der unteren Extremität charakteristische Abweichungen in der Bewegungsausführung aufweisen (vgl. Kapitel 2). Typischerweise treten erhöhte vertikale Bodenreaktionskräfte, ein reduzierter Knieflexionswinkel, ein erhöhter Knieabduktionswinkel, ein gesteigertes intersegmentales Abduktionsmoment sowie eine eingeschränkte Dorsalflexion im Sprunggelenk auf (Tab. 2). Diese Parameter stehen nicht isoliert nebeneinander, sondern sind funktionell im Rahmen einer aufsteigenden kinematischen Kette miteinander verknüpft. So beeinflussen Einschränkungen auf Ebene des Sprunggelenks die Kniegelenksmechanik und diese wiederum maßgeblich die Kraftaufnahme und -verteilung während der Landung. Besonders bei Athletinnen wurden ausgeprägte Risikomuster beobachtet, darunter eine geringere Knie- und Hüftbeugung, ein ausgeprägteren Knieabduktionswinkel, eine vermehrte Hüftinnenrotation sowie eine stärkere Außenrotation der Tibia ausführen. Insgesamt landen sie aufrechter und zeigen häufiger eine geringere muskuläre Aktivierung der ischiocrurale Muskulatur und des M. gluteus medius (Hughes et al., 2008; Márquez et al., 2017).

Bodenreaktionskräfte

Da Bodenreaktionskräfte nicht nur direkte Informationen über die externe Belastung liefern, sondern in Kombination mit kinematischen Daten (Gelenkwinkel und Segmentposition) zugleich die rechnerische Grundlage für die Bestimmung von Gelenkmomenten bilden, kommt ihrer validen Erfassung eine methodisch zentrale Bedeutung zu. Vertikale Bodenreaktionskräfte (vGRF) stellen in diesem Zusammenhang einen wichtigen Prädiktor für das Auftreten akuter und chronischer Verletzungen der unteren Extremität dar (Tab. 2). Sie reflektieren, wie effizient Kräfte beim Bodenkontakt aufgenommen und verteilt werden. So können abweichende vGRF-Muster auf veränderte Landestrategien hindeuten, die zu kompensatorischen Gelenkbelastungen führen und so das Verletzungsrisiko erhöhen (Wright et al., 2016). Neben strukturellen oder motorischen Dysbalancen beeinflusst insbesondere eine Ermüdung die Sprung- und Landecharakteristik signifikant. In einer Studie von Brazen et al. (2010) mit 24 Proband*innen (12 Frauen, 12 Männern) zeigten sich nach einem Ermüdungsprotokoll während Einbeinlandungen aus 0,36 m eine stärkere Knieflexion (142,58 ± 14,35 ° vs. 136,12 ± 14,48 °; $p < .001$), eine statistisch erhöhte Plantarflexion (79,90 ± 6,96 ° vs. 80,78 ± 6,13 °; $p < .012$) und höhere vertikale Bodenreaktionskräfte (2202,5 ± 536,29 N vs. 2537,86 ± 496,66 N; $p < .002$). Der Knievalguswinkel blieb allerdings unverändert (7,94 ± 3,74 ° vs. 8,08 ± 4,33 °; $p < .815$). Die Kombination erhöhter vGRF und

veränderter Gelenkkinematik deutet auf eine reduzierte Fähigkeit zur Stoßdämpfung hin. Eine verstärkte Knieflexion kann im Zuge dessen entweder eine kompensatorische Schutzstrategie zur Energieabsorption oder ein Ausdruck mangelnder neuromuskulärer Stabilität unter Ermüdung sein. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass Ermüdung biomechanische Schutzmechanismen beeinträchtigen und somit zur Verletzungsentstehung beitragen kann. Mehreren Studien identifizieren vGRF-Werte über dem 3- bis 4,5-fachen des Körpergewichts als kritisch, wenn sie mit reduzierter Knie- und Hüftflexion einhergehen (Aerts et al., 2013; Hewett et al., 2005). Auch Delahunt et al. (2006) berichteten bei Personen mit funktioneller Sprunggelenksinstabilität (engl. *Functional Ankle Instability*; Abk. FAI) über eine frühere und höhere vGRF-Spitze innerhalb von 35−60 ms nach Bodenkontakt (*Peak* bei 60 ms vs. 70 ms). Ergänzend zeigten Fransz et al. (2014) sowie Webster und Gribble (2010), dass hohe und posterior gerichtete vGRF-Spitzen bei dynamischen Sportbewegungen (z.B. Richtungswechsel, Landungen) mit schweren Verstauchungen des Sprunggelenks assoziiert sind. Die Befunde lassen sich im Rahmen einer aufsteigenden kinematischen Kette interpretieren, in der Einschränkungen auf Ebene des Sprunggelenks (z.B. reduzierte Dorsalflexion) und Veränderung in der Kniegelenksmechanik (z.B. verringerte Knieflexion, erhöhter Valgus-Winkel) zusammenwirken und zu einem ineffizienten Landemuster führen. Das Resultat ist eine erhöhte mechanische Belastung des Bewegungsapparats in Form erhöhter vGRF-Spitzen.

Knieflexions- & Knieabduktionswinkel

Die beschriebenen vGRF-Muster stehen in engem Zusammenhang mit der Gelenkkinematik der unteren Extremitäten. Entscheidend ist dabei, wie das Kniegelenk die einwirkenden Kräfte aufnimmt und verteilt. Diese Funktion hängt maßgeblich vom Knieflexions- und Knieabduktionswinkel ab. Der Knieflexionswinkel beschreibt den Beugewinkel des Kniegelenks, der durch die Bewegung zwischen Femur (Oberschenkelknochen) und Tibia (Schienbein) entsteht. In der anatomischen Nullstellung bei vollständig gestrecktem Knie, beträgt der Winkel ≈0 °. Mit zunehmender Beugung vergrößert sich der Flexionswinkel und erreicht bei maximaler Beugung bis zu 140 ° (Myers, 2022; Weineck, 2008). Funktionell ist dieser Winkel entscheidend für die Dämpfung dynamischer Bewegungen wie Sprüngen oder Richtungswechseln. Nur bei einem ausreichenden Bewegungsumfang kann die Muskulatur, insbesondere dem M. Quadriceps Femoris, auftretende Kräfte effizient absorbieren. Befindet sich das Knie hingegen in nahezu gestreckter Position, werden vermehrt passive Strukturen, wie das vordere Kreuzband und die Patellasehne belastet, da die Kontraktion des Quadrizeps eine anterior-gerichtete Translation der Tibia verursacht. Daraus können Verletzungen wie eine Ruptur des vorderen Kreuzbands (VKB), ein patellofemorale Schmerzsyndrom oder eine Patellatendinopathie (PT) resultieren (Boling et al., 2009; Griffin et al., 2000; Yu & Garrett, 2007).

Ebenso wie der Knieflexionswinkel, wurde auch der Knieabduktionswinkel in mehreren Studien als signifikanter Risikofaktor identifiziert. Der Abduktionswinkel, auch Valgusstellung bezeichnet, beschreibt die Abweichung der Beinachse (Femur nach medial, distale Tibia nach lateral) in der Frontalebene, bei der das Knie nach medial kollabiert (Weineck, 2008). Anatomisch handelt es sich um eine Abduktion des Unterschenkels relativ zum Oberschenkel. Diese Bewegung tritt selten isoliert auf, sondern resultiert typischerweise aus einer Kombination von Hüftadduktion, Hüftinnenrotation, Tibiaaußenrotation und

Pronation im Fuß. Das daraus entstehende Valgusmuster führt zu einer erhöhten medialen Belastung des Kniegelenks, einem vergrößertem Knieabduktionsmoment und somit zu einer zusätzlichen Scherbelastung auf die Gelenke (Myer et al., 2011). Der Knievalgus gilt als einer der am meisten untersuchten Risikofaktoren für VKB-Verletzungen (Bates, Myer et al., 2020; Hewett et al., 2005; Hughes et al., 2010; Wilczyński et al., 2020).

Tab. 2. Kinematische und kinetische Schwellenwertparameter mit zugehöriger Risikoklassifikation

Parameter	Kritischer Grenzwert	Assoziiertes Risiko	Quelle
Knieflexionswinkel	< 82,4 ° ± 8,0 °	VKB-Ruptur	Yu und Garrett (2007); Hewett et al. (2005); Myer et al. (2011)
	< 76,5 ° ± 11,7 °	PFPS	Boling et al. (2009)
	< 74,14 ° ± 19,85 °	PFPS	Baellow et al. (2020)
Knieabduktionswinkel	> 8,4 ° (Peak)	VKB-Ruptur	Hewett et al. (2005) Bates, Myer et al. (2020) Myer et al. (2011)
	> 13,6 ° ± 7,8 ° (Peak)	PFPS	Boling et al. (2009)
	> 4,6 ° (IC)	VKB-Ruptur	Bates, Myer et al. (2020)
Knieabduktionsmoment	> −18,4 ± 15,6 Nm	VKB-Ruptur	Hewett et al. (2005)
	> −25,25 Nm	VKB-Ruptur	Myer et al. (2007)
Bodenreaktionkraft	> 3x BW	VKB-Ruptur /PFPS	Hewett et al. (2005) Yu und Garrett (2007)
	> 2,6 ± 0,5 % BW	PFPS	Boling et al. (2009)
Sprunggelenksdorsalflexion	< 45 °	PT	Malliaras et al. (2006)
	< 10,8 ° zum IC	FAI	Wright et al. (2016)
	< 18,92 ° zum IC	AS	Hadzic et al. (2009)
	< 41,8 ± 6,5 °	FAI	Bisseling et al. (2008)

PFPS = Patellofemorales Schmerzsyndrom; IC = initialer Bodenkontakt; BW = Körpermasse (engl. Bodyweight); FAI = Funktionelles Sprunggelenksinstabilität (engl. Functional Ancle Instability); VKB = vorderes Kreuzband; PT = Patellasehnen-Tendinopathie; AS = Sprunggelenksverstauchung (engl. Ankle Sprain)

In einer prospektiven Untersuchung von Hewett et al. (2005) mit 205 jugendlichen Athletinnen zeigten sich signifikante biomechanische Unterschiede zwischen jenen Athletinnen, die später eine VKB-Ruptur erlitten, und jenen, die verletzungsfrei blieben. Besonders auffällig war ein signifikant geringerer Knieflexionswinkel während der Landung eines *Drop Vertical Jumps* bei den später verletzten Athletinnen (71,9 ± 12,0 °) im Vergleich zur Kontrollgruppe (82,4 °±8,0 °; $p < .05$). Gleichzeitig wiesen die verletzten Athletinnen einen deutlich größeren Knieabduktionswinkel sowohl zu Zeitpunkt des IC (um 8,4 ° erhöht; $p < .01$) als auch in der maximalen Ausprägung während der Landung (um 7,6 ° erhöht; $p < .01$). Besonders kritisch war das Knieabduktionsmoment, das bei den verletzten Athletinnen durchschnittlich −45,3 ± 28,5 Nm betrug. Dies war mehr als das 2,5-fache im Vergleich zur Kontrollgruppe (−18,4 ± 15,6 Nm; $p < .001$). Dieses Moment erwies sich als hochgradig prädiktiv für das spätere Verletzungsrisiko, mit einer Sensitivität von 78 % und einer Spezifität von 73 % ($p < .001$). Darüber hinaus korrelierte der Knieabduktionswinkel mit der maximalen vGRF (R = 0.67; $p < .001$), als auch das Knieabduktionsmoment (R = 0,74; $p < .05$). Insgesamt war die vGRF bei den verletzten Athletinnen im Vergleich zur Kontrollgruppe um etwa 20 % erhöht (1266,1 ± 149,9 N vs. 1057,8 ± 289,9 N; $p < .05$). Auf Grundlage dieser Parameter entwickelten die Autor*innen ein prädiktives Modell zur Identifikation von Hochrisiko-Athlet*innen. Die Regressionsanalyse ergab eine Vorhersagekraft für VKB-Verletzungen mit einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,88$.

In mehreren Studien wurde eine verminderte neuromuskuläre Kontrolle der Hüfte, die sich funktionell in einem ausgeprägten Knie-Valgus äußert, als Risikofaktor für VKB-Verletzungen bei Frauen identifiziert (Tab. 2). Ekegren et al. (2009) bestätigten dies in einer Untersuchung zur visuellen Valguserkennung mittels 3D-Bewegungsanalyse. Im Zuge dessen wurde ein Knieabduktionswinkel von mehr als 10,83 ° als Grenzwert für ein „sehr hohes Verletzungsrisiko" klassifiziert. Dieser Schwellenwert zeigte in der ROC-Analyse mit einer Sensitivität von 87 % die höchste diagnostische Aussagekraft. Biomechanische Studien liefern darüber hinaus wichtige Erkenntnisse im Zusammenhang mit patellofemoralen Beschwerden (*Patellofemoral Pain Syndrom*; PFPS). In einer prospektiven Studie von Boling et al. (2009) mit 1597 Teilnehmer*innen entwickelten 40 Personen (24 Frauen, 16 Männer) ein PFPS, was einer Gesamtinzidenz von etwa 3 % entspricht. Die betroffenen Personen zeigten einen geringeren Knieflexionswinkel (76,5 ± 11,7 °) und erhöhten Valguswinkel (−13,6 ± 7,8 °) sowie geringere vertikale Bodenreaktionskräfte (2,6 ± 0,5 % des Körpergewichts). Ein multivariates Poisson-Regressionsmodell belegte, dass ein geringerer Knieflexionswinkel während der Landung das Risiko für die Entstehung von PFPS deutlich erhöhte. Teilnehmende mit einem Flexionswinkel im 10. Perzentil (63,2 °) hatten ein 3,1-fach höheres Risiko im Vergleich zu jenen im 90. Perzentil (99,5 °). Ebenso war eine verminderte maximale vGRF mit einem erhöhten Risiko assoziiert. Bei einem Wert im 10.Perzentil (1,92 % Körpergewicht) gegenüber dem 90. Perzentil (4,02 % Körpergewicht) stieg das Risiko um das 3,57-Fache. Die Autor*innen führten diese Befunde auf den frühzeitigen Eintritt der maximalen vGRF noch vor Erreichen des maximalen Knieflexionswinkel während der Landephase zurück. Weitere Erkenntnisse zum PFPS liefert die Studie von Baellow et al. (2020), die 15 Frauen mit PFPS mit 15 gesunde Frauen während eines *Drop Vertical Jumps* verglich. Dabei zeigte sich ein reduzierter Knieflexionswinkel zwischen 0 und 200 ms nach initialem

Bodenkontakt als potenzieller Risikofaktor. Frauen mit PFPS wiesen ein Bewegungsausmaß 74,14 ± 19,85 ° auf, während gesunde Frauen 76,76 ± 7,50 ° erreichten ($p < .05$). Die Autor*innen interpretierten die reduzierte Flexion als schmerzvermeidende Anpassungsstrategie, jedoch zu einer erhöhten Gelenkbelastung führen könnte. Zudem zeigten Frauen mit PSPS veränderte Muskelaktivierungen (u.a. im M. gluteus maximus und M. vastus medialis) sowie ein erhöhtes Hüftinnenrotationsmoment. In einer weiteren Studie entwickelten Myer et al. (2010) ein klinisches Vorhersagemodell zur Identifikation von Athletinnen mit hohem Risiko für vordere Kreuzbandverletzungen. Untersucht wurden 100 Athletinnen aus den Sportarten Basketball, Fußball und Volleyball. Als wesentlichen Risikofaktor wurde ein hohes Knieabduktionsmoment (KAM) identifiziert. Das Modell basierte auf fünf Variablen:

(1) Knieabduktionswinkel (OR = 1,59; 95 %-CI: 1,17−2,16 cm),
(2) Knieflexionswinkel (OR = 0,94; 95 %-CI: 0,89−1,00 °),
(3) Körpergewicht (OR = 0,98; 95 %-CI: 0,94−1,03 kg),
(4) Länge der Tibia (OR = 1,55; 95 %-CI: 1,20−2,07 cm)
(5) Verhältnis von Quadrizeps zu Hamstrings (OR = 1,70; 95 %-CI: 0,48−6,0 %).

Die Vorhersagegenauigkeit des Modells betrug 84 % Sensitivität und 67 % Spezifität. Als Grenzwert für ein hohes Risiko wurde ein KAM von >27,74 Nm definiert.

Sprunggelenksdorsalflexion

Während bei der biomechanischen Analyse patellofemoraler Beschwerden häufig der Fokus auf kniegelenksnahen Parameter wie dem Knieflexions- oder Knieabduktionswinkel liegt, ist für eine ganzheitliche Beurteilung der Bewegungsqualität auch die Funktion angrenzender Gelenkregionen zu berücksichtigen. Besonders die Beweglichkeit in der Dorsalflexion des Sprunggelenks nimmt hierbei eine zentrale Rolle ein. Sie beschreibt die Annäherung des Fußrückens an das Schienbein (Weineck, 2008). Funktionell beeinflusst sie maßgeblich die Kraftübertragung und Bewegungskontrolle der aufsteigenden kinematischen Kette. Eine Einschränkung der Dorsalflexion kann zu kompensatorischen Bewegungsmustern führen, die eine adäquate Absenkung des Körperschwerpunkts während dynamischer Bewegungen behindern. In der Folge treten häufig eine verstärkte Pronation im Subtalargelenk und eine erhöhte Innenrotation der Tibia auf, um das eingeschränkte Bewegungsausmaß zu kompensieren. Diese biomechanische Veränderungen begünstigen eine Valgusstellung im Kniegelenk sowie eine reduzierte Knieflexion, wodurch die Belastung auf die patellofemorale Struktur ansteigt (Macrum et al., 2012). Mehrere Studien konnten zeigen, dass eine eingeschränkte Dorsalflexion mit erhöhten vertikalen Bodenreaktionskräften, einer reduzierten Knieflexion und ineffizienten Energieabsorptionsstrategien beim Landen assoziiert ist (Macrum et al., 2012; Wilczyński et al., 2020; Wyndow et al., 2016; Tab. 2).
In einer prospektiven Analyse untersuchten Hadzic et al. (2009) den Zusammenhang zwischen Dorsalflexion und Sprunggelenksverletzungen bei 38 männliche Volleyballspielern. Die Inzidenz von Knöchelverstauchungen betrug 0,85 % (95 %-CI: 0,41−1,29) pro 1000 Volleyballstunden. Spieler mit vorangegangenen Sprunggelenksdistorsionen (n = 12) wiesen eine geringere Dorsalflexion auf (18,92 °; 95 %-CI: 16,28 °−21,55 °) als gesunde Kontrollspieler (23,23 °; 95 %-CI: 20,01 °−24,45 °). Ein zunehmender

Bewegungsumfang in der Dorsalflexion zeigte eine protektive Wirkung (OR: 0,63; 95 %-CI: 0,41−0,97). Andere Faktoren wie das Haltungsgleichgewicht standen in dieser Studie in keinem signifikanten Zusammenhang mit dem Verletzungsrisiko. Zudem wurde bei verletzten Spielern eine erhöhte Plantarflexionskraft beobachtet, die möglicherweise eine veränderte Bewegungssteuerung widerspiegelt. Auch im Kontext der PT spielt die Sprunggelenksdorsalflexion eine zentrale Rolle. Bisseling et al. (2008) verglichen volleyballspezifische Landungen nach einem *Spike Jump* zwischen Athlet*innen mit früherer PT (symptomfrei seit mindestens fünf Monaten; n = 8) und gesunden Kontrollpersonen (n = 7). Die ehemals verletzten Athlet*innen zeigten eine signifikant geringere Plantarflexion zum Zeitpunkt des initialen Bodenkontakts (34,9 ± 0,7 ° vs. 41,8 ± 6,5 °; $p < .05$) und einen geringeren Knieflexionswinkel in der Stoßabsorptionsphase (19,1 ± 7,5 ° vs. 27,5 ± 8,0 °; $p < .04$). Da zum Untersuchungszeitpunkt keine akuten Schmerzen bestanden, deuten diese Ergebnisse auf persistierende Risikofaktoren oder bleibende motorische Anpassungsmuster hin. Diese Ergebnisse werden durch Malliaras et al. (2006) bestätigt, die bei 113 Volleyballspieler*innen eine Prävalenz von 26−30 % für PT feststellten. Die eingeschränkte Dorsalflexion stellte den einzigen mit PT assoziierten Faktor dar ($p < .05$ für die rechte, $p < .08$ für die linke Seite). Ein auf Basis einer ROC-Analyse ermittelte Schwelle von < 45 ° erwies sich für die rechte Seite als kritisch. Bei einem Wert unterhalb dieser Schwelle lag das Risiko für PT um das 1,8- bis 2,8-fache erhöht, bei einer Sensitivität von 70 % und Spezifität von 75 %. Ebenfalls im Zusammenhang der FAI konnte eine reduzierte Dorsalflexion als möglicher Faktor identifiziert werden. Wright et al. (2016) untersuchten bei einem *Drop Jump* die Kinematik von Personen mit FAI (n = 23), mit einmaliger Distorsion (n = 23) sowie gesunde Kontrollpersonen (n = 23). Die FAI-Gruppe zeigte eine signifikant geringere Dorsalflexionswinkel beim initialen Bodenkontakt (10,08 °; 95 %-CI: 8,54 °−11,62 °) im Vergleich zu Kontrollpersonen (13,51 °; 95 %-CI: 11,96−15,05 °) und zur Distorsionsgruppe (13,26 °; 95 %-CI: 11,72−14,80 °). Obwohl sich die Gruppen hinsichtlich der vGRF nicht signifikant unterschieden, zeigten Delahunt et al. (2006) ergänzend, dass FAI-Proband*innen 90−200ms nach dem Bodenkontakt eine geringere Dorsalflexion und verlangsamte Winkelgeschwindigkeit aufwiesen. Der *Peak* der vGRF trat bei FAI-Proband*innen bereits nach 60 ms (vs. 75 ms in der Kontrollgruppe) auf, als das Sprunggelenk noch nicht die stabilisierende Endposition eingenommen hatte. Diese frühen und erhöhten Belastungsspitzen können langfristig zu einer zusätzlichen Beanspruchung der Gelenkflächen und Bandstrukturen führen.

3.2 Posturale Stabilitätsparameter

Neben den kinematischen und kinetischen Parameter bildet die posturale Kontrolle eine komplementäre Dimension, die die neuromuskuläre Stabilisierungsfähigkeit unter statischen und dynamischen Bedingungen beschreibt und damit das Risikoprofil um eine weitere funktionelle Perspektive erweitert. Die posturale Kontrolle stellt einen komplexen neuromuskulären Prozess dar, der sensorische Informationen integriert, um den Körperschwerpunkt (*Center of Mass*, CoM) innerhalb der Unterstützungsfläche zu halten und somit Stabilität sowohl in Ruhe als auch in Bewegung zu gewährleisten. Darüber hinaus umfasst ihre Funktion die Orientierung und Positionierung der einzelnen Körpersegmente, um eine präzise Wahrnehmung und zielgerichtete Handlung in Bezug auf die Umgebung zu ermöglichen. Diese Fähigkeit zählt zu den zentralen koordinativ-motorischen Fähigkeiten (Błaszczyk et al., 2014; Gottlieb et al., 2023; Jaworski et al., 2023; Palmieri et al., 2002). Die Realisierung der posturalen Kontrolle erfolgt durch das Zusammenspiel des sensorischen Systems (visuell, vestibulär, somatosensorisch), des zentralnervösen Systems zur Steuerung und der muskulären Reaktionen (Borzucka et al., 2020; Riemann, 2022; Abb. 3).

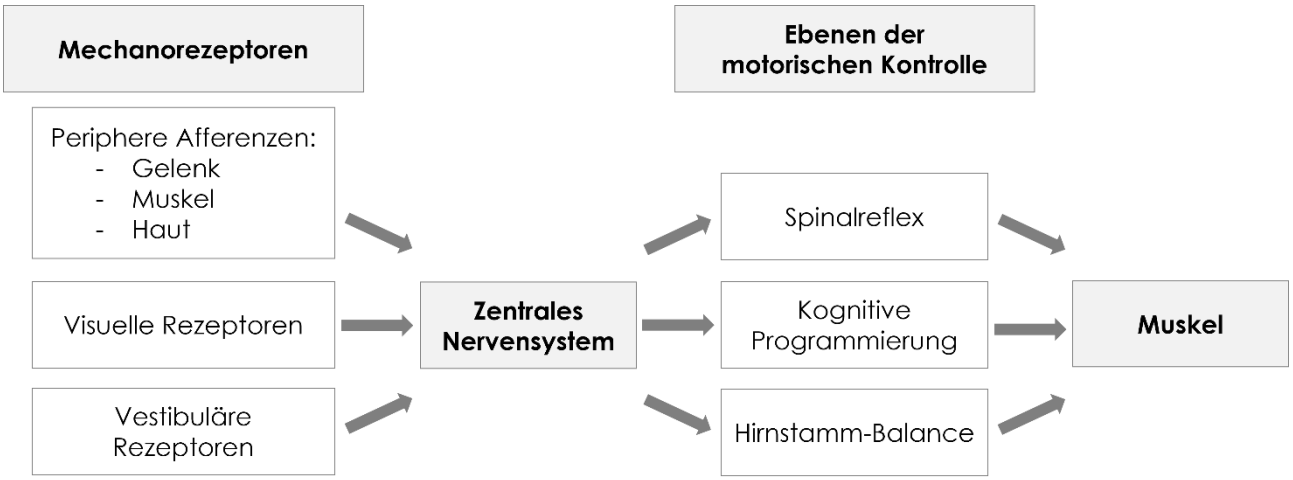


Abb. 3. Neuromuskuläre Kontrollpfade nach Lephart et al. (1997)

Grundsätzlich kann zwischen statischer und dynamischer posturalen Kontrolle unterschieden werden. Die statische Kontrolle beschreibt die Aufrechterhaltung des Gleichgewichts bei minimaler Bewegung (z.B. ruhiges Stehen), während dynamische Kontrolle das Gleichgewicht bei Bewegungen sichert, die den Körperschwerpunkt aus der Unterstützungsfläche verlagern (z.B. Springen) (Gottlieb et al., 2023). Ein wesentlicher Aspekt ist die Differenzierung zwischen dem CoM und Druckmittelpunkt (*Center of Pressure*, CoP). Der CoM ist ein imaginärer Punkt, in dem die gesamte Masse eines Körpers gedacht werden kann. Er stellt eine passive Variable dar, die vom Haltungskontrollsystem gesteuert wird. Schwankungen des CoM werden als *Body Sway* bezeichnet. Der CoP hingegen beschreibt das Druckzentrum, an dem die resultierende vGRF auf die Fußsohle wirkt und repräsentiert den Mittelpunkt der Kontaktfläche. Er ist eine aktive Kontrollvariable, die das Ergebnis der Trägheitskraft des schwankenden Körpers und der wiederherstellenden Gleichgewichtskräfte des Haltungskontrollsystems darstellt. Die Kräfte sind

abhängig von der Positionierung der Füße und der motorischen Kontrolle der Sprunggelenksmuskulatur (B. Chen et al., 2021; Debbi et al., 2012; Palmieri et al., 2002).

Center of Pressure

Der CoP wird als Maß zur objektiven Quantifizierung der posturalen Kontrolle einer Person während verschiedener Aktivitäten wie Ganganalysen, Sprunglandungen sowie Balance-Übungen genutzt (Paterno et al., 2010; Wikstrom et al., 2008). In der Auswertung wird der CoP typischerweise in zwei Richtungen angegeben: anteroposterior (AP) und mediolateral (ML). Aus diesen Daten können für die Auswertung weitere Indizes berechnet werden (Tab. 3 & Tab. 4). Maße wie die Gesamtstrecke des CoP (engl. *Sway Path Length*), die Auslenkungsamplitude (engl. *Range*) oder der Quadratische Mittelwert (engl. *Root Mean Square*; RMS) erlauben erste Einschätzungen der posturalen Stabilität, zeigten jedoch teils geringe Sensitivität gegenüber subtilen Defiziten (Vaz et al., 2020). Nichtlineare Maße wie die Stichprobenentropie (engl. *Sample Entropy*; SampEn) oder die Prädiktionsellipse (engl. *Prediction Ellipse Area*) erfassen hingegen die Regelmäßigkeit der Schwankungen und erlauben Rückschlüsse auf die Komplexität der posturalen Strategien (ebd.).

Tab. 3. CoP-Parameter nach Quijoux et al. (2021)

Symbol	Name	Formel
x_i	ML-Koordinaten des i-ten Datenpunkts	-
y_i	AP-Koordinaten des i-ten Datenpunkts	-
N	Anzahl der Datenpunkte	-
$\bar{x}$	Mittelwerte der ML-Koordinaten	$\bar{x}_n - \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i$
$\bar{y}$	Mittelwerte der AP-Koordinaten	$\bar{y}_n - \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i$

Tab. 4. CoP-Indizes nach Quijoux et al. (2021) & Schubert und Kirchner (2014)

Index	Beschreibung	Formel
Mean$_{ML}$	Mittelwert mediolateral CoP	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i$
Mean$_{AP}$	Mittelwert anteroposterior CoP	$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i$
Range ML	Differenz zwischen größtem und kleinstem Ausschlag in ML	$max(x_i) - min(x_i)$
Range AP	Differenz zwischen größtem und kleinstem Ausschlag in AP	$max(y_i) - min(y_i)$
Sample Entropy	Stichprobenentropie (Unregelmäßigkeit) des CoP-Signals	$\mathrm{SampEn}(m, r, N) = -ln\left(\frac{A}{B}\right)$
Sway Path Length	Gesamte Strecke, die der CoP-Punkt in der Messzeit zurücklegt	$\mathrm{L} = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}$
Mean Velocity	Mittlere Geschwindigkeit der Pfadlänge pro Zeit	$v_{mean} = \frac{L}{\left(\frac{n}{f_s}\right)}$
Lambda	Streuungsvarianzen (Ellipse)	$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2}\left(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 \pm \sqrt{\left(\sigma_x^2 - \sigma_y^2\right)^2 + 4 \cdot \mathrm{COV}_{xy}^2}\right)$
Achse a	Länge der Hauptachse (Ellipse)	$\alpha = \sqrt{\left(\frac{2(n+1)(n-1)}{n(n-2)}\right) \cdot F_{2,n-2}(\alpha) \cdot \lambda_1}$
Achse b	Länge der Nebenachse (Ellipse)	$\beta = \sqrt{\left(\frac{2(n+1)(n-1)}{n(n-2)}\right) \cdot F_{2,n-2}(\alpha) \cdot \lambda_2}$
Ellipse Area	Fläche als Variabilitätsmaß der Messwerte in 2D	$A_{\text{ellipse}} = \pi \cdot a \cdot b$

max = Maximum der jeweiligen Zeitreihe, min = Minimum der jeweiligen Zeitreihe, m = Einbettungsdimension, r = Toleranz, B = Anzahl der Paare ähnlichen Vektoren der Länge m, A = Anzahl der Paare ähnlichen Vektoren der Länge m+1

Time to Stabilization

Da CoP-Parameter räumliche Stabilitätsaspekte abbilden, bleibt die zeitliche Dimension der Gleichgewichtswiederherstellung zunächst unberücksichtigt. Die Zeit bis zur Stabilisierung (engl. *Time to Stabilization*; TTS) schließt diese Lücke, indem sie die Zeitspanne definiert, die eine Person benötigt, um nach einer instabilen Bewegung oder Landung wieder in einen stabilen Ausgangszustand zurückfindet. Dieser Ausgangszustand wird aus den Bodenreaktionskräften berechnet (Brown et al., 2010; Dingenen et al., 2013; Wikstrom et al., 2004). Es wird angenommen, dass die TTS verschiedene Aspekte der posturalen

Kontrolle widerspiegelt. Als Maß der motorischen Kontrolle der unteren Extremität hängt sie sowohl von propriozeptivem Feedback als auch von motorischen Programmen der Muskulatur und von reflexiven oder willkürlichen Muskelreaktionen ab. Die TTS kann aus allen drei Achsen der Bodenreaktionskraft (vertikal, anteroposterior und mediolateral) berechnet werden, wobei sich für jede Achse unterschiedliche Werte ergeben können (Colby et al., 1999; Fransz et al., 2013; Fransz et al., 2015).
Die Methode zur Berechnung der TTS lässt sich anhand vier wesentlichen Aspekten beschreiben (Fransz et al., 2015):

(1) Das verwendete Eingangssignal (vertikal, anteroposterior, mediolateral Bodenreaktionskraft,
(2) die Signalverarbeitung (Glättung durch sequenzielle Mittelwertbildung oder Polynom dritter Ordnung),
(3) der stabile Zustand (Schwellenwert),
(4) die Definition, ab wann das (verarbeitete) Signal stabil ist.

Der TTS variiert je nach angewandter Berechnungsmethode und Bewegungsaufgabe. Gemäß Fransz et al. (2015) können Unterschiede bei gesunden Proband*innen von 0,11 s bis zu 6,06 s vorliegen. Eine häufig verwendete Methode besteht in der Berechnung der TTS anhand der vGRF, die nach einem Sprung innerhalb von ±5 % des Körpergewichts liegt und dort für einen vordefinierten Zeitraum verbleibt (Gottlieb et al., 2023; Wikstrom et al., 2004).

Neuromuskuläre Parameter

Neuromuskuläre Parameter wie die Messung des CoP und der TTS sind zur Beurteilung der posturalen Kontrolle wertvolle Werkzeuge. Nichtdestotrotz gibt es bislang keine universellen, sportartübergreifenden Referenz- oder Grenzwerte, die eindeutig auf ein erhöhtes Verletzungsrisiko hinweisen (Quijoux et al., 2021; Riemann, 2022). Dies ist vor allem darauf zurückzuführen, dass CoP- und TTS-Werte stark kontextabhängig sind und von Sportart, Leistungsniveau, Geschlecht sowie Testbedingungen (wie Fußposition, anthropometrische Eigenschaften) beeinflusst werden (Chiari et al., 2002). Beispielsweise zeigen Elite-Athlet*innen häufig einen geringeren CoP-Bereich, was als Ausdruck einer effizienteren und stabileren posturalen Kontrolle interpretiert wird (Borzucka et al., 2020). Gleichzeitig kann ein größerer CoP-Ellipsenbereich auch auf alternative sensorische Integrationsstrategien hinweisen und muss daher nicht zwangsläufig eine schlechtere Balanceleistung bedeuten (Agostini et al., 2013). Die Interpretation von CoP-Schwankungen ist somit komplex und hängt wesentlich von den individuellen Anpassungsmechanismen des Nervensystems ab.
Dennoch konnten mehrere Studien zeigen, dass eine veränderte posturale Kontrolle mit einem erhöhten Risiko für Verletzungen der unteren Extremitäten in Verbindung steht (Tab. 5). So lagen signifikante Unterschiede zwischen Gruppen mit VKB-Ruptur oder chronischer Sprunggelenksinstabilität im Vergleich zu Kontrollgruppen ohne Verletzungen vor. Insbesondere erhöhte Variabilität des CoP - gemessen über die Indizes *Path Length, Sway Area,* RMS oder Geschwindigkeit - wird im Allgemeinen mit einer schlechteren posturalen Kontrolle, geringerer Stabilität und potenziell höherem Energieaufwand zur

Aufrechterhaltung des Gleichgewichts assoziiert (Borzucka et al., 2020; Quijoux et al., 2021). Darüber hinaus spielt die visuelle Einschränkung (z.B. geschlossene Augen) eine entscheidende Rolle im Zuge von Stabilitätsaufgaben, wie beim Wechsel von einem Zweibein- in einen Einbeinstand. Dies kann auf zentrale Kompensationsstrategien oder bilaterale Defizite hinweisen. Allerdings waren die Unterschiede zwischen verletztem und nicht-verletztem Bein nicht signifikant (Dingenen et al., 2015; Dingenen et al., 2016).

Tab. 5. Studien mit Schwerpunkt neuromuskulärer Messgrößen (hier: CoP-Indizes)

Parameter	Kritischer Grenzwert	Assoziiertes Risiko	Quelle
SampEn (CoP ML)	↑ Valgus-Gruppe	Frauen mit höherer Valgusstellung	Vaz et al. (2020)
Sway Path/ RMS/ Range	Kein signifikanter Unterschied	MKD vs. Kontrollgruppe	Vaz et al. (2020)
CoP-Verschiebung (Sprung, Augen zu)	Höhere Verschiebung	VKB & FAI	Dingenen et al 2015,2016

CoP ML = engl. Center of Pressure mediolateral; RMS = engl. Root Mean Square; MKD = Mittleres Knie Defizit

Nach akuten Sprunggelenksverletzungen zeigen betroffene Personen eine signifikant höhere *CoP-Path Length*, Geschwindigkeit und *Range* im betroffenen Bein (Hertel et al., 2001). Auch im Zusammenhang mit VKB-Rupturen konnte ein Zusammenhang zwischen einer beeinträchtigten posturalen Kontrolle und einem erhöhten Verletzungsrisiko nachgewiesen werden (Hewett et al., 2005; Paterno et al., 2010). Nichtlineare Maße haben sich als besonders sensitiv für subtile posturale Unterschiede erwiesen. Die SampEn wird zur Bewertung der Komplexität posturaler Schwankungen berechnet. Sie beschreibt die Wahrscheinlichkeit, dass sich kurze, ähnliche Sequenzen von Datenpunkten innerhalb einer längeren Zeitreihe wiederholen. Im Kontext der Haltungskontrolle deuten höhere SampEn-Werte auf eine größere Zufälligkeit und Unregelmäßigkeit der CoP-Schwankungen hin. Dies wird als Hinweis auf eine verringerte Fähigkeit zur Anpassung an Umweltanforderungen und eine reduzierte Propriozeption interpretiert, was vermutlich mit einem erhöhten Verletzungsrisiko einhergeht (Vaz et al., 2020). Demgegenüber unterscheiden lineare CoP-Maße wie *Sway Path,* RMS oder *Range* häufig nicht signifikant zwischen verletzungsgefährdeten und gesunden Gruppen.

Da CoP-Parameter primär räumliche Stabilitätsaspekte abbilden, bietet die TTS eine ergänzende Betrachtung der zeitlichen Dynamik der Gleichgewichtswiederherstellung. Eine verlängerte TTS weist darauf hin, dass das Gleichgewicht nach einer Störung verzögert zurückgewonnen wird und somit auf eine beeinträchtigte neuromuskuläre Kontrolle hindeuten (Brown et al., 2010; Dingenen et al., 2013; Wikstrom et al., 2004). Die TTS wurde in zahlreichen Studien verwendet, um die Auswirkungen FAI; sowie VKB-Rupturen zu untersuchen (Tab. 6). So zeigten Colby et al. (1999), dass Patient*innen nach VKB-Rekonstruktion im *Step-Down*-Test eine signifikant längere TTS am verletzten Bein aufwiesen (1527 ± 216 ms) als am nicht-verletzten Bein (892 ± 498 ms; $p < .001$). Dies könnte auf veränderte Bewegungsmuster

oder ein geringeres Vertrauen in das operierte Bein hinweisen. Auch Wright et al. (2016) fanden signifikante Gruppenunterschiede in den TTS-Werten zwischen Personen mit und ohne Sprunggelenksverletzungen. Die Teilnehmenden mit früherer Sprunggelenksdistorsion zeigten im Vergleich zur Kontrollgruppe (mittlere Differenz = 0,54 s) und zur FAI-Proband*innen (mittlere Differenz = 0,67 s) eine längere Stabilisationszeit in AP-Richtung. In ML-Richtung benötigte die FAI-Gruppe ebenfalls länger zur Stabilisierung (mittlere Differenz = 0,42 s; $p < .040$). Im Zuge dessen ist zu erwähnen, dass die Studie barfuß durchgeführt wurde, was die Landestrategie im Vergleich zum Tragen von Schuhen beeinflusst haben könnte.

Tab. 6. Studien mit Schwerpunkt neuromuskulärer Messgrößen (hier: TTS)

Testaufgabe	Parameter	Kritischer Grenzwert	Assoziiertes Risiko	Quelle
Posterior Landung (unilateral)	TTS	≥ 1,19 s (Sensitivität 89 %, Spezifität 70 %)	↑ Risiko für VKB-Ruptur	DuPrey et al. (2016)
Step-Down-Test	TTS	1,53 ± 0,22 s vs. 0,89 ± 0,50 s	VKB-Rekonstruktion	Colby et al. (1999)
Posterior Landung (bilateral)	TTS	1,61 s ± 0,45 s vs. 1,29 s ± 0,07 s	FAI (n = 19) vs. Kontrollgruppe (n = 19)	Gribble und Robinson (2009)
Posterior Landung (unilateral)	TTS	3,22 s ± 0,87 s vs. 2,30 s ± 0,46 s	FAI vs. Kontrollgruppe	Brown et al. (2004)
***Single-Leg* Landung**	*AP TTS*	*Coper*: 1,6 s FAI: 0,67 s Kontrolle: 0,54 s	Knöchelverstauchung ohne langfristige Instabilität	Wright et al. (2016)
	ML TTS	*Coper* 1,0 s FAI: −0,15 s Kontrolle: 0,26 s		

In der Untersuchung von Gribble und Robinson (2009) zeigten Proband*innen mit FAI (n = 19) eine signifikant längere AP-TTS (1,61 ± 0,45 ms) im Vergleich zur Kontrollgruppe (n = 19; 1,29 ± 0,07 ms; $p < .003$) mit einer Effektstärke von $d = 4,57$. Es konnten keine signifikanten Unterschiede in ML-Richtung festgestellt werden. Ähnliche Ergebnisse berichteten Brown et al. (2004), die bei FAI-Betroffenen ebenfalls eine längere AP-TTS (3,22 ± 0,87 s) im Vergleich zur Kontrollgruppe (2,30 ± 0,46 s; $p < .05$) fanden, während in ML-Richtung keine signifikante Unterschiede beobachtet wurden (2,70 ± 0,87 ms vs. 2,31 ± 0,70 ms; $p = .29$). Zwischen den Gruppen bestanden zudem keine signifikanten Unterschiede im Bewegungsumfang der Plantarflexion/Dorsalextension oder Inversion/Eversion. Die Studie von DuPrey et al. (2016) fokussierte sich auf die Vorhersage von VKB-Rupturen durch die TTS in einem vierjährigen Beobachtungszeitraum. Dazu wurde eine Baseline-Testung unterschiedlicher unilateraler

Sprunglanderichtungen (ventral, medial, lateral, dorsal) durchgeführt. Die TTS bei rückwärtiger einbeiniger Landung erwies sich als signifikanter Prädiktor. Verletzte Proband*innen (n = 9, *non-contact* VKB-Ruptur) zeigten eine durchschnittliche TTS von 1,58 ± 0,39 s, während die Kontrollgruppe (n = 267) im Mittel 1,09 ± 0,52 s benötigte (p = .005). Für jede zusätzliche Sekunde TTS stieg das Risiko einer VKB-Ruptur um das Dreifache (OR = 2,95; 95 %-CI: 1,28−6,77; p < .01). Der empfohlene Grenzwert von ≥1,19 s identifizierte 89 % der VKB-Rupturen mit einer Spezifität von 70 %.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass sowohl CoP- als auch TTS-Parameter wertvolle Informationen über die Qualität der posturalen Kontrolle liefern. Eine erhöhte Variabilität oder eine verlängerte Zeit bis zur Stabilisierung kann nach aktueller Studienlage sowohl ein Indikator für bestehende funktionelle Defizite als auch ein Prädiktor für Verletzungen sein. Während lineare Maße vor allem bei einfachen Bewegungsaufgaben aussagefähig sind, bieten nichtlineare Analysemethoden eine zusätzliche diagnostische Tiefe. Die Interpretation der Werte sollte jedoch kontextspezifisch erfolgen, da erhöhte Schwankungen nicht zwingend eine schlechte Haltungsstrategie widerspiegeln, sondern auch adaptive Mechanismen des neuromuskulären Systems repräsentieren können.

Trotz der bestehenden Evidenz mahnt die Literatur zur Vorsicht bei der Interpretation isolierter Parameter. Ekegren et al. (2009) betonen die Notwendigkeit multifaktorielle Screening-Ansätze, die neben kinematischen Parametern zusätzlich Rumpfstabilität, neuromuskuläre Kontrolle und asymmetrische Bewegungsmuster berücksichtigen. Nilstad et al. (2021) zeigten zudem, dass viele Studien teils widersprüchliche Ergebnisse hinsichtlich einzelner Prädiktoren liefern. Hinzu kommt die methodische Limitation zahlreicher prospektiver Studien, in denen aufgrund der geringen Zahl tatsächlich verletzter Proband*innen keine robuste prädiktive Validität erreicht werden konnte (Bahr, 2016). Zur Risikoabschätzung empfiehlt sich eine mehrdimensionale Betrachtung in Verbindung mit sportartspezifischen Anforderungen.

4 Einsatz mobiler Technologie im Sport

In den letzten Jahren verzeichnet der Technologiesektor mit seinen zahlreichen Apps und mikroelektromechanischen Systemen ein erhebliches Wachstum. Dies hat nicht nur die Anzahl möglicher Anwendungsfelder in der Sportpraxis erweitert, sondern auch das wissenschaftliche Interesse am Einsatz mobiler Technologie in der Sportpraxis deutlich verstärkt (Arenz, 2024; Camomilla et al., 2018; Ometov et al., 2021; Seçkin et al., 2023). Technologie stellt ein interdisziplinäres Feld dar, das Elemente aus Ingenieurwissenschaften, Gesundheitswesen und Sport kombiniert (Giblin et al., 2016). Unter Berücksichtigung der Definitionen verschiedener Autoren wie Giblin et al. (2016) und Seçkin et al. (2023) sowie einem besonderen Blick auf die Sportpraxis selbst, lässt sich mobile Technologie im Sport wie folgt beschreiben:

„Mobile Technologie umfasst jegliche technischen Hilfsmittel, wie Apps, Wearables, Plantardruckmesssohlen, Kraftmessplatten oder Videoaufnahmesystem, die Prozesse im Training oder in der Diagnostik sowohl erleichtern als auch optimieren können. Darüber hinaus ermöglichen diese eine Integration der Athlet*innen in den Trainingsprozess und fördern die Kommunikation zwischen Trainer*in und Athlet*in.

Die Anwendung von Technologie zielt darauf ab, die Chancen und Möglichkeiten im Sport zu erhöhen, Entwicklungen der Athlet*innen positiv zu beeinflussen und den Erfolg möglich zu machen! Darüber hinaus soll durch den Einsatz von Technologie ein Vorsprung zur Weltspitze geschaffen oder zumindest der Anschluss gehalten werden."

Optimierte technische Spezifikationen wie erweiterte Messbereiche, höhere Messauflösung, gesteigerte Datenerfassungsrate, präzisere Druckempfindlichkeit, reduzierter Energieverbrauch und niedrigere Kosten bieten eine Grundlage für kontinuierliche Diagnostik und Echtzeit-Feedback im Trainingsprozess (Camomilla et al., 2018). Diese Entwicklung hat biomechanische Labore teilweise obsolet gemacht, da sich viele Untersuchungen direkt auf das Trainingsfeld verlagern lassen (Mundt et al., 2020). Dabei ist zu beachten, dass kinematische Unterschiede zwischen kontrollierten Laborbedingungen und den realen Bewegungsanforderungen auf dem Spielfeld bestehen (Seiberl et al., 2018). Für eine verbesserte Präventionsdiagnostik sollten Athlet*innen daher möglichst unter spielnahen Bedingungen getestet werden (Di Paolo et al., 2021; T. Krosshaug et al., 2005). Trotz der Chancen durch den Einsatz smarter Technologie bestehen Risiken bei der Implementierung. Valide und verständlich aufbereitete Informationen sind von entscheidender Bedeutung, damit Trainer*innen eine fundierte Entscheidung treffen können und eine höhere Akzeptanz gegenüber technologischer Lösungen entsteht (Shaw et al., 2021).

4.1 Leitfaden für den Einsatz von Technologie

Die Einführung neuer Technologien im Sport weckt oft großes Interesse und die Hoffnung auf eine Leistungssteigerung der Sportler*innen, präzisere Daten, eine Verringerung des Verletzungsrisikos und optimierte Trainingsmethoden. Gerade Anbieter neuer Technologien werben mit raffiniertem Marketing, mit Versprechungen und einer Vielzahl erfassbarer Parameter, allerdings meist ohne ausreichende Analysen (z.B. Validierungsstudien) der Technologie im spezifischen Anwendungsfall. Aus diesem Grund sollten Trainer*innen stets kritisch hinterfragen, ob die dargestellten Informationen tatsächlich hilfreich sind und den gewünschten Nutzen bieten. Das stetige Wachstum des Technologiemarkts übersteigt die Entwicklung im Hochleistungs- und Nachwuchsleistungssport deutlich. Trainer*innen haben zunehmend Schwierigkeiten, neue Technologie fundiert zu bewerten und sinnvoll in der Sportpraxis zu integrieren. Ein zentraler Grund dafür ist das Fehlen einheitlicher Standards und die begrenzte Expertise der Anwender*innen:

Entwicklung des Technologiesektors > Expertise im Hochleistungs- bzw. Nachwuchsleistungssport!

Um diesem Missstand entgegenzuwirken, beschäftigen sich Forschungsgruppen wie das *Sports Tech Research Network* mit der Erstellung von *Frameworks* zur Auswahl und dem Einsatz von Technologie im Sport (Schmidt & Jaitner, 2023; Windt et al., 2020; Zendler et al., 2023). Ein standardisiertes und evidenzbasiertes Vorgehen soll den Anwender*innen ein objektives und systematisches Werkzeug an die Hand geben, um die Qualität technologischer Anwendungen zu sichern und Branchenstandards zu fördern.

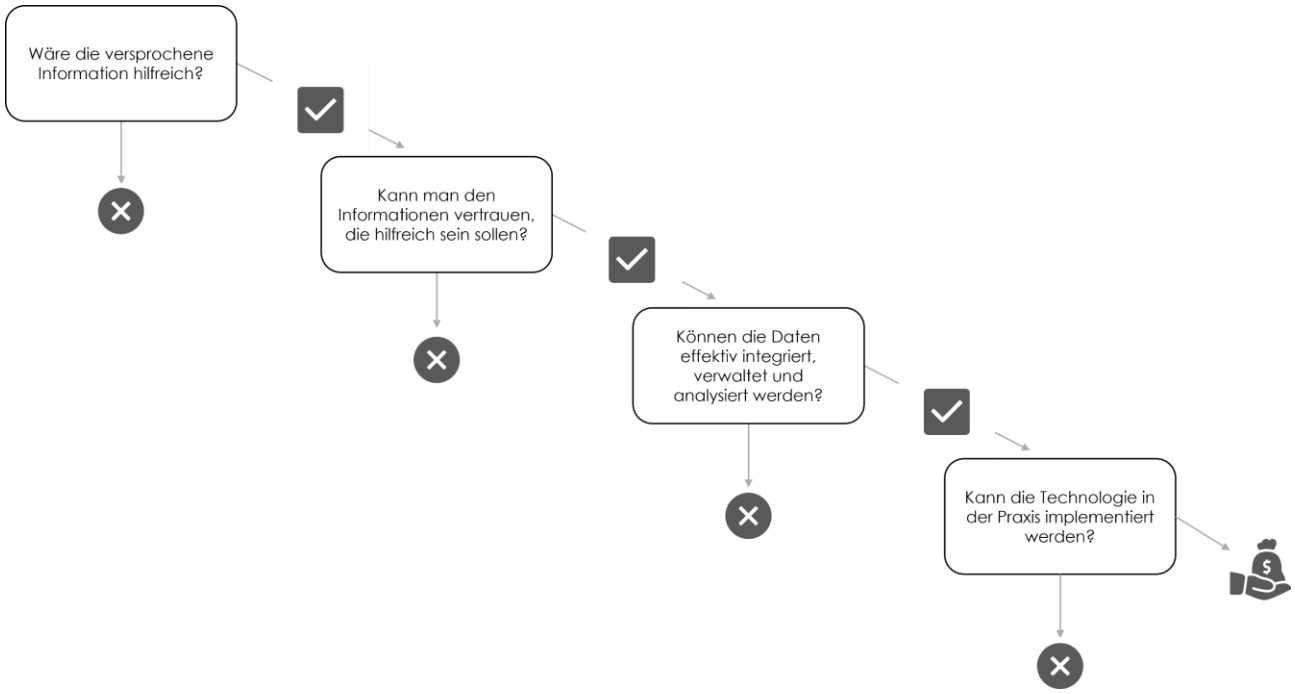


Abb. 4. Leitfaden für den Einsatz mobiler Technologie nach Windt et al. (2020)

Das praxisorientierte *Framework* von Windt et al. (2020) (Abb. 4), das in dieser Arbeit als Leitlinie gilt, beginnt den Entscheidungsprozess mit einer klaren Bedarfsanalyse: Welche Fragen sollen beantwortet werden? Welche Entscheidungen sollen mit Hilfe von Technologie unterstützt werden? Wurde bereits ein Bedarf für die versprochenen Informationen identifiziert? Solche grundlegenden Überlegungen tragen dazu bei, relevante Technologien überhaupt erst in den Auswahlprozess einzubeziehen. Darüber hinaus sollte geprüft werden, ob bereits vorhandene Daten genutzt und mit neuen Datensäten kombiniert werden können. Wurde eine ausreichende Bedarfsermittlung durchgeführt und eine passende Technologie identifiziert, folgt die Bewertung ihrer Vertrauenswürdigkeit und Präzision. Entscheidend ist, ob Studien zur Validität und Retest-Reliabilität vorliegen und ob deren Studiendesign auf die praktische Anwendung übertragbar sind. Ebenso müssen potenzielle Einschränkungen für den jeweiligen Anwendungsfall berücksichtigt werden. Präzise Datensammlungen bedeuten nicht automatisch, dass die relevanten Daten erfasst werden. Und selbst wenn dies der Fall ist, bleibt die Frage, welche Art von Daten die Technologie tatsächlich liefert. Werden Daten in schlechter Qualität bereitgestellt oder basieren diese auf nicht einsehbaren Black-Box-Algorithmen, sinkt der Nutzen erheblich. Häufig fehlt eine wissenschaftliche Evidenz. Anbieter führen oft interne Validierungen durch oder beauftragen diese, um die Akzeptanz und den Marktwert zu erhöhen (Moticon ReGo AG, 2020d; Stöggl & Martiner, 2017). Solche Studien weichen oftmals deutlich von dem praktischen Anwendungsfeld ab, sportmotorische Test im Rahmen einer Präventionsdiagnostik und schränken ihre Aussagekraft ein.

Die nächste Stufe fokussiert sich auf das Datenmanagement und die analytische Ressource der Sportpraxis. So ist zu klären, in welchen Formaten und auf welche Weise die Informationen bereitgestellt werden. Ebenso ist zu eruieren, inwiefern eine Bereinigung bzw. Bearbeitung der Daten notwendig ist, um diese mit anderen Messsystemen kombinieren zu können. Im letzten Schritt steht die Implementierung der Technologie im Zentrum. Hierbei stellen sich Fragen wie: Welche Belastung wird den Sportler*innen auferlegt, um die Daten zu sammeln? Werden die Sportler*innen in ihrer Bewegung eingeschränkt bzw. beeinflusst? Erlaubt die Sportkultur eine Implementierung der Technologie und der damit einhergehenden Datensammlung? Der Implementierungskontext ist entscheidend, da selbst eine technologisch hochwertige Lösung als nutzlos empfunden wird, wenn sie Anwender*innen überlastet oder den Trainingsalltag verkompliziert. Aus diesem Grund sollte die Integration möglichst ohne großen Zeitaufwand erfolgen. Ein-e zusätzliche Analyse und Verarbeitung oder eine hohe Anforderung hinsichtlich der Interpretation sind die ersten Hürden für Praktiker (Bolling et al., 2018; Ric & Robertson, Sam., Sumpter, David, 2021).

4.2 Smarte Technologie in der Sportpraxis

Der Einsatz mobiler Technologien in der Prävention von Sportverletzungen eröffnet neue Möglichkeiten, klassische Präventionsmodelle in der Sportpraxis konkreter umzusetzen. Basierend auf dem Modell von van Mechelen et al. (1992), das einen strukturierten Rahmen zur Optimierung von Trainings- und Wettkampfprozessen sowie zur Verletzungsprävention bietet, lassen sich moderne Präventionsstrategien gezielter gestalten (Fricke et al., 2024; vgl. Kapitel 2.2). Mobile Technologien ermöglichen eine individuellere, kontinuierlichere und kontextnähere Erfassung relevanter Risikoparameter und schaffen damit die Voraussetzung dafür, den diagnostischen Regelkreis des Modells in der Trainingspraxis tatsächlich zu schließen und die Wirksamkeit präventiver Maßnahmen zu erhöhen (Abb. 5).

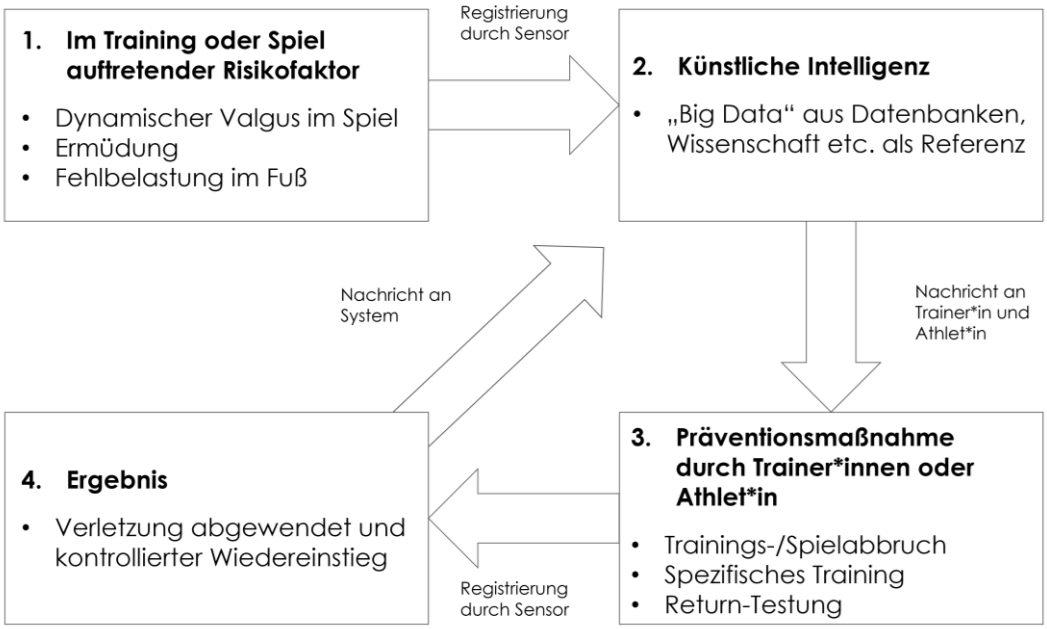


Abb. 5. Digitale Präventionssequenz nach Fricke et al. (2024)

Nach der Identifikation potenzieller Risikofaktoren können *Big Data*-Ansätze und KI-gestützte Systeme automatisierte Benachrichtigungen an Trainer*innen oder Athlet*innen generieren, sodass präventive Maßnahmen frühzeitig eingeleitet oder der aktuelle Funktionsstatus der Athlet*innen gezielt überprüft werden kann. Darüber hinaus ermöglichen sensorbasierte Systeme eine kontinuierliche Überwachung der Bewegungsqualität durch die Quantifizierung der Übungsausführung im Rehabilitationsprozess und liefern damit eine datengestützte Grundlage für die Planung des sportlichen Wiedereinstiegs. Durch die kontinuierliche Analyse großer Datenmengen lassen sich zudem Muster und Zusammenhänge identifizieren, die mit herkömmlichen Methoden oft verborgen bleiben und neue Erkenntnisse über individuelle Risikoprofile ermöglichen. Nichtsdestotrotz erfordert der Einsatz solcher Technologien eine kritische Bewertung ihrer Zuverlässigkeit und Zweckmäßigkeit. Jede Lösung muss sorgfältig im Hinblick auf ihre Eignung im spezifischen sportlichen Kontext geprüft werden (Windt et al., 2020).

Vor diesem Hintergrund rückt die Frage nach der Leistungsfähigkeit aktueller sensorgestützter Technologien in den Fokus der Forschung: Inwieweit sind Machine-Learning-Modelle auf Basis mobiler

Sensorik in der Lage, biomechanische Risikoparameter wie Gelenkwinkel und -momente zuverlässig zu schätzen und damit eine objektive, datenbasierte Grundlage zu schaffen? Der folgende Abschnitt bietet einen kleinen Einblick des aktuellen Forschungsstands zur sensorbasierten Schätzung biomechanischer Parameter und zeigt auf, welche methodischen Ansätze, Modellgüte und Limitationen derzeit bestehen.

Sensorbasierte Schätzung biomechanischer Parameter mittels Machine Learning

Mobile Technologien gewinnen für die Analyse menschlicher Bewegung sowie Gang- und Sprungmechanik zunehmend an Bedeutung. Gegenüber komplexen, laborgebundenen Messsystemen bieten sie eine flexible und kosteneffiziente Alternative, die neue Anwendungsmöglichkeiten im Trainingsalltag eröffnet (Adesida et al., 2019; Camomilla et al., 2018; Dowling et al., 2011; Seçkin et al., 2023). Besonders inertiale Messeinheiten haben sich als zentrale Technologie etabliert. An Körpersegmenten wie Ober- und Unterschenkel befestigt, ermöglichen sie die Bestimmung von Gelenkwinkeln und Bewegungsdynamiken. Moderne Algorithmen rekonstruieren Gelenkachsen und Segmentbewegungen mit hoher Präzision (Seel et al., 2014). Auf dieser Grundlage werden zunehmend datengetriebene Verfahren eingesetzt, um kinematische oder kinetische Parameter abzuleiten.

So berichten Hossain et al. (2023) bei Verwendung von drei inertialen Messeinheiten (IMU) an Oberschenkel, Unterschenkel und Fuß von Verbesserungen der Vorhersagegüte um bis zu 24,7 % gegenüber klassischen Regressionsmodellen. Auch Stetter et al. (2019) fanden hohe Korrelationen von $r = 0{,}60-0{,}94$ zwischen geschätzten und gemessenen Kniegelenkskräften. Besonders vielversprechend ist die Kombination von IMUs und Plantardruckmessungen, da sie typische Schwächen einzelner Systeme wie Weichteilartefakte bei IMUs oder fehlende Erfassung von Scherkräften bei Drucksohlen kompensieren (Hossain et al., 2023; Jacobs & Ferris, 2015). Dreidimensionale Gelenkmomente in der Sagittalebene können dabei mit hoher Genauigkeit geschätzt werden, während die Zuverlässigkeit in der Frontal- und Transversalebene noch begrenzt ist (Tab. 7). Weitere Arbeiten belegen die Leistungsfähigkeit datengetriebener Modelle zur Rekonstruktion kinematischer und kinetischer Größen: Chhoeum et al. (2021) berichten $R^2 = 0{,}75-0{,}97$ für die Schätzung von Kniegelenkwinkel während des Gehens. Stetter et al. (2019) erreichten für vertikale Gelenkkräfte $R^2 = 0{,}94$ bei relativen Fehlern von 14−26 %. Chaaban et al. (2021), Holder et al. (2023) und Long et al. (2024) zeigten ebenfalls hohe Modellgüten ($R^2 > 0{,}8$) für Winkel- und Momentschätzungen unter verschiedenen Bedingungen. Gholami et al. (2020) berichteten mit einem *Convolutional Neural Network* (CNN) und nur einer IMU $R^2 = 0{,}78$–$0{,}98$ bei Winkelfehlern von 1,8–6,5 °. Eine Übersicht ausgewählter Studien, deren Aufgabenstellungen, Technologien und Modellgüten ist in Tab. 7.

Ergänzend ermöglicht die Plantardruckmessung eine detaillierte Analyse der Druckverteilung unter der Fußsohle, die als Eingang für *Machine-Learning*-Modelle zur Ableitung sekundärer biomechanischer Parameter dient. So zeigten L. Chen et al. (2021), dass neuronale Netze aus Druckverteilungen zuverlässig die Geschwindigkeit schätzen können, während Wilzman et al. (2022) *Deep-Learning*-Modelle zur Bestimmung von Fußausrichtung und -stellung nutzten. Im Kontext der Verletzungsprävention erlauben solche Verfahren die Identifikation individueller Belastungsmuster und potenzieller Überlastungszonen. Nuyts et al. (2022) und Booth et al. (2020) demonstrieren, dass neuronale Netze charakteristische

Abweichungen in Druckmustern erkennen und damit eine personalisierte, datenbasierte Präventionsdiagnostik unterstützen können.

Trotz dieser vielversprechenden Ergebnisse bestehen weiterhin Herausforderungen. Die hohe Rechenintensität moderner *Deep-Learning*-Modelle sowie Limitierungen hinsichtlich der Generalisierbarkeit schränken den breiten Praxiseinsatz bislang ein. Zudem bleiben Momentschätzungen außerhalb der Sagittalebene weniger zuverlässig. Der aktuelle Forschungsstand verdeutlicht, dass die Modellierung kinematischer und kinetischer Parameter aus mobilen Sensordaten ein erhebliches Potenzial für die Verletzungsprävention, Trainingssteuerung und Feldanalyse besitzt. Offen bleibt die Frage, inwieweit rein plantare Druckinformationen ausreichen, um Gelenkwinkel und -momente im Knie und Sprunggelenk valide zu modellieren. Angesichts der hohen Feldtauglichkeit plantarer Messsysteme eröffnet sich hier ein bedeutendes Anwendungspotenzial. Sollten solche Modelle ausreichende Genauigkeit erreichen, könnten sie eine objektive, quantitative Präventionsdiagnostik im Trainingsalltag ermöglichen, die unabhängig von komplexer Labormesssystemen funktioniert.

Tab. 7. Übersicht ausgewählter Studien zur sensorbasierten Schätzung biomechanischer Parameter mittels Machine Learning

Studie	**N**	**Aufgabe**	**Technologie**	**Stat. Methode**	**Variablen**	***R²***	**RMSE**
Chaaban et al. (2021)	26	Gehen	IMUs (Oberschenkel, Unterschenkel)	Lineare Regression	*Peak* Knie-Flexionswinkel (KFA) & *Peak* Knie-Extensionsmoment (KEM)	KFA: 0,94 KEM: 0,68	nRMSE: 4,6 % - 10,2 %
Holder et al. (2023)	71	Gehen	Motion Capture	*Linear Mixed-Effects Model*	Kniegelenkskräfte	>0,87	nRMSE: <16 %
Long et al. (2024)	4	Gehen, Joggen, Laufen, Seitwärtsschritte, Sprünge	IMU (Knöchel)	*Random Forest Regression*	Sagittale Knie- & Sprunggelenkwinkel/-momente	Momente: 0,71–0,97 Winkel: 0,78–0,96	Momente: 0,10–0,41 Nm/kg Winkel: 2,19–11,58 °
Choffin et al. (2022)	37	Kniebeuge	Plantardruckdaten aus 6 FSR-Sensoren	*Gaussian Process Regression* & inverse Dynamik	Gelenkwinkel (Sprunggelenk, Knie, Hüfte, L5/S1)	Keine Angabe	L5/S1: 0,21 ° (X-Achse) 0,22 ° (Y-Achse) Knie: 0,81–4,51 °
Mundt et al. (2020)	116	Gehen	IMUs (Becken, Oberschenkel, Unterschenkel)	Vergleich von MLP, LSTM, CNN	3D-Gelenkwinkel & -momente (Hüfte, Knie, Sprunggelenk)	Keine Angabe	nRMSE Winkel 15 % Momente 5–10 %
Gholami et al. (2020)I	10	Laufen (vers. Geschwindigkeiten)	Einzelner IMU	*Convolutional Neural Network* (CNN)	Sagittale Winkel von Hüfte, Knie, Sprunggelenk	0,78–0,98	1,8–6,5 °
Hossain et al. (2023)	20	Gehen	IMUs (Oberschenkel, Unterschenkel, Fuß)	*Deep-Learning* Modell	Gelenkmomente von Hüfte, Knie, Sprunggelenk & vGRF	Keine Angabe	nRMSE 4,43 %

5 Quantifizierung mittels mobiler Messsysteme

Die präzise Erfassung und Analyse menschlicher Bewegung ist eine zentrale Voraussetzung für das Verständnis motorischer Prozesse in der Biomechanik, der Sportwissenschaft sowie der klinischen Forschung (vgl. Kapitel 3). Um Bewegungen objektiv zu quantifizieren, werden zunehmend technische Messsysteme eingesetzt, die kinematische und kinetische Größen erfassen. Während kinematische Daten Informationen über Bewegungsabläufe, Positionen, Geschwindigkeiten und Beschleunigungen liefern, ermöglichen kinetische Daten Rückschlüsse auf die zugrunde liegenden Kräfte und Momente (Schnabel et al., 2008; Thomas et al., 2023). In diesem Zusammenhang haben sich unter anderem inertiale Messsysteme und Plantardruckmesssysteme, als etablierte und praxisnahe Verfahren der Bewegungsanalyse herauskristallisiert. Durch die Kombination beider Verfahren kann sowohl die Bewegungsgeometrie als auch die Kraftwirkung simultan erfasst werden. Dies ermöglicht eine umfassende Betrachtung der menschlichen Bewegung und eröffnet neue Perspektiven für die quantitative Beurteilung von Bewegungsqualität, Effizienz und Belastung im Sport. Im Folgenden werden die technischen Grundlagen und Anwendungsfelder beider Messverfahren detailliert beschrieben.

5.1 Inertial-Messsysteme

Unter einer IMUs versteht man kompakte Sensormodule, die sowohl translatorische als auch rotatorische Bewegungen und Lageveränderungen eines Objekts im Raum erfassen. Eine IMU kombiniert typischerweise mehrere Sensorkomponenten wie Beschleunigungssensoren, Gyroskop und Magnetometer, um Bewegungsdaten einzelner Körpersegmente im Raum zu erfassen (Abb. 6). Diese Messeinheiten basieren auf der Mikroelektromechanischen Systemtechnologie (MEMS), bei der mikroskopisch kleine mechanische und elektromechanische Strukturen in Halbleitermaterialien integriert sind (Thomas et al., 2023). Die Anzahl und Positionierung der Sensoren innerhalb eines MEMS variieren je nach Anwendungsbereich.

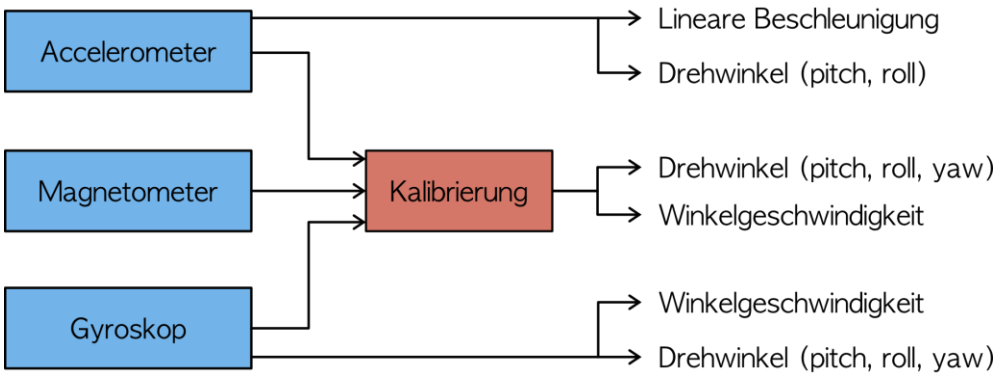


Abb. 6. Typen der Sensorik für IMUs nach Razak et al. (2012)

IMUs messen die Orientierung und Position nicht direkt, sondern müssen durch mathematische Integration der Rohdaten berechnet werden. Bei diesem Verfahren können sich geringe Messungenauigkeiten über die Zeit aufsummieren, was zu einer fortschreitenden Abweichung der Messwerte führt. Diese systematische Abweichung wird als *Drift* bezeichnet. Dies ist ein Hauptproblem bei der Verwendung von IMUs. Um den *Drift* zu kompensieren und die Genauigkeit der Orientierungsschätzung zu verbessern, werden die Daten der verschiedenen Sensoren mithilfe von Sensorfusionsalgorithmen kombiniert (Ahmad et al., 2013; Cereatti et al., 2024). Die gängigsten Sensoren in IMUs sind:

Triaxiale Beschleunigungssensoren:
Sie messen die lineare Beschleunigung (Eigenbeschleunigung) entlang drei orthogonaler Achsen in einem festen 3D-Koordinatensystem. Die erfassten Daten umfassen sowohl Bewegungs- als auch Gravitationskomponenten und ermöglichen so die Bestimmung der Orientierung und des Bewegungszustands eines Körpers (Ahmad et al., 2013).

Triaxiale Gyroskope:
Diese triaxialen Gyroskope messen die Winkelgeschwindigkeit und Rotationsänderungen eines Objekts im sensorbasierten 3D-Raum (Ahmad et al., 2013; Seçkin et al., 2023). Die Rotationen um die drei orthogonalen Achsen werden üblicherweise als Euler-Winkel definiert, z.B. *Roll*, *Pitch* und *Yaw* (Razak et al., 2012). Gyroskope sind entscheidend für die Bestimmung der räumlichen Orientierung.

Magnetometer:
Magnetometer messen die Stärke (Amplitude) und Richtung des lokalen Magnetfelds im sensorfixierten 3D-Raum. Magnetometer tragen wesentlich zur Orientierungsschätzung bei und kompensieren Driftfehler, wie sie bei Gyroskope auftreten können (Ahmad et al., 2013). Alle Komponenten der IMU sind auf ein gemeinsames dreidimensionales Koordinatensystem bezogen. Um Bewegungen in allen Raumrichtungen (x/y/z) zu detektieren, ist pro Achse mindestens ein Sensorelement erforderlich (Abb. 7). Die Kombination der Sensordaten ermöglicht eine detaillierte Bewegungsanalyse in Echtzeit, bei gleichzeitig kompakter Bauweise und geringem Gewicht. Dies macht IMUs besonders für Anwendungen geeignet, die eine präzise Bewegungs- und Lageerfassung bei hoher Mobilität erfordern (Ahmad et al., 2013; Seçkin et al., 2023). Im klinischen Kontext ermöglichen IMUs eine präzise Erfassung gesundheitsrelevanter Parameter, beispielsweise zur Analyse von Gangstörungen (Shah & Dixon, 2025). Studien zeigen, dass quantitative Messmethoden, wie sie durch IMUs realisiert werden, deutlich zuverlässigere Ergebnisse liefern, als rein visuelle oder subjektive Beobachtungen (Whittaker et al., 2017). Kawamura et al. (2007) belegen, dass selbst erfahrene Therapeut*innen bei der qualitativen Bewegungsbeurteilung stark voneinander abweichende

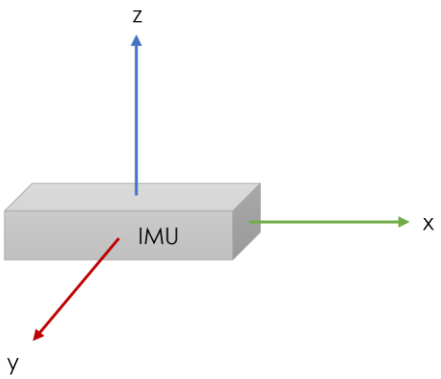


Abb. 7. *Schematische Darstellung der räumlichen Orientierung einer IMU*

Einschätzungen gelangen. IMUs liefern dagegen standardisierte und objektive Daten, die eine fundierte Diagnostik und gezielte Anpassung individueller Behandlungspläne ermöglichen. Ebenfalls gewinnen IMUs im Sportkontext zunehmend an Bedeutung. Sie werden zur Überwachung der Leistung, Bewegungsanalyse und Verletzungsprävention eingesetzt. Durch ihre kompakte Bauweise und die Möglichkeit der drahtlosen Datenübertragung, können Athlet*innen nahezu uneingeschränkt trainieren, während ihre Bewegungen in Echtzeit aufgezeichnet und analysiert werden. Diese unmittelbare Rückmeldung erlaubt eine sofortige Anpassung von Technik und Belastung, wodurch Überlastungen und Verletzungsrisiken reduziert werden können (Razak et al., 2012).

5.2 Plantardruck-Messsysteme

Der menschliche Fuß besteht aus 28 Knochen, 26 Gelenken, 42 Muskeln und zahlreichen Sehnen und Bändern (Harris & Smith, 2019; Weineck, 2008). Nach Weineck (2008) baut sich der Fuß aus einem Längs- sowie Quergewölbe auf, wobei die Großzehe als Hauptpfeiler des Stützgewölbes gilt. Die Lastverteilung erfolgt durch das Zusammenwirken aller aktiven und passiven Stabilisatoren. Dabei können zwei ungleich lange, zweiarmige Hebel identifiziert werden: einer verläuft nach hinten zum Fersenbeinhöcker, der andere nach vorne zu den Mittelfußköpfchen. Im Stand lasten ca. 40 % des Körpergewichts auf den Zehenballen und ca. 33 % auf der Ferse. Der Fuß wird anatomisch in drei Bereiche gegliedert: Rückfuß, Mittelfuß und Vorfuß (Abb. 8).

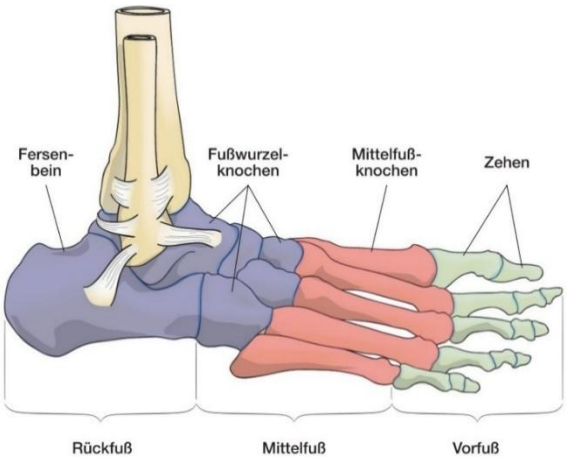


Abb. 8. *Anatomie des Fußes nach Weineck (2008)*

In zahlreichen biomechanischen und medizinischen Modellen wird der Fuß als Ankerpunkt der aufsteigenden Strukturen des menschlichen Körpers in der Frontal- und Transversalebene beschrieben. Er stellt das erste Körperteil dar, das mit dem Untergrund interagiert und somit die Kraftübertragung zwischen Körper und externer Oberfläche maßgeblich beeinflusst (Aboud, 2002; Dadfar et al., 2021; Michaud, 2011; Myers, 2022; Novak et al., 2014; Weineck, 2008; Zulkifli & Loh, 2020). Abnormalitäten der Fuß- oder Sprunggelenksmechanik können zu einer irregulären Lastverteilung führen und Beschwerden im proximalen Bereich begünstigen. So kann beispielsweise eine übermäßige Rückfuß-Eversion oder subtalare Pronation die tibiale Innenrotation über das talocrucale Gelenk während der Standphase des Laufens erhöhen. Darüber hinaus wurde beobachtet, dass die Veränderungen der Rückfußstellung mit veränderten Hüftbewegungen in der Frontal- und Transversalebene zusammenhängen kann (Dadfar et al., 2021).

Seit 1985 ist ein zunehmendes Interesse an der Plantardruckmessung und Posturographie zur Untersuchung der Fußfunktion zu beobachten. Die Analyse der Druckverteilung zwischen Fußsohle und Boden bzw. Schuh bietet die Möglichkeit, wertvolle Informationen über die Fußbelastung zu gewinnen.

Dadurch können potenzielle Probleme frühzeitig diagnostiziert werden, um Verletzungen vorzubeugen, Risiken abzuwenden und die Leistungsfähigkeit im sportlichen Kontext zu steigern. Die Plantardruckmessung ist ein mögliches Instrument der biomechanischen Analyse, um ein hochpräzises, dreidimensionales (Echtzeit-) Bild während des Gehens oder anderer funktioneller Aktivitäten zu erhalten (Orlin & McPoil, 2000). Sie quantifiziert die Interaktion zwischen dem Fuß und der Unterseite des Fußes, der sogenannten Plantarfläche. Dabei können sowohl der auf verschiedene Fußbereiche ausgeübte Druck als auch die entstehende vGRF erfasst und analysiert werden. Die vGRF stellt eine gleichgerichtete, entgegengesetzte Reaktion dar, die auftritt, sobald der Fuß den Boden berührt. Ihre Richtung und Stärke verändern sich dynamisch, während sich der Körper im Raum vorwärts oder rückwärts bewegt (Abboud, 2002; Orlin & McPoil, 2000; Razak et al., 2012). Sowohl der Druck als auch die Kraft stehen in direktem Zusammenhang zueinander: Der Druck entspricht der Kraft pro Flächeneinheit und wird in Pascal oder Newton pro Quadratzentimeter ausgegeben. Ein Pascal ergibt sich aus einer Kraft von einem Newton, die auf eine Fläche von einem Quadratmeter verteilt wirkt. Die Messungen liefern detaillierte Einblicke in die Belastungsverteilung und posturale Stabilität des Körpers während des Stehens, Gehens oder anderer Bewegungsabläufe (Abboud, 2002; Harris & Smith, 2019). Für eine aussagekräftige Analyse ist nicht bloß die Gesamtkraft der Interaktion relevant, sondern vor allem die räumliche Verteilung von Kraft und Druck über die Fußsohle. Darüber hinaus können Parameter wie der Zeitpunkt und die Dauer des Fußabrollens wichtige Erkenntnisse liefern (Razak et al., 2012). Die Plantardruckmessung wird nicht nur in der Orthopädie zur Beurteilung von Einlagen- und Schuhversorgungen eingesetzt (Cedin et al., 2023), sondern ebenfalls in der Analyse von Gang- und Bewegungsabläufen im Sport (Alfonso Mora et al., 2022; Choi & Huh, 2022; Morin et al., 2022).

5.2.1 Arten von Drucksensoren

Sensoren, die in der Bewegungsanalyse und Sportwissenschaft eingesetzt werden, unterscheiden sich in ihrer Funktionsweise und Bauweise erheblich. Zu den am häufigsten verwendeten Sensortypen zählen kapazitive, piezoelektrische und resistive Sensoren. Jeder Sensortyp hat unterschiedliche Vor- und Nachteile in Bezug auf Kosten, Empfindlichkeit, Robustheit und Anwendungsbereich:

Kapazitive Sensoren

Kapazitive Drucksensoren basieren auf dem Prinzip der Kapazitätsänderung zwischen zwei elektrisch geladenen Platten, die durch eine elastisch-dielektrische Schicht (z.B. Luft, Glimmer oder Keramik) getrennt sind (Abb. 9). Diese Platten bilden einen Kondensator, dessen Kapazität sich proportional zum Abstand zwischen den Platten verändert. Wird Druck auf eine Platte ausgeübt, verformt sich die elastische Schicht, wodurch sich der Plattenabstand verkürzt und die Kapazität zunimmt. Die Kapazitätsänderung führt zu einer Spannungsänderung, die gemessen werden kann, um den Druck zu quantifizieren (Buchner, 2009; Razak et al., 2012).

Die Berechnung basiert auf der allgemeinen Formel für Kondensatoren:

$$U = E * s$$

Hierbei steht *U* für die Spannung, *E* für die elektrische Feldstärke und *s* für den Abstand zwischen den Platten (Kuchling, 2022). Kapazitive Drucksensoren zeichnen sich durch eine geringe Messreichweite, aber eine hohe Empfindlichkeit im Vergleich zu resistiven oder piezoelektrischen Sensoren aus. Aufgrund ihrer Stabilität und Präzision werden sie häufig in der Biomechanik eingesetzt, da sie Messungen ohne direkten Hautkontakt oder leitfähigen Gele ermöglichen (L. Chen et al., 2022; Razak et al., 2012). Kommerzielle Systeme wie emed® Plattformsysteme (Novel, Deutschland) und Pedar® In-Schuh-Systeme (Novel, Deutschland) basieren auf dieser kapazitiven Sensortechnologie (novel gmbh, 2015).

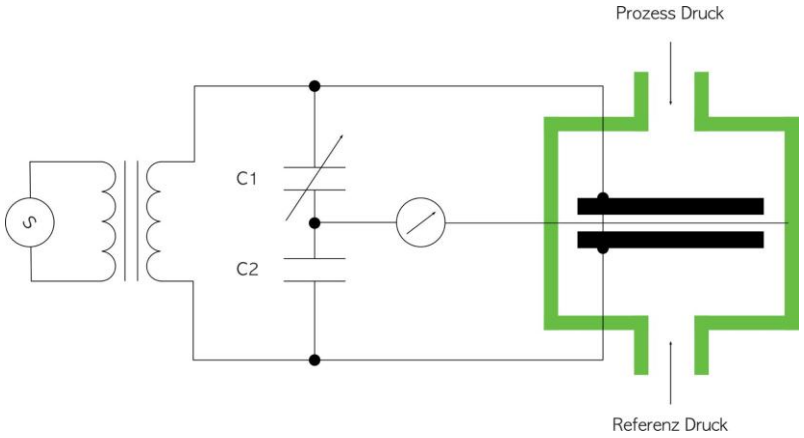


Abb. 9. Aufbau eines kapazitiven Sensors nach Razak et al. (2012)

Resistive Sensoren

Resistive Sensoren gehören zu den am weitesten verbreiteten Sensortechnologien zur Druckmessung. Sie reagieren auf mechanische Deformation und erfassen die daraus resultierende Änderung des elektrischen Widerstands. Der Sensor besteht aus einem leitfähigen Material, das zwischen zwei Elektroden angeordnet ist (Abb. 10). Wird Druck auf den Sensor ausgeübt, verringert sich der Widerstand des leitfähigen Schaums oder Polymers zwischen den Elektroden, wodurch der Stromfluss durch den Sensor zunimmt (L. Chen et al., 2022; Seçkin et al., 2023). Resistive Sensoren können typabhängig einen Druckbereich von 0 kPa bis zu 2000 kPa erfassen. Sie bieten zahlreiche Vorteile für die Messung plantarer Belastungen, da sie in der Regel kostengünstig sind, nur minimale elektronische Schnittstellenanpassung und eine geringe Empfindlichkeit gegenüber elektromagnetischen Störungen aufweisen. Nachteilig ist jedoch, dass ihre Funktion durch äußere Einflüsse wie Feuchtigkeit, Flüssigkeitskontakt oder Schweiß beeinträchtigt werden kann. Um eine zuverlässige Messung unter solchen Bedingungen zu gewährleisten, sind spezielle Beschichtungen erforderlich (Razak et al., 2012). Abb. 10 zeigt den Aufbau des Widerstandssensors, wie er in kommerziellen Systemen wie MatScan® Plattformsysteme (Tekscan, USA) und F-Scan® In-Schuh-Systeme (Tekscan, USA) verbaut sind (Savecomp Megascan GmbH, 2017).

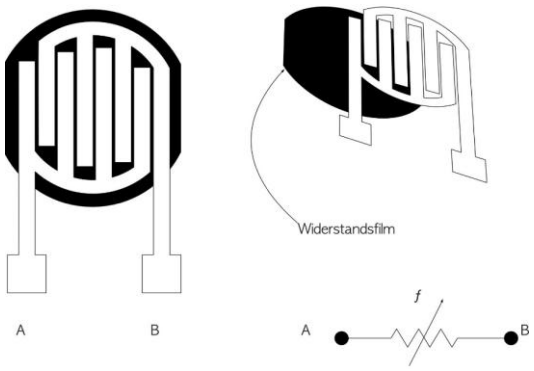


Abb. 10. Aufbau eines resistiven Sensors nach Razak et al. (2012)

Piezoelektrische Sensoren

Piezoelektrische Sensoren nutzen den piezoelektrischen Effekt, bei dem durch mechanischen Druck auf piezoelektrische Kristalle eine elektrische Spannung erzeugt wird (Abb. 11). Die durch die Verformung erzeugte Spannung ist proportional zur Stärke des ausgeübten Drucks. Diese Sensoren zeichnen sich durch eine hohe Empfindlichkeit und die Fähigkeit aus, schnelle Druckveränderungen präzise zu erfassen. Darüber hinaus ermöglichen sie Messungen in einem weiten Druckbereich von 400 kPa bis 700 kPa (L. Chen et al., 2022; Razak et al., 2012). Ein Nachteil piezoelektrischer Sensoren liegt in ihrer Anfälligkeit gegenüber elektrischen Störungen und Temperaturschwankungen. Aufgrund ihrer hohen Impedanz können Messfehler bei unzureichender Abschirmung auftreten. Des Weiteren sind die verwendeten Kristalle fragil und daher weniger geeignet für Anwendungen auf stark verformbaren oder biegsamen Oberflächen (Seçkin et al., 2023).

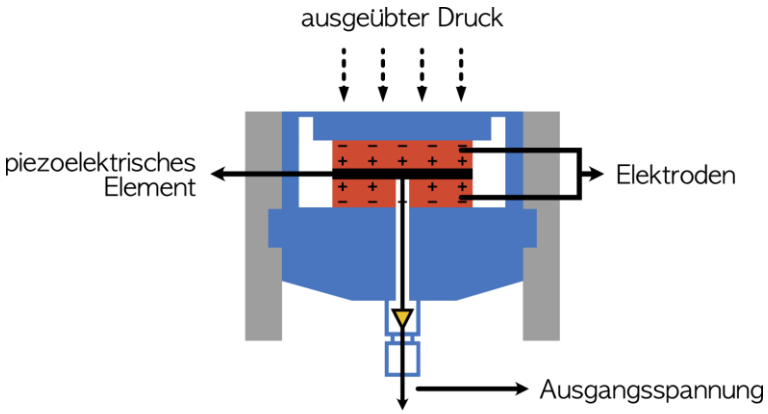


Abb. 11. Schematischer Aufbau eines piezoelektronischen Sensors nach Razak et al. (2012)

Kapazitive, resistive und piezoelektrische Drucksensoren bieten eine Vielzahl von Möglichkeiten für die Anwendung in der Diagnostik. Jede Sensorart hat spezifische Vor- und Nachteile, die je nach Anwendung und Umgebung berücksichtigt werden müssen (Tab. 8).

Tab. 8. Übersicht unterschiedlicher Drucksensortypen nach L. Chen et al. (2022)

Sensortyp	Vorteile	Nachteile
Kapazitiv	+ Niedrige Kosten + Einfacher Herstellungsprozess + Geringer Stromverbrauch + Präzise Messung + Kein Hautkontakt notwendig	- Empfindlich gegenüber Umwelteinflüssen wie Temperatur, Feuchtigkeit und elektromagnetischen Störungen
Resistiv	+ Niedrige Kosten + Einfacher Herstellungsprozess + Unterstützt die Erfassung von Mehrachsen-Druk + Gegen elektromagnetische Störungen geschützt	- Hohe Hysterese und Kriechen - Großer Temperaturdrift - Hoher Energieverbrauch
Piezoelektrisch	+ Robustheit und einfache Struktur + Geringer Stromverbrauch + Hohe Kraftempfindlichkeit + Großer Messbereich	- Hohe Kosten - Empfindlich gegenüber elektromagnetischen Störungen & Temperaturschwankungen - Kein Erfassen von statischem Druck - Sehr fragil

5.2.2 Technische Eigenschaften

Je nach technischer Spezifikation der Plantardruck-Messsysteme variiert die Güte der Messungen (Hegde et al., 2016; Razak et al., 2012). Kommerziell erhältliche Sensoreinlagen verfügen je nach Modell zwischen 12 und 960 Sensoren. Für den Einsatz solcher Sensoreinlagen zur Erfassung des Plantardrucks und weiterer dynamischer Parameter sind nach Buchner (2009), L. Chen et al. (2022), Hegde et al. (2016) und Razak et al. (2012) folgende sensorische Leistungsparameter zu berücksichtigen:

Hysterese

Die Hysterese beschreibt ein physikalisches Phänomen, bei dem aufgrund einer aufgebrachten Kraft eine Abweichung in der Reaktion eines Materials auftritt (Abb. 12). Sie kann bestimmt werden, indem das Ausgangssignal eines Sensors zwischen Belastung und Entlastung miteinander verglichen wird. Erhöht sich der aufgebrachte Druck durch Belastung bzw. verringert sich durch Entlastung, sollte die Signaländerung idealerweise identisch sein. Anhand eines Beispiels kann dies veranschaulicht werden: Die Signalvariation eines Sensors bei einer Druckbelastung von 1 kPa auf 2 kPa sollte gleich der Entlastung von 2 kPa auf 1 kPa entsprechen. Eine Überschreitung von 5 % Abweichung im gesamten Messbereich ist in diesem Zusammenhang nicht zulässig (Razak et al., 2012).

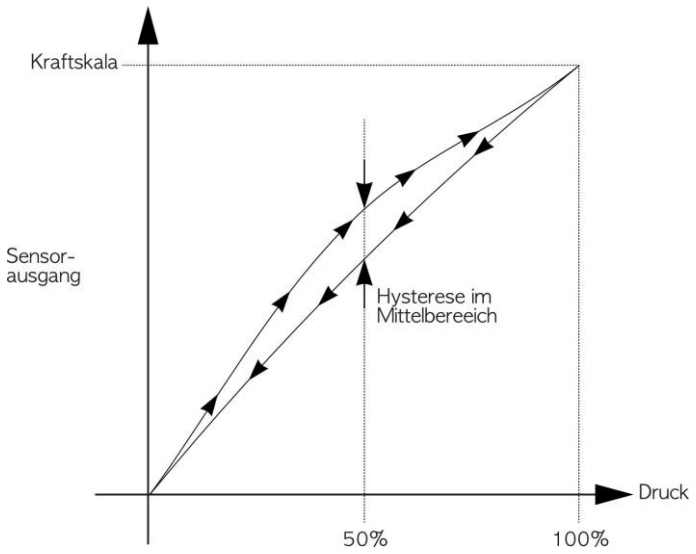


Abb. 12. Visualisierung des physikalischen Phänomens der Hysterese nach Razak et al. (2012)

Temperatursensitivität

Die Genauigkeit der Messungen wird maßgeblich durch Umgebungsbedingungen wie Temperatur und Luftfeuchtigkeit beeinflusst (ebd.). Piezoelektrische und resistive Drucksensoren reagieren empfindlicher auf Temperaturschwankungen als kapazitive Sensoren. Im Idealfall sollte die Temperatursensitivität eines Sensors im Bereich zwischen 20 °C und 37 °C liegen. Vor allem bei Sensoreinlagen spielt eine mögliche Verschiebung der Messdaten aufgrund veränderter Umgebungsbedingungen eine entscheidende Rolle. Diese Effekte können unter anderem auf die Materialeigenschaften der Einlagen zurückzuführen sein. Eine lange Testdauer in Kombination mit schlecht belüfteten Schuhen kann zu einer Art „Hitzekammer" führen, wodurch die Messergebnisse verfälscht werden (Orlin & McPoil, 2000). Daher ist bei Untersuchungen mit Sensoreinlagen auf eine ausreichende Akklimatisierungsphase sowie auf eine angemessene Testdauer zu achten.

Druckbereich

Verschiedene Anwendungen erfordern unterschiedliche Betriebsdrücke der Sensoren, weshalb die Auswahl des geeigneten Sensors anwendungsspezifisch erfolgen muss. Der maximale Druck eines Sensors definiert das obere Messlimit, während der minimale Druck die untere Grenze bestimmt. In Sensoreinlagen liegt der typische Messbereich zwischen 1900 kPa und 3000 kPa. Zum besseren Verständnis kann dies anhand eines Beispiels veranschaulicht werden: Wenn eine gesunde Person mit einem Körpergewicht von 75 kg auf dem Vorfuß steht und der Druck gleichmäßig verteilt ist, ergibt sich ein Flächendruck von etwa 2,3 MPa pro 31,2 mm^2 (Razak et al., 2012). Die niedrigen Druckschwellen, d.h. 50 kPa oder 100 kPa, sind für die Bestimmung der Kontaktfläche des Fußes relevant. Bei einer Sensor-Matrix repräsentieren jene Sensoren, deren Drucksignal den Schwellenwert überschreitet, die Kontaktfläche der Fußsohle. Eine zu geringe Sensitivität (bzw. ein zu hoher Schwellenwert) kann zu einer Unterschätzung der tatsächlichen Kontaktfläche führen (ebd.). Gerade in den strukturell schwächer belasteten Bereichen des

Fußes, wie den Zehen oder dem Mittelfuß, treten typischerweise niedrigere Drücke auf (Fuchs et al., 2022). Darüber hinaus ist zu beachten, dass der maximale Druck innerhalb eines Schuhs im Durchschnitt ca. 50 % niedriger als beim Barfußlaufen ist (Guldemond, 2007).

Sensorgröße und -verteilung

Für die Datenerfassung bei der Plantardruckmessung sind die Größe und Verteilung der Sensoren entscheidend, da sie direkt die Qualität der Rohdaten beeinflussen. Eine auf einen großen Sensor wirkende Kraft führt nicht zum gleichen Druckwert wie dieselbe Kraft, die auf eine kleine Sensorfläche wirkt. Große Sensorflächen können bei akuten Belastungen unter den Mittelfußknochen oder Zehen zu einer Unterschätzung der Spitzenwerte führen (L. Chen et al., 2022; Ramirez-Bautista et al., 2018). Für Plantardruckmessungen wird eine Sensorgröße von etwa 5 mm x 5 mm empfohlen, da diese eine Genauigkeit von über 90 % bei der Schätzung des maximalen Drucks unter den Mittelfußknochen erreicht (Razak et al., 2012). Um differenzierte Aussagen über die Unterstützungsfläche treffen zu können, sollte eine Matrix aus mehreren Sensoren verwendet werden. Kleinere Sensoren sollten als Array angeordnet werden, um das Fehlen kritischer Details in der Druckverteilung zu vermeiden (ebd.).

Aufnahmefrequenz

Die Aufnahmefrequenz beschreibt das kleinste Zeitintervall, in dem Änderungen im Sensorsignal erfasst werden können. Eine zu niedrige Abtastrate kann schnelle Druckänderungen, z.B. beim Laufen, nicht genau erfassen. Dies kann zu einer Unterschätzung der Maximalwerte führen. Für dynamische Bewegungen mit höheren Geschwindigkeiten wird empfohlen, eine Aufnahmefrequenz im Minimum von 150 Hz oder mehr zu verwenden (Orlin & McPoil, 2000). Für langsame Bewegungen, wie das Gehen oder Alltagsaktivitäten, kann eine Abtastrate von etwa 50 Hz ausreichend sein (Hegde et al., 2016; L. Wang et al., 2020). Ein wesentlicher Vorteil der Sensoreinlagen besteht in der Möglichkeit, durch die Integration im Schuh bilaterale Messungen mehrerer Schritte innerhalb einer einzigen Testsequenz durchzuführen. Dadurch können die Daten in unkontrollierten Alltagsbedingungen oder bei sportlichen Bewegungen außerhalb des Labors erfasst werden (Fuchs et al., 2022; Orlin & McPoil, 2000; Razak et al., 2012). Dafür ist es besonders wichtig, dass eine minimale Verkabelung der Testperson geschieht, um den Tragekomfort zu erhöhen und die natürliche Bewegung zu ermöglichen. Im Gegensatz zu Plattformsystemen müssen Testpersonen keinen festgelegten Bereich anvisieren, um eine Messung auszulösen (Zulkifli & Loh, 2020). Ein Nachteil gegenüber Plattformen besteht jedoch in der geringeren räumlichen Auflösung der Daten, die durch die begrenzte Anzahl an Sensoren innerhalb der Einlage bedingt ist (Razak et al., 2012). Darüber hinaus können die Eigenschaften der Schuhe (z.B. Form und Steifigkeit) zu einer Krümmung der Sensoren führen, was die Messgenauigkeit beeinträchtigen und das Trageempfinden der Testperson (z.B. Unwohlsein oder Druckstellen) negativ beeinflussen kann (Levine et al., 2012; Zulkifli & Loh, 2020).

5.2.3 Varianten der Systeme

Im Bereich der Plantardruckmessung wird grundsätzlich zwischen zwei Messsystemen unterschieden: (1) Plattformsysteme (z.B. Flachbildscanner oder Kraftmessplatten) und (2) Sensoreinlagen (Ancillao et al., 2018; DeBerardinis et al., 2020; Guldemond, 2007; Razak et al., 2012). Beide Systemtypen besitzen je nach Anwendungsgebiet und technischen Spezifikationen Vor- und Nachteile in Bezug auf die Datenerfassung und -analyse (Tab. 9; Zulkifli & Loh, 2020).

Plattformsysteme stellen, die in der Sportpraxis am häufigsten genutzte Methode dar. Es handelt sich dabei um stationär installierte Plattformen, die auf einer ebenen Oberfläche aufgebaut werden. Sie kommen zur Analyse der statischen Haltung und einfachen dynamischen Bewegungen (z.B. Gehen oder langsames Laufen) zum Einsatz (Fuchs et al., 2022). Idealerweise sollte das Labor, trotz des kompakten Testsystems, ausreichend Platz bieten, um unterschiedliche Gangprotokolle durchführen zu können. Die Plattform muss sich innerhalb des Gehwegs befinden und so im Boden oder auf einem Podest eingebettet sein, dass kein Stolperrisiko besteht. Nach Guldemond (2007) sollte der Gehweg dabei eine Mindestlänge von 10 m aufweisen. Ein Nachteil dieser Systeme besteht darin, dass aufgrund der begrenzten Plattformgröße pro Versuch nur ein Schritt erfasst wird. Dadurch ist die Testperson gezwungen, die Plattform gezielt anzuvisieren und sie mit dem Fuß zu treffen. Dies führt häufig zu einer Anpassung des Bewegungsmusters und kann eine unnatürliche Bewegung provozieren (Wouda et al., 2018). Des Weiteren kann mit einer einzelnen Plattform kein vollständiger Gangzyklus beider Füße erfasst werden. Darüber hinaus liefern Plattformsysteme nur begrenzt Informationen über die Druckverteilung auf der plantaren Oberfläche des Fußes bezüglich der Unterstützungsfläche (Orlin & McPoil, 2000).

Tab. 9. Vergleich von Systemtypen (Ancillao et al., 2018; Hegde et al., 2016; Razak et al., 2012)

Systemtyp	Vorteile	Nachteile
Plattform	+ Starre & stationäre Plattform + Flache Oberfläche + Größer Sensorbereich entsprechend der Plattformgröße + Positionierung parallel zur Unterstützungsfläche	- Limitierung der Länge je nach Größe des Labors - Große Anzahl für Datensammlung notwendig - Anvisieren der Plattformoberfläche notwendig - Keine Garantie von normalen Gangmustern
Sensoreinlagen	+ Integration in einem Schuh + Anwendbar in verschiedenen Schuhtypen + Kein Anvisieren auf bestimmen Bereich des Fußaufsatzes + Minimale Verkabelung der Testperson + Datensammlung im Schuh selbst	- Empfindlichkeit des Sensors durch Schnürung - Temperaturschwankungen - Begrenzter Bereich für Sensoren in Abhängigkeit der Einlagen- bzw. Schuhgröße - Keine Garantie von normalen Gangmuster

Sensoreinlagen erfassen den wirkenden Druck entweder über einen einzelnen, diskreten Sensor oder über eine aus mehreren Sensoren bestehende Matrix (Orlin & McPoil, 2000). Sie werden direkt in den Schuh der Testperson installiert und erfordern je nach Hersteller keine oder nur eine minimale Verkabelung (Razak et al., 2012). Da die Datenerfassung im Schuh selbst erfolgt, ist kein Anvisieren eines bestimmten Bereichs wie bei Plattformsystemen erforderlich (ebd.). Dadurch ergeben sich neue Möglichkeiten zur Erfassung komplexer und länger andauernder Bewegungsmuster, sowohl im Alltag als auch im Sportkontext. Aufgrund der kompakten Bauweise und der verwendeten Sensortechnologie reagieren Sensoreinlagen empfindlicher auf äußere Einflüsse. So kann unter anderem die Schnürung der Schuhe die Sensorempfindlichkeit beeinflussen oder Temperaturschwankungen können zu Messfehlern führen (vgl. Kapitel 5.2.2). Derzeit sind mehrere kommerzielle Systeme zur Messung der plantaren Druckverteilung erhältlich. Tab. 10 fasst die technischen Spezifikationen einer Auswahl dieser Sensoreinlagen gemäß der Herstellerangaben zusammen.

Tab. 10. Technische Spezifikationen von Sensoreinlagen (Moticon ReGo AG, 2021e; novel GmbH, 2015; Savecomp Megascan GmbH, 2017; XSensor, 2024)

	Novel Pedar®-X	**XSENSOR®**	**Moticon Insole3**
Sensoren (pro Sohle)	99	235	16
Messtechnik (Typ)	kapazitiv	n.a.	kapazitiv
Messfrequenz	bis 100 Hz	bis 150 Hz	bis 100 Hz
Druckbereich [kPa]	15–600	0,07–0,88	0–0,50
Hysteresis [%]	< 7	±5	≤ 1
Resolution [kPa]	2,5	0,7	0,025
Integrierte IMU	n.a.	6-Achsen IMU	6-Achsen IMU
Energieversorgung	NIMh Batterie	n.a.	PD2032 Knopfzelle
Stärke der Messsohle	1,9 mm	< 2 mm	10,5 mm
Datenspeicherung	2 GB SD-Karte	16 GB	32 MB
Datenübertragung	Bluetooth	Bluetooth	Bluetooth
Kalibrierung	Herstellerkalibrierung	Herstellerkalibrierung	Herstellerkalibrierung
Besonderheiten	EU 36–51	EU 36–48	EU 32/33 – 48/49
Verkabelung	Ja (inkl. Datenlogger)	Ja (inkl. Datenlogger)	Nein

Das Pedar®-X Sensoreinlagen-System von Novel GmbH ist ein Messsystem zur quantitativen Erfassung der plantaren Druckverteilung, das vor allem für den Einsatz bei Patient*innen mit Diabetes entwickelt wurde. Es integriert je nach Einlagengröße 85 bis 99 kapazitive Sensoren bei einer Dicke von etwa 1,9 mm. Das System kann so konfiguriert werden, dass es einen Druckbereich zwischen 15 bis 600 kPa bzw. 30 bis 1200 kPa abdeckt, wobei eine Messauflösung von 2 kPa bzw. 5 kPa erreicht werden kann (Barratt et al., 2021; Razak et al., 2012). Ein Datenaufzeichnungsmodul mit einem Gewicht von 400 g wird am Unterschenkel befestigt und über ein Kabel mit der Sensoreinlage verbunden. Das System kann mobil mit einer Datenspeicherung arbeiten oder per Bluetooth Echtzeitdaten versenden (novel GmbH, 2015). Barratt et al. (2021) bestätigten mit ihrer Studie die hohe Messgüte des Pedar-X-Systems und berichteten eine moderate bis ausgezeichnete Reliabilität für alle berechneten Druck- und Kraftvariablen (ICC = 0,61–0,90). Die Zuverlässigkeit und Genauigkeit im Vergleich zu einer Kraftmessplatte (KMP) konnte von weiteren Studien bestätigt werden (Debbi et al., 2012; Stöggl & Martiner, 2017).
Die XSENSOR® stellt eine Alternative zum Pedar-System dar und zeichnet sich durch eine höhere Anzahl an Sensoren von 235 pro Sohle aus. Mit einer Messfrequenz von bis zu 150 Hz ermöglicht das System eine Erfassung dynamischer Bewegungen wie schnelles Gehen und Laufen. Der Druckbereich reicht von 0,07 kPa bis 0,88 kPa, bei einer Hysterese von ±5 % und einer Druckauflösung von 0,7 kPa. Ein besonderes Merkmal der XSENSOR® ist die integrierte 6-Achsen-IMU, die neben den Druckdaten weitere Bewegungsdaten erfassen kann. Die Kalibrierung erfolgt werkseitig, um eine hohe Messgenauigkeit zu gewährleisten. Das System ist für Schuhgrößen von 36 bis 48 EU geeignet und erfordert eine Verkabelung, da es zur Speicherung mit einem Datenlogger arbeitet (XSensor, 2024). Nach Parker et al. (2023) weist das XSENSOR®-System für die Messung von Kontaktfläche, mittlerem Druck und Spitzendruck eine hohe Validität und Zuverlässigkeit auf. Die Ergebnisse zeigten, dass die Fehler der Kontaktflächenmessungen unter 1 cm^2 lagen und die Retest-Reliabilität hoch war (ICC ≥ 0,939). Bei höheren Druckwerten nahm der Messfehler zu, blieb jedoch bei den gemessenen Spitzen- und Durchschnittsdrücken unter 10 %.

5.3 Moticon OpenGo Insole3

Seit 2012 entwickelt die Moticon ReGo AG aus München (Deutschland) kabellose Sensoreinlagen zur Erfassung von Druckverteilungs- und Bewegungsdaten. Gemäß des Internetauftritts des Unternehmens sind diese Sensoreinlagen für den Einsatz in der klinischen Forschung, im Gesundheitswesen, in der Rehabilitation sowie im Leistungssport vorgesehen (Moticon ReGo AG, 2021e). Der Hersteller wirbt mit dem Slogan „Wir machen Bewegung sichtbar - Verbessere deine Trainings- und Behandlungsentscheidungen mit objektiven Daten, die überall erfasst werden können“ (Homepage Moticon, Stand: 26.04.2024). Über die Re-Go Version der Sensoreinlagen stehen dem Endnutzer verschiedene Tests zur Verfügung:

15 Seconds Treadmill Run	Drop Jump
15 Seconds Treadmill Walk	Counter Movement Jump
Single Leg Stance Test	2 Minute Walk Test
Balance Front Hop	10 Meter Walk and Return Test
Single Leg Jump Distance	Balance Squat
Balance Side Hop	Time Up and Go Test
30 Seconds Side Hop	Free Distance Walk and Return

Für die vorliegende Arbeit wurden die im Jahr 2019 entwickelten OpenGo Insole3 (Stand 2020; Firmware 03.03.00) inklusive der OpenGo-Software von der Moticon ReGo AG (München) unentgeltlich zur Verfügung gestellt (Abb. 13). Die OpenGo Insole3 ist baugleich mit der ReGo-Version und unterscheidet sich lediglich durch eine offene Software, die speziell für wissenschaftliche Anwendungen ausgelegt ist. Von Seiten des Unternehmens gab es keinerlei Einschränkungen oder Vorgaben in Bezug auf die Datenerhebung, sodass eine unabhängige und objektive Datenerfassung und Auswertung gewährleistet war.

Abb. 13. Moticon OpenGo Insole3 inkl. Smartphone-App (bereitgestellt durch Moticon ReGo AG)

Die OpenGo Insole3 stellt ein mikroelektromechanisches System dar, welches durch die Kombination aus Drucksensoren und inertialer Messeinheit Daten bezüglich Druckverteilung, Geschwindigkeit, Zeit und Position erfasst. Dies ermöglicht es, biomechanische Daten in Echtzeit zu sammeln und zu analysieren. Im Vergleich zu anderen Systemen wie XSensor® (XSENSOR Technology Cooperation, Alberta, Canada), loadsol® (novel GmbH, München, Deutschland) oder F-SCAN64 (Savecomp Megascan GmbH, Hannover, Deutschland) bietet die OpenGo Insole3 den Vorteil, dass keinerlei Verkabelung der Proband*innen selbst oder deren Schuhe notwendig sind (vgl. Kapitel 5.2). Sowohl die Stromversorgung als auch die Datenspeicherung ist vollständig in der Sensoreinlage integriert. Durch die drahtlose Übertragungstechnologie wird eine flexible und uneingeschränkte Bewegungsfreiheit für die Proband*innen gewährleistet. Dies ermöglicht den Einsatz des Systems in verschiedenen Umgebungen, einschließlich der direkten Anwendung auf dem Spielfeld oder im Training.

5.3.1 Bauform & technische Eigenschaften

Die OpenGo Insole3 deckt insgesamt neun Schuhgrößen von EU 32/33 bis 48/49 ab. Je nach Sensorsohlengröße beträgt die Breite zwischen 80,2 bis 109,7 mm, die Länge zwischen 214,9 bis 317,5 mm, die minimale Höhe 2,8 mm und die maximale Höhe 10,5 mm. Aufgrund einer produktionstechnischen Toleranz seitens der Moticon ReGo AG können die Dimensionen um ±1,5 mm abweichen (Moticon ReGo AG, 2021e).

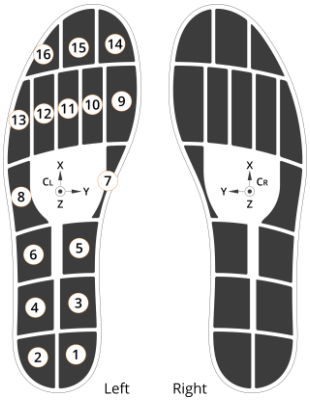


Abb. 14. Layout der Moticon OpenGo Insole3 (bereitgestellt durch Moticon ReGo AG))

Die OpenGo Insole3 verfügt über insgesamt 16 Drucksensoren und einem 6-Achsen IMU pro Sohle (Abb. 14 & Tab. 11). Die Drucksensoren weisen eine Bandbreite von 0–50 N/cm² und eine Empfindlichkeit von 0,25 N/cm² auf. Die prozentuale Flächenabdeckung der Drucksensoren variiert in Abhängigkeit der Einlagengröße zwischen 62,5 % (Größe 1; EU 32/33) und 67,4 % (Größe 9; EU 48/49). Unterschiede in der Flächenabdeckung ergeben sich durch die Anordnung der Verkabelungen, Elektronik und Antennen. Zusätzlich sind ein 3-Achsen-Beschleunigungssensor des Typs MEMS LSM6DSL mit einem Messbereich von ±16 g integriert. Dieser befindet sich am Ursprung des Koordinatensystems und berücksichtigt die unterschiedliche Ausrichtung zwischen linker und rechter Seite. Des Weiteren enthält die OpenGo Insole3 einen 3-Achsen-Drehratensensor desselben Typs, der eine maximale Messrate von bis zu 2000 Grad pro Sekunde ermöglicht.

Tab. 11. Technische Spezifikationen der OpenGo Insole3 (gemäß Moticon ReGo AG (2021c))

Sensor	Typ	Achsen	Range	Auflösung
Drucksensor	kapazitiv	Z	0−50 N/cm²	0,25 N/cm²
Beschleunigungssensor	MEMS LSM6DSL	x/ y/ z	±16 g	0,488 mG/LSB 16 bit
Drehratensensor	MEMS LSM6DSL	Ωx / Ωy / Ωz	±2000 dps	70 mdps/LSB 16 bit

N/cm² = Newton pro Quadratzentimeter; g = Erdbeschleunigung; mG = Milligauss; LSB = engl. Least Significant Bit, dps = engl. degrees per second; mdps = engl. Millidegrees per second; bit =Bit-Auflösung

Die Stromversorgung erfolgt durch eine wiederaufladbare Knopfzellenbatterie des Typs PD2032. Die Aufnahmedauer ist abhängig von den Sensor-Einstellungen (Aufnahmefrequenz, Dauer der Aufnahme und ausgewähltem Modus). Die maximale Zeit beträgt im kontinuierlichen Aufnahmemodus bei vollständiger Datenerfassung etwa 1:08 Stunden. Die Daten werden auf einem nicht erweiterbarem 32 MB Speicher gespeichert. Die Datenaufnahme kann mit einer Frequenz von 10, 25, 50 oder 100 Hz erfolgen, wobei eine maximale Abweichung im Zuge der zeitbasierten Synchronisation zwischen linker und rechter Seite bei ≤1 % liegt. Die aufgezeichneten Daten umfassen im *Full-Setup*: Zeitstempel, Druck, Beschleunigung, Drehrate, CoP und vGRF (Tab. 12). Ein Datensatz umfasst somit pro Seite insgesamt 25 Parameter, inklusive einem Zeitstempel.

Tab. 12. Parameterübersicht inkl. Einheit der Moticon OpenGo Insole3 pro Seite

Parameter	Einheit
Zeit	ms
Druck der Sensoren 1 bis 16	N/cm²
Beschleunigung in x, y, z- Achse	g
Drehraten in ω_x, ω_y, ω_z	dps
Centre of Pressure in x- & y- Koordinaten	±0,5 (je nach geom. Abmessungen)
Gesamtkraft	N

ms = Millisekunde; N/cm2 = Newton pro Quadratzentimeter, g = Erdbeschleunigung; dps = engl. Degrees per Second; N = engl. Newton

Die erfassten Daten können entweder in einem Aufnahme-Modus direkt auf den Sensorsohlen gespeichert oder per Direktübertragung an die OpenGo App gesendet werden. Die drahtlose Datenübertragung erfolgt per Bluetooth, mit einer maximalen Bandbreite von bis zu 54 kB/s (Abb. 15).

Abb. 15. Datenübertragung der Moticon OpenGo Insole3 (bereitgestellt durch Moticon ReGo AG)

Die OpenGo Insole3 verfügt über einen automatischen *Zeroing*-Modus (Nullungsmodus), der auf einem Algorithmus von Moticon ReGo AG basiert. Dieser überwacht kontinuierlich die Nullniveaus der Sensoren und kompensiert Sensor-*Offsets* sowie *Drifts*. Zusätzlich kann über die OpenGo-App eine manuelle *Zeroing*-Routine durchgeführt werden. Diese deaktiviert den automatischen Modus nicht, sondern überschreibt die aktuellen Nullwerte. Vor jeder Testung erfolgt eine Kalibrierung der Sensoreinlagen bezogen auf das individuelle Körpergewicht der jeweiligen Person (Moticon ReGo AG, 2021a). Die Kalibrierung umfasst vier vorgegebene Bewegungsmuster Der Prozess beginnt mit einem langsamen Gang für 40 Sekunden. Während dieser Zeit ist es wichtig, möglichst in einem gleichmäßigen Tempo zu gehen und jeden Schritt bewusst auszuführen. Danach wird im Stehen für 10 Sekunden ein Vor-/Rückwärts-*Shift* durchgeführt, bei dem das Gewicht wiederholt von vorne nach hinten verlagert wird. Im nächsten Schritt erfolgt für 10 Sekunden ein Links-/Rechts-*Shift*. Die beiden *Shifts* dienen den Sensoren, die spezifische Veränderungen in der Gewichtsverlagerung zu kalibrieren. Eine erfolgreiche Kalibrierung liegt vor, wenn in der Moticon-App eine Nullkraft angezeigt wird, während der kontralaterale Fuß vollständig belastet ist (Einbeinstand).

Die Datenerfassung und -analyse erfolgt in einem dimensionslosen Koordinatensystem in x- und y-Richtung mit einem Wertebereich zwischen +0,5 und –0,5 (Moticon ReGo AG, 2021b). Dies ermöglicht die Verarbeitung der Daten ohne Größentransformation. Für die linke Sensoreinlage wird ein linkshändiges, für die rechte ein rechtshändiges Koordinatensystem verwendet. In diesem System zeigt die Z-Achse *proximal*, die X-Achse *anterio-posterior* und die Y-Achse *lateral-medial* (Abb. 16). Gemäß Herstellerangaben können die unterschiedlichen Größen der Einlagen relativiert werden. Einerseits ist keine Umrechnung der Parameter bezüglich Größe und Seite notwendig, anderseits wird ein Vergleich innerhalb der Messmethodik der OpenGo Insole3 dadurch erleichtert und standardisiert. Eine Umrechnung der berechneten Parameter in die Koordinaten anderer Messsysteme in Millimetern ist nichtsdestotrotz möglich (Moticon ReGo AG, 2021b). Dies lässt sich am folgenden Beispiel veranschaulichen: Der mediale Endpunkt der metatarsalen Achse besitzt im dimensionslosen System die Koordinaten x = 0,25248338764187944 und y = 0,42569583684377205. Falls eine Umrechnung erforderlich ist, können diese Werte gemäß den geometrischen Informationen der Einlagengröße in Millimeter umgerechnet werden (Moticon ReGo AG, 2021b).

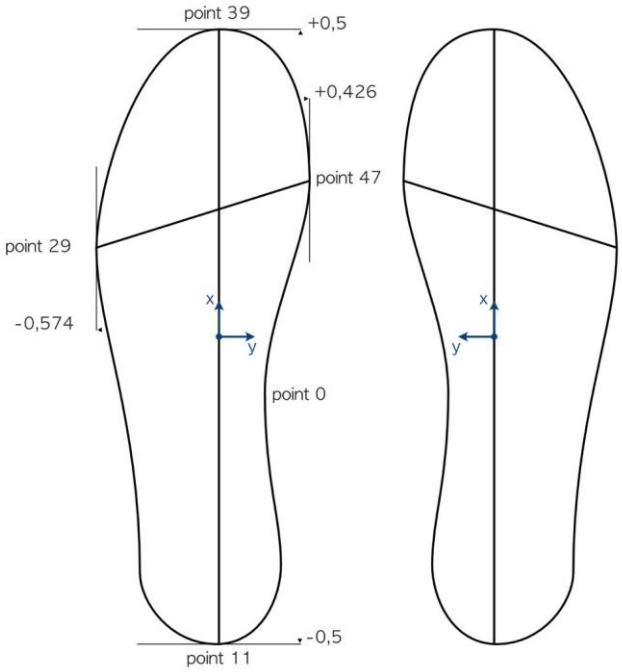


Abb. 16. Geometrie der Moticon ReGo Insole3 (Moticon ReGo AG, 2021b)

Die Berechnung des angesprochenen Endpunkts erfolgt beispielhaft anhand einer Person mit Sensoreinlagen-Größe 1 (EU 32/33) wie folgt:

Für die x-Koordinate:

$$x = 0{,}25248338764187944 * 215{,}87\ mm = 54{,}5\ mm$$

Für die y-Koordinate:

$$y = 0{,}42569583684377205 * 76{,}87\ mm = 32{,}7\ mm$$

Die Drucksensoren sind entsprechend der Einlagengröße skaliert. Die auf einen Drucksensor wirkende Kraft f_i wird durch die Multiplikation der Größe A_i (in cm^2) mit dem gemessenen Druck p_i (in N/cm^2) berechnet. Die für die Umrechnung relevanten Parameter werden durch den Rohdaten-Export in der OpenGo-Software zur Verfügung gestellt. Gemäß der Herstellerangaben können zwei Ansätze bei der Berechnung der Gesamtkraft verfolgt werden (Moticon ReGo AG, 2021b):

1. Die Gesamtkraft kann durch die Summe der Produkte der berechneten Kraft pro Sensor f_i und Skalierungsfaktoren k_i über alle 16 Sensoren berechnet werden.

$$F = \sum_{i=1}^{16} f_i * k_i$$

2. Alternativ kann die Gesamtkraft auch als Summe der Produkte des gemessenen Drucks p_i, dem Sensorbereich A_i und Skalierungsfaktor k_i über alle 16 Sensoren berechnet werden.

$$F = \sum_{i=1}^{16} p_i * A_i * k_i$$

Dieser herstellerseitig entwickelte Berechnungsansatz kompensiert die nicht durch Drucksensoren erfassten Bereiche durch die Berücksichtigung der jeweils umliegenden Flächen jedes einzelnen Drucksensors in Abhängigkeit der Einlagengröße (Moticon ReGo AG, 2021b).

5.3.2 Forschungsstand zur OpenGo Insole3

Die OpenGo Insole3 kommt bereits in klinischen und sportlichen Kontexten zum Einsatz. Aufgrund des Schwerpunkts der vorliegenden Arbeit, werden jedoch nur ausgewählte Anwendungsbereiche berücksichtigt. So nutzten beispielsweise Nanivadekar et al. (2023) die durch die Sensorsohlen erfassten Druckverteilungen, um somatosensorisches Feedback für Personen mit Beinamputationen zu geben. Weitere Forschungsgruppen untersuchten den Einsatz bei Parkinson-Patienten (Channa et al., 2022) und setzten die Technologie zur Detektion asymmetrischer Belastungen während des Gehens ein (Cedin et al., 2023). Im Sport werden die OpenGo Insole3 verwendet, um Druckverteilungen verschiedener Positionen und Bewegungsmuster zwischen Sportarten zu vergleichen (Alfonso Mora et al., 2022; Choi & Huh, 2022; Morin et al., 2022). Des Weiteren analysieren Sportarten wie der alpine Skisport die Technik, um sowohl die Technik selbst als auch die Leistung sowie das Fahrverhalten zu erfassen und langfristig zu verbessern (Thorwartl et al., 2023). Die Beispiele verdeutlichen die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten der Sensorsohlentechnologie wie der OpenGo Insole3. Gleichzeitig stellt sich aus wissenschaftlicher Sicht die Frage, wie valide und reliabel die erfassten Daten tatsächlich sind und ob darauf basierende Schlussfolgerungen belastbar sind. Aus diesem Grund fokussiert sich die Evaluation des Forschungsstands auf die Validierung der Plantardrucksysteme der Firma Moticon.

Das Vorgängermodell Moticon SCIENCE Insole2 wurde durch Barratt et al. (2021), Braun et al. (2015), Oerbekke et al. (2017), Price (2018), Stöggl und Martiner (2017) sowie van Lieshout et al. (2016) umfangreich validiert. Diese wissenschaftlichen Abhandlungen werden im Zuge der vorliegenden Arbeit nicht detailliert dargestellt. Die technischen Spezifikationen, bezogen auf die Sensorabdeckung (13 statt 16 Drucksensoren; <60 % Sensorabdeckung) und Abtastraten der Insole2 (maximal 50 Hz statt 100 Hz), weichen zu stark von der aktuellen OpenGo Insole3 ab (Moticon ReGo AG, 2016). Die aktuelle Version wird seit 2019 mit den zuvor in Kapitel 5.3.1 beschriebenen technischen Spezifikationen hergestellt. Für den aktuellen Forschungsstand ist der Zeitraum Januar 2019 bis Januar 2024 berücksichtigt. Insgesamt liegen bis zum heutigen Datum (16.03.2024) nur drei veröffentlichte Validierungsstudien mit der OpenGo Insole3 vor (Cramer et al., 2022; Ganguly et al., 2023; Moticon ReGo AG, 2020d).

Moticon ReGo AG führte im Jahr 2020 eine interne Validierungsstudie durch (Moticon ReGo AG, 2020d). Im Rahmen dessen absolvierten 10 Proband*innen (4 weiblich, 6 männlich; Alter

33,4 ± 7,68 Jahre; Gewicht 76,7 ± 13,8 kg) einen Gangtest ohne Vorgabe der Gehgeschwindigkeit, bei dem jeweils 30 Schritte pro Seite erfasst wurden. Zur Vermeidung potenzieller Störgrößen durch unterschiedliches Schuhwerk, trugen alle Proband*innen Adidas VRX LOW (Artikelnummer DB3176). Als Referenzsystem diente eine geteilte Hawkin KMP (Hawkin Dynamics, LLC, Westbrook, USA) mit einer Aufnahmefrequenz von 1000 Hz. Die Synchronisation mit den Sensorsohlen erfolgte durch das *Dynamic Time Warping* (DTW), ein Verfahren zum Vergleich zweier zeitlicher Sequenzen durch Anpassung ihrer Zeitachsen für eine optimale Übereinstimmung. Die Analyse konzentrierte sich auf den normalisierten mittleren absoluten Fehler (engl. *Normalized Mean Absolute Error;* NMAE), die Differenz der maximalen Werte zwischen beiden Systemen und den *Offset*, der die verbleibende Gesamtkraft während der Schwungphase vor und nach einem Schritt beschreibt. Die kalibrierten Durchgänge zeigten im Mittel einen NMAE von 2,04 %, eine Differenz der maximalen Werte von 6,90 % und einen *Offset* von 6,4 Newton.

Im Jahr 2022 veröffentlichten Cramer et al. eine weitere Validierungsstudie, in der sie die OpenGo Insole3 zu ortsgebundenen KMP zur Bewertung der vGRF untersuchten. 14 Proband*innen (3 weibliche, 11 männliche; Größe 173,9 ± 8,89 cm; Alter 33,1 ± 16,7 Jahre; Gewicht 74,2 ± 14,6 kg) absolvierten einen Gang- und Lauftest, der insgesamt zwei Besuchstermine umfasste. Das Protokoll beinhaltete jeweils zwei Gangphasen bei mäßiger (1,2–1,4 m/s) und langsamer (0,8–1,0 m/s) Geschwindigkeit sowie einer Laufphase bei langsamer Geschwindigkeit (3,3–3,7 m/s). Die Geschwindigkeiten wurden nicht standardisiert. Als Referenzsystem diente eine geteilte Bertec-KMP (Bertec Cooperation, Colombus, Ohio, USA) mit einer Aufnahmefrequenz von 3000 Hz, während die OpenGo Insole3 die Daten mit 100 Hz erfasste. Die Synchronisation der Messsysteme erfolgte über ein Lichtsignal der Moticon-App. Zur Standardisierung und Reduzierung der Störfaktoren kamen Adidas VRX LOW zum Einsatz. Für die statistische Analyse der Reliabilität und Validität wurde der ICC sowie Bland-Altman-Plots genutzt. Eine Filterung der erfassten Daten (z.B. *Butterworth*-Filter) oder eine Interpolation erfolgte nicht. Die Ergebnisse zeigten eine gute Übereinstimmung der vGRF zwischen den Systemen. Dies galt sowohl für die Gehgeschwindigkeiten (Maximum 1 und 2, Tal zwischen den Maxima sowie den Impulsen; ICC > 0,941) als auch für das Laufen (Maximum: ICC = 0,942; Impuls: ICC = 0,940). Die Sensorsohlen unterschätzten die Maxima der vGRF und Täler mit einem absoluten Fehler von –3,7 bis 0,9 % bzw. –2,2 bis – 1,8 %. Die Impulse wurden hingegen leicht (4,2–5,6 %) überschätzt. Die Test-Retest-Reliabilität lag für alle drei Phasen bei einem ICC-Wert über 0,970. Gemäß der Studie von Cramer et al. (2022) stellt die OpenGo Insole3 eine geeignete Alternative für Gang- und Laufanalysen bei langsamen bzw. moderaten Geschwindigkeiten dar.

Ebenfalls validierte Ganguly et al. (2023) die OpenGo Insole3 im Rahmen einer Ganganalyse. 14 Proband*innen (3 weiblich, 11 männlich; Größe 68,5 ± 3,5 Inches; Alter 33,1 ± 3,5 Jahre; Gewicht 74,2 ± 14,6 kg) absolvierten in standardisierten Schuhen (Adidas Low VRX) jeweils zehn Durchgänge mit langsamer (0,8–1,0 m/s) und moderater (1,2–1,4 m/s) Geschwindigkeit. Da die demografischen Daten der Proband*innen mit der vorangegangenen Studie von Cramer et al. (2022) identisch sind, ist davon auszugehen, dass derselbe Datensatz verwendet wurde. Als Referenzsystem erweiterten sie die geteilte

Bertec-KMP mit einem dreidimensionalen *Motion Capture*-System (Qualisys AB, Gothenburg, Schweden) (MoCap). Die Synchronisation der Systeme erfolgte über ein Lichtsignal in der Moticon-App selbst. Es wurden die räumlich-zeitlichen Parameter wie Kadenz, Zyklusdauer, Geschwindigkeit, Standphase, Schrittlänge und Schwungzeit erfasst. Mit Hilfe einer Fehleranalyse (mittlerer quadratischer & absoluter Fehler) wurden die resultierenden Parameter der Systeme miteinander verglichen. Die geringsten Abweichungen zeigten sich bei der Schrittfrequenz und Zyklusdauer (Fehler < ±0,45 %). Alle Werte bei langsamer Geschwindigkeit und 99,1 % der Werte bei moderater Geschwindigkeit lagen innerhalb eines 5 %-Fehlerbereichs. Für Geschwindigkeit (3,68–4,63 %) und Schrittlänge (3,23–4,91 %) fielen die Fehler größer aus. Innerhalb des 5 % Fehlerbereichs lagen hier 52,7 % bzw. 69,1 % der Messwerte. Die Stand- und Schwungzeit wiesen mittlere absolute Fehler zwischen –0,98 und 4,38 % auf. Ganguly et al. (2023) schätzen die Sensorsohlen als potenzielle Alternative zum MoCap-System für die Abschätzung von Gangparametern (Schrittfrequenz, Standzeit und Zykluszeit) ein.

6 Schlussfolgerungen und Forschungsfragen

Die Prävention von Sportverletzungen zählt im (Nachwuchs-) Leistungssport zu den zentralen sportmedizinischen und trainingswissenschaftlichen Herausforderungen. Verletzungen beeinträchtigen nicht nur die unmittelbare Leistungsfähigkeit, sondern gefährden durch Unterbrechung der Trainingskontinuität auch die langfristige athletische Leistungsentwicklung (vgl. Kapitel 2). Obwohl die Forschungslage in den vergangenen Jahren deutlich gewachsen ist, fehlt bislang ein feldbasiertes diagnostisches Verfahren, das eine individualisierte, objektive und praxistaugliche Diagnostik ermöglicht. Dies liegt wesentlich darin begründet, dass Verletzungsereignisse im Feld nicht in Echtzeit erfasst, sondern überwiegend retrospektiv rekonstruiert werden. Dies hat zur Folge, dass reale Belastungsbedingungen nur unzureichend abgebildet werden können.

Gegenwärtig eingesetzte lineare Diagnostikansätze in der Sportpraxis und standardisierte Testverfahren sind konzeptionell nicht geeignet, die nichtlineare, multifaktorielle Ätiologie von Sportverletzungen adäquat abzubilden (Bahr, 2016). Ihre diagnostische Aussagekraft wird zusätzlich durch die Abhängigkeit von subjektiven visuell basierten Bewertungen durch Trainer*innen eingeschränkt, wodurch Objektivität und Reliabilität eingeschränkt werden. Besonders bei schnellen und komplexen Bewegungsabläufen bleiben neuromuskuläre Defizite häufig unerkannt (Whiteside et al., 2016), während individuelle biomechanische Unterschiede systematisch unterrepräsentiert bleiben. Dies führt zwangsweise zur erschwerten Ableitung individualisierter Präventionsmaßnahmen (Fonseca et al., 2020). Die Entwicklung objektiver, standardisierter und reproduzierbarer Diagnostikmethoden ist daher nicht nur wünschenswert, sondern wissenschaftlich erforderlich. Moderne theoretische Ansätze wie *System Thinking* und *Risk Pattern Recognition* unterstreichen, dass Verletzungen als Resultat dynamischer Wechselwirkungen innerhalb komplexer, adaptiver Systeme verstanden werden müssen (Bittencourt et al., 2016; Gabbett et al., 2019; Stern et al., 2020). Diese Perspektive erfordert diagnostisch eine Abkehr von isolierten Einzelparametern und starren Schwellenwerten hin zu multidimensionalen, kontextsensitiven und longitudinalen Erfassungsansätzen (vgl. Kapitel 2 & 3). Gleichzeitig besteht eine strukturelle Diskrepanz zwischen hochvaliden laborbasierten Messverfahren und deren eingeschränkter Übertragbarkeit in die Sportpraxis. Während im Labor die Kopplung dreidimensionaler Kinematik mit Bodenreaktionskräften differenzierte Aussagen zur Gelenkbelastung erlaubt, fehlt diese integrative Messbasis im Feld. Dadurch entsteht eine diagnostische Lücke zwischen interner Validität des Labors und ökologischer Validität des Trainingsalltags (Camomilla et al., 2018; Thomas et al., 2023). Mobile Sensortechnologie wie IMUs und Plantardruckmesssysteme werden vor diesem Hintergrund als vielversprechende Lösungen für die Sportpraxis diskutiert (Giblin et al., 2016; Seçkin et al., 2023; vgl. Kapitel 4). Ihr diagnostisches Potenzial ist an hohe technische Anforderungen geknüpft (z.B. geringe Hysterese, hohe Abtastrate, Temperaturbeständigkeit). Darüber hinaus ist zu beachten, dass Plantardruckmesssysteme keine dreidimensionalen Bodenreaktionskräfte direkt messen, sondern Druckverteilungen erfassen, aus denen kinetische Parameter modellbasiert geschätzt werden (vgl. Kapitel 5). Die biomechanische Aussagekraft bleibt daher konstrukt- und modellabhängig. Mangelnde Algorithmen-Transparenz, eingeschränkter Rohdatenzugang und das Fehlen von Echtzeitanalysen erschweren überdies die sportpraktische Integration kommerzieller Systeme erheblich. Mobile

Technologie verbürgt daher nicht per se automatisch eine höhere diagnostische Qualität. Aus diesem Grund erfordert ihr Einsatz in der Sportpraxis eine fundierte, validierte und anwendungsorientierte Überprüfung (Windt et al., 2020; Zendler et al., 2023). Das Plantardruckmesssystem Moticon OpenGo Insole3 repräsentiert einen kabellosen, feldtauglichen Ansatz zur biomechanischen Datenerhebung, der einige der genannten Anforderungen erfüllt (vgl. Kapitel 5.3). Ob das System jedoch den spezifischen Anforderungen der Präventionsdiagnostik im (Nachwuchs-) Leistungssport standhält und unter komplexen sportmotorischen Bedingungen belastbare Daten liefern, ist empirisch nicht abschließend geklärt. Vorliegende Validierungsstudien berichten zwar akzeptable Ergebnisse, doch fehlen Untersuchungen unter sportpraktischen Testbedingungen sowie in sportartspezifischen Belastungsszenarien (Cramer et al., 2022; Ganguly et al., 2023). Eine kontextbezogene Validierung ist vor einem flächendeckenden Einsatz einer mobilen Technologie methodisch unerlässlich (Taborri et al., 2020).
Vor diesem Hintergrund erfolgt eine systematische Evaluation der Eignung der OpenGo Insole3 für die Präventionsdiagnostik im (Nachwuchs-) Leistungssport am Beispiel des Volleyballs. Gegenstand der Untersuchung ist sowohl die messtechnische Qualität des Systems als auch sein diagnostischer und sportpraktischer Mehrwert unter volleyballspezifischen Bedingungen. Im Mittelpunkt steht die Frage, inwiefern aus Druckverteilungsdaten abgeleitete biomechanische Parameter zur objektiven Quantifizierung bewegungsrelevanter Merkmale herangezogen werden. Weiterhin soll überprüft werden, ob diese Kennwerte über eine rein distale Beschreibung der Fuß-Boden-Interaktion hinausgehen und präventionsdiagnostisch verwertbare Informationen zur Gelenkbelastung der unteren Extremitäten liefern. Daran anschließend ist von Interesse, ob solche Eingangsdaten im Längsschnitt Relevanz für die Identifikation von Athletinnen mit erhöhten Verletzungs- oder Beschwerderisiko besitzen. Hieraus ergeben sich folgenden Forschungsfragen:

FF 1: Mit welcher Kriteriumsvalidität lassen sich mittels der OpenGo Insole3 geschätzte vertikale Bodenreaktionskraft und *Center-of-Pressure*-Parameter im Vergleich zu einem Referenzsystem unter verschiedenen sportmotorischen Bewegungsbedingungen erfassen?

FF 2: Wie hoch ist die Übereinstimmung der von der OpenGo Insole3 geschätzten vertikalen Bodenreaktionskraft im Vergleich zu einem Referenzsystem an zwei Messzeitpunkten, und inwiefern erweist sich diese Übereinstimmung als zeitlich stabil?

FF 3: In welchem Ausmaß können plantar erfasste Druck-Parameter Gelenkwinkel und -momente der unteren Extremitäten approximieren, die mittels referenzbasierter dreidimensionaler Bewegungsanalyse (3D MoCap) und Kraftmessplatten bestimmt werden?

FF 4: Zeigen Athletinnen, die im Saisonverlauf Verletzungen oder Beschwerden entwickeln, bereits zum Erhebungszeitpunkt der Eingangsmessung systematische Unterschiede in ihren biomechanischen Kennwerten gegenüber beschwerdefreien Athletinnen?

Zur Beantwortung der Forschungsfragen wird ein mehrstufiges Untersuchungsdesign mit vier Teilstudien (A−D) umgesetzt. Die Teilstudien werden unabhängig voneinander durchgeführt, sind jedoch konzeptionell aufeinander bezogen. Die Ergebnisse der jeweils vorangehenden Teilstudie dienen als Grundlage für die Einordnung und Interpretation der nachfolgenden Analyseebene. Teilstudie A (FF 1) bildet das messtechnische Fundament der gesamten Untersuchung. In einem direkten Systemvergleich wird die Kriteriumsvalidität der durch die OpenGo Insole3 abgeleiteten Parameter der vGRF und des CoP gegenüber einem Kraftmessplatten-Referenzsystem unter verschiedenen sportmotorischen Bewegungsbedingungen geprüft. Eine hinreichende Validität stellt die notwendige Voraussetzung für eine inhaltlich belastbare Anwendung im sportpraktischen Kontext dar (Atkinson & Nevill, 1998; Warneke, Gronwald et al., 2025). Unzureichende Übereinstimmungen würden die Nutzung des Systems für präventionsdiagnostische Zwecke grundlegend einschränken. Teilstudie B (FF 2) erweitert diese messtechnische Perspektive um die zeitliche Dimension. Durch den Vergleich der mittleren vGRF zu zwei Messzeitpunkten wird untersucht, inwieweit die in Teilstudie A nachgewiesene Systemübereinstimmung zeitlich stabil ist. Erst bei ausreichender Messstabilität können interindividuelle Unterschiede sowie intraindividuelle Veränderungen valide interpretiert werden (ebd.). Aufbauend auf diesen messtechnischen Voraussetzungen adressiert Teilstudie C (FF 3) die biomechanische Modellierbarkeit mit Hilfe plantarer Messdaten. Es wird analysiert, in welchem Ausmaß Plantardruckparameter externe Gelenkbelastungsindikatoren (Winkel & Momente) der unteren Extremität approximieren können. Ziel dieses Schrittes ist es zu klären, ob die Messgrößen über eine rein distale Beschreibung der Fuß-Boden-Interaktion hinausgehen und funktional relevante Aspekte der Gelenkbelastung abbilden. Dies ist für den präventionsdiagnostischen Einsatz im Volleyball relevant, da Landungsmechanik und neuromuskuläre Kontrolle zentrale Determinanten des Verletzungsrisikos darstellen. Teilstudie D (FF 4) überführt die messtechnischen und biomechanischen Erkenntnisse in den Anwendungskontext. Es wird geprüft, ob Athletinnen, die im Saisonverlauf Verletzungen oder Beschwerden entwickeln, bereits zum Zeitpunkt der Eingangsmessung systematische Unterschiede in ihren biomechanischen Kennwerten aufweisen. Im Fokus steht dabei nicht die kausale Erklärung von Verletzungsereignissen, sondern die Bewertung der praktischen und potenziell prädiktiven Relevanz der Eingangsdaten im Rahmen präventionsdiagnostischer Entscheidungsprozesse.

Erst die integrative Betrachtung aller Untersuchungsebenen ermöglicht eine fundierte Gesamtbeurteilung, ob das Plantardruckmesssystem OpenGo Insole3 nicht nur valide und reliabel misst, sondern darüber hinaus einen substanziellen Beitrag zur objektivierten Präventionsdiagnostik im (Nachwuchs-) Leistungssport leisten kann. Langfristig eröffnet ein solcher Ansatz die Möglichkeit, Trainingssteuerung und Präventionsmaßnahmen im (Nachwuchs-) Leistungssport stärker an individuellen biomechanischen Risikoprofilen auszurichten und damit sowohl die Verletzungsprävention als auch die nachhaltige athletische Entwicklung gezielt zu unterstützen.

7 Methodik

In diesem Kapitel werden die methodischen Grundlagen aller, im Rahmen dieser Dissertation durchgeführten Studien, zusammenfassend dargestellt. Da sich die methodischen Bausteine der Teilstudien weitgehend überschneiden, erfolgt eine gebündelte Beschreibung, um Redundanzen zu vermeiden. Präsentiert werden die Datenerhebung, das verwendete Referenzsystem einschließlich Versuchsaufbau, die Datenverarbeitung und die statistische Auswertung und Visualisierung (Abb. 17).
Alle Studien wurden in Übereinstimmung mit der Deklaration von Helsinki durchgeführt und von der Ethikkommission des Instituts für Angewandte Trainingswissenschaft (Leipzig, Deutschland) als ethisch unbedenklich eingestuft. Im Vorfeld der Datenerhebung erhielten alle Proband*innen ein Informationsschreiben, sowie eine Datenschutz- und Einwilligungserklärung. Minderjährige Proband*innen mussten eine Einwilligung gemeinsam mit ihren Erziehungsberechtigten unterzeichnen.

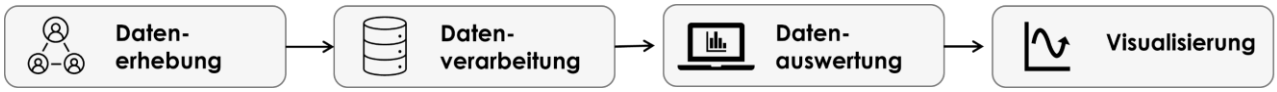


Abb. 17. Struktur der methodischen Vorgehensweise

7.1 Datenerhebung

Die Datenerhebung erfolgte in Zusammenarbeit mit dem Bundesstützpunkt des Deutschen Volleyball-Verbands in Berlin (VCO Berlin e.V.) von August 2021 bis April 2022. Sie wurde im Rahmen des Stützpunkttrainings der Saison 2021/22 und in Abstimmung mit den verantwortlichen Stützpunkttrainern erhoben (Abb. 18). Der zeitliche Aufwand pro Proband*in betrug inklusive Vorbereitung etwa 45 Minuten. Alle Tests fanden in der Trainingshalle des VCO Berlin statt. Um eine möglichst hohe Qualität der MoCap-Aufzeichnungen zu gewährleisten, trugen die Proband*innen enganliegende Kleidung (Sporttops und kurze Leggings) und nutzten ihre eigenen Volleyballschuhe.
Nach der Begrüßung erfolgte der Austausch der originalen Schuheinlagen durch die OpenGo Insole3. Lag die Schuhgröße zwischen zwei verfügbaren Einlagengrößen, wurde die größere Variante verwendet, um eine vollständige Abdeckung der Fußsohle zu gewährleisten und ein Verrutschen im Schuh zu minimieren. Anschließend wurden die anthropometrischen Daten barfuß erhoben. Zur Verletzungsprophylaxe, zur Eingewöhnung an die OpenGo Insole3 und zur Akklimatisierung dieser, absolvierten die Proband*innen ein zehnminütiges Aufwärmprogramm mit *Movement Preparation*-Übungen (*Ankle Mobility, T-Spine Rotation, Rock Back Squat, Deep Squat, Cross Hinge, Balance Scale, Worlds Greatest Stretch*) und einer leichten aeroben Erwärmung mit dem Springseil (s. Anhang A). Im Anschluss wurde die OpenGo Insole3 gemäß den Herstellerangaben mit Hilfe der Moticon-App kalibriert (vgl. Kapitel 5.3.1). Die erfolgreiche Nullstellung wurde durch die App-Visualisierung von null Gesamtkräften auf einer angehobenen Sohle im einbeinigen Stand überprüft. Daraufhin durchliefen die Proband*innen die vollständige Testbatterie (Anhang B). Alle Aufgaben wurden von einem Assistenten instruiert und demonstriert, um einen

standardisierten Ablauf zu gewährleisten. Die Kalibrierung sowie die Erfassung der statischen Referenzpose für das Referenzsystem (vgl. Kapitel 7.4) erfolgten in einer aufrechten, ruhigen Standposition auf der Kraftmessplatten. Die Proband*innen standen mit locker hängenden Armen und fixierten einen Punkt in Augenhöhe zur Standardisierung der Kopfhaltung. Jede Aufgabe wurde dreimal ausgeführt. Zwischen den Tests lag eine einminütige Pause, um sowohl die korrekte Datenerfassung mit den Messsystemen zu prüfen als auch eine Ermüdung bei den Proband*innen möglichst gering zu halten. Die Aufgaben sollten mit maximalem Einsatz und bestmöglicher Bewegungsqualität ausgeführt werden. Nach Abschluss der Testung wurden die Proband*innen verabschiedet und die eingesetzten OpenGo Insole3 gemäß den Hygienerichtlinien des Herstellers desinfiziert.

Abb. 18. Studiendesign für die Saison 2021/22

7.2 Testbatterie

Die Konzeption der Testbatterie basiert auf wissenschaftlich etablierten Testverfahren aus der Sportpraxis und orientiert sich am Grundsatz hoher Testökonomie (Cook et al., 2014; Dingenen et al., 2013; Padua et al., 2009). Ein zentrales Anliegen besteht darin, qualitativ bewertete funktionelle Diagnostikverfahren in valide, messbare Parameter auf Basis von Plantardruckdaten zu überführen, um motorische Defizite differenziert und standardisiert zu erfassen (vgl. Kapitel 5). Die eingesetzte Messtechnik der OpenGo Insole3 begrenzt den Fokus der Testbatterie auf Aufgaben der unteren Extremitäten (vgl. Kapitel 5.3), die im Hinblick auf funktionelle Beinachsenstabilität und sportartspezifische Belastungsmuster im Volleyball von hoher Relevanz sind (vgl. Kapitel 2.3). Die ausgewählten Tests (Tab. 13) adressieren Aspekte dynamischer Stabilität unter symmetrischen wie asymmetrischen Belastungsbedingungen und orientieren sich an bekannten Risikofaktoren für Verletzungen der unteren Extremitäten (vgl. Kapitel 3). Die Testbatterie umfasst vier Testaufgaben sowie die Erfassung grundlegender anthropometrischer Daten (vgl. Anhang A & Anhang B). Zu Studienbeginn wurden die anthropometrische Basisdaten (Körpergröße stehend und sitzend, Körpergewicht, Beinlänge, beidarmige Reichhöhe sowie Armspannweite)

standardisiert erhoben. Die Körperhöhe wurde mittels Stadiometer (seca® 217), das Körpergewicht mit einer geeichten Waage und Längenmaße mit einem Maßband bestimmt. Alle Messungen erfolgen nach einem einheitlichen Protokoll und wurden in Zentimeter bzw. Kilogramm dokumentiert. Die erhobenen Werte dienen sowohl der Beschreibung der Stichprobe als auch der Normalisierung biomechanischer Parameter (z.B. vGRF, Gelenkmomente). Zur strukturierten Diagnostik gliedert sich die Testbatterie in drei Teilbereiche:

(a) Dynamisch-posturale Kontrolle
(b) Knie-Hüft-Kontrolle in dynamischen Bewegungen
(c) Sportartspezifische Bewegungsmuster (hier: Volleyball)

Die Aufgaben unterscheiden sich hinsichtlich ihrer funktionellen Anforderungen, etwa in Bezug auf visuelle Kontrolle, Bewegungsgeschwindigkeit und Belastungscharakteristik (symmetrisch vs. asymmetrisch; bilateral vs. unilateral). Der sportartspezifische Leistungstest (*Spike Jump*) wurde bewusst integriert, um die Übertragbarkeit der Messmethodik in einen realitätsnahen, leistungsorientierten Kontext zu prüfen.

Tab. 13. Übersicht der Testbatterie inkl. Abkürzungen

Kategorie	**Abk.**	**Zielsetzung**
Double- to Single-Leg Stance	DSLS	Dynamisch-posturale Kontrolle
Overhead Squat	OVH	Dynamische Bewegungsqualität
Drop to Vertical Jump (bi-/unilateral)	DVJ	Landekontrolle
Spike Jump (links/rechts)	SJ	Sportartspezifische Landedynamik

Der im Exposé ursprünglich vorgesehene *Y-Balance-Test* wurde aufgrund technischer Probleme bei der Videoaufzeichnung und der daraus resultierenden fehlenden Auswertbarkeit relevanter Druckparameter aus der finalen Analysestichprobe ausgeschlossen und im Folgenden nicht weiter berücksichtigt. Im weiteren Verlauf werden die verbleibenden Testaufgaben detailliert beschrieben. Neben der jeweiligen Aufgabenbeschreibung wird die zugrunde liegende wissenschaftliche Evidenz systematisch eingeordnet. Die methodische Beschreibung und wissenschaftliche Einordnung werden im Rahmen dessen bewusst miteinander verknüpft, um eine inhaltliche kohärente und stringente Leseführung zu optimieren. Die im Rahmen der Übungen potenziell auftretenden Risikofaktoren wurden bereits in Kapitel 3 umfassend dargestellt.

7.2.1 Test 1: *Double-to-Single-Leg-Stance* (DSLS)

Testbeschreibung

Die Ausgangsposition ist ein aufrechter und hüftbreiter Stand, mit beiden Füßen auf den KMP (Abb. 19). Die Hände werden in die Hüfte gestützt und alle Testdurchgänge werden mit geschlossenen Augen durchgeführt. Frühere Studien belegen, dass diese Bedingungen eine differenzierte Unterscheidung zwischen gesunden Personen und Personen mit chronischer Sprunggelenksinstabilität, Kreuzbandverletzungen oder nach Kreuzbandrekonstruktionen ermöglichen (Dingenen et al., 2015). Darüber hinaus ist davon auszugehen, dass Personen ohne chronische Nervenerkrankungen eine ausreichende posturale Stabilität aufweisen und die Bedingungen des Tests erfüllen können (Blaszczyk & Orawiec, 2011; Chomiak et al., 2015). Zu Beginn der Aufgabe steht die Testperson 13 Sekunden im bilateralen Stand. Auf ein akustisches Signal hebt sie innerhalb einer Sekunde ein Bein an und beugt die Hüfte um etwa 60 Grad. Anschließend ist der unilaterale Stand für weitere 13 Sekunden zu halten. Ein Durchgang wird von der Wertung ausgeschlossen, wenn der angehobene Fuß den Boden berührt, der Standfuß seine Position verändert oder die Testperson die Augen öffnet. Zwischen den Wiederholungen öffnet die Testperson die Augen und kehrt in die Ausgangsposition zurück, um eine kurze Pause einzulegen und Ermüdung zu vermeiden. Pro Seite werden zwei gültige Wiederholungen durchgeführt. In den ersten beiden Wiederholungen erfolgt der Wechsel auf das rechte Standbein, in den letzten beiden auf das linke Standbein (Dingenen et al., 2013; Dingenen et al., 2015; Dingenen et al., 2016).

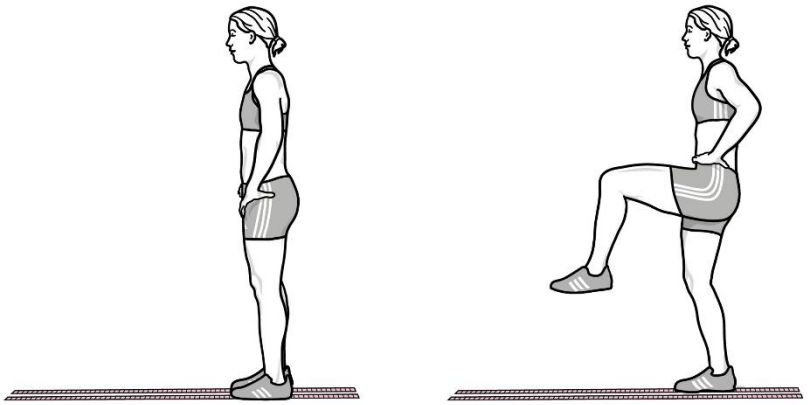


Abb. 19. Double-to-Single-Leg-Stance (Eingangs-/Ausgangsposition; erstellt durch evoletics)

Wissenschaftliche Einordnung

Der Übergang vom *Double-Leg-Stance* zum *Single-Leg-Stance* stellt einen statisch-dynamischen Test zur Beurteilung der posturalen Kontrolle dar. Im Gegensatz zu rein statischen Einbeinstandtests berücksichtigt der DSLS nicht nur die Stabilität in einer ruhigen Standphase, sondern integriert zusätzlich die Gleichgewichtskontrolle nach einer Gewichtsverlagerung und der damit verbundenen posturalen Perturbation. Diese Kombination erhöht die funktionelle Relevanz des Tests, da zentrale Anforderungen alltags- und sportbezogener Bewegungen abgebildet werden (Dingenen et al., 2013). Biomechanisch umfasst der

DSLS eine Sequenz aus antizipatorischer posturaler Anpassung, dynamischer Gewichtsverlagerung und anschließender Stabilisation im unilateralen Stand. Während die initiale Phase des Übergangs *feedforward*-basierte motorische Programme widerspiegelt, liefert vor allem die nachfolgende Stabilisierungsphase differenzierte Informationen über die Qualität der neuromuskulären Kontrolle. Die vorliegende Evidenz zeigt, dass Unterschiede zwischen gesunden und verletzten Populationen im unilateralen Stand auftreten, während die Übergangsphase weniger konsistent differenziert (Dingenen et al., 2015).

Im Kontext der Verletzungsprävention ist die Beziehung zwischen posturaler Stabilität und Verletzungsrisiko von zentraler Bedeutung (vgl. Kapitel 3.2). Personen mit VKB-Ruptur oder chronischer Sprunggelenksinstabilität weisen charakteristische Veränderungen in der CoP-Dynamik auf, darunter vergrößerte CoP-Verschiebungen sowie erhöhte CoP-Geschwindigkeiten in der frühen Stabilisierungsphase (Dingenen et al., 2015; Koshino et al., 2020). Ein zentraler Einflussfaktor auf die posturale Stabilität im DSLS ist die sensorische Integration. Die Reduktion visueller Informationen (bspw. durch das Schließen der Augen) führt zu einer signifikanten Zunahme des posturalen Schwankungsverhaltens und verdeutlicht die Bedeutung propriozeptiver und vestibulärer Systeme für die Stabilitätskontrolle (Błaszczyk et al., 2020; Błaszczyk & Orawiec, 2011). Darüber hinaus beeinflussen strukturelle und individuelle Faktoren die posturale Kontrolle. So konnte gezeigt werden, dass die Morphologie des Fußgewölbes mit der Variabilität des CoP in Zusammenhang steht und neuromuskuläre Defizite nach Verletzungen häufig bilateral auftreten und nicht ausschließlich auf die betroffene Extremität beschränkt sind (Dingenen et al., 2015; Koshino et al., 2020). Daraus ergibt sich, dass der DSLS weniger als klassischer Gleichgewichtstest, sondern vielmehr als sensitives Instrument zur Erfassung der posturalen Fehlerkorrektur unter instabilen Bedingungen zu verstehen ist.

Die diagnostische Aussagekraft des DSLS hängt wesentlich von der objektiven Quantifizierung biomechanischer Parameter ab. Mittels mobiler Technologie können Bodenreaktionskräfte und -momente erfasst werden, aus denen zentrale Stabilitätsparameter abgeleitet werden (vgl. Kapitel 3.2). Dazu zählen unter anderem die Dauer der kontralateralen Abstoßbewegungen, die maximale kontralaterale CoP-Auslenkung, die Zeit bis zur Stabilisierung sowie mittlere CoP-Geschwindigkeiten. Diese Parameter ermöglichen eine phasenspezifische Analyse der posturalen Kontrolle und liefern differenzierte Informationen über die Stabilisationsprozesse im Rahmen des DSLS (Dingenen et al., 2013; Dingenen et al., 2015; Dingenen et al., 2016). Vor diesem Hintergrund gewinnt die Integration mobiler Messsysteme zunehmend an Bedeutung. Innerhalb der vorliegenden Testbatterie übernimmt der DSLS die Funktion, die Fähigkeit zur posturalen Kontrolle nach gezielter Destabilisierung differenziert abzubilden. Im Zusammenspiel mit strukturell orientierten und hochdynamischen Testverfahren ergänzt der DSLS die Diagnostik um eine kontrollierte Perspektive auf die neuromuskuläre Stabilisationsfähigkeit und ermöglicht eine differenzierte Einordnung funktioneller Defizite.

7.2.2 Test 2: *Overhead Squat* (OVH)

Testbeschreibung

In der Ausgangsposition stehen die Füße schulterbreit und parallel am Boden. Die Zehenspitzen sind nach vorne gerichtet und dürfen bis zu einem Winkel von 15 Grad aufgedreht werden. Die Griffbreite des Stabs wird standardisiert, indem die Testperson die Ellenbogen in 90 Grad Flexion bringt, während der Stab auf dem Kopf liegt. Anschließend werden die Arme gestreckt und in die Überkopfposition einer Overhead-Kniebeuge geführt (Abb. 20). Die Kniebeuge wird mit möglichst langsamer Bewegungsgeschwindigkeit und aufrechtem Rumpf durchgeführt. Ein Knieflexionswinkel unter 90 Grad gilt als ideal. Während der gesamten Bewegung sollen die Fersen den Bodenkontakt halten und der Stab stabil in der Ausgangsposition verbleiben (Cook et al., 2014). Insgesamt werden drei Wiederholungen am Stück absolviert. Butler et al. (2010) betonen, dass während der gesamten Bewegung darauf zu achten ist, dass der Oberkörper parallel zur Tibia ausgerichtet bleibt und die Knie in der Frontalebene über den Füßen geführt werden. Wenn die Testperson Schwierigkeiten hat, den OVH mit korrekter Technik auszuführen, wird kein zusätzlicher Block genutzt, sondern der Ist-Stand erfasst (Cook et al., 2014).

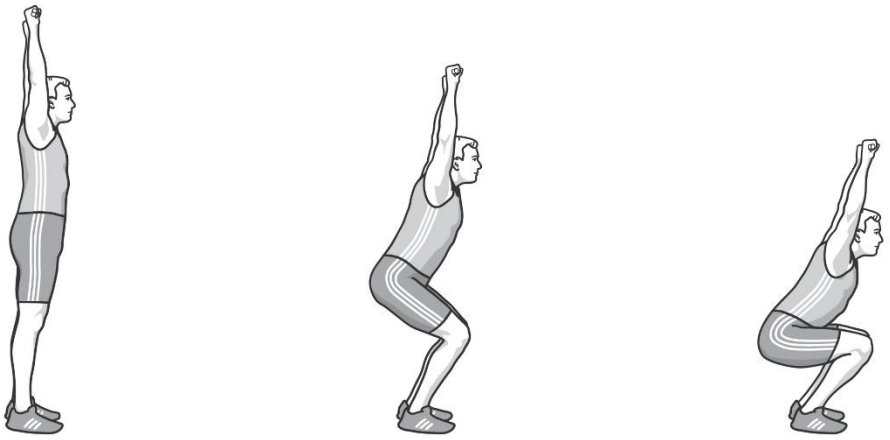


Abb. 20. Overhead Squat (Bewegungsablauf; erstellt durch evoletics)

Wissenschaftliche Einordnung

Der OVH ist als komplexe Mehrgelenksbewegung in der geschlossenen kinetischen Kette ein etabliertes Instrument innerhalb der funktionellen Bewegungsdiagnostik zur Identifikation neuromuskulärer Defizite und potenzieller Risikofaktoren (Bishop et al., 2016; Butler et al., 2010). Durch die Kombination aus tiefer Kniebeuge und Überkopfhaltung der Arme entstehen erhöhte Anforderungen an Mobilität, Stabilität und intersegmentale Koordination entlang der gesamten kinetischen Kette von distal nach proximal. Die erzwungene Aufrichtung des Oberkörpers bei gleichzeitiger Stabilisierung der Arme über dem Körperschwerpunkt erhöht die Anforderungen an die posturale Kontrolle und macht kompensatorische Bewegungsmuster verstärkt sichtbar (Escamilla et al., 2001; Myers, 2022). Eine technisch adäquate Ausführung setzt ein koordiniertes Zusammenspiel distaler und proximaler Segmente voraus. Zentrale

Voraussetzungen sind eine ausreichende Dorsalflexion im Sprunggelenk, eine kontrollierte Flexion in Knie- und Hüftgelenk sowie eine stabile Rumpfkontrolle bei gleichzeitiger Extension der Brustwirbelsäule und ausreichender Schulterbeweglichkeit (Bishop et al., 2016; Butler et al., 2010; Cook et al., 2014; Heredia et al., 2021). Der OVH gilt weniger als isolierter Mobilitäts- oder Krafttest, sondern vielmehr als integratives Verfahren zur Beurteilung des Zusammenwirkens mehrere funktioneller Teilsysteme.
Im Kontext der Verletzungsprävention ist vor allem relevant, inwieweit beobachtbare Bewegungsabweichungen als Ausdruck funktioneller Einschränkungen innerhalb der kinetischen Kette interpretiert werden können. Typische Kompensationsmuster des OVH sind veränderte Fußpositionen (*toe-out*), ein vermehrter dynamischer Knievalgus, eine übermäßige Rumpfvorlage oder das Absinken der Arme (Bell et al., 2012; Bishop et al., 2016; O'Connor et al., 2020 ; vgl. Kapitel 3). Die Evidenz deutet darauf hin, dass funktionelle Einschränkungen einzelner Teilsegmente mit Kompensationen der aufsteigenden Kette einhergehen. So steht eine mediale Knieverschiebung häufig im Zusammenhang mit einer reduzierten Sprunggelenksdorsalflexion sowie veränderten neuromuskulären Aktivierungsmustern (Bell et al., 2012). Ergänzend zeigen dreidimensionale Bewegungsanalysen des OVH, dass eine höhere Bewegungsqualität mit größeren Gelenkbewegungsumfängen und einer biomechanisch günstigeren Lastverteilung in Hüfte, Knie und Sprunggelenk einhergeht (Heredia et al., 2021). Derzeitig zur Anwendung kommende vereinfachte Bewertungssysteme in der Sportpraxis sind nur begrenzt in der Lage, differenzierte biomechanische Unterschiede abzubilden. Entsprechend ist auch die prädiktive Validität des OVH im Hinblick auf Verletzungen limitiert, wenn ausschließlich visuelle Gesamtbewertungen herangezogen werden (Bonazza et al., 2017; Heredia et al., 2021; Kraus et al., 2015).
Vor diesem Hintergrund gewinnt die objektive Quantifizierung der Bewegungsausführung an Bedeutung. Plantardruckmessungen ermöglichen eine differenzierte Analyse der Interaktion zwischen Fuß und Untergrund und liefern zusätzliche Informationen zur Lastverteilung und posturalen Kontrolle. Parameter wie die Druckverteilung zwischen Vor- und Rückfuß, mediolaterale Verschiebungen sowie die Dynamik des CoP erlauben Rückschlüsse auf Stabilitätsstrategien und kompensatorische Mechanismen entlang der kinetischen Kette im Zuge des OVH (Whiteside et al., 2016). Für die Präventionsdiagnostik ist dies insofern relevant, als das der OVH von einem visuell beurteilten Bewegungsmuster zu einem objektivierbaren Analyseverfahren weiterentwickelt werden kann. Zusammenfassend ist der OVH als funktionell relevantes Verfahren zur Analyse komplexer Bewegungsmuster einzuordnen. Seine besondere Stärke liegt in der integrativen Betrachtung der gesamten kinetischen Kette unter erhöhten Anforderungen an Mobilität, Stabilität und Koordination.

7.2.3 Test 3: *Drop to Vertical Jump* (DVJ)

Testbeschreibung

In der Ausgangsposition steht die Testperson aufrecht auf einer 30 cm hohen Box, die Hände in der Hüfte gestützt. Für die bilaterale Variante lässt sich die Testperson kontrolliert von der Box nach vorne fallen, ohne aktiv abzuspringen oder zu hüpfen. Die Fallrichtung erfolgt gerade nach vorne, über eine Markierung in einem Abstand von 30 cm. Nach dem Herabspringen landet die Testperson mit beiden Füßen gleichzeitig auf dem Boden und federt die Kräfte durch Flexion in Sprung-, Knie- und Hüftgelenken ab. Unmittelbar nach der Landung springt die Testperson maximal vertikal (Abb. 21). Für die unilaterale Variante wird dieselbe Abfolge aus Landung, Absprung und erneuter Landung mit nur einem Bein absolviert (Hewett et al., 2005; Padua et al., 2009; Padua et al., 2015). Die Landeposition ist für zwei Sekunden sowohl für die bilaterale als auch unilaterale Ausführung zu halten. Im ersten Durchgang landeten die Versuchspersonen bilateral, im zweiten Durchgang unilateral auf dem rechten und im dritten Durchgang unilateral auf dem linken Bein. Pro Durchgang wurden drei Wiederholungen mit einer Pause von mindestens zwei Minuten absolviert.

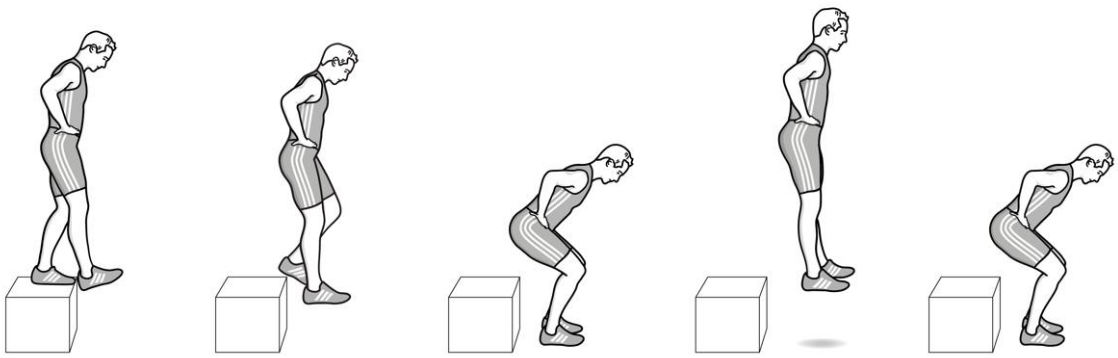


Abb. 21. Drop-to-Vertical Jump (Bewegungsablauf für bilaterale Version, erstellt durch evoletics)

Wissenschaftliche Beschreibung

Das hochdynamische Bewegungsmuster eines Sprungs zählt zu den elementaren Bewegungsanforderungen schnellkraftorientierter Sportarten wie Volleyball. Der DVJ stellt in diesem Zusammenhang ein etabliertes funktionelles Testverfahren in der Präventionsdiagnostik dar, das zur Analyse biomechanischer Bewegungsqualität unter hochdynamischen Bedingungen eingesetzt wird. Im Gegensatz zu statisch-dynamischen Bewegungsaufgaben ist der DVJ durch eine zeitkritische Belastungssituation gekennzeichnet, in der innerhalb kürzester Zeit hohe externe Kräfte kompensiert und stabilisiert werden müssen. Diese Charakteristik macht den Test besonders geeignet zur Untersuchung der neuromuskulären Kontrolle unter sportnahen Bedingungen (Padua et al., 2009). Die erfolgreiche Ausführung von Sprung- und Landebewegungen erfordert eine präzise koordinierte Rekrutierung der Beuge- und Streckschlingen sowie eine effiziente intersegmentale Kraftübertragung entlang der kinetischen Kette. Besonders während der

Landephase wirken innerhalb weniger Millisekunden hohe externe Kräfte auf den Bewegungsapparat, während gleichzeitig ein Übergang von einer offenen zu einer geschlossenen kinetischen Kette erfolgt. Die Stabilisierung der beteiligten Gelenke erfolgt über den aktiven Muskelapparat (Myers, 2022). Von besonderer Relevanz sind die ersten 50 bis 200 Millisekunden nach dem initialen Bodenkontakt (IC), da in diesem Zeitfenster die höchsten mechanischen Belastungen auftreten und die Bewegungssteuerung überwiegend *feedforward*-basiert (ohne sensorische Rückkopplung) erfolgt (Donohue et al., 2015; vgl. Kapitel 3). In dieser frühen Landephase manifestieren sich Defizite in der neuromuskulären Kontrolle besonders deutlich, was die hohe diagnostische Relevanz des DVJ im Kontext der Verletzungsprävention erklärt.

Vor diesem biomechanischen Hintergrund wird der DVJ häufig zur Identifikation potenzieller Risikofaktoren für nicht-kontaktbedingte Verletzungen eingesetzt. Die Literatur zeigt, dass spezifische kinematische und kinetische Parameter während der Landung mit einem erhöhtem Verletzungsrisiko assoziiert sind (vgl. Kapitel 3). Dazu zählen spezifische Muster wie exzessiver Knie-Valgus, eingeschränkte Knie- und Hüftflexion, hohe Bodenreaktionskräfte oder unzureichende neuromuskuläre Kontrolle, die mit einer verminderten Fähigkeit zur Kraftabsorption einhergehen (Baellow et al., 2020; Hewett et al., 2005; Tron Krosshaug et al., 2016; vgl. Kapitel 3.1). Einbeinige Landungen erhöhen aufgrund der gesteigerten Anforderungen an Stabilität und Kraftentwicklung zusätzlich die mechanische Beanspruchung und sind häufig mit einer reduzierten Fähigkeit zur effektiven Kraftabsorption verbunden (Donohue et al., 2015; L.-I. Wang, 2011). Trotz dieser biomechanischen Zusammenhänge ist die Evidenz zur prädiktiven Validität des DVJ uneinheitlich. Während einzelne prospektive Studien Zusammenhänge zwischen spezifischen Landemustern und einem erhöhten Verletzungsrisiko liefern, können größere Kohortenstudien diese Befunde nicht konsistent bestätigen (Hewett et al., 2005; Tron Krosshaug et al., 2016; Lisman et al., 2021; Ross et al., 2005).

Insgesamt erscheint der DVJ weniger als geeignetes Instrument zur individuellen Verletzungsprognose, sondern vielmehr als diagnostisches Verfahren zur frühzeitigen Identifikation suboptimaler Bewegungsmuster. Sein besonderer Wert liegt in der Analyse der Landephase als kritisches Belastungsfenster, in dem sich Defizite in der neuromuskulären Kontrolle und Kraftabsorption manifestieren. Während Testverfahren wie der DSLS die posturale Stabilität nach gezielter Destabilisierung und der OVH strukturelle und mobilitätsbedingte Einflussfaktoren unter kontrollierten Bedingungen erfassen, ermöglicht der DVJ die Analyse der Bewegungssteuerung unter zeitkritischer und mechanisch anspruchsvoller Belastung. Er stellt damit eine funktionelle Schnittstelle dar, an der sich zeigt, inwieweit zuvor identifizierte Defizite unter dynamischen Bedingungen wirksam werden.

7.2.4 Test 4: *Spike Jump* (SJ)

Testbeschreibung

Der Angriffssprung des Volleyballs wird im Rahmen der Testbatterie in einem individuellen gewählten Abstand zur KMP im Dreier-Rhythmus (Orientierungs-, Stemm- und Beistellschritt) absolviert (Czimek, 2022; Fuchs et al., 2019; Wagner et al., 2009). Der erste Schritt dient der Orientierung und wird bei Rechtshänder*innen üblicherweise mit dem linken, bei Linkshänder*innen mit dem rechten Bein, gesetzt. Der zweite Schritt, der sogenannte Stemmschritt, ist ein langer, tiefer Schritt Richtung Netz. Er ermöglicht die Umwandlung der horizontalen Geschwindigkeit in eine vertikale Beschleunigung. Mit dem Aufsetzen der Ferse des Stemmbeins schwingen die Arme nach hinten oben, und der Körperschwerpunkt verlagert sich nach hinten. Im dritten und letzten Schritt wird das zweite Bein nachgezogen und schulterbreit neben oder leicht vor dem Stemmbein aufgesetzt. In dieser Phase erreicht der Körperschwerpunkt seine tiefste Position. Der anschließende Absprung erfolgt beidbeinig, wobei die Arme nach vorne oben schwingen, um eine maximale Sprunghöhe zu erzielen (Abb. 22).
Der Abstand zu den KMPs wird von der Testperson so gewählt, dass der Absprung über den Stemm- und Beistellschritt sowie die beidbeinige Landung nach dem Sprung vollständig auf den KMPs erfolgt. Für die Datenerhebung wird der SJ sowohl mit dem linken als auch rechtem Stemmschritt ausgeführt. Die Fußstellung und technische Ausführung entsprechen der individuellen Technik der Testperson und werden nicht eingeschränkt. Es wurden insgesamt drei Wiederholungen pro Seite, mit jeweils einer Pause von zwei Minuten, durchgeführt.

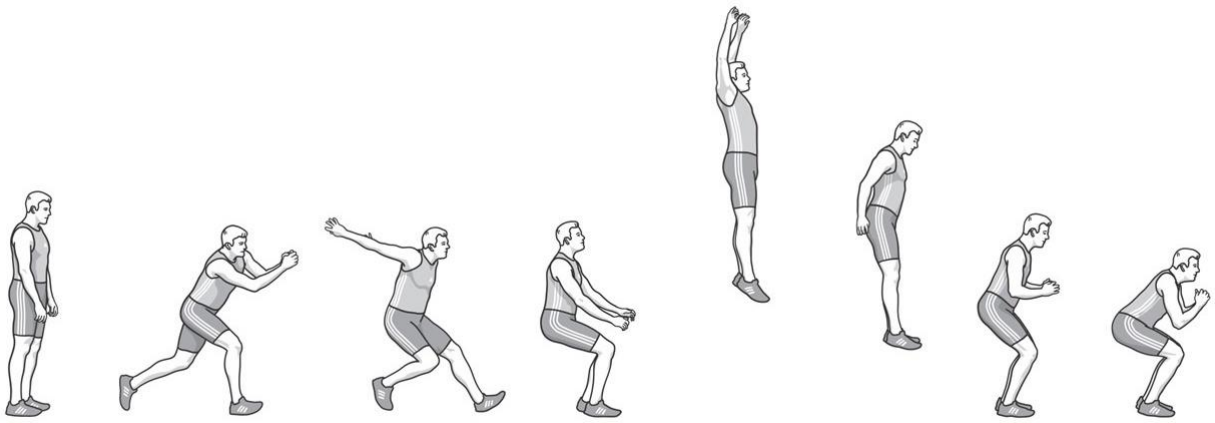


Abb. 22. Spike Jump (gesamter Bewegungsablauf; erstellt durch evoletics)

Wissenschaftliche Einordnung

Aufgrund des Probandenkollektivs wurde mit dem SJ ein sportartspezifischer Leistungstest gewählt, um die Einsatzmöglichkeiten dynamischer Plantardruckmessungen unter praxisnahen Bedingungen zu untersuchen. Der SJ zählt zu den zentralen Bewegungen im Volleyball, da er die Grundlage für Angriffshandlungen bildet und maßgeblich die Effektivität des Offensivspiels bestimmt (Fuchs et al., 2019;

Wagner et al., 2009). Im Gegensatz zu standardisierten Sprungtests wie dem *Counter-Movement-Jump* oder dem *Squat-Jump* integriert der SJ horizontale Anlaufdynamik, vertikale Impulserzeugung sowie komplexe segmentale Kopplungsprozesse und stellt damit eine hochfunktionelle, sportartspezifische Bewegungsaufgabe dar (Oliveira et al., 2020; Wagner et al., 2009). Biomechanisch lässt sich der SJ in Phasen Anlauf, Absprung, Flugphase mit Schlagbewegung sowie Landung unterteilen, die jeweils spezifische kinematische und kinetische Anforderungen aufweisen. Der Absprung wird durch eine explosive Streckung in Hüft-, Knie- und Sprunggelenk sowie einen koordinierten Armschwung charakterisiert, wodurch eine effiziente Impulsübertragung ermöglicht wird. In der anschließenden Flugphase erfolgt die Kraftweiterleitung über Rumpfrotation und -flexion auf die oberen Extremitäten. Diese sequenzielle Kraftübertragung entlang der kinetischen Kette stellt hohe Anforderungen an die inter- und intramuskuläre Koordination (Fuchs et al., 2021; Serrien et al., 2016).

Neben der leistungsdiagnostischen Relevanz bietet der SJ Potenzial im Kontext der Verletzungsprävention, wobei die Landungsphase in den Fokus rückt. Volleyball ist durch wiederholte exzentrische Belastungen der unteren Extremitäten während Absprung und Landung geprägt, wodurch Knie- und Sprunggelenk hohen mechanischen Beanspruchungen ausgesetzt sind (Bisseling et al., 2008). Die Evidenz zeigt, dass spezifische biomechanische Muster während der Landung mit erhöhten Belastungen und potenziellen Verletzungsrisiken assoziiert sind (vgl. Kapitel 2.3 & 3). Dazu zählen reduzierte Bewegungsumfänge in Knie- und Sprunggelenk, geringe Knieflexion, hohe Gelenkgeschwindigkeiten und schnelle Momententwicklungen, die zu einer erhöhten mechanischen Beanspruchung der passiven Strukturen führen (Bisseling et al., 2008; Boling et al., 2009). Darüber hinaus weisen asymmetrische Landemuster und ungleichmäßige Lastverteilungen zwischen den Extremitäten auf Defizite in der neuromuskulären Kontrolle und Kraftabsorption hin (Marquez et al., 2009).

Im Anschluss an die im DVJ dargestellten Bedeutung der Landungsphase als kritisches Belastungsfenster gewinnt die objektive Quantifizierung des SJ durch mobile Messsysteme weiter an Relevanz. Während der DVJ standardisierte Aussagen zur neuromuskulären Kontrolle unter kontrollierten Bedingungen ermöglicht, erweitert der SJ diese Analyse um sportartspezifische Dynamiken. Plantardruckmessungen ermöglichen hierbei eine differenzierte Erfassung der Lastverteilung, Bodenkontaktzeiten und CoP-Dynamik, wodurch zusätzliche Informationen zur Stabilitätsstrategien und zu asymmetrischen Belastungsmustern gesammelt werden (Nuyts et al., 2022). Innerhalb der vorliegenden Testbatterie ergänzt der SJ somit die standardisierte Analyse des DVJ um eine sportartspezifische Belastungssituation und fungiert als funktioneller Endpunkt, an dem sich zeigt, inwieweit zuvor identifizierte Defizite unter maximaler Dynamik wirksam werden.

7.3 Probandenkollektiv

Die Probandenstichprobe setzt sich aus einer leistungshomogenen Gruppe auf hohem Nachwuchsleistungssportniveau zusammen. Die Rekrutierung erfolgte an einem Bundesstützpunkt des Deutschen Volleyball-Verbands. Volleyballspieler*innen wurden ausgewählt, da sie im Training und Wettkampfe regelmäßig Sprung- und Landebewegungen ausführen. Dadurch war eine schnelle Gewöhnung an die Testbatterie gewährleistet.

Tab. 14. Ein- und Ausschlusskriterien zur Studienteilnahme

Einschlusskriterien	- Athlet*in am Bundesstützpunkt - Alter bis 21 Jahre - Kaderstatus: Nachwuchskader II, Nachwuchskader I oder Perspektivkader - Trainingsbeteiligung von mindestens dreimal in der Woche inkl. Saisonspielteilnahme
Ausschlusskriterien	- akute Verletzung der unteren Extremitäten in den vergangenen sechs Wochen - vergangene Verletzungen, die zu einem chirurgischen Eingriff oder einer veränderten (eingeschränkten) physischen Funktion führte - akute oder chronische neuromuskuläre Verletzungen, die die posturale Kontrolle maßgeblich beeinflussen

Zu den Einschlusskriterien zählten: (1) Mitglied eines organisierten Teams mit mindestens drei Trainingseinheiten pro Woche, (2) keine signifikanten Verletzungen der unteren Extremitäten, die zu einem chirurgischen Eingriff oder einer veränderten Funktion geführt hatte, (3) keine gemeldeten Verletzungen der unteren Extremitäten in den letzten sechs Wochen, (4) keine neuromuskuloskelettalen Verletzungen oder Erkrankungen, die die Sprung- und Gleichgewichtsleistung beeinflussen könnten (Tab. 14).
Insgesamt nahmen N = 41 Personen (m = 15; w = 26) mit einem durchschnittlichen Alter von 16,36 (±1,63) Jahren und einer mittleren Größe von 186,16 (±9,05) Zentimetern an der Studie teil (Tab. 15). 39 Proband*innen waren vom Sprungbein rechts dominant, lediglich zwei Personen linksdominant. Die Bestimmung der Dominanz erfolgte gemäß van Melick et al. (2017) über das Bein, mit dem ein Ball bevorzugt präzise geschossen wird. Zur Kontrolle möglicher Störeinflüsse wurde die Nutzung von Schuheinlagen im Alltag und im Sport erhoben. Im Alltag nutzen sieben Personen sensomotorische Einlagen, eine Person Sporteinlagen und 31 Personen keine Einlagen. Im sportlichen Kontext verwenden drei Personen sensomotorische Einlagen, sieben Sporteinlagen und 31 keine Einlagen. Insgesamt gaben zehn Proband*innen an, während Training und Wettkampf Einlagen zu tragen. Keiner der Teilnehmer*innen berichtete während der Studie über Beschwerden oder Druckgefühl durch die OpenGo Insole3.

*Tab. 15. Anthropometrische Merkmale der Proband*innen (gesamt) inkl. Größenverteilung der OpenGo Insole3*

	Mittelwert (±SD)		
	Gesamt (N = 41)[1]	**männlich (n_m = 14)[1]**	**weiblich (n_w = 27)[1]**
Alter [kalendarisch]	16,36 (±1,63)	17,06 (±1,32)	15,66 (±1,47)
Größe [cm]	186,16 (±9,05)	193,43 (±7,85)	181,96 (±6,68)
Gewicht [kg]	72,48 (±8,92)	77,51 (±7,52)	69,58 (±8,31)
Reichhöhe [cm]	237,66 (±12,43)	247,13 (±12,04)	232,19 (±8,83)
Armspannweite [cm]	187,59 (±9,85)	196,10 (±8,47)	182,67 (±6,68)
Sitzhöhe [cm]	96,04 (±3,92)	98,97 (±2,90)	94,35 (±3,36)
Beinlänge [cm]	102,39 (±6,34)	106,60 (±5,44)	99,35 (±5,19)
PHV [Jahre]	12,45 (±1,02)	13,36 (±0,65)	11,92 (±0,78)
	Median (Range)		
Insole3 - EU Größe	44,5 (37,0–49,0)	48,0 (44,5–49,0)	42,0 (37,0–46,0)
Insole3 - Hersteller Größe	6 (3–9)	8 (7–9)	6 (3–7)

[1] *Daten: August 2021*

Für die Beantwortung der Forschungsfragen FF 1 und FF 4 wurden die Daten der vollständigen Stichprobe (N = 41) berücksichtigt. Ein geschlechtsspezifischer Gruppenvergleich erfolgte im Rahmen der vorliegenden Arbeit nicht. Für die Untersuchungen zur Reliabilität (FF 2) sowie für die explorative Anwendungsstudie (FF 4) standen ausschließlich die weiblichen Athletinnen (n_w = 27) über mehrere Messzeitpunkte hinweg zur Verfügung. Aufgrund gesundheitsbedingter Ausfälle (Verletzungen oder Erkrankungen) konnten letztlich nur 19 vollständige Datensätze im Zeitverlauf berücksichtigt werden (Tab. 16).

Tab. 16. Verteilung der Probandinnen im Testzeitraum August 2021 bis März 2022

	Probandinnen	**Nicht-Teilnahme**
T_0	27	-
T_1	24 (88,89 %)	3 (11,11 %)
T_2	19 (70,37 %)	8 (29,63 %)

Das Risiko einer reduzierten Stichprobengröße wurde im Studiendesign bewusst berücksichtigt, da es die realen Bedingungen mit geringen Stichprobengrößen im (Nachwuchs-) Leistungssport widerspiegelt (Hecksteden et al., 2022; Mesquida et al., 2022). Zusätzlich wurden für die Athletinnen, die im Saisonverlauf (FF 2 und FF 4) begleitet wurden, anthropometrische Kennwerte erhoben und sind in Tab. 17 nachzuvollziehen.

Tab. 17. Anthropometrische Merkmale (n_W = 19) für FF 2 und FF 4 inkl. Größenverteilung der OpenGo Insole3

	Mittelwert (± SD)
Alter [kalendarisch]	16,39 (±1,52)
Größe [cm]	181,47 (±7,55)
Gewicht [kg]	70,19 (±8,78)
Reichhöhe [cm]	231,32 (±9,68)
Armspannweite [cm]	181,68 (±7,32)
Sitzhöhe [cm]	94,13 (±3,81)
Beinlänge [cm]	99,63 (±5,99)
PHV [Jahre]	12,16 (±0,69)
	Median (IQR)
Insole3 - EU Größe	42,0 (42–46,0)
Insole3 - Hersteller Größe	6 (3–7)

** Daten: August 2021; nur Athletinnen*

7.4 Referenzsystem

Die Datenerhebung erfolgte im Schwerpunkt mit der OpenGo Insole3 (vgl. Kapitel 5.3). Zur Sicherung der Zuverlässigkeit der erhobenen Daten und zur Beantwortung der Forschungsfragen (FF 1 bis FF 4) kam ein Referenzmesssystem zum Einsatz, das kinematische und kinetische Parameter der unteren Extremitäten erfasste (Abb. 23).

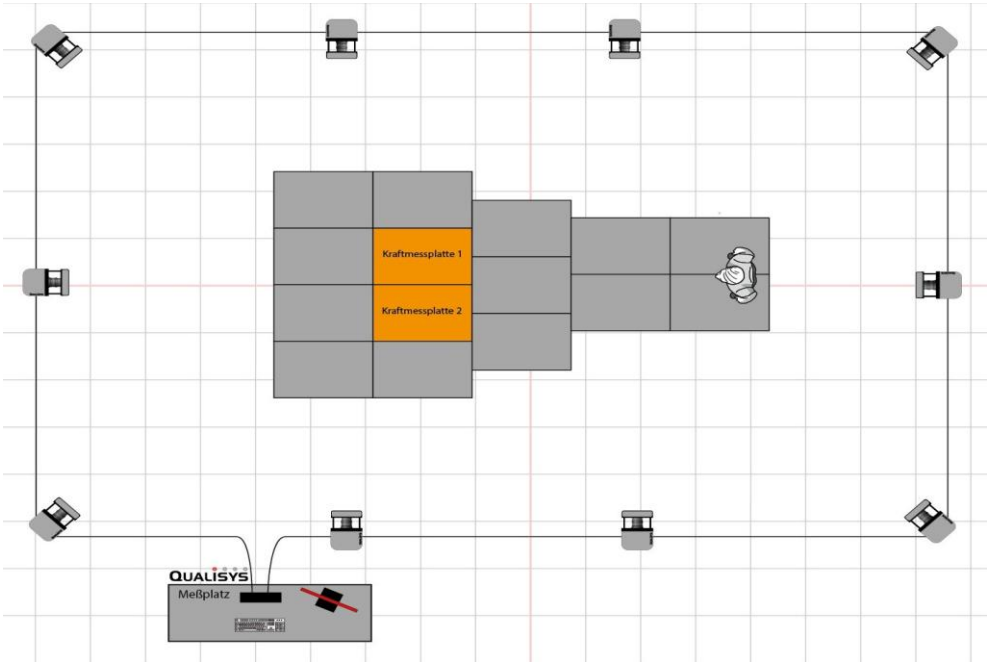


Abb. 23. Schematischer Testaufbau inkl. der Referenzmesssysteme aus der Vogelperspektive

Kinematik: Markerloses *MoCap*-System

Das dreidimensionale *MoCap*-System der Firma Qualisys (Qualisys AB, Göteborg, Schweden; QTM Version 2021.2 Build 6940) bildete die zentrale Komponente des Referenzsystems. *MoCap* bezeichnet ein bildbasiertes Verfahren zur Erfassung kinematischer und, in Kombination mit Kraftmessplatten, kinetischer Parameter von Personen oder Objekten (Abb. 24). Für die Datenerhebung kamen zehn optoelektronische Infrarotkameras des Typs Miqus zum Einsatz, die über einen *Ethernet-Switch* mit einem separaten Rechner verbunden waren. Die Kameras verfügten über eine Auflösung von 1 bis 4 Megapixeln, eine maximale Bildrate von bis zu 650 Hz sowie eine Erfassungsreichweite von bis zu 18 Metern. Die Bewegungsaufzeichnung erfolgte mit einer Bildrate von 120 Hz. Das System wurde markerlos betrieben, sodass auf das Anbringen reflektierender Marker verzichtet werden konnte. Dies minimierte eingriffsbedingte Bewegungsartefakte und erhöhte die ökologische Validität der Bewegungsausführung. Aufnahme, Systemsteuerung und erste Datenvisualisierung wurde über die Software *Qualysis Track Manager* (QTM) realisiert (Qualisys AB, 2017). Die markerlose Rekonstruktion der menschlichen Bewegung erfolgte mittels der Software Theia3D (Theia Markerless Inc., Kingston, Kanada; Version 2020.6.0.1106). Die Software basiert auf datengetriebenen Verfahren der 3D-Pose-Schätzung unter Verwendung tiefer neuronaler Netze (*Convolutional Neural Networks*), die anatomische Landmarken in den synchronisierten Videodaten *frame-by-frame* identifizierten und verfolgten. Auf Grundlage der 2D-Detektionen der kalibrierten Kameraansichten erfolgte eine dreidimensionale Rekonstruktion der Segmentpositionen und -orientierungen, die in Form homogener 4x4-Transformationsmatrizen beschrieben werden. Das interne inverse Kinematikmodell umfasste 6 Freiheitsgrade im Becken sowie je 3 Freiheitsgrade in Hüfte, Knie und Sprunggelenk. Die Gelenkwinkel berechneten sich aus den relativen Orientierungen benachbarter Segmente mittels Cardan-Sequenz (X-Y-Z) und wurden in anatomisch interpretierbare Komponenten zerlegt (Tab. 18). Eine statische Referenzaufnahme wurde ergänzend durchgeführt und diente der Definition der individuellen Neutralstellung sowie der Orientierung der Segmentachsen.

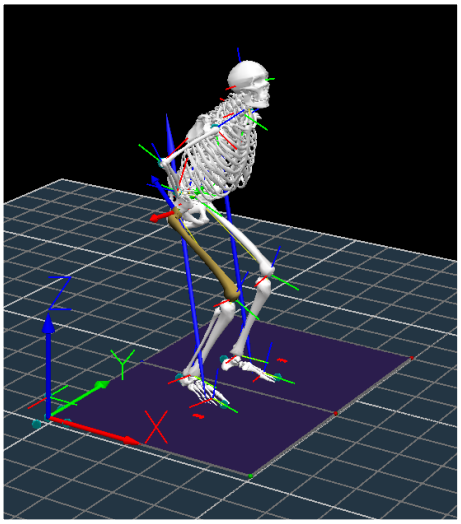


Abb. 24. Dreidimensionale Darstellung des Qualisys Modells (Screenshot aus Theia3D)

Tab. 18. Referenzsystem: Achsen-, Ebenen- und Bewegungsdefinition

Achse	Ebene	Bewegung
X	Sagittalebene	Flexion/Extension
Y	Frontalebene	Abduktion/Adduktion
Z	Transversalebene	Rotation

Im markerlosen Tracking erfolgt die Bestimmung der Segmentachsen jedoch modellbasiert, sodass die statische Aufnahme primär zur Definition der Referenzhaltung und zur Reduktion systematischer Offsets verwendet wird. Die kinematischen Daten filterte Theia3D mit einem *Spline*-basierten Tiefpassfilter (*Generalized Cross-Validation Smoothing Spline*) bei einer Grenzfrequenz von 10 Hz (Qualisys AB, 2025; Theia Markerless, 2026).

Kinetik: Kraftmessplatten

Zur Erfassung der kinetischen Daten wurde ein zweiteiliges KMP-System des Typs AMTI ACP-O (*Advanced Mechanical Technology Inc.*, Watertown, USA) verwendet. Jede Platte verfügte über eine Messfläche von 101,6 x 76,2 cm und erfasste die vGRF mit einer Abtastrate von 400 Hz. Die Kraftdaten wurden vor der weiteren Verarbeitung mit einem *Butterworth*-Tiefpassfilter zweiter Ordnung bei einer Grenzfrequenz von 25 Hz gefiltert. Das System basierte auf integrierten Hall-Effekt-Sensoren und erfasste Kräfte in allen drei Raumrichtungen: vertikal, mediolateral und anteroposterior. Die Gelenkmomente wurden mittels inverser Dynamik (Newton-Euler-Formalismus) auf Basis der rekonstruierten Segmentkinematik und der synchronisierten Bodenreaktionskräfte berechnet. Die Berechnung erfolgte distal-proximal entlang der kinematischen Kette. Die resultierenden Netto-Gelenkmomente wurden als externe Momente interpretiert und zur besseren Vergleichbarkeit auf die Körpermasse normiert (Advanced Mechanical Technology Inc., 2026). Das eingesetzte Qualisys-System erfüllt etablierte medizinisch-technische Prüfstandards und wurde als valides Referenzsystem zur Bewegungsanalyse bestätigt (RISE Research Institutes of Sweden AB, 2020).

7.5 Datenverarbeitung

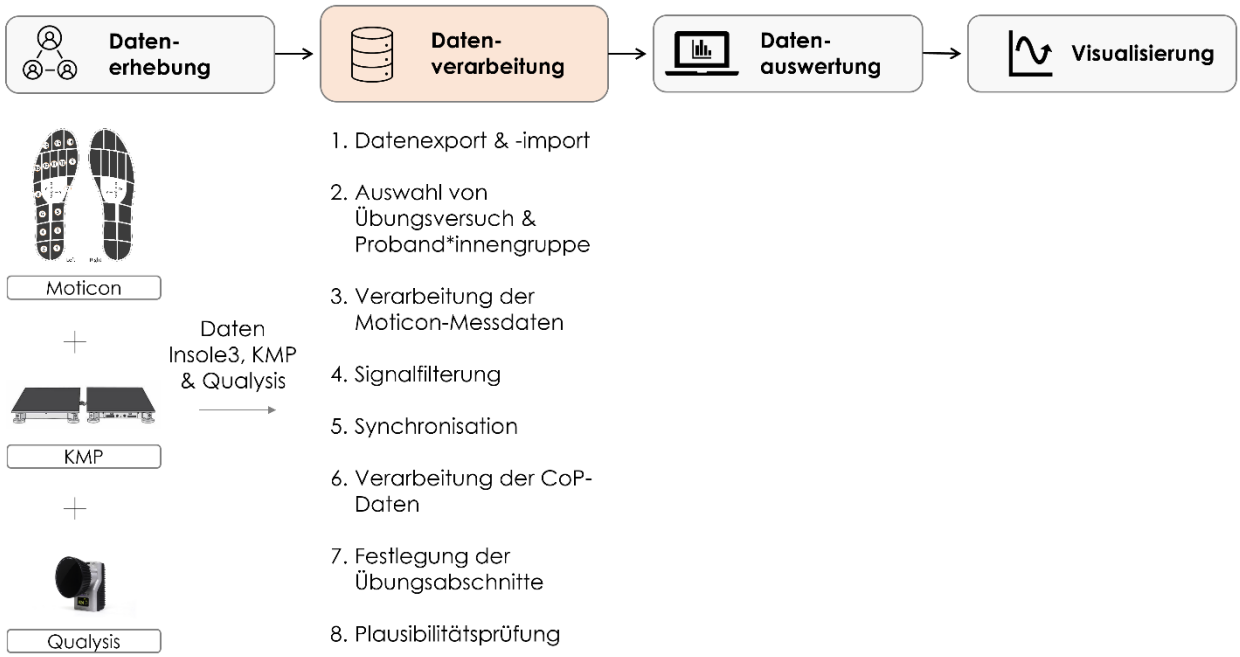


Abb. 25. Struktur der methodischen Vorgehensweise: Datenverarbeitung

Die Verarbeitung der erhobenen Daten bildet eine zentrale Voraussetzung, um valide und belastbare Ergebnisse im Rahmen der vorliegenden Arbeit zu gewährleisten. Sie ermöglicht eine Strukturierung, Aufbereitung und Qualitätssicherung der Messwerte (Abb. 25). Im Folgenden werden die einzelnen Schritte der Datenverarbeitung detailliert beschrieben und hinsichtlich ihrer methodischen Bedeutung erläutert.

Datenexport & -import

Nach erfolgreicher Datenerhebung wurden die Daten der OpenGo Insole3 gemäß den Herstellerangaben für den Export vorbereitet (Moticon ReGo AG, 2021a). Zunächst erfolgte eine Datenübertragung der Messdaten via Bluetooth von den Sensorsohlen auf ein Tablet unter Verwendung der Moticon-App (Version 03.10.01). Anschließend wurden die aufgezeichneten Daten über eine Netzwerkverbindung in die Moticon SCIENCE-Software auf einen Laptop übertragen. Nach Durchführung einer Plausibilitätsprüfung wurden die Daten der OpenGo Insole3 im Textformat (.txt) exportiert. Der Export umfasste sowohl die vom Hersteller als Rohdaten ausgewiesenen Drucksensorwerte als auch berechnete Parameter (vgl. Kapitel 5.3.1). Die kinetischen und kinematischen Daten des Referenzmesssystems wurden ebenfalls ohne zusätzliche Nachbearbeitung aus Theia3D im CSV-Format exportiert (C-Motion, Inc., Germantown, MD, USA; vgl. Kapitel 7.4). Eine vollständige Übersicht aller exportierten Parameter der Messsysteme ist in Anhang D. Die anschließende Datenaufbereitung, -verarbeitung und -analyse erfolgte mittels eines benutzerdefinierten R-Skripts (Version: 4.3.1) unter Verwendung von RStudio (Version: 2024.04.2).

Auswahl von Übungsversuch & Proband*innengruppe

Im Rahmen der Auswahl geeigneter Übungsversuche und der Proband*innengruppe wurden verschiedene Aspekte der Datenqualität und -konsistenz berücksichtigt. Mit Hilfe der Videoaufnahmen aus frontaler und lateraler Perspektive wurde zunächst überprüft, ob alle zuvor definierten Beobachtungskriterien und Durchführungsbestimmungen eingehalten wurden. Für die weitere Auswertung wurde aus allen Testdurchläufen der jeweils qualitativ beste Durchgang jeder Testperson herangezogen. Insgesamt lagen Datensätze von N = 41 Proband*innen vor. Aufgrund technischer Probleme bei der Erfassung der KMP-Daten und OpenGo Insole3-Daten mussten n = 3 Datensätze ausgeschlossen werden, sodass final N = 39 Datensätze in die Analyse eingingen (vgl. Kapitel 7.3).

Verarbeitung der Moticon-Messdaten

Zur Berechnung der auf die Fußsohlen wirkenden Kräfte wurden die Rohdaten aller 16 Drucksensoren pro Seite [N/cm²] der OpenGo Insole3 herangezogen. Zusätzlich standen metadatenbasierte Angaben zur Sohlengröße (Größenklasse 1−9) zur Verfügung, die zur Auswahl der korrekten, herstellerseitig dokumentierten Sensorflächen A_i [cm²] und Skalierungsfaktoren k_i dienten (Moticon ReGo AG (2021b); vgl. Kapitel 5.3). Die effektive Sensorfläche ergab sich aus:

$$A_{\text{eff},i} = A_i \times k_i$$

Die Sensorflächen A_i variierten je nach Größenklasse zwischen 1,71 cm² (Sensor 7, Größe 1) und 14,36 cm² (Sensor 9, Größe 9). Die Skalierungsfaktoren k_i lagen größenklassenabhängig im Bereich von 1,24 bis 6,35. Die Sensorkraft des Sensors *i* berechnet sich als:

$$F_i = p_i \times A_{\text{eff},i}$$

wobei p_i den gemessenen Druckwert des Sensors *i* [N/cm²] bezeichnet. Die berechnete Gesamtkraft einer Seite ergab sich durch Summation über alle 16 Sensoren:

$$F_{calc} = \sum_{i=1}^{16} F_i$$

Zur Plausibilitätsprüfung wurde neben der geräteseitig ausgegebenen Gesamtkraft F_{dev} auch die berechnete Gesamtkraft F_{calc} sowie deren Differenz ausgewiesen. Für die weitere Analyse wurden die 16 Sensoren sechs anatomischen Regionen (Rückfuß medial/lateral, Mittelfuß medial/lateral und Vorfuß medial/lateral) zugeordnet. Hierfür stellte die Moticon AG gewichtete Zuordnungsvektoren $\omega_{r,i} \in [0,1]$ bereit. Diese bestimmen, zu welchem Anteil der Sensor *i* in eine Region $r \in \{hm, hl, mm, ml, fm, fl\}$ eingeht. Grenzsensoren gingen anteilig in mehrere Regionen ein. So wurde zum Beispiel Sensor 16 mit dem Gewicht 0,5 sowohl der medialen als auch der lateralen Vorfußregion zugeordnet oder Sensor 1 ging mit Gewichten zwischen 0,08 und 0,64 in bis zu vier Regionen ein.
Die resultierenden Regionalkräfte der Region r auf Seite s berechneten sich als gewichtete Summer der Sensorelemente mit gemäß:

$$F_{r,s} = \sum_{i=1}^{16} \omega_{r,i} \times p_i \times A_{\text{eff},i}$$

Um interindividuelle Vergleichbarkeit unabhängig vom Körpergewicht herzustellen, wurden die Regionalkräfte auf die Körpermasse (BW) normiert:

$$\tilde{F}_{r,s} = \frac{F_{r,s}}{BW}$$

Die normierten Regionalkräfte $\tilde{F}_{r,s}$ lagen definitionsgemäß im positiven Wertebereich und sind in der Einheit [N/kg] angegeben. Die Summe der sechs Regionen pro Seite ergab annähernd den Gesamtkraftwert F_{calc} der jeweiligen Seite, wobei leichte Abweichungen durch anteilige Mehrfachzuordnung von Grenzsensoren entstehen. Die Verarbeitung erfolgte konsistent auf Basis der Rohdruckwerte unter Verwendung der herstellerseitig dokumentierten Flächen- und Gewichtungsparameter.

Signalfilterung

Aufgrund unterschiedlicher Abtastraten der eingesetzten Messsysteme wurden die Zeitreihen der KMP zunächst mittels Interpolation auf eine einheitliche Abtastrate von 100 Hz transformiert. Dieses *Resampling* erfolgte vor sämtlichen benutzerdefinierten Filteroperationen, um frequenzbedingte Verzerrungen zu vermeiden und eine systemübergreifende Vergleichbarkeit sicherzustellen (Winter, 2009).

Die von Theia exportierten kinematischen Größen waren systemseitig bereits mit einem *Butterworth*-Tiefpassfilter 4. Ordnung von 10 Hz (Standardeinstellung) gefiltert. Kinetische Größen basieren auf intern mit 25 Hz (Standardeinstellung) gefilterten Kraftsignalen. Die exportierten vGRF- und CoP-Zeitreihen der KMP sowie der OpenGo Insole3 wurden hingegen als ungefilterte Rohsignale behandelt, da keine dokumentierte externe Vorfilterung seitens der Hersteller vorlag. Um eine vergleichbare Signalbandbreite zu gewährleisten, wurden ausschließlich vGRF- und CoP-Zeitreihen nachträglich mit einem *Butterworth*-Tiefpassfilters 4. Ordnung in Nullphasen-Anwendung (*Zero-Lag*-Filter) gefiltert. Bereits vorgefilterte kinematische und kinetische Größen wurden nicht erneut gefiltert, um frequenzbasierte Verzerrungen durch Doppelfilterung zu vermeiden (Thomas et al., 2023; Winter, 2009). Da biomechanische Signalcharakteristika aufgabenabhängig variieren, wurde die optimale Grenzfrequenz aufgabenspezifisch mittels Residualanalyse nach Winter (2009) bestimmt. Für jede potenzielle Grenzfrequenz f_c wurde das Signal tiefpassgefiltert und das *Root Mean Square*-Residuum zwischen Rohsignal X_i und gefiltertem Signal $\hat{X}_i$ berechnet:

$$R(f_c) = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(X_i - \hat{X}_i\right)^2}$$

Das RMS-Residuum quantifiziert die mittlere Abweichung zwischen Roh- und gefiltertem Signal und repräsentiert die verbleibenden hochfrequenten Anteile. Der Übergangspunkt der Residualkurve von einer linearen Abnahme zu einer Abflachung wurde als optimale Grenzfrequenz definiert. Für dynamische Aufgaben (DVJ, SJ) erfolgte die Analyse in Zeitfenstern ab dem initialen Bodenkontakt, für dynamisch-statische Aufgaben (DSLS, OVH) über die vollständige Sequenz. Für jede Aufgabe wurden zunächst individuelle *Cut-Off*-Werte getrennt nach Proband*in, Testzeitpunkt (T_0; T_2) und Messsystem bestimmt. Diese wurden anschließend system- und zeitpunktübergreifend aggregiert. Aufgrund der nicht normalverteilten *Cut-Off*-Werte wurde der Median als robustes Maß der zentralen Tendenz gewählt. Auf dieser Basis wurden die finalen, aufgabenklassenspezifischen Grenzfrequenzen festgelegt (Tab. 19).

Tab. 19. Aggregierte und systemeinheitlich angewandte Cut-Off-Frequenzen für vGRF- und CoP-Signale

Aufgabenklasse	vGRF	CoP
Statisch (DSLS, OVH)	3,5 Hz	2,5 Hz
Dynamisch (DVJ, SJ)	11 Hz	3,5 Hz

Die definierten Grenzfrequenzen wurden identisch auf die vGRF- und CoP-Zeitreihen der Messsysteme und Testzeitpunkte angewandt, um frequenzbedingte Verzerrungen auszuschließen. Die höchsten bestimmten Grenzfrequenzen lagen bei dynamischen Aufgaben bei 11 Hz. Bei einer Abtastrate von 100 Hz (Nyquist-Frequenz 50 Hz) liegen diese unterhalb der theoretischen Grenzfrequenz sowie unterhalb konservativer praxisüblicher Relationen (z.B. $f_c \leq f_s/5$). Die gewählten Filtereinstellungen sind somit signaltheoretisch unkritisch und erlauben eine adäquate Abbildung der Signalanteile (Winter, 2009).

Synchronisation

Aufgrund fehlender direkter Synchronisation der OpenGo Insole3 mit dem Referenzsystem Qualisys über ein externes Ereignis, Trigger-Signal oder Lichtimpuls wurde die zeitbasierte Synchronisation der Datensätze über eine Kreuzkorrelationsanalyse (*Pearson-Cross-Correlation*) durchgeführt. Grundlage bildeten die vertikalen Bodenreaktionskräfte der linken bzw. rechten Seite, da sie in beiden Systemen definiert ist und robuste Ereignischarakteristika aufweist (Derrick et al., 1994; Derrick & Thomas, 2004; Stergiou, 2004). Die Kreuzkorrelation quantifiziert den Grad der Ähnlichkeit zweier Zeitreihen, indem eine Kurve relativ zur anderen verschoben wird, bis die größtmögliche Übereinstimmung erreicht ist. Die Methode basiert auf einer Punkt-zu-Punkt-Multiplikation zweier Signale, wobei die Summe der Produkte als Maß für deren Übereinstimmung dient:

$$r_{xy} = \sum_{i=0}^{N-1} x_i y_i$$

Zur Bewertung der Stärke und Richtung (Polarität) der Beziehung wird eine Variation des Pearson-Produkt-Moment-Korrelationskoeffizienten verwendet. Je höher der Wert von r_{xy}, desto stärker ist die Korrelation. Das Vorzeichen gibt an, ob die Signale tendenziell gemeinsam zu- oder abnehmen. Für die zeitliche Verschiebung wird eine Verzögerungsvariable (*Lag*) ℓ eingeführt. Die Kreuzkorrelation als Funktion des *Lags* lautet:

$$r_{xy}\,(\ell) = \sum_{i=0}^{N-1} x_i y_{i+\ell}$$

Die Kurvenkorrelation bietet den Vorteil, nicht nur diskrete Datenpunkte der Kurve, sondern die gesamte Zeitreihe in ihrer Charakteristik zu berücksichtigen. Darüber hinaus liefert sie wertvolle Einblicke in zeitliche Muster und Ähnlichkeiten zwischen den erfassten Variablen (Stergiou, 2004; Thomas et al., 2023).

Verarbeitung der CoP-Daten

Auf Grund unterschiedlicher Referenzdefinitionen der Koordinatensysteme der KMP (globales Laborkoordinatensystem) und der OpenGo Insole3 (lokales, herstellerspezifisches Sohlenkoordinatensystem) war eine Aufbereitung der Daten erforderlich. Während die Druckmesssohlen CoP-Koordinaten relativ zu einem herstellerdefinierten geometrischen Ursprung ausgeben, repräsentieren die KMP-Daten die Fußplatzierung und -rotation relativ zur Platte (über die statische Referenzpose) im globalen Laborkoordinatensystem (Abb. 26). Daraus resultiert ein systematischer Unterschied der Koordinatenursprünge, der sich in einem konstanten räumlichen *Offset* zwischen den Messystemen äußern kann. Eine nachträgliche Rotation oder vollständige Transformation Insole-Daten in das globale Koordinatensystem wurde bewusst nicht durchgeführt, da hierfür zusätzliche kinematische Referenzdaten (z.B. markerbasierte Systeme) erforderlich gewesen wären (Morin et al., 2022). Zudem variiert die Fußrotation relativ zur KMP zwischen Wiederholungen und Proband*innen, wodurch keine konstante Transformation zwischen den Koordinatensystemen angenommen werden kann.

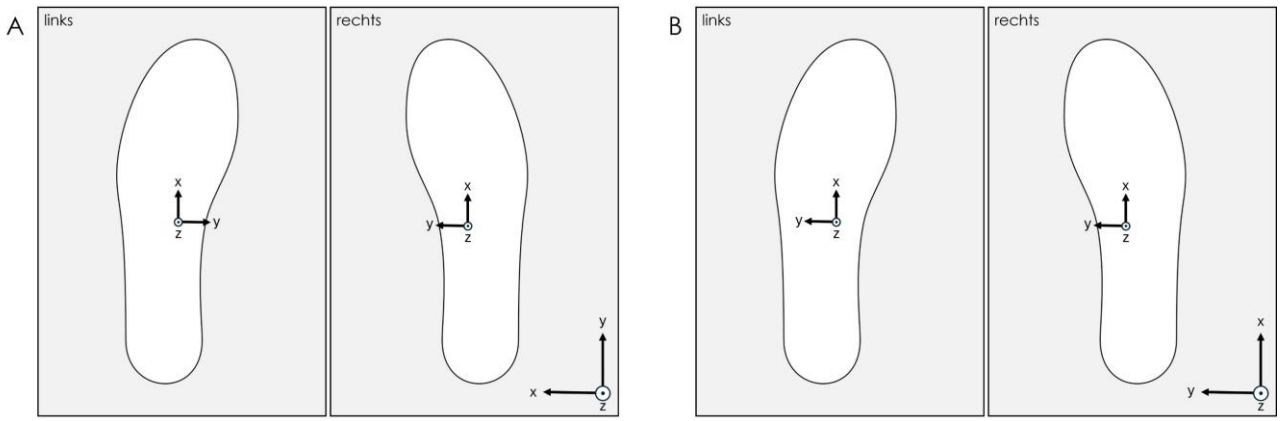


Abb. 26. Ausrichtung der Koordinatensysteme für die Insole3 und KMP mit den Achsen X, Y und Z, sowie den Ursprung der OpenGo Insole3 in (A) ursprünglicher sowie (B) bearbeiteter Ausrichtung.

Zur Sicherstellung einer konsistenten Interpretation der ML- und AP-Komponenten wurden die Achsenbenennung der KMP an jene der OpenGo Insole3 angepasst (vgl. Abb. 26 A). Zusätzlich wurde für die linke OpenGo Insole3 die ML-Komponente durch Multiplikation mit dem Faktor −1 gespiegelt, um eine einheitliche laterale Orientierung zu gewährleisten (vgl. Abb. 26 B). Eine Anpassung der Koordinatenursprünge oder Rotation der Daten wurde nicht vorgenommen. Die Berechnung der CoP-Parameter erfolgte auf Basis der Rohkoordinaten. Ein konstanter *Offset* zwischen den Koordinatensystemen beeinflusst die untersuchten Parameter (*Path Length*, *Mean Velocity*, *Ellipse Area*, *SampEn*) nicht, da diese invariant gegenüber Translationen sind. Somit bleiben sowohl die geometrischen Relationen der Trajektorie als auch deren Streuungseigenschaften unverändert. Detaillierte methodische Hintergründe sowie die zugrunde liegenden Berechnungen der Parameter finden sich in Anhang D.

Für die visuelle Darstellung der CoP-Trajektorien wurde ergänzend eine Mittelwert-Zentrierung der AP- und ML-Zeitreihen durchgeführt, sodass der Schwerpunkt der Trajektorie im Ursprung liegt (vgl. Abb. 27). Diese Transformation stellt eine reine Translation dar und beeinflusst weder Form noch Streuung der Daten. Die zentrierten Daten wurden ausschließlich zur Visualisierung verwendet und nicht in die Parameterberechnung einbezogen.

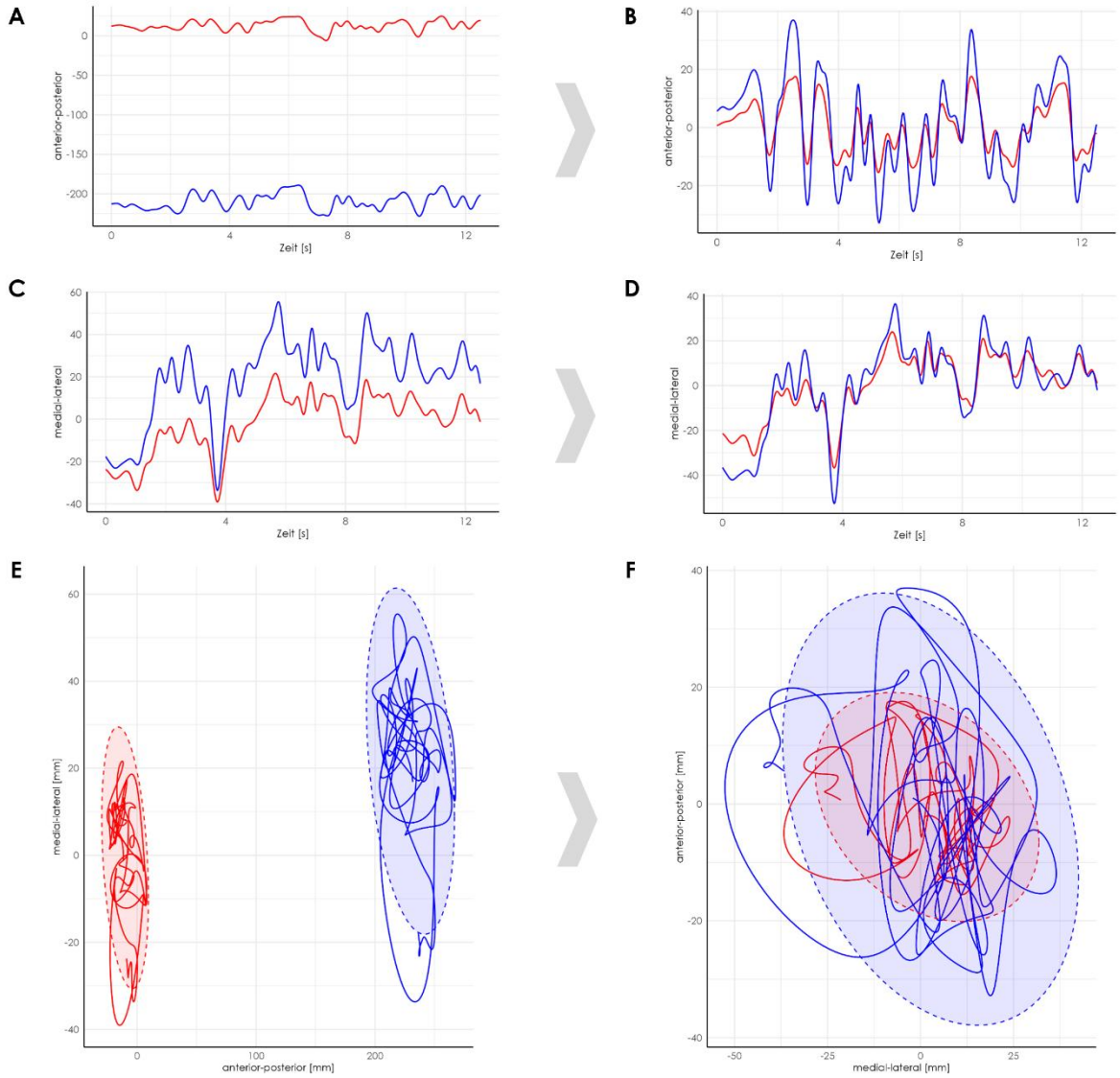


Abb. 27. Effekt der Mittelwert-Zentrierung auf die CoP-Daten von KMP (blau) und OpenGo Insole3 (rot): Rohdaten (A, C, E) versus standardisierten Daten (B, D, F) für anteroposterior (A,B), mediolateral (C, D) und 2D-Darstellung inkl. Prediction Ellipse Area (E, F)

Festlegung der Übungsabschnitte

Nach dem Angleichen der Kraft-Zeit-Verläufe anhand des berechneten *Lags,* erfolgte die Auswahl der relevanten Signalabschnitte für die einzelnen Übungen (DSLS, OVH, DVJ, SJ) (Abb. 28). Nach Prüfung des statistischen *Lags* wurde der Startpunkt aller Testsequenzen präzisiert. Als Referenz diente der initiale Bodenkontakt zwischen Fuß und KMP. Ein gültiger Startpunkt lag vor, sobald auf einer der beiden Platten die vGRF den Schwellenwert von F > 50 N überschritt (Stergiou, 2004). Das Ende der jeweiligen Übung wurde abhängig von der spezifischen Charakteristik der Übung definiert.

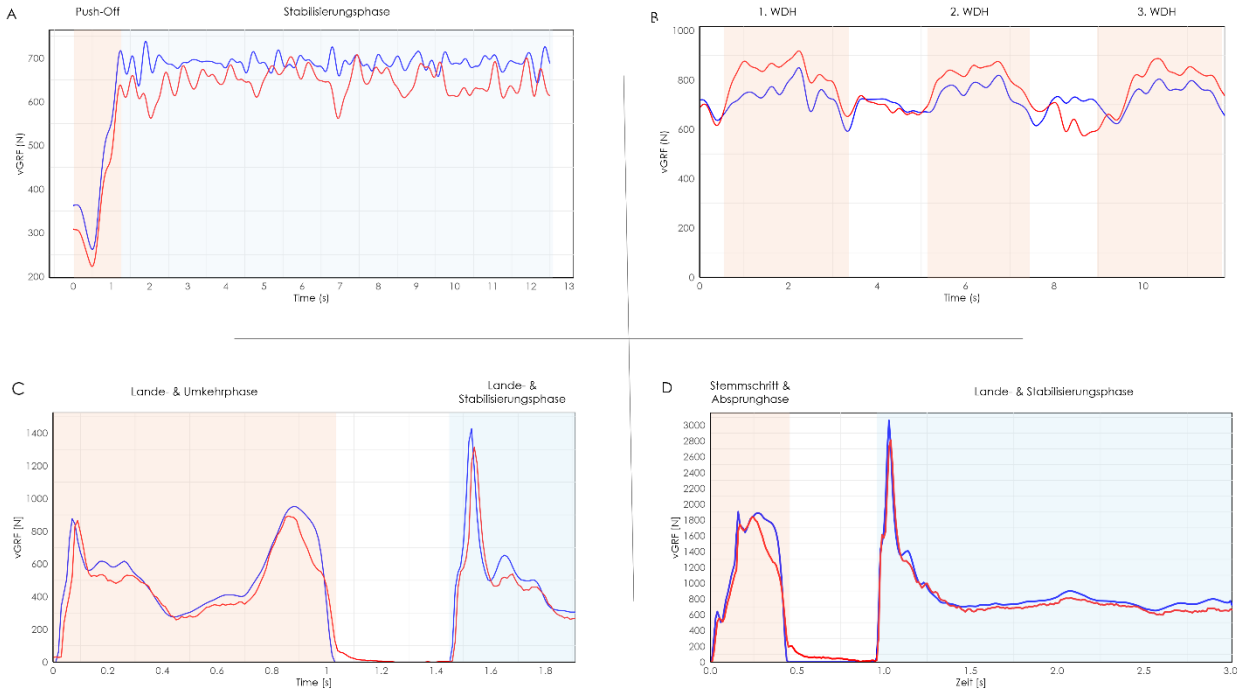


Abb. 28. Repräsentative vGRF [N] der KMP (blau) und OpenGo Insole3 (rot) versus die Zeit. Die Verläufe zeigen die Charakteristik der durchgeführten Übungen inklusive der dynamischen Phasen (orange) und Lande- & Stabilisierungsphasen (hellblau): (A) DSLS mit einer Push-Off-Phase vom beidbeinigen in den einbeinigen Stand, (B) OVH mit drei erkennbaren Wiederholungen, (C) DVJ mit einer Lande- & Umkehrphase, sowie einer anschließenden Lande- & Stabilisierungsphase bis zum Time To Stabilize, (D) Spike Jump mit einer Stemmschrittphase und der anschließenden Lande- & Stabilisierungsphase bis zum Time To Stabilize.

Für die Sprungaufgaben (DVJ bilateral/unilateral und SJ) erfolgte die Endpunktbestimmung über den TTS (vgl. Kapitel 3). Der TTS wurde als die Zeit zwischen dem initialen Bodenkontakt und dem Erreichen des Zeitpunkts ermittelt, an dem die vertikale Kraftkomponente die Stabilitätsgrenze von ±5 % des Körpergewichts erreicht und diese Grenze für mindestens eine Sekunde nicht über- bzw. unterschreitet (B. Chen et al., 2021; DuPrey et al., 2016; Flanagan et al., 2008; Vaz et al., 2020). Für die Validierungs- und Reliabilitätsanalysen (FF 1 und FF 2) wurden sowohl die Mittelwerte als auch das Maximum der Lande- und Stabilisierungsphase berücksichtigt. In den Teilstudien zur Modellierung und Anwendung (FF 3 und FF 4) wurden die ersten 50 ms nach dem initialen Kontakt (IC50) gewählt, um gezielt die initiale, überwiegend *feedforward*-dominierten Phase der Landung zu erfassen (Wright et al., 2016). Da reflektorische Anpassungen erst nach 50−80 ms wirksam werden, erlaubt dieses Zeitfenster eine differenzierte Analyse der antizipativen neuromuskulären Kontrolle und der initialen mechanischen Belastung, die als entscheidend für die Entstehung von Verletzungen gilt (Bates, Schilaty et al., 2020; Calisti et al., 2025; vgl. Kapitel 3). Für den DSLS wurde gemäß Dingenen et al. (2013) eine feste Nachbeobachtungszeit von 12 Sekunden nach dem Übergang in den Einbeinstand definiert. Für die Analyse wurde die DSLS-Sequenz vom *Push-Off*-Moment bis zur einbeinigen Standphase verwendet. Der Startzeitpunkt des OVH wurde über das Erreichen eines stabilen Gleichgewichts nach Betreten der KMP bestimmt. Die Stabilität lag vor, wenn keine weiteren Schnittpunkte der vGRF zwischen linker und rechter Seite

auftraten (keine Neupositionierung der Füße) und die vGRF innerhalb einer Toleranz von 5 % des Körpergewichts blieb. Das Ende des OVH wurde nach drei Wiederholungen durch das Verlassen der KMP definiert. Somit wurde für den OVH die gesamte Phase aller drei Wiederholungszyklen in die Analyse einbezogen.

Plausibilitätsprüfung

Als abschließender Schritt wurde eine erneute Plausibilitätsprüfung aller Datensätze durchgeführt, um Konsistenz und Vollständigkeit der erhobenen Daten sicherzustellen und potenzielle Fehler zu identifizieren. Für eine systematische visuelle Inspektion wurden für alle Proband*innen sowohl die Kraft-Zeit-Verläufe als auch die CoP-Positionen grafisch dargestellt und überprüft. Ziel dieser Prüfung war es, Auffälligkeiten wie Ausreißer, Messfehler, Signalabbrüche oder fehlende Datenpunkte zu identifizieren und gegebenenfalls zu korrigieren bzw. die betroffenen Sequenzen auszuschließen.

7.6 Datenauswertung

Der Prozess der statistischen Datenauswertung schließt unmittelbar an die Datenverarbeitung an und bildet die methodische Grundlage zur Beantwortung der Forschungsfragen dieser Arbeit (vgl. Kapitel 6). Das Schaubild in Abb. 29 verdeutlicht den sequenziellen Übergang von der Datenverarbeitung zur statistischen Analyse sowie Ergebnisdarstellung und dient als orientierender Rahmen für die in dieser Arbeit eingesetzten statistischen Methoden und Verfahren der Zeitreihenanalyse. Die Darstellung beschränkt sich zunächst bewusst auf grundlegende statistischen Analyse- und Prüfverfahren. Die konkrete Zuordnung der eingesetzten statistischen Verfahren, spezifischer deskriptiver Auswertungen sowie parameterabhängiger Kenngrößen erfolgt hingegen jeweils direkt in den Kapiteln der entsprechenden Teilstudien, um eine enge inhaltliche Anbindung an die jeweilige Fragestellung zu sicherzustellen (vgl. Kapitel 8-11).

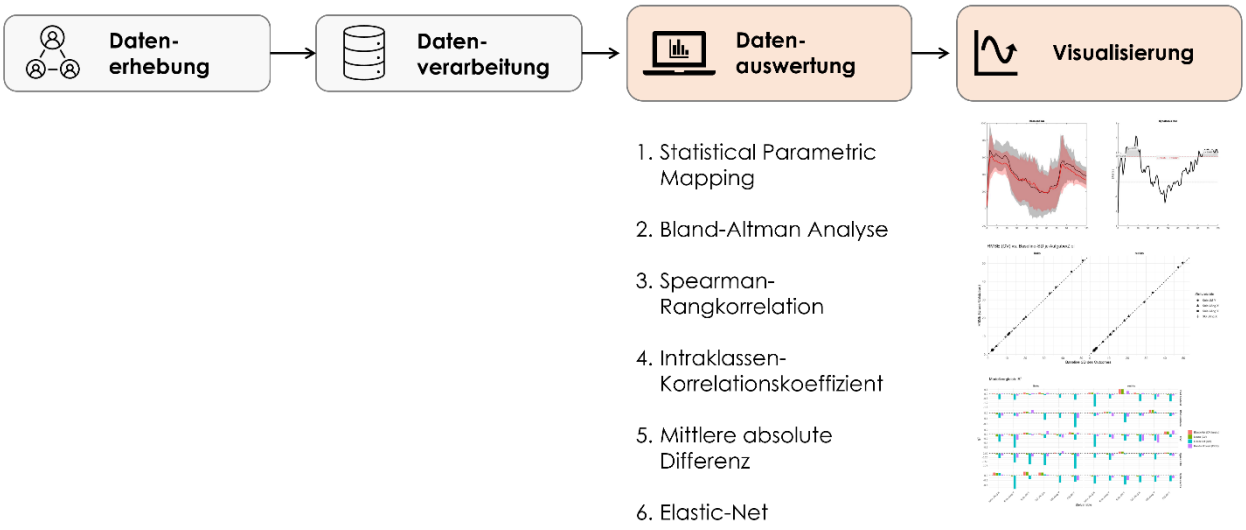


Abb. 29. Struktur der methodischen Vorgehensweise: Datenauswertung & Visualisierung

Die statistischen Analysen wurden mit dem Softwarepaket R (Version 4.3.1) in RStudio (Version: 2024.04.2) und mit MATLAB (Version R2024a, MathWorks Inc.) durchgeführt. Zur Optimierung der R-Skripte wurde ein KI-basiertes Sprachmodell herangezogen (OpenAI's ChatGPT, persönliche Kommunikation, Zeitraum 2022–25). Deskriptive Statistiken werden als Mittelwerte ± Standardabweichung angegeben. Das Signifikanzniveau wurde für alle inferenzstatistischen Tests auf $\alpha = 0.05$ festgelegt.

Statistical Parametric Mapping

Zur Analyse der kontinuierlichen Verläufe der vGRF wurde das *Statistical Parametric Mapping* (SPM) eingesetzt. Diese Methode wurde in den 1990er Jahren zur Auswertung räumlich-zeitlicher Daten in der funktionellen Bildgebung entwickelt (Friston, 2011). In den letzten Jahren hat sich SPM zunehmend auch in der Biomechanik etabliert. Ein wesentlicher Vorteil des SPM gegenüber klassischen statistischen Verfahren besteht darin, dass Zeitreihen nicht auf einzelne diskrete Kennwerte (z.B. Maxima, Minima oder Mittelwerte) reduziert werden müssen. Stattdessen erlaubt die Methode eine Analyse der vollständigen Kurvenverläufe und eignet sich besonders für ungerichtete Fragestellungen sowie für Bewegungsabläufe mit komplexer Dynamik. Darüber hinaus ermöglicht die grafische Darstellung der Zeitverläufe eine intuitive Interpretation der Ergebnisse (Pataky, 2010, 2012; Serrien et al., 2019; Yona et al., 2023). Für jeden Zeitpunkt der normierten Zeitreihe wird ein statistischer Testwert (t, F, chi^2, …) berechnet. Da über die gesamte Zeitreihe hinweg viele Methoden gleichzeitig durchgeführt werden, erfolgt die Kontrolle des α-Fehlers mithilfe der *Random-Field-Theory*. Diese liefert auf Grundlage des α-Niveaus einen kritischen Schwellenwert (t*), der über den gesamten Zeitverlauf hinweg als Referenz für Signifikanz dient. In einem SPM{t}-Diagramm wird der zeitabhängige Verlauf der Teststatistik (durchgezogene Linie) der kritischen Schwelle (gestrichelte Linie) gegenübergestellt. Zeitbereiche, in denen der Testwert die Schwelle über- oder unterschreitet, werden als statistisch signifikant markiert (schattierte Fläche). Die SPM-Analyse wurde mit der Open-Source-Software SPM-1D (www.spm1d.org; © T.C. Pataky) in MATLAB (Version 2024A) durchgeführt.

Bland & Altman Statistik

Die Bland-Altman-Analyse ist in der Biomechanik eine etabliertes Verfahren zur Quantifizierung der absoluten Reliabilität sowie zur Bewertung von Übereinstimmung und systematischen Abweichungen diskreter Parameter zwischen zwei Messsystemen (Bland & Altman, 1986a, 1999). Sie erlaubt es, sowohl systematische als auch zufällige Fehler zwischen zwei quantitativen Messmethoden zu identifizieren und deren Ausmaß statistisch wie visuell zu beurteilen. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Differenzen zwischen den Messwerten des Testsystems und des Referenzsystems berechnet und gegen deren Mittelwert aufgetragen (Bland-Altman-Plot). Die Mittelwerte der Messergebnisse beider Systeme werden auf der x-Achse gegen die jeweiligen Differenzen der Messergebnisse auf der y-Achse abgetragen. Der Mittelwert der Differenzen entspricht dem systematischen Fehler. Ein positiver oder negativer *Offset* weist auf eine konstante Abweichung des Systems hin. Zusätzlich wurden die 95 %-Übereinstimmungsgrenzen (*Limits of Agreement; LoA*) berechnet. Diese geben das Intervall an, in dem 95 Prozent der Messdifferenzen zu erwarten sind und verdeutlichen damit die Streuung sowie potenzielle Inkonsistenz der Messwerte. Je

weiter die Grenzen auseinander liegen, desto höher ist die Streuung der vorliegenden Daten. In biomechanischen Anwendungen bietet die Bland-Altman-Analyse eine sinnvolle Ergänzung zu Korrelationsanalysen, da sie Unterschiede direkt in den physikalischen Messeinheiten quantifiziert. Im Gegensatz zum Intraklassenkorrelationskoeffizient hängt sie zudem weniger stark von der Varianz der Stichprobe ab und liefert eine robustere Einschätzung des Messfehlers (Abu-Arafeh et al., 2016; Bland & Altman, 1986b, 1999; Gerke, 2020; Ludbrook, 2002).

Spearman-Rangkorrelation

Zur Analyse der Zusammenhänge zwischen den erhobenen Messgrößen wurde die *Spearman*-Rangkorrelation ρ eingesetzt. Diese basiert auf den Rängen der Datenwerte und beschreibt die Stärke eines monotonen Zusammenhangs zwischen zwei Variablen (d.h. ob eine Variable tendenziell zunimmt, wenn die andere steigt) (Atkinson & Nevill, 1998; Estelberger & Reibnegger, 1995). Da die Methode nicht auf Verteilungsannahmen beruht, eignet sie sich besonders für nicht normalverteilte Daten und ist aufgrund der Rangtransformation weniger anfällig für Ausreißer. Die Berechnung erfolgt, indem die Werte beider Variablen zunächst in Ränge umgewandelt und anschließend die Rangdifferenz in die folgende Formel eingesetzt werden:

$$\rho = 1 - \frac{\delta \sum d_i^2}{n\,(n^2 - 1)}$$

Der Korrelationskoeffizient nach *Spearman* kann Werte zwischen +1 und –1 annehmen. Werte nahe +1 zeigen einen starken positiven monotonen Zusammenhang, Werte nahe –1 einen starken negativen monotonen Zusammenhang, während Werte um Null auf das Fehlen eines monotonen Zusammenhangs hindeuten. Dabei beschreibt die *Spearman*-Korrelation ausschließlich die Stärke der Beziehung, nicht jedoch das Ausmaß absoluter oder relativer Messabweichungen zwischen zwei Systemen.

Intraklassen-Korrelationskoeffizient (ICC)

Zur Bestimmung der Test-Retest-Reliabilität wurde der ICC mit zugehörigen 95 %-Konfidenzintervallen (95 %-KI) berechnet. Der ICC ist eine statistische Kennzahl, die zur Quantifizierung der relativen Reliabilität (Zuverlässigkeit) von Messungen verwendet wird. Reliabilität bezieht sich hierbei auf die Konsistenz oder Wiederholbarkeit eines Tests oder einer Messung (Weir, 2005). Im Kern ist der ICC eine univariate Statistik, die auf einem Varianzanalyse-Modell (ANOVA) basiert. Er setzt die Varianz zwischen den Systemen ins Verhältnis zur Gesamtvarianz, die sich aus der echten Varianz und der Fehlervarianz zusammensetzt (Atkinson & Nevill, 1998; Koo & Li, 2016). Zur qualitativen Einordnung werden häufig Klassifikationsschemata angewendet (Koo & Li, 2016):

> 0.90	exzellente Reliabilität
0.75–0.90	gute Reliabilität
0.50–0.75	moderate Reliabilität
< 0.50	mangelhafte Reliabilität

Es ist wichtig zu erwähnen, dass wie bei der *Spearman*-Korrelation, hohe ICC-Werte nicht automatisch kleine Messfehler bedeuten. Ein ICC kann auch bei großen Messfehlern hoch sein, wenn die Varianz zwischen den Daten sehr groß ist (Atkinson & Nevill, 1998; Warneke, Gronwald et al., 2025).

Mittlere absolute Differenz (engl. *Mean Absolute Error*; MAD)

Die mittlere absolute Differenz ist ein etabliertes Fehlermaß zur Beurteilung der Systemvalidität eines Messsystems. Sie beschreibt die durchschnittliche Größe der Abweichungen zwischen zwei gepaarten Messwerten (z.B. aus einem Test-Retest-Design), unabhängig von der Richtung des Fehlers (Warneke, Gronwald et al., 2025). Für jede Versuchsperson wird zunächst die Differenz zwischen zwei Messwerten berechnet und anschließend der Absolutbetrag dieser Differenz bestimmt. Der MAD ergibt sich als Mittelwert dieser Absolutdifferenzen über alle Proband*innen hinweg. Da das Ergebnis in der Originaleinheit der Messgröße angegeben wird, erlaubt der MAD eine direkte, praxisnahe Interpretation der durchschnittlichen Fehlergröße (Hopkins, 2000; Warneke, Gronwald et al., 2025). Die Formel zur Berechnung des MAD lautet (Warneke, Gronwald et al., 2025):

$$MAD = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|x_i - y_i|$$

Der MAD quantifiziert in erster Linie den zufälligen Messfehler. Dieser Teil des Fehlers entsteht durch nicht kontrollierbare Faktoren wie biologische Tagesschwankungen oder geringfügige Abweichungen in der Testdurchführung (Atkinson & Nevill, 1998; Hopkins, 2000). Im Gegensatz dazu beschreibt der systematische Fehler (*Bias*) eine gleichgerichtete Verschiebung der Messwerte. Der MAD erfasst ausschließlich die mittlere Streuung der Einzelwerte und ist somit ein reines Maß für das Rauschen eines Systems. Ein Beispiel aus der Studie von Warneke, Gronwald et al. (2025) verdeutlicht diese Unterscheidung: In der Analyse der Sprunghöhe zeigte sich ein praktisch vernachlässigbarer Bias von 0,07 cm (p = .94), während der MAD 5,48 cm betrug. Obwohl die Messungen im Mittel nahezu identisch waren, wichen die Einzelmessungen im Schnitt um mehr als 5cm voneinander ab. Warneke, Gronwald et al. (2025) betonen in diesem Zusammenhang, dass selbst hohe ICC-Werte potenziell irreführend sein können, wenn sie mit einem inakzeptable hohen MAD (z. B. > 15–20 % des Mittelwerts) einhergehen.
Insgesamt stellt der MAD ein leicht verständliches und anwendungsnahes Maß dar, das die Genauigkeit eines Messverfahrens aus sportpraktischer und klinischer Sicht zuverlässig beschreibt. Er ergänzt systematische Kennwerte wie Bias oder relative Maße wie den ICC und trägt damit zu einer differenzierteren Beurteilung der Messqualität bei.

Elastic-Net

Die *Elastic Net* Regression (EN) ist ein Regularisierungsverfahren für lineare und generalisierte lineare Modelle, das sowohl Variablenselektion als auch Stabilisierung der Parameterschätzung ermöglicht. Sie wurde von Zou und Hastie (2005) als Weiterentwicklung und Kombination der bereits etablierten *Ridge*-Regression (Hoerl & Kennard, 2000) und der Lasso-Methode (Tibshirani, 1996) eingeführt.

Ausgangspunkt ist das klassische lineare Regressionsmodell, in dem abhängige Variablen γ durch lineare Prädiktoren X_1,..., X_p erklärt werden:

$$\gamma = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

Die Parameterschätzung erfolgt durch Minimierung der Residuenquadratsumme und führt bei hoher Dimensionalität (d.h. die Anzahl der Prädiktoren ist größer als die Anzahl an Beobachtungen) oder bei ausgeprägter Multikollinearität (hohe Korrelationen zwischen den Prädiktoren) häufig zu instabilen und überangepassten Modellen. Hier setzen Regularisierungsverfahren wie EN an: Während Lasso durch eine L1-Strafe einzelne Koeffizienten exakt auf null setzen und damit eine Variablenselektion vornehmen kann, neigt es bei stark korrelierten Prädiktoren dazu, willkürlich nur eine Variable auszuwählen (Tibshirani, 1996). *Ridge* hingegen schrumpft die Koeffizienten aller Prädiktoren durch eine L2-Strafe gleichmäßig in Richtung null und ist dadurch robust gegenüber Multikollinearität, allerdings ohne Variablenselektion (Hoerl & Kennard, 2000). EN kombiniert die Vorteile beider Ansätze, indem es eine Zielfunktion minimiert, die sich aus der Residuenquadratsumme in einem hybriden Strafterm zusammensetzt:

$$L(\beta) = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda\left(\alpha\sum_{j=1}^{p}|\beta_j| + (1-\alpha)\sum_{j=1}^{p}\beta_j^2\right)$$

Der Parameter $\lambda \geq 0$ steuert die Gesamtstärke der Regularisierung, während $\alpha \in [0,1]$ den Mischanteil zwischen Lasso ($\alpha = 1$) und *Ridge* ($\alpha = 0$) bestimmt. Zwischenwerte ($0 < \alpha < 1$) erzeugen ein Modell, das sowohl die gruppenweise Auswahl korrelierter Variablen zulässt als auch irrelevante Prädiktoren eliminieren kann. Damit eignet sich EN besonders für hochdimensionale Datenstrukturen mit starker Multikollinearität. Typischerweise wird zwischen λ_{1se} und λ_{min} gewählt. Die Selektion von λ_{min} basiert auf der minimalen Kreuzvalidierungsfehlerschätzung und neigt dazu, Modelle mit höherer Komplexität und einer größeren Anzahl an nicht-null Koeffizienten zu bevorzugen. Dies erhöht die Varianz der Modelle und damit das Risiko von *Overfitting*. Dies trifft vor allem bei kleinen Stichprobenumfängen wie in der vorliegenden Arbeit zu. Die Folge kann eine Überschätzung der Vorhersagekraft sein, die sich bei unabhängigen Datensätzen nicht bestätigt. Demgegenüber liefert λ_{1se} konsistent konservative Modelle. Durch die Wahl des größten Lambdas, das noch innerhalb eines Standardfehlers des Minimalfehlers liegt, werden Modelle mit weniger Parametern bevorzugt, die stabiler und besser generalisierbar sind. Auch wenn das Bestimmtheitsmaß (R^2) im Durchschnitt niedriger ausfällt, repräsentiert λ_{1se} eine robustere Schätzung der Modellgüte. Die Auswahl des Regularisierungsparameter α erfolgt im Rahmen des EN automatisch. Der optimale Wert für α wird ebenfalls mittels k-facher Kreuzvalidierung ermittelt und orientiert sich an einem optimalen Gleichgewicht zwischen Modellgüte und Regularisierung (Zou & Hastie, 2005). Zusammenfassend stellt EN eine verallgemeinerte Form der linearen Regression dar, die durch die gewichtete Kombination von Lasso und *Ridge* sowohl Überanpassung reduziert als auch relevante Prädiktoren identifiziert.

8 Teilstudie 1: Validierung der Moticon OpenGo Insole3

Die Auswahl und Implementierung neuer Technologien im Sport sollte sich nicht primär an deren Verfügbarkeit oder Innovationsgrad orientieren, sondern auf einem klar definierten Bedarf basieren. Windt et al. (2020) betonen in ihrem *Framework* zur Evaluation von Sporttechnologien, dass der Einsatz technischer Systeme erst dann sinnvoll ist, wenn ein konkretes Anwendungsproblem identifiziert, eine adäquate Messgröße definiert und die potenzielle Technologie hinsichtlich Validität, Praktikabilität und Anwendungsrelevanz überprüft wurde. Die Validität gilt dabei als zentrales Gütekriterium, da nur valide Messungen verlässliche Rückschlüsse auf den zu erfassenden Gegenstand erlauben (Bös, 2017; Lienert & Raatz, 1998). In der Sportpraxis ist eine solche Eindeutigkeit jedoch selten gegeben, da Unsicherheiten in der Interpretation von Messdaten eher die Regel sind (Lienert & Raatz, 1998; Schnabel & Krug, 2015). Um die Genauigkeit und Grenzen eines Messverfahrens angemessen beurteilen zu können, ist es erforderlich, den Geltungsbereich der erfassten Informationen einzugrenzen.

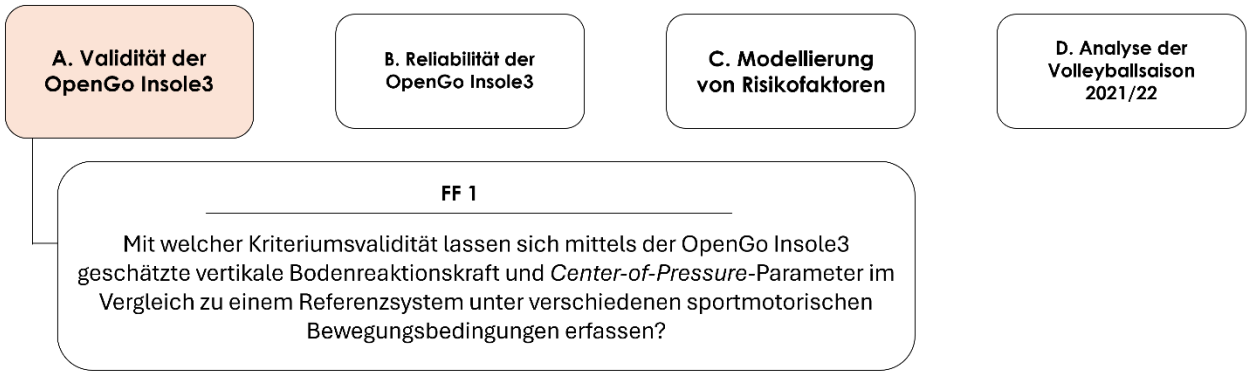


Abb. 30. Einordnung der ersten Forschungsfrage (FF 1) in den Forschungskomplex A

Vor diesem Hintergrund ist die vorliegende Teilstudie dem in Abb. 30 dargestellten Forschungskomplex A zugeordnet und untersucht die OpenGo Insole3 im Hinblick auf ihre Kriteriumsvalidität. Ziel ist die Prüfung der Eignung dieser mobilen Messtechnologie sowohl für sportwissenschaftliche Fragestellungen als auch für den Einsatz im Rahmen der Präventionsdiagnostik. Die Analyse erfolgt entlang der ersten Forschungsfrage (FF 1) und fokussiert zentrale biomechanische Parameter, die für die Bewertung mechanischer Belastungen, der Bewegungsqualität sowie der posturalen Stabilität von Bedeutung sind. Auf Basis der bisherigen Studienlage zu vergleichbaren Sensoreinlagen-basierten Messsysteme wird angenommen, dass die OpenGo Insole3 die durch das Referenzsystem erfassten biomechanischen Parameter systematisch unterschätzt (vgl. Kapitel 5.3). Zur Beantwortung dieser Fragestellung wird im Folgenden das methodische Vorgehen zur Prüfung der Kriteriumsvalidität dargestellt.

8.1 Methodik der Datenauswertung

Die Prüfung der Kriteriumsvalidität erfolgt durch einen Vergleich der von der OpenGo Insole3 exportierten Parametern der Bodenreaktionskraft sowie des Druckmittelpunkts mit den Messdaten eines etablierten Referenzsystems (vgl. Kapitel 7.4). Die Auswahl der Validierungsparameter orientiert sich an ihrer zentralen Bedeutung für die Präventionsdiagnostik. Während die vGRF eine direkte Quantifizierung mechanischer Belastung bei dynamischen Bewegungen wie Sprüngen und Landungen erlaubt, liefern CoP-Parameter wesentliche Informationen zur posturalen Kontrolle und Stabilitätsregulation (vgl. Kapitel 3). Die statistische Analyse folgt dem *Quality Assessment Framework* (v1.0 Dezember 2024, S. Robertson et al. (2024)), das mehrere komplementäre Analyseverfahren integriert und einen systematischen Bewertungsrahmen für mobile Technologie bereitstellt. In Anlehnung an dieses Vorgehen wird die Kriteriumsvalidierung sowohl auf einer verlaufsbasierten strukturellen Ebene als auch auf einer kennwertbasierten parametrischen Ebene untersucht.

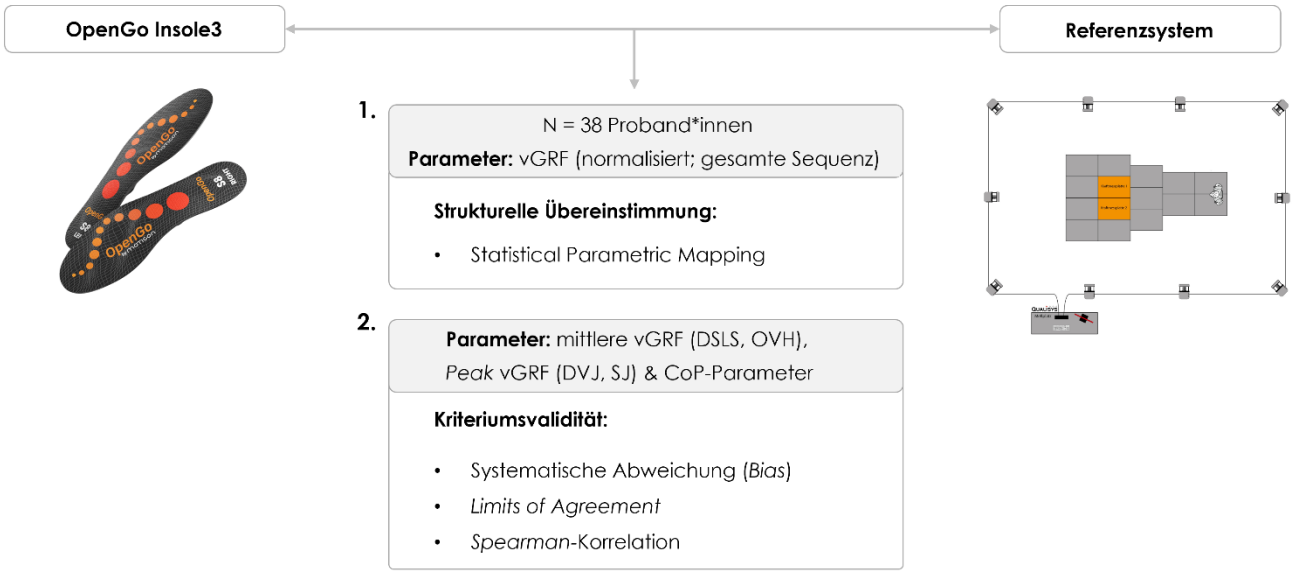


Abb. 31. Studiendesign zur Prüfung der Kriteriumsvalidität der durch die OpenGo Insole3 geschätzten vertikalen Bodenreaktionskraft und CoP Path Length im Vergleich zu einer Referenzmessung mittels Kraftmessplatte

Zunächst wird die strukturelle Übereinstimmung der zeitkontinuierlichen vGRF-Verläufe analysiert. Hierfür werden die zeitlich normalisierten Kraft-Zeit-Kurven der jeweils besten Durchgänge aller Proband*innen herangezogen und pro Messsystem zu einer gemittelten Gruppenverlaufskurve aggregiert. Der Vergleich dieser Gruppenverläufe erfolgt mittels *Statistical Parametric Mapping* (methodische Details vgl. Kapitel 7.6). Mit diesem Verfahren können systematische Unterschiede in der Signalform über den Bewegungsverlauf hinweg identifiziert werden. Aufbauend auf dieser verlaufsbasierten Analyse erfolgt die Validierung definierter Kennwerte auf Individualebene. Für die Analyse der vGRF wurden aufgabenabhängig unterschiedliche Kennwerte extrahiert. Bei den statisch-dynamischen Aufgaben DSLS und OVH wird der Mittelwert der vGRF über die gesamte Bewegungsphase berechnet, um die kontinuierliche Lastverteilung adäquat abzubilden. Demgegenüber wird für die dynamischen Sprungaufgaben DVJ

und SJ der maximale vGRF-Wert innerhalb der Lande- und Stabilisierungsphase herangezogen, da hier die initialen Belastungsspitzen von biomechanischer Relevanz sind. Für die Beurteilung der CoP-Systemübereinstimmung werden Kennwerte herangezogen, die gegenüber Translationen robust sind und die Dynamik der CoP-Trajektorie charakterisieren. Hierzu wird in der vorliegenden Teilstudie die *Path Length* berücksichtigt und ebenfalls eine aufgabenspezifische Segmentierung vorgenommen. Bei DSLS und OVH erfolgt die Berechnung der *Path Length* über die gesamte Bewegungsphase. Für DVJ und SJ wird hingegen ausschließlich die Lande- und Stabilisierungsphase berücksichtigt, da diese Phase die maßgebliche posturale Adaption nach initialem Bodenkontakt repräsentiert und somit für die Validierung der CoP-Dynamik entscheidend ist (vgl. Kapitel 3 & 7.5).
Die Validierung der Kennwerte erfolgt mittels Bland-Altman-Analyse, aus der die systematische Abweichung (*Bias*) sowie die LoA bestimmt werden. Ergänzend werden korrelationsbasierte Zusammenhangsmaße berechnet, um sowohl die absolute Übereinstimmung als auch die Rangordnungskonstanz zwischen Test- und Referenzsystem zu beurteilen. Da die Daten keine durchgängige Normalverteilung aufweisen, wird zur Analyse der Zusammenhänge *Spearman*-Rangkorrelationskoeffizient berechnet (vgl. Kapitel 7.6). Als Kriterium für eine ausreichende Validität wird definiert, dass sowohl die systematische Abweichung als auch die LoA innerhalb eines Toleranzbereichs von ±10 % liegen. Dieser Schwellenwert wird als pragmatisches Interpretationskriterium gewählt, da in der Validierung tragbarer biomechanischer Messsysteme häufig relative Abweichungen im Bereich von etwa 5–10 % als technisch akzeptabel betrachtet werden (Barratt et al., 2021; Kozinc et al., 2025; Warneke, Gronwald et al., 2025). Auf Basis dieses methodischen Vorgehens kann die Kriteriumsvalidität der OpenGo Insole3 differenziert und wissenschaftlich fundiert beurteilt werden.

8.2 Kriteriumsvalidität der Schätzung der vertikalen Bodenreaktionskraft

Die Erfassung der vGRF nimmt eine zentrale Rolle in der biomechanischen Analyse sportmotorischer Bewegungen ein, da sie unmittelbare Rückschlüsse auf die mechanische Belastung während der Interaktion mit dem Untergrund erlaubt. Sie ermöglicht detaillierte Einblicke in die Kinematik und Dynamik von Bewegungen (Blischke, 2003; Schnabel et al., 2008; Stergiou, 2004; vgl. Kapitel 3). Über die Quantifizierung von Kraftverläufen lassen sich sowohl dynamische Bewegungscharakteristika als auch potenziell kritische Belastungsspitzen identifizieren, die im Kontext von Verletzungsrisiken von großer Bedeutung sind (Bishop et al., 2018; Fort-Vanmeerhaeghe et al., 2020).
Im Rahmen der vorliegenden Teilstudie wird die Validität der durch die OpenGo Insole3 erfassten vGRF anhand eines Datensatzes von 38 Proband*innen überprüft. Aufgrund technischer Artefakte und der Anwendung eines Ausreißerkriteriums (dreifache Standardabweichung) werden einzelne Datensätze ausgeschlossen. Dies betrifft jeweils zwei Datensätze (5,26 %) in den Aufgaben DSLS (links) und DSLS (rechts) sowie sechs Datensätze (15,79 %) auf der linken Seite der Übung OVH ausgeschlossen. Die Auswertung erfolgt auf zwei Analyseebenen: (1) die globale Validierung der Zeitverläufe mittels SPM, um potenzielle systematische Unterschiede über den gesamten Bewegungszyklus hinweg zu

identifizieren; sowie (2) die Validierung diskreter Parameter mittels der Bland-Altman-Analyse mit Fokus auf die mittlere und maximale vGRF in ausgewählten Bewegungsmustern. Diese Kombination erlaubt sowohl eine zeitlich differenzierte als auch eine zusammenfassende Bewertung der Messgüte (vgl. Kapitel 8.1).

8.2.1 Ergebnisse

Zeitreihenanalyse mittels *Statistical Parametric Mapping*

Die Ergebnisse des SPM für die untersuchten Übungen sind in Abb. 32 bis Abb. 34 dargestellt. Abb. 32 umfasst die Übungen (A) DSLS links, (B) DSLS rechts, (C-D) OVH, Abb. 33 zeigt die Ergebnisse der DVJ-Varianten (bilateral und unilateral) und Abb. 34 die Resultate für den SJ (A−D). Im Folgenden werden die wesentlichen Ergebnisse beschrieben.

Das SPM zeigt für de DSLS links (Abb. 32 - A) über den gesamten Übungsverlauf eine signifikante Unterschätzung der vGRF bei Verwendung der OpenGo Insole3 im Vergleich zur KMP ($p < .05$; $t = \pm 3{,}667$). Für den DSLS rechts (Abb. 32 - B) wird hingegen nur in einem begrenzten Bereich von 5 % bis 15 % des Bewegungszyklus eine signifikante Unterschätzung festgestellt ($p < .05$; $t = \pm 3{,}560$). In den übrigen Phasen treten keine signifikanten Unterschiede zwischen den Messmethoden auf.

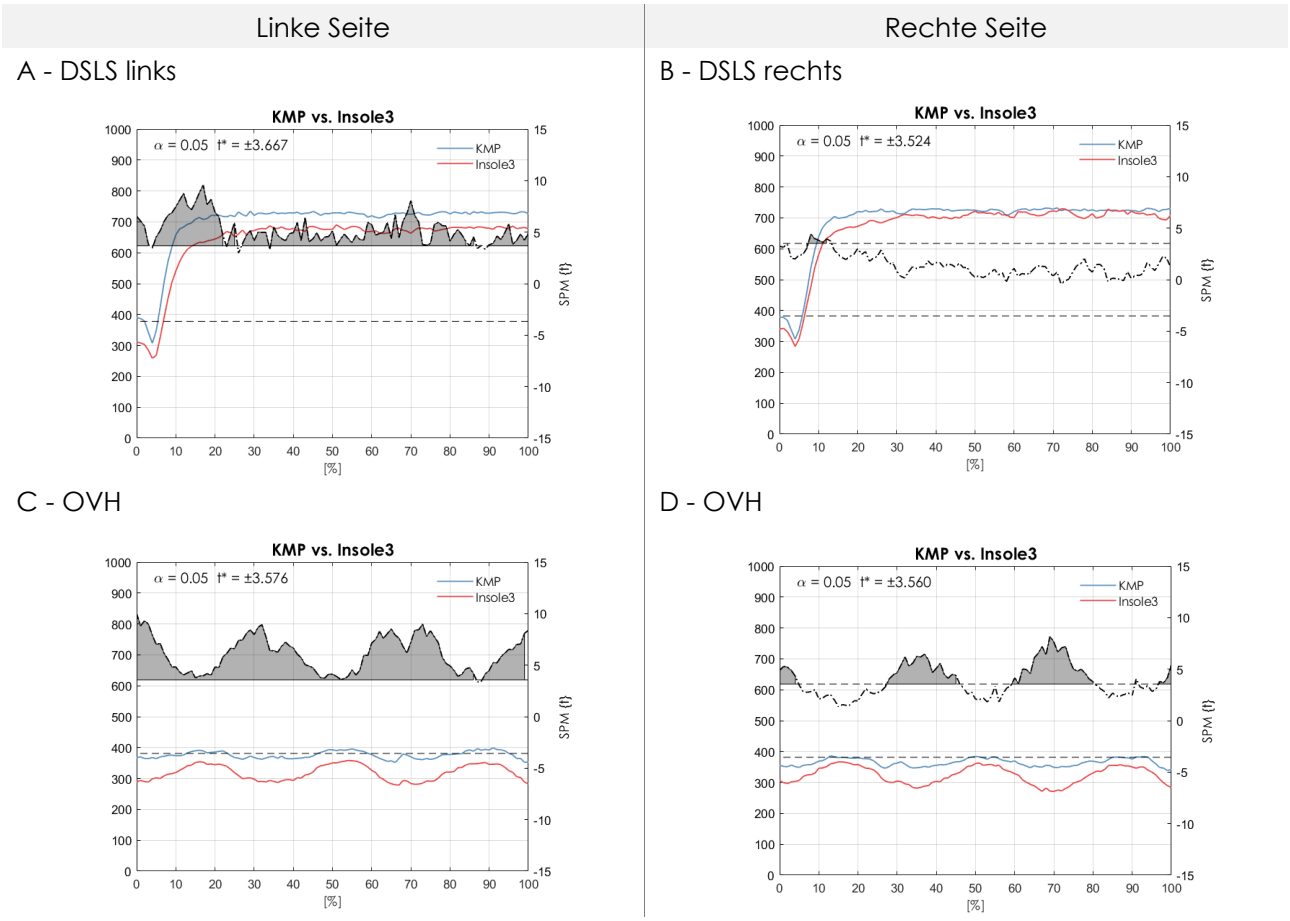


Abb. 32. Ergebnisse der SPM-Analyse für (A) DSLS links, (B) DSLS rechts, OVH (C & D)

Analog zu den Ergebnissen des DSLS zeigt sich auch bei der Reißkniebeuge (OVH) eine Unterschätzung der vGRF sowohl auf der linken als auch rechten Seite (Abb. 32 - C/D). Für die linke Seite (C) liegen signifikante Abweichungen vor ($p < .05$; $t = \pm 3{,}576$). Für die rechte Seite (D) werden in den Bereichen 0–5 %, 28–47 % und 60–80 % des Bewegungszyklus signifikante Abweichungen festgestellt ($p < .001$, $t^* = 3{,}560$).

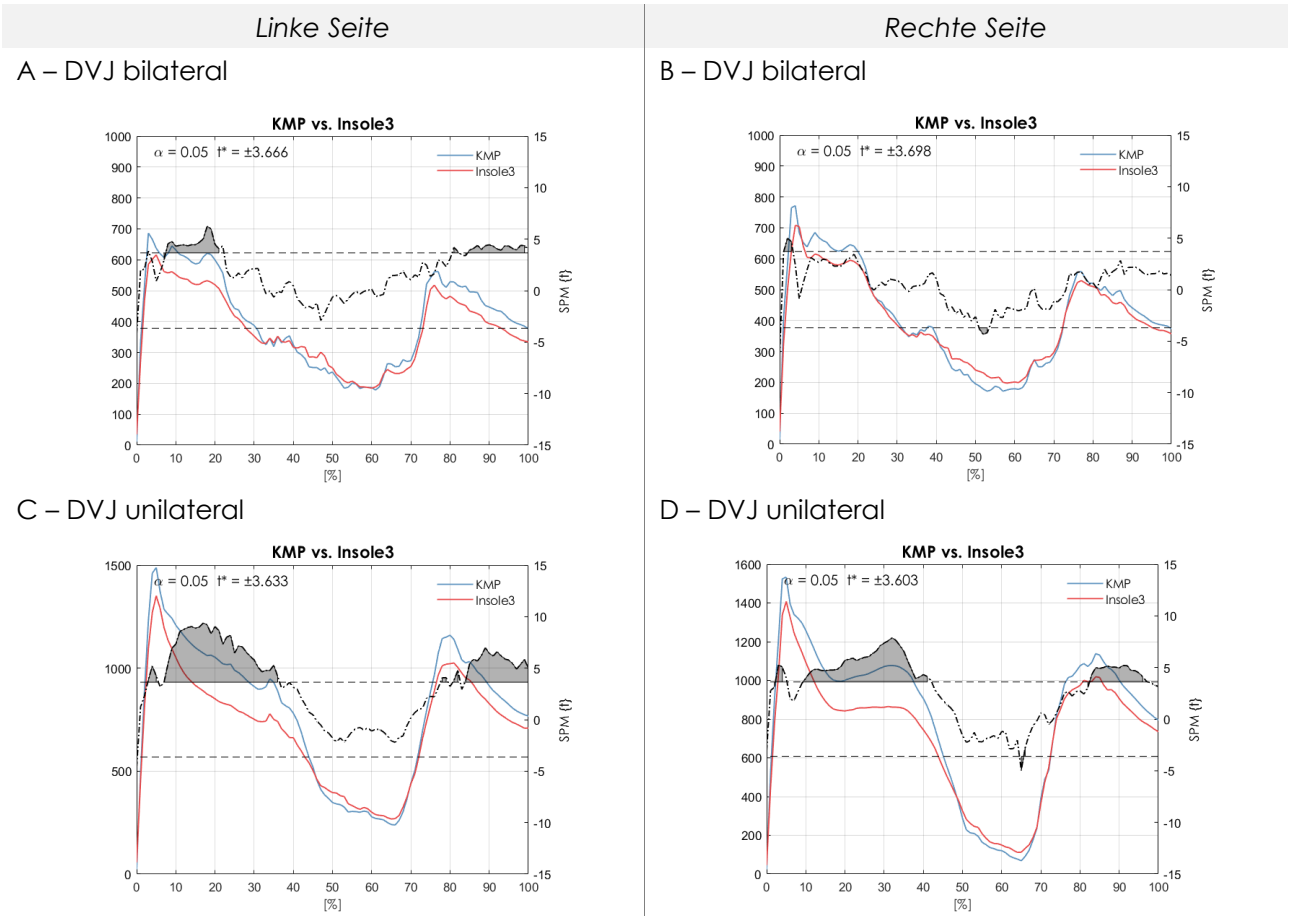


Abb. 33. Ergebnisse der SPM-Analyse für DVJ bilateral (A & B), sowie DVJ unilateral (C & D)

Für den DVJ (bilateral) zeigt sich sowohl für die linke als auch rechte Seite signifikante Unterschiede zwischen der OpenGo Insole3 und der KMP. Für die linke Seite des DVJ (bilateral) (Abb. 33 - A) werden zwei signifikante Bereiche identifiziert, in denen die OpenGo Insole3 die vGRF im Vergleich zur KMP unterschätzte ($p < .05$; $t^* = \pm 3{,}666$). Diese Unterschätzung treten zum einen in der ersten Lande- bzw. Umkehrphase zwischen 8 % und 20 % des Bewegungszyklus und zum anderen in der Stabilisierungsphase nach der finalen Landung zwischen 80 % und 100 % auf. Für die rechte Seite des DVJ (bilateral) (Abb. 33 - B) werden ebenfalls zwei signifikante Abweichungen festgestellt ($p < .05$; $t^* = \pm 3{,}698$). Es präsentiert sich eine Unterschätzung im Bereich des IC zwischen 0 % und 4 %, während in der Flugphase zwischen 50 % und 55 % eine Überschätzung der vGRF durch die OpenGo Insole3 auftritt. In der unilateralen Variante des DVJ werden signifikante Unterschiede zwischen den beiden Messsystemen beobachtet. Für die linke Seite (Abb. 33 - C) zeigt sich eine signifikante Unterschätzung der vGRF durch die OpenGo Insole3 in zwei Phasen des Bewegungszyklus ($p < .005$; $t^* < \pm 3{,}633$): in der ersten Lande- und

Umkehrphase zwischen 5 % und 35 % sowie in der finalen Lande- und Stabilisierungsphase zwischen 75 % und 100 %. Ein vergleichbares Muster erscheint für die rechte Seite des DVJ (unilateral) (Abb. 33 - D). In drei Bewegungsphasen wird eine signifikante Unterschätzung der vGRF durch die OpenGo Insole3 festgestellt ($p < .005$; $t^* < \pm 3{,}603$): zum einen in der ersten Landung und Lastaufnahme zwischen 2 % und 5 %, in der Umkehr- sowie Absprungphase zwischen 10 % und 40 %, sowie in der Stabilisierungsphase von 83 % bis 97 %.

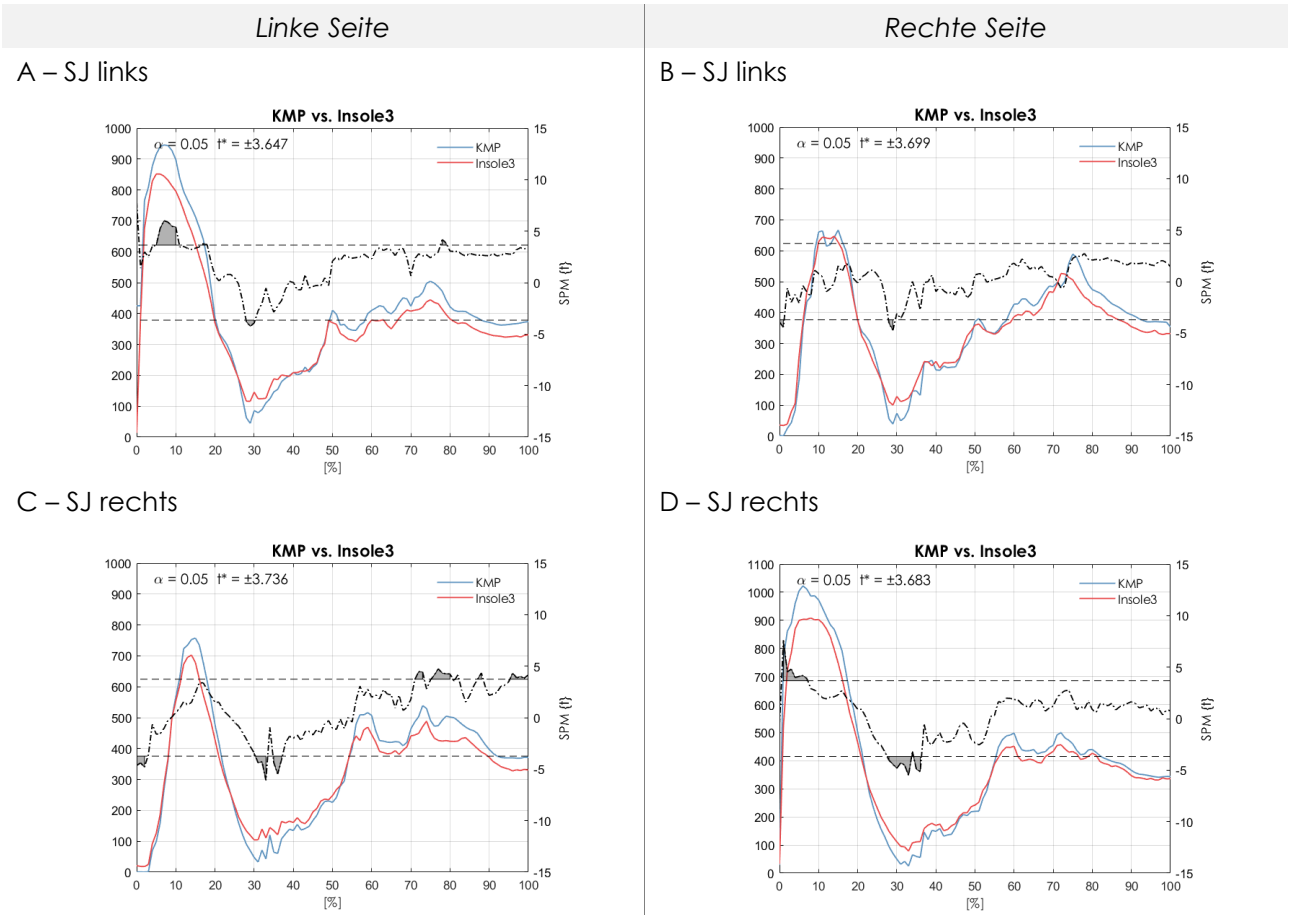


Abb. 34. Ergebnisse der SPM-Analyse für Spike (links) (A & B), sowie Spike (rechts) (C & D)

Für die linke Seite des SJ (links) (Abb. 34 - A) können drei signifikante Bereiche identifiziert werden, in denen die gemessenen vGRF-Werte der OpenGo Insole3 im Vergleich zur KMP signifikant abweichen ($p < .05$; $t^* = \pm 3{,}647$). Im frühen Abschnitt des Bewegungszyklus (5 % bis 12 %) zeigt sich eine Unterschätzung, die dem IC und der Lastaufnahme während des Stemmschritts zugeordnet werden kann. Im anschließenden Bereich zwischen 28 % und 32 % wird eine signifikante Überschätzung beobachtet, die mit dem *Take-Off* in die Sprungphase assoziiert ist. Eine weitere signifikante Unterschätzung tritt im späten Bewegungsabschnitt zwischen 75 % und 79 % auf, welcher der Lande- und Stabilisierungsphase zugeordnet werden kann. Für die rechte Seite des SJ (links) (Abb. 34 - B) können zwei signifikante Abweichungen zwischen den Messsystemen festgestellt werden ($p < .05$; $t^* = \pm 3{,}699$). Zu Beginn des Bewegungszyklus (0 % und 4 %) unterschätzt die OpenGo Insole3 die vGRF. Diese Phase entspricht dem Beistellschritt, in dem die OpenGo Insole3 noch keinen vollständigen Kontakt mit der KMP aufweist.

Darüber hinaus wird zwischen 18 % und 20 % eine Überschätzung der vGRF durch die OpenGo Insole3 festgestellt, die mit dem Absprung und dem Übergang in die Flugphase zusammenfällt.
Für die linke Seite des SJ (rechts) (Abb. 34 - C) können drei signifikante Zeitbereiche identifiziert werden, in denen die OpenGo Insole3 im Vergleich zur KMP die vGRF entweder über- oder unterschätzt ($p < .05$; $t^* = \pm 3{,}736$). Zu Beginn des Bewegungszyklus (0 % bis 3 %) zeigt sich eine signifikante Überschätzung, die dem Beistellschritt ohne Kontakt zur KMP zugeordnet werden kann. Ein weiterer signifikanter Bereich zwischen 30 % und 38 % des Bewegungszyklus weist ebenfalls eine Überschätzung auf, die der Flugphase des Sprungs entspricht. Im späten Abschnitt ab 70 % des Bewegungszyklus wird eine signifikante Unterschätzung der vGRF durch die OpenGo Insole3 festgestellt, die der Lande- und Stabilisierungsphase zugeordnet werden kann. Für die rechte Seite (Abb. 34 - D) werden zwei signifikante Abschnitte identifiziert ($p < .05$; $t^* = \pm 3{,}683$). Im frühen Verlauf des Bewegungszyklus (0 % bis 8 %) unterschätzt die OpenGo Insole3 die vGRF signifikant. Diese Phase entspricht dem IC des Stemmschritts sowie die nachfolgende Lastaufnahme. Zwischen 27 % und 37 % (Sprungphase) wird hingegen eine signifikante Überschätzung beobachtet. In den übrigen Phasen des Bewegungszyklus treten keine statistisch signifikanten Unterschiede zwischen beiden Messsystemen auf.

Vergleich diskreter Parameter mittels klassischer Statistik

Die systematischen und unsystematischen Fehler der einzelnen Merkmale, die prozentualen Abweichungen sowie die Korrelationen sind in Tab. 20 und Tab. 21 sowie Abb. 35 und Abb. 36 dargestellt. Tabelle 20 und Abb. 35 beziehen sich auf die mittlere vGRF über die Übungssequenz des DSLS (links/rechts) und OVH, während Tabelle 21 und Abbildung 36 die Ergebnisse des vGRF-Maximums während der Lande- und Stabilisierungsphase aller Sprungaufgaben visualisieren. Signifikante Ergebnisse sind mit einem Stern (*) gekennzeichnet.
Die prozentuale Abweichung der mittleren vGRF, während der statischen Einbeinstandphase des DSLS (links), DSLS (rechts) und OVH, beträgt im Mittel −9,46 %. Das Minimum wird beim DSLS (rechts) mit −3,09 %, das Maximum beim OVH mit −15,15 % für die linke Seite beobachtet. Die Bland-Altman-Analyse ergibt für den DSLS (links) ein Bias von −57,55 N bei LoA von −147,10 N bis 32,01 N. Für den DSLS (rechts) wird ein Bias von −21,35 N mit LoA zwischen −187,06 N und 144,37 N festgestellt. Die entsprechenden prozentualen Abweichungen betragen −8,28 % (links) und −3,09 % (rechts). Im Vergleich dazu zeigt der OVH auf der linken Seite ein Bias von −56,71 N (LoA: −146,41 N bis 32,99 N) und auf der rechten Seite von −41,21 N (LoA: −133,54 N bis 51,13 N). Die prozentuale Abweichung liegt bei −15,15 % (links) und −11,30 % (rechts).

Tab. 20. Mittlere vGRF [N] bei DSLS und OVH: Deskriptive Statistik und methodenvergleichende Analyse mittels Bland-Altman-Analyse und Spearman-Rangkorrelation

Aufgabe	N	Seite	Mittlere vGRF (±SD)		Bland-Altman		Spearman
			KMP [N]	Insole3 [N]	BIAS [N] (95 % LoA)	BIAS [%]	ρ
DSLS	36	L	695,17 (±80,50)	637,63 (±79,73)	-57,55 (-147,10; 32,01)	-8,28	0,765**
		R	691,03 (±83,90)	669,68 (±135,33)	-21,35 (-187,06; 144,37)	-3,09	0,815**
OVH	32	L	375,89 (±43,16)	318,93 (±48,03)	-56,71 (-146,41; 32,99)	-15,15	0,449**
	38	R	364,93 (±49,54)	323,72 (±66,36)	-41,21 (-133,54; 51,13)	-11,30	0,570**

† August 2021; p < 0.05; p** < 0.001;*

*N = Anzahl der Proband*innen, L = linker Fuß, R = rechter Fuß, SD = Standardabweichung (engl. Abkürzung), BIAS = systematischer Fehler in Newton, LoA = Übereinstimmungsgrenzen in Newton, BIAS [%] = systematischer Fehler in Prozent; ρ = Spearman-Korrelationskoeffizient*

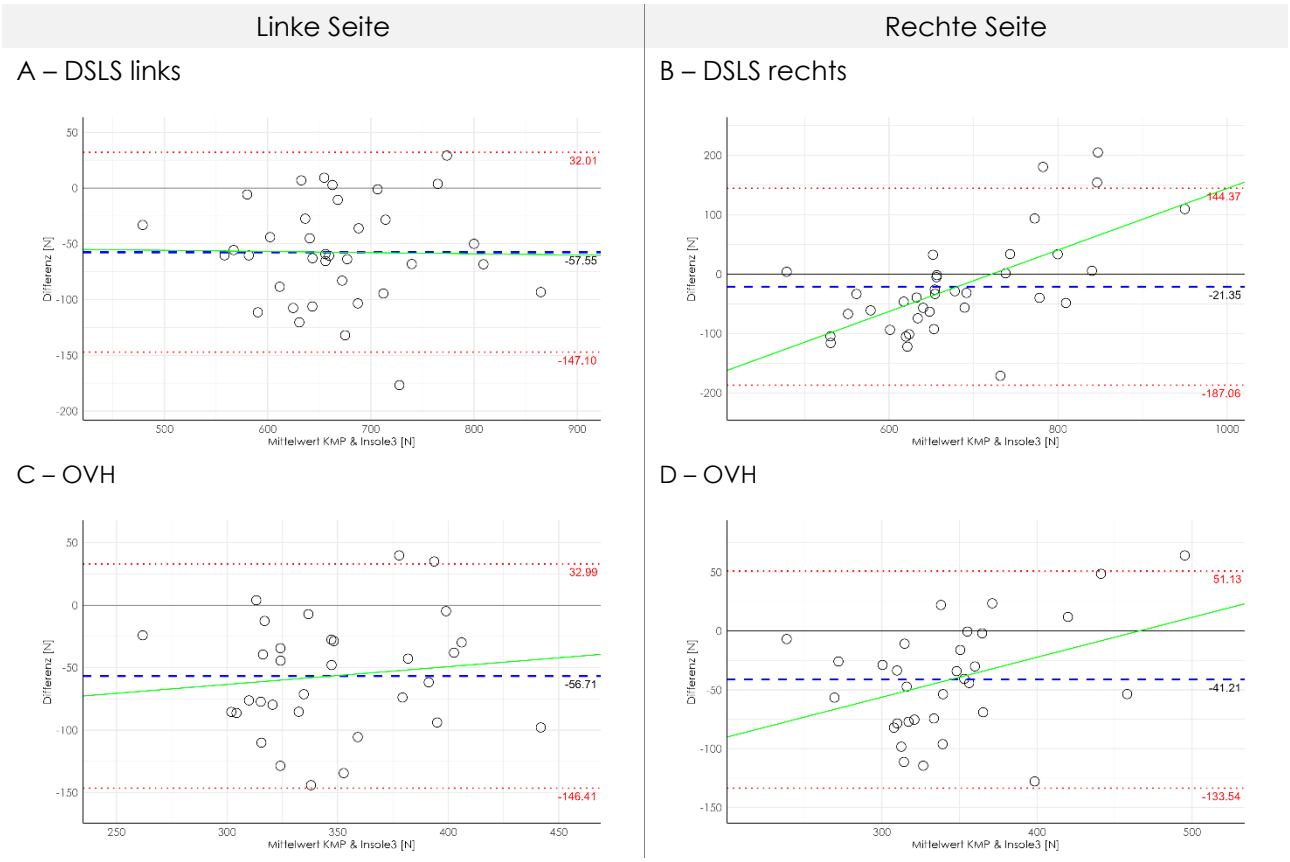


Abb. 35. Bland-Altman Grafiken zum Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Schätzung der mittleren vGRF bei DSLS und OVH. Dargestellt ist die mittlere Differenz (Insole3 – KMP) als blau gestrichelte Linie. Die 95 %-Übereinstimmungsgrenzen sind als rot gestrichelte Linie abgebildet. Die grüne Linie zeigt die lineare Regressionsgerade zur Beurteilung eines proportionalen Bias.

In Bezug auf das Maximum der vGRF während der Lande- und Stabilisierungsphase nach den Sprüngen (DVJ bilateral, DVJ unilateral und SJ) zeigt die Bland-Altman-Analyse eine mittlere prozentuale Abweichung von −10,75 %, mit einem Minimum von −9,51 % für die linke Seite des DVJ (unilateral) und einem Maximum von −12,65 % für die linke Seite des SJ.

Für den DVJ (bilateral) ergibt die Bland-Altman-Analyse ein Bias von −113,63 N (LoA: −334,33 N bis 117,07 N) auf der linken Seite (−11,33 %) und −100,63 N (LoA: −307,11 N bis 105,85 N) auf der rechten Seite (−10,43 %). Beim DVJ (unilateral) wird für die linke Seite ein Bias von −166,91 N (−9,79 %) mit LoA von −426,71 N bis 92,89 N und für die rechte Seite ein Bias von −162,19 N (−9,51 %) mit LoA von −530,11 N bis 205,73 N festgestellt. Beim SJ mit Stemmschritt auf der linken Seite ergibt sich ein Bias von −133,72 N (−12,65 %) mit LoA von −382,04 N und 114,60 N bzw. −122,72 N (−11,18 %) mit LoA von −380,05 N und 134,62 N. Beim SJ mit Stemmschritt auf der rechten Seite wird ein Bias von −124,66 N (−10,15 %) mit LoA von −337,10 N bis 87,78 N bzw. −119,14 N (−10,98 %) mit LoA von −446,65 N und 208,38 N ermittelt.

Tab. 21. Maximale vGRF [N] bei DVJ (bi-/unilateral) und SJ: Deskriptive Statistik und methodenvergleichende Analyse mittels Bland-Altman-Analyse und Spearman-Rangkorrelation.

Aufgabe	N	Seite	Maximum vGRF (±SD)		Bland-Altman		Spearman
			KMP [N]	Insole3 [N]	BIAS [N] (95 % LoA)	BIAS [%]	ρ
DVJ bilateral	38	L	1002,76 (±242,24)	889,13 (±243,33)	-113,63 (-334,33; 117,07)	-11,33	0,918**
		R	965,24 (±210,07)	864,61 (±200,31)	-100,63 (-307,11; 105,85)	-10,43	0,820**
DVJ unilateral	38	L	1704,42 (±259,37)	1537,51 (±268,57)	-166,91 (-426,71; 92,89)	-9,79	0,886**
		R	1706,29 (±255,05)	1544,10 (±310,75)	-162,19 (-530,11; 205,73)	-9,51	0,786**
SJ links	38	L	1056,79 (±338,73)	923,07 (±339,95)	-133,72 (-382,04; 114,60)	-12,65	0,937**
		R	1097,55 (±326,22)	974,83 (±299,08)	-122,72 (-380,05; 134,62)	-11,18	0,884**
SJ rechts	38	L	1228,53 (±330,86)	1103,87 (±329,02)	-124,66 (-337,10; 87,78)	-10,15	0,926**
		R	1084,98 (±290,22)	965,84 (±282,90)	-119,14 (-446,65; 208,38)	-10,98	0,826**

† August 2021; p < 0.05; p** < 0.001;*

*N = Anzahl der Proband*innen, L = linker Fuß, R = rechter Fuß, SD = Standardabweichung (engl. Abkürzung), BIAS = systematischer Fehler in Newton, LoA = Übereinstimmungsgrenzen in Newton, BIAS [%] = systematischer Fehler in Prozent; ρ = Spearman-Korrelationskoeffizient*

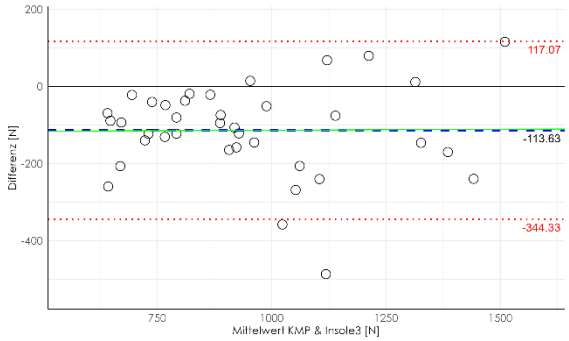
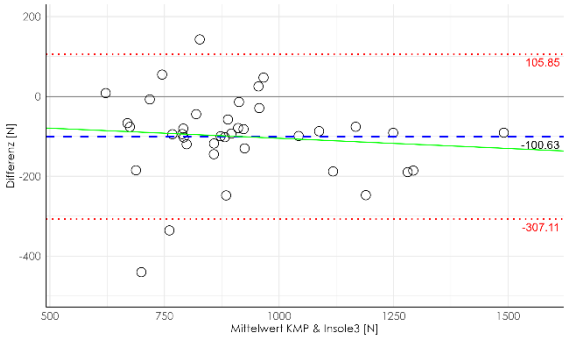
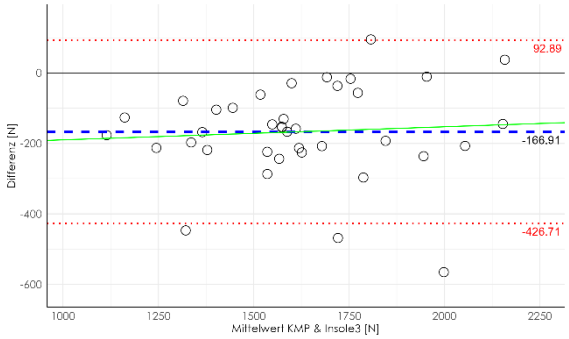
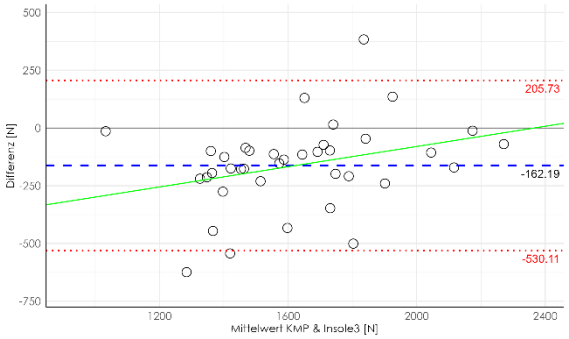
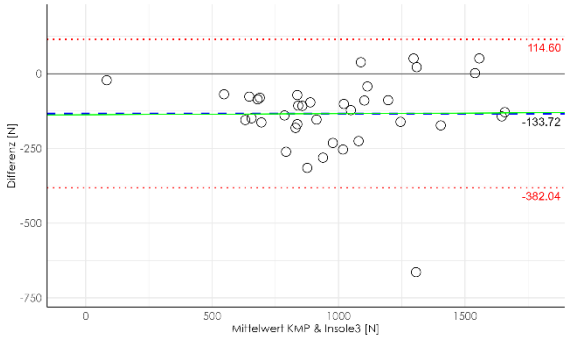
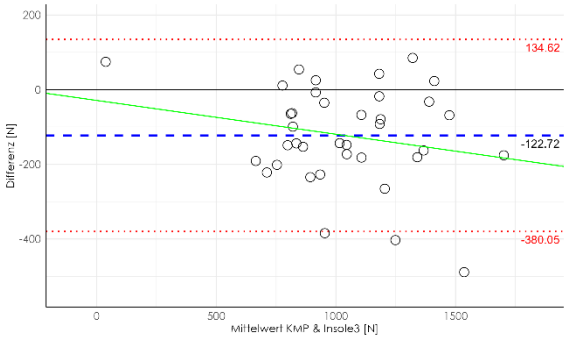
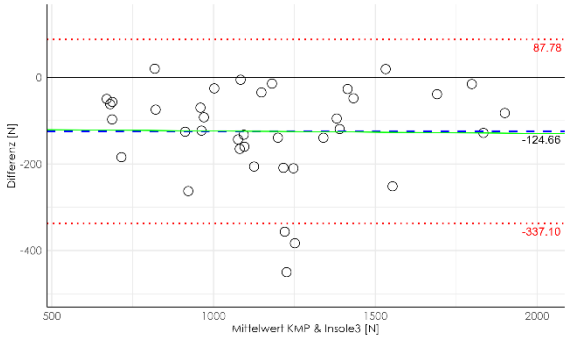
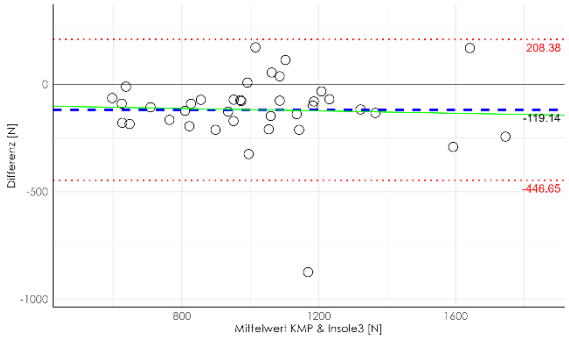
Linke Seite	Rechte Seite
A – DVJ bilateral	B – DVJ bilateral
	
C – DVJ unilateral	D – DVJ unilateral
	
E – SJ links	F – SJ links
	
G – SJ rechts	H – SJ rechts
	

Abb. 36. Bland-Altman Grafiken zum Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Schätzung der maximalen vGRF bei DVJ und SJ. Dargestellt ist die mittlere Differenz (Insole3 – KMP) als blau gestrichelte Linie. Die 95 %-Übereinstimmungsgrenzen sind als rot gestrichelte Linie abgebildet. Die grüne Linie zeigt die lineare Regressionsgerade zur Beurteilung eines proportionalen Bias.

8.2.2 Diskussion

Die vorliegende Studie untersucht die Kriteriumsvalidität der Moticon OpenGo Insole3 zur Schätzung der vGRF im Vergleich zu einer Kraftmessplatte unter praxisnahen Bedingungen der Präventionsdiagnostik. Die Ergebnisse zeigen konsistent eine systematische Unterschätzung der vGRF durch die OpenGo Insole3, deren Ausmaß in Abhängigkeit von der Bewegungsanforderung variiert und bei hochdynamischen Bewegungen Einschränkungen aufweist. Im Mittel beträgt der Bias −9,46% für mittlere vGRF in statisch-dynamischen Aufgaben (DSLS, OVH) und −10,75% für *Peak* vGRF in hochdynamischen Übungen (DVJ, SJ). Damit wird die auf Basis der bisherigen Studienlage formulierte Hypothese, einer systematischen Unterschätzung der Messwerte durch die OpenGo Insole3, bestätigt. Die beobachtete negative Abweichung deutet auf einen geräteimmanenten Bias hin, der bei steigender Belastungsintensitäten zunimmt.

Die in der vorliegenden Teilstudie berechneten Werte überschreiten deutlich die für Gehen und langsames Laufen berichteten Abweichungen von unter 4 %, wie sie in früheren Validierungsstudien dokumentiert wurden (vgl. Kapitel 5.3.2). Dennoch bewegen sich die Werte in einer Größenordnung, die in der Literatur für mobile, druckbasierte Messsysteme teils noch als praxisnah diskutiert wird (DeBerardinis et al., 2020). Entscheidend ist jedoch, dass die Bewertung der Messgüte nicht allein auf Basis des mittleren Bias erfolgen kann. Die LoA zeigen über alle Aufgaben hinweg eine ausgeprägte interindividuelle Streuung, die bei dynamischen Bewegungen deutlich zunimmt. Daraus ergibt sich eine klare Diskrepanz zwischen einer moderaten systematischen Abweichung auf Gruppenebene und einer eingeschränkten Präzision auf Individualebene. Dies ist im Sinne von Atkinson und Nevill (1998) sowie Bland und Altman (1986a) als zentrales Kriterium für die praktische Nutzbarkeit von Messsystemen zu interpretieren. Während der mittlere Bias für trendbasierte Gruppenanalysen tolerierbar erscheinen mag, schränken die breiten LoA die Verwendbarkeit für individuelle diagnostische Entscheidungen erheblich ein. Die zeitkontinuierliche Analyse mittels SPM liefert zusätzliche Evidenz für eine phasenspezifische Variabilität der Messabweichung. Signifikante Unterschiede zeigen sich in bewegungskritischen Phasen wie der initialen Lastaufnahme, der *Take-Off*-Phase sowie der Lande- und Stabilisierungsphase. Dies bestätigt, dass Abweichungen nicht konstant über den Bewegungsverlauf sind, sondern eng an die zugrunde liegenden biomechanischen Anforderungen gekoppelt sind (Barratt et al., 2021; Cereatti et al., 2024).

Eine aufgabenbezogene Analyse zeigt, dass die Messgenauigkeit mit zunehmender funktioneller und dynamischer Komplexität abnimmt. Beim statischen und moderat dynamischen Einbeinstand (DSLS) zeigen sich vergleichsweise geringe systematische Abweichungen unter 10 % (links: −8,28 %; rechts: −3,09 %), was für eine grundsätzlich valide Erfassung statisch-dynamischer Lastverteilungen spricht. Im OVH steigen die Abweichungen hingegen auf bis zu −15,15 %, obwohl keine ausgeprägten Bewegungscharakteristika vorliegen. Dies deutet darauf hin, dass nicht allein die Bewegungsdynamik, sondern ebenfalls die intraindividuelle Variabilität der Lastverteilung sowie veränderte plantare Druckmuster die Messgenauigkeit beeinflussen. Diese Interpretation ist konsistent mit Arbeiten von Razak et al. (2012), die die Limitierungen druckbasierter Systeme bei komplexen Lastverteilungen hervorheben. Bei hochdynamischen Sprungaufgaben liegen die Abweichungen der maximalen vGRF zwischen −9,51 % und −12,65 %,

ohne dass sich zwischen bilateralen und unilateralen Aufgaben eine eindeutige Rangordnung erkennen lässt. Auffällig ist jedoch die deutliche Zunahme der Streuung bei unilateralen Landungen (unilateraler DVJ: −530,11 N bis 205,73 N). Diese Ergebnisse unterstreichen, dass die Limitationen weniger in der mittleren Abweichung als vielmehr in der geringen Vorhersagegenauigkeit auf Einzelfallebene liegen. Dies steht im Einklang mit bisherigen Validierungsstudien zu instrumentierten Sensoreinlagen wie XSensor (Cudejko et al., 2023), Pedar-X® (DeBerardinis et al., 2020) oder loadsol® (Seiberl et al., 2018), die unter statischen oder kontrollierten Bedingungen eine höhere Übereinstimmung mit Kraftmessplatten berichten (4-10 %), während unter dynamischen Bedingungen sowohl systematische Abweichungen als auch Streuungen zunehmen (DeBerardinis et al., 2020; Orlin & McPoil, 2000; Seiberl et al., 2018).
Aus biomechanischer und messtechnischer Perspektive lassen sich mehrere Ursachen für die beobachteten Abweichung diskutieren. Die OpenGo Insole3 basiert auf der indirekten Ableitung der Bodenreaktionskraft aus plantar gemessenen Druckverteilungen, wodurch Scherkräfte sowie nicht vollständig erfasste Kontaktbereiche unberücksichtigt bleiben. Zudem ist die räumliche Sensorabdeckung begrenzt, sodass lokale Druckspitzen möglicherweise nicht vollständig detektiert werden. Bei kurzen Bodenkontaktzeiten können zeitliche Auflösung und Signalverarbeitung zu einer Glättung der Kraftspitzen führen, was bei plyometrischen Bewegungen relevant ist. Schließlich sind materialbedingte Effekte wie Hysterese und *Drift* zu berücksichtigen, die bei wiederholter Belastung zu veränderten Sensoreigenschaften führen können (Ancillao et al., 2018; Ciniglio et al., 2021; vgl. Kapitel 5.3.2).

Implikationen für Forschung und Praxis

Trotz der dargestellten Einschränkungen bietet die OpenGo Insole3 relevante Vorteile im Kontext der feldbasierten Leistungs- und Belastungsdiagnostik. Im Gegensatz zu stationären Kraftmessplatten ermöglicht sie eine kontinuierliche Erfassung unter realen Trainings- und Wettkampfbedingungen, bei der weniger die absolute Genauigkeit einzelner Messwerte als vielmehr die Erfassung relativer Veränderungen und von Belastungstrends im Vordergrund steht (Fricke et al., 2024; Schnabel & Krug, 2015). Vor diesem Hintergrund erscheint der Einsatz für trendbasierte Verlaufsbeobachtungen sinnvoll, da potenzielle Fehl- oder Überlastungen frühzeitig erkannt und gezielt adressiert werden könnten (vgl. Kapitel 2.2). Kritisch zu beurteilen ist jedoch die Übertragung der Messwerte auf diagnostische Einzelentscheidungen. Die Kombination aus systematischer Unterschätzung und breiten LoA impliziert ein relevantes Risiko für Fehlklassifikationen, wie bei der Bewertung von *Return-to-Play*-Kriterien oder bei präventiven Diagnostikverfahren. Aus evidenzbasierter Perspektive ist daher zu fordern, dass die OpenGo Insole3 nicht isoliert, sondern stets in Kombination mit weiteren diagnostischen Verfahren eingesetzt wird. Aus diesen anwendungsbezogenen Einschränkungen ergeben sich zugleich konkrete Ansatzpunkte für die Weiterentwicklung der OpenGo Insole3. Neben einer verbesserten Sensorarchitektur (höhere Sensordichte, erweiterte Flächenabdeckung) erscheint die Optimierung der modellbasierten Kraftschätzung zentral (David et al., 2019; Fuchs et al., 2022; Seiberl et al., 2018). Aktuelle Ansätze nutzen vermehrt ML-Modelle zur Rekonstruktion der vGRF aus Druck- und kinematischen Daten (vgl. Kapitel 4.2). Dabei ist jedoch zu berücksichtigen, dass eine Reduktion des systematischen Fehlers nicht zwangsläufig mit einer verbesserten individuellen Vorhersagegenauigkeit einhergeht.

Darüber hinaus besteht Forschungsbedarf hinsichtlich der mechanischen Eigenschaften der OpenGo Insole3 (z.B. Hysterese-Effekte), um deren Einfluss auf die Messergebnisse zu quantifizieren und durch dynamische Kalibrierungsverfahren potenziell zu kompensieren (Ancillao et al., 2018; Ciniglio et al., 2021). Ergänzend sollte die Retest-Reliabilität über mehrere Tage untersucht werden, um Aussagen über die Langzeitstabilität und Robustheit des Systems zu ermöglichen. Die Entwicklung dynamischer Kalibrierungsverfahren, die bewegungsspezifische Charakteristika berücksichtigen, stellt dabei einen vielversprechenden Ansatz dar.

Limitierungen

Die Ergebnisse basieren auf einem praxisnahen Setting und sind vor diesem Hintergrund zu interpretieren. Zu den relevanten methodischen Einflussfaktoren zählen nicht standardisiertes Schuhwerk sowie potenzielle Bewegungen der Sensoreinlagen im Schuh. Eine vertiefte Diskussion dieser Einflussgrößen erfolgt in der Gesamtdiskussion, da sie mehrere Teilstudien gleichermaßen betreffen und Redundanzen in der vorliegenden Arbeit vermieden werden sollen (vgl. Kapitel 12).

8.3 Kriteriumsvalidität von CoP-Parametern

Die Analyse der posturalen Kontrolle stellt einen zentralen Bestandteil der funktionellen Bewegungsdiagnostik dar. Sie spiegelt die Fähigkeit des neuromuskulären Systems wider, den Köperschwerpunkt innerhalb der Unterstützungsfläche zu regulieren (vgl. Kapitel 3). Ein etabliertes Maß zur Quantifizierung dieser Kontrollprozesse ist der Druckmittelpunkt (CoP), der die resultierende Kraftwirkung unter den Füßen abbildet und somit als sensibler Indikator für Gleichgewichtsanpassungen gilt. Im Zuge von statischen und semi-statischen Aufgaben sowie bei Landungen erlaubt die zeitliche und räumliche Dynamik des CoP differenzierte Rückschlüsse auf die Stabilitätsregulation (Baratto et al., 2002; Fransz et al., 2014). Vor diesem Hintergrund wird in der vorliegenden Teilstudie neben der vGRF auch die Abbildung des CoP durch die OpenGo Insole3 untersucht. Ziel ist es, die Messgüte des Systems hinsichtlich der Erfassung posturaler Kontrollmechanismen zu evaluieren. Aufgrund der spezifischen Datenstruktur und der unterschiedlichen zugrunde liegenden Koordinatensysteme erfolgt die Validierung ausschließlich anhand des robusten, koordinateninvarianten Parameters der *Path Length* (vgl. Kapitel 7.5). Die *Path Length* beschreibt die Gesamtdistanz der CoP-Bewegung während der Messdauer und liefert damit ein globales Maß der posturalen Stabilität. Eine kürzere Wegstrecke wird dabei mit einer höheren Stabilität assoziiert, da sie auf geringere Auslenkungen bzw. weniger ausgeprägter Korrekturbewegungen des neuromuskulären Systems hinweist (B. Chen et al., 2021; Quijoux et al., 2021; vgl. Kapitel 3.2). Zur Analyse der Systemgüte wird auf denselben Datensatz von 38 Proband*innen zurückgegriffen (vgl. Kapitel 8.2). Die Ausschlusskriterien und die resultierenden Fallzahlen pro Übung bleiben unverändert. Aufgrund der fehlenden räumlichen Vergleichbarkeit der Koordinatensysteme ist zudem eine Zeitreihenanalyse mittels SPM nicht valide interpretierbar (vgl. Kapitel 7.5 & 7.6).

8.3.1 Ergebnisse

Die Ergebnisse zu systematischen und unsystematischen Fehlern, prozentualen Abweichungen und Korrelationen der *Path Length* sind in Tab. 22 dargestellt und die zugehörigen Bland-Altman-Plots in Abb. 37 und Abb. 38 zu finden. Über alle Aufgaben hinweg zeigt sich eine systematische Unterschätzung der *Path Length* durch die OpenGo Insole3, erkennbar an durchgehend negativen Bias-Werten. Der mittlere Bias beträgt −178,39 ± 89,63 mm. Das Ausmaß der Abweichung variiert in Abhängigkeit von der Bewegungsaufgabe und fällt mit zunehmender Dynamik größer aus. Die durchschnittliche prozentuale Abweichung über alle Aufgaben hinweg beträgt −41,88 %, mit einem Minimum von −6,57 % (OVH, linke Seite) und einem Maximum von −56,35 % (SJ rechts, rechte Seite). In den statisch-dynamischen Übungen (DSLS) zeigen sich große absolute Abweichungen (Bias: −304,41 mm links; −333,08 mm rechts) bei gleichzeitig hohen Korrelationen (ρ = 0.759 bzw. 0.711; $p < .01$). Für den OVH fallen die Abweichungen geringer aus (Bias: −64,61 mm links; −253,01 mm rechts), wobei die Korrelation moderat sind (ρ = 0.398-0.466; $p < .01$), In den hochdynamischen Aufgaben (DVJ, SJ) treten die größten relativen Abweichungen auf (bis ca. −56 %), bei weiterhin moderaten Korrelationen (ρ = 0.355-0.547; $p < .01$).

Tab. 22. CoP Path Length [mm]: Deskriptive Statistik und Übereinstimmung zwischen OpenGo Insole3 und Referenzsystem mittels Bland-Altman-Analyse und Spearman-Rangkorrelation anhand der Bewegungsmuster DSLS, OVH, DVJ und SJ

Aufgabe	N	Seite	*Path Length [mm]*		Bland-Altman		Spearman
			KMP	Insole3	BIAS [mm] (95% LoA)	BIAS [%]	ρ
DSLS	36	L	1041,42 (±377,95)	737,01 (±273,55)	-304,41 (-721,81; 112,99)	-29,23	0.759**
		R	929,23 (±243,18)	596,15 (±165,32)	-333,08 (-716,99; 50,84)	-35,84	0.711**
OVH	32	L	983,30 (±269,71)	918,69 (±278,95)	-64,61 (-641,07; 511,85)	-6,57	0.466**
	38	R	1178,69 (±389,68)	925,68 (±293,85)	-253,01 (-1082,69; 576,67)	-21,47	0.398**
DVJ bilateral	38	L	238,14 (±91,12)	123,69 (±61,98)	-114,45 (-265,82; 36,91)	-48,07	0.529**
		R	252,32 (±150,96)	124,35 (±74,86)	-127,97 (-436,51; 180,57)	-50,72	0.547**
DVJ unilateral	38	L	179,35 (±114,45)	99,45 (±47,02)	-79,90 (-262,34; 102,54)	-44,56	0.496**
		R	154,89 (±64,99)	85,59 (±31,79)	-69,30 (-187,75; 49,16)	-44,74	0.410**
SJ links	38	L	378,10 (±179,30)	169,03 (±83,97)	-209,08 (-538,28; 120,12)	-55,29	0.355**
		R	371,05 (±184,66)	172,85 (±79,13)	-198,20 (-545,20; 148,80)	-53,41	0.423**
SJ rechts	38	L	351,62 (±208,32)	153,81 (±72,92)	-197,82 (-584,34; 188,70)	-56,27	0.441**
		R	335,27 (±193,89)	146,37 (±56,76)	-188,90 (-535,95; 158,15)	-56,35	0.521**

† August 2021; p < 0.05; p < 0.001***

*N = Anzahl der Proband*innen, L = linker Fuß, R = rechter Fuß; SD = Standardabweichung (engl. Abkürzung), BIAS = systematischer Fehler, LoA = Übereinstimmungsgrenzen in Newton, ρ = Spearman-Korrelationsquotient*

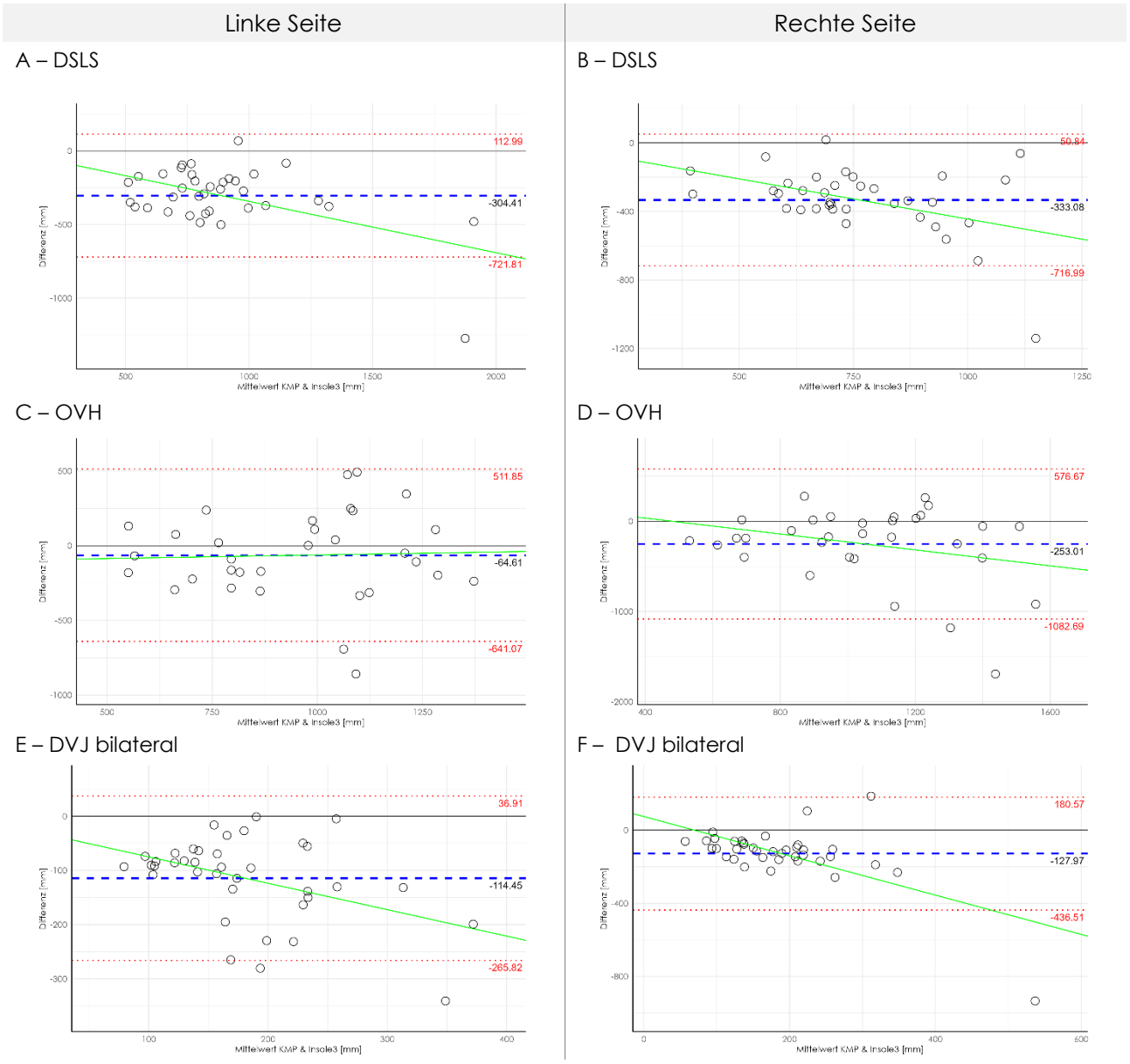


Abb. 37. Bland-Altman Grafiken zum Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Bestimmung der CoP Path Length bei (A/B) DSLS, (C/D) OVH & (E/F) DVJ bilateral. Dargestellt ist die mittlere Differenz (Insole3 – KMP) als blau gestrichelte Linie. Die 95 %-Übereinstimmungsgrenzen sind als rot gestrichelte Linie abgebildet. Die grüne Linie zeigt die lineare Regressionsgerade zur Beurteilung eines proportionalen Bias.

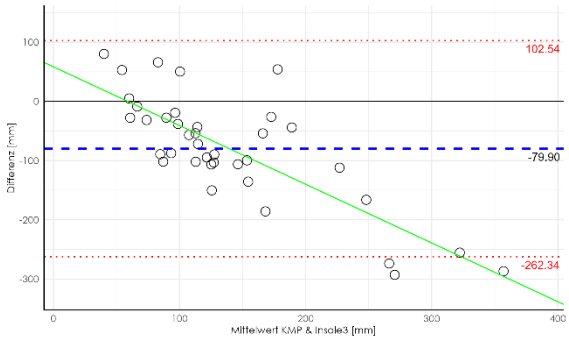
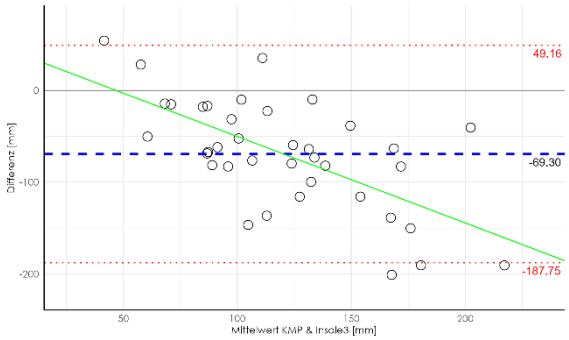
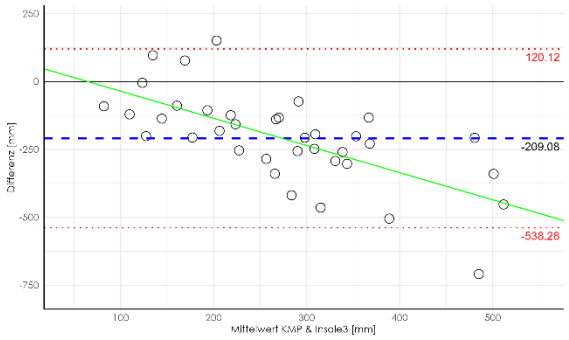
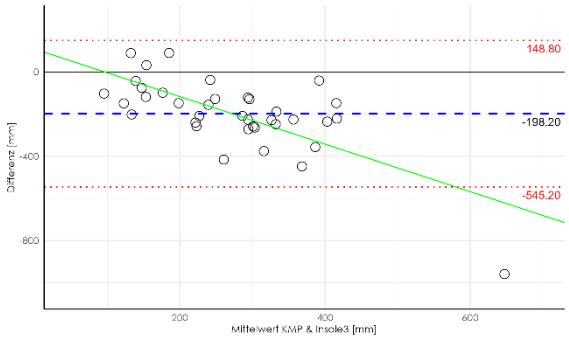
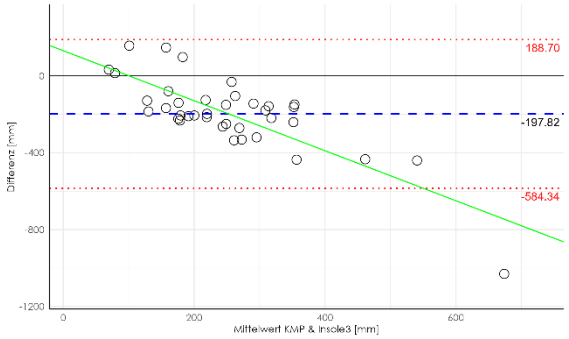
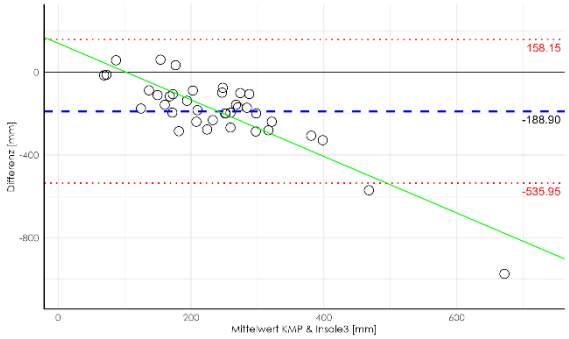
Linke Seite	Rechte Seite
G – DVJ unilateral	H – DVJ unilateral
	
I – SJ links	J – SJ links
	
K – SJ rechts	L – SJ rechts
	

Abb. 38. Bland-Altman Grafiken zum Vergleich der OpenGo Insole3 mit der KMP zur Bestimmung der CoP Path Length bei (G/H) DVJ unilateral, (I/J) SJ links & (K/L) SJ rechts. Dargestellt ist die mittlere Differenz (Insole3 – KMP) als blau gestrichelte Linie. Die 95 %-Übereinstimmungsgrenzen sind als rot gestrichelte Linie abgebildet. Die grüne Linie zeigt die lineare Regressionsgerade zur Beurteilung eines proportionalen Bias.

8.3.2 Diskussion

Die vorliegenden Ergebnisse werden im Kontext der bestehenden Literatur sowie unter Berücksichtigung methodischer Besonderheiten eingeordnet und diskutiert. Im Fokus stehen die systematischen Abweichungen zwischen den Messsystemen, deren skalierungsabhängige Ausprägung sowie der praktischen Relevanz für die Anwendung der OpenGo Insole3. In nahezu allen Bewegungsaufgaben wird die *Path Length* durch die OpenGo Insole3 im Vergleich zum Referenzsystem systematisch unterschätzt (−41,88 ± 15,73 %). Dies zeigt sich in durchgehend negative *Bias*-Werten, die je nach Aufgabe erhebliche Ausmaße annehmen. Während bei statisch-dynamischen Aufgaben (DSLS, OVH) Abweichungen im Bereich von −6,57 % bis –35,84 % beobachtet werden, steigen diese bei hochdynamischen Bewegungen (DVJ, SJ) deutlich auf Werte zwischen −44,56 % und −56,35 % an. Diese Befunde verdeutlichen, dass die Messabweichung wie für die vorherigen Parametern nicht konstant ist, sondern systematisch mit der Bewegungscharakteristik zunimmt. Mit steigender Dynamik und größeren CoP-Auslenkungen verstärkt sich die Unterschätzung, was auf einen amplitudenabhängigen Bias hindeutet. Diese Interpretation wird durch die Bland-Altman-Analyse gestützt, die sowohl breite LoA als auch eine zunehmende Streuung der Differenzen zeigen. Trotz dieser ausgeprägten systematischen Unterschiede weisen die überwiegend moderaten Korrelationen (ρ = 0.35−0.76) darauf hin, dass zwischen den Messsystemen eine konsistente Rangordnung der Messwerte besteht.

Für die CoP-Parameter der OpenGo Insole3 liegen bislang keine veröffentlichten Validierungsstudien vor, sodass ein direkter Ergebnisvergleich derzeit nicht möglich ist. Zur Einordnung können jedoch frühere Studien zum Vorgängermodell (Insole2) sowie zu vergleichbaren drucksensitiven Sensoreinlagen herangezogen werden. Stöggl und Martiner (2017), Price (2018) sowie Cudejko et al. (2023) berichten übereinstimmend eine deutliche Unterschätzung von CoP-Parametern in der ML-Richtung (44−53 %) und in geringerem Ausmaß in AP-Richtung (26 %). Als zentrale Ursachen werden die bauartbedingt begrenzte Sensorabdeckung in ML-Richtung und die vergleichsweise niedrigere Abtastrate (50 Hz) diskutiert. Vor allem Stöggl und Martiner (2017) liefern eine relevante Referenzbasis für weniger dynamische, balancenahe Aufgaben. In ihrer Studie wurden beim *Single-Leg-Balance-Test* Unterschätzungen der *Path Length* von etwa 11 % in AP und 71 % in ML-Richtung berichtet, während beim *Y-Balance-Test* deutlich höhere Abweichungen von 39 % (AP) und 75 % (ML) auftraten. Morin et al. (2022) ergänzen klassische Studiendesigns durch den Einsatz eines markerbasierten MoCap-Systems. Mithilfe einer Kreuzkorrelation der Beschleunigungsdaten aus den Sohlen und den Markern sowie einer Transformationsmatrix quantifizieren sie die Genauigkeit (RMSE) während eines *Side-Step-Cuts* (AP: 15,4 mm ± 4 mm; ML: 8,5 ± 3 mm) und beim Laufen (AP: 18,5 ± 5 mm; ML: 7,3 ± 4 mm). Dabei zeigt sich, dass die Genauigkeit mit zunehmender vGRF ansteigt, was auf eine lastabhängige Sensitivität der Messsysteme hindeutet. Dies spricht dafür, dass die Messabweichungen der OpenGo Insole3 bei statisch-dynamischen bzw. weniger dynamischen Aufgaben grundsätzlich im Rahmen publizierter Referenzwerte liegen. Gleichzeitig verdeutlichen die Literaturbefunde, dass bereits in kontrollierten Balanceaufgaben eine ausgeprägte richtungsabhängige Verzerrung besteht, wobei die ML-Komponente systematisch stärker als die AP-Komponente unterschätzt wird.

Limitierungen

Die dargestellten Ergebnisse verdeutlichen, dass die Messgenauigkeit der OpenGo Insole3 bei dynamischen und streuungsbasierten Parametern durch mehrere technische und methodische Einflussgrößen limitiert ist (vgl. Kapitel 8.2). Mit zunehmender Bewegungsdynamik steigen die Anforderungen an die zeitliche und räumliche Auflösung, was zu größeren Abweichungen, breiteren LoA und niedrigeren Korrelationen führt. Die beobachteten Abweichungen lassen sich durch die unterschiedlichen methodischen Grundlagen der CoP-Berechnung in beiden Messsystemen erklären. Während Kraftmessplatten den CoP unter Einbezug von Kräften und Momenten als physikalisch definierten Angriffspunkt der resultierenden Bodenreaktionskraft bestimmen, basiert die OpenGo Insole3 auf einer herstellerspezifischen Approximation anhand diskret erfasster Druckparameter (Moticon ReGo AG, 2021b). Unterschiede in Sensorauflösung, Signalfilterung, Interpolation und algorithmischer Modellierung können daher zusätzliche Abweichungen verursachen, die nicht ausschließlich auf geometrische Effekte zurückzuführen sind (Orlin & McPoil, 2000). Bei hochdynamischen Bewegungen und schnell wechselnden Lastverteilungen kann dies zu einer Glättung der CoP-Trajektorie und einer Dämpfung hochfrequenter Signalanteile führen, wodurch die *Path Length* systematisch unterschätzt wird.

Ein weiterer wesentlicher Einflussfaktor ergibt sich aus den unterschiedlichen Koordinatensystemen der beiden Messsysteme (vgl. Abb. 39). Unterschiede in der räumlichen Referenz sowie potenzielle Rotationen zwischen den Systemen können zu systematischen Verzerrungen in der geometrischen Beschreibung der Trajektorie führen (vgl. Kapitel 7.5). Eine zentrale Limitation der vorliegenden Teilstudie besteht daher in der fehlenden markerbasierten Rekonstruktion der Fußsegmentposition relativ zur Kraftmessplatte. Frühere Studien konnten durch die Kombination von Kraftmessplatte, Sensoreinlage und optischen MoCap-System eine Transformation der CoP-Daten in ein gemeinsames, anatomisch definiertes Fußkoordinatensystem vornehmen (Morin et al., 2022). Eine solche Referenz war im vorliegenden Studiendesign jedoch nicht verfügbar. Ohne Kenntnis der wiederholungs- und personenbezogenen Fußrotation und -translation im globalen Laborkoordinatensystem kann die CoP-Position der Kraftmessplatte nicht konsistent in ein vergleichbares Koordinatensystem überführt werden. Unterschiede in der absoluten CoP-Lage können daher sowohl tatsächliche Messabweichungen als auch Unterschiede in den zugrunde liegenden Referenzrahmen widerspiegeln. Die *Path Length* ist gegenüber translatorischen Verschiebungen robust, jedoch ergeben sich bei abweichenden Skalierungen oder systematischen Verzerrungen der Achsen Einschränkungen. In solchen Fällen kann es zu einer systematischen Über- oder Unterschätzung kommen, was bei der Interpretation der Messgüte zu berücksichtigen ist. Eine datengetriebene nachträgliche Transformation kann die geometrische Überlagerung der Trajektorie verbessern, erhöht jedoch die Systemübereinstimmung potenziell künstlich, da die Transformationsparameter aus denselben Daten geschätzt wird (Quijoux et al., 2021; vgl. Kapitel 3.2).

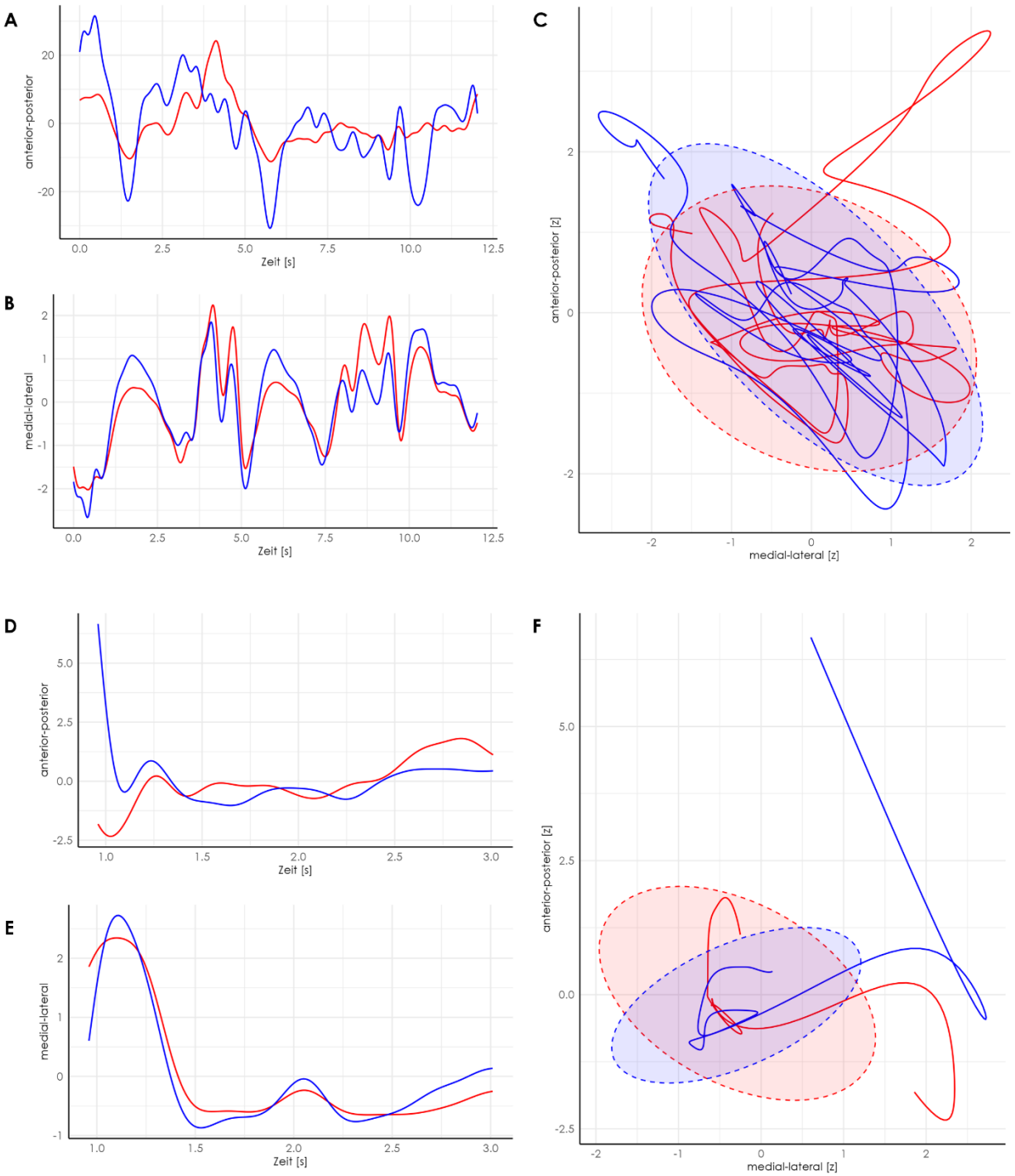


Abb. 39. Darstellung der CoP-Verläufe und der Prediction Ellipse Area (PEA) im Rahmen von zwei Bewegungsaufgaben (OVH (rechts) & SJ (links)) für das Referenzsystem (blau) und die OpenGo Insole3 (rot).

A-C: OVH (rechts) mit CoP-Verlauf in anteroposterior Richtung (A), mediolateraler Richtung (B) sowie 2D-Ansicht mit PEA-Darstellung (C).

D-F: SJ (links)auf der linken Seite mit CoP-Verlauf in anteroposterior Richtung (D), mediolateraler Richtung (E) sowie 2D-Ansicht mit PEA-Darstellung (F).

Die Analyse weiterer CoP-Parameter unterstreicht die Relevanz dieser methodischen Limitationen (vgl. Anhang E-G). Flächenbasierte Parameter wie die *Prediction Ellipse Area* zeigen deutlich größere Abweichungen, breitere LoA und inkonsistente Korrelationen. Solche Parameter reagieren sensibel auf Unterschiede in der räumlichen Geometrie der Trajektorie (Chiari et al., 2002). Auch komplexitätsbasierte Maße wie die *SampEn* erweisen sich aufgrund ihrer hohen Sensitivität gegenüber Signalverarbeitung, Datenlänge als nur eingeschränkt geeignet für eine robuste Systemvalidierung (vgl. Anhang G). Im Vergleich dazu bildet die *Path Length* trotz der beschriebenen Einschränkungen die globale Dynamik der CoP-Trajektorie vergleichsweise robust ab und zeigt konsistente Rangkorrelationen zwischen den Systemen. Zudem ist sie gegenüber bestimmten methodischen Variationen weniger anfällig als komplexere Maße und integriert die Bewegungskomponenten in AP- und ML-Richtung in einer gemeinsamen Kenngröße. Die beobachtete Unterschätzung sollte dennoch nicht ausschließlich auf Messfehler im engeren Sinne verstanden werden, sondern auch als Ausdruck unterschiedlicher signaltechnischer Voraussetzungen beider Systeme.

Schlussfolgerung

Insgesamt verdeutlichen die Ergebnisse, dass technische Eigenschaften wie Sensorplatzierung, Abtastrate, Signalverarbeitung und mechanische Stabilität der Sensoreinlagen im Kontext der CoP-Analyse wie auch bei der Schätzung der vGRF einen entscheidenden Einfluss auf die Messqualität haben (Fuchs et al., 2022; Razak et al., 2012). Während einzelne Parameter, vor allem in anteroposterior Richtung oder auf Basis nichtlinearer und frequenzbasierter Maße, als valide eingestuft werden können, zeigen sich in mediolateraler Richtung deutliche Abweichungen und höhere Variabilität. Die OpenGo Insole3 unterschätzt CoP-Parameter systematisch und amplitudenabhängig, wobei die Abweichung mit zunehmender Bewegungsdynamik ansteigt. Trotz dieser Limitierungen bietet das System einen praktischen Nutzen für Feldstudien. Ihre Benutzerfreundlichkeit, Mobilität und kabellose Nutzung ermöglichen eine niederschwellige Erhebung posturaler Parameter im Trainings- oder Alltagskontext. Für absolute Quantifizierungen oder leistungssportliche Entscheidungsfindung ist die Anwendbarkeit hingegen eingeschränkt.

9 Teilstudie 2: Reliabilität der Moticon OpenGo zur Schätzung der Bodenreaktionskraft

Neben der Validität zählt die Reliabilität zu den zentralen Gütekriterien wissenschaftlicher Messverfahren (Bös, 2017; Schnabel et al., 2008). Sie beschreibt die Fähigkeit eines Messsystems, unter vergleichbaren Bedingungen konsistente Ergebnisse zu liefern (Lienert & Raatz, 1998). Für die sportpraktische Anwendung mobiler Technologie bedeutet dies, dass Messungen unabhängig von Nutzer*innen, Umgebungsbedingungen oder zeitlichen Abständen vergleichbar sein müssen. Ein wesentlicher Aspekt der Reliabilität ist die Test-Retest-Reliabilität, welche sich auf die Konsistenz des Messgerätes und die technische Präzision bezieht (Warneke, Lebelt et al., 2025). Im Leistungssport ist diese Form der Zuverlässigkeit besonders relevant, da Trainingsprozesse über längere Zeiträume geplant, gesteuert und evaluiert werden. Nur wenn eine Messmethode konsistente Ergebnisse liefert, können Veränderungen in Leistungsparametern wie Sprungkraft oder Bewegungsökonomie auf tatsächliche Trainings- und Anpassungseffekte zurückgeführt werden und nicht auf Messfehler oder technischen Schwankungen (S. Robertson et al., 2024). In praxisnahen Untersuchungsdesigns ist eine vollständige Kontrolle biologischer und externer Einflussfaktoren jedoch nur eingeschränkt realisierbar. Entsprechend erfassen Test-Retest-Analysen häufig eine Kombination aus instrumenteller Messvarianz und biologischer Variabilität.

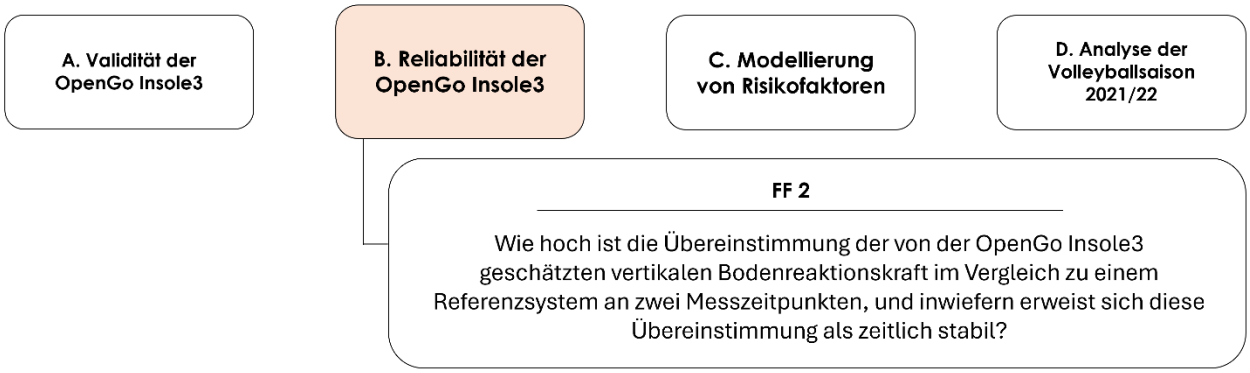


Abb. 40. Einordnung der zweiten Forschungsfrage (FF 2) in den Forschungskomplex B

Entsprechend der übergeordneten Fragestellung ist die vorliegende Teilstudie dem in Abb. 40 dargestellten Forschungskomplex B zugeordnet und untersucht nicht die isolierte Geräte-Reliabilität, sondern die zeitliche Stabilität der intersystemischen Übereinstimmung zwischen zwei Messsystemen. Dieses Vorgehen geht über klassische eindimensionale Reliabilitätsansätze hinaus. Ergänzend wird die intrasystemische Test-Retest-Reliabilität der OpenGo Insole3 betrachtet, um die interne Stabilität der Messwerte einzuordnen. Der Fokus liegt auf der vGRF als zentralem externen Belastungsparameter, der sowohl eine eigenständige Aussagekraft besitzt als auch eine wesentliche Eingangsgröße für die biomechanische Bewertung gelenkbezogener Belastungen darstellt (vgl. Kapitel 3). Die methodische Umsetzung der Analyse sowie die zur Beschreibung systematischer, absoluter und relativer Fehler herangezogener Kennwerte werden im folgenden Abschnitt dargestellt.

9.1 Methodik der Datenauswertung

Zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage (FF 2) wird die zeitliche Stabilität der Übereinstimmung zwischen der OpenGo Insole3 und einer KMP über einen saisonalen Zeitraum hinweg untersucht. Im Fokus steht die vGRF als zentraler externer Belastungsparameter. Die Analyse basiert auf einem Vergleich der Messwerte zu Saisonbeginn (T_0) und Saisonende (T_2) (Abb. 41).

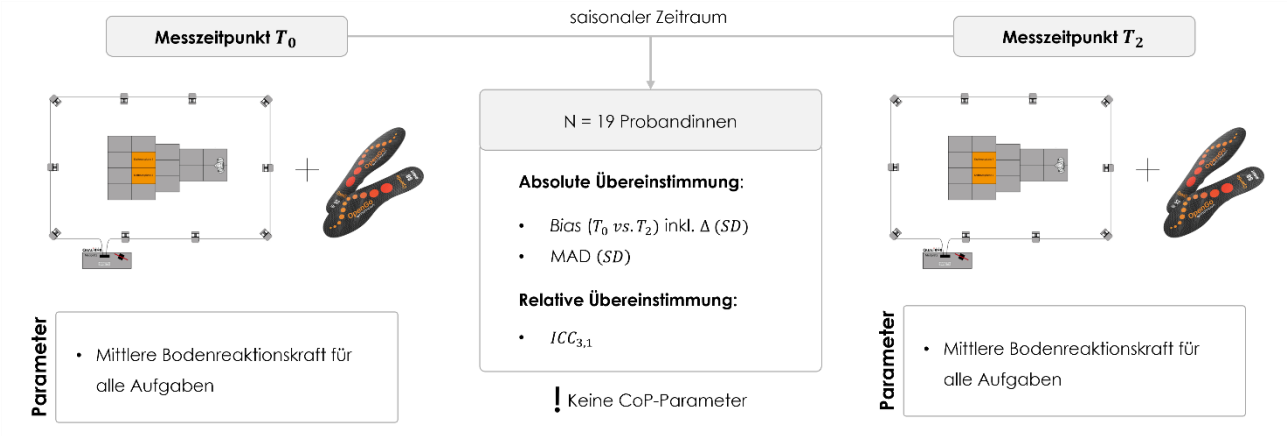


Abb. 41. Studiendesign zur Prüfung der Reliabilität der mittels OpenGo Insole3 bestimmten mittleren vertikalen Bodenreaktionskraft mit paralleler Referenzmessung über eine Kraftmessplatte an zwei Messzeitpunkten (T_0, T_2; N = 19)

In die Auswertung werden die Datensätze von insgesamt 19 Probandinnen einbezogen (vgl. Kapitel 7.3). Aufgrund technischer Störungen im Zusammenhang mit der OpenGo Insole3 und den KMPs mussten sämtliche Datensätze des Messzeitpunkts T_1 ausgeschlossen werden (vgl. Kapitel 7.1). Für die Messzeitpunkte T_0 und T_2 ergeben sich folgende Ausschlüsse: Für den DSLS (links/rechts) und SJ (rechts) werden jeweils zwei Datensätze (10,5 %) ausgeschlossen, beim OVH vier Datensätze (21,1 %), beim DVJ (bilateral) ein Datensatz (5,3 %) und beim SJ (links) drei Datensätze (15,8 %).
Die Datenauswertung basiert auf den Mittelwerten der vGRF über die definierten Bewegungsphasen der Übungssequenzen DSLS, OVH sowie der Lande- und Stabilisierungsphasen der Sprungaufgaben (vgl. Kapitel 7.5). Die Verwendung der Mittelwerte erfolgt, da *Peak*-Werte eine hohe Sensitivität gegenüber Phasenverschiebungen, Filterparametern, biomechanischer Variabilität oder der Definition des initialen Bodenkontakts besitzen (McCaw et al., 2013; Roewer et al., 2014). Mittelwerte repräsentieren hingegen die zeitlich integrierte Belastung und gelten als robuster gegenüber signaltechnischen Artefakten. Darüber hinaus wird argumentiert, dass integrierte Belastungsgrößen eine höhere biomechanisch Relevanz für die Bewertung externer Gelenkbelastungen besitzen können (Thomas et al., 2023). Auf die Einbeziehung von CoP-Parametern wird verzichtet. Neben methodischen Einschränkungen durch fehlende Synchronisation der Koordinatensysteme zwischen den Messsystemen ist zu berücksichtigen, dass CoP-Größen als abgeleitete Parameter sensomotorischer Kontrollprozesse eine hohe intraindividuelle Variabilität aufweisen (vgl. Kapitel 7.5). Zudem zeigen aktuelle Studien, dass CoP-Parameter trotz moderater bis guter Reliabilität mit hohen absoluten Messfehlern und systematischen Abweichungen verbunden sind (Kozinc

et al., 2025). Eine Integration dieser Parameter würde daher die Beurteilung der systembezogenen Messabweichungen potenziell überlagern (Warneke, Gronwald et al., 2025).
Zur Bewertung der Übereinstimmung zwischen OpenGo Insole3 und KMP werden für beide Messzeitpunkte separat Bland-Altman-Analysen durchgeführt, um eine Beurteilung der Struktur und Verteilung der Differenzen zu ermöglichen (vgl. Kapitel 7.6). Ergänzend wird die MAD berechnet, um die Größe der Abweichungen quantitativ zu erfassen. Zur Analyse der zeitlichen Stabilität werden die Differenzen der Kennwerte zwischen den Messzeitpunkten berechnet (Δ Bias; Δ MAD; $\Delta = T_2 - T_0$). Eine gute Stabilität wird angenommen, wenn sich die Kennwerte zwischen den Messzeitpunkten geringfügig unterscheiden. Als pragmatisches Interpretationskriterium wird hierfür ein Schwellenwert von ±10 % gewählt, da in der Validierung tragbarer biomechanischer Messsysteme relative Abweichungen in dieser Größenordnung als technisch akzeptabel gelten (Barratt et al., 2021; Kozinc et al., 2025; Warneke, Gronwald et al., 2025). Ergänzend wird die intrasystemische Test-Retest-Reliabilität der OpenGo Insole3 bestimmt. Hierzu wird der ICC auf Basis der erhobenen vGRF-Messwerte zwischen T_0 und T_2 berechnet und ein Zwei-Faktor-Mixed-Effects-Modell nach $ICC_{3,1}$ für Einzelmessungen bei absoluter Übereinstimmung verwendet (vgl. Kapitel 7.6). Die Analyse erfolgt getrennt für jede Übung und jede Seite.
Auf Basis dieses methodischen Vorgehens werden im folgenden Abschnitt die Ergebnisse zur Test-Retest-Reliabilität der OpenGo Insole3 dargestellt. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der zeitlichen Stabilität der vGRF-Übereinstimmung mit dem Referenzsystem sowie auf potenziellen Veränderungen der Kennwerte zwischen den beiden Messzeitpunkten.

9.2 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Reliabilitätsanalyse sind in Tab. 23 und Abb. 42 dargestellt. Zum ersten Messzeitpunkt (T_0) beträgt die mittlere systematische Abweichung −52,54 ± 30,18 N, während zum zweiten Messzeitpunkt (T_2) der Bias bei −21,68 ± 12,06 N liegt. Die mittlere Differenz zwischen den Messzeitpunkten beläuft sich auf Δ = 30,70 ± 24,90 N. Die Spannweite der Bias-Werte reicht zu T_0 von −118,44 N (DVJ unilateral, rechts) bis −26,10 N (OVH, rechts) und zu T_2 von −43,27 N (SJ links, links) bis −8,57 N (SJ links, rechts). Die LoA erstrecken sich zu T_0 von −377,66 N bis 140,94 N und zu T_2 von −290,62 N bis 229,19 N. Die größten Differenzen zwischen den Messzeitpunkten werden beim unilateralen DVJ beobachtet (links: Δ78,13 N; rechts: Δ75,92 N), während die geringsten Differenzen beim OVH auftreten (links: Δ6,24 N; rechts: Δ8,05 N).
Die MAD zu T_0 im Mittel 68,66 ± 28,54 N, mit einer Spannweite von 42,30 ± 30,75 N bis 133,86 ± 115,69 N. Zu T_2 bleibt ein Mittelwert von 66,83 ± 23,17 N, mit einer Spannweite von 33,48 ± 19,53 N bis 104,11 ± 100,64 N. Die Differenz zwischen den Messzeitpunkten beträgt Δ−2,17 ± 23,54 N. Die größten Differenzen werden beim unilateralen DVJ beobachtet (Δ−50,99 N), während in einzelnen Bedingungen auch Zunahmen der Abweichungen auftreten (SJ links, rechts: Δ44,61 N). Die $ICC_{3,1}$-Werte liegen im Bereich von 0.24 (SJ links, links) bis 0.64 (DSLS, links). Die zugehörigen Konfidenzintervalle zeigen eine hohe Variabilität und reichen in mehreren Fällen von

negativen bis zu positiven Werten (−0.17 bis 0.86). Die ICC-Werte beschreiben die Stabilität der Differenzen zwischen den Messzeitpunkten und variieren sowohl zwischen den Bewegungsaufgaben als auch zwischen den Seiten.

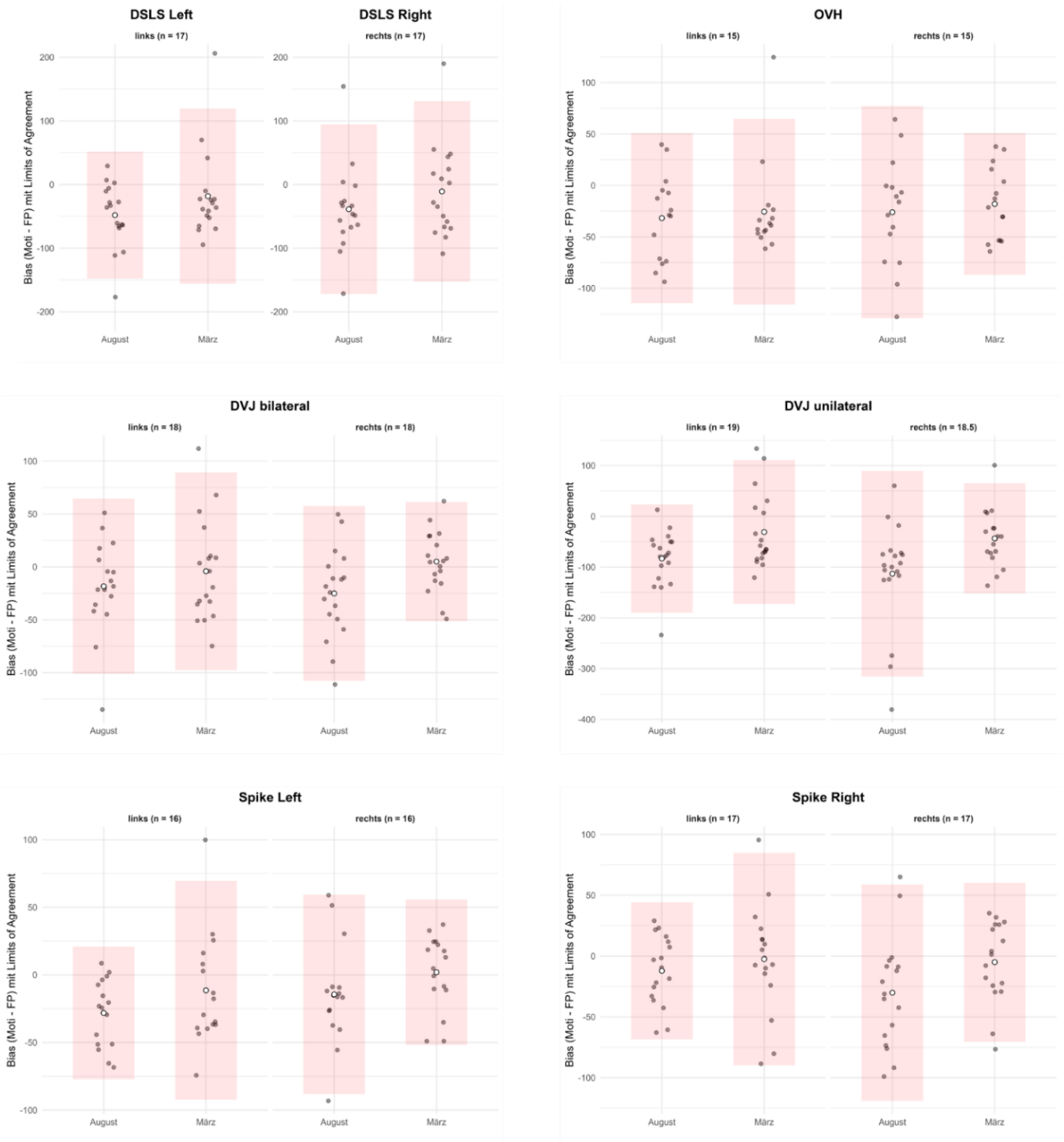


Abb. 42. Grafische Darstellung der Bland-Altman-Parameter (Bias inkl. LoA) der mittleren vGRF für alle Übungen zu T_0 und T_2.

Tab. 23. Reliabilitätsanalyse der mittleren vGRF [N] zwischen T_0 und T_2 mittels Bland-Altman-Analyse, mittlere absolute Differenz und Intraklassenkorrelation.

Aufgabe	N	Seite	Bias (LoA) [N]			MAD (SD) [N]			OpenGo Insole3
			T_0	T_2	Δ (SD)	T_0	T_2	Δ (SD)	$ICC_{3,1}$ (95%-KI)
DSLSs	17	L	-48,12 (-147,65; 51,40)	-18,21 (-155,79; 119,37)	29,91 (±74,66)	52,68 (±45,72)	55,60 (±44,67)	2,92 (±63,94)	0.64 (0.21; 0.86)
		R	-38,74 (-171,92; 94,45)	-10,82 (-152,57; 130,92)	27,92 (±99,22)	61,17 (±47,29)	56,62 (±44,14)	-4,55 (±64,68)	0.67 (0.30; 0.86)
OVH	15	L	-31,81 (-114,46; 50,84)	-25,57 (-115,87; 64,73)	6,24 (±62,46)	42,30 (±30,75)	45,27 (±25,06)	2,97 (±39,68)	0.54 (0.04; 0.82)
		R	-26,10 (-129,12; 76,92)	-18,05 (-86,88; 50,79)	8,05 (±62,80)	44,10 (±37,53)	33,48 (±19,52)	-10,62 (±42,32)	0.52 (0.01; 0.81)
DVJ bilateral	18	L	-29,61 (-155,71; 96,49)	-12,09 (-143,42; 119,25)	17,52 (±92,88)	54,56 (±43,77)	50,97 (±43,52)	-3,59 (±61,66)	0.51 (0.09; 0.78)
		R	-41,48 (-151,60; 68,63)	-12,55 (-141,54; 116,44)	28,93 (±86,52)	56,94 (±39,31)	43,79 (±49,67)	-13,15 (±63,36)	0.42 (0.00; 0.73)
DVJ unilateral	19	L	-108,85 (-327,64; 109,94)	-30,72 (-290,62; 229,19)	78,13** (±173,44)	121,89 (±96,37)	103,36 (±85,46)	-18,53 (±128,82)	0.31 (-0.17; 0.66)
		R	-118,44 (-377,66; 140,79)	-42,52 (-278,41; 197,37)	75,92** (±179,54)	133,86 (±115,69)	82,87 (±95,91)	-50,99 (±150,28)	0.55 (0.10; 0.81)
SJ links	16	L	-51,18 (-158,24; 55,88)	-43,27 (-238,71; 152,17)	7,91 (±113,69)	61,97 (±41,00)	91,51 (±54,84)	29,54 (±68,46)	0.24 (-0.15; 0.61)
		R	-53,21 (-205,70; 99,29)	-8,57 (-164,82; 147,68)	44,64** (±111,38)	71,68 (±59,93)	61,67 (±48,75)	-10,01 (±77,25)	0.37 (-0.12; 0.72)
SJ rechts	17	L	-41,38 (-166,52; 83,77)	-28,08 (-310,79; 254,64)	13,30 (±157,75)	59,50 (±46,20)	104,11 (±100,64)	44,61 (±110,75)	0.55 (0.13; 0.81)
		R	-35,58 (-171,07; 99,90)	-9,67 (-211,58; 192,23)	25,91 (±124,05)	63,29 (±43,21)	68,66 (±75,51)	5,37 (±86,97)	0.37 (-0.06; 0.70)

† August 2021& März 2022; p < 0.05; p < 0.001***

*N = Anzahl der Proband*innen, L = linker Fuß, R = rechter Fuß; SD = engl. Standarddeviation, BIAS = systematischer Fehler, LoA = Übereinstimmungsgrenzen in Newton, ICC = engl. Intraclass-Cross-Correlation; 95%-KI = 95%-Konfidenzintervall; MAD = Mittlere absolute Differenz; Δ = Differenz zwischen T0 und T2*

9.3 Diskussion

Die vorliegende Teilstudie untersucht die zeitliche Stabilität der Übereinstimmung zwischen der OpenGo Insole3 und einer KMP über zwei Messzeitpunkte. Im Gegensatz zu klassischen Reliabilitätsdesigns steht damit nicht die reine Wiederholbarkeit eines einzelnen Messsystems im Fokus, sondern die zeitliche Konsistenz der Differenzen zwischen zwei Messsystemen. Die Interpretation der Ergebnisse muss daher konsequent im Kontext der intersystemischen Übereinstimmung erfolgen.

Die Ergebnisse zeigen eine deutliche Reduktion der systematischen Abweichungen zwischen den Messzeitpunkten. Der mittlere Bias verändert sich von −52,04 N zu T_0 auf −21,68 N zu T_2 ($\Delta = 30{,}36$), was einer Reduktion des systematischen Fehlers um etwa 58 % relativ zum Ausgangswert entspricht. Dies deutet darauf hin, dass sich die Messwerte der OpenGo Insole3 im Mittel an die Referenzmessung annähern und nun über alle Bewegungsaufgaben in einem akzeptablen Bereich von unter 10 % liegen (Cudejko et al., 2023; Hegde et al., 2016). Entscheidend ist jedoch, dass diese Verschiebung nicht mit einer Reduktion der Streuung einhergeht. Die LoA bleiben zu beiden Zeitpunkten breit und zeigen im Mittel eine Zunahme der Spannweite um etwa 23 %. Vor allem die obere Abweichungsgrenze nimmt deutlich zu, während die untere Grenze weitgehend unverändert bleibt. Parallel dazu zeigen die mittleren Differenzen keine systematische Veränderung ($\Delta = -2{,}17 \pm 23{,}54$ N). Daraus ergibt sich ein zentrales Muster: Eine Reduktion der mittleren systematischen Abweichung bei gleichzeitig unverändert hoher bzw. teilweise erhöhter Streuung der Differenzen (vgl. Abb. 42). Dieses Ergebnis ist aus methodischer Sicht wesentlich, da ein geringer Bias allein keine hohe Übereinstimmung impliziert, wenn die zufälligen Fehler groß bleiben. Diese Konstellation wird in der sportwissenschaftlichen Methodik wiederholt hervorgehoben (Atkinson & Nevill, 1998; Hopkins, 2000; Warneke, Gronwald et al., 2025). Die aufgaben- und seitenabhängigen Analysen verdeutlichen darüber hinaus eine ausgeprägte Heterogenität der Differenzen zwischen den Messzeitpunkten. Bei hochdynamischen Bewegungen wie dem unilateralen DVJ treten große Differenzen auf, während statisch-dynamische Aufgaben (DSLS, OVH) geringe Unterschiede zeigen. Dieses Muster schließt an die vorangegangene Teilstudie 1 an und ist biomechanisch plausibel, da dynamische Belastungen mit schnellen Kraftanstiegen und komplexen Druckverteilungen höhere Anforderungen an Sensordichte, Abtastrate und Signalverarbeitung stellen (Fransz et al., 2014; Morin et al., 2022).

Zur ergänzenden Einordnung der internen Messstabilität wurden $ICC_{3,1}$-Werte (*Range* = 0.24−0.67) auf Basis der OpenGo-Daten zwischen T_0 und T_2 berechnet. Diese Kennwerte beschreiben die intrasystemische Test-Retest-Reliabilität der Sensoreinlage und erlauben keine direkte Aussage über die Überstimmung mit dem Referenzsystem. Die überwiegend niedrig bis moderaten Werte weisen darauf hin, dass die Messwerte der OpenGo Insole3 über die Zeit nur eingeschränkt konsistent reproduzierbar sind (Koo & Li, 2016). Die breiten Konfidenzintervalle mit teilweise negativen Untergrenzen deuten zusätzlich auf eine hohe Fehlervarianz innerhalb der Messwiederholungen hin. Dabei ist zu berücksichtigen, dass der ICC als relatives Maß sowohl von der Messpräzision als auch von der interindividuellen Streuung beeinflusst wird. Bei standardisierten Bewegungsaufgaben mit vergleichbaren Belastungsprofilen kann eine

geringere Varianz zwischen den Proband*innen zu niedrigeren ICC-Werten führen, selbst wenn die absolute Messabweichung moderat bleibt (vgl. Kapitel 7.6).

In der Gesamtbetrachtung ergibt sich ein konsistentes Bild über alle Kennwerte hinweg. Während sich die systematische Abweichung zwischen den Systemen im Mittel deutlich reduziert, bleibt die Streuung der individuellen Differenzen hoch und zeigt keine stabile Struktur zwischen den Messzeitpunkten, sondern nimmt teilweise zu. Gleichzeitig weisen die niedrigen ICC-Werte darauf hin, dass ebenfalls die interne Messstabilität der OpenGo Insole3 über die Zeit begrenzt ist. Es zeigt sich ein *Trade-Off* zwischen verbesserter mittlerer Annäherung an das Referenzsystem und eingeschränkter Stabilität der Messwerte. Für die praktische Anwendung bedeutet dies, dass die OpenGo Insole3 zwar eine verbesserte Annäherung an Referenzwerte auf Gruppenebene ermöglicht, jedoch nur eingeschränkt geeignet ist, individuelle Veränderungen über die Zeit valide abzubilden. Die Ursachen für die beobachteten Verschiebungen des Bias lassen sich auf Grundlage der vorliegenden Daten nicht eindeutig bestimmen. Mögliche Einflussfaktoren umfassen Änderungen in der Signalverarbeitung, Kalibrierung oder Software- und Firmwareupdates von Moticon (Moticon ReGo AG, 2020a, 2020b, 2020c, 2021c, 2021d). Zwischen 2020 und 2021 werden mehrere Aktualisierungen veröffentlicht, darunter Firmware-Version 03.04.00 und App-Version 03.07.01, die eine trägerindividuelle Sensorkalibrierung und eine verbesserte Nullstellung einführen. Diese Updates sollen stabilere Ausgangswerte bei wenig dynamischen Bewegungen ermöglichen (Moticon ReGo AG, 2020b). Weitere Stabilitätsverbesserungen folgen mit Version 05.05.00 (März 2021). Diese Maßnahmen können zur Reduktion der systematischen Abweichungen beigetragen haben. Diese Erklärungsansätze bleiben jedoch spekulativ, da keine systematische Kontrolle dieser Variablen erfolgte und fehlenden Transparenz seitens Moticon zu den Anpassungen vorliegt.

Für die OpenGo Insole3 selbst existieren mit Stand 2025 (letzte Überprüfung: 30.11.2025) nur wenige publizierte Reliabilitätsstudien. Cramer et al. (2022) berichten über eine ausgezeichnete Test-Retest-Reliabilität (ICC = 0.970–0.996) bei Geh- und Laufaufgaben. Die abweichenden Ergebnisse der vorliegenden Studie lassen sich möglicherweise durch die höhere Bewegungsdynamik der untersuchten Aufgaben erklären. Während Cramer et al. (2022) ausschließlich langsame bis moderat dynamische Aktivitäten analysieren, umfasst die vorliegende Studie Bewegungsaufgaben mit hohen vertikalen und horizontalen Beschleunigungsanteilen. Vergleichbare Befunde finden sich auch in anderen Sportarten. So berichten Stöggl und Martiner (2017) über eine moderate bis exzellente Test-Retest-Reliabilität (ICC = 0.570–0.920) für Druck- und Kraftvariablen während des Ruderns auf einem Ergometer, während Nagahara und Morin (2018) für hochdynamische Sprintaufgaben eine geringe Zuverlässigkeit der Moticon-Sohlen zeigen. Auch Barratt et al. (2021) finden zwar eine gute Reliabilität, jedoch eine systematische Überschätzung der Druck- und Kraftwerte im Vergleich zum Pedar-System. Technische Faktoren wie die geringe Abtastrate und die limitierte Sensordichte der OpenGo Insole3 stellen im Vergleich zu Systemen wie dem Pedar-X (99 Sensoren, höhere Abtastraten) bezüglich der Retest-Reliabilität ebenfalls die wesentlichen Limitierungen dar (Debbi et al., 2012; Hegde et al., 2016; novel GmbH, 2015; vgl. Kapitel 5.2). Im Vergleich zu bestehenden Studien, die überwiegend moderate bis hohe Reliabilitätswerte für druckbasierte Systeme berichten, ist zu berücksichtigen, dass diese häufig unter weniger dynamischen

Bedingungen durchgeführt wurden und primär die Protokoll- oder Gerätereliabilität untersuchen. Die vorliegende Studie erweitert diesen Forschungsstand, indem sie die Stabilität der intersystemischen Übereinstimmung unter dynamischen und sportartspezifischen Bedingungen analysiert. Die eingeschränkte Vergleichbarkeit der Ergebnisse unterstreicht die Bedeutung einer differenzierten Interpretation von Reliabilitätskennwerten in Abhängigkeit des Studiendesigns.

Limitierungen

Mehrere methodische Einschränkungen sind bei der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen. Eine zentrale Limitation besteht in der fehlenden isolierten Bestimmung der Gerätereliabilität. Wie von Warneke, Lebelt et al. (2025) definiert, beschreibt die reine Gerätereliabilität die Messkonstanz eines Instruments unter kontrollierten, wiederholbaren Bedingungen, bei denen menschliche oder biologische Variabilität eliminiert sind. Hierfür wäre ein deutlich höherer apparativer Aufwand notwendig gewesen, etwa die wiederholte Platzierung geeichter Massen auf der Sensoreinlage unter kontrollierten Laborbedingungen. Die vorliegende Analyse basiert auf einem praxisnahen Studiendesign, in dem sowohl instrumentelle als auch biologische Variabilität sowie potenzielle Messfehler des Referenzsystems wirksam sind. Die Ergebnisse sind daher als Abbild der zeitlichen Stabilität der Übereinstimmung unter realen Anwendungsbedingungen zu interpretieren und erlauben keine isolierte Aussage über die technische Präzision der OpenGo Insole3.

Die Stichprobengröße (n = 19) stellt eine weitere Einschränkung dar. Kleine Stichproben können die Stabilität statistischer Kennwerte beeinflussen und die Aussagekraft relativer Maße wie des ICC reduzieren. Diese hängen stark von der interindividuellen Varianz ab und so lassen sich teilweise die breiten Konfidenzintervalle interpretieren. Technische Aspekte der Datenerhebung stellen einen weiteren relevanten Einflussfaktor dar. Kurze Bodenkontaktzeiten in Kombination mit einer begrenzten Abtastrate können die zeitliche Auflösung der Messung einschränken und bei hochdynamischen Bewegungen zu einer erhöhten Variabilität der Messwerte führen. Zusätzlich haben partielle Datenausfälle sowie der Ausschluss einzelner Messungen die Varianzstruktur beeinflusst haben. Eine weitere Limitation ergibt sich aus der eingeschränkten Transparenz der Datenverarbeitung innerhalb der OpenGo Insole3. Nicht offengelegte Filter-, Glättungs- und Kalibrierungsalgorithmen erschweren die Nachvollziehbarkeit der Signalverarbeitung und limitieren die Interpretation. Diese Problematik ist charakteristisch für kommerzielle mobile Technologien und stellt eine generelle methodische Herausforderung dar.

Schlussfolgerung

Die OpenGo Insole3 zeigt über den untersuchten Zeitraum eine Reduktion der systematischen Abweichung gegenüber dem Referenzsystem. Der mittlere Bias verringert sich über die betrachteten Aufgaben hinweg deutlich, was auf eine verbesserte Annäherung der Sensoreinlage an die Referenzmessung auf Gruppenebene hinweist. Gleichzeitig bleibt die Streuung der Differenzen hoch und zeigt keine entsprechende Reduktion, sodass sich zwar die durchschnittliche Übereinstimmung verbessert, die Präzision jedoch eingeschränkt bleibt. Ergänzend weisen die berechneten ICC-Werte darauf hin, dass auch die intrasystemische Test-Retest-Reliabilität der OpenGo Insole3 über die Zeit begrenzt ist. So steht einer

verbesserten systematischen Genauigkeit weiterhin eine hohe Variabilität der Messabweichung gegenüber. Für die praktische Anwendung bedeutet dies, dass gruppenbasierte Trendanalysen und praxisnahe Feldmessungen grundsätzlich möglich sind, während für hochpräzise Einzelfallanalysen, rehabilitationsbezogene Entscheidungsprozesse oder Bewegungsanalysen mit engen Toleranzgrenzen deutliche Einschränkungen bestehen. Diese Einschätzung deckt sich mit den zuvor dargestellten Ergebnissen zur Messgenauigkeit und deren Bedeutung für die sportpraktische Anwendung an einem einzelnen Messzeitpunkt (vgl. Kapitel 8).

10 Teilstudie 3: Potenzial plantarer Druckmesssysteme zur Approximation von Risikofaktoren

Nachdem in den vorangegangenen Teilstudien die Messgüte der OpenGo Insole3 im Sinne von Validität und Reliabilität geprüft wurde, adressiert die dritte Teilstudie die weiterführende Frage nach der inhaltlichen Nutzbarkeit plantarer Druckdaten zur Beschreibung biomechanischer Belastungsgrößen der unteren Extremitäten (vgl. Kapitel 5.3). Ausgehend vom theoretischen Bezugsrahmen dieser Arbeit besteht das übergeordnete Ziel darin, komplexe biomechanische Zusammenhänge mit möglichst geringem methodischem Aufwand zu erfassen und für die sportpraktische Anwendung zugänglich zu machen (vgl. Kapitel 4.2). Vor dem Hintergrund des technologischen Fortschritts mobiler Messsysteme und der zunehmenden Verfügbarkeit kontinuierlicher Messdaten verlagert sich der Fokus von der reinen Messgenauigkeit hin zur Modellierung funktioneller Zusammenhänge. Im Kontext plantarer Messsysteme betrifft dies insbesondere die Frage, inwieweit sich aus regionalen Druckverteilungen valide Rückschlüsse auf Gelenkwinkel und -momente des Knie- und Sprunggelenks ableiten lassen. Trotz erkennbaren Fortschritts weisen bestehende Ansätze Einschränkungen hinsichtlich Vorhersagegüte, Robustheit und Generalisierbarkeit auf, sodass praxistaugliche Prädiktionsmodelle bislang nur eingeschränkt verfügbar sind (vgl. Kapitel 4.2). Mit dem Zugang zu umfangreichen Datensätzen sowie dem Einsatz moderner *Machine-Learning*-Methoden wächst jedoch das Potenzial, auch komplexe und nichtlineare Muster in den Messdaten zu identifizieren. Besonders Sensoreinlagen-Systeme bieten den Vorteil kontinuierlicher Messdaten direkt am Fuß und eröffnen damit ein hohes Potenzial, sportartspezifische Belastungen auch außerhalb standardisierter Laborumgebungen differenziert zu erfassen (vgl. Kapitel 5.3).

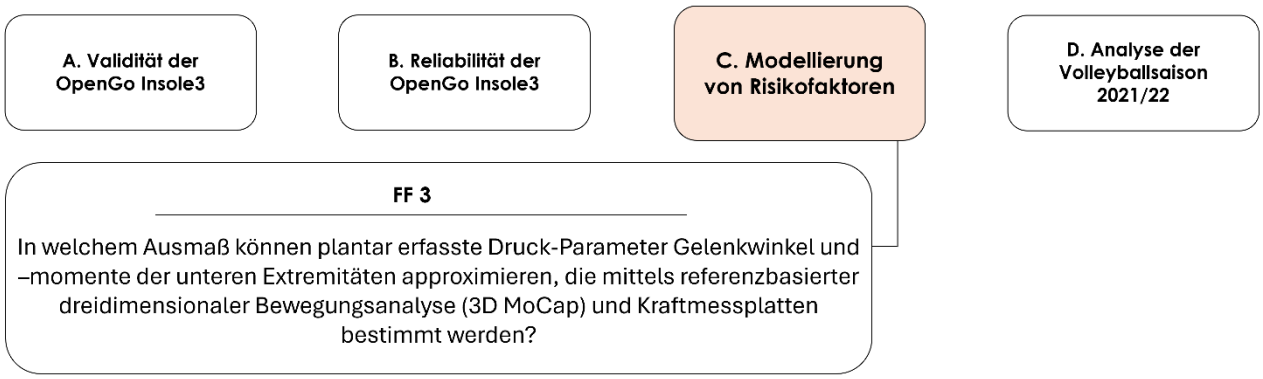


Abb. 43. Einordnung der dritten Forschungsfrage (FF 3) in den Forschungskomplex C

Entsprechend ist diese Teilstudie dem in Abb. 43 dargestellten Forschungskomplex C zugeordnet. Die methodische Umsetzung zur Analyse der Zusammenhänge zwischen Plantardruckparametern und Gelenkgrößen wird im folgenden Kapitel detailliert beschrieben.

10.1 Methodik der Datenauswertung

Die dritte Forschungsfrage (FF 3) zielt auf die Analyse der Zusammenhänge zwischen Plantardruckparametern und der Gelenkkinematik bzw. -kinetik der unteren Extremität ab (Abb. 44). Als Datengrundlage dienen die Messungen zum Zeitpunkt T_0, wodurch eine Stichprobengröße von N = 39 erreicht wird (vgl. Kapitel 7.3). Eine geschlechtsspezifische Differenzierung erfolgt nicht. Im Gegensatz zu einer ausschließlich hypothesengetriebenen Betrachtung einzelner Risikoparameter werden in dieser Teilstudie die verfügbaren kinematischen und kinetischen Parameter des Knie- und Sprunggelenks jeweils bilateral einbezogen. Die Datenerhebung erfolgte mittels Qualisys MoCap, KMP und Moticon OpenGo Insole3 (vgl. Kapitel 5.3 & 7.4). Ziel ist damit, neben der Analyse potenziell verletzungsrelevanter Größen (vgl. Kapitel 4) auch einen systematischen Überblick über die grundsätzliche Modellierbarkeit biomechanischer Zielgrößen auf Basis plantarer Messdaten zu gewinnen.

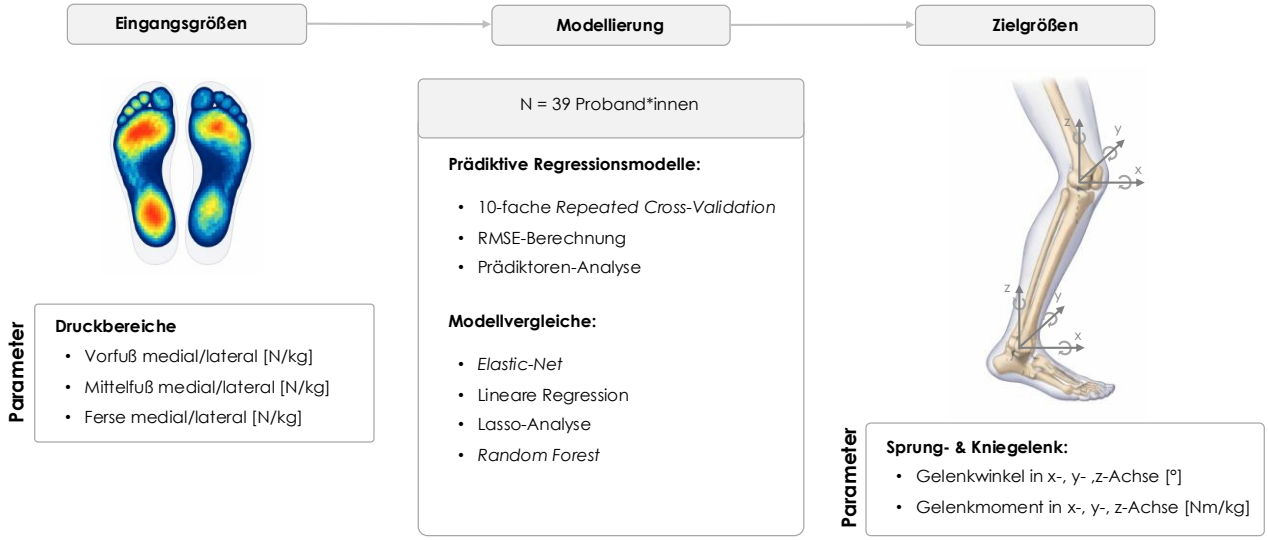


Abb. 44. Schematische Darstellung der prädiktiven Modellierung. Plantare Druckdaten dienen als Prädiktoren zur Schätzung kinematischer und kinetischer Zielgrößen der unteren Extremität. Eigene Darstellung; einzelne Grafikelemente unter Verwendung von KI-generierten Bildern (DALL·E 2025 via ChatGPT) erstellt.

Die vorliegende Forschungslogik folgt der zentralen Annahme, dass funktionell relevante kinematische und kinetische Parameter der unteren Extremität systematisch mit der Plantardruckverteilung verknüpft sind (Booth et al., 2020; Myers, 2022). Zur Überprüfung dieser Annahme werden prädiktive Regressionsmodelle berechnet, in denen Plantardruckparameter als Prädiktoren und die jeweiligen Gelenkgrößen des Knie- und Sprunggelenks als Zielvariablen fungieren (Tab. 25 & Tab. 26). Die Berechnung der Gelenkmomente und -winkel erfolgte auf Basis der im Referenzsystem beschriebenen invers-dynamischen und kinematischen Modellierung (vgl. Kapitel 7.4). Die Prädiktoren basieren auf körpergewichtsnormierten Sensorsignale der OpenGo Insole3. Zur Reduktion der Dimensionalität werden die Einzelsensoren zu sechs anatomisch definierten Druckzonen aggregiert (Ferse medial/lateral, Mittelfuß medial/lateral, Vorfuß medial/lateral). Die zugrunde liegende allgemeine Berechnungsformel der regionalen

Kraftparameter für die OpenGo Insole3 ist in Kapitel 7.5 formal hergeleitet, die spezifischen Gewichtungskoeffizienten $\omega_{r,i}$ der einzelnen Sensoren sind in Tabelle Tab. 24 dargestellt.

Tab. 24. Prädiktoren: Moticon OpenGo Insole3 Druckbereiche

Prädiktor	Kürzel	Einheit	Berechnung
Vorfuß medial	F_{fm}	N/kg	$i \in \{9, 10, 11, 14, 15, 16\};\ \omega_{16} = 0{,}5$
Vorfuß lateral	F_{fl}	N/kg	$i \in \{11, 12, 13, 15, 16\};\ \omega_{16} = 0{,}5$
Mittelfuß medial	F_{mm}	N/kg	$i \in \{1, 3, 5\}$; Sensoren 5, 9, 10, 11 anteilig
Mittelfuß lateral	F_{ml}	N/kg	$i \in \{1, 3, 5\}$; Sensoren 6, 11, 12 anteilig
Ferse medial	F_{hm}	N/kg	$i \in \{1, 3, 5\};\ \omega_5 = 0{,}246$
Ferse lateral	F_{hl}	N/kg	$i \in \{2, 4, 6\};\ \omega_6 = 0{,}239$

$\omega_{r,i}$ = regionsspezifischer Gewichtungskoeffizient des Sensors i für Region r; Grenzsensoren werden anteilig zugeordnet. Die vollständige Berechnungsformel ist in Kapitel 7.5 dargestellt.

Tab. 25. Zielvariablen: Sprunggelenk (SG)

Variable	Achse	Kürzel	Einheit	Biomechanische Bedeutung
Joint Moment (Gelenkmoment)	X	JM_X	Nm/kg	Sagittales Moment
	Y	JM_Y		Frontales Moment
	Z	JM_Z		Transversales Moment
Joint Angle (Gelenkwinkel)	X	$JAng_X$	°	Dorsal-/Plantarflexion
	Y	$JAng_Y$		Inversion/Eversion

Tab. 26. Zielvariablen: Kniegelenk (Knie)

Variable	Achse	Kürzel	Einheit	Biomechanische Bedeutung
Joint Moment (Gelenkmoment)	X	JM_X	Nm/kg	Sagittales Moment
	Y	JM_Y		Frontalmoment
	Z	JM_Z		Transversales Moment
Joint Angle (Gelenkwinkel)	X	$JAng_X$	°	Flexion/Extension
	Y	$JAng_Y$		Valgus/Varus

Die Modelle werden seitengetrennt berechnet, sodass pro Seite und Bewegungsaufgabe jeweils ein separater Prädiktorraum vorliegt. Die Datenauswertung basiert beim OVH auf dem Mittelwert über die vollständige Übungssequenz, während bei allen Sprungaufgaben die *Peak*-Werte der ersten 50 ms nach IC in der Lande- und Stabilisierungsphase berücksichtigt werden (vgl. Kapitel 7.5). Die DSLS-Daten werden

in dieser Teilstudie nicht berücksichtigt, da für diese keine Gelenkwinkel- oder Gelenkmomentdaten des Knie- und Sprunggelenks vorliegen. Zur Bewertung der Modellgüte wird der RMSE herangezogen. Der RMSE beschreibt die mittlere quadratische Abweichung zwischen vorhergesagten und beobachteten Werten über alle Testdatensätze hinweg und dient somit als Maß der Vorhersagegenauigkeit. Ein niedriger RMSE weist darauf hin, dass die Modellvorhersagen im Mittel nur gering vom beobachteten Messwert abweichen. Aufgrund der begrenzten Stichprobengröße (N = 39) kommt ein 10-faches Cross-Validation-Design zum Einsatz, bei dem pro Teilmenge (*Folds*) etwa drei bis vier Personen als Testdatensatz dienen. Da pro Person und Übung jeweils nur eine Beobachtung vorliegt, erfolgt die Validierung explizit auf Personenebene. Zur Erhöhung der Robustheit wird die Kreuzvalidierung mehrfach mit unterschiedlichen Zufallspartition wiederholt (*Repeated k-fold*) (Garg et al., 2024; Nti et al., 2021). Als Referenzmodell wird ein EN-Modell auf Basis des λ_{1se}-Kriteriums herangezogen (vgl. Kapitel 9.6.1), da dieses konservative und stabilere Modellschätzungen ermöglicht. Die Modellgüte wird zunächst im Vergleich zu einer Baseline bewertet, die der trivialen Vorhersage des Mittelwerts der jeweiligen Zielvariablen entspricht ($R^2 = 0$). Zusätzliche werden Alpha-Kurven (R^2 in Abhängigkeit von α) berechnet, um den Einfluss des Regularisierungsparameters zwischen Lasso- und *Ridge*-Anteil zu untersuchen.
Neben der globalen Modellgüte wird auch die Bedeutung einzelner Prädiktoren analysiert, um die relativen Unterschiede spezifischer Druckzonen für verschiedene Zielgrößen sichtbar zu machen. Abschließend erfolgt ein Vergleich des EN-Modells mit alternativen Modellierungsansätzen (lineare Regression, Lasso, *Random Forest*). Während die lineare Regression (LM) als unregularisiertes Referenzmodell dient, ermöglicht der *Random Forest* (RF) die Abbildung nichtlinearer Zusammenhänge und Interaktionseffekte (Breiman, 2001; Cutler et al., 2012).

10.2 Ergebnisse

Die Ergebnisse der Modellanalysen sind in den Abb. 45 bis Abb. 49 sowie in Tab. 27 zusammengefasst. Abb. 45 (Sprunggelenk) und Abb. 46 (Knie) zeigen den Zusammenhang zwischen der Variabilität der Eingangsdaten (SD) und den modellbasierten Vorhersagefehlern (RMSE) für die Gelenkmomente (*JM*) und Gelenkwinkel (*JAng*). Abb. 47 stellt die kreuzvalidierte Modellgüte des EN-Modells in Abhängigkeit vom Regulierungsparameter α dar, getrennt nach Gelenk, Seite und Zielgröße. Abb. 48 und Abb. 49 vergleichen die Vorhersagegüte verschiedener Regressionsansätze (EN, Lasso, lineares Modell und *Random Forest*). Ergänzend enthält Tab. 27 die berechneten Kennwerte (R^2, ΔRMSE) für die besten Zielvariablen und Aufgaben des EN-Modells (vgl. Kapitel 7.6). Im Folgenden werden die wesentlichen Ergebnisse beschrieben.

Baseline-Vergleich (RMSE/SD)

Ein gutes Modell bietet einen praktischen Mehrwehrt, wenn es im Mittel die naive *Baseline* (Schätzung durch den Gesamtmittelwert) übertrifft. Folglich sollte das Maß der Vorhersageabweichung (RMSE) die zufällige Streuung der Zielvariablen merklich unterschreiten (Bishop, 2006).
Für das Sprunggelenk liegen die RMSE-Werte der Kreuzvalidierung in den meisten Zielvariablen nahe an der *Baseline*-Streuung der jeweiligen Zielgröße (Abb. 45). Für beide Seiten ordnen sich die Datenpunkte überwiegend entlang der Diagonalen (RMSE = SD) im Bereich von 0,99 bis 1,02 an. Deutlichere Abweichungen zugunsten des Modells zeigen sich lediglich für SG JM_Y, bei dem einzelne Modelle niedrigere RMSE/SD-Verhältnisse zwischen 0,81 und 0,87 erreichen und damit eine moderate Fehlerreduktion anzeigen. Für die übrigen Zielvariablen des Sprunggelenks ($JM_{X,Y}$; $JAng_{X,Y}$) verbleiben die Modelle hingegen überwiegend auf *baseline*-Niveau oder weichen davon nur marginal ab. Insgesamt ergibt sich für das Sprunggelenk ein heterogenes, im Schwerpunkt jedoch *baseline*-nahes Vorhersagemuster, ohne dass sich ein konsistenter Zusatznutzen über Seiten, Aufgaben und Zielvariablen hinweg erkennen lässt.

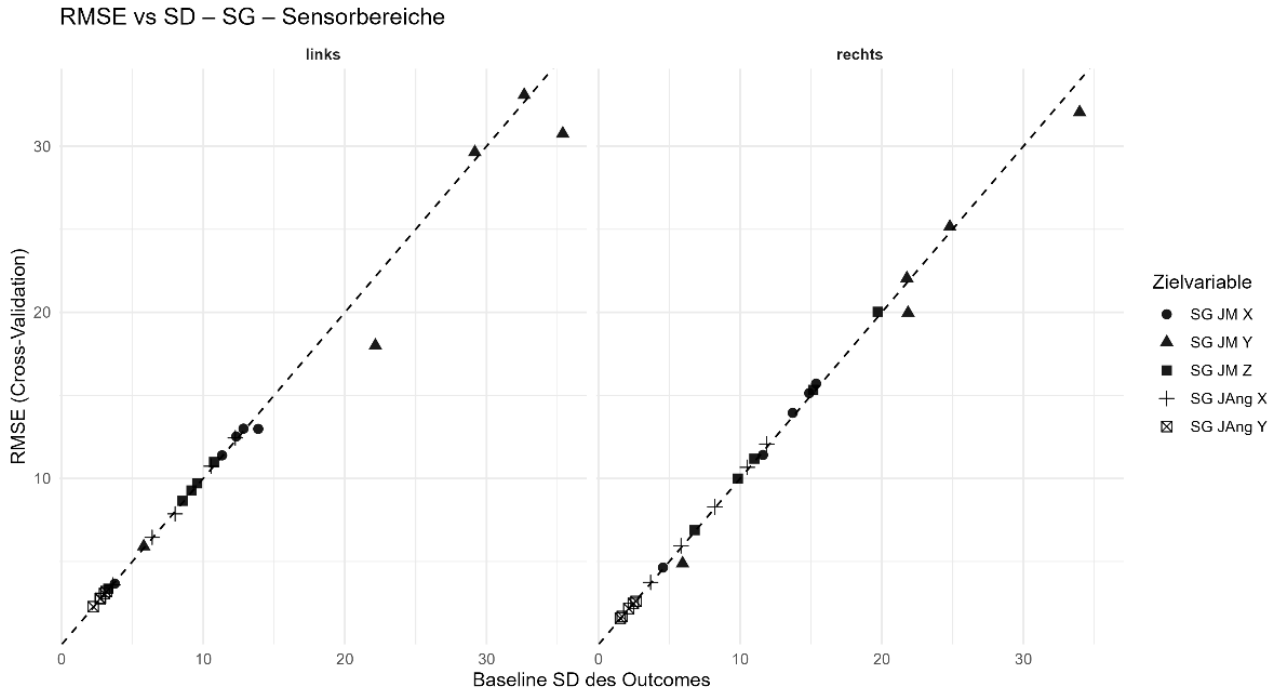


Abb. 45. Streudiagramm zur Darstellung der Übereinstimmung zwischen der Baseline-Standardabweichung (SD) und RMSE aus der Kreuzvalidierung für verschiedene Zielvariablen des Sprunggelenks sowie Sensorbereiche (links/rechts). Die gestrichelte Identitätslinie (RMSE = SD) kennzeichnet ein Modell ohne Vorhersagegewinn gegenüber der Baseline.

Für das Kniegelenk zeigt sich ein vergleichbares, insgesamt jedoch konsistenteres, *baseline*-nahes Muster. In den meisten Zielvariablen liegen die RMSE-Werte der Kreuzvalidierung nahe an der jeweiligen Stichprobenstreuung der Zielgröße (Abb. 46). Die Datenpunkte gruppieren sich für beide Seiten entlang der Diagonalen, ohne erkennbare systematische Abweichungen. Die Verhältnisse von RMSE zu SD liegen zwischen 0,91 und 1,02, sodass kein stabiler prädiktiver Vorteil gegenüber der einfachen Mittelwertschätzung erkennbar ist. Verbesserungen gegenüber der *Baseline* treten nur vereinzelt auf und bleiben in ihrem

Ausmaß begrenzt. Am deutlichsten zeigt sich dies für Knie JM_Y im bilateralen DVJ auf der rechten Seite mit RMSE/SD = 0,91. Für die linke Seite derselben Zielvariable ergibt sich ebenfalls mit RMSE/SD = 0,99 eine geringe Verbesserung. Diese Effekte bleiben jedoch klein und treten nicht konsistent über Aufgabe, Seiten und Zielvariablen hinweg auf. Für die übrigen Knie-Parameter ($JM_{X,Z}$; $JAng_{X,Y}$) liegen die Modelle auf *Baseline*-Niveau oder leicht darüber (RMSE/SD > 1). Die Modelle reproduzieren die Variabilität der Zielgrößen robust, liefern jedoch nur in Einzelfällen eine geringe Verbesserung gegenüber der einfachen Mittelwertvorhersage.

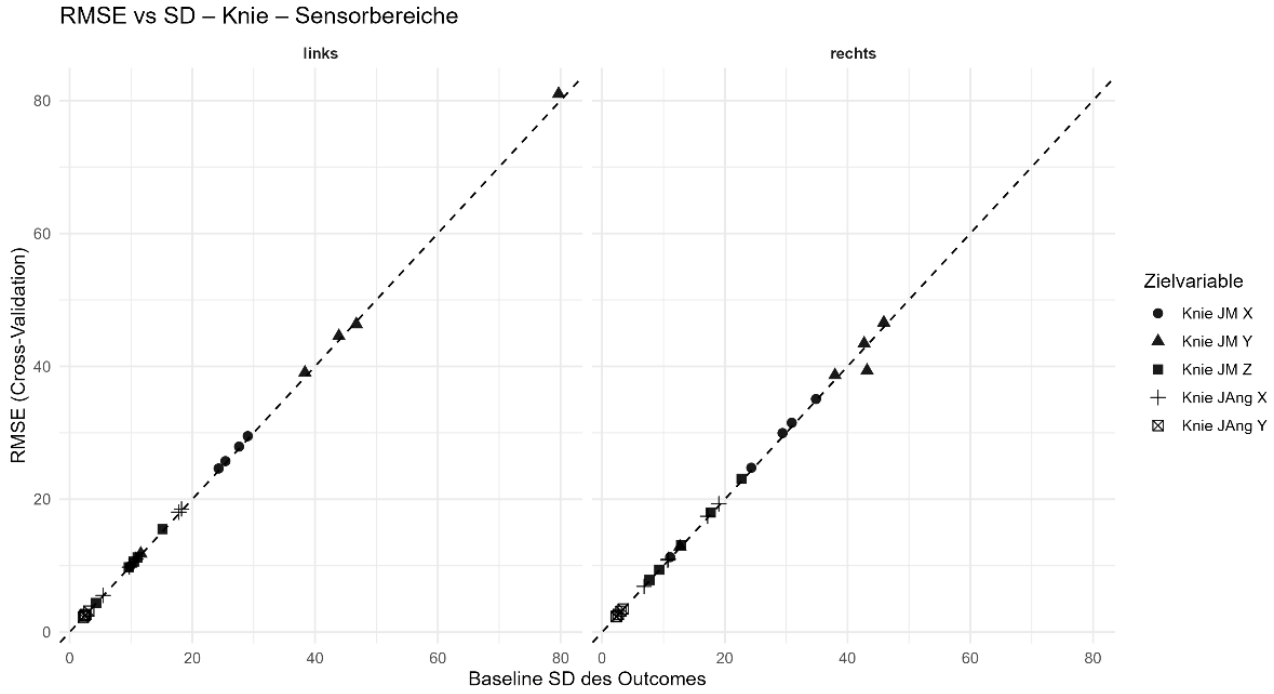


Abb. 46. Streudiagramm zur Darstellung der Übereinstimmung zwischen der Baseline-Standardabweichung (SD) und RMSE aus der Kreuzvalidierung für verschiedene Zielvariablen des Kniegelenks sowie Sensorbereiche (links/rechts). Die gestrichelte Identitätslinie (RMSE = SD) kennzeichnet ein Modell ohne Vorhersagegewinn gegenüber der Baseline.

Mittlere Modellgüte des EN (R2 vs. Alpha)

Abb. 47 illustriert den Einfluss des Regularisierungsparameter α (*Ridge*- bis Lasso-Anteil) des EN-Ansatzes auf die kreuzvalidierten Modellgüte (R^2 (CV)). Die Kurven repräsentieren den mittleren R^2-Wert über mehrere Bewegungsaufgaben für die linke (rot) und rechte (blau) Seite der einzelnen Parameter hinweg. Die Schattierungen stellen die Streuung der Ergebnisse dar.

Über alle Zielvariablen hinweg zeigt sich für die kreuzvalidierten EN-Modelle ein insgesamt geringer Einfluss des Regularisierungsparameter (α) auf die Modellgüte. Das mittlere Bestimmtheitsmaß nimmt mit zunehmendem α leicht und nahezu monoton von R^2 = 0,038 (α = 0) auf R^2 = 0,016 (α = 1) ab. Damit ergibt sich auf aggregierter Ebene ein leichter Vorteil für *Ridge*-nahe gegenüber Lasso-dominierten Spezifikationen (vgl. Anhang H). Zwar liegen die mittleren R^2-Werte über alle Alpha-Stufen hinweg im leicht positiven Bereich, die Medianwerte sind jedoch durchgehend negativ (−0,004 bis −0,023). Dies

zeigt, dass die Mehrzahl der Modellkonstellationen keine positive prädiktive Güte gegenüber einem trivialen Referenzmodell erreicht. Parallel dazu nimmt die Streuung der Modellgüte mit steigendem α leicht zu. Die Standardabweichung erhöht sich von 0,108 für α = 0 auf 0,118 für α = 1. Die Unterschiede zwischen den einzelnen Alpha-Stufen bleiben insgesamt gering, sodass die Modellgüte primär durch die jeweilige Aufgabe-Zielvariable-Seite-Konstellation bestimmt wird und weniger durch die konkrete Gewichtung zwischen *Ridge*- und Lasso-Regularisierung.

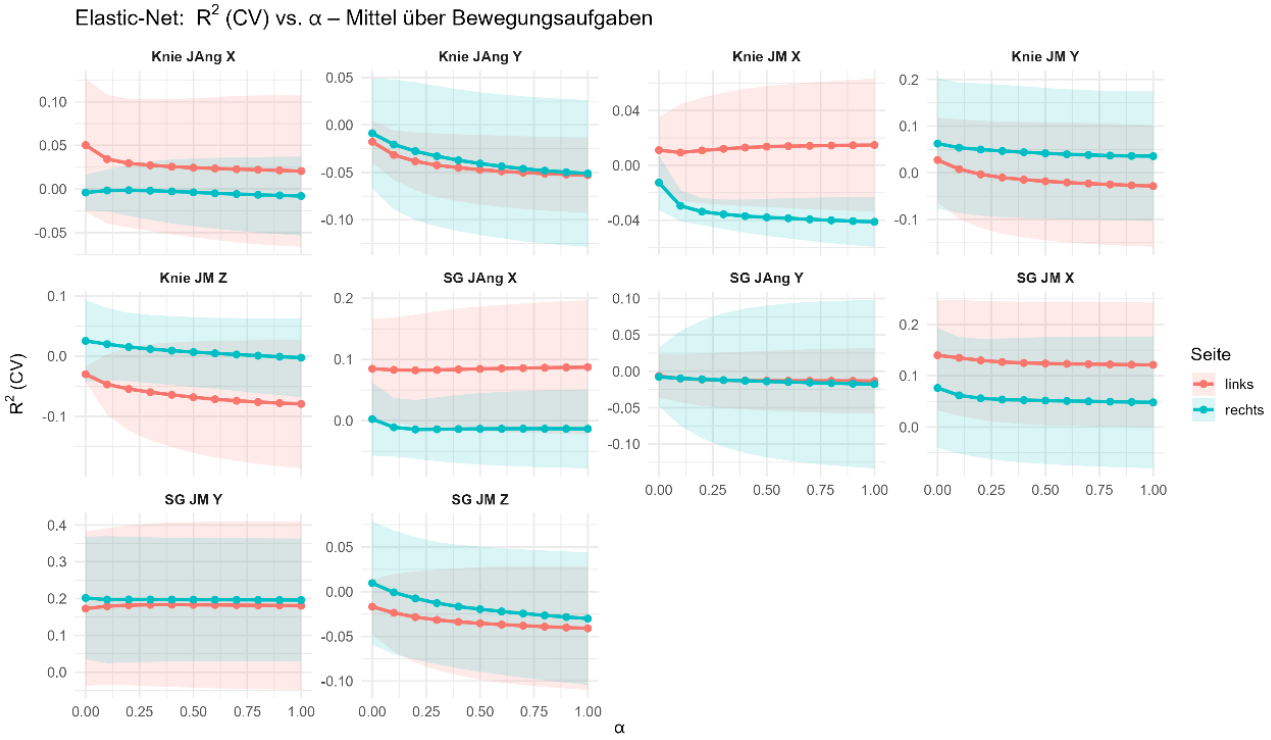


Abb. 47. Mittlere Vorhersagegüte R^2 (CV) des Elastic Net-Modells in Abhängigkeit vom Regularisierungsparameter für Gelenkwinkel (JAng) und -momente (JM) von Knie und Sprunggelenk (SG) über alle Bewegungsaufgaben.

Best-Cases unter λ_{1SE} (Elastic Net)

Unter Anwendung des λ_{1}se-Kriteriums zeigen 12 von 100 Modellkonstellationen (12 %) eine Verbesserung gegenüber der *Baseline* (RMSE/SD < 1; Tab. 27). Die höchsten prädiktiven Modellgüten treten für das Sprunggelenksmoment in der Frontalebene (SG JM_Y) auf, wobei sich die leistungsfähigsten Modelle überwiegend in dynamischen Sprungaufgaben finden.

Das beste Modell ergibt sich für den bilateralen DVJ (linke Seite) mit einem Bestimmtheitsmaß von R^2(CV) = 0,340 und einer Fehlerreduktion von 18,77 %. Vergleichbare hohe Werte zeigen sich für den OVH (rechte Seite) (R^2_{CV} = 0,324; 17,78 %) sowie für den SJ links (linke Seite) mit R^2_{CV} = 0,244 und einer Reduktion von 13,07 %. Weitere Modelle für SG JM_Y erreichen positive, jedoch geringere Effekte im Zuge des bilateralen DVJ (rechte Seite) und im SJ links (rechte Seite) mit Fehlerreduktionen von 5,7 % bzw. 8,7 %. Neben SG JM_Y zeigen einzelne Modelle für SG JM_X sowie SG $JAng_{X,Y}$ geringfügige Verbesserungen gegenüber der *Baseline*, die jedoch deutlich kleiner ausfallen (maximal 6,46 %). Diese Effekte

treten isoliert auf und sind weder über Aufgaben noch über Seiten konsistent. Für das Kniegelenk zeigt sich lediglich eine relevante Verbesserung für Knie JM_Y beim bilateralen DVJ (rechte Seite) mit $R^2_{CV} = 0{,}169$ und einer Fehlerreduktion von 8,85 %. Alle übrigen Knie-Parameter ($JM_{X,Z}$ sowie $JAng_{X,Y}$) weisen keine Verbesserungen gegenüber der *Baseline* auf.

Insgesamt zeigen die verbleibenden 88 % der Modellkonstellationen keine Verbesserung gegenüber der *Baseline*. In diesen Fällen liegen die Werte bei RMSE/SD ≥ 1 und $R^2_{CV} \leq 0$, was darauf hinweist, dass die Modelle die Zielvariablen nicht besser vorhersage können als ein einfaches *Baseline*-Modell (vgl. Anhang H). Zwischen RMSE/SD und R^2_{CV} zeigt sich ein nahezu perfekter negativer Zusammenhang ($r = -0{,}998$). Dieses Ergebnis spiegelt die mathematische Beziehung zwischen beiden Modellgüteindikatoren wider, da beide Maße direkt aus der gleichen Fehlerstruktur der Vorhersagemodelle abgeleitet werden.

Tab. 27. Beste Modellkonstellationen (n = 12) mit Verbesserung gegenüber der Baseline (RMSE/SD < 1) unter Verwendung des λ_{1se}-Kriteriums nach Aufgabe und Zielvariable.

Rang	Aufgabe	Seite	N	Zielvariable	R^2 (CV)	ΔRMSE	RMSE vs. Baseline
1	DVJ bilateral	L	38	SG JM_Y	0,340	-4,158	18,77 %
2	OVH	R	32	SG JM_Y	0,324	-1,056	17,78 %
3	SJ links	L	37	SG JM_Y	0,244	-4,625	13,07 %
4	DVJ bilateral	R	38	Knie JM_Y	0,169	-3,821	8,85 %
5	DVJ bilateral	R	38	SG JM_Y	0,166	-1,893	8,66 %
6	SJ rechts	L	38	SG JM_X	0,125	-0,896	6,46 %
7	SJ links	R	37	SG JM_Y	0,110	-1,925	5,67 %
8	OVH	L	32	SG JM_X	0,045	-0,086	2,28 %
9	DVJ unilateral	R	38	SG $JAng_Y$	0,037	-0,050	1,89 %
10	DVJ bilateral	L	38	SG $JAng_X$	0,036	-0,146	1,83%
11	DVJ bilateral	R	38	SG JM_X	0,034	-0,198	1,70 %
12	OVH	L	32	SG $JAng_X$	0,018	-0,032	0,89 %

*L = Links; R = Rechts; SG = Sprunggelenk; JM = engl. Joint Moment; JAng = engl. Joint Angle, N = Anzahl der Proband*innen; SD = engl. Standarddeviation; RMSE = engl. Root Mean Square Error; R^2 (CV) = kreuzvalidiertes Bestimmtheitsmaß (angegeben ist der mittlere R^2-Wert über alle Validierungsfolds)*

Modellvergleich

Der Vergleich der Bestimmtheitsmaße (R^2) zwischen den Modellansätzen EN, Lasso, LM und RF verdeutlicht eine insgesamt begrenzte Vorhersageleistung der Plantardruckdaten für die untersuchten Zielvariablen von Sprunggelenk und Knie (Abb. 48 & 49). In der Mehrzahl der Kombinationen aus Bewegungsaufgabe, Gelenk, Seite und Zielvariable liegen die R^2-Werte nahe null oder im negativen Bereich.

Positive Werte treten nur selektiv auf und konzentrieren sich auf einzelne Variablen, Aufgaben und Modellansätze. Eine konsistent hohe oder aufgabenübergreifende Vorhersagequalität ist nicht erkennbar. Für die Sprunggelenksvariablen zeigt sich eine deutliche Konzentration positiver Modellgüten auf das Sprunggelenksmoment in der Frontalebene (SG JM_Y; Abb. 48). Die höchsten Werte werden im bilateralen DVJ (linke Seite) mit R^2 = 0,335 (EN) und R^2 = 0,330 (Lasso) erreicht. Weitere positive Ergebnisse finden sich im OVH (rechte Seite) sowie in SJ-Aufgaben mit Werten bis R^2 = 0,250. Für SG JM_Y zeigen EN und Lasso über mehrere Aufgaben hinweg konsistente und nahezu identische Modellgüten. Für alle übrigen Sprunggelenksvariablen (SG $JM_{X,Z}$ sowie SG $JAng_{X,Y}$) liegen die R^2-Werte hingegen nahe null oder im negativen Bereich. Positive Werte treten nur vereinzelt und in deutlich geringerer Höhe auf. Vor allem SG JM_Z sowie die Winkelvariablen zeigen nahezu durchgehend negative Modellgüten auf, was auf eine fehlende prädiktive Abbildbarkeit dieser Zielgrößen durch die zugrunde liegenden Plantardruckdaten hinweist. Der RF zeigt eine insgesamt größere Streuung der Modellgüten bei gleichzeitig geringeren Maximalwerten. Das Maximum liegt bei R^2 = 0,294 für den SG $JAng_X$ im bilateralen DVJ (linke Seite) und erreicht damit punktuell vergleichbare Werte zu den regularisierten Modellen. In vielen weiteren Konstellationen verbleiben die Werte jedoch deutlich häufiger unterhalb R^2 = 0,150. Das LM weist die größte Spannweite der Modellgüten auf. Zwar werden vereinzelt positive Werte bis R^2 = 0,290 für das SG JM_Y während des OVH (rechte Seite) erreicht, jedoch dominieren insgesamt negative Modellgüten. Besonders auffällig sind stark negative Extremwerte bis R^2 = −2,26, die deutlich unter denen der übrigen Modelle liegen und auf eine ausgeprägte Instabilität sowie potenzielle Überanpassung hinweisen.

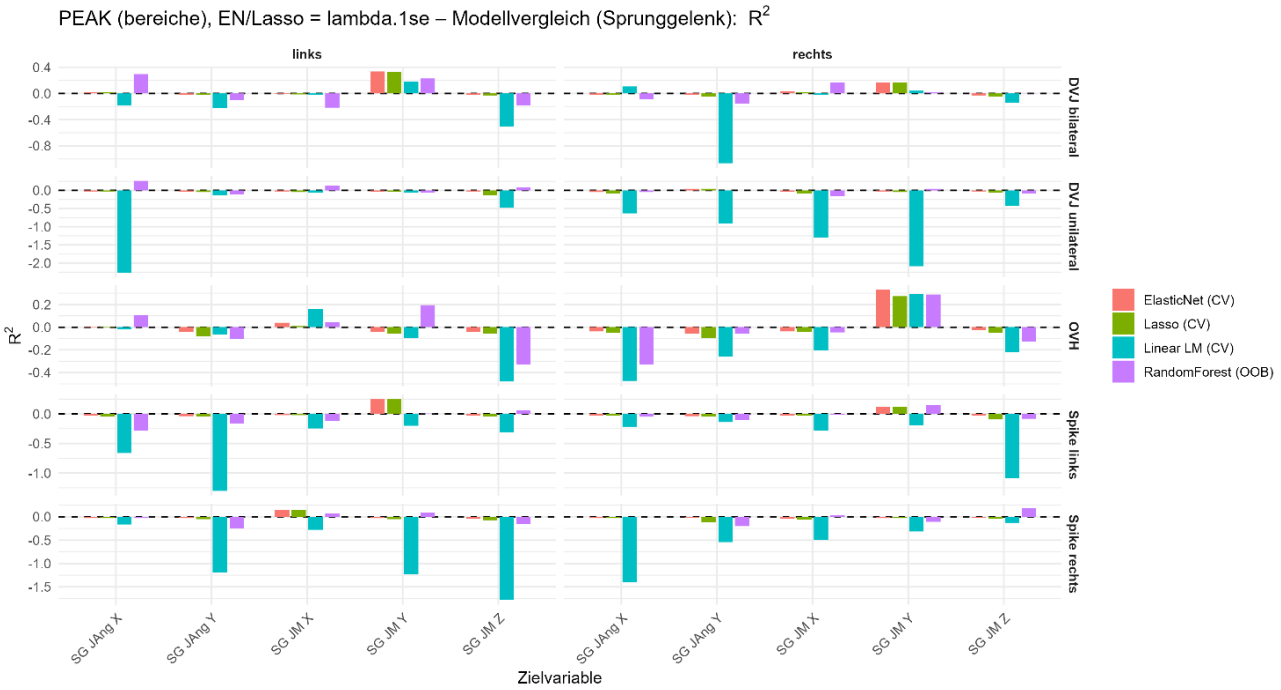


Abb. 48. Kreuzvalidierte Modellgüte (R^2) für Sprunggelenksvariablen (Peak-Werte) nach Aufgabe und Seite. Vergleich von Elastic Net, Lasso, lineares Modell und Random Forest.

Für die Zielvariablen des Kniegelenks fallen die Modellgüten insgesamt geringer aus und zeigen ein gegenüber dem Sprunggelenk abgeschwächtes Muster (Abb. 49). Die höchsten Einzelwerte werden hier durch den RF erzielt. Das globale Maximum liegt bei $R^2 = 0{,}262$ für den Knie *JAng*$_X$ im bilateralen DVJ (linke Seite). Weitere höhere Werte des RF finden sich bis $R^2 = 0{,}170$ (z.B. Knie *JM*$_Y$ im bilateralen DVJ). Diese Ergebnisse treten jedoch punktuell auf und lassen keine stabile Reproduzierbarkeit über verschiedene Aufgaben hinweg erkennen. Gleichzeitig zeigt der RF auch negative Werte bis $R^2 = -0{,}340$ auf. Die regularisierten Modelle EN und Lasso erreichen für das Knie niedrigere Maximalwerte, zeigen jedoch eine deutlich geringere Streuung der Modellgüten. Die höchsten Werte dieser Verfahren liegen im Bereich von $R^2 = 0{,}160$ (bilateraler DVJ rechts, Knie *JM*$_Y$). In der Mehrzahl der Fälle bewegen sich die Werte jedoch nahe null oder leicht im negativen Bereich. Die negativen Extremwerte bleiben moderat (bis $R^2 = -0{,}204$). Eine klare Dominanz einzelner Zielvariablen, wie sie beim Sprunggelenk beobachtet wurde, zeigt sich für das Knie nicht. Das LM zeigt erneut die größte Spannweite der Modellgüten auf. Positive Werte treten nur vereinzelt auf ($R^2 = 0{,}103$ für Knie *JM*$_Y$ im bilateralem DVJ rechts), während negative Modellgüten dominieren. Besonders auffällig sind die negativen Werte bis $R^2 = -5{,}745$ (unilateraler DVJ links; Knie *JM*$_Y$), die weit unter denen der anderen Verfahren liegen.

Der Modellvergleich zeigt weder für Sprunggelenk noch für das Kniegelenk eine konsistente Überlegenheit eines einzelnen Modellansatzes. Während für das Sprunggelenk die höchsten Werte durch die regularisierten Modelle (EN und Lasso) erzielt werden, liefert für das Knie der RF die höchsten Einzelwerte, allerdings bei gleichzeitig erhöhter Varianz. EN und Lasso zeichnen sich durch eine vergleichsweise stabile, jedoch niedrige Modellgüte aus, während das LM durch eine große Spannweite mit ausgeprägten negativen Extremwerten gekennzeichnet ist.

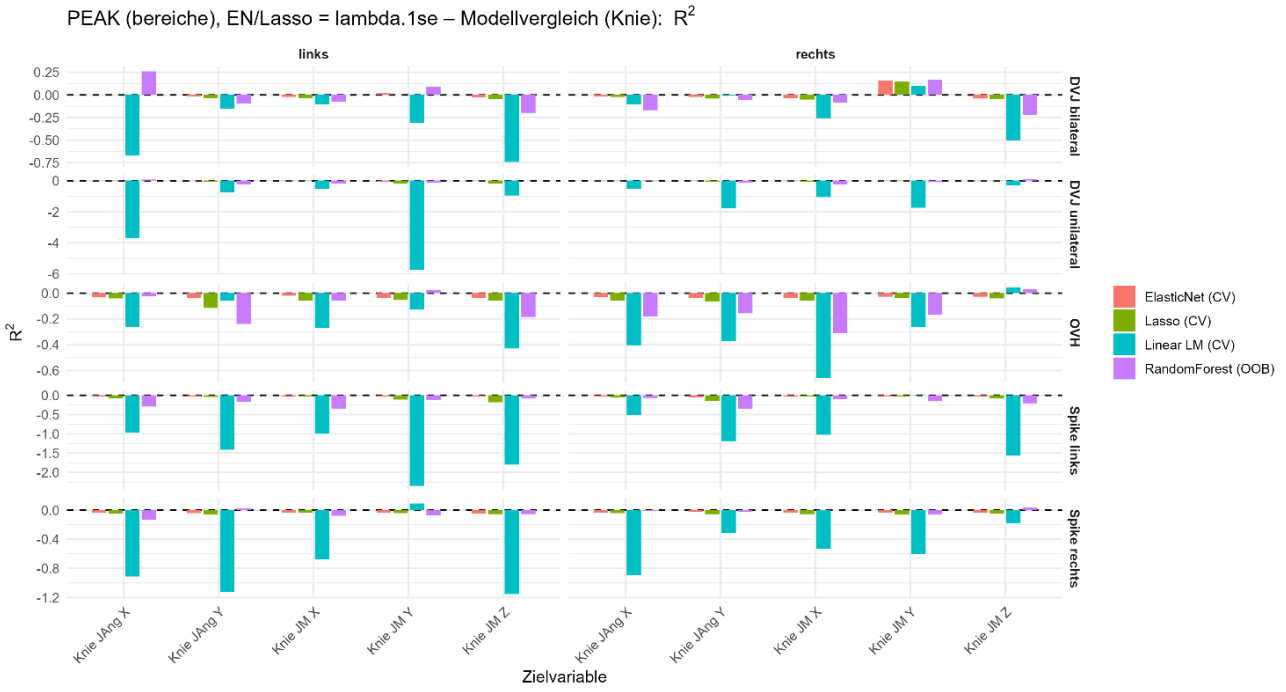


Abb. 49. Kreuzvalidierte Modellgüte (R^2) für Kniegelenksvariablen (Peak-Werte) nach Aufgabe und Seite. Vergleich von Elastic Net, Lasso, lineares Modell und Random Forest.

10.3 Diskussion

Die vorliegende Teilstudie untersucht die prädiktive Eignung von Plantardruckdaten der OpenGo Insole3 zur Schätzung diskreter Gelenkmomente und -winkel mithilfe verschiedener Regressionsverfahren. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass Plantardruckdaten der OpenGo Insole3 grundsätzlich prädiktives Potenzial besitzen, die tatsächliche Modellgüte jedoch stark von der jeweiligen Zielgröße, Bewegungsaufgabe und zugrunde liegenden Datenstruktur abhängt (vgl. Kapitel 4.2). Auffällig ist, dass die Vorhersagegüte der Modelle im Mittel der natürlichen Streuung der Zielgrößen entspricht und damit nur selten über eine naive *Baseline*-Schätzung hinausgeht. Dies weist darauf hin, dass die Modelle die vorhandene Variabilität der Zielgröße nur unzureichend systematisch erklären können und der Informationsgehalt der Plantardruckdaten derzeit begrenzt ist. Die enge Beziehung zwischen Modellfehler und Standardabweichung der Zielvariablen unterstreicht, dass ein erheblicher Anteil der Vorhersageabweichungen mit der hohen intra- und interindividuelle Variabilität der Bewegungsausführung zusammenhängt (Wouda et al., 2018). Diese Variabilität resultiert aus der komplexen neuromuskulären Steuerung mehrgelenkiger Bewegungen und der Möglichkeit unterschiedlicher funktionaler Bewegungsstrategien zur Lösung derselben motorischen Aufgabe. Diese Bewegungsvariabilität stellt ein fundamentales Merkmal menschlicher Motorik dar und erschwert die deterministische Vorhersage einzelner biomechanischer Zielgrößen (Danion & Latash, 2010). Gleichzeitig bleibt offen, in welchem Ausmaß diese Variabilität durch eine erweiterte Basis der Prädiktoren bzw. geeignetere Modellansätze besser erklärt werden können. Dies spiegelt sich in der geringen Sensitivität gegenüber dem Regularisierungsparameter wider. Eine ausgeprägte α-Abhängigkeit wäre bei stark strukturierter Information zu erwarten, bleibt jedoch weitgehend aus. Die linearen Regularisierungsverfahren scheinen die vorhandene Informationsstruktur somit weitgehend ausgeschöpft zu haben (Zou & Hastie, 2005). Diese Interpretation wird durch den Vergleich mit dem RF gestützt. Obwohl dieser als nichtlinearer Ansatz punktuell höhere Bestimmtheitsmaße erreicht, bleiben diese Effekte inkonsistent und gehen mit einer erhöhten Streuung der Modellgüten einher. Dies spricht für mögliche nichtlineare Zusammenhänge, die allerdings entweder schwach ausgeprägt sind, stark von spezifischen Aufgabenkonstellationen abhängen oder aufgrund der Stichprobengröße nicht stabil gelernt werden können. Insgesamt liefern die Ergebnisse somit Hinweise auf eine komplexe, potenziell nichtlineare Beziehung zwischen Plantardruckmustern und gelenkbezogenen Zielgrößen (Breiman, 2001; Cutler et al., 2012)

Die Unterschiede zwischen Gelenkmomenten und Gelenkwinkel lassen sich biomechanisch plausibel erklären. Gelenkmomente sind stärker an externe Lasten und Bodenreaktionskräfte gekoppelt und damit stärker in den Plantardrucksensoren erfassbaren mechanischen Größen abgebildet. Demgegenüber hängen Gelenkwinkel wesentlich von neuromuskulärer Koordination und segmentaler Steuerung ab (Magill, 2011; Thomas et al., 2023). Diese Prozesse lassen sich über rein mechanische Druckinformationen nur indirekt und eingeschränkt erfassen. Die teilweise besseren Vorhersagen für das Sprunggelenksmoment in der Frontalebene sprechen daher für stabile, physikalisch begründbare Kopplungen zwischen vertikaler Lastaufnahme, Druckverteilung und resultierender Gelenkbelastung (Dadfar et al., 2021; Holder et al., 2023). Die beobachteten Seitenunterschiede deuten entweder auf asymmetrische

Bewegungsstrategien oder auf systematische Unterschiede in der Datenerfassung hin. Bereits in Teilstudie 1 zeigten sich seitenabhängige Unterschiede in Parametern wie vGRF und CoP, die sich in der vorliegenden Teilstudie 3 berechneten Modellgüte fortsetzen. Ohne zusätzliche Kontrollanalysen (z. B. sensorische Kalibrierung) lässt sich jedoch nicht eindeutig klären, ob diese Effekte biomechanisch oder messtechnisch bedingt sind. Ein weiterer zentraler Befund betrifft den Einfluss der Bewegungsstandardisierung. Höhere Vorhersagequalitäten treten vor allem im Rahmen bilateralen und symmetrischen Bewegungsaufgaben wie dem bilateralen DVJ auf, während unilaterale oder variantenreiche Bewegungen (z.B. unilaterale DVJ oder SJ) mit geringerer Modellstabilität einhergehen. Dies bestätigt frühere Studien, die eine enge Abhängigkeit der Modellgüte von der Aufgabenstandardisierung beschreiben (Mundt et al., 2020). Für die Modellierung bedeutet dies, dass prädiktive Ansätze vor allem dann zuverlässig sind, wenn die Bewegungsaufgabe ausreichend kontrolliert und reproduzierbar ist.
Methodisch korrespondiert die moderate Modellgüte mit der Wahl konservativer linearer Verfahren und einer streng regulierten Kreuzvalidierung. Während vergleichbare Arbeiten teils tiefe neuronale Netze einsetzen, zielt der hier gewählte EN-Ansatz (EN mit $\lambda_1$se, 10-fach CV x 10 Wdh.) auf Generalisierbarkeit und Interpretierbarkeit ab (Bishop, 2006). Die im Anhang H & I dokumentierten höheren Werte bei Verwendung von λ_{min} sind daher kritisch zu interpretieren, da sie bei begrenzter Stichprobengröße mit einem erhöhten Risiko einer Überanpassung einhergehen können (vgl. Kapitel 7.6). Vor diesem Hintergrund erscheint die zurückhaltende Regularisierung einschließlich der durch die Kreuzvalidierung ermittelten α-Werte als die robustere Grundlage für die Interpretation der Modelle. Aus anwendungsorientierter Perspektive ist allerdings zu berücksichtigen, dass die erzielten Bestimmtheitsmaße im Bereich von R^2 = 0,2−0,3 statistisch interpretierbar sind, jedoch nur eine begrenzte praktische Aussagekraft besitzen. Für den Einsatz in der Präventionsdiagnostik ist eine deutlich höhere Vorhersagegenauigkeit erforderlich, um individuelle Risikoprofile valide abzuleiten. Die vorliegenden Modelle sind daher als explorative Ansätze zur Identifikation potenzieller Zusammenhänge zu verstehen.

Vergleich mit bestehender Literatur

Wie in Kapitel 4.2 dargestellt, zeigen bisherige Studien, dass die Modellgüte sensorbasierter Schätzungen biomechanischer Parameter stark von der verwendeten Sensorik und der Modellarchitektur abhängt. Studien mit multimodaler Sensorik bestehend aus Druck-, IMU- und EMG-Daten erreichen regelmäßig R^2-Werte zwischen 0,7 und 0,95 (Chaaban et al., 2021; Holder et al., 2023; Mundt et al., 2020). Die maximal erreichten R^2-Werte von 0,43 (SG JM_Y beim DVJ bilateral) in dieser Teilstudie befinden sich folglich innerhalb des zu erwartenden Bereichs. Dies bestätigt, die in der Literatur beschriebene Tendenz, dass Plantardruckdaten allein zwar robuste, aber inhaltlich begrenzte Prädiktoren für komplexe Gelenkgrößen darstellen. Die in Tab. 7 (Seite 32) zusammengefassten Studien verdeutlichen, dass der Informationsgehalt reiner Plantardruckdaten vor allem für Kraft- und Momentparameter ausreichend ist, während kinematische Variablen zusätzliche Sensordaten erfordern. Chaaban et al. (2021) und Jacobs und Ferris (2015) berichten deutliche Verbesserungen durch kombinierte Sensorik (Druck & IMU), wodurch sich der Fehler (RMSE) teils auf unter 10 % reduziert. Im Gegensatz dazu zeigen lineare Modelle auf Basis reiner Druckdaten, wie in der vorliegenden Arbeit, konservative, aber generalisierbare Schätzungen. Damit

wird, das in der Literatur häufig beschriebene Spannungsfeld zwischen hoher Präzision und praktischer Feldtauglichkeit, empirisch bestätigt. Der Fokus auf dynamische, teilweise sportartspezifische Bewegungsaufgaben erweitert den bisherigen Forschungsfokus über grundlegende Gang- oder Laufbewegungen hinaus. Dies erklärt zugleich, die im Vergleich geringere Vorhersagegüte, die durch höhere Bewegungsvariabilität bedingt ist.

Limitierungen & Ausblick

Die Aussagekraft der vorliegenden Ergebnisse ist durch mehrere methodische Einschränkungen begrenzt. Die Stichprobengröße der einzelnen Modelle (n = 32−38) ist im Verhältnis zur Anzahl und Korrelation der Prädiktoren als gering einzustufen und reduziert sowohl die statistische Robustheit als auch die Generalisierbarkeit der Modelle (Zou & Hastie, 2005). Gerade bei hoch korrelierten Sensordaten führt dies zu einer effektiven Reduktion der unabhängigen Information, wodurch sich die Stabilität der Koeffizientenschätzungen und der Kreuzvalidierungsergebnisse weiter verringern kann. Eine externe Validierung an unabhängigen Stichproben erfolgt nicht, sodass die Übertragbarkeit der Modelle auf andere Populationen eingeschränkt bleibt. Eine Erweiterung der Prädiktoren auf sämtliche Einzelsensoren (1 bis 16 je Seite) sowie die Einbeziehung CoP-Parameter führt entgegen der Erwartung zu keiner Verbesserung, sondern teilweise zu einer Verschlechterung der Modellgüte (vgl. Anhang I). Dieses Ergebnis spricht für eine hohe Redundanz innerhalb der Sensordaten und verdeutlicht die Grenzen regularisierter Modelle bei stark multikollinearen Prädiktorstrukturen. Obwohl Regularisierungsverfahren wie EN die Multikollinearität adressieren können, bleibt die effektive Informationsdichte in solchen Datensätzen limitiert. Zukünftige Arbeiten sollten daher verstärkt auf theoriegeleitete Merkmalsselektion und sensorische Relevanzbewertung abzielen. Darüber hinaus könnte die geringe Varianz innerhalb der stark standardisierten Bewegungsaufgaben die Trennung zwischen Signal und Rauschen zusätzlich erschwert haben (Bishop, 2006). Ein weiterer limitierender Faktor besteht in der Verwendung aggregierter biomechanischer Kennwerte. Diese erlauben zwar eine kompakte Beschreibung komplexer Bewegungen, führen jedoch zu einem Verlust zeitlicher Informationen der Bewegungsdynamik. Da relevante biomechanische Unterschiede häufig in spezifischen Bewegungsphasen auftreten, könnte zeitaufgelöste Analyse (sequenzbasierte Modellierungsansätze) eine differenzierte Abbildung der zugrunde liegenden Mechanismen ermöglichen. Zukünftige Studien sollten multimodale Sensordatensätze (Kombination von Plantardruck-, IMU- und EMG-Daten) nutzen, um die biomechanische Informationsdichte und damit die Modellgüte möglicherweise zu erhöhen. Darüber hinaus sollten alternative zeitaufgelöste Modellierungsansätze wie *Convolutional Neural Network* oder *Recurrent Neural Network* geprüft werden, um dynamische Bewegungsmuster in kontinuierlichen Datenverläufen besser erfassen zu können (Bishop, 2006). Schließlich ist eine Vergrößerung der Stichprobe erforderlich, um eine größere Anzahl an diskreten Parametern zu generieren und asymmetrie- oder geschlechtsspezifische Effekte gezielt untersuchen zu können. Diese Erweiterungen würde sowohl die Modellstabilität als auch die externe Validität künftiger Arbeiten deutlich verbessern können.

Schlussfolgerung

Plantardruckmesssysteme wie die OpenGo Insole3 stellen als mobile, nicht-invasive Technologie eine vielversprechende Grundlage für feldtaugliche Bewegungsanalysen dar, zeigen jedoch in isolierter Anwendung nur begrenzte prädiktive Eignung für komplexe gelenkkinetische und -kinematische Zielgrößen. Die vorliegende Teilstudie liefert eine bewusst konservative und methodisch robuste Referenz dafür, welche Vorhersagequalität mit reinen Plantardruckdaten realistisch erreichbar ist. Die Ergebnisse belegen, dass die aus den Plantardruckdaten abgeleiteten Modelle die Zielvariablen in der Mehrzahl der Fälle nicht mit ausreichender Genauigkeit vorhersagen, um eine valide absolute Diagnostik zu ermöglichen. Der praktische Mehrwert liegt vielmehr in der Erkennung von Trends und Asymmetrien in Bewegungsmustern als in der präzisen Rekonstruktion absoluter Gelenkmomente oder -winkel der unteren Extremität. Für zukünftige Arbeiten ergibt sich daraus die Notwendigkeit, die Informationsbasis der Modelle gezielt zu erweitern. Für forschungsnahe und klinisch orientierte Anwendungen sollten künftig multimodale Sensorkombinationen, größere Datensätze, zeitkontinuierliche Modelle sowie standardisierte Aufgabenprotokolle eingesetzt werden, um die Informationsdichte und Validität weiter zu erhöhen.

11 Teilstudie 4: Anwendungsstudie in der Volleyballsaison 2021/22

Die Identifikation von Risikofaktoren und die Entwicklung wirksamer Präventionsstrategien nehmen in der sportwissenschaftlichen und sportmedizinischen Forschung einen hohen Stellenwert ein (vgl. Kapitel 2). Die Assoziation einzelner biomechanischer Parameter mit Verletzungen gestaltet sich jedoch aufgrund komplexer Ursache-Wirkungs-Beziehungen als herausfordernd. Interne Faktoren wie Bewegungsökonomie, neuromuskuläre Steuerung oder anatomische Voraussetzungen interagieren dabei mit externen Einflussgrößen wie Trainingsbelastung, Wettkampfdichte oder Schuhwerk (vgl. Kapitel 2.2). Um dieser multifaktoriellen Struktur gerecht zu werden, bieten innovative technologische Ansätze die Möglichkeit, neue Einblicke in Belastungs- und Bewegungsmuster zu gewinnen (vgl. Kapitel 5.3). Während die vorangegangene Teilstudien die messtechnische Qualität (Kapitel 8 und 9) sowie die modellbasierte Ableitung biomechanischer Belastungsgrößen (Kapitel 10) untersucht haben, verfolgt die abschließende Teilstudie einen anwendungsorientierten Integrationsansatz und ist dem Forschungskomplex D zugeordnet (Abb. 50).

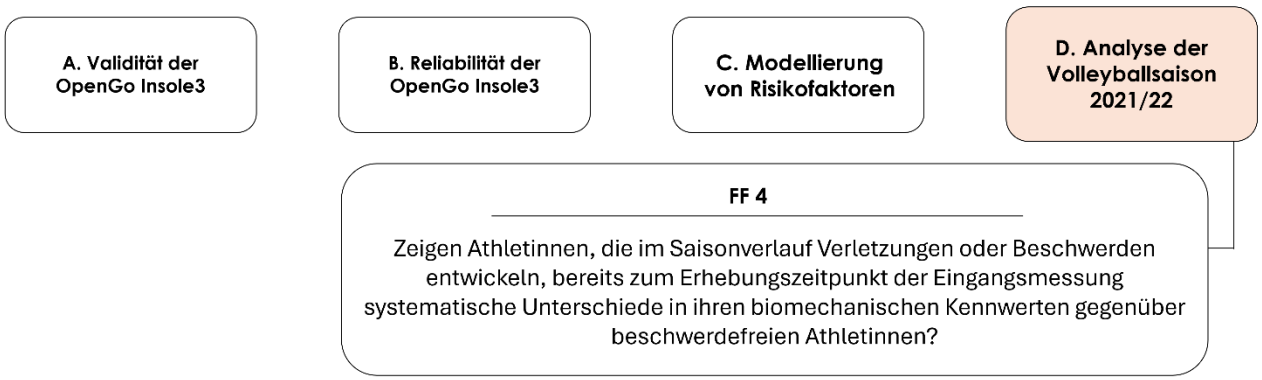


Abb. 50. Einordnung der dritten Forschungsfrage (FF 4) in den Forschungskomplex D

Im Mittelpunkt steht die zentrale Fragestellung der vorliegenden Arbeit, inwiefern objektivierte Testverfahren bereits zu Saisonbeginn Hinweise auf ein erhöhtes Verletzungsrisiko liefern und wie sich diese *Baseline*-Profile im weiteren Saisonverlauf zu dokumentierten Beschwerden oder Verletzungen in Beziehung setzen lassen (vgl. Kapitel 6 & 7). Zur Einordnung wird zunächst ein Überblick über das Gesamtkollektiv und die erfassten Verletzungssituationen gegeben. Darauf aufbauend werden Gruppenvergleiche zwischen auffälligen und unauffälligen Athletinnen vorgenommen. Abschließend werden ausgewählte Ergebnisse anhand von Einzelfallanalyen vertieft analysiert, in denen individuelle Steckbriefe zentrale Testdaten, anthropometrische Merkmale und Verletzungsverläufe integrieren.

11.1 Methodik der Datenauswertung

Die vierte Forschungsfrage (FF 4) adressiert die Überführung der mittels OpenGo Insole3 erhobenen mobilen Daten in einen sportpraktischen Anwendungskontext. Die Teilstudie ist als explorative, anwendungsorientierte Einzelfall-Risikoanalyse konzipiert (Abb. 51). Die Fallbeschreibung zur Saison 2021/22

basiert auf der IDA-Volleyball-Datenbank des Instituts für Angewandte Trainingswissenschaft (Leipzig). Diese umfasst sowohl trainings- und wettkampfspezifische Parameter (u.a. Tagesfragen, Trainingseinheiten, Spieltage) als auch sportmedizinische Dokumentationen zu Zeitpunkt, Art, Lokalisation und Mechanismus von Verletzungen sowie zur Dauer der Trainings- bzw. Wettkampfabwesenheit (vgl. Kapitel 2.1). Die Erfassung erfolgt routinemäßig durch das medizinische Fachpersonal und wird durch die tägliche Selbsteinschätzung der Athletinnen ergänzt. Auf Grundlage der im Saisonverlauf aufgetretenen Verletzungen bzw. Beschwerden erfolgt eine retrospektive Einteilung in zwei Gruppen: (1) Spielerinnen mit Auffälligkeiten der unteren Extremitäten (n = 9), und (2) Spielerinnen ohne entsprechende Auffälligkeiten (n = 13). Als Einschlusskriterium für Gruppe (1) gelten dokumentierte Verletzungen der unteren Extremitäten und entsprechender medizinischer Dokumentation (n = 7) sowie Athletinnen mit wiederholt dokumentierten Beschwerden (n = 2).

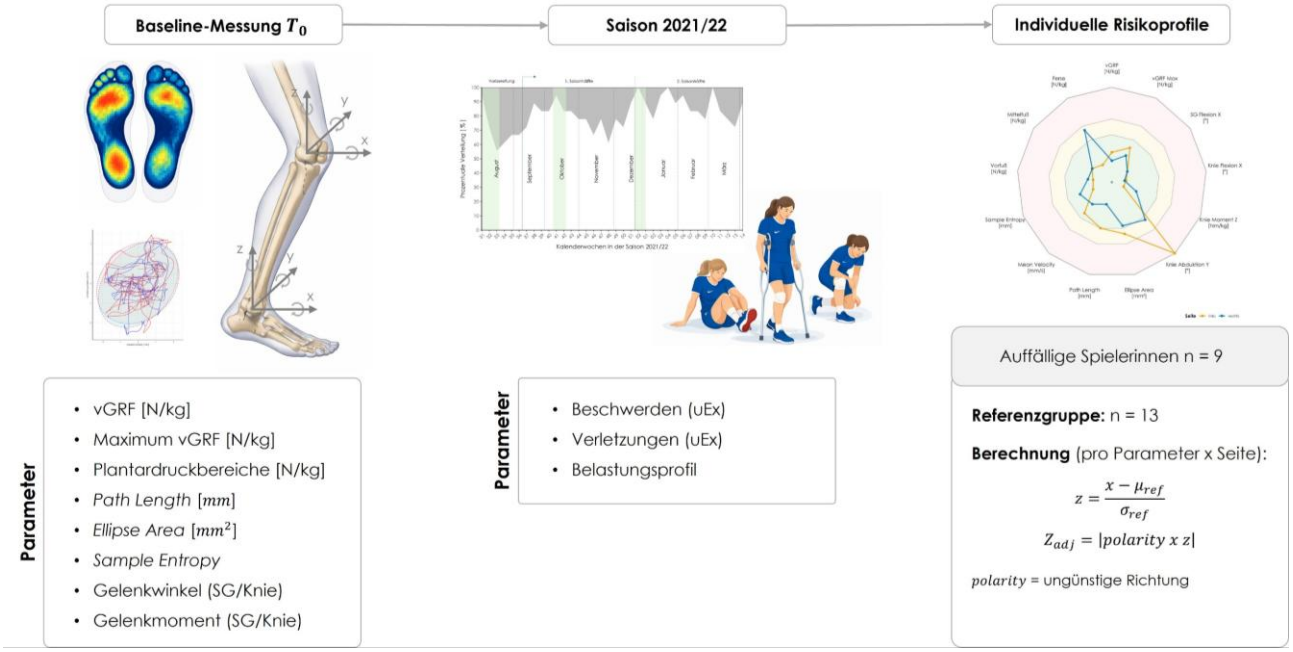


Abb. 51. Schematische Darstellung des Studiendesigns zur Identifikation auffälliger Athletinnen. Plantare Druckdaten, CoP-Parameter und biomechanische Variablen werden analysiert und zur Ableitung individueller Risiko- und Auffälligkeitsprofile genutzt (N = 22). Eigene Darstellung; einzelne Grafikelemente unter Verwendung von KI-generierten Bildern (DALL·E 2025 via ChatGPT) erstellt.

Als individuelles *Baseline*-Profil dient die Eingangsmessung mittels Qualisys-MoCap und OpenGo Insole3 zu Saisonbeginn im August (T_0). Für die biomechanische Analyse werden kinematische und kinetische Parameter berücksichtigt, die als potenziell belastungsrelevant für Sportverletzungen der unteren Extremitäten beschrieben sind (vgl. Kapitel 3). Hierzu zählen Kenngrößen der vGRF, Gelenkwinkel des Sprung- und Kniegelenks (x-/y-Komponente), Kniegelenksmomente (z-Komponente), Parameter der CoP-Dynamik (*SampEn*, *Path Length*, *Ellipse Area*) sowie regionale plantare Druckbereiche (Ferse, Mittelfuß, Vorfuß). Die Auswahl orientiert sich an etablierten Belastungsmechanismen der unteren Extremitäten, vor allem im Kontext erhöhter Gelenkbelastungen, reduzierter Energieabsorption und veränderter posturaler Kontrolle (Bahr & Krosshaug, 2005; Hewett et al., 2005; vgl. Kapitel 3). Zur Verbesserung der interindividuellen Vergleichbarkeit und zur Kontrolle anthropometrischer Einflüsse werden Kräfte und

Momente auf die Köpermasse normiert ausgegeben (N/kg; Nm/kg) (Thomas et al., 2023; Winter, 2009). Kinematische Parameter und CoP-Kenngrößen verbleiben in ihren Originaleinheiten, plantare Belastungen werden als regionale Kräfte in N/kg dargestellt (vgl. Kapitel 7.5). Für DSLS und OVH werden Mittelwerte über die gesamte Bewegungssequenz berechnet. Für die Sprungaufgaben (DVJ, SJ) wird der Maximalwert (*Peak*) innerhalb der ersten 50ms nach initialem Bodenkontakt der Landephase herangezogen (vgl. Kapitel 7.5). Dieses Zeitfenster gilt als biomechanisch relevant, da in diesem Zeitfenster hohe initiale Belastungsimpulse auftreten und Unterschiede in der Belastungsaufnahme besonders sensitiv sind (Boling et al., 2009; Heebner et al., 2017). Die Cop-Daten werden aufgabenübergreifend über die gesamte Bewegungs-, Lande- und Stabilisierungsphasen der Aufgaben berechnet und als Mittelwerte ausgegeben (vgl. Kapitel 7.5).

Verteilungseigenschaften wurden im Vorfeld mittels Shapiro-Wilk-Test sowie grafisch (Histogrammen, Q-Q-Plots, Boxplots) beurteilt (Thomas et al., 2023). Aufgrund des explorativen Designs und der begrenzten Stichprobengröße wird auf inferenzstatistische Gruppenvergleiche verzichtet. Die statistische Auswertung erfolgt ausschließlich deskriptiv. Berichtet werden Mittelwert, Standardabweichung sowie Minimal- und Maximalwerte. Zur Veranschaulichung der Werteverteilung und möglicher Ausreißer werden die Ergebnisse zusätzlich als Scatterplot visualisiert. Eine direkte Übernahme literaturbasierter Referenzwerte setzt methodische Vergleichbarkeit hinsichtlich Messsystem, Signalfilterung, Bewegungsdefinition und Stichprobencharakteristik voraus (Warneke, Lebelt et al., 2025). Mangels konsistenter sportartspezifischer Referenzwert erfolgt die Einordnung relativ zur studieninternen Referenzgruppe (Athletinnen ohne Auffälligkeiten der unteren Extremität). Für jede Kombination aus Aufgabe, Seite und Parameter werden Referenzwerte (Mittelwert ± Standardabweichung) berechnet. Die Standardisierung erfolgt mittels Z-Transformation. Dieses Vorgehen entspricht einer in der sportwissenschaftlichen Leistungsdiagnostik etablierten Normierungsstrategie, bei der individuelle Werte relativ zu populationsspezifischen Referenzwerten interpretiert werden (Hopkins et al., 2009). Der Z-Score wird wie folgt berechnet:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

mit X als individuellem (ggf. normiertem) Wert, μ als Mittelwert der Referenzgruppe und σ als Standardabweichung. Positive Z-Werte kennzeichnen Werte oberhalb des Referenzmittelwerts, negative Werte entsprechend darunter. Zur Visualisierung individueller Abweichungsmuster wird ergänzend der Betrag des Z-Werte herangezogen. Während der Z-Score die Richtung der Abweichung vom Referenzkollektiv abbildet, beschreibt der Betrag des Z-Scores deren Ausmaß unabhängig von der Richtung. Dadurch können unterschiedlich skalierte biomechanische Parameter in standardisierter Form vergleichend dargestellt und individuelle Auffälligkeiten im Verhältnis sichtbar gemacht. Die Einordnung erfolgt heuristisch in drei Kategorien der Abweichungsstärke:

unauffällig	$\lvert Z \rvert \leq 1{,}5$
moderat auffällig	$1{,}5 \leq \lvert Z \rvert \leq 2$
deutlich auffällig (Red Flag)	$\lvert Z \rvert > 2$

Diese gewählten Schwellen dienen ausschließlich der strukturierten Visualisierung individueller Abweichungsmuster innerhalb der Stichprobe und stellen keine validierten klinischen Grenzwerte dar (Hopkins, 2000; G. Robertson et al., 2014). Die Ergebnisse werden im Rahmen narrativer Einzelfallanalysen interpretiert, in denen individuelle biomechanische Abweichungsprofile mit den dokumentierten Saisonverläufen in Beziehung gesetzt werden. Ziel ist die explorative Identifikation individueller Abweichungsmuster und potenzieller Belastungsmechanismen, nicht die Vorhersage von Verletzungen (Bahr, 2016).

11.2 Fallbeschreibung Saison 2021/22

Für die Fallbeschreibung der Saison 2021/21 werden die Rahmenbedingungen und die Verletzungssituationen der untersuchten Athletinnen deskriptiv dargestellt. Dabei werden Art, Häufigkeit und Dauer der dokumentierten Verletzungen zusammengefasst, um einen Überblick über das Gesamtkollektiv zu ermöglichen. Die berücksichtigte Saison der 2. Bundesliga-Nord erstreckt sich über den Zeitraum vom 11.09.2021 bis zum 27.03.2022. Insgesamt umfasst sie 39 Kalenderwochen. Aufgrund der Ferien (KW 52/2021 und KW 1/2022) werden jedoch 37 effektive Trainingswochen berücksichtigt. Eine saisonale Unterbrechung erfolgt vom 19.12.2021 bis 15.02.2022. Der VCO Berlin absolviert in diesem Zeitraum 26 Pflichtspiele und schließt mit einer Bilanz von 8 Siegen und 18 Niederlagen auf Tabellenplatz 11 ab. Das Satzverhältnis beträgt 37:60 bei insgesamt 97 gespielten Sätzen. Die berechnete Gesamtspielzeit beläuft sich auf etwa 2522 ± 388 Minuten, entsprechend einer durchschnittlichen Spieldauer von 97 ± 15 Minuten pro Begegnung (Czimek, 2022). Der wöchentliche Trainingsumfang setzt sich aus drei Athletikeinheiten (270 min) und fünf Volleyballtrainingseinheiten (600 min) zusammen, was einer Gesamttrainingszeit von rund 14,5 h entspricht. Über die gesamte Saison kumuliert sich dies auf etwa 536,5 Trainingsstunden.

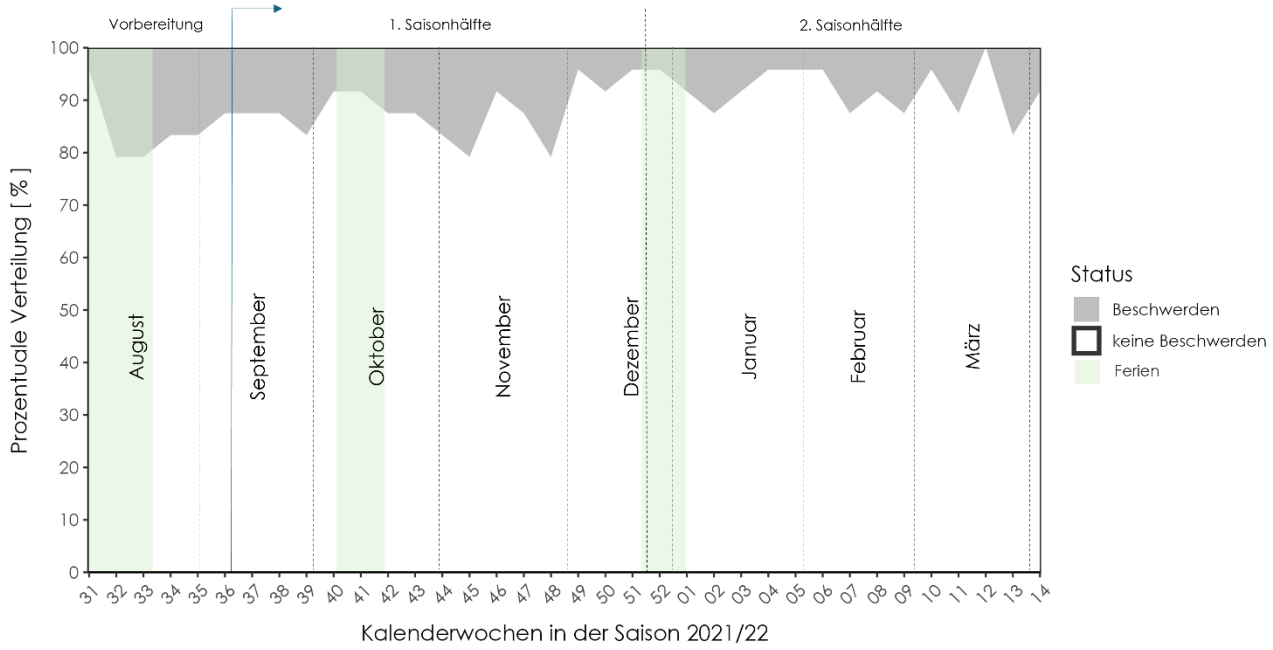


Abb. 52. Prozentuale Verteilung der dokumentierten Beschwerden (unteren Extremitäten) in der Saison 2021/22

Abb. 52 veranschaulicht die prozentuale Verteilung der Athletinnen mit und ohne Beschwerden der unteren Extremitäten und verdeutlicht, dass über den gesamten Untersuchungszeitraum hinweg regelmäßig Beschwerden auftraten. Der Anteil beschwerdefreier Athletinnen liegt überwiegend zwischen 80% und 95%, sodass regelmäßig 5–20 % der Athletinnen Beschwerden aufweisen. Diese treten sowohl in der Vorbereitungsphase als auch in der ersten und zweiten Saisonhälfte auf. Besonders auffällig ist der deutliche Anstieg nach den Sommerferien in der Vorbereitungsphase. Demgegenüber zeigen die Ferienzeiten im September und Dezember eine leichte Reduktion der Beschwerden. Trotz dieser Tendenzen treten in keiner Phase vollständige Beschwerdefreiheit auf, wenngleich die zweite Saisonhälfte insgesamt mit weniger Beschwerden absolviert wird. Die differenzierte Auswertung der Häufigkeit von Tagesbeschwerden der unteren Extremitäten zeigt, dass die Kniegelenke, die am stärksten betroffene Körperregion darstellen (Abb. 53). Das rechte Knie weist mit über 45 % den höchsten Beschwerdeanteil auf, gefolgt vom linken Knie mit etwas mehr als 30 %. Deutlich seltener treten Probleme an den Füßen auf: Das rechte Fußgelenk ist mit rund 10 % häufiger betroffen als das Linke (ca. 4 %). Beschwerden im Bereich der Hüfte spielen insgesamt eine geringere Rolle und liegen auf der linken Seite bei etwa 3% sowie auf der rechten Seite bei rund 1 %.

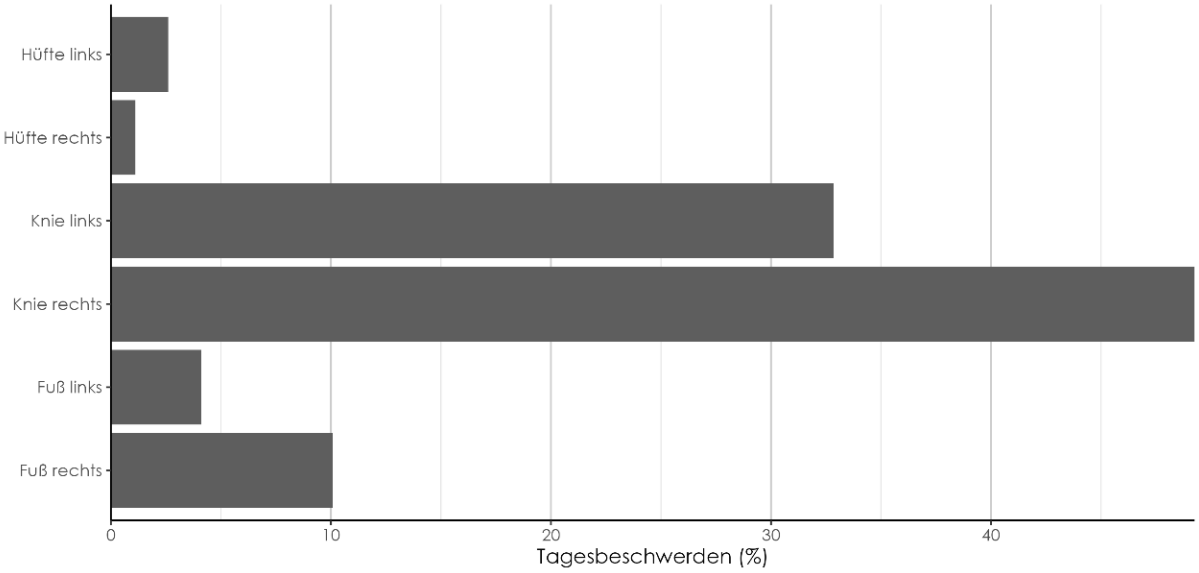


Abb. 53. Häufigkeit tagesbezogener Beschwerden der unteren Extremitäten (Saison 2021/22)

11.3 Gruppenbasierte Analyse der Risikokennzahlen

Im Rahmen einer Gruppenanalyse werden die *Baseline*-Testungen aus August 2021 zwischen auffälligen und unauffälligen Athletinnen verglichen. Die Stichprobengröße variiert zwischen den Testaufgaben leicht, da Ausreißer und Daten eingeschränkter Qualität ausgeschlossen werden (vgl. Kapitel 7.1). Für alle Aufgaben umfasst die Gruppe der auffälligen Athletinnen n = 9, während die Vergleichsgruppe der unauffälligen Athletinnen je nach Aufgabe zwischen n = 12 und n = 14 variiert.

Die Tabellen (Tab. 28 bis 39) berichten die Mittelwerte ± Standardabweichung getrennt nach Aufgabe und Seite jeder Gruppe (Verletzte vs. Unauffällige). Zur explorativen Einordnung wurden relative Differenzen (Δ) zwischen den Gruppen berechnet und anhand von Schwellenwerten klassifiziert. Abweichung über |25%| sind als moderate (gelb) und über |50%| als ausgeprägte Unterschiede gekennzeichnet. Über alle Konstellationen aus Parameter, Aufgabe und Seite (n = 124 ≙ 100 %) überschreiten 44 Vergleiche (≈35 %) eine relative Differenz von |25%|. Davon entfallen 15 Fälle (≈12 %) auf moderate Abweichungen zwischen 25−50 % und 29 Fälle (≈23 %) auf Differenzen >50 %. Damit zeigt ein Drittel der untersuchten Parameter relevante Gruppenunterschiede zwischen verletzten und unauffälligen Athletinnen. Methodisch ist zu berücksichtigen, dass relative Differenzen bei sehr kleinen Referenzwerten und Vorzeichenwechseln stark verzerrt sein können. In diesen Fällen führen bereits geringe absolute Unterschiede zu hohen prozentualen Abweichungen (z.B. Kniemoment nahe 0 Nm/kg oder Fersenkräfte), wobei dies mathematisch und weniger funktionell zu interpretieren ist. Vor diesem Hintergrund erfolgt die weitere Einordnung der Gruppenunterschiede anhand der absoluten Differenzen der Gruppenmittelwerte sowie unter Berücksichtigung der gruppeninternen Streuung. Der Scatterplot der Gruppenmittelwerte mit horizontalen (unauffällige Gruppe) und vertikalen (verletzte Gruppe) Fehlerbalken ergänzt diese Betrachtung, indem er die Lage der Mittelwerte relativ zur Identitätslinie (y = x) sowie die jeweilige Standardabweichung innerhalb der Gruppe abbildet (Abb. 54). Über alle Parameter hinweg liegen zahlreiche Konstellationen in unmittelbarer Nähe zur Identitätslinie, was auf geringe absolute Unterschiede zwischen den Gruppen hinweist. Dies betrifft vor allem Parameter der posturalen Kontrolle (*SampEn, Path Length, Mean Velocity*) sowie die vGRF, bei denen die Mittelwerte beider Gruppen weitgehend übereinstimmen und die Fehlerbalken häufig eine deutliche Überlappung aufweisen. In statisch-dynamischen Aufgaben (DSLS, OVH) bestätigt der Scatterplot die Ergebnisse der Parameterübersicht. Die Gruppenmittelwerte liegen überwiegend eng beieinander, vor allem vGRF, *Path Length* und *Sample Entropy*. Die Fehlerbalken sind zwar ausgeprägt, überlappen jedoch weitgehend, sodass keine klar getrennten Gruppenunterschiede erkennbar sind. In hochdynamischen Sprungaufgaben (DVJ, SJ) treten größere absolute Abweichungen der Gruppenmittelwerte auf, was sich im Scatterplot durch eine stärkere Streuung der Punkte um die Identitätslinie widerspiegelt. Besonders deutlich ist dies für das Knie-Moment Z, bei dem die größten absoluten Differenzen beobachtet werden. Gleichzeitig zeigen sich hier ausgeprägte Standardabweichungen in beiden Gruppen, sodass die Fehlerbalken häufig breit sind und sich teilweise überlappen. Ein ähnliches Bild ergibt sich für die Knie-Abduktion Y, bei der die Mittelwertunterschiede variieren, jedoch kein konsistentes Richtungsmuster erkennbar ist und die Streuung innerhalb der Gruppen hoch bleibt. Für die Sprunggelenk-Flexion X zeigen sich in einzelnen Aufgaben absolute Unterschiede zwischen den Gruppen, wobei auch hier die Fehlerbalken eine deutliche Überlappung aufweisen. Die Knie-Flexion X hingegen zeigt geringe absolute Unterschiede, was durch eine enge Lage der Punkte entlang der Identitätslinie bestätigt wird. Die plantardruckbasierten Parameter wiesen in den Sprungaufgaben teilweise größere Differenzen im Mittelfuß- und Fersenbereich auf. Im Scatterplot zeigt sich jedoch, dass diese Unterschiede häufig mit einer ausgeprägten Streuung innerhalb beider Gruppen einhergehen. Der Vorfuß zeigt demgegenüber geringe Unterschiede und eine engere Verteilung der Mittelwerte. Für

Parameter der posturalen Kontrolle wie die Ellipsenfläche treten in dynamischen Aufgaben größere absolute Unterschiede auf. Gleichzeitig weisen diese Parameter die größten Standardabweichungen aus. *Path Length* und *Sample Entropy* zeigen dagegen geringe absolute Differenzen bei gleichzeitig moderater Streuung. Ein konsistentes Seitenmuster ist weder in der Parameterübersicht noch im Scatterplot erkennbar. Unterschiede treten sowohl auf der linken als auch auf der rechten Seite auf und variieren in Abhängigkeit der Aufgabe und Parameter.

Zusammenfassend zeigt die kombinierte Betrachtung, dass größere Unterschiede der Gruppenmittelwerte vor allem in dynamischen Aufgaben auftreten. Gleichzeitig ist ein wesentlicher Anteil dieser Unterschiede von einer hohen gruppeninternen Streuung begleitet, die sich in den überlappenden Fehlerbalken widerspiegeln.

Tab. 28. Gruppenvergleich der Knie-Abduktion (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Knie-Abduktion Y [°]	OVH	L	9	0,43 ± 3,24	13	0,72 ± 2,19	-0,29	-40,79
		R		-0,57 ± 3,52		0,48 ± 3,25	-1,05	-218,51
	DVJ bi	L	9	0,77 ± 2,42	15	0,78 ± 1,86	-0,01	-2,30
		R		-1,30 ± 3,04		-0,12 ± 2,01	-1,18	989,79
	DVJ uni	L	9	3,88 ± 2,42	15	2,83 ± 2,82	1,05	37,09
		R		-2,61 ± 2,89		-2,06 ± 2,73	-0,55	-36,56
	SJ links	L	9	2,89 ± 3,36	14	3,08 ± 1,96	-0,19	-6,26
		R		-1,89 ± 2,64		-0,77 ± 2,78	-1,12	-144,73
	SJ rechts	L	9	2,07 ± 3,03	15	1,97 ± 1,42	0,10	5,05
		R		-1,46 ± 1,51		-1,03 ± 2,58	-0,43	-41,64

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 29. Gruppenvergleich der Knie-Flexion (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Knie-Flexion X [°]	OVH	L	9	-56,03 ± 6,97	13	-57,11 ± 11,35	1,08	-1,89
		R		-56,52 ± 6,34		-57,64 ± 11,26	1,12	-1,95
	DVJ bi	L	9	-40,48 ± 13,35	15	-35,09 ± 7,59	-5,38	15,36
		R		-43,25 ± 15,96		-35,75 ± 7,39	-7,50	20,99
	DVJ uni	L	9	-24,76 ± 3,44	15	-22,39 ± 7,48	-2,37	10,62
		R		-19,93 ± 7,53		-26,10 ± 7,94	6,17	-23,65
	SJ links	L	9	-40,11 ± 3,68	14	-38,70 ± 22,37	-1,41	3,65
		R		-41,57 ± 3,32		-35,72 ± 23,58	-5,85	16,37
	SJ rechts	L	9	-37,21 ± 5,12	15	-39,53 ± 23,27	2,32	-5,87
		R		-36,01 ± 5,67		-39,84 ± 22,24	3,83	-9,61

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 30. Gruppenvergleich der Knie-Moment (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Knie-Moment Z [Nm/kg]	OVH	L	9	3,72 ± 2,76	13	3,81 ± 5,33	-0,09	-2,41
		R		-2,58 ± 8,41		-1,47 ± 5,96	-1,11	76,03
	DVJ bi	L	9	-5,01 ± 12,26	15	2,09 ± 5,46	-7,10	-339.46
		R		-0,89 ± 9,79		-2,84 ± 6,12	1,95	-68,72
	DVJ uni	L	9	-17,91 ± 9,91	15	-10,65 ± 5,58	-7,26	68,12
		R		-0,70 ± 6,91		-3,06 ± 9,44	2,36	-76,97
	SJ links	L	9	4,03 ± 9,26	14	1,21 ± 8,77	2,82	233,23
		R		-4,95 ± 15,77		-4,30 ± 8,62	-0,65	15,17
	SJ rechts	L	9	5,03 ± 12,86	15	0,51 ± 7,92	4,52	882,29
		R		5,13 ± 6,55		-5,65 ± 17,08	10,78	-190,91

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 31. Gruppenvergleich der Sprunggelenk-Dorsalflexion (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Sprunggelenk-Dorsalflexion X [°]	OVH	L	9	9,15 ± 3,67	13	9,57 ± 3,00	-0,42	-4,40
		R		9,11 ± 3,59		9,67 ± 3,30	-0,56	-5,77
	DVJ bi	L	9	-0,83 ± 10,37	15	-4,08 ± 7,20	3,25	-79,78
		R		-0,15 ± 11,41		-4,90 ± 7,36	4,75	-96,99
	DVJ uni	L	9	-10,53 ± 4,46	15	-12,10 ± 7,49	1,57	-12,94
		R		-9,77 ± 6,41		-8,39 ± 7,07	-1,38	16,48
	SJ links	L	9	-5,71 ± 5,28	14	-4,58 ± 14,10	-1,13	24,83
		R		-2,72 ± 4,05		-6,72 ± 14,38	4,00	-59,50
	SJ rechts	L	9	-7,45 ± 5,11	15	-3,19 ± 15,30	-4,26	133,58
		R		-8,83 ± 4,48		-2,93 ± 14,46	-5,90	201,05

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 32. Gruppenvergleich des vGRF-Mittelwert (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
$vGRF_{MW}$ [N/kg]	DSLS	L	9	9,74 ± 0,24	14	9,71 ± 0,13	0,03	0,26
		R		9,61 ± 0,13	13	9,59 ± 0,11	0,02	0,18
	OVH	L	9	5,35 ± 0,31	13	5,25 ± 0,13	0,10	2,02
		R		5,08 ± 0,23		5,18 ± 0,12	-0,10	-1,90

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 33. Gruppenvergleich des vGRF-Peak (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
vGRF Max [N/kg]	DVJ bi	L	9	8,89 ± 2,56	15	8,82 ± 3,11	0,07	0,80
		R		9,63 ± 3,83		8,06 ± 3,08	1,57	19,44
	DVJ uni	L	9	12,43 ± 4,26	15	12,02 ± 2,78	0,41	3,35
		R		11,51 ± 3,06		12,03 ± 2,25	-0,52	-4,34
	SJ links	L	9	11,22 ± 5,18	14	10,21 ± 4,25	1,01	9,89
		R		12,33 ± 4,68		8,91 ± 5,19	3,42	38,48
	SJ rechts	L	9	9,27 ± 4,28	15	9,97 ± 4,89	-0,70	-7,02
		R		8,22 ± 1,53		8,56 ± 2,57	-0,34	-4,07

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 34. Gruppenvergleich der Prediction Ellipse Area (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
***Ellipse Area* [mm²]**	DSLS	L	9	2385,70 ± 1409,00	14	2176,99 ± 1305,13	208,71	9,59
		R		1961,07 ± 1259,10	13	1920,68 ± 567,62	40,39	2,10
	OVH	L	9	1905,85 ± 1238,76	13	1544,05 ± 919,75	361,80	23,43
		R		1982,58 ± 1349,40		1489,72 ± 952,47	492,86	33,13
	DVJ bi	L	9	775,01 ± 725,54	15	733,43 ± 638,65	41,58	5,67
		R		1258,94 ± 1066,41		658,07 ± 313,68	600,87	91,31
	DVJ uni	L	9	1155,62 ± 963,58	15	1089,82 ± 758,10	65,80	6,04
		R		1254,89 ± 1011,20		937,54 ± 850,05	317,35	33,85
	SJ links	L	9	1161,87 ± 1638,04	14	499,72 ± 479,44	662,15	132,50
		R		903,97 ± 435,87		726,32 ± 552,73	177,65	24,46
	SJ rechts	L	9	579,26 ± 437,23	15	580,77 ± 317,97	-1,51	-0,26
		R		874,50 ± 1038,45		581,91 ± 340,52	292,59	50,28

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 35. Gruppenvergleich der Sample Entropy (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Sample Entropy	DSLS	L	9	0,14 ± 0,03	14	0,13 ± 0,05	0,01	6,56
		R		0,10 ± 0,06	13	0,11 ± 0,05	-0,01	-13,30
	OVH	L	9	0,12 ± 0,04	13	0,12 ± 0,03	0,00	-1,24
		R		0,12 ± 0,03		0,14 ± 0,04	-0,02	-15,17
	DVJ bi	L	9	0,34 ± 0,17	15	0,25 ± 0,13	0,09	37,01
		R		0,21 ± 0,10		0,23 ± 0,09	-0,02	-7,33
	DVJ uni	L	9	0,28 ± 0,17	15	0,32 ± 0,13	-0,04	-12,19
		R		0,28 ± 0,13		0,32 ± 0,20	-0,04	-12,39
	SJ links	L	9	0,29 ± 0,14	14	0,26 ± 0,14	0,03	8,86
		R		0,25 ± 0,11		0,27 ± 0,10	-0,02	-6,54
	SJ rechts	L	9	0,34 ± 0,22	15	0,20 ± 0,09	0,14	73,68
		R		0,31 ± 0,15		0,21 ± 0,10	0,10	48,44

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 36. Gruppenvergleich der Path Length (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Path Length [mm]	DSLS	L	9	659,25 ± 239,04	14	654,36 ± 214,32	4,89	0,75
		R		553,03 ± 246,98	13	565,60 ± 97,78	-12,57	-2,22
	OVH	L	9	998,87 ± 235,20	13	779,57 ± 243,75	219,30	28,13
		R		974,46 ± 318,22		811,24 ± 227,97	163,22	20,12
	DVJ bi	L	9	80,21 ± 36,91	15	74,05 ± 26,43	6,16	8,32
		R		86,40 ± 33,46		80,62 ± 27,10	5,78	7,17
	DVJ uni	L	9	81,54 ± 27,83	15	81,57 ± 26,63	-0,03	-0,03
		R		86,50 ± 27,88		76,63 ± 23,49	9,87	12,88
	SJ links	L	9	101,77 ± 36,53	14	71,76 ± 44,58	30,01	41,82
		R		94,90 ± 38,97		89,73 ± 32,11	5,17	5,76
	SJ rechts	L	9	76,23 ± 35,04	15	72,92 ± 29,35	3,31	4,54
		R		76,24 ± 32,15		78,95 ± 38,10	-2,71	-3,44

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 37. Gruppenvergleich der regionalen Druckverteilung am Vorfuß (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Moticon Vorfuß [N/kg]	DSLS	L	9	3,25 ± 0,46	14	3,03 ± 0,61	0,22	7,13
		R		2,71 ± 0,67	13	2,76 ± 0,65	-0,05	-1,82
	OVH	L	9	1,07 ± 0,21	13	1,33 ± 0,47	-0,26	-18,76
		R		0,89 ± 0,37		1,28 ± 0,65	-0,39	4,63
	DVJ bi	L	9	5,02 ± 1,43	15	6,18 ± 1,46	-1,16	-2,49
		R		5,31 ± 1,71		5,07 ± 0,97	0,24	-19,49
	DVJ uni	L	9	9,62 ± 2,46	15	9,87 ± 2,38	-0,25	-2,49
		R		8,95 ± 1,99		9,15 ± 1,64	-0,20	-2,24
	SJ links	L	9	7,29 ± 1,67	14	6,92 ± 2,68	0,37	5,43
		R		8,18 ± 2,42		6,74 ± 3,01	1,44	21,51
	SJ rechts	L	9	7,03 ± 1,38	15	7,31 ± 2,82	-0,28	-3,72
		R		6,50 ± 1,41		6,49 ± 1,97	0,01	0,22

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 38. Gruppenvergleich der regionalen Druckverteilung am Mittelfuß (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Moticon Mittelfuß [N/kg]	DSLS	L	9	2,51 ± 0,57	14	2,27 ± 0,45	0,24	10,76
		R		2,52 ± 0,55	13	2,32 ± 0,35	0,20	8,34
	OVH	L	9	0,97 ± 0,40	13	1,08 ± 0,36	-0,11	-10,22
		R		0,99 ± 0,43		0,97 ± 0,37	0,02	1,88
	DVJ bi	L	9	2,09 ± 1,57	15	1,61 ± 1,51	0,48	29,45
		R		2,26 ± 2,12		1,08 ± 0,56	1,18	109,71
	DVJ uni	L	9	2,50 ± 2,49	15	1,73 ± 0,70	0,77	44,80
		R		2,19 ± 1,27		1,58 ± 0,70	0,61	38,35
	SJ links	L	9	2,71 ± 3,11	14	1,90 ± 2,22	0,81	42,44
		R		3,17 ± 1,78		1,46 ± 1,63	1,71	116,84
	SJ rechts	L	9	1,41 ± 0,66	15	1,85 ± 1,57	-0,44	-23,71
		R		1,68 ± 1,21		1,37 ± 1,28	0,31	21,92

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

Tab. 39. Gruppenvergleich der regionalen Druckverteilung an der Ferse (MW ± SD) nach Seite und Aufgabe

	Aufgabe	Seite	n_V	Verletzte	n_U	Unauffällige	Δ	Δ [%]
Moticon Ferse [N/kg]	DSLS	L	9	3,22 ± 0,78	14	3,79 ± 0,64	-0,57	-15,00
		R		3,70 ± 0,96	13	3,92 ± 0,41	-0,22	-5,79
	OVH	L	9	2,49 ± 0,71	13	2,46 ± 0,59	0,03	1,50
		R		2,69 ± 0,67		2,49 ± 0,76	0,20	8,07
	DVJ bi	L	9	1,15 ± 1,57	15	0,67 ± 2,28	0,48	72,51
		R		1,57 ± 2,50		0,01 ± 0,02	1,56	>500
	DVJ uni	L	9	0,26 ± 0,78	15	0,07 ± 0,12	0,19	300,29
		R		0,06 ± 0,16		0,00 ± 001	0,06	>500
	SJ links	L	9	1,32 ± 3,78	14	1,45 ± 3,94	-0,13	-9,04
		R		0,25 ± 0,31		0,92 ± 3,14	-0,67	-73,07
	SJ rechts	L	9	0,00 ± 0,00	15	0,50 ± 1,29	-0,50	-100
		R		0,10 ± 0,24		0,36 ± 1,26	-0,26	-71,54

L = Links; R = Rechts; n_V = Anzahl der verletzten Athletinnen; n_U = Anzahl der unauffälligen Athletinnen; Δ = Differenz zwischen den Gruppenmittelwerten (absolut & prozentual)

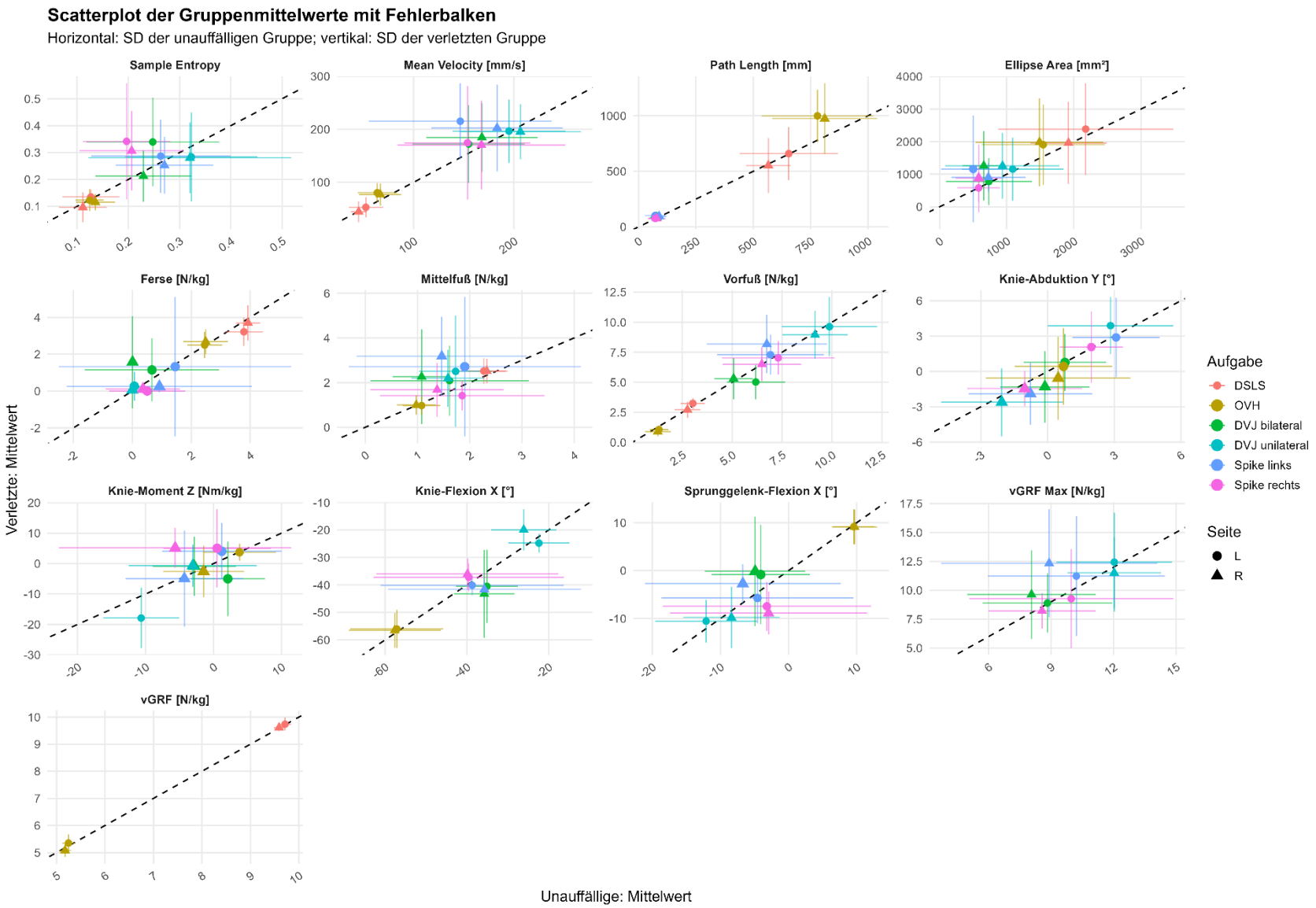


Abb. 54. Scatterplot der Gruppenmittelwerte mit Fehlerbalken (SD) der Gruppe unauffälliger und verletzter Athletinnen über alle Aufgaben (DSLS, OVH, DVJ, SJ) und Seiten (links, rechts) für ausgewählte kinematischen und kinetischen Parameter.

11.4 Einzelfallanalyse der individuellen Abweichungsprofile

Im letzten Analyseschritt erfolgt zur Vertiefung eine Einzelfallanalyse der Athletinnen mit dokumentierten Auffälligkeiten der unteren Extremitäten. Ziel ist die Darstellung individueller Auffälligkeitsmuster sowie deren möglichen Zusammenhang mit der *Baseline*-Testung aus August 2021. Hierzu werden Steckbriefe der betroffenen Athletinnen präsentiert, die sowohl dokumentierte Auffälligkeiten (Lokalisation, Zeitpunkt, Dauer) als auch die Ergebnisse der *Baseline*-Messung enthalten. Die ausgewählten Parameter werden getrennt für die linke (gelb) und rechte (blau) Seite visualisiert. In die Einzelfallanalyse gehen die Daten von neun Athletinnen mit auffälligen Befunden der unteren Extremitäten sowie einer Referenzgruppe von n = 14 ein. Die Einordnung in Risikobereiche erfolgt anhand standardisierter Abweichungen. Die farbliche Codierung unterscheidet zwischen unauffälligen (<1,5 SD), moderat auffälligen (1,5−2,0 SD) und deutlich auffälligen Bereichen (>2,0 SD). Die Einzelfallprofile (Abb. 55 bis Abb. 63) zeigen die standardisierten Parameterwerte getrennt nach den einzelnen Testaufgaben (DSLS, OVH, DVJ, SJ). Die Datenpunkte repräsentieren die jeweilige Abweichung vom Referenzkollektiv, während die Hintergrundzone die definierten Risikobereiche (s.o.) abbilden. Die Verbindungslinie zwischen linker und rechter Seite verdeutlichen seitenbezogene Unterschiede innerhalb eines Parameters. Dadurch lassen sich aufgabenspezifische Belastungs-, Stabilitäts- und Asymmetriemuster differenziert analysieren.
Über alle Athletinnen, Übungen und Parameter hinweg werden insgesamt 120 Auffälligkeiten (≙ 100 %) identifiziert. Davon entfallen 67 auf *Red Flags* (55,83 %) und 53 auf *Yellow Flags* (44,17 %). Die Auffälligkeiten treten häufiger rechts- als linksseitig auf (58,33 % vs. 41,67 %). Im Aufgabenvergleich zeigt der bilaterale DVJ die höchste Auffälligkeitsdichte (28,33 %; n = 34), gefolgt vom DSLS (19,17 %; n = 23), dem OVH (16,67 %; n = 20) sowie dem unilateralen DVJ (15,83 %; n = 19). Die SJ-Landungen (links und rechts) erreichen jeweils 10,00 % (n = 12) auf und liegen damit deutlich darunter. Im bilateralen DVJ überwiegen *Red Flags* (52,94 %) gegenüber *Yellow Flags* (47,06 %) bei rechtsseitiger Dominanz (61,76 %). Für den unilateralen DVJ zeigt sich ein ähnliches Muster mit leicht erhöhtem Anteil der *Red Flags* (52,63 %) und ebenfalls rechtsbetonter Verteilung (57,89 %). Der OVH ist durch einen erhöhten Anteil an *Yellow Flags* (65,00 %) gekennzeichnet und weist eine linksseitige Dominanz (60,00 %) auf. Bei den SJ-Landungen zeigen sich differenzierte Verteilungen. Während mit dem linken Stemmbein überwiegend *Yellow Flags* auftreten (58,33 %) bei rechtsseitiger Verteilung (58,33 %) dominieren mit dem rechten Stemmbein *Red Flags* (58,33 %) bei ausgeglichener lateraler Verteilung (50,00 % vs. 50,00 %).
Die beiden am häufigsten betroffenen Einzelparameter sind die Ellipsenfläche (13,33 %; n = 16) und der plantare Druckbereich im Mittelfuß (13,33 %; n = 16). Weitere Auffälligkeiten zeigen sich im plantaren Druck der Ferse (10,83 %; n = 13) sowie im Knie-Moment (10,00 %, n = 12) und der mittleren vGRF (10,00 %; n = 12). Im Bereich der posturalen Kontrolle betreffen die Auffälligkeiten die Ellipsenfläche (13,33 %), die *SampEn* (9,17 %), die Pfadlänge (8,33 %) sowie die mittlere CoP-Geschwindigkeit (7,50 %). Weitere Veränderungen der plantaren Druckverteilung finden sich im Vorfuß (5,00 %; n = 6). Die maximale vGRF ist mit 3,33 % (n = 4) vergleichsweise selten betroffen. Kinetische und kinematische Parameter liegen überwiegend unter 10 % (Knie-Abduktion 4,17 %; n = 5, Knie-Flexion 2,50 %; n = 3 und Sprunggelenksflexion 2,50 %). Auf aggregierter Ebene entfallen 38,33 % (n = 46) der Auffälligkeiten

auf CoP-Parameter, 29,17 % (n = 35) auf plantare Druckparameter und 13,33 % (n = 16) auf vertikale Bodenreaktionskräfte. Kinetische Parameter machen 10,00 % (n = 12) und kinematische Parameter 9,17 % (n = 11) der Auffälligkeiten aus.

Ergänzend zur aufgabenbezogenen Analyse zeigt die Einzelfallauswertung eine deutliche interindividuelle Streuung sowohl in der Anzahl als auch in der Ausprägung der Auffälligkeiten. Den höchsten Anteil weist Athletin 4 mit n = 25 Auffälligkeiten (20,83 % aller Flags) auf, gefolgt von Athletin 6 (n = 19; 15,83 %) sowie Athletin 7 (n = 18; 15 %). Athletin 9 zeigt mit n = 16 (13,33 %) ebenfalls über 10 % auffällige Parameter über alle Aufgaben. Demgegenüber liegen die übrigen Athletinnen deutlich darunter (n = 6-10; 5-8,33 %). Hinsichtlich der Verteilung von *Red* und *Yellow Flags* zeigen sich differenzierte Muster. Athletin 4 (n = 13 *Red*; 12 *Yellow*) weist den höchsten absoluten *Red-Flag*-Anteile auf. In allen übrigen Fällen überwiegen die *Yellow Flags*.

Steckbrief - Athletin 1

Auffälligkeit:	- Oberschenkel links (November) - Sprunggelenk links & rechts (Dezember) - Fuß rechts (Januar)
Dauer (gesamt):	126 Tage

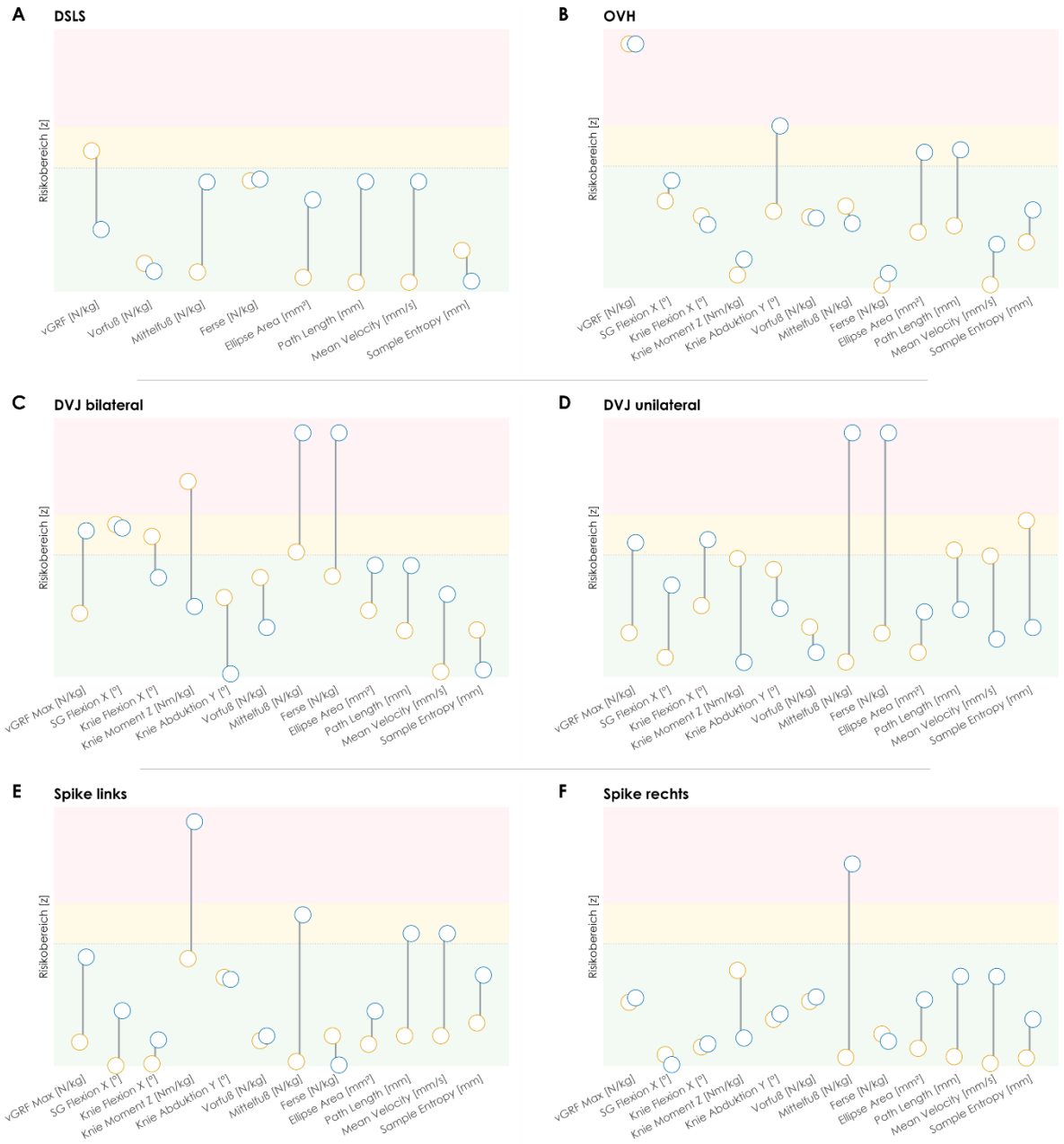


Abb. 55. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 1

Steckbrief- Athletin 2

Auffälligkeit:	Knie links (Saisonverlauf)
Dauer (gesamt):	66 Tage

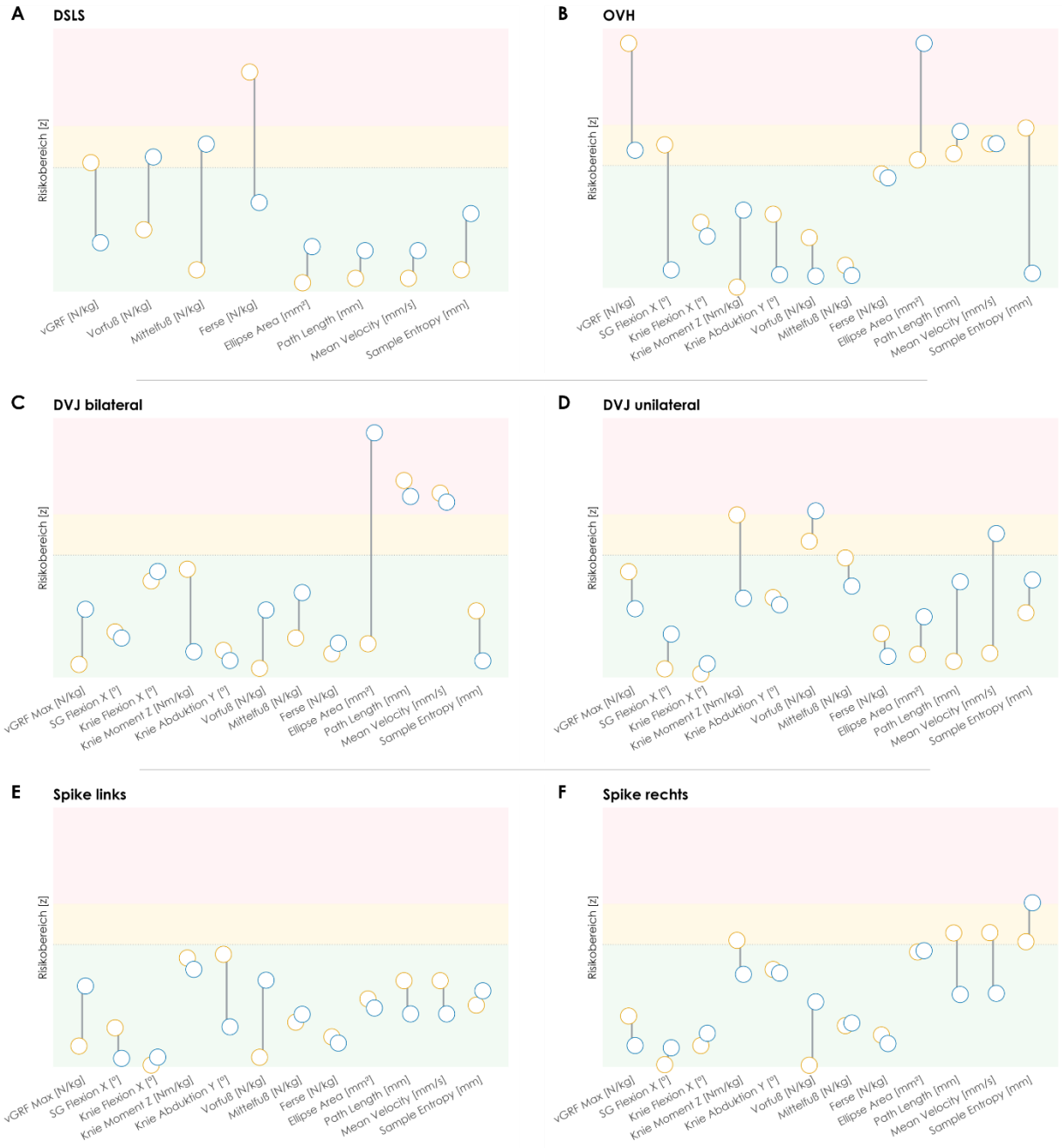


Abb. 56. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 2

Steckbrief - Athletin 3

Auffälligkeit:	Schienbein links (September)
Dauer (gesamt):	7 Tage

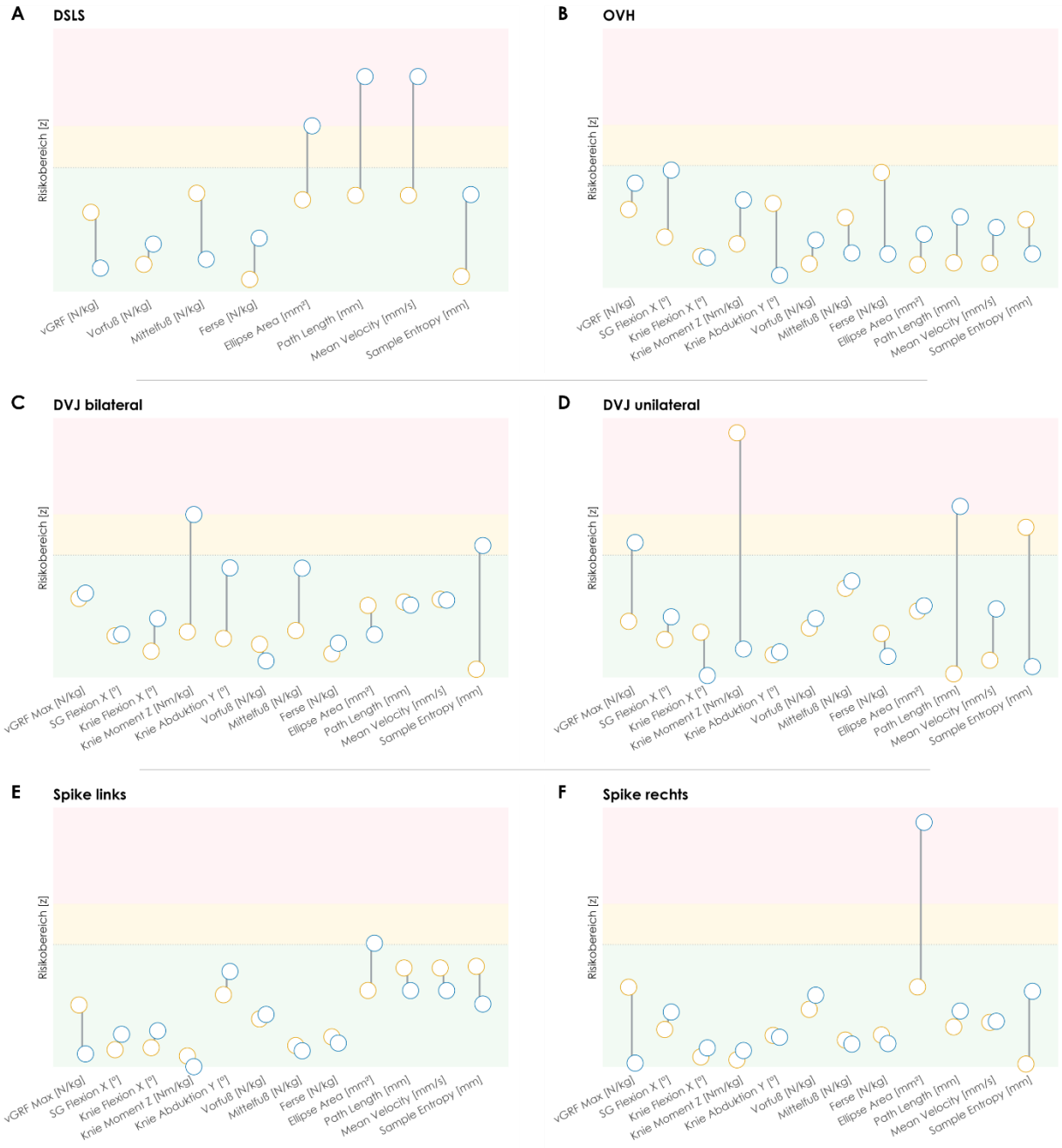


Abb. 57. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 3

Steckbrief - Athletin 4

Auffälligkeit:	Hüfte rechts (Januar)
Dauer (gesamt):	14 Tage

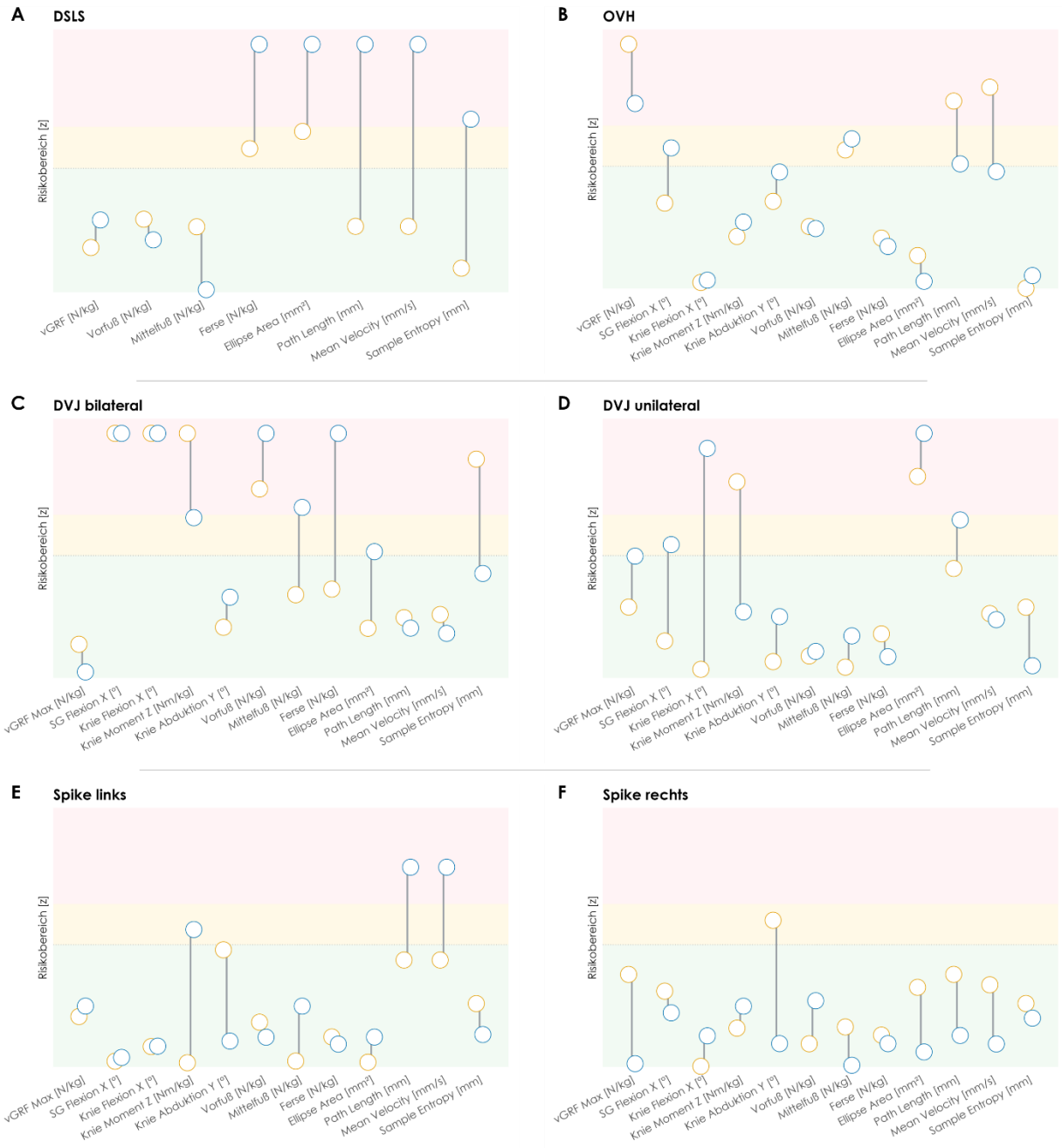


Abb. 58. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 4

Steckbrief - Athletin 5

Auffälligkeit:	Sprunggelenk rechts (November)
Dauer (gesamt):	n. a. Tage

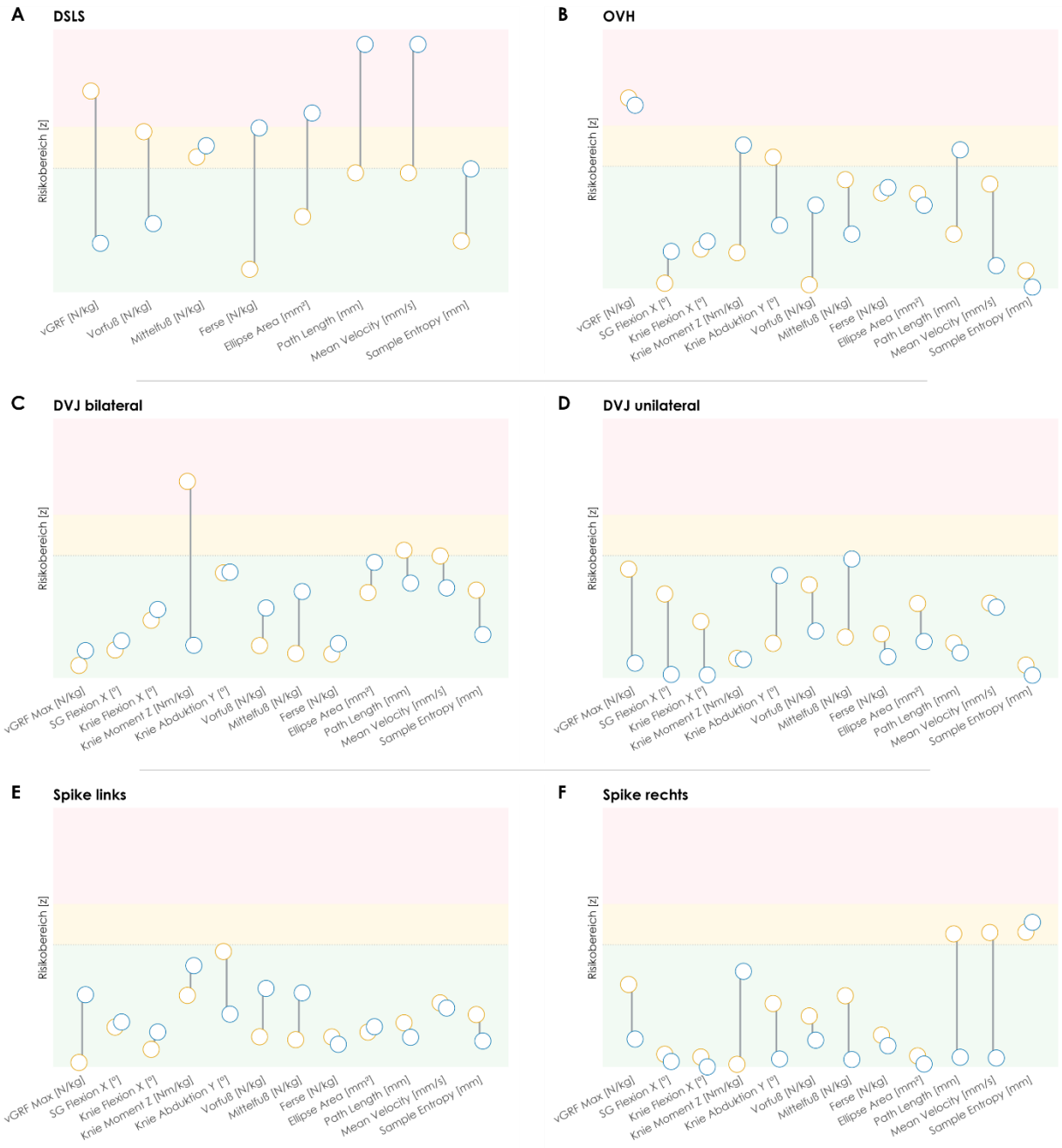


Abb. 59. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 5

Steckbrief - Athletin 6

Auffälligkeit:	Fuß links (März)
Dauer (gesamt):	14 Tage

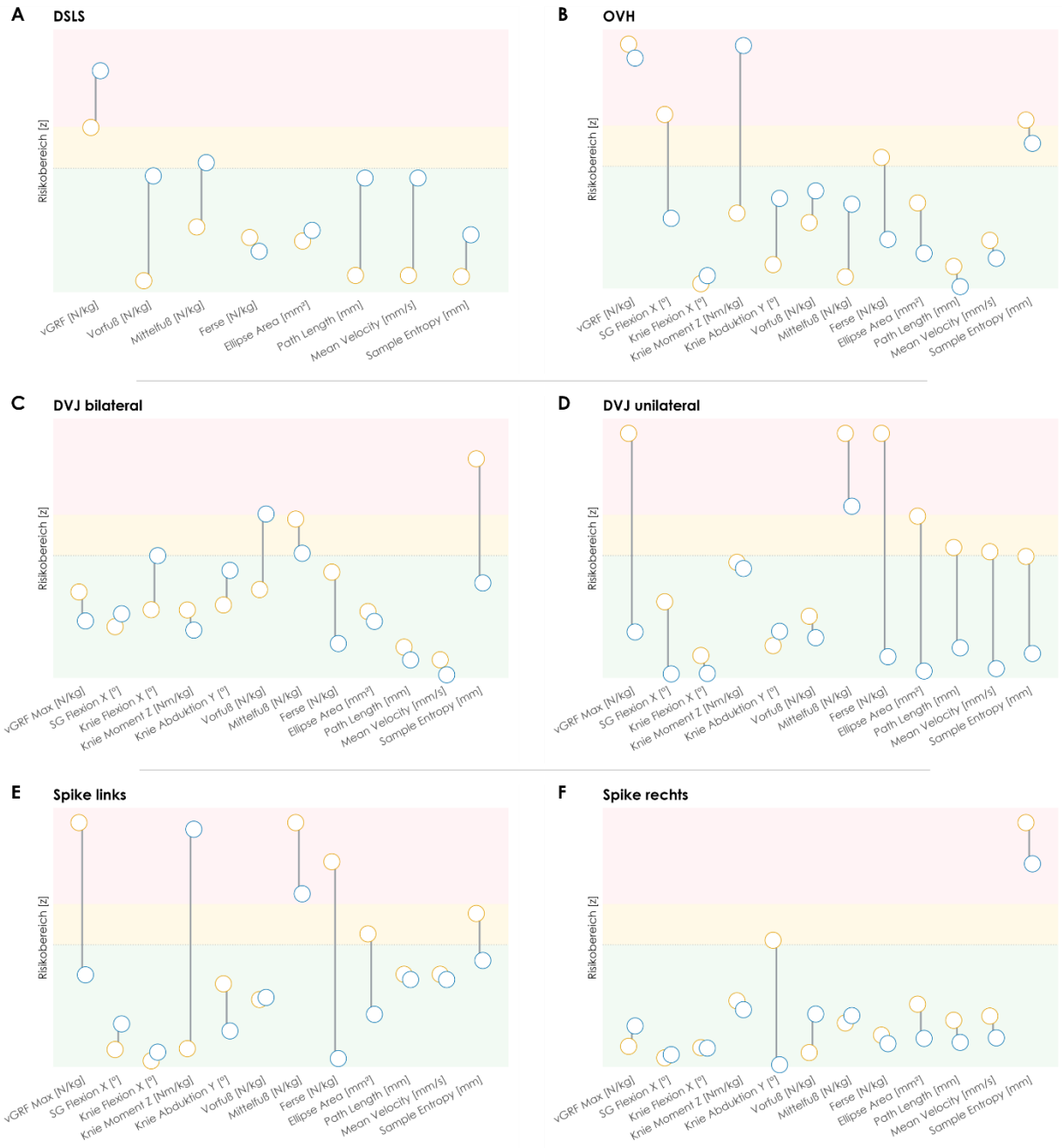


Abb. 60. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 6

Steckbrief - Athletin 7

Auffälligkeit:	Knie rechts (Saisonverlauf)
Dauer (gesamt):	82 Tage

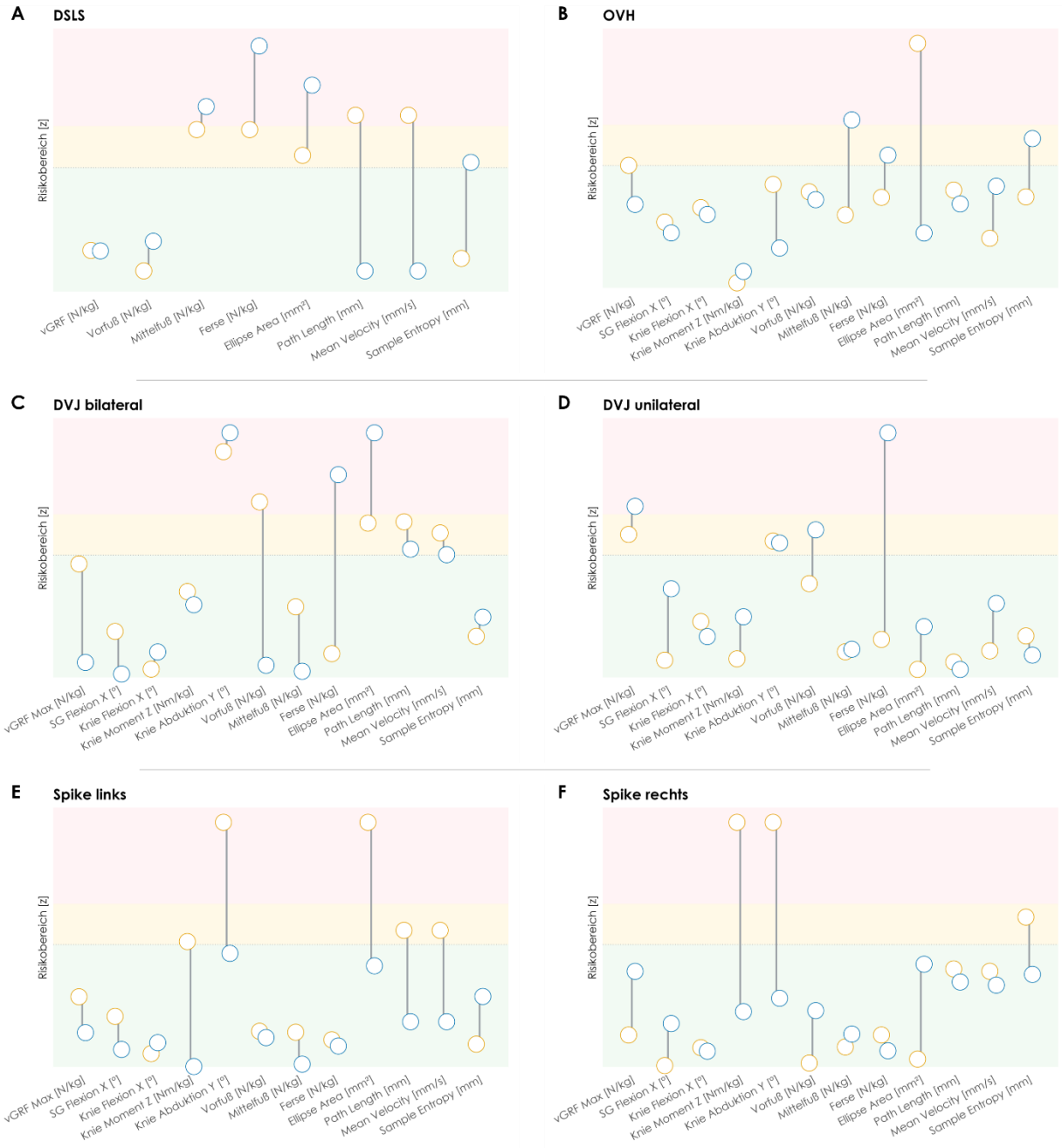


Abb. 61. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 7

Steckbrief - Athletin 8

Auffälligkeit:	Oberschenkel rechts (März)
Dauer (gesamt):	28 Tage

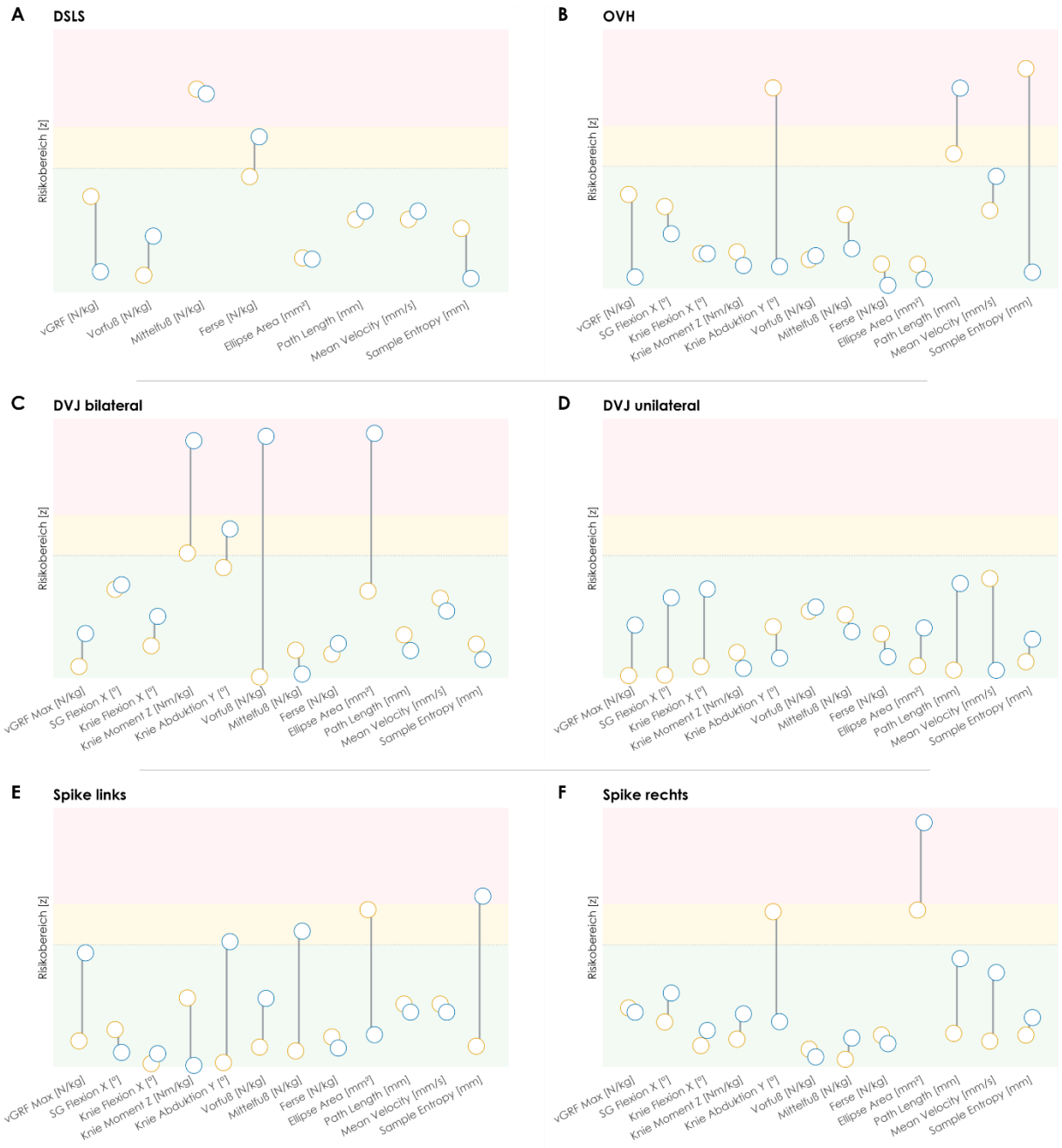


Abb. 62. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 8

Steckbrief - Athletin 9

Auffälligkeit:	Sprunggelenk rechts (November)
Dauer (gesamt):	5 Tage

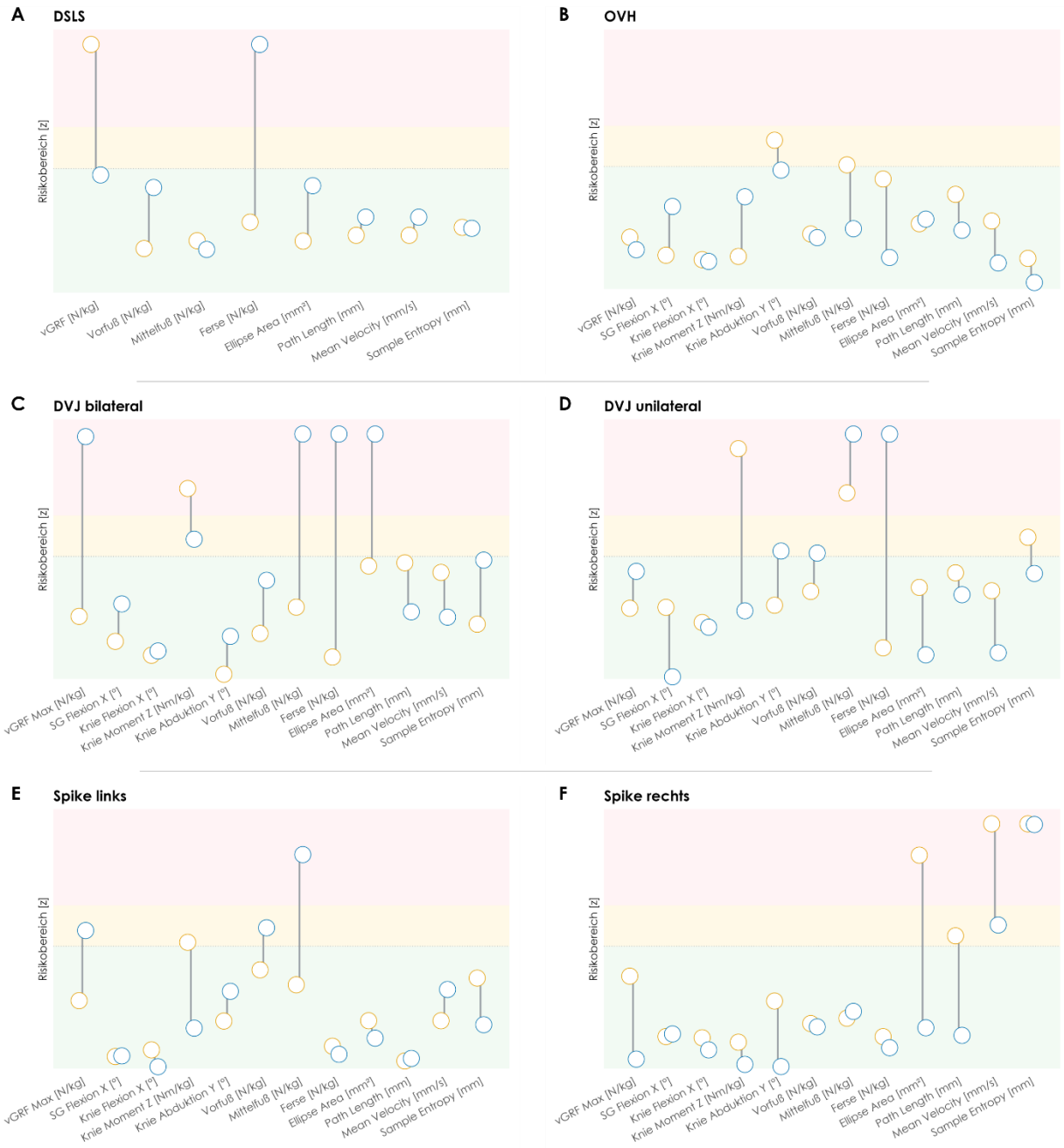


Abb. 63. Seitengetrenntes Z-Score-Profil (links: gelb; rechts: blau) kinematischer, kinetischer, plantarer Druck- und CoP-Parameter über die Aufgaben DSLS, OVH, DVJ und SJ – Athletin Nr. 9

11.5 Diskussion

Die vorliegende Teilstudie untersucht biomechanische und neuromuskuläre Muster auffälliger Befunde der unteren Extremitäten im Nachwuchsvolleyball unter Verwendung mobiler Sensortechnologie (Moticon OpenGo Insole3) und einem markerlosen MoCap-System (Qualisys). Ziel ist es, auf Basis der *Baseline*-Testungen im August 2021 potenzielle Unterschiede zwischen Athletinnen mit und ohne auffällige Befunde zu identifizieren. Die Kombination aus Gruppen- und Einzelfallanalysen ermöglicht eine differenzierte Bewertung sowohl gruppenbezogener Trends als auch individueller Abweichungsmuster. Dieses Vorgehen entspricht der aktuellen Diskussion um biomechanische Screeningverfahren. Diese können belastungsrelevante Belastungsmuster sichtbar machen, ihre prädiktive Validität für das tatsächliche Verletzungsgeschehen ist jedoch begrenzt (Bahr, 2016; Kraus et al., 2015; Nilstad et al., 2021). Ihr Nutzen liegt daher weniger in der Vorhersage einzelner Verletzungen als in der Beschreibung potenziell ungünstiger Belastungsmechanismen und individueller Risikokonstellationen.

Saisonverlauf als Interpretationsrahmen

Die Einbindung des saisonalen Beschwerdeverlaufs liefert einen wertvollen Kontext für die Einordnung der biomechanischen Ergebnisse. Über die Saison liegt der Anteil der Athletinnen mit Beschwerden der unteren Extremitäten relativ konstant bei 5–20 %. Dies verdeutlicht, dass Beschwerden im Nachwuchsleistungssport häufig nicht zu vollständigen Trainingsausfall („*time-loss*“), sondern sich vielmehr in Form von Leistungseinschränkungen („*performance-restriction*“) manifestieren. Dies bestätigt die in der Literatur beschriebene Limitation rein *time-loss*-basierter Verletzungsdefinitionen, die funktionelle Einschränkungen ohne Trainingsausfall systematisch unterschätzen (Palmer-Green et al., 2011). Der beobachtete Anstieg von Beschwerden zu Beginn der Vorbereitungsphasen nach Trainingsunterbrechungen sowie deren Reduktion in Ferienzeiten ist sportepidemiologisch plausibel und spricht für einen Zusammenhang zwischen Dekonditionierung, anschließender Belastungssteigerung und erhöhter Beschwerdewahrscheinlichkeit (Sole et al., 2017). Besonders hervorzuheben ist die Dominanz des Kniegelenks (>45 %) als betroffene Region. Diese Verteilung korrespondiert mit den *Baseline*-Testung, in denen ebenfalls die größten Belastungen und Abweichungen im Bereich des Kniegelenks sichtbar werden. Diese Übereinstimmung erhöht die biomechanische Plausibilität der Ergebnisse, erlaubt jedoch keine kausale Interpretation. Gleichwohl ist die zentrale Rolle des Kniegelenks konsistent mit der Literatur, in der dynamischer Knie-Valgus, reduzierte Knieflexion und erhöhte Bodenreaktionskräfte als belastungsrelevante Mechanismen beschrieben werden (Hewett et al., 2005; Wilczyński et al., 2020).

Gruppen- & Einzelfallanalyse

Die Gruppenanalyse zeigt, dass sich Athletinnen mit und ohne auffällige Befunde in einzelnen biomechanischen Parametern zwar unterscheiden, diese Unterschiede jedoch in der Mehrzahl der Variablen durch große Standardabweichungen und deutlich überlappende Verteilungen relativiert werden. Darüber hinaus gehen numerisch größere Mittelwertdifferenzen nicht klar mit trennbaren Gruppenprofilen einher. Die Aussagekraft der Gruppenmittel bleibt damit begrenzt und scheinbar auffällige Gruppenwerte

verlieren an Eindeutigkeit. Diese Befundlage ist nicht nur methodisch zu verstehen, sondern verweist auf eine ausgeprägte interindividuelle Variabilität der Bewegungsorganisation. Die beobachtete Variabilität wird in der Literatur als konstitutives Merkmal motorischer Systeme beschrieben und reflektiert die Fähigkeit, identische Aufgaben über unterschiedliche funktionelle Lösungswege zu realisieren (Cortes et al., 2007; Stergiou et al., 2006). Hohe Streuung kann daher sowohl Ausdruck funktioneller Anpassungsfähigkeit als auch Hinweis auf kompensatorische oder instabile Muster sein (Baida et al., 2018; Cowin et al., 2022). Vor diesem Hintergrund erscheint die Ableitung stabiler gruppenspezifischer Risikoprofile problematisch und bestätigt die Limitation univariater Ansätze, wie sie in der Forschung wiederholt diskutiert werden (Bahr, 2016; Tron Krosshaug et al., 2016). Die Einzelfallanalyse ergänzt diese Perspektive, indem sie die zugrunde liegenden individuellen Abweichungsmuster sichtbar machen (vgl. Abb. 57 bis Abb. 63). Die hohe Anzahl identifizierter Auffälligkeiten bei gleichzeitig ausgewogener Verteilung von *Red-* und *Yellow-Flags* zeigt, dass biomechanische Unterschiede primär auf Individualebene in Erscheinung treten und durch Gruppenmittel weitgehend nivelliert werden. Gleichzeitig relativiert die Einzelfallanalyse die scheinbar Eindeutigkeit dieser Auffälligkeiten. Hohe Z-Werte stellen ausschließlich relative Abweichungen innerhalb der vorliegenden Stichprobe dar und sind damit direkt an die Zusammensetzung der Referenzgruppe gebunden (Atkinson & Nevill, 1998). *Red Flags* sind daher als deskriptive Marker innerhalb der Stichprobe zu interpretieren und nicht als unmittelbar generalisierbare Risikoklassifikationen. Insgesamt führen Gruppen- und Einzelallanalyse zur gleichen zentralen Schlussfolgerung, dass biomechanische Auffälligkeiten nur eingeschränkt über aggregierte Kennwerte erfassen lassen und erfordern eine individualisierte, kontextabhängige Betrachtung.

Funktionelle Einordnung der Aufgaben und Parameter

Die funktionelle Einordnung der Aufgaben zeigt, dass dynamische Sprung-Lande-Aufgaben wie der bilaterale DVJ eine hohe Sensitivität für biomechanische Auffälligkeiten aufweisen. Diese Aufgaben stellen komplexe Anforderungen an Kraftabsorption, intersegmentale Koordination, neuromuskuläre Kontrolle und sind daher geeignet, funktionelle Unterschiede sichtbar zu machen. Gleichzeitig ist ihre prädiktive Aussagekraft in der Literatur nicht konsistent belegt und variiert in Abhängigkeit von Kollektiv, Aufgabenstellung und Auswertung (Hewett et al., 2005; Schweizer et al., 2022; vgl. Kapitel 3). Ergänzend zeigen ebenfalls submaximale, koordinativ geprägte Aufgaben wie DSLS und OVH relevante Auffälligkeiten. Dies deutet darauf hin, dass Defizite der Bewegungsorganisation nicht ausschließlich unter maximaler mechanischer Belastung auftreten, sondern auch in weniger belastungsintensiven, kontrollierteren Situationen sichtbar werden können (Cortes et al., 2007). Daraus ergibt sich für die Präventionsdiagnostik die Notwendigkeit eines multidimensionalen Testdesigns, das sowohl hochdynamische als auch kontrollorientierte Aufgaben umfasst.

Die wiederholt beobachtete Kombination aus erhöhten vGRF-Werten, veränderten Druckverteilungen und Auffälligkeiten in Parametern der posturalen Kontrolle lässt sich im Sinne der kinetischen Kette interpretieren. Einschränkungen distaler Strukturen werden in der Literatur mit kompensatorischen Anpassungen entlang der gesamten Bewegungskette in Verbindung gebracht. So kann eine eingeschränkte Sprunggelenksdorsalflexion mit einer vermehrten Pronation, erhöhte Tibia-Innenrotation und

gesteigerter Knieabduktion einhergehen und dadurch die Stoßabsorptionsstrategien beeinflussen (Bisseling et al., 2008; Malliaras et al., 2006; Wright et al., 2016). Die in den vorliegenden Abweichungsmuster der Athletinnen (z.B. ID 1 und ID 4) beobachtete Kopplung von distalen (Druckverteilung, SG-Flexion) und proximalen Parametern (vGRF, Kniekinematik/-kinetik) ist mit diesen Modellen vereinbar und unterstreicht die Bedeutung einer integrativen Betrachtung biomechanischer Zusammenhänge (Myers, 2022; vgl. Kapitel 3). Zusätzlich wird die biomechanische Plausibilität der identifizierten Muster durch Befunde vergleichbarer Sportarten gestützt. Studien aus Basketball, Handball und Fußball zeigen, dass erhöhte vGRF in Kombination mit eingeschränkter Gelenkflexion und asymmetrischen Belastungsstrategien mit erhöhten Gelenkbelastungen assoziiert sind (Hewett et al., 2005; McLean et al., 2005). Diese Übereinstimmung unterstütz die funktionelle Einordnung der Ergebnisse, ohne eine kausale Interpretation zu implizieren.

Einordnung in bestehende Literatur

Die Einordnung der Ergebnisse in die bestehende Literatur zeigt, dass sich die Gruppenwerte überwiegend innerhalb publizierter Referenzbereiche bewegen, während auf Individualebene teils deutliche Abweichungen auftreten. Für die Interpretation ist daher weniger die isolierte Lage eines Gruppenmittelwerts als vielmehr die Relation zwischen Gruppenmittel, individuellen Extremwerten und publizierten Referenzbandreiten entscheidend. Für die Knieflexion liegen die Gruppenwerte im Bereich der für Initialkontakt und frühen Landephase beschriebenen Größenordnung (ca. 20−40 °), während höhere Flexionswinkel erst im weiteren Verlauf der Landephase erreicht werden (Davies et al., 2020; Griffin et al., 2000; Harato et al., 2022; Hewett et al., 2005). Gleichzeitig zeigen die Individualdaten sowohl sehr hohe (71−81 °) als auch sehr niedrige Werte (3,8 °), ohne dass daraus eine eindeutige funktionelle Einordnung ableitbar wäre. Die in der Literatur diskutierten Schwellenwerte erweisen sich als nur begrenzt trennscharf, um zwischen funktionell günstig und potenziell riskant zu differenzieren. Ein ähnliches Bild ergibt sich für die frontale Kniegelenksmechanik (Knieabduktionswinkel), bei der die Gruppenmittelwerte nahe der Neutralstellung liegen und somit außerhalb der beschriebenen risikobehafteten Valgusstellung von ca. 5−10 ° (Hewett et al., 2005; Nilstad et al., 2021; Padua et al., 2009; Russell et al., 2006). Gleichzeitig treten auf Individualebene größere Streuungen mit ausgeprägte Valgus- (z.B. ID 7 mit −6,9 °) als auch Varus-Positionen (z.B. ID 7 mit +8,9 °) auf. Entscheidend ist, dass die Spannweite innerhalb der Stichprobe größer ist als die Differenz zur Literatur. Dies stellt die praktische Anwendbarkeit fester Grenzwerte infrage. Die Literatur selbst weist zunehmend darauf hin, dass multivariate Ansätze der Risikobewertung erforderlich sind, da isolierte kinematische Parameter nur einen begrenzten prädiktiven Wert besitzen (Nilstad et al., 2021). Die Ergebnisse zur Sprunggelenksdorsalflexion zeigen ebenfalls kein homogenes Defizit, sondern ein Spektrum unterschiedlicher Landestrategien. Die überwiegend niedrigen bzw. negativen Winkelwerte auf Gruppenebene weichen deutlich von den in der Literatur ab (Hadzic et al., 2009; Harato et al., 2022; Wright et al., 2016). Dies könnte zunächst als Hinweis auf eine systematisch steifere Landestrategie der Stichprobe interpretiert werden. Allerdings zeigt die Individualanalyse, dass einzelne Athletinnen (z.B. ID 4 mit ca. 24 ° bzw. 21 ° während der DVJ und SJ) durchaus innerhalb der Referenzbereiche liegen. In der Literatur wird zunehmend betont, dass Landestrategien entlang eines

Kontinuums zwischen „*soft landing*“ und „*stiff landing*“ variieren (Aerts et al., 2013; Yu & Garrett, 2007). Die größte Variabilität zeigt sich in den Plantardruckparametern im Zuge der Individualanalyse. So weisen ID 9 und ID 1 Fersenbelastungen von 5,97 N/kg bzw. 5,62 N/kg auf, während in anderen Wiederholungen nahezu keine Belastung gemessen wird (0,04−0,49 N/kg). Gleichzeitig zeigen Mittelfußwerte eine große Spannweite bei ID 6 von 8,83 N/kg bis 10,54 N/kg im Vergleich zu moderaten Gruppenwerten. Die beobachteten Unterschiede zwischen *rearfoot*-, *midfoot*- und *forefoot*-dominierten Belastungsmustern entsprechen grundsätzlich den in der Literatur beschriebenen Strategien der Stoßdämpfung und der zuvor angesprochenen Landestrategien (Fuchs et al., 2022; McNitt-Gray, 1993). Allerdings ist die Spannweite innerhalb der vorliegenden Daten sowohl intra- als auch interindividuell groß, sodass die hohe Variabilität auch im Kontext möglicher Messartefakte zu betrachten ist (vgl. Kapitel 8).
Die Vergleichbarkeit der vorliegenden Ergebnisse mit bestehenden Studien ist durch methodische Unterschiede eingeschränkt. Variationen in der Signalverarbeitung können die Höhe und den zeitlichen Verlauf biomechanischer Parameter systematisch beeinflusse. Unterschiede in den verwendeten Grenzfrequenzen wirken sich direkt auf die Amplitude und Glättung von Signalverläufen aus, während die Samplingrate bestimmt, ob schnelle Kraftanstiege und kurzzeitige Belastungsspitzen adäquat erfasst werden (Kristianslund et al., 2012; Winter, 2009). Eng damit verknüpft ist die Definition des IC. Unterschiedliche Schwellenwerte der vGRF (z.B. 10 N vs. 20 N) führen zu zeitlichen Verschiebungen im Millisekundenbereich. Diese sind für die Analyse früher Belastungsphasen (≤50 ms) relevant, da bereits geringe zeitliche Abweichungen die Zuordnung und Interpretation potenziell risikorelevanter Mechanismen beeinflussen können (Winter, 2009). Zusätzlich erschweren Unterschiede in der Bewegungsausführung (z.B. Drop-Höhe, Instruktion, Antizipation) die Vergleichbarkeit mit der Literatur (Padua et al., 2009). Vor diesem Hintergrund sind die Abweichungen zwischen den vorliegenden Ergebnissen und publizierten Referenzwerten nicht ausschließlich funktionell zu interpretieren, sondern müssen stets im Kontext methodischer Unterschiede betrachtet werden.

Limitationen

Die Interpretation der Ergebnisse ist durch mehrere Limitationen eingeschränkt. Eine zentrale Limitation betrifft das Studiendesign und die Stichprobencharakteristik. Die geringe Stichprobengröße ($n_v = 9$; $n_{uv} = 14$) führt zu instabilen Schätzungen von Mittelwerten und Standardabweichungen. Dies erhöht die Anfälligkeit für Ausreißer und begrenzt die Generalisierbarkeit der Befunde (Atkinson & Nevill, 1998; Thomas et al., 2023). Da zudem eine studieninterne Referenzgruppe verwendet wird, handelt es sich nicht um eine robuste Normierung, sondern um eine stichprobenspezifische, deskriptive Einordnung. Limitierend wirkt zudem die unvollständige Berücksichtigung potenziell relevanter Einflussgrößen. Frühere Verletzungen, psychologische Faktoren oder kontextuelle Belastungsbedingungen konnten nicht systematisch kontrolliert werden. Diese Variablen sind nachweislich relevante Determinanten im multifaktoriellen Verletzungsgeschehen (Galambos et al., 2005; Pasanen et al., 2015; Theisen et al., 2014). Abschließend kann die eingesetzte Messtechnologie als zusätzliche Limitation eingeordnet werden. Sowohl markerlose MoCap-Systeme wie das Qualisys als auch die druckbasierten OpenGo Insole3

unterliegen spezifischen Messgenauigkeiten und systematischen Abweichung im Vergleich zu goldstandardbasierten Laborverfahren (Cereatti et al., 2024; vgl. Kapitel 8).
Die Ergebnisse besitzen daher einen explorativ-deskriptiven Charakter, der sich aus der kleinen Referenzgruppe, fehlender Validierung der Schwellenwerte sowie dem retrospektiven Studiendesign ergibt. Sie sind geeignet, interindividuelle Unterschiede und potenzielle Muster sichtbar zu machen und Hypothesen zu generieren, erlauben jedoch keine belastbare Risikoprognose. Zukünftige Studien sollten größere Stichproben und longitudinale Designs umfassen, sowie zeitliche Verläufe, Phasenfenster und intersegmentale Kopplungen stärker berücksichtigen (Sigurðsson et al., 2025). Darüber hinaus erscheinen die Integration relevanter Kovariate sowie wiederholten *In-Season-Follow-Up*-Messungen mit der OpenGo Insole3 sinnvoll. In der vorliegenden Teilstudie konnten geplante Mehrfachmessungen aufgrund verletzungsbedingter Ausfälle und technischer Probleme nicht realisiert werden. Eine größere Stichprobe und eine stabilere Datenerhebung über den gesamten Saisonverlauf erscheinen notwendig, um die Validität potenzieller Marker zu überprüfen und deren Einbettung in multifaktorielle, dynamische Verletzungsmodelle weiterzuentwickeln (Fonseca et al., 2020; Stern et al., 2020).

Zusammenfassung

Zusammenfassend zeigen Gruppen- und Einzelfallanalysen konsistente, allerdings nur eingeschränkt trennscharfe Muster. Athletinnen mit auffälligen Befunden weisen tendenziell häufiger ungünstige Valgus-Mechaniken, erhöhte vertikale Kraftspitzen und reduzierte Knieflexionsmuster in frühen Landephasen (IC 50ms) auf. Gleichzeitig werden diese Unterschiede auf Gruppenebene durch hohe interindividuelle Variabilität relativiert. Der zentrale Befund liegt daher weniger in der Ableitung starrer Risikogrenzen als in der Identifikation individueller, kontextabhängiger Bewegungs- und Belastungsstrategien. Gruppenmittelwerte nivellieren diese Unterschied, während individualisierte Analysen biomechanische Auffälligkeiten differenzierter erfassen. Die Kombination beider Analyseebenen erweitert damit die Präventionsidagnostik im Nachwuchsvolleyball um eine stärker individualisierte Perspektive. Die Ergebnisse unterstreichen die Notwendigkeit, biomechanische Screeningverfahren nicht ausschließlich retrospektiv, sondern als integralen Bestandteil eines prospektiven, kontinuierlichen Belastungsmonitorings einzusetzen. Auf diese Weise kann die Verletzungsprävention im Volleyball von einem reaktiven, hin zu einem adaptiven, datenbasierten System weiterentwickelt werden, das die langfristige Leistungsfähigkeit junger Athletinnen gezielt unterstützt.

12 Abschlussdiskussion und Ausblick

Das Ziel der vorliegenden Arbeit war die Evaluation des Potenzials dynamischer Plantardruckmesssysteme zur Quantifizierung sportmotorischer Tests im Rahmen der Präventionsdiagnostik (vgl. Kapitel 6). Ausgangspunkt war die diagnostische Kernproblematik, dass laborbasierte Methoden zwar eine hohe interne Validität aufweisen, in der Sportpraxis jedoch aufgrund begrenzter ökologischer Validität und eingeschränkter Skalierbarkeit nur bedingt implementierbar sind. Feldbasierte Screenings hingegen stützen sich häufig auf subjektive Beurteilungen und bleiben dadurch hinsichtlich Objektivität, Reliabilität und Sensitivität limitiert (Bahr, 2016; Bittencourt et al., 2016; Whiteside et al., 2016). Die zentrale wissenschaftliche Leistung dieser Arbeit liegt in der systematischen Integration von vier aufeinander aufbauenden Teilstudien: (A) Kriteriums- & Konstruktvalidität, (B) Reliabilität, (C) biomechanische Modellierbarkeit präventionsrelevanter Zielgrößen und (D) anwendungsbezogene Relevanz im Sportkontext. Die Teilstudien (A−D) zeigen, dass die OpenGo Insole3 der Moticon ReGo AG unter sportpraktischen Bedingungen grundsätzlich geeignet ist, Bewegungsmuster objektiv zu quantifizieren. Eine uneingeschränkt positive Bewertung ist jedoch nicht gerechtfertigt, da gerätespezifische und methodische Faktoren die instrumentelle Präzision begrenzen. Die Arbeit ist vor dem Hintergrund eines bewusst praxisnahen Studiendesigns zu interpretieren. Die Priorisierung ökologischer Validität zugunsten realitätsnaher Testbedingungen ging mit einer reduzierten experimentellen Kontrolle einher und bildet den übergeordneten methodischen Rahmen der Untersuchung. Im Folgenden werden die zentralen Erkenntnisse zusammengeführt und im Hinblick auf die übergeordnete Forschungsfrage diskutiert.

Technologische Einordnung der Moticon OpenGo Insole3

Die OpenGo Insole3 ermöglicht die Erfassung biomechanischer Parameter unter feldnahen Bedingungen. Die Mobilität des Systems, der hohe Tragekomfort, die kabellose Anwendung und die Möglichkeit longitudinaler Datenerhebung machen es für den Einsatz im (Nachwuchs-) Leistungssport attraktiv. Im Gegensatz zu stationären KMPs entfällt die Notwendigkeit einer gezielten Schrittplatzierung der Proband*innen, wodurch natürliche Bewegungsabläufe weniger verfälscht werden (Chatzaki et al., 2021; Orlin & McPoil, 2000; Razak et al., 2012). Gleichzeitig bestehen systembedingte Limitationen, die insbesondere bei hochdynamischen Bewegungsaufgaben wie dem DVJ und SJ relevant werden (vgl. Kapitel 8 & 9):

a) Zeitliche Auflösung

Die Abtastrate von 100 Hz stellt bei dynamischen Bewegungen eine wesentliche Limitation dar. Bei Sprung- und Sprintbewegungen treten sehr kurze Bodenkontaktzeiten und steile Kraftanstiegen auf, die eine hohe zeitliche Auflösung erfordern (Nagahara & Morin, 2018). Das zeitliche Intervall von 10 ms zwischen zwei Messzeitpunkten kann dabei zu einer systematischen Unterschätzung führen. Dieser Effekt macht sich besonders in der Auswertung der ersten 50 ms nach initialem Bodenkontakt bemerkbar (vgl. Kapitel 8.2). Für statisch-dynamische Aufgaben wie DSLS und OVH, bei denen Mittelwerte über längere Sequenzen berechnet werden, ist diese Einschränkung weniger kritisch. Eine Erhöhung der

Abtastrate in Kombination mit adaptiven Filtermethoden (z.B. Kalman-Filter) könnte die Signalqualität bei dynamischen Anforderungen verbessern (Cereatti et al., 2024; Favre et al., 2006; Sabatini, 2011).

b) Räumliche Auflösung

Die Anordnung von 16 Drucksensoren begrenzt die räumliche Auflösung der Druckverteilung vor allem in mediolateraler Richtung (vgl. Kapitel 8.3). Die Interpolation zwischen den Sensorpunkten geht zwangsläufig mit einer räumlichen Unschärfe einher, die bei der Abbildung lokaler Druckgradienten relevant wird. Diese Sensorabdeckung ist ein typisches Merkmal für Sensoreinlagen-Systemen (Ciniglio et al., 2021). Das Layout berücksichtigt die Position der Spitzenbelastungen und deckt die sechs Hauptregionen des Fußes ab. Allerdings sollte eine dichtere Sensoranordnung/-abdeckung (Sensorgröße von 0,25 cm^2 bis 22,5 cm^2) angestrebt werden, wenn der Schwerpunkt auf dynamisch, komplexen Bewegungsmustern liegt (L. Chen et al., 2022; Ciniglio et al., 2021; Razak et al., 2012).

c) Befestigung und Bewegungsartefakte

Geringfügige Relativbewegungen der OpenGo Insole3 im Schuh oder Unterschiede in der Schnürspannung können das Sensorsignal systematisch beeinflussen. Diese Mikrobewegungen sind unter Feldbedingungen kaum vollständig kontrollierbar und erzeugen eine bewegungsabhängige Messvarianz, die bei lateralen Richtungswechseln und Abbremsmanövern besonders ausgeprägt ist (Debbi et al., 2012; Razak et al., 2012). Standardisierungsmaßnahmen wie einheitliche Schnürtechnik und identische Schuhmodelle können den Effekt reduzieren, jedoch nicht eliminieren.

d) Erfasste Kraftkomponenten

Die ausschließliche Erfassung vertikaler Kraftanteile stellt nicht nur eine messtechnische, sondern auch eine inhaltliche Limitation dar. Horizontale Scherkräfte, die bei Beschleunigungs-, Brems- und Richtungswechselbewegungen funktional bedeutsam sind, bleiben unberücksichtigt (Morin et al., 2022; Orlin & McPoil, 2000). Da anteroposterior und mediolaterale Kräfte als relevante Determinanten für ligamentäre Verletzungen gelten, ist eine biomechanisch vollständige Risikobeurteilung mit dem vorliegenden System nicht möglich. Die Kombination mit inertialen Messeinheiten könnte perspektivisch eine erweiterte Kraftanalyse ermöglichen.

e) Signalverarbeitung und algorithmische Ableitung

Abgeleitete Kennwerte wie CoP-Parameter reagieren sensibel auf Signalrauschen, Interpolationsverfahren und Glättungsalgorithmen. *Peak*-basierte Parameter sind dabei stärker von der Filterung beeinflusst als zeitlich integrierte Kennwerte (Quijoux et al., 2021), weshalb die Wahl der Filterparameter stets ein Abwägungsprozess zwischen Rauschreduktion und Signaltreue darstellt (Roewer et al., 2014). Darüber hinaus limitiert die eingeschränkte Transparenz der herstellerseitigen Algorithmen die Nachvollziehbarkeit der Datenverarbeitung ein und erschwert eine unabhängige Validierung sowie den Vergleich mit Studien, die alternative Verarbeitungsansätze verwenden.

Die beschriebenen Einschränkungen sind systembedingt für mobile Sensoreinlagen-Systeme und erklären die beobachteten Abweichungen gegenüber dem Referenzsystem bei dynamischen Aufgaben. Das größte Potenzial der OpenGo Insole3 liegt daher weniger in hochpräzisen Einzelmessungen als vielmehr im Monitoring von Veränderungstendenzen. Auf Gruppenebene kann ein systematischer Bias durch ausreichende Stichprobengröße statistisch stabilisiert werden, sodass Trendaussagen und Gruppenvergleiche trotz gerätespezifischer Ungenauigkeiten interpretierbar bleiben. Auf individueller Ebene hingegen bleibt die zufällige Messvarianz ein kritischer Faktor. Wenn die intraindividuelle Streuung in einer ähnlichen Größenordnung liegt wie die zu erwartenden biologisch relevanten Veränderungen, sind individuelle Verlaufsaussagen nur eingeschränkt belastbar (vgl. Kapitel 9). Der Einsatz der OpenGo Insole3 erscheint daher vor allem auf Gruppenebene sinnvoll, um kollektive Belastungsmuster, saisonale Veränderungen oder aufgabenspezifische Gruppenunterschiede zu identifizieren. Für individuelle Risikobeurteilungen sollten die Ergebnisse stets im Kontext der Variabilität interpretiert und idealerweise durch wiederholte Messungen abgesichert werden. Die Integration in multivariate Risikomodelle erscheint dennoch perspektivisch sinnvoll, sofern die Modellierung die Messunterschiede explizit berücksichtigt (Nuyts et al., 2022; Warneke, Gronwald et al., 2025; vgl. Kapitel 10).

Technologische Weiterentwicklungen & Forschungsstand

Während des Promotionszeitraums wurde die mobile Technologie der OpenGo Insole3 durch die Moticon ReGo AG weiterentwickelt. Die im Jahr 2022 eingeführte ReGo Insole3 basiert zwar auf der gleichen Sensorkonfiguration wie die OpenGo Insole3 (16 Drucksensoren, 6-Achsen-IMU), weist jedoch zwei wesentliche Neuerungen auf:

(1) eine erhöhte *Sampling-Rate* von 200 Hz, die eine verbesserte zeitliche Auflösung vor allem für schnelle, dynamische Bewegungsanalysen Vorteile bieten soll, und
(2) eine vollautomatisierte Datenauswertung basierend auf mehr als 200 standardisierten Tests, inklusive sofort generierter Reports.

Während die OpenGo Insole3 primär als offenes Forschungsinstrument konzipiert ist, adressiert die ReGo Insole3 den praxisnahen Einsatz in der Rehabilitation und in klinischen Alltagssituationen. Eine Videoaufnahmefunktion und ein direkter Zugriff auf die Rohdaten der Sensorik entfallen zugunsten einer vereinfachten, mobilen Anwendung (Moticon ReGo AG, 2024). Nichtsdestotrotz findet die OpenGo Insole3 in zahlreichen Bereichen Anwendung, darunter klinische Ganganalysen, Rehabilitation, Sportwissenschaft, Validierungsstudien und weiteren Bereichen (Moticon ReGo AG, 2025). Trotz steigender Publikationszahlen besteht weiterhin ein Mangel an unabhängigen Studien, die die Systeme unter realen sportpraktischen Bedingungen evaluieren. Kammoun et al. (2025) zeigen zwar eine höhere Genauigkeit der OpenGo Insole3 im Vergleich zu F-Scan-Systemen, beschränkt sich jedoch auf Ganganalysen. Dies unterstreicht den Bedarf an weiterführenden Validierungs- und Evaluierungsstudien der OpenGo Insole3 oder der neuen ReGo Insole3, vor allem bei sportartspezifischen und dynamischen Bewegungen.

Methodische Limitierungen

Die Interpretation der vorliegenden Ergebnisse erfordert eine differenzierte Betrachtung von Studiendesign, aufgabenbezogenen Anforderungen und verbleibender instrumenteller Varianz. Die beobachteten Abweichungen zwischen OpenGo Insole3 und Referenzsystem sind multifaktoriell und resultieren aus einem Zusammenspiel von biologischer Variabilität, methodischer Rahmenbedingungen und systemischer Messgrenzen. Eine eindeutige Zuschreibung einzelner Fehlerquellen ist unter feldnahen Bedingungen nur eingeschränkt möglich.

Die interne Validität wird durch mehrere methodische Einschränkungen begrenzt. Zentrale Störgrößen betreffen das nicht standardisierte Schuhwerk sowie die fehlende Verblindung. Unterschiede in Schuhmodell, Sohlenkonstruktion und Materialeigenschaften beeinflussen nachweislich Druckverteilung, Kraftübertragung und Bewegungsablauf sowie die Interaktion zwischen Fuß und Messsystem (Abboud, 2002; vgl. Kapitel 8). Der bewusste Verzicht auf standardisierte Studienschuhe erhöht zwar die ökologische Validität, geht jedoch mit einem erhöhten Risiko systematischer Verzerrungen einher. Hinzu kommen nicht kontrollierte interindividuelle Unterschiede in der Fußmorphologie, vor allem im Bereich des Längsgewölbes. Solche strukturellen Variationen können die plantare Druckverteilung beeinflussen und erhöhen die biologische Varianz unabhängig vom Messsystem (Ciniglio et al., 2021; Koshino et al., 2020; Mun et al., 2018). Eine streng standardisierte Vorgehensweite mit Baseline- Null- und verblindeten Retest wäre methodisch vorzuziehen gewesen, wurde allerdings zugunsten eines praxisnahen Designs bewusst in Kauf genommen (Razak et al., 2012).

Die beobachtete Aufgabenabhängigkeit entspricht bisheriger Validierungsstudien zu mobilen Druckmesssystemen. Unter statischen oder moderat dynamischen Bedingungen zeigen höhere Übereinstimmungen mit Referenzsystemen, während schnelle Lastwechsel und kurze Kontaktzeiten größere Abweichungen verursachen (B. Chen et al., 2021; Nagahara & Morin, 2018). Zusätzlich ist eine deutliche Parameterabhängigkeit und Einfluss von Messbedingungen zu beobachten. *Peak*-basierte Kennwerte reagieren sensibel auf Abtastrate, Filtereigenschaften und Signalrauschen, während zeitlich integrierte oder gemittelte Parameter robuster sind (Quijoux et al., 2021; Sabatini, 2011). Dies wird auch durch Błaszczyk et al. (2016) im Kontext von CoP-Parametern bestätigt. Die höhere Stabilität mittelwertbasierter Parameter ist daher plausibel und sollte bei präventionsdiagnostischen Anwendungen berücksichtigt werden.

Die Ergebnisse erlauben eine realitätsnahe Bewertung der OpenGo Insole3 im sportpraktischem Kontext, jedoch keine isolierte Beurteilung der instrumentellen Präzision unter Laborbedingungen. Eine differenzierte Weiterentwicklung zukünftiger Studien sollte daher die instrumentelle und biologische Varianz systematisch trennen (z.B. durch standardisierte Schuhbedingungen), Sensortechnologie mit höherer Abtastrate und optimierter Sensorarchitektur nutzen sowie morphologische Fußparameter erfassen und statistisch kontrollieren. Erst durch diese differenzierte Herangehensweise lässt sich das tatsächliche präventionsdiagnostische Potenzial mobiler *In-Shoe*-Systeme evaluieren.

Perspektive eines Mixed-Methods-Ansatzes

Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, inwiefern die Quantifizierung im Rahmen der Präventionsdiagnostik zur Verletzungsprophylaxe beitragen kann und wie darauf aufbauend Sportverletzungen sowie Beschwerden im (Nachwuchs-) Leistungssport reduziert werden können. Die Ergebnisse zeigen, dass die Objektivierung biomechanischer Belastungsparameter durch mobile Sensortechnologie wie der OpenGo Insole3 der Moticon ReGo AG parameterabhängig und mit Einschränkungen valide und praktikabel ist. Gleichzeitig wird deutlich, dass die reine Quantifizierung sportmotorischer Parameter keine hinreichende Bedingung für eine wirksame Verletzungsprävention darstellt.

Aktuelle theoretische Modelle beschreiben Verletzungen als emergente Ereignisse, die aus der dynamischen Interaktion multipler Faktoren über verschiedene Systemebenen entstehen (Bolling et al., 2018; Fonseca et al., 2020; Stern et al., 2020). Entsprechend sollte das Ziel der Präventionsdiagnostik nicht darin bestehen, einzelne Risikoindikatoren isoliert zu betrachten, sondern interagierende Verletzungsmuster zu identifizieren (Bittencourt et al., 2016; vgl. Kapitel 3). Jede Trainingseinheit und jeder Wettkampf können zu Anpassungen, Fehlanpassungen oder Verletzungen führen, welche wiederum die intrinsischen Risikofaktoren für die nächste Belastung beeinflussen (Bittencourt et al., 2016).

Die Quantifizierung der Präventionsdiagnostik bildet hierfür lediglich den ersten Schritt zur Schaffung einer objektiven Datengrundlage. Eine zentrale Erkenntnis der Dissertation besteht darin, dass objektive Messsysteme allein keine hinreichende Grundlage für fundierte Trainings-, Wettkampf- oder Rehabilitationsentscheidungen darstellen (Bahr, 2016; Kraus et al., 2015). Objektive Daten benötigen eine kontextuelle Einbettung, um valide interpretiert werden zu können (Camomilla et al., 2018; Preatoni et al., 2022). Trainer*innen verfügen über umfassende Expertise in Bewegungskontrolle, motorische Kompensationen, Technikqualität und sportartspezifischen Anforderungen und können damit entscheidende Kontextinformationen bereitstellen. Gleichzeitig unterliegen ihre Beobachtungen zwangsläufig subjektiven Verzerrungen. Erst die Kombination aus objektiven Messgrößen und fachlicher Interpretation ermöglicht daher eine sachgerechte Bewertung, die Fehlklassifikationen reduziert. Die diagnostische Perspektive wird zusätzlich durch die subjektiven Rückmeldungen der Athlet*innen erweitert. Angaben zu Schmerz, Ermüdung, Beanspruchung oder Wohlbefinden erfassen individuelle Belastungsreaktionen, die weder über Sensorik noch über Trainer*innen-Beobachtung zuverlässig identifizierbar sind. Solche subjektive Instrumente fördern Selbstwahrnehmung und Selbstregulation (Vavassori et al., 2023).

Vor diesem Hintergrund besteht die zentrale Herausforderung darin, objektive Messungen, fachliche Kontextinterpretationen und subjektive Wahrnehmung so zu integrieren, dass darauf basierend Trainings- und Rehabilitationsentscheidungen verlässlich getroffen werden können. Teilstudie 4 sollte dieser Fragestellung nachgehen. Aufgrund methodischer Einschränkungen einer unzureichenden Stichprobengröße, technischen Ausfällen am Messzeitpunkt T_1 und hohen *Drop-Out*-Raten konnte dies jedoch nicht vollständig umgesetzt werden (vgl. Kapitel 11). Die dort entwickelte Methodik stellt dennoch einen ersten konzeptuellen Ansatzpunkt dar.

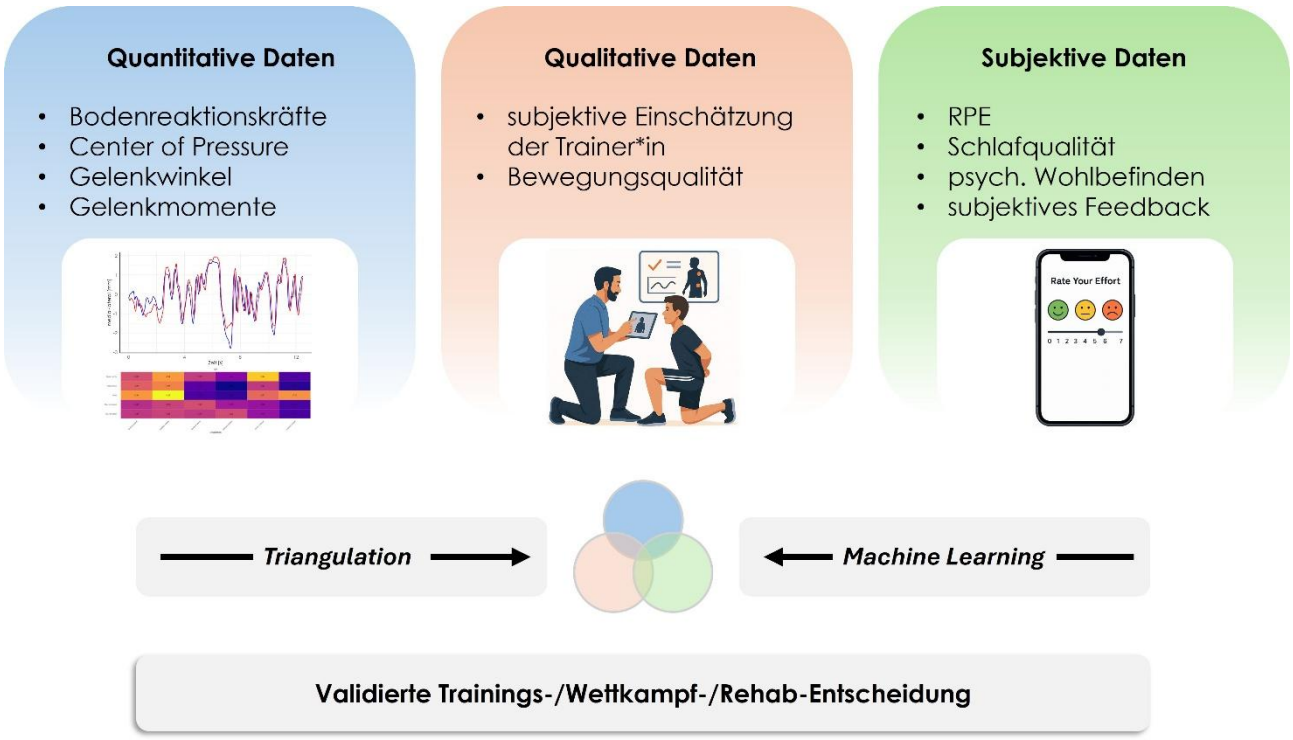


Abb. 64. Visualisierung des Mixed-Methods-Modells (quantitative, qualitative & subjektive Triangulation). Eigene Darstellung; einzelne Grafikelemente unter Verwendung von KI-generierten Bildern (DALL·E 2025 via ChatGPT) erstellt.

Aus den theoretischen und praktischen Anforderungen ergibt sich ein *Mixed-Methods-Modell*, das quantitative, qualitative und subjektive Daten systematisch kombiniert (Abb. 64):

(1) Quantitative (objektive) Ebene

Wearables wie IMUs, GPS-Systeme oder Drucksensoren ermöglichen die objektive Erfassung von Kinematik, Kinetik und Belastungsmustern im Feld (Stetter et al., 2019). Diese Messungen bieten eine valide und reliable Grundlage, benötigen allerdings eine kontextuelle Einordnung.

(2) Qualitative Ebene

Trainer*innen liefern kontextspezifische Informationen zu technischem Bewegungsverhalten, motorischen Kompensationen und sportartspezifischen Anforderungen (Camomilla et al., 2018). Diese Ebene ermöglicht eine sachgerechte Interpretation der objektiven Messdaten und verhindert Fehlklassifikationen aufgrund kontextfreier sensorischer Informationen.

(3) Subjektive Ebene

Angaben der Athlet*innen zu Schmerz, Ermüdung, Anstrengung und Wohlbefinden ergänzen die objektiven und qualitativen Daten, da sie individuelle Belastungsreaktionen abbilden, die anderweitig nur unzureichend erfasst würden (Rebelo et al., 2024; Saw et al., 2016).

Das *Mixed-Methods-Modell* integriert drei Ebenen und bildet eine dynamische sowie komplexe Natur sportlicher Belastungsreaktionen realitätsnah ab. Die zentrale Stärke des Modells besteht darin, komplexe menschliche Bewegungen und deren Anpassungen nicht auf Grundlage einer einzelnen, potenziell fehleranfälligen Datenquelle zu beschreiben, sondern im Zusammenspiel mehrerer Perspektiven über eine Saison im (Nachwuchs-) Leistungssport hinweg. Dadurch werden sowohl methodenspezifische Verzerrungen reduziert als auch blinde Flecken vermieden, was die Validität von Trainings-, Wettkampf- und Rehabilitationsentscheidungen erhöht. Der *Mixed-Methods*-Ansatz stellt somit eine angemessene methodische Antwort auf die komplexe, multifaktorielle Natur sportlicher Verletzungen dar. Im Zuge dessen bietet ML geeignete Werkzeuge, um die Prinzipien komplexer Systemansätze praktisch umzusetzen. ML-Modelle benötigen große, qualitativ hochwertige Datensätze, wie sie durch mobile Sensorik generiert werden können (Cereatti et al., 2024; Museck et al., 2024). Ein entscheidender Vorteil liegt in der Fähigkeit von ML-Verfahren, nicht-lineare Zusammenhänge und multidimensionale Interaktionen zu identifizieren. Diese können für menschliche Beobachter*innen oder klassische statistische Verfahren verborgen bleiben (Edouard et al., 2022). Algorithmen wie RF oder neuronale Netze erkennen Wechselwirkungen automatisiert und generieren Risikoeinschätzungen anstelle binärer Klassifikationen (Bittencourt et al., 2016; Edouard et al., 2022). Voraussetzung hierfür ist allerdings eine kontinuierliche Datenerfassung, die individuelle Entwicklungsverläufe abbildet und damit die Dynamik sportlicher Belastungsreaktionen berücksichtigt (Fonseca et al., 2020; Stern et al., 2020).

Fazit

Zusammenfassend zeigt die vorliegende Dissertation, dass zum jetzigen Zeitpunkt mobile Plantardruckmesssysteme wie die Moticon OpenGo Insole3 zwar ein hohes Potenzial zur Objektivierung sportmotorischer Tests besitzen und wertvolle Beiträge zur Präventionsdiagnostik leisten können, ihre Aussagekraft bleibt jedoch begrenzt, wenn sie isoliert betrachtet oder ohne kontextuelle Einbettung genutzt werden. Der größte Nutzen entsteht in einem multidimensionalen, dynamischen Diagnostikprozess, der quantitative Sensordaten, qualitative Kontextinformationen und subjektive Athlet*innen-Rückmeldungen integriert.

Die Zukunft der sportwissenschaftlichen Präventionsforschung liegt daher weniger in einzelnen Messgrößen einzelner mobiler Technologien, sondern vielmehr in der Entwicklung komplexer, adaptiver Modelle, die den multifaktoriellen Charakter sportlicher Belastungs- und Verletzungsprozesse adäquat abbilden.

13 Zusammenfassung

Die Bewegungsqualität gilt im (Nachwuchs-) Leistungssport als zentrales leistungs- und gesundheitsrelevantes Konstrukt, das biomechanische und koordinative Merkmale sportartspezifischer Bewegungsmuster umfasst. Technisch präzise Bewegungen ermöglichen ökonomische Kraftübertragung und langfristige Adaption, während defizitäre Muster als Risikofaktoren für muskuloskelettale Verletzungen gelten. Die Entstehung solcher Verletzungen ist dabei kein monokausales Ereignis, sondern resultiert aus einem komplexen Zusammenspiel interner Faktoren (z.B. neuromuskuläre Defizite, frühere Verletzungen) und externer Bedingungen (z.B. Untergrund, Belastungssteuerung). Moderne Ansätze verstehen Sportverletzungen entsprechend als emergente Ereignisse komplexer Wechselwirkungen, weshalb der Fokus zunehmend auf der Analyse kritischer Belastungs- und Bewegungsmuster liegt. Zur objektiven Erfassung stehen laborbasierte Referenzmethoden wie optoelektronische Bewegungsanalysesysteme und Kraftmessplatten zur Verfügung. Diese bieten eine präzise Erfassung kinematischer und kinetischer Parameter, sind jedoch aufgrund ihres hohen infrastrukturellen und finanziellen Aufwands sowie ihrer eingeschränkten ökologischen Validität im Trainingsalltag kaum flächendeckend einsetzbar. In der Praxis überwiegt daher die visuelle Beurteilung durch Trainer*innen, die zwar unmittelbar im Handlungskontext ansetzt, in ihrer Objektivität und Reliabilität jedoch begrenzt bleibt, da subtile Abweichungen in Gelenkstellung, Koordination oder Belastungsverteilung visuell kaum erfassbar sind.

Vor diesem Hintergrund bieten mobile Technologien wie Wearables oder sensorbasierte Einlegesohlen neue Möglichkeiten, indem sie Bewegungs- und Belastungsdaten in Echtzeit im Feld erfassen und damit datenbasierte Entscheidungen in Training unterstützen können. Ihre Integration erfordert jedoch eine fundierte Prüfung hinsichtlich Validität, Reliabilität und praktischer Umsetzbarkeit, zumal ein Mangel an Standards, belastbaren Datengrundlagen und entsprechender Expertise weiterhin zentrale Herausforderungen in der Sportpraxis darstellen. Die vorliegende Evaluation der Moticon OpenGo Insole3 verdeutlicht, dass der aktuelle technologische Entwicklungsstand noch deutliche Grenzen aufweist. Während die OpenGo Insole3 für klinische Anwendungsbereiche bei langsamen bis moderaten Gang- und Laufbewegungen valide Ergebnisse liefert, genügt ihre Genauigkeit und Reliabilität bei sportartspezifischen, (hoch-) dynamischen Bewegungen nicht den Anforderungen präziser, belastbarer Diagnostik. Abweichungen in der vGRF, inkonsistente Ergebnisse beim CoP sowie eingeschränkte Wiederholbarkeit zeigen die technischen Limitierungen deutlich auf. Zudem bieten isolierte Plantardruckdaten zwar wertvolle Informationen zur Bewegungsausführung, stellen jedoch keine ausreichende Grundlage für die Approximation absoluter Gelenkmomente oder -winkel der aufsteigenden Kette dar. Der Mehrwert liegt vielmehr in der Identifikation von Trends, Asymmetrien und relativen Veränderungen im Bewegungsmuster.

Damit ist die OpenGo Insole3 für eine präzise, einzelfallbezogene Präventionsdiagnostik derzeit nur eingeschränkt geeignet. Ihre Mobilität, einfache Handhabung und kabellose Datenübertragung ermöglichen jedoch gruppenbasierte Trendanalysen oder feldnahe Studien, vor allem wenn globale Stabilitätsmaße im Fokus stehen. Für eine Anwendung im Sinne moderner Präventionsmodelle, die komplexe Wechselwirkungen zwischen Belastung, Bewegungsmustern und Risikofaktoren berücksichtigen, ist allerdings eine deutliche Weiterentwicklung der OpenGo Insole3 erforderlich. Wesentliche Schritte umfassen unter

anderem eine Erhöhung der Abtastrate auf mindestens 200 Hz, robustere Algorithmen zur Bewegungs- und Ereignisdetektion, standardisierte Kalibrierungsprotokolle sowie eine stärkere Ausrichtung auf sensible Bewegungsphasen, die in präventionsdiagnostischen Modellen besonders relevant sind. Darüber hinaus sollten für anspruchsvollere Fragestellungen sowie in klinischen oder forschungsnahen Anwendungen künftig multimodale Sensorkombinationen, umfangreichere Datensätze und zeitkontinuierliche Modellierungsansätze eingesetzt werden, um den Informationsgehalt und die Validität weiter zu erhöhen. Insgesamt verdeutlicht die vorliegende Dissertation, das mobile Technologien ein hohes Potenzial für eine datenbasierte Verletzungsprävention im Sinne moderner komplexitätstheoretischer Modelle besitzen. Zugleich unterstreichen die Ergebnisse die Notwendigkeit einer kritischen, evidenzbasierten Bewertung neuer mobiler Technologiesysteme, um Fehlinterpretationen zu vermeiden und einen nachhaltigen Beitrag zur Optimierung funktioneller Diagnostik, Training und Prävention zu leisten. Die Zukunft einer wirksamen, evidenzbasierten Prävention von Sportverletzungen liegt in der Verbindung modernen Diagnostiktools, technologischer Innovation und datenbasierter Entscheidungsmodelle gepaart mit dem Wissen der Expert*innen und subjektiven Parametern der Athlet*innen.

14 Literaturverzeichnis

Abboud, R. (2002). Relevant foot biomechanics. *Current Orthopaedics*, *16*(3), 165–179. https://doi.org/10.1054/cuor.2002.0268

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

Adesida, Y., Papi, E., & McGregor, A. H. (2019). Exploring the Role of Wearable Technology in Sport Kinematics and Kinetics: A Systematic Review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *19*(7). https://doi.org/10.3390/s19071597

Advanced Mechanical Technology Inc. (2026). AccuPower-Optomized Datasheet. Abruf unter https://www.amti.biz/wp-content/uploads/2022/04/ACP-O_techDatasheet.pdf

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.

Agostini, V., Chiaramello, E., Canavese, L., Bredariol, C., & Knaflitz, M. (2013). Postural sway in volleyball players. *Human movement science*, *32*(3), 445–456. https://doi.org/10.1016/j.humov.2013.01.002

Ahmad, N., Ghazilla, R. A. R., Khairi, N. M., & Kasi, V. (2013). Reviews on Various Inertial Measurement Unit (IMU) Sensor Applications. *International Journal of Signal Processing Systems*, 256–262. https://doi.org/10.12720/ijsps.1.2.256-262

Alfonso Mora, M. L., Rey Rojas, C., & Herrera Yallonardo, L. M. (2022). Comparison of Plantar Dynamics During Four Sports Gestures in Rugby Players. *Annals of Applied Sport Science*, *10*(3), 0. https://doi.org/10.52547/aassjournal.1026

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

Arenz, S. (18. Mai 2024). *Bedarfsanalyse Technologie*. Institut für Angewandte Trainingswissenschaften. Institut für Angewandte Trainingswissenschaften.

Atkinson, G., & Nevill, A. M. (1998). Statistical methods for assessing measurement error (reliability) in variables relevant to sports medicine. *Sports medicine (Auckland, N.Z.)*, *26*(4), 217–238. https://doi.org/10.2165/00007256-199826040-00002

Azevedo Sodré Silva, A. de, Sassi, L. B., Martins, T. B., Menezes, F. S. de, Migliorini, F., Maffulli, N., & Okubo, R. (2023). Epidemiology of injuries in young volleyball athletes: a systematic review. *Journal of orthopaedic surgery and research*, *18*(1), 748. https://doi.org/10.1186/s13018-023-04224-3

Baellow, A., Glaviano, N. R., Hertel, J., & Saliba, S. A. (2020). Lower Extremity Biomechanics During a Drop-Vertical Jump and Muscle Strength in Women With Patellofemoral Pain. *Journal of athletic training*, *55*(6), 615–622. https://doi.org/10.4085/1062-6050-476-18

Bahr, R. (1997). Incidence of acute volleyball injuries: a prospective cohort study of injury mechanisms and risk factors. *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, *7*(3), 166–171. https://doi.org/10.1111/j.1600-0838.1997.tb00134.x

Bahr, R. (2016). Why screening tests to predict injury do not work-and probably never will…: a critical review. *British journal of sports medicine*, *50*(13), 776–780. https://doi.org/10.1136/bjsports-2016-096256

Bahr, R., Clarsen, B., Derman, W., Dvorak, J., Emery, C. A., Finch, C. F., Hägglund, M., Junge, A., Kemp, S., Khan, K. M., Marshall, S. W., Meeuwisse, W., Mountjoy, M., Orchard, J. W., Pluim, B., Quarrie, K. L., Reider, B., Schwellnus, M., Soligard, T. & Chamari, K. (2020). International Olympic Committee consensus statement: methods for recording and reporting of epidemiological data on injury and illness in sport 2020 (including STROBE Extension for Sport Injury and Illness Surveillance (STROBE-SIIS)). *British journal of sports medicine*, *54*(7), 372–389. https://doi.org/10.1136/bjsports-2019-101969

Bahr, R., & Krosshaug, T. (2005). Understanding injury mechanisms: a key component of preventing injuries in sport. *British journal of sports medicine*, *39*(6), 324–329. https://doi.org/10.1136/bjsm.2005.018341

Baida, S. R., Gore, S. J., Franklyn-Miller, A. D., & Moran, K. A. (2018). Does the amount of lower extremity movement variability differ between injured and uninjured populations? A systematic review. *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, *28*(4), 1320–1338. https://doi.org/10.1111/sms.13036

Baratto, L., Morasso, P. G., Re, C., & Spada, G. (2002). A New Look at Posturographic Analysis in the Clinical Context: Sway-Density versus Other Parameterization Techniques. *Motor Control*, *6*(3), 246–270. https://doi.org/10.1123/mcj.6.3.246

Barratt, G. K., Bellenger, C., Robertson, E. Y., Lane, J., & Crowther, R. G. (2021). Validation of Plantar Pressure and Reaction Force Measured by Moticon Pressure Sensor Insoles on a Concept2 Rowing Ergometer. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *21*(7). https://doi.org/10.3390/s21072418

Bates, N. A., Myer, G. D., Hale, R. F., Schilaty, N. D., & Hewett, T. E. (2020). Prospective Frontal Plane Angles Used to Predict ACL Strain and Identify Those at High Risk for Sports-Related ACL Injury. *Orthopaedic journal of sports medicine*, *8*(10), 2325967120957646. https://doi.org/10.1177/2325967120957646

Bates, N. A., Schilaty, N. D., Ueno, R., & Hewett, T. E. (2020). Timing of Strain Response of the ACL and MCL Relative to Impulse Delivery During Simulated Landings Leading up to ACL Failure. *Journal of applied biomechanics*, *36*(3), 148–155. https://doi.org/10.1123/jab.2019-0308

Bell, D. R., Vesci, B. J., DiStefano, L. J., Guskiewicz, K. M., Hirth, C. J., & Padua, D. A. (2012). Muscle Activity and Flexibility in Individuals With Medial Knee Displacement During the Overhead Squat. *Athletic Training & Sports Health Care*, *4*(3), 117–125. https://doi.org/10.3928/19425864-20110817-03

Bere, T., Kruczynski, J., Veintimilla, N., Hamu, Y., & Bahr, R. (2015). Injury risk is low among world-class volleyball players: 4-year data from the FIVB Injury Surveillance System. *British journal of sports medicine*, *49* (17), 1132–1137. https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-094959

Bishop, C. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. *Computer science*. Springer. Abruf unter http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0818/2006922522-d.html

Bishop, C., Edwards, M., & Turner, A. (2016). Screening movement dysfunctions using the overhead squat. *Professional Strength & Conditioning* (42), 22–30.

Bishop, C., Turner, A., & Read, P. (2018). Effects of inter-limb asymmetries on physical and sports performance: a systematic review. *Journal of sports sciences*, *36*(10), 1135–1144. https://doi.org/10.1080/02640414.2017.1361894

Bisseling, R. W., Hof, A. L., Bredeweg, S. W., Zwerver, J., & Mulder, T. (2008). Are the take-off and landing phase dynamics of the volleyball spike jump related to patellar tendinopathy? *British journal of sports medicine*, *42* (6), 483–489. https://doi.org/10.1136/bjsm.2007.044057

Bittencourt, N. F. N., Meeuwisse, W. H., Mendonça, L. D. M., Nettel-Aguirre, A., O'Connor, J. J., & Fonseca, P. (2016). Complex systems approach for sports injuries: moving from risk factor identification to injury pattern recognition - narrative review and new concept. *British journal of sports medicine*. Vorab-Onlinepublikation. https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-095850

Bland, J. M., & Altman, D. G. (1986a). Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *The Lancet*, *1*(8476), 307–310.

Bland, J. M., & Altman, D. G. (1986b). 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

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

Błaszczyk, J. W., Beck, M., & Sadowska, D. (2014). Assessment of postural stability in young healthy subjects based on directional features of posturographic data: vision and gender effects. *Acta neurobiologiae experimentalis*, *74*(4), 433–442.

Błaszczyk, J. W., Beck, M., Szczepańska, J., Sadowska, D., Bacik, B., Juras, G., & Słomka, K. J. (2016). Directional measures of postural sway as predictors of balance instability and accidental falls. *Journal of human kinetics*, *52*, 75–83. https://doi.org/10.1515/hukin-2015-0195

Błaszczyk, J. W., Fredyk, A., & Mikołaj Błaszczyk, P. (2020). Transition from double-leg to single-leg stance in the assessment of postural stability. *Journal of biomechanics*, *110*, 109982. https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2020.109982

Błaszczyk, J. W., & Orawiec, R. (2011). Assessment of postural control in patients with Parkinson's disease: sway ratio analysis. *Human movement science*, *30*(2), 396–404. https://doi.org/10.1016/j.humov.2010.07.017

Blischke, K. (2003). *Beiträge zur Lehre und Forschung im Sport: Band 141. Handbuch Bewegungswissenschaft - Bewegungslehre* (H. Mechling & J. Munzert, Hg.). Verlag Hofmann.

Boling, M. C., Padua, D. A., Marshall, S. W., Guskiewicz, K., Pyne, S., & Beutler, A. (2009). A prospective investigation of biomechanical risk factors for patellofemoral pain syndrome: the Joint Undertaking to Monitor and Prevent ACL Injury (JUMP-ACL) cohort. *The American journal of sports medicine*, *37*(11), 2108–2116. https://doi.org/10.1177/0363546509337934

Bolling, C., van Mechelen, W., Pasman, H. R., & Verhagen, E. (2018). Context Matters: Revisiting the First Step of the 'Sequence of Prevention' of Sports Injuries. *Sports medicine (Auckland, N.Z.)*, *48* (10), 2227–2234. https://doi.org/10.1007/s40279-018-0953-x

Bonazza, N. A., Smuin, D., Onks, C. A., Silvis, M. L., & Dhawan, A. (2017). Reliability, Validity, and Injury Predictive Value of the Functional Movement Screen: A Systematic Review and Meta-analysis. *The American journal of sports medicine*, *45*(3), 725–732. https://doi.org/10.1177/0363546516641937

Booth, B. G., Hoefnagels, E., Huysmans, T., Sijbers, J., & Keijsers, N. L. W. (2020). PAPPI: Personalized analysis of plantar pressure images using statistical modelling and parametric mapping. *PloS one*, *15* (2), e0229685. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0229685

Borzucka, D., Kręcisz, K., Rektor, Z., & Kuczyński, M. (2020). Postural control in top-level female volleyball players. *BMC sports science, medicine & rehabilitation*, *12*, 65. https://doi.org/10.1186/s13102-020-00213-9

Bös, K. (Hrsg.). (2017). *Handbuch Motorische Tests. Sportmotorische Tests, motorische Funktionstests, Fragebögen zur körperlich-sportlichen Aktivität und sportpsychologische Diagnoseverfahren* (3., überarbeitete und erweiterte Auflage). Hogrefe.

Braun, B. J., Veith, N. T., Hell, R., Döbele, S., Roland, M., Rollmann, M., Holstein, J., & Pohlemann, T. (2015). Validation and reliability testing of a new, fully integrated gait analysis insole. *Journal of foot and ankle research*, *8*, 54. https://doi.org/10.1186/s13047-015-0111-8

Brazen, D. M., Todd, M. K., Ambegaonkar, J. P., Wunderlich, R., & Peterson, C. (2010). The effect of fatigue on landing biomechanics in single-leg drop landings. *Clinical journal of sport medicine: official journal of the Canadian Academy of Sport Medicine*, *20*(4), 286–292. https://doi.org/10.1097/JSM.0b013e3181e8f7dc

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, *45*(1), 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Brown, C., Bowser, B., & Orellana, A. (2010). Dynamic postural stability in females with chronic ankle instability. *Medicine and science in sports and exercise*, *42*(12), 2258–2263. https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e3181e40108

Brown, C., Ross, S., Mynark, R., & Guskiewicz, K. (2004). Assessing Functional Ankle Instability with Joint Position Sense, Time to Stabilization, and Electromyography. *Journal of sport rehabilitation*, *13*(2), 122–134. https://doi.org/10.1123/jsr.13.2.122

Buchner, S. (2009). *Beschleunigungssensoren.*

Butler, R. J., Plisky, P. J., Southers, C., Scoma, C., & Kiesel, K. B. (2010). Biomechanical analysis of the different classifications of the Functional Movement Screen deep squat test. *Sports biomechanics*, *9* (4), 270–279. https://doi.org/10.1080/14763141.2010.539623

Calisti, M., Mohr, M., Riechelmann, F., Werner, I., & Federolf, P. (2025). Return-To-Sport Assessments After Anterior Cruciate Ligament Injury: Which Jump-Landing Test Is Sensitive to an ACL-Injury History Under Fatigued or NonFatigued Conditions? *European journal of sport science*, *25*(6), e12317. https://doi.org/10.1002/ejsc.12317

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, Switzerland)*, *18*(3). https://doi.org/10.3390/s18030873

Cedin, L., Knowlton, C. B., & Wimmer, M. A. (2023). Real-Time Musical Feedback From Pressure-Sensing Insoles For Asymmetric Gait Retraining. *Osteoarthritis and Cartilage*, *31*, S81-S82. https://doi.org/10.1016/j.joca.2023.01.024

Cereatti, A., Gurchiek, R., Mündermann, A., Fantozzi, S., Horak, F., Delp, S., & Aminian, K. (2024). ISB recommendations on the definition, estimation, and reporting of joint kinematics in human motion analysis applications using wearable inertial measurement technology. *Journal of biomechanics*, *173*, 112225. https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2024.112225

Chaaban, C. R., Berry, N. T., Armitano-Lago, C., Kiefer, A. W., Mazzoleni, M. J., & Padua, D. A. (2021). Combining Inertial Sensors and Machine Learning to Predict vGRF and Knee Biomechanics during a Double Limb Jump Landing Task. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *21*(13). https://doi.org/10.3390/s21134383

Channa, A., Popescu, N., & Faisal, M. (2022). Parkinson's Disease Gait Evaluation Leveraging Wearable Insoles and Deep Learning Approach. In *2022 8th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)* (S. 543-549). IEEE. https://doi.org/10.1109/CoDIT55151.2022.9804064

Chatzaki, C., Skaramagkas, V., Tachos, N., Christodoulakis, G., Maniadi, E., Kefalopoulou, Z., Fotiadis, D. I., & Tsiknakis, M. (2021). The Smart-Insole Dataset: Gait Analysis Using Wearable Sensors with a Focus on Elderly and Parkinson's Patients. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *21*(8). https://doi.org/10.3390/s21082821

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

Chen, L., Dai, Y.-N., Grimaldi, N. S., Lin, J.-J., Hu, B.-Y., Wu, Y.-F., & Gao, S. (2022). Plantar Pressure-Based Insole Gait Monitoring Techniques for Diseases Monitoring and Analysis: A Review. *Advanced Materials Technologies*, *7*(1), Artikel 2100566. https://doi.org/10.1002/admt.202100566

Chen, L., Sunardi, Ben-Yi, Lin, Akbari, Lung, & Jan (2021). Estimation of Various Walking Intensities Based on Wearable Plantar Pressure Sensors Using Artificial Neural Networks. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *21*(19). https://doi.org/10.3390/s21196513

Chhoeum, V., Kim, Y., & Min, S.-D. (2021). Estimation of Knee Joint Angle Using Textile Capacitive Sensor and Artificial Neural Network Implementing with Three Shoe Types at Two Gait Speeds: A Preliminary Investigation. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *21*(16). https://doi.org/10.3390/s21165484

Chiari, L., Rocchi, L., & Cappello, A. (2002). Stabilometric parameters are affected by anthropometry and foot placement. *Clinical biomechanics (Bristol, Avon)*, *17*(9-10), 666–677. https://doi.org/10.1016/S0268-0033(02)00107-9

Chimera, N. J., & Warren, M. (2016). Use of clinical movement screening tests to predict injury in sport. *World journal of orthopedics*, *7*(4), 202–217. https://doi.org/10.5312/wjo.v7.i4.202

Choffin, Z., Jeong, N., Callihan, M., Sazonov, E., & Jeong, S. (2022). Lower Body Joint Angle Prediction Using Machine Learning and Applied Biomechanical Inverse Dynamics. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *23*(1). https://doi.org/10.3390/s23010228

Choi, D.-S., & Huh, Y. (2022). Analysis Comparison of Balance Ability in Soccer Players According to The Position. *Korean Journal of Sports Science*, *31*(1), 935–943. https://doi.org/10.35159/kjss.2022.2.31.1.935

Chomiak, T., Pereira, F. V., & Hu, B. (2015). The single-leg-stance test in Parkinson's disease. *Journal of clinical medicine research*, *7*(3), 182–185. https://doi.org/10.14740/jocmr1878w

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

Colby, S. M., Hintermeister, R. A., Torry, M. R., & Steadman, J. R. (1999). Lower limb stability with ACL impairment. *The Journal of orthopaedic and sports physical therapy*, *29*(8), 444-51; discussion 452-4. https://doi.org/10.2519/jospt.1999.29.8.444

Cook, G., Burton, L., Hoogenboom, B. J., & Voight, M. (2014). Functional movement screening: the use of fundamental movements as an assessment of function - part 1. *International journal of sports physical therapy*, *9*(3), 396–409.

Cortes, N., Onate, J., Abrantes, J., Gagen, L., Dowling, E., & van Lunen, B. (2007). Effects of gender and foot-landing techniques on lower extremity kinematics during drop-jump landings. *Journal of applied biomechanics*, *23*(4), 289–299. https://doi.org/10.1123/jab.23.4.289

Cowin, J., Nimphius, S., Fell, J., Culhane, P., & Schmidt, M. (2022). A Proposed Framework to Describe Movement Variability within Sporting Tasks: A Scoping Review. *Sports medicine - open*, *8*(1), 85. https://doi.org/10.1186/s40798-022-00473-4

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

Cudejko, T., Button, K., & Al-Amri, M. (2023). Wireless pressure insoles for measuring ground reaction forces and trajectories of the centre of pressure during functional activities. *Scientific reports*, *13*(1), 14946. https://doi.org/10.1038/s41598-023-41622-3

Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random Forests. In C. Zhang & Y. Ma (Hrsg.), *Ensemble Machine Learning* (S. 157-175). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9326-7_5

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

Dadfar, M., Sheikhhoseini, R., Jafarian, M., & Esmaeili, A. (2021). Lower extremity kinematic coupling during single and double leg landing and gait in female junior athletes with dynamic knee valgus. *BMC sports science, medicine & rehabilitation*, *13*(1), 152. https://doi.org/10.1186/s13102-021-00385-y

Danion, P., & Latash, P. (Hrsg.). (2010). *Motor Control.* Oxford University Press. https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195395273.001.0001

David, S., Mundt, M., Koeppe, A., Bamer, F., Markert, B., & Potthast, W. (2019). The influence of filter parameters on the prediction accuracy of the ground reaction force and joint moments. In ISBS Conference Proceedings Archive (Hrsg.), *International Society of Biomechanics in Sports (ISBS) Conference* (Vol. 37, S. 427-430). University of Konstanz, Sports Science.

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

Debbi, E. M., Wolf, A., Goryachev, Y., Yizhar, Z., Luger, E., Debi, R., & Haim, A. (2012). In-shoe center of pressure: indirect force plate vs. direct insole measurement. *Foot (Edinburgh, Scotland)*, *22*(4), 269–275. https://doi.org/10.1016/j.foot.2012.07.001

DeBerardinis, J., Neilsen, C., Lidstone, D. E., Dufek, J. S., & Trabia, M. B. (2020). A comparison of two techniques for center of pressure measurements. *Journal of rehabilitation and assistive technologies engineering*, *7*, 2055668320921063. https://doi.org/10.1177/2055668320921063

Delahunt, E., Monaghan, K., & Caulfield, B. (2006). Changes in lower limb kinematics, kinetics, and muscle activity in subjects with functional instability of the ankle joint during a single leg drop jump. *Journal of orthopaedic research: official publication of the Orthopaedic Research Society*, *24*(10), 1991–2000. https://doi.org/10.1002/jor.20235

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.

Di Paolo, S., Zaffagnini, S., Pizza, N., Grassi, A., & Bragonzoni, L. (2021). Poor Motor Coordination Elicits Altered Lower Limb Biomechanics in Young Football (Soccer) Players: Implications for Injury Prevention through Wearable Sensors. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *21*(13). https://doi.org/10.3390/s21134371

Dingenen, B., Janssens, L., Luyckx, T., Claes, S., Bellemans, J., & Staes, F. F. (2015). Postural stability during the transition from double-leg stance to single-leg stance in anterior cruciate ligament injured subjects. *Clinical biomechanics (Bristol, Avon)*, *30*(3), 283–289. https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2015.01.002

Dingenen, B., Malfait, B., Nijs, S., Peers, K. H. E., Vereecken, S., Verschueren, S. M. P., Janssens, L., & Staes, F. F. (2016). Postural Stability During Single-Leg Stance: A Preliminary Evaluation of Noncontact Lower Extremity Injury Risk. *The Journal of orthopaedic and sports physical therapy*, *46*(8), 650–657. https://doi.org/10.2519/jospt.2016.6278

Dingenen, B., Staes, F. F., & Janssens, L. (2013). A new method to analyze postural stability during a transition task from double-leg stance to single-leg stance. *Journal of biomechanics*, *46*(13), 2213–2219. https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2013.06.026

Donohue, M. R., Ellis, S. M., Heinbaugh, E. M., Stephenson, M. L., Zhu, Q., & Dai, B. (2015). Differences and correlations in knee and hip mechanics during single-leg landing, single-leg squat, double-leg landing, and double-leg squat tasks. *Research in sports medicine (Print)*, *23*(4), 394–411. https://doi.org/10.1080/15438627.2015.1076413

Dowling, A. V., Favre, J., & Andriacchi, T. P. (2011). A wearable system to assess risk for anterior cruciate ligament injury during jump landing: measurements of temporal events, jump height, and sagittal plane kinematics. *Journal of biomechanical engineering*, *133*(7), 71008. https://doi.org/10.1115/1.4004413

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

Edouard, P., Verhagen, E., & Navarro, L. (2022). Machine learning analyses can be of interest to estimate the risk of injury in sports injury and rehabilitation. *Annals of physical and rehabilitation medicine*, *65*(4), 101431. https://doi.org/10.1016/j.rehab.2020.07.012

Eerkes, K. (2012). Volleyball injuries. *Current sports medicine reports*, *11*(5), 251–256. https://doi.org/10.1249/JSR.0b013e3182699037

Ekegren, C. L., Miller, W. C., Celebrini, R. G., Eng, J. J., & Macintyre, D. L. (2009). Reliability and validity of observational risk screening in evaluating dynamic knee valgus. *The Journal of orthopaedic and sports physical therapy*, *39*(9), 665–674. https://doi.org/10.2519/jospt.2009.3004

Escamilla, R. F., Fleisig, G. S., Lowry, T. M., Barrentine, S. W., & Andrews, J. R. (2001). A three-dimensional biomechanical analysis of the squat during varying stance widths. *Medicine and science in sports and exercise*, *33*(6), 984–998. https://doi.org/10.1097/00005768-200106000-00019

Estelberger, W., & Reibnegger, G. (1995). The rank correlation coefficient: an additional aid in the interpretation of laboratory data. *Clinica chimica acta; international journal of clinical chemistry*, *239*(2), 203–207. https://doi.org/10.1016/0009-8981(95)06108-p

Everard, E. (2018). A critical analysis of two popular field-based movement screens.

Favre, J., Jolles, B. M., Siegrist, O., & Aminian, K. (2006). Quaternion-based fusion of gyroscopes and accelerometers to improve 3D angle measurement. *Electronics Letters*, *42*(11), 612–614. https://doi.org/10.1049/el:20060124

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

Fonseca, S. T., Souza, T. R., Verhagen, E., van Emmerik, R., Bittencourt, N. F. N., Mendonça, L. D. M., Andrade, A. G. P., Resende, R. A., & Ocarino, J. M. (2020). Sports Injury Forecasting and Complexity: A Synergetic Approach. *Sports medicine (Auckland, N.Z.)*, *50*(10), 1757–1770. https://doi.org/10.1007/s40279-020-01326-4

Fort-Vanmeerhaeghe, A., Bishop, C., Buscà, B., Aguilera-Castells, J., Vicens-Bordas, J., & Gonzalo-Skok, O. (2020). Inter-limb asymmetries are associated with decrements in physical performance in youth elite team sports athletes. *PloS one*, *15*(3), e0229440. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0229440

Fransz, D. P., Huurnink, A., Boode, V. de, Kingma, I., & van Dieën, J. (2015). Time to stabilization in single leg drop jump landings: an examination of calculation methods and assessment of differences in sample rate, filter settings and trial length on outcome values. *Gait & posture*, *41*(1), 63–69. https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2014.08.018

Fransz, D. P., Huurnink, A., Kingma, I., & van Dieën, J. H. (2014). How does postural stability following a single leg drop jump landing task relate to postural stability during a single leg stance balance task? *Journal of biomechanics*, *47*(12), 3248–3253. https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2014.06.019

Fransz, D. P., Huurnink, A., Kingma, I., Verhagen, E., & van Dieën, J. (2013). A systematic review and meta-analysis of dynamic tests and related force plate parameters used to evaluate neuromusculoskeletal function in foot and ankle pathology. *Clinical biomechanics (Bristol, Avon)*, *28*(6), 591–601. https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2013.06.002

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

Friston, K. (2011). A short history of SPM. In K. Friston, J. T. Ashburner, S. J. Kiebel, T. E. Nichols & W. D. Penny (Hrsg.), *Statistical Parametric Mapping. The Analysis of Functional Brain Images* (S. 3-9). Elsevier Science. https://doi.org/10.1016/B978-012372560-8/50001-2

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

Fuchs, P. X., Hsieh, C.-H., Chen, W.-H., Tang, Y.-S., Fiolo, N. J., & Shiang, T.-Y. (2022). Sensor number in simplified insole layouts and the validity of ground reaction forces during locomotion. *Sports biomechanics*, 1–14. https://doi.org/10.1080/14763141.2022.2057354

Fuchs, P. X., Mitteregger, J., Hoelbling, D., Menzel, H.-J. K., Bell, J. W., Duvillard, S. P. von, & Wagner, H. (2021). Relationship between General Jump Types and Spike Jump Performance in Elite Female and Male Volleyball Players. *Applied Sciences*, *11*(3), 1105. https://doi.org/10.3390/app11031105

Fuller, C. W., Ekstrand, J., Junge, A., Andersen, T. E., Bahr, R., Dvorak, J., Hägglund, M., McCrory, P., & Meeuwisse, W. H. (2006). Consensus statement on injury definitions and data collection procedures in studies of football (soccer) injuries. *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, *16*(2), 83–92. https://doi.org/10.1111/j.1600-0838.2006.00528.x

Gabbett, T. J., Nielsen, R. O., Bertelsen, M. L., Bittencourt, N. F. N., Fonseca, S. T., Malone, S., Møller, M., Oetter, E., Verhagen, E., & Windt, J. (2019). In pursuit of the 'Unbreakable' Athlete: what is the role of moderating factors and circular causation? *British journal of sports medicine*, *53*(7), 394–395. https://doi.org/10.1136/bjsports-2018-099995

Galambos, S. A., Terry, P. C., Moyle, G. M., Locke, S. A., & Lane, A. M. (2005). Psychological predictors of injury among elite athletes. *British journal of sports medicine*, *39*(6), 351-4; discussion 351-4. https://doi.org/10.1136/bjsm.2005.018440

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

Garg, D., Rodrigues, J., Gupta, S. K., Cheng, X., Sarao, P., & Patel, G. S. (Hrsg.). (2024). *Communications in Computer and Information Science: Bd. 2053. Advanced Computing. 13th International Conference, IACC 2023, Kolhapur, India, December 15–16, 2023, Revised Selected Papers, Part I* (1. Aufl.). Springer Nature Switzerland; Imprint Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-56700-1

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

Gholami, M., Napier, C., & Menon, C. (2020). Estimating Lower Extremity Running Gait Kinematics with a Single Accelerometer: A Deep Learning Approach. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *20*(10). https://doi.org/10.3390/s20102939

Giblin, G., Tor, E., & Parrington, L. (2016). The impact of technology on elite sports performance. *Sensoria: A Journal of Mind, Brain & Culture*, *12*(2). https://doi.org/10.7790/sa.v12i2.436

Gottlieb, U., Hoffman, J. R., & Springer, S. (2023). Dynamic postural control in individuals with and without chronic ankle instability-do the modified star-excursion balance test and jump-landing stabilization have the same control mechanism? *Physical therapy in sport : official journal of the Association of Chartered Physiotherapists in Sports Medicine*, *60*, 104–111. https://doi.org/10.1016/j.ptsp.2023.01.011

Gribble, P., & Robinson, R. (2009). Alterations in knee kinematics and dynamic stability associated with chronic ankle instability. *Journal of athletic training*, *44*(4), 350–355. https://doi.org/10.4085/1062-6050-44.4.350

Griffin, L. Y., Agel, J., Albohm, M. J., Arendt, E. A., Dick, R. W., Garrett, W. E., Garrick, J. G., Hewett, T. E., Huston, L., Ireland, M. L., Johnson, R. J., Kibler, W. B., Lephart, S., Lewis, J. L., Lindenfeld, T. N., Mandelbaum, B. R., Marchak, P., Teitz, C. C., & Wojtys, E. M. (2000). Noncontact anterior cruciate ligament injuries: risk factors and prevention strategies. *The Journal of the American Academy of Orthopaedic Surgeons*, *8*(3), 141–150. https://doi.org/10.5435/00124635-200005000-00001

Guldemond, N. (2007). *'Plantar pressure measurement' in Plantar pressure, diabetes and amputation: studies on etiological, diagnostic and therapeutical aspects*. https://doi.org/10.13140/RG.2.1.4958.5042

Hadzic, V., Sattler, T., Topole, E., Jarnovic, Z., Burger, H., & Dervisevic, E. (2009). Risk factors for ankle sprain in volleyball players: A preliminary analysis. *Isokinetics and Exercise Science*, *17*(3), 155–160. https://doi.org/10.3233/ies-2009-0347

Harato, K., Morishige, Y., Kobayashi, S., Niki, Y., & Nagura, T. (2022). Biomechanical features of drop vertical jump are different among various sporting activities. *BMC musculoskeletal disorders*, *23*(1), 331. https://doi.org/10.1186/s12891-022-05290-0

Harris, G., & Smith, P. (2019). *Foot and Ankle Motion Analysis. Clinical treatment and technology*. CRC PRESS.

Hecksteden, A., Kellner, R., & Donath, L. (2022). Dealing with small samples in football research. *Science & medicine in football*, *6*(3), 389–397. https://doi.org/10.1080/24733938.2021.1978106

Heebner, N. R., Rafferty, D. M., Wohleber, M. F., Simonson, A. J., Lovalekar, M., Reinert, A., & Sell, T. C. (2017). Landing Kinematics and Kinetics at the Knee During Different Landing Tasks. *Journal of athletic training*, *52*(12), 1101–1108. https://doi.org/10.4085/1062-6050-52.11.25

Hegde, N., Bries, M., & Sazonov, E. (2016). A Comparative Review of Footwear-Based Wearable Systems. *Electronics*, *5*(4), 48. https://doi.org/10.3390/electronics5030048

Heredia, C., Lockie, R. G., Lynn, S. K., & Pamukoff, D. N. (2021). Comparison of Lower Extremity Kinematics during the Overhead Deep Squat by Functional Movement Screen Score. *Journal of Sports Science & Medicine*, *20*(4), 759–765. https://doi.org/10.52082/jssm.2021.759

Hertel, J., Buckley, W. E., & Denegar, C. R. (2001). Serial Testing of Postural Control After Acute Lateral Ankle Sprain. *Journal of athletic training*, *36*(4), 363–368.

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

Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (2000). Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems. *Technometrics*, *42*(1), 80. https://doi.org/10.2307/1271436

Holder, J., van Drongelen, S., Uhlrich, S. D., Herrmann, E., Meurer, A., & Stief, F. (2023). Peak knee joint moments accurately predict medial and lateral knee contact forces in patients with valgus malalignment. *Scientific reports*, *13*(1), 2870. https://doi.org/10.1038/s41598-023-30058-4

Hopkins, W. G. (2000). Measures of reliability in sports medicine and science. *Sports medicine (Auckland, N.Z.)*, *30*(1), 1–15. https://doi.org/10.2165/00007256-200030010-00001

Hopkins, W. G., Marshall, S. W., Batterham, A. M., & Hanin, J. (2009). Progressive statistics for studies in sports medicine and exercise science. *Medicine and science in sports and exercise*, *41*(1), 3–13. https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e31818cb278

Hossain, M. S. B., Guo, Z., & Choi, H. (2023). Estimation of Lower Extremity Joint Moments and 3D Ground Reaction Forces Using IMU Sensors in Multiple Walking Conditions: A Deep Learning Approach. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, *27*(6), 2829–2840. https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3262164

Hughes, G., Watkins, J., & Owen, N. (2008). Gender differences in lower limb frontal plane kinematics during landing. *Sports biomechanics*, *7*(3), 333–341. https://doi.org/10.1080/14763140802233215

Hughes, G., Watkins, J., & Owen, N. (2010). Differences between the sexes in knee kinetics during landing from volleyball block jumps. *European journal of sport science*, *10*(1), 1–11. https://doi.org/10.1080/17461390903108117

Hulme, A., & Finch, C. F. (2015). From monocausality to systems thinking: a complementary and alternative conceptual approach for better understanding the development and prevention of sports injury. *Injury epidemiology*, *2*(1), 31. https://doi.org/10.1186/s40621-015-0064-1

Jacobs, D. A., & Ferris, D. P. (2015). Estimation of ground reaction forces and ankle moment with multiple, low-cost sensors. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, *12*, 90. https://doi.org/10.1186/s12984-015-0081-x

Jaworski, J., Lech, G., Zak, M., Witkowski, K., & Piepiora, P. (2023). Relationships between selected indices of postural stability and sports performance in elite badminton players: Pilot study. *Frontiers in psychology*, *14*, 1110164. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1110164

Kammoun, A., Ravier, P., & Buttelli, O. (2025). Selection of insole pressure sensors for ground reaction force estimation through studying principal component analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, *107*, 107848. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2025.107848

Kawamura, C. M., Morais Filho, M. C. de, Barreto, M. M., Paula Asa, S. K. de, Juliano, Y., & Novo, N. F. (2007). Comparison between visual and three-dimensional gait analysis in patients with spastic diplegic cerebral palsy. *Gait & posture*, *25*(1), 18–24. https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2005.12.005

Kilic, O., Maas, M., Verhagen, E., Zwerver, J., & Gouttebarge, V. (2017). Incidence, aetiology and prevention of musculoskeletal injuries in volleyball: A systematic review of the literature. *European journal of sport science*, *17*(6), 765–793. https://doi.org/10.1080/17461391.2017.1306114

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

Koshino, Y., Samukawa, M., Chida, S., Okada, S., Tanaka, H., Watanabe, K., Chijimatsu, M., Yamanaka, M., & Tohyama, H. (2020). Postural Stability and Muscle Activation Onset during Double- to Single-Leg Stance Transition in Flat-Footed Individuals. *Journal of Sports Science & Medicine*, *19*(4), 662–669.

Kozinc, Ž., Kuliqi, A., & Obal, I. (2025). Reliability of postural sway measures during single-leg stance: analysis using conventional and complementary error metrics. *Sport Sciences for Health*, *21*(4), 3173–3179. https://doi.org/10.1007/s11332-025-01527-2

Kraus, K., Doyscher, R., & Schütz, E. (2015). Methodological Item Analysis of the Functional Movement Screen. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, *2015*(10), 263–268. https://doi.org/10.5960/dzsm.2015.199

Kristianslund, E., Krosshaug, T., & van den Bogert, A. J. (2012). Effect of low pass filtering on joint moments from inverse dynamics: implications for injury prevention. *Journal of biomechanics*, *45*(4), 666–671. https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2011.12.011

Krosshaug, T., Andersen, T. E., Olsen, O.-E. O., Myklebust, G. & Bahr, R. (2005). Research approaches to describe the mechanisms of injuries in sport: limitations and possibilities. *British journal of sports medicine*, *39*(6), 330–339. https://doi.org/10.1136/bjsm.2005.018358

Krosshaug, T., Steffen, K., Kristianslund, E., Nilstad, A., Mok, K.-M., Myklebust, G., Andersen, T. E., Holme, I., Engebretsen, L., & Bahr, R. (2016). The Vertical Drop Jump Is a Poor Screening Test for ACL Injuries in Female Elite Soccer and Handball Players: A Prospective Cohort Study of 710 Athletes. *The American journal of sports medicine*, *44*(4), 874–883. https://doi.org/10.1177/0363546515625048

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

Kuchling, H. (2022). *Taschenbuch der Physik* (22. Aufl.). *Hanser eLibrary*. Hanser. https://doi.org/10.3139/9783446473645

Langley, J., & Brenner, R. (2004). What is an injury? *Injury prevention : journal of the International Society for Child and Adolescent Injury Prevention*, *10*(2), 69–71. https://doi.org/10.1136/ip.2003.003715

Larruskain, J., Lekue, J. A., Martin-Garetxana, I., Barrio, I., McCall, A., & Gil, S. M. (2022). Injuries are negatively associated with player progression in an elite football academy. *Science & medicine in football*, *6*(4), 405–414. https://doi.org/10.1080/24733938.2021.1943756

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

Levine, D., Richards, J., & Whittle, M. W. (Hrsg.). (2012). *Whittle's gait analysis* (Fifth edition). Churchill Livingstone/Elsevier.

Lian, O. B., Engebretsen, L., & Bahr, R [Roald] (2005). Prevalence of jumper's knee among elite athletes from different sports: a cross-sectional study. *The American journal of sports medicine*, *33*(4), 561–567. https://doi.org/10.1177/0363546504270454

Lienert, G. A., & Raatz, U. (1998). *Testaufbau und Testanalyse. Studienausgabe* (6. Aufl.). Beltz Psychologie-Verl.-Union.

Lisman, P., Wilder, J. N., Berenbach, J., Jiao, E., & Hansberger, B. (2021). The Relationship between Landing Error Scoring System Performance and Injury in Female Collegiate Athletes. *International journal of sports physical therapy*, *16*(6), 1415–1425. https://doi.org/10.26603/001c.29873

Long, T., Outerleys, J., Yeung, T., Fernandez, J., Bouxsein, M. L., Davis, I. S., Bredella, M. A., & Besier, T. F. (2024). Predicting ankle and knee sagittal kinematics and kinetics using an ankle-mounted inertial sensor. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, *27*(9), 1057–1070. https://doi.org/10.1080/10255842.2023.2224912

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

Macrum, E., Bell, D. R., Boling, M., Lewek, M., & Padua, D. (2012). Effect of limiting ankle-dorsiflexion range of motion on lower extremity kinematics and muscle-activation patterns during a squat. *Journal of sport rehabilitation*, *21*(2), 144–150. https://doi.org/10.1123/jsr.21.2.144

Magill, R. A. (2011). *Motor learning and control. Concepts and applications* (9th ed., internat. ed.). McGraw-Hill.

Malliaras, P., Cook, J. L., & Kent, P. (2006). Reduced ankle dorsiflexion range may increase the risk of patellar tendon injury among volleyball players. *Journal of science and medicine in sport*, *9*(4), 304–309. https://doi.org/10.1016/j.jsams.2006.03.015

Marquez, W. Q., Masumura, M., & Ae, M. (2009). The effects of jumping distance on the landing mechanics after a volleyball spike. *Sports biomechanics*, *8*(2), 154–166. https://doi.org/10.1080/14763140902994435

Márquez, G., Alegre, L. M., Jaén, D., Martin-Casado, L., & Aguado, X. (2017). Sex differences in kinetic and neuromuscular control during jumping and landing. *Journal of musculoskeletal & neuronal interactions*, *17*(1), 409–416.

McCaw, S. T., Gardner, J. K., Stafford, L. N., & Torry, M. R. (2013). Filtering ground reaction force data affects the calculation and interpretation of joint kinetics and energetics during drop landings. *Journal of applied biomechanics*, *29*(6), 804–809. https://doi.org/10.1123/jab.29.6.804

McIntosh, A. S. (2005). Risk compensation, motivation, injuries, and biomechanics in competitive sport. *British journal of sports medicine*, *39*(1), 2–3. https://doi.org/10.1136/bjsm.2004.016188

McLean, S. G., Walker, K., Ford, K. R., Myer, G. D., Hewett, T. E., & van den Bogert, A. J. (2005). Evaluation of a two dimensional analysis method as a screening and evaluation tool for anterior cruciate ligament injury. *British journal of sports medicine*, *39*(6), 355–362. https://doi.org/10.1136/bjsm.2005.018598

McNitt-Gray, J. L. (1993). Kinetics of the lower extremities during drop landings from three heights. *Journal of biomechanics*, *26*(9), 1037–1046. https://doi.org/10.1016/s0021-9290(05)80003-x

Meeuwisse, W. H. (1994). Assessing Causation in Sport Injury. A Multifactorial Model. *Clinical journal of sport medicine : official journal of the Canadian Academy of Sport Medicine*(4), 166–170.

Mesquida, C., Murphy, J., Lakens, D., & Warne, J. (2022). Replication concerns in sports and exercise science: a narrative review of selected methodological issues in the field. *Royal Society open science*, *9*(12), 220946. https://doi.org/10.1098/rsos.220946

Michaud, T. C. (2011). *Human locomotion. The conservative management of gait-related disorders*. Newton Biomechanics.

Milić, V., Radenković, O., Čaprić, I., Mekić, R., Trajković, N., Špirtović, O., Koničanin, A., Bratić, M., Mujanović, R., Preljević, A., Murić, B., & Kahrović, I. (2025). Sports Injuries in Basketball, Handball, and Volleyball Players: Systematic Review. *Life (Basel, Switzerland)*, *15*(4). https://doi.org/10.3390/life15040529

Morin, P., Muller, A., Pontonnier, C., & Dumont, G. (2022). Evaluation of the Foot Center of Pressure Estimation from Pressure Insoles during Sidestep Cuts, Runs and Walks. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *22*(15). https://doi.org/10.3390/s22155628

Moticon ReGo AG. (2016). *Moticon SCIENCE Product Booklet*. Abruf unter http://www.moticon.de/wp-content/uploads/2017/05/Moticon-SCIENCEbooklet enprint01.01.01.pdf.

Moticon ReGo AG. (2020a). *SCIENCE Release Note - #04. Juli 2020*. Abruf unter https://mailchi.mp/cce2125b5896/moticon-product-release-note-19-2992050

Moticon ReGo AG. (2020b). *SCIENCE Release Note - #05. September 2020*. Abruf unter https://mailchi.mp/aa852c4b28a0/moticon-product-release-note-20-5063422

Moticon ReGo AG. (2020c). *SCIENCE Release Note - #06. November 2020*. Abruf unter https://mailchi.mp/067b58cbdde7/moticon-product-release-note-20-5093422
Moticon ReGo AG. (2020d). *Total Force Validation Study. Moticon SCIENCE Sensor Insole (insole3)*. Abruf unter https://moticon.com/wp-content/uploads/2021/09/OpenGo-total-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).
Moticon ReGo AG. (2021c). *SCIENCE Release Note - #01. February 2021*. Abruf unter https://mailchi.mp/ff8b485c4540/moticon-product-release-note-20-5125638
Moticon ReGo AG. (2021d). *SCIENCE Release Note - #02. May 2021*. Abruf unter https://mailchi.mp/01648703f6b9/moticon-product-release-note-20-5304910
Moticon ReGo AG (Hrsg.). (2021e). Sensor Insole Specification. PRELIMINARY [Sonderheft](1st).
Moticon ReGo AG (Hrsg.). (2024). Specification ReGo Insole3. In-shoe foot dynamics measurement system [Sonderheft](1st).
Moticon ReGo AG. (2025). *Publications. Get direct access to publications of studies in which Moticon products were used*. Abruf unter https://moticon.com/publications
Mun, K.-R., Song, G., Chun, S., & Kim, J. (2018). Gait Estimation from Anatomical Foot Parameters Measured by a Foot Feature Measurement System using a Deep Neural Network Model. *Scientific reports*, *8*(1), 9879. https://doi.org/10.1038/s41598-018-28222-2
Mundt, M., Koeppe, A., David, S., Bamer, F., Potthast, W., & Markert, B. (2020). Prediction of ground reaction force and joint moments based on optical motion capture data during gait. *Medical engineering & physics*, *86*, 29–34. https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2020.10.001
Museck, I. J., Brinton, D. L., & Dean, J. C. (2024). The Use of Wearable Sensors and Machine Learning Methods to Estimate Biomechanical Characteristics During Standing Posture or Locomotion: A Systematic Review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *24*(22). https://doi.org/10.3390/s24227280
Myer, G. D., Ford, K. R., Brent, J. L., & Hewett, T. E. (2007). Differential neuromuscular training effects on ACL injury risk factors in"high-risk" versus "low-risk" athletes. *BMC musculoskeletal disorders*, *8*, 39. https://doi.org/10.1186/1471-2474-8-39
Myer, G. D., Ford, K. R., Khoury, J., Succop, P., & Hewett, T. E. (2010). Development and validation of a clinic-based prediction tool to identify female athletes at high risk for anterior cruciate ligament injury. *The American journal of sports medicine*, *38*(10), 2025–2033. https://doi.org/10.1177/0363546510370933
Myer, G. D., Ford, K. R., Khoury, J., Succop, P., & Hewett, T. E. (2011). Biomechanics laboratory-based prediction algorithm to identify female athletes with high knee loads that increase risk of ACL injury. *British journal of sports medicine*, *45*(4), 245–252. https://doi.org/10.1136/bjsm.2009.069351
Myers, T. W. (2022). *Anatomy trains. Myofasziale Leitbahnen für Manual- und Bewegungstherapeuten* ((W. Kathmann & A. Schulz, Übers.)) (4. Auflage). Elsevier.
Nagahara, R., & Morin, J.-B. (2018). Sensor insole for measuring temporal variables and vertical force during sprinting. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P: Journal of Sports Engineering and Technology*, *232*(4), 369–374. https://doi.org/10.1177/1754337117751730
Nanivadekar, A. C., Bose, R., Petersen, B. A., Okorokova, E. V., Sarma, D., Madonna, T. J., Barra, B., Farooqui, J., Dalrymple, A. N., Levy, I., Helm, E. R., Miele, V. J., Boninger, M. L., Capogrosso, M., Bensmaia, S. J., Weber, D. J., & Fisher, L. E. (2023). Restoration of sensory feedback from the foot and reduction of phantom limb pain via closed-loop spinal cord stimulation. *Nature biomedical engineering*. Vorab-Onlinepublikation. https://doi.org/10.1038/s41551-023-01153-8
Neil, E. R., Winkelmann, Z. K., & Edler, J. R. (2018). Defining the Term "Overuse": An Evidence-Based Review of Sports Epidemiology Literature. *Journal of athletic training*, *53*(3), 279–281. https://doi.org/10.4085/1062-6050-84-16
Nilstad, A., Petushek, E., Mok, K.-M., Bahr, R., & Krosshaug, T. (2021). Kiss goodbye to the 'kissing knees': no association between frontal plane inward knee motion and risk of future non-contact ACL injury in elite female athletes. *Sports biomechanics*, 1–15. https://doi.org/10.1080/14763141.2021.1903541

Novak, A. C., Mayich, D. J., Perry, S. D., Daniels, T. R., & Brodsky, J. W. (2014). Gait analysis for foot and ankle surgeons-- topical review, part 2: approaches to multisegment modeling of the foot. *Foot & ankle international*, *35*(2), 178–191. https://doi.org/10.1177/1071100713511435

novel GmbH. (2015). *pedar®. the gold standard for measuring pressure distribution inside footwear*. Abruf unter https://novel.de/products/pedar/

Nti, I. K., Nyarko-Boateng, O., & Aning, J. (2021). Performance of Machine Learning Algorithms with Different K Values in K-fold CrossValidation. *International Journal of Information Technology and Computer Science*, *13*(6), 61–71. https://doi.org/10.5815/ijitcs.2021.06.05

Nuyts, L., Brabandere, A. de, van Rossom, S., Davis, J., & Vanwanseele, B. (2022). Machine-learned-based prediction of lower extremity overuse injuries using pressure plates. *Frontiers in bioengineering and biotechnology*, *10*, 987118. https://doi.org/10.3389/fbioe.2022.987118

O'Connor, S., McCaffrey, N., Whyte, E. F., & Moran, K. A. (2020). Can a Standardized Visual Assessment of Squatting Technique and Core Stability Predict Injury? *Journal of strength and conditioning research*, *34*(1), 26–36. https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000003262

Oerbekke, M. S., Stukstette, M. J., Schütte, K., Bie, R. A. de, Pisters, M. F., & Vanwanseele, B. (2017). Concurrent validity and reliability of wireless instrumented insoles measuring postural balance and temporal gait parameters. *Gait & posture*, *51*, 116–124. https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.10.005

Oliveira, L. d. S., Moura, T. B. M. A., Rodacki, A. L. F., Tilp, M., & Okazaki, V. H. A. (2020). A systematic review of volleyball spike kinematics: Implications for practice and research. *International Journal of Sports Science & Coaching*, *15*(2), 239–255. https://doi.org/10.1177/1747954119899881

Ometov, A., Shubina, V., Klus, L., Skibińska, J., Saafi, S., Pascacio, P., Flueratoru, 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

Orlin, M. N., & McPoil, T. G. (2000). Plantar pressure assessment. *Physical therapy*, *80*(4), 399–409. https://doi.org/10.1093/ptj/80.4.399

Padua, D. A., DiStefano, L. J., Beutler, A. I., La Motte, S. J. de, DiStefano, M. J., & Marshall, S. W. (2015). The Landing Error Scoring System as a Screening Tool for an Anterior Cruciate Ligament Injury-Prevention Program in Elite-Youth Soccer Athletes. *Journal of athletic training*, *50*(6), 589–595. https://doi.org/10.4085/1062-6050-50.1.10

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

Palmer-Green, D., Hunter, G., Jaques, R., Fuller, C., & Price, C. (2011). Methods for epidemiological study of injury and illness in great britain olympic sport: the injury/illness performance project (IIPP). *British journal of sports medicine*, *45*(4), 367. https://doi.org/10.1136/bjsm.2011.084038.161

Palmieri, R. M., Ingersoll, C. D., Stone, M. B., & Krause, B. A. (2002). Center-of-Pressure Parameters Used in the Assessment of Postural Control. *Journal of sport rehabilitation*, *11*(1), 51–66. https://doi.org/10.1123/jsr.11.1.51

Parker, D., Andrews, J., & Price, C. (2023). Validity and reliability of the XSENSOR in-shoe pressure measurement system. *PloS one*, *18*(1), e0277971. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0277971

Pasanen, K., Rossi, M. T., Parkkari, J., Heinonen, A., Steffen, K., Myklebust, G., Krosshaug, T., Vasankari, T., Kannus, P., Avela, J., Kulmala, J.-P., Perttunen, J., Kujala, U. M., & Bahr, R. (2015). Predictors of lower extremity injuries in team sports (PROFITS-study): a study protocol. *BMJ open sport & exercise medicine*, *1*(1), e000076. https://doi.org/10.1136/bmjsem-2015-000076

Pataky, T. C. (2010). Generalized n-dimensional biomechanical field analysis using statistical parametric mapping. *Journal of biomechanics*, *43*(10), 1976–1982. https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2010.03.008

Pataky, T. C. (2012). One-dimensional statistical parametric mapping in Python. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, *15*(3), 295–301. https://doi.org/10.1080/10255842.2010.527837

Paterno, M. V., Schmitt, L. C., Ford, K. R., Rauh, M. J., Myer, G. D., Huang, B., & Hewett, T. E. (2010). Biomechanical measures during landing and postural stability predict second anterior cruciate ligament injury after anterior cruciate ligament reconstruction and return to sport. *The American journal of sports medicine*, *38*(10), 1968–1978. https://doi.org/10.1177/0363546510376053

Preatoni, E., Bergamini, E., Fantozzi, S., Giraud, L. I., Orejel Bustos, A. S., Vannozzi, G., & Camomilla, V. (2022). The Use of Wearable Sensors for Preventing, Assessing, and Informing Recovery from Sport-Related Musculoskeletal Injuries: A Systematic Scoping Review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *22*(9). https://doi.org/10.3390/s22093225

Price, F. T. (2018). Validation of a Wearable Sensor Insole Device for Analysis of Postural Control.

Qualisys AB. (2017). *Qualisys Track Manager. Getting started*. Abruf unter https://docs.qualisys.com/getting-started/content/getting_started/introduction.htm

Qualisys AB. (1. Oktober 2025). *Qualisys Track Manager. Handbook*. Abruf unter https://docs.qualisys.com/qtm/content/welcome_to_qtm.htm

Quijoux, F., Nicolaï, A., Chairi, I., Bargiotas, I., Ricard, D., Yelnik, A., Oudre, L., Bertin-Hugault, F., Vidal, P.-P., Vayatis, N., Buffat, S., & Audiffren, J. (2021). A review of center of pressure (COP) variables to quantify standing balance in elderly people: Algorithms and open-access code. *Physiological reports*, *9*(22), e15067. https://doi.org/10.14814/phy2.15067

Ramirez-Bautista, J. A., Hernández-Zavala, A., Chaparro-Cárdenas, S. L., & Huerta-Ruelas, J. A. (2018). Review on plantar data analysis for disease diagnosis. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, *38*(2), 342–361. https://doi.org/10.1016/j.bbe.2018.02.004

Razak, A. H. A., Zayegh, A., Begg, R. K., & Wahab, Y. (2012). Foot plantar pressure measurement system: a review. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *12*(7), 9884–9912. https://doi.org/10.3390/s120709884

Rebelo, A., Pereira, J. R., Cunha, P., Coelho-E-Silva, M. J., & Valente-Dos-Santos, J. (2024). Training stress, neuromuscular fatigue and well-being in volleyball: a systematic review. *BMC sports science, medicine & rehabilitation*, *16*(1), 17. https://doi.org/10.1186/s13102-024-00807-7

Ric, A., & Robertson, Sam., Sumpter, David (Hrsg.). (2021). *Football Analytics 2021. The role of context in transferring analytics to the pitch*. The role of context in transferring analytics to the pitch.

Riemann, B. (2022). Is There a Link Between Chronik Ankle Instability and Postural Instability? *Journal of athletic training*(4), Artikel 37, 386–393.

RISE Research Institutes of Sweden AB (Hrsg.). (2020). *EC Certificate. Production Quality Assurance System Certificate* [Cert no. 454001 issued to Qualysos AB]. Abruf unter https://cdn-content.qualisys.com/2022/03/Qualisys_EC_Certificate.pdf

Robertson, G., Caldwell, G. E., Hamill, J., Kamen, G., & Whittlesey, S. N. (2014). *Research Methods in Biomechanics*. Human Kinetics. https://doi.org/10.5040/9781492595809

Robertson, S., Zendler, J., Mey, K. de, Haycraft, J., Ash, G. I., Brockett, C., Seshadri, D., Woods, C., Kober, L., Aughey, R., & Rogowski, J. (2024). Quality Assessment Framework. Bringing the Framework to life. *Acta neurobiologiae experimentalis*.

Roewer, B. D., Ford, K. R., Myer, G. D., & Hewett, T. E. (2014). The 'impact' of force filtering cut-off frequency on the peak knee abduction moment during landing: artefact or 'artifiction'? *British journal of sports medicine*, *48*(6), 464–468. https://doi.org/10.1136/bjsports-2012-091398

Ross, S. E., & Guskiewicz, K. M. (2004). Examination of static and dynamic postural stability in individuals with functionally stable and unstable ankles. *Clinical journal of sport medicine : official journal of the Canadian Academy of Sport Medicine*, *14*(6), 332–338. https://doi.org/10.1097/00042752-200411000-00002

Ross, S. E., Guskiewicz, K. M., & Yu, B. (2005). Single-Leg Jump-Landing Stabilization Times in Subjects With Functionally Unstable Ankles. *Journal of athletic training*, *40*(4), 298–304.

Russell, K. A., Palmieri, R. M., Zinder, S. M., & Ingersoll, C. D. (2006). Sex Differences in Valgus Knee Angle During a Single-Leg Drop Jump. *Journal of athletic training*, *41*(2), 166–171.

Sabatini, A. M. (2011). Kalman-filter-based orientation determination using inertial/magnetic sensors: observability analysis and performance evaluation. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *11*(10), 9182–9206. https://doi.org/10.3390/s111009182

Sassi, L. B., Miguel, A. C., Serafim, T. T., Menezes, F. S. de, Martins, T. B., & Okubo, R. (2025). Understanding ACL injuries in volleyball: a systematic review of epidemiology and risk factors. *Frontiers in sports and active living*, *7*, 1675136. https://doi.org/10.3389/fspor.2025.1675136

Savecomp Megascan GmbH. (2017). *Plantare Druckverteilungsmessung. FastScan - Das Mess- und Analysesystem*. Abruf unter https://megascan.de/produkte/im-schuh-messung/

Saw, A. E., Main, L. C., & Gastin, P. B. (2016). Monitoring the athlete training response: subjective self-reported measures trump commonly used objective measures: a systematic review. *British journal of sports medicine*, *50*(5), 281–291. https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-094758

Schmidt, M., & Jaitner, T. (2023). A call for improved navigation algorithms in GNSS-IMU-based tracking data in sport science. In *2023 DGON Inertial Sensors and Systems (ISS)* (S. 1-13). IEEE. https://doi.org/10.1109/ISS58390.2023.10361924

Schnabel, G., Harre, D., Krug, J., & Kaeubler, W.-D. (Hrsg.). (2008). *Trainingslehre - Trainingswissenschaft. Leistung - Training - Wettkampf*. Meyer & Meyer Verlag.

Schnabel, G., & Krug, J. (Hrsg.). (2015). *Bewegungslehre - Sportmotorik. Abriss einer Theorie der sportlichen Motorik unter pädagogischem Aspekt* (12., ergänzte Auflage). Meyer & Meyer Verlag.

Schneider, S., Seither, B., Tönges, S., & Schmitt, H. (2006). Sports injuries: population based representative data on incidence, diagnosis, sequelae, and high risk groups. *British journal of sports medicine*, *40*(4), 334-9; discussion 339. https://doi.org/10.1136/bjsm.2005.022889

Schweizer, N., Strutzenberger, G., Franchi, M. V., Farshad, M., Scherr, J., & Spörri, J. (2022). Screening Tests for Assessing Athletes at Risk of ACL Injury or Reinjury-A Scoping Review. *International journal of environmental research and public health*, *19*(5). https://doi.org/10.3390/ijerph19052864

Seçkin, A. Ç., Ateş, B., & Seçkin, M. (2023). Review on Wearable Technology in Sports: Concepts, Challenges and Opportunities. *Applied Sciences*, *13*(18), 10399. https://doi.org/10.3390/app131810399

Seel, T., Raisch, J., & Schauer, T. (2014). IMU-based joint angle measurement for gait analysis. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *14*(4), 6891–6909. https://doi.org/10.3390/s140406891

Seiberl, W., Jensen, E., Merker, J., Leitel, M., & Schwirtz, A. (2018). Accuracy and precision of loadsol® insole force-sensors for the quantification of ground reaction force-based biomechanical running parameters. *European journal of sport science*, *18*(8), 1100–1109. https://doi.org/10.1080/17461391.2018.1477993

Seil, R., Tischer, T., Bahr, R., & Beitzel, K. (Hrsg.). (2020). *Primärprävention von Sportverletzungen und -schäden. GOTS-Expertenmeeting Luxemburg vom 20.9.-22.9.2019* (1. Auflage). Verlags-Comptoir Rolle. Abruf unter http://www.blickinsbuch.de/item/185512b1e6350e80496d1da51a450785

Serrien, B., Goossens, M., & Baeyens, J.-P. (2019). Statistical parametric mapping of biomechanical one-dimensional data with Bayesian inference. *International biomechanics*, *6*(1), 9–18. https://doi.org/10.1080/23335432.2019.1597643

Serrien, B., Ooijen, J., Goossens, M., & Baeyens, J.-P. (2016). A Motion Analysis in the Volleyball Spike - Part 1: Three-dimensional Kinematics and Performance. *International Journal of Human Movement and Sports Sciences*, *4*(4), 70–82. https://doi.org/10.13189/saj.2016.040403

Shah, V. R., & Dixon, P. C. (2025). Gait Speed and Task Specificity in Predicting Lower-Limb Kinematics: A Deep Learning Approach Using Inertial Sensors. *Mayo Clinic proceedings. Digital health*, *3*(1), 100183. https://doi.org/10.1016/j.mcpdig.2024.11.004

Shaw, M. P., Satchell, L. P., Thompson, S., Harper, E. T., Balsalobre-Fernández, C., & Peart, D. J. (2021). Smartphone and Tablet Software Apps to Collect Data in Sport and Exercise Settings: Cross-sectional International Survey. *JMIR mHealth and uHealth*, *9*(5), e21763. https://doi.org/10.2196/21763

Sigurðsson, H. B., Fl Pétursdóttir, M. K., & Briem, K. (2025). The early peak knee abduction moment waveform is a novel risk factor predicting anterior cruciate ligament injury in young athletes: A prospective study. *Knee surgery, sports traumatology, arthroscopy : official journal of the ESSKA*, *33*(5), 1677–1685. https://doi.org/10.1002/ksa.12471

Sobhani, S., Dekker, R., Postema, K., & Dijkstra, P. U. (2013). Epidemiology of ankle and foot overuse injuries in sports: A systematic review. *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, *23*(6), 669–686. https://doi.org/10.1111/j.1600-0838.2012.01509.x

Sole, C. J., Kavanaugh, A. A., & Stone, M. H. (2017). Injuries in Collegiate Women's Volleyball: A Four-Year Retrospective Analysis. *Sports (Basel, Switzerland)*, *5*(2). https://doi.org/10.3390/sports5020026

Stergiou, N. (Hrsg.). (2004). *Innovative analyses of human movement. Analytic tools for human movement research*. Human Kinetics.

Stergiou, N., Harbourne, R., & Cavanaugh, J. (2006). Optimal movement variability: a new theoretical perspective for neurologic physical therapy. *Journal of neurologic physical therapy : JNPT*, *30*(3), 120–129. https://doi.org/10.1097/01.NPT.0000281949.48193.d9

Stern, B. D., Hegedus, E. J., & Lai, Y.-C. (2020). Injury prediction as a non-linear system. *Physical therapy in sport: official journal of the Association of Chartered Physiotherapists in Sports Medicine*, *41*, 43–48. https://doi.org/10.1016/j.ptsp.2019.10.010

Stetter, B. J., Ringhof, S., Krafft, F. C., Sell, S., & Stein, T. (2019). Estimation of Knee Joint Forces in Sport Movements Using Wearable Sensors and Machine Learning. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *19*(17). https://doi.org/10.3390/s19173690

Stöggl, T., & Martiner, A. (2017). Validation of Moticon's OpenGo sensor insoles during gait, jumps, balance and cross-country skiing specific imitation movements. *Journal of sports sciences*, *35*(2), 196–206. https://doi.org/10.1080/02640414.2016.1161205

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

Theia Markerless. (8. April 2026). *Theia | Markerless Motion Capture*. Abruf unter https://www.theiamarkerless.com/

Theisen, D., Malisoux, L., Seil, R [R.], & Urhausen, A. (2014). Injuries in Youth Sports: Epidemiology, Risk Factors and Prevention. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, *2014*(09), 248. https://doi.org/10.5960/dzsm.2014.137

Thomas, S. J., Zeni, J. A., & Winter, D. A. (2023). *Winter's biomechanics and motor control of human movement* (Fifth edition). Wiley.

Thorwartl, C., Tschepp, A., Lasshofer, M., Holzer, H., Zirkl, M., Hammer, M., Stadlober, B., & Stöggl, T. (2023). Technique-Dependent Relationship between Local Ski Bending Curvature, Roll Angle and Radial Force in Alpine Skiing. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *23*(8). https://doi.org/10.3390/s23083997

Tibshirani, R. (1996). Regression Shrinkage and Selection Via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, *58*(1), 267–288. https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x

van Lieshout, R., Pisters, M. F., Vanwanseele, B., Bie, R. A. de, Wouters, E. J., & Stukstette, M. J. (2016). Biofeedback in Partial Weight Bearing: Usability of Two Different Devices from a Patient's and Physical Therapist's Perspective. *PloS one*, *11*(10), e0165199. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0165199

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

van Melick, N., Meddeler, B. M., Hoogeboom, T. J., Nijhuis-van der Sanden, M. W. G., & van Cingel, R. E. H. (2017). How to determine leg dominance: The agreement between self-reported and observed performance in healthy adults. *PloS one*, *12*(12), e0189876. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0189876

Vavassori, R., Moreno, M. P., & Ureña Espa, A. (2023). The Perception of Volleyball Student-Athletes: Evaluation of Well-Being, Sport Workload, Players' Response, and Academic Demands. *Healthcare (Basel, Switzerland)*, *11*(11). https://doi.org/10.3390/healthcare11111538

Vaz, J. R., Stergiou, N., 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

Verhagen, E., & van Mechelen, W. (Hrsg.). (2010). *Sports injury research* (First published.). Oxford University Press.

Visnes, H., & Bahr, R. (2013). Training volume and body composition as risk factors for developing jumper's knee among young elite volleyball players. *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, *23*(5), 607–613. https://doi.org/10.1111/j.1600-0838.2011.01430.x

Wagner, H., Tilp, M., Duvillard, S. P., & Mueller, E. (2009). Kinematic analysis of volleyball spike jump. *International journal of sports medicine*, *30*(10), 760–765. https://doi.org/10.1055/s-0029-1224177

Walia, B., & Boudreaux, C. J. (2021). The cost of players' injuries to professional sports leagues and other sports organizations. *Managerial Finance*, *47*(6), 779–788. https://doi.org/10.1108/MF-06-2020-0301

Wang, L., Jones, D., Chapman, G. J., Siddle, H. J., Russell, D. A., Alazmani, A., & Culmer, P. (2020). A Review of Wearable Sensor Systems to Monitor Plantar Loading in the Assessment of Diabetic Foot Ulcers. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, *67*(7), 1989–2004. https://doi.org/10.1109/TBME.2019.2953630

Wang, L.-I. (2011). The Lower Extremity Biomechanics of Single- and Double-Leg Stop-Jump Tasks. *Journal of Sports Science & Medicine*, *10*(1), 151–156.

Warneke, K., Gronwald, T., Wallot, S., Magno, A., Hillebrecht, M., & Wirth, K. (2025). Discussion on the validity of commonly used reliability indices in sports medicine and exercise science: a critical review with data simulations. *European journal of applied physiology*, *125*(6), 1511–1526. https://doi.org/10.1007/s00421-025-05720-6

Warneke, K., Lebelt, N., Wallot, S., Lohmann, L. H., Afonso, J., & Herbsleb, M. (2025). (Mis-)understanding external validity – A narrative literature review with guideline synthesis on how to report reliability in sport and health science. *Football Studies*, 100011. https://doi.org/10.1016/j.footst.2025.100011

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

Weineck, J. (2008). *Sportanatomie* (18., überarbeitete und erweiterte Auflage). Spitta Verlag GmbH & Co. KG. Abruf unter http://www.blickinsbuch.de/item/b21414e8362476b02253d5c52c740864

Weir, J. P. (2005). Quantifying test-retest reliability using the intraclass correlation coefficient and the SEM. *Journal of strength and conditioning research*, *19*(1), 231–240. https://doi.org/10.1519/15184.1

Whiteside, D., Deneweth, J. M., Pohorence, M. A., Sandoval, B., Russell, J. R., McLean, S. G., Zernicke, R. F., & Goulet, G. C. (2016). Grading the Functional Movement Screen: A Comparison of Manual (Real-Time) and Objective Methods. *Journal of strength and conditioning research*, *30*(4), 924–933. https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000000654

Whittaker, J. L., Booysen, N., La Motte, S. de, Dennett, L., Lewis, C. L., Wilson, D., McKay, C., Warner, M., Padua, D., Emery, C. A., & Stokes, M. (2017). Predicting sport and occupational lower extremity injury risk through movement quality screening: a systematic review. *British journal of sports medicine*, *51*(7), 580–585. https://doi.org/10.1136/bjsports-2016-096760

Wikstrom, E. A., Powers, M. E., & Tillman, M. D. (2004). Dynamic Stabilization Time After Isokinetic and Functional Fatigue. *Journal of athletic training*, *39*(3), 247–253.

Wikstrom, E. A., Tillman, M. D., Schenker, S. M., & Borsa, P. A. (2008). Jump-landing direction influences dynamic postural stability scores. *Journal of science and medicine in sport*, *11*(2), 106–111. https://doi.org/10.1016/j.jsams.2007.02.014

Wilczyński, B., Zorena, K., & Ślęzak, D. (2020). Dynamic Knee Valgus in Single-Leg Movement Tasks. Potentially Modifiable Factors and Exercise Training Options. A Literature Review. *International journal of environmental research and public health*, *17*(21). https://doi.org/10.3390/ijerph17218208

Wilzman, A. R., Tenforde, A. S., Troy, K. L., Hunt, K., Fogel, N., Roche, M. D., Kraus, E., Trikha, R., Delp, S., & Fredericson, M. (2022). Medical and Biomechanical Risk Factors for Incident Bone Stress Injury in Collegiate Runners: Can Plantar Pressure Predict Injury? *Orthopaedic journal of sports medicine*, *10*(6), 23259671221104793. https://doi.org/10.1177/23259671221104793

Windt, J., MacDonald, K., Taylor, D., Zumbo, B. D., Sporer, B. C., & Martin, D. T. (2020). "To Tech or Not to Tech?" A Critical Decision-Making Framework for Implementing Technology in Sport. *Journal of athletic training*, *55*(9), 902–910. https://doi.org/10.4085/1062-6050-0540.19

Winter, D. A. (2009). *Biomechanics and motor control of human movement* (Fourth edition). Wiley.

Wouda, F. J., Giuberti, M., Bellusci, G., Maartens, E., Reenalda, J., van Beijnum, B.-J. F., & Veltink, P. H. (2018). Estimation of Vertical Ground Reaction Forces and Sagittal Knee Kinematics During Running Using Three Inertial Sensors. *Frontiers in physiology*, *9*, 218. https://doi.org/10.3389/fphys.2018.00218

Wright, C. J., Arnold, B. L., & Ross, S. E. (2016). Altered Kinematics and Time to Stabilization During Drop-Jump Landings in Individuals With or Without Functional Ankle Instability. *Journal of athletic training*, *51*(1), 5–15. https://doi.org/10.4085/1062-6050-51.2.10

Wyndow, N., Jong, A. de, Rial, K., Tucker, K., Collins, N., Vicenzino, B., Russell, T., & Crossley, K. (2016). The relationship of foot and ankle mobility to the frontal plane projection angle in asymptomatic adults. *Journal of foot and ankle research*, *9*, 3. https://doi.org/10.1186/s13047-016-0134-9

XSensor. (2024). *Intelligent Insoles Pro. Human Performance Measurement*. Abruf unter https://assets-global.website-fils.com/5ff8edac57384b3313f01e7e/640a602a79cf8b09369a669d_XSENSOR_Datasheet_IntelligentInsoles-Pro_032023.pdf

Yona, T., Kamel, N., Cohen-Eick, G., Ovadia, I., & Fischer, A. (2023). *Scoping Review of One-Dimension Statistical Parametric Mapping in Lower Limb Biomechanical Analysis*. https://doi.org/10.1101/2023.08.06.23293709

Young, W. K., Briner, W., & Dines, D. M. (2023). Epidemiology of Common Injuries in the Volleyball Athlete. *Current reviews in musculoskeletal medicine*, *16*(6), 229–234. https://doi.org/10.1007/s12178-023-09826-2

Yu, B., & Garrett, W. E. (2007). Mechanisms of non-contact ACL injuries. *British journal of sports medicine*, *41 Suppl 1*, i47-51. https://doi.org/10.1136/bjsm.2007.037192

Zadeh, A., Taylor, D., Bertsos, M., Tillman, T., Nosoudi, N., & Bruce, S. (2021). Predicting Sports Injuries with Wearable Technology and Data Analysis. *Information Systems Frontiers*, *23*(4), 1023–1037. https://doi.org/10.1007/s10796-020-10018-3

Zendler, J., Mey, K. de, Haycraft, J., Ash, G. I., Brockett, C., Seshadri, D., Woods, C., Kober, L., Aughey, R., & Rogowski, J. (2023). Development of a sports technology quality framework. *Journal of sports sciences*, *41*(22), 1983–1993. https://doi.org/10.1080/02640414.2024.2308435

Zou, H., & Hastie, T. (2005). Regularization and Variable Selection Via the Elastic Net. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, *67*(2), 301–320. https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2005.00503.x

Zulkifli, S. S., & Loh, W. P. (2020). A state-of-the-art review of foot pressure. *Foot and ankle surgery: official journal of the European Society of Foot and Ankle Surgeons*, *26*(1), 25–32. https://doi.org/10.1016/j.fas.2018.12.005

15 Anhang

Anhang A: Tabellarischer Ablauf des Forschungsvorhabens

Dauer [min]	Inhalt
Im Vorfeld	- Aushändigen des Informationsschreibens, Datenschutz- und Einwilligungserklärung (per Mail oder persönlich). - Bei Bedarf Beantwortung offener Fragen der Studienteilnehmer*innen.
2	Begrüßung und Vorbereitung der Schuhe (Einlegen der Moticon Insole3)
5	Erfassung der anthropometrischen Daten (ohne Schuhe)
10	Warm-up mit Schuhen und Kalibrierung der Insole 3
5	Durchführung Y-Balance
1	Kalibrierung des Qualisys-Systems
20	Durchführung der Bewegungsanalyse mit Qualisys, KMP & Insole3
2	Verabschiedung und Desinfektion Moticon Insole3
ca. 45	Gesamtdauer

Anhang B: Tabellarische Darstellung Testbatterie

Station 1: Anthropometrie

Test	Beschreibung	Definition	WDH
Körpergröße	- aufrechte, gestreckte Körperhaltung (barfuß) mit Rücken, Gesäß und Fersen direkt am Stadiometer - Füße geschlossen und Arme hängen seitlich am Körper - Kopf ausrichten, dass sich Ohren und Augen auf einer waagerechten Linie befinden - Kopfbehaarung darf keinen Einfluss auf die Körperhöhe haben - während der Messung wird die Testperson aufgefordert, tief einzuatmen und die Luft anzuhalten	Scheitel bis Boden in Zentimeter	1
Körpergewicht	- aufrechter, ruhiger Stand auf einer Waage - ohne Schuhe und in Minimalbekleidung	Gewicht in Kilogramm	
Sitzhöhe	- aufrechte, gestreckte Körperhaltung mit Rücken und Gesäß an dem Stadiometer - Knie- und Hüftgelenk sind 90 Grad gebeugt, wobei die Oberschenkel geschlossen sind und auf der Unterlage (z. B. Kasten) aufliegen müssen - Füße haben keinen Kontakt zum Boden - Kopf ausrichten, dass sich Ohren und Augen auf einer waagerechten Linie befinden - Kopfbehaarung darf keinen Einfluss auf die Körperhöhe haben - Während der Messung ist die Testperson aufgefordert, tief einzuatmen und die Luft anzuhalten	Scheitel bis Hocker in Zentimeter	
Beinlänge	- Rückenlage mit abgelegten Beinen - Der Testende ertastet den Beckenkamm und legt das Maßband an. Von dort in einer geraden Linie bis zum gleichseitigen Sprunggelenk (Knöchel) wird der Abstand gemessen.	Beckenkamm bis medialen Knöchel in Zentimeter	
Spannweite	- in Bauchlage legt sich die Testperson auf den Hallenboden, sodass ihre linken Fingerspitzen sich an der Wand befinden und sich der Schultergürtel waagerecht auf einem Maßband befindet. - Die Arme streckt die Testperson auf Höhe des Schultergürtels (90° zum Rumpf) von sich. - Bei korrekter Position erfolgt die Messung.	Waagerechte Strecke von Fingerspitze links bis Fingerspitze rechts in Zentimeter	
Reichweite beidarmig	- aufrechter Stand (barfuß) mit Blick zur Wand - Fußspitzen berühren die Wand als Referenz - Ferse darf nicht vom Boden angehoben werden. - Die Testperson versucht beidarmig so hoch wie möglich das Maßband zu berühren.	Fingerspitzen links & rechts bis Sohle in Zentimeter	

Station 2: Gleichgewichtstests

Test	Beschreibung	Parameter	WDH
Double- to Single Leg Stance	*Ausgangsposition:* - Schuhe inkl. Moticon Insole - aufrechter beidbeiniger Stand auf KMP mit den Händen in die Hüfte gestützt - Augen werden geschlossen *Ausführung:* - Ausgangsposition für 13 Sekunden halten - Nach 13 Sekunden erfolgt ein akustisches Signal `Go´, welches das Anheben eines Beines bedeutet (Hüfte mind. 45°). - Der Einbeinstand soll für weitere 13 Sekunden gehalten werden. 1. & 2. Durchgang rechts als Standbein 3. & 4. Durchgang links als Standbein	CoP & vGRF	2
Y-Balance Test	*Ausgangsposition:* - Schuhe inkl. Moticon Insole (Messung ausschließlich über Insole3) - stehend auf einer vorbereiteten Y-Markierung - Hände in die Hüfte gestützt mit dem Standbein in der Mitte des Ypsilons - Ferse des Standbeins bleibt während der Durchführung am Boden *Ausführung:* - Spielbein soll so weit wie möglich in die vorgegebenen Richtungen (R1 = anterior, R2 = posterior-medial, R3 = posterior-lateral) bewegt werden, ohne aktiv den Boden zum Stützen zu nutzen - Wechsel des Standbeins nach allen Durchgängen	Druck der Sensoren 1-16 & CoP	

Station 3: Knie-Hüft-Kontroll-Tests

Test	Beschreibung	Parameter	WDH
Overhead Squat	*Ausgangsposition:* - Schuhe inkl. Moticon Insole - schulterbreiter Stand mit Ausdrehen der Zehenspitze bis zu einem Winkel von 15° *Griffbreite:* - Die Stange wird auf dem Kopf platziert und so gegriffen, dass in den Ellenbogen ein Winkel von 90° ist. Anschließend wird die Stange über Kopf gehoben und die Arme fixiert. - Stange ist über dem Hinterkopf und dem oberen Rücken *Ausführung:* - Die Testperson geht so tief wie möglich in die Kniebeuge (mind. 90 Grad) ohne umzufallen - Füße bleiben flach auf dem Boden, die Ellenbogen gestreckt und die Stange über dem Kopf	vGRF CoP Winkel Drehmoment Druck der Sensoren 1-16	3
Drop to Vertical Jump	*Ausgangsposition:* - Schuhe inkl. Moticon Insole - aufrechter, hüftbreiter Stand auf einer 30cm hohen Box in einer athletischen Grundposition *Ausführung:* - aus 30cm Höhe wird auf eine 30cm entfernte Markierung auf der KMP gesprungen - Die Testperson soll die Landung durch Beugung der Sprung-, Knie- und Hüftgelenke abfedern - ohne Pause ist ein explosiver Counter-Movement-Jump senkrecht in die Höhe zu absolvieren (flüssige Bewegung, die ineinander übergehen) - Die Landung soll abgefedert und in der tiefsten Position für 2 Sekunden gehalten werden 1. Durchgang: beidbeinig (bilateral) 2. Durchgang: einbeinig (unilateral) rechts 3. Durchgang: einbeinig (unilateral) links		

Station 4: volleyballspezifischer Leistungstest

Test	Beschreibung	Parameter	WDH
Spike Jump	*Ausgangsposition:* - Schuhe inkl. Moticon Insole - Ziel: Stemmschritt inkl. Landung auf der KMP - athletische Grundposition mit individuellem Abstand zur KMP, um das Ziel zu erreichen *Ausführung:* - Anlauf mit drei Schritten - Abschluss des Anlaufs mit einem Stemmschritt (verschiedene Formen des Aufsetzens der Füße und ihrer Stellung zueinander sind möglich; beide KMP müssen jeweils mit einem Bein getroffen werden) - Während des Anlaufes sind die Arme als Schwungelement zu nutzen - Absprung und Landung auf der KMP 1. Durchgang: Stemmschritt rechts 2. Durchgang: Stemmschritt links	vGRF CoP Winkel Drehmoment Druck der Sensoren 1-16	3

Anhang C: Parameterübersicht (gesamt)

Kategorie	Unterkategorie	Parameter	Einheit
Testbatterie der Präventionsdiagnostik	Anthropometrie	Geschlecht	m/w/d
		Alter	Geburtsjahr
		Körpergröße	cm
		Körpergewicht	kg
		Sitzhöhe	cm
		Beinlänge	cm
		Spannweite	cm
		Reichweite beidarmig	cm
	Double- to Single-Leg Stance	Bodenreaktionskräfte Center of Pressure Winkel Drehmomente Druck pro Sensor	Newton [N] Zentimeter [cm] Grad [°] Newtonmeter [Nm] Pascal [Pa]/[N/cm^2]
	Y-Balance Test		
	Overhead Squat		
	Drop to Vertical Jump		
	Spike Jump		

Kategorie	Unterkategorie	Parameter	Einheit
Belastungsmanagement erfasst in der IDA	Tagesfragen	Schlafqualität	Skala 0-10
		Muskulärer Zustand	Skala 0-10
		Emotionale Ausgeglichenheit	Skala 0-10
		Körperliche Leistungsfähigkeit	Skala 0-10
		Mentale Leistungsfähigkeit	Skala 0-10
		Bestehende körperliche Beschwerden?	Lokalität der Beschwerde
		Wie stark beeinflusst dich der Schmerz?	Skala 0-10
		Art der Verletzung	Erst-, Rezidivverletzungen
	Parameter der Trainingseinheit	Belastungsintensität	Skala 0-10
		Sprungintensität	keine; gering; mittel; hoch
		Anzahl der Sprünge	Anzahl = n
		Subjektive Einschätzung	Skala 0-10
	Parameter an Spieltagen	Dauer	Minuten
		Spielausgang	gewonnen; verloren
		Anzahl der Sätze	Anzahl (n)
		Einsatzzeit in Sätze	Minuten

Kategorie	Parameter	Variable	
Sportmedizinische Daten	Zeitpunkt	Datum	
	Klassifizierung des Verletzungstyps	Frakturen und Knochenbeanspruchung	Frakturen andere Knochenverletzungen
		Gelenk und Bänder	Verrenkung/Subluxation Verstauchung/Bandverletzung Läsion des Meniskus oder Knorpels
		Muskel und Sehne	Muskelriss/Zerrung/Krampf Sehnenverletzung/Risse/Tendinosis/Schleimbeutelentzündung
		Prellungen	Hämatom/Kontusion/Bruise
		Risswunde und Hautläsion	Abrasion, Risswunde
		Zentrales/peripheres Nervensystem	Gehirnerschütterung, Nervenverletzung
	Verletzungsmechanismus	Wie ist es passiert? Kontakt oder kein-Kontakt?	
	Lokalität der Verletzung	Obere Extremitäten	Schulter, Ellenbogen, Unterarm ,Handgelenk , Hand/Finger/Daumen
		Rumpf	Sternum/Rippen/BWS, Bauch, LWS/Hüfte/Sacrum
		Untere Extremitäten	Hüfte, Adduktoren, Knie, Unterschenkel/Achillessehne, Sprunggelenk
	Dauer der Abwesenheit	Zeit	

Anhang D: Exportvariablen der Messsysteme (Übersicht)

Parameter	Einheit	Komponenten	Qualisys	KMP	Insole3
Zeit	s	t	✓	✓	✓
CoP	mm	X, Y	⟳	✓	–
CoP (normiert)	–	X, Y	–	–	✓
Bodenreaktionskräfte	N	X, Y, Z	⟳	✓	–
Gesamtkraft	N	resultierend	–	–	✓
Momente	Nm	X, Y, Z	⟳	✓	–
Druckbereich	N/cm²	Sensor 1-16	–	–	✓
Drehrate	°/s	X, Y, Z	–	–	✓
Beschleunigung	m/s²	X, Y, Z	–	–	✓
Segmentposition	mm	X, Y, Z	✓	–	–
Gelenkmomente	Nm/kg	X, Y, Z	✓	–	–
Gelenkwinkel	°	X, Y, Z	✓	–	–
Gelenkrotation	°	X, Y, Z	✓	–	–

Legende

✓ Parameter direkt exportiert

⟳ Abgeleitet aus Daten eines anderen Messsystems

– Parameter nicht exportiert/nicht verfügbar

Anmerkung: Qualisys-Parameter beziehen sich auf die Gelenke Sprunggelenk und Knie (jeweils rechts/links); Moticon-Parameter basieren auf Insole-Messungen der Moticon OpenGo Insole3 (jeweils links/rechts); KMP = Kraftmessplatte; Der CoP sowie die vertikale Bodenreaktionskraft wurden in Qualisys aus den KMP-Rohdaten abgeleitet

Anhang E: Bland-Altman-Statistik CoP *Mean Velocity* [mm/s]

Aufgabe	N	Seite	*Mean Velocity* (± SD)		Bland-Altman		Spearman
			KMP	Insole3	BIAS [mm/s] (95% LoA)	BIAS [%]	ρ
DSLS links	36	L	83,31 (± 30,24)	58,96 (± 21,88)	-24,35 (-57,75; 9,04)	-29,23	0.759**
DSLS rechts	36	R	74,34 (± 19,37)	47,69 (± 13,23)	-26,65 (-57,36; 4,07)	-35,84	0.711**
OVH	32	L	79,54 (± 21,71)	74,31 (± 21,92)	-5,23 (-55,67; 45,22)	-6,58	0.420**
	38	R	95,38 (± 32,99)	74,61 (± 22,21)	-20,77 (-94,05; 52,50)	-21,77	0.355**
DVJ bilateral	38	L	325,31 (± 159,92)	152,41 (± 67,79)	-172,90 (-446,30; 100,51)	-53,14	0.573**
		R	353,33 (± 300,21)	147,12 (± 63,51)	-206,21 (-775,59; 363,17)	-58,36	0.462**
DVJ unilateral	38	L	318,44 (± 180,32)	179,98 (± 72,83)	-138,46 (-475,64; 198,72)	-43,49	0.260
		R	322,50 (± 164,47)	175,17 (± 64,71)	-147,33 (-453,00; 158,35)	-45,68	0.402**
SJ links	38	L	358,56 (± 210,95)	147,23 (± 66,22)	-211,33 (-581,99; 159,33)	-58,93	0.373**
		R	349,71 (± 186,33)	156,91 (± 84,86)	-192,80 (-512,09; 126,49)	-55,13	0.380**
SJ rechts	38	L	389,13 (± 208,36)	164,21 (± 81,19)	-224,92 (-570,47; 120,65)	-57,80	0.522**
		R	371,03 (± 196,60)	160,38 (± 77,56)	-210,65 (-529,15; 107,85)	-56,77	0.599**

† August 2021; p < 0.05; p < 0.001***

*N = Anzahl der Proband*innen, L = linker Fuß, R = rechter Fuß; SD = Standardabweichung (engl. Abkürzung), BIAS = systematischer Fehler, LoA = Übereinstimmungsgrenzen in Newton, ρ = Spearman-Korrelationsquotient*

Anhang F: Bland-Altman-Statistik CoP *Prediction Ellipse Area* [cm²]

Aufgabe	N	Seite	*Pred. Ellipse Area* (± SD)		Bland-Altman		Spearman
			KMP	Insole3	BIAS [cm²] (95% LoA)	BIAS [%]	ρ
DSLS links	36	L	45,63 (± 40,86)	26,89 (± 16,52)	-18,74 (-78,78; 41,48)	-41,07	0.566**
DSLS rechts	36	R	39,04 (± 17,15)	21,03 (± 8,60)	-18,01 (-46,14; 10,12)	-46,13	0.659**
OVH	32	L	66,39 (± 80,66)	19,16 (± 13,33)	-47,23 (-208,28; 113,82)	-71,15	0.204
	38	R	87,12 (± 93,44)	17,92 (± 11,41)	-69,20 (-257,76; 119,36)	-79,45	0.152
DVJ bilateral	38	L	98,69 (± 72,58)	11,49 (± 8,18)	-87,20 (-227,32; 52,91)	-88,36	0.271
		R	110,58 (± 188,65)	11,74 (± 9,42)	-98,84 (-469,26; 271,59)	-89,40	0.251
DVJ unilateral	38	L	52,84 (± 61,57)	13,46 (± 11,00)	-39,38 (-158,87; 80,11)	-74,55	0.050
		R	41,39 (± 38,60)	10,38 (± 7,30)	-31,01 (-104,60; 42,59)	-74,93	0.437**
SJ links	38	L	154,95 (± 202,75)	16,74 (± 15,18)	-138,21 (-535,02; 258,61)	-89,20	0.319
		R	174,38 (± 343,08)	14,02 (± 9,37)	-160,36 (-832,34; 511,60)	-91,96	0.438**
SJ rechts	38	L	177,20 (± 189,92)	15,66 (± 15,32)	-161,54 (-526,25; 203,17)	-91,16	0.465**
		R	134,82 (± 130,40)	14,27 (± 11,68)	-120,55 (-371,60; 130,49)	-89,40	0.388**

† August 2021; p < 0.05; p < 0.001***

*N = Anzahl der Proband*innen, L = linker Fuß, R = rechter Fuß; SD = Standardabweichung (engl. Abkürzung), BIAS = systematischer Fehler, LoA = Übereinstimmungsgrenzen in Newton, ρ = Spearman-Korrelationsquotient*

Anhang G: Bland-Altman-Statistik CoP *Sample Entropy*

Aufgabe	N	Seite	*Sample Entropy* (± SD)		Bland-Altman		Spearman
			KMP	Insole3	BIAS [cm²] (95% LoA)	BIAS [%]	ρ
DSLS links	36	L	0,17 (± 0,04)	0,14 (± 0,04)	-0,03 (-0,14; 0,07)	-17,6	0.129
DSLS rechts	36	R	0,16 (± 0,03)	0,11 (± 0,04)	-0,05 (-0,16; 0,05)	-31,3	0.076
OVH	32	L	0,09 (± 0,04)	0,13 (± 0,03)	-0,04 (-0,06; 0,13)	-44,4	0.151
	38	R	0,09 (± 0,04)	0,13 (± 0,03)	-0,04 (-0,06; 0,13)	-44,4	0.188
DVJ bilateral	38	L	0,15 (± 0,09)	0,22 (± 0,12)	0,07 (-0,20; 0,34)	-46,7	0.205
		R	0,17 (± 0,10)	0,18 (± 0,10)	0,02 (-0,23; 0,26)	-5,9	0.317
DVJ unilateral	38	L	0,23 (± 0,12)	0,27 (± 0,14)	0,05 (-0,22; 0,32)	-17,4	0.526**
		R	0,23 (± 0,12)	0,28 (± 0,17)	0,04 (-0,32; 0,40)	-21,7	0.284
SJ links	38	L	0,12 (± 0,09)	0,20 (± 0,12)	0,08 (-0,17; 0,33)	-66,7	0.228
		R	0,12 (± 0,08)	0,21 (± 0,11)	0,09 (-0,11; 0,30)	-75,0	0.429**
SJ rechts	38	L	0,12 (± 0,06)	0,22 (± 0,12)	0,10 (-0,14; 0,35)	-83,3	0.081
		R	0,13 (± 0,08)	0,22 (± 0,10)	0,09 (-0,12; 0,30)	-69,2	0.219

† August 2021; p < 0.05; p < 0.001***

*N = Anzahl der Proband*innen, L = linker Fuß, R = rechter Fuß; SD = Standardabweichung (engl. Abkürzung), BIAS = systematischer Fehler, LoA = Übereinstimmungsgrenzen in Newton, ρ = Spearman-Korrelationsquotient*

Anhang H: Statistische Kenngrößen der Modellgüte für *Elastic Net* (λ_{1se})

Overhead Squat

Seite	Zielvariable	N	SD	RMSE	RMSE/SD	R^2 (CV)	⌂ [%]
R	SG JM_Y	32	5.94	4.882	0.822	0.324	17.78
L	SG JM_X	32	3.75	3.667	0.977	0.045	2.28
L	SG $JAng_X$	32	3.62	3.583	0.991	0.018	0.89
L	Knie JM_X	32	9.87	9.960	1.009	-0.018	-0.89
R	Knie JM_Y	32	12.68	12.868	1.014	-0.029	-1.44
R	SG JM_Z	32	6.79	6.891	1.015	-0.030	-1.50
L	Knie $JAng_X$	32	10.81	10.973	1.015	-0.031	-1.53
R	Knie $JAng_Y$	32	3.43	3.480	1.016	-0.031	-1.56
R	Knie $JAng_X$	32	10.79	10.963	1.016	-0.032	-1.58
L	Knie $JAng_Y$	32	3.68	2.502	1.018	-0.036	-1.67
R	Knie JM_Z	32	7.72	7.858	1.018	-0.036	-1.77
L	Knie JM_Y	32	4.56	11.814	1.018	-0.037	-1.79
R	Knie JM_X	32	2.46	11.292	1.019	-0.038	-1.80
L	Knie JM_Z	32	11.60	4.395	1.020	-0.040	-1.82
R	SG $JAng_X$	32	11.08	3.743	1.017	-0.034	-1.86
R	SG JM_X	32	5.80	4.639	1.018	-0.036	-1.90
L	SG JM_Y	32	3.30	5.908	1.019	-0.038	-2.00
L	SG JM_Z	32	4.31	3.363	1.020	-0.040	-2.00
L	SG $JAng_Y$	32	2.24	2.284	1.022	-0.044	-2.16
R	SG $JAng_Y$	32	1.55	1.590	1.029	-0.058	-2.88

*L = Links; R = Rechts; SG = Sprunggelenk; JM = engl. Joint Moment; JAng = engl. Joint Angle, N = Anzahl der Proband*innen; SD = engl. Standarddeviation; RMSE = engl. Root Mean Square Error; CV = engl. Cross-Validation; R^2 (CV) = kreuzvalidiertes Bestimmtheitsmaß (angegeben ist der mittlere R^2-Wert über alle Validierungsfolds)*

Drop Vertical Jump (bilateral)

Seite	Zielvariable	N	SD	RMSE	RMSE/SD	R^2 (CV)	⌂ [%]
L	SG JM_Y	38	22.15	17.995	0.812	0.340	18.77
R	Knie JM_Y	38	43.18	39.360	0.912	0.169	8.85
R	SG JM_Y	38	21.86	19.963	0.913	0.166	8.66
L	SG $JAng_X$	38	8.01	7.868	0.982	0.036	1.83
R	SG JM_X	38	11.61	11.413	0.983	0.034	1.70
L	Knie JM_Y	38	46.72	46.327	0.992	0.017	0.85
L	Knie $JAng_X$	38	9.74	9.782	1.004	-0.008	-0.38
L	SG JM_X	38	11.33	11.391	1.006	-0.011	-0.56
L	Knie $JAng_Y$	38	8.22	2.259	1.010	-0.021	-0.83
R	Knie $JAng_X$	38	2.24	10.812	1.011	-0.021	-1.02
L	Knie JM_X	38	10.70	27.920	1.011	-0.022	-1.06
R	SG $JAng_X$	38	3.16	8.287	1.008	-0.017	-1.11
R	Knie $JAng_Y$	38	27.61	2.309	1.012	-0.023	-1.12
L	Knie JM_Z	38	2.28	9.757	1.012	-0.025	-1.16
R	Knie JM_Z	38	1.67	13.106	1.019	-0.038	-1.19
R	Knie JM_X	38	9.64	29.959	1.019	-0.039	-1.24
L	SG $JAng_Y$	38	8.53	3.190	1.011	-0.022	-1.41
R	SG $JAng_Y$	38	11.01	1.693	1.012	-0.024	-1.65
L	SG JM_Z	38	12.86	8.653	1.014	-0.028	-1.89
R	SG JM_Z	38	29.40	11.187	1.017	-0.033	-1.91

*L = Links; R = Rechts; SG = Sprunggelenk; JM = engl. Joint Moment; JAng = engl. Joint Angle, N = Anzahl der Proband*innen; SD = engl. Standarddeviation; RMSE = engl. Root Mean Square Error; CV = engl. Cross-Validation; R^2 (CV) = kreuzvalidiertes Bestimmtheitsmaß (angegeben ist der mittlere R^2-Wert über alle Validierungsfolds)*

Drop Vertical Jump (unilateral)

Seite	Zielvariable	N	SD	RMSE	RMSE/SD	R^2 (CV)	⌂ [%]
R	SG $JAng_Y$	38	2.65	2.600	0.981	0.037	1.89
R	SG $JAng_X$	38	34.85	6.458	1.010	-0.020	-0.68
R	Knie JM_X	38	9.31	35.083	1.007	-0.014	-0.82
R	SG JM_Z	38	6.84	9.277	1.012	-0.024	-0.82
L	Knie JM_Z	38	6.39	9.388	1.008	-0.016	-1.01
L	Knie $JAng_X$	38	9.17	6.893	1.008	-0.016	-1.21
L	Knie $JAng_Y$	38	2.63	2.662	1.013	-0.026	-1.30
R	Knie JM_X	38	24.80	24.629	1.014	-0.028	-1.39
R	Knie $JAng_X$	38	2.63	5.535	1.014	-0.028	-1.39
L	Knie $JAng_Y$	38	24.29	2.663	1.014	-0.028	-1.40
L	Knie JM_Z	38	5.46	11.248	1.015	-0.029	-1.40
L	SG JM_Y	38	11.09	25.147	1.014	-0.028	-1.45
R	Knie JM_Y	38	9.84	39.051	1.018	-0.037	-1.53
L	Knie JM_Y	38	12.33	38.664	1.019	-0.038	-1.58
L	SG JM_Z	38	29.17	9.987	1.015	-0.031	-1.60
R	SG JM_X	38	13.71	12.524	1.016	-0.032	-1.68
L	SG JM_Y	38	3.02	29.639	1.016	-0.032	-1.69
L	SG $JAng_Y$	38	38.35	3.072	1.017	-0.034	-1.82
R	SG JM_X	38	37.95	13.943	1.017	-0.034	-1.89
R	SG $JAng_X$	38	5.83	5.946	1.020	-0.040	-1.97

*L = Links; R = Rechts; SG = Sprunggelenk; JM = engl. Joint Moment; JAng = engl. Joint Angle, N = Anzahl der Proband*innen; SD = engl. Standarddeviation; RMSE = engl. Root Mean Square Error; CV = engl. Cross-Validation; R^2 (CV) = kreuzvalidiertes Bestimmtheitsmaß (angegeben ist der mittlere R^2-Wert über alle Validierungsfolds)*

***Spike Jump* (links)**

Seite	Zielvariable	N	SD	RMSE	RMSE/SD	R^2 (CV)	⌂ [%]
L	SG JM_Y	37	35.38	30.754	0.869	0.244	13.07
R	SG JM_Y	37	33.97	32.041	0.943	0.110	5.67
L	SG JM_X	37	12.84	12.998	1.012	-0.025	-1.23
R	SG $JAng_X$	37	25.39	10.667	1.015	-0.030	-1.36
L	Knie JM_X	37	3.11	25.736	1.014	-0.027	-1.39
L	SG JM_Z	37	45.91	9.712	1.016	-0.032	-1.45
R	SG $JAng_Y$	37	10.51	2.167	1.016	-0.032	-1.51
L	SG $JAng_Y$	37	10.47	2.766	1.016	-0.033	-1.51
R	SG JM_Z	37	22.73	20.032	1.016	-0.033	-1.52
L	Knie $JAng_Y$	37	43.88	3.158	1.014	-0.028	-1.53
R	Knie JM_Y	37	19.02	46.574	1.014	-0.029	-1.55
L	Knie JM_Z	37	9.56	10.624	1.015	-0.030	-1.57
L	SG $JAng_X$	37	2.13	10.734	1.017	-0.034	-1.58
L	Knie JM_Y	37	19.71	44.554	1.015	-0.031	-1.61
R	Knie JM_Z	37	2.72	23.073	1.015	-0.031	-1.62
R	SG JM_X	37	10.55	15.135	1.017	-0.035	-1.70
R	Knie $JAng_X$	37	18.23	19.318	1.016	-0.031	-1.70
L	Knie $JAng_X$	37	14.88	18.543	1.017	-0.034	-1.73
R	Knie JM_X	37	24.31	24.743	1.018	-0.036	-1.78
R	Knie $JAng_Y$	37	3.07	3.138	1.021	-0.043	-2.11

*L = Links; R = Rechts; SG = Sprunggelenk; JM = engl. Joint Moment; JAng = engl. Joint Angle, N = Anzahl der Proband*innen; SD = engl. Standarddeviation; RMSE = engl. Root Mean Square Error; CV = engl. Cross-Validation; R^2 (CV) = kreuzvalidiertes Bestimmtheitsmaß (angegeben ist der mittlere R^2-Wert über alle Validierungsfolds)*

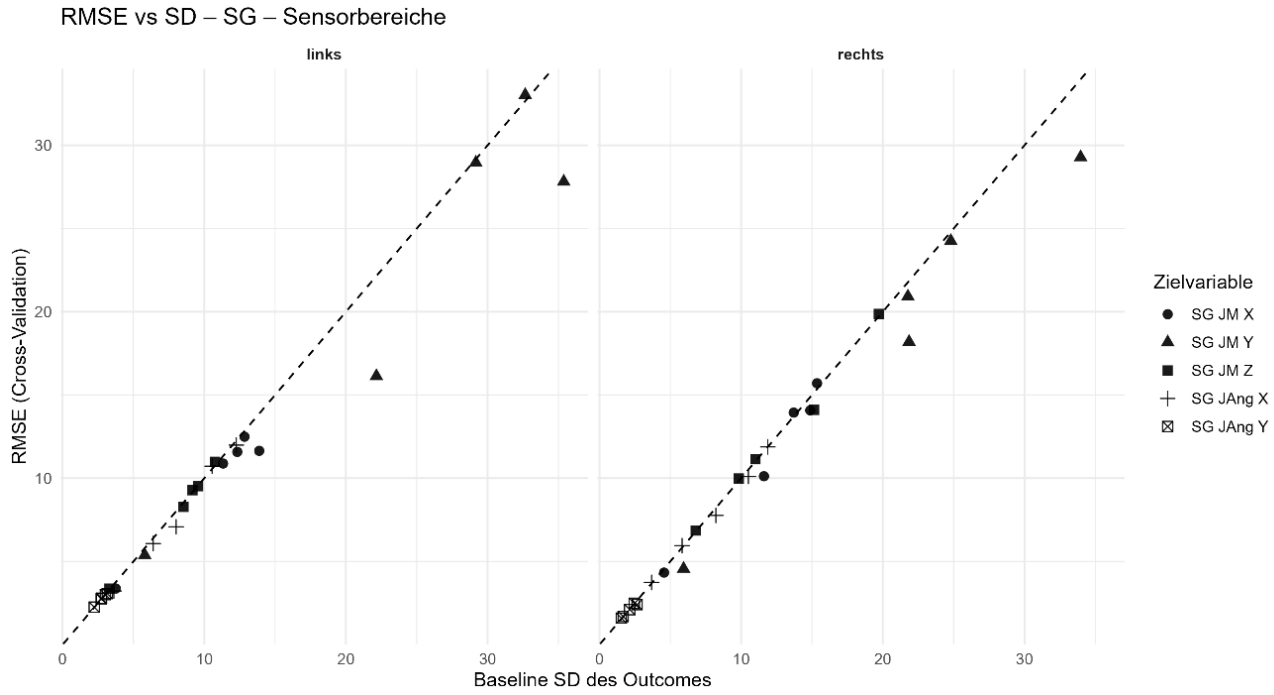
***Spike Jump* (rechts)**

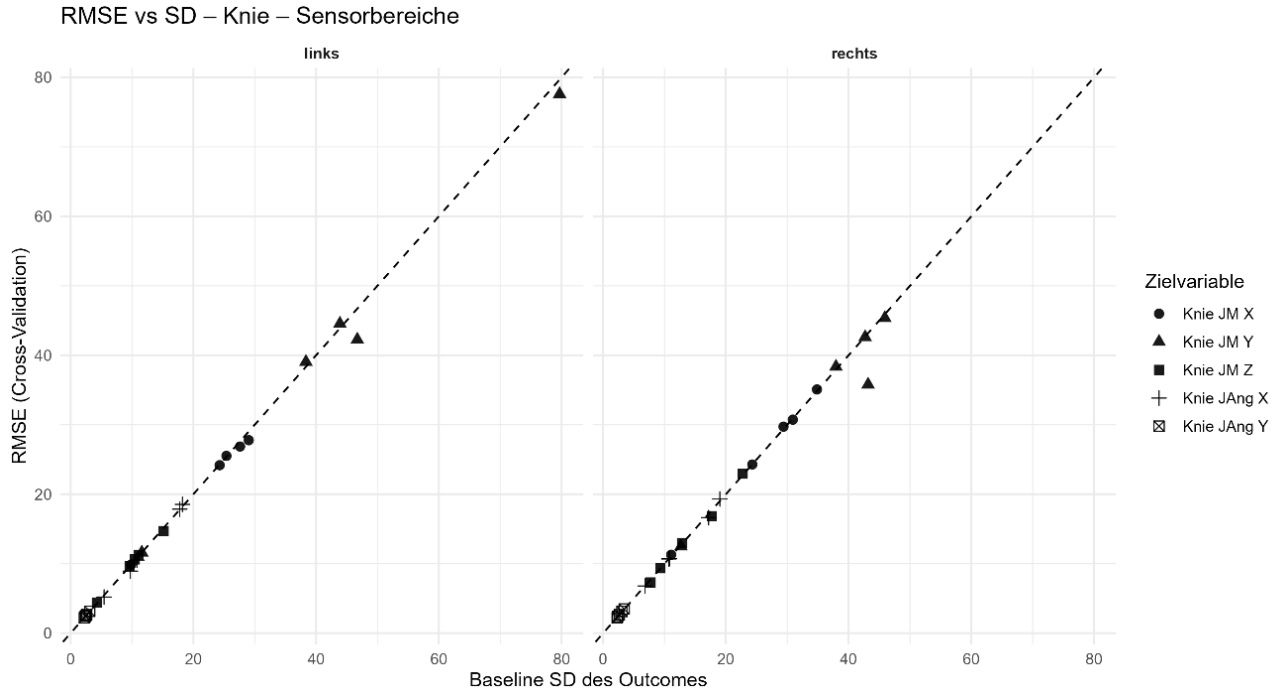
Seite	Zielvariable	N	SD	RMSE	RMSE/SD	R^2 (CV)	⌂ [%]
L	SG JM_X	38	13.88	12.983	0.935	0.125	6.46
R	SG $JAng_Y$	38	2.46	2.482	1.010	-0.020	-0.99
R	SG JM_Z	38	15.15	15.333	1.012	-0.024	-1.18
R	SG JM_Y	38	21.77	22.045	1.012	-0.025	-1.24
L	SG JM_Y	38	2.37	33.083	1.013	-0.026	-1.29
L	SG $JAng_Y$	38	32.66	2.786	1.014	-0.028	-1.30
L	SG $JAng_X$	38	2.75	12.443	1.015	-0.029	-1.40
R	SG $JAng_X$	38	12.26	12.075	1.016	-0.032	-1.46
R	Knie $JAng_Y$	38	17.19	2.397	1.013	-0.026	-1.47
R	Knie $JAng_X$	38	17.79	17.447	1.015	-0.030	-1.53
L	Knie $JAng_X$	38	11.89	18.065	1.015	-0.031	-1.60
L	Knie JM_X	38	29.04	29.504	1.016	-0.033	-1.61
L	Knie JM_Y	38	79.69	80.983	1.016	-0.033	-1.62
L	Knie $JAng_Y$	38	2.41	2.455	1.017	-0.034	-1.67
R	Knie JM_Z	38	17.70	17.995	1.017	-0.034	-1.68
R	Knie JM_Y	38	42.70	43.437	1.017	-0.035	-1.73
R	Knie JM_X	38	30.91	31.515	1.019	-0.039	-1.94
L	SG JM_Z	38	10.76	10.987	1.021	-0.043	-2.11
R	SG JM_Z	38	15.36	15.706	1.022	-0.045	-2.24
L	Knie JM_Z	38	15.15	15.509	1.024	-0.048	-2.36

*L = Links; R = Rechts; SG = Sprunggelenk; JM = engl. Joint Moment; JAng = engl. Joint Angle, N = Anzahl der Proband*innen; SD = engl. Standarddeviation; RMSE = engl. Root Mean Square Error; CV = engl. Cross-Validation; R^2 (CV) = kreuzvalidiertes Bestimmtheitsmaß (angegeben ist der mittlere R^2-Wert über alle Validierungsfolds)*

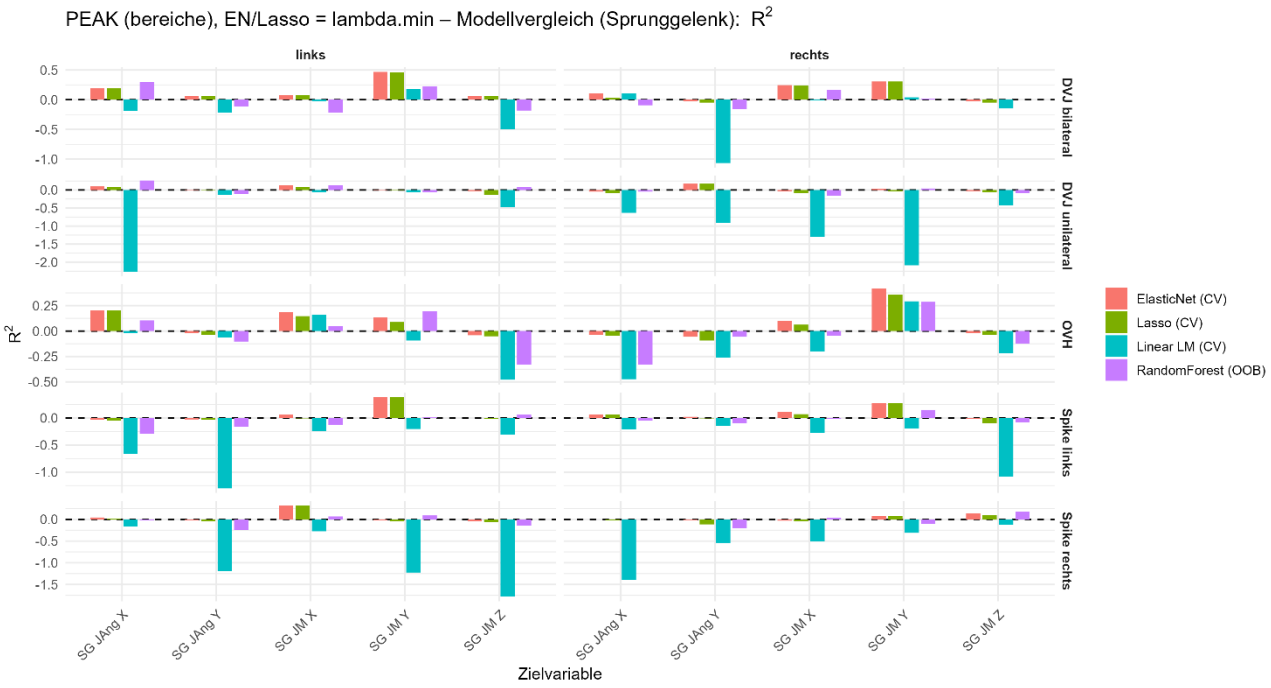
Anhang I: Modellierung von Risikofaktoren auf Basis der Sensorbereiche

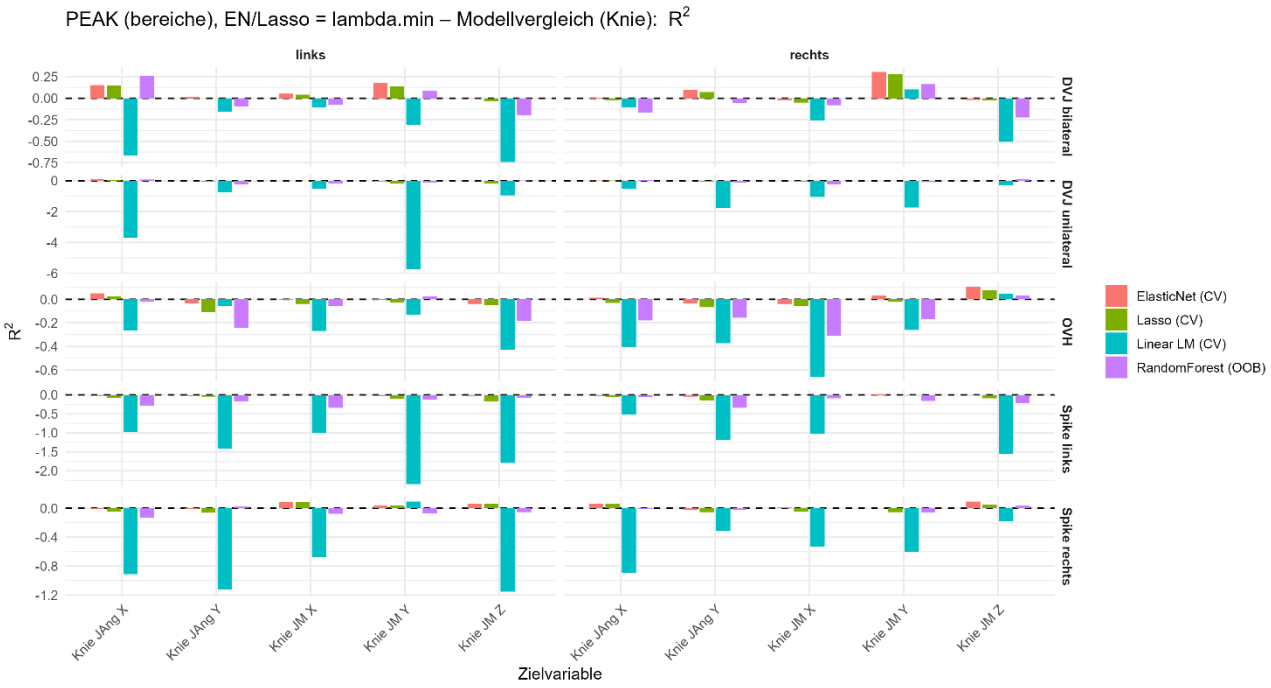
Baseline-Vergleich (RMSE/SD) des *Elastic-Net* (λ_{min})





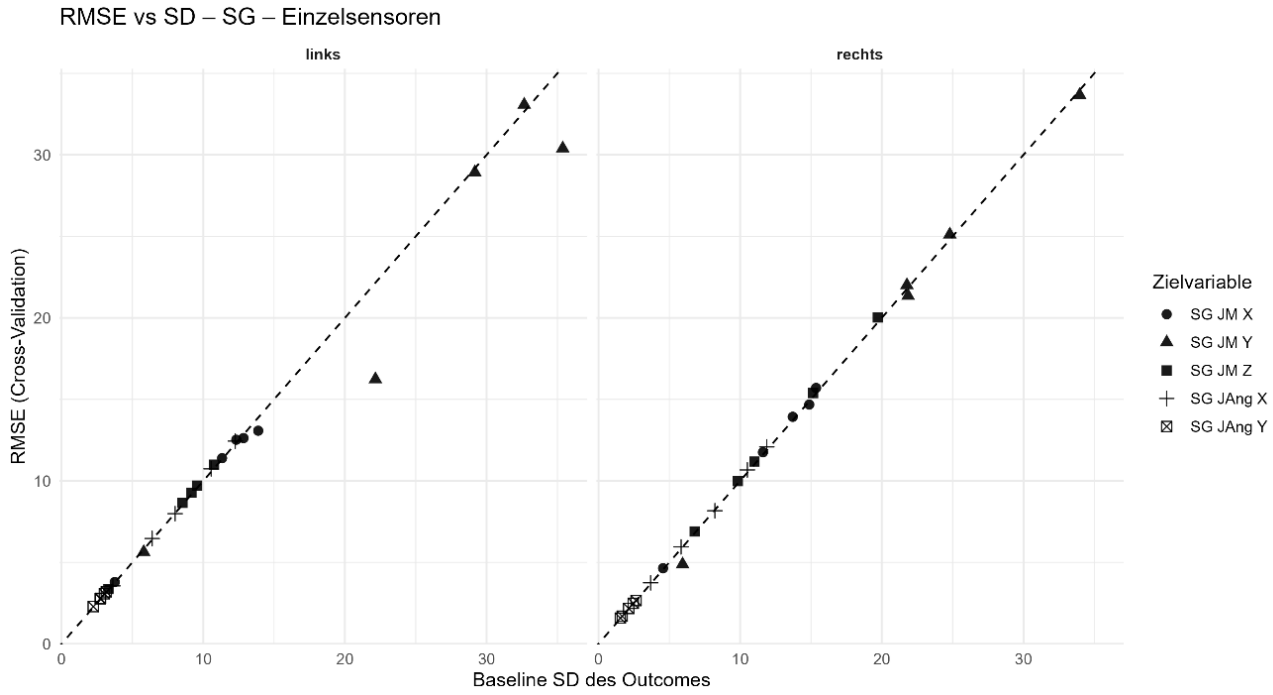
Modellvergleich

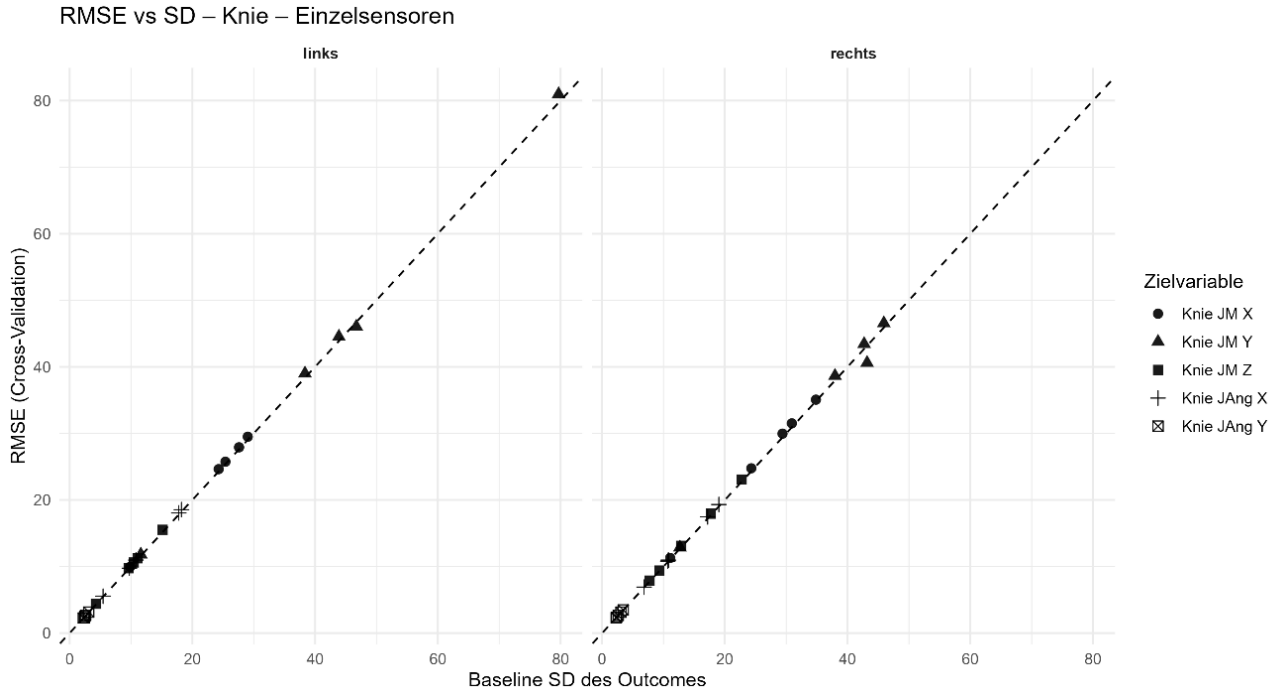
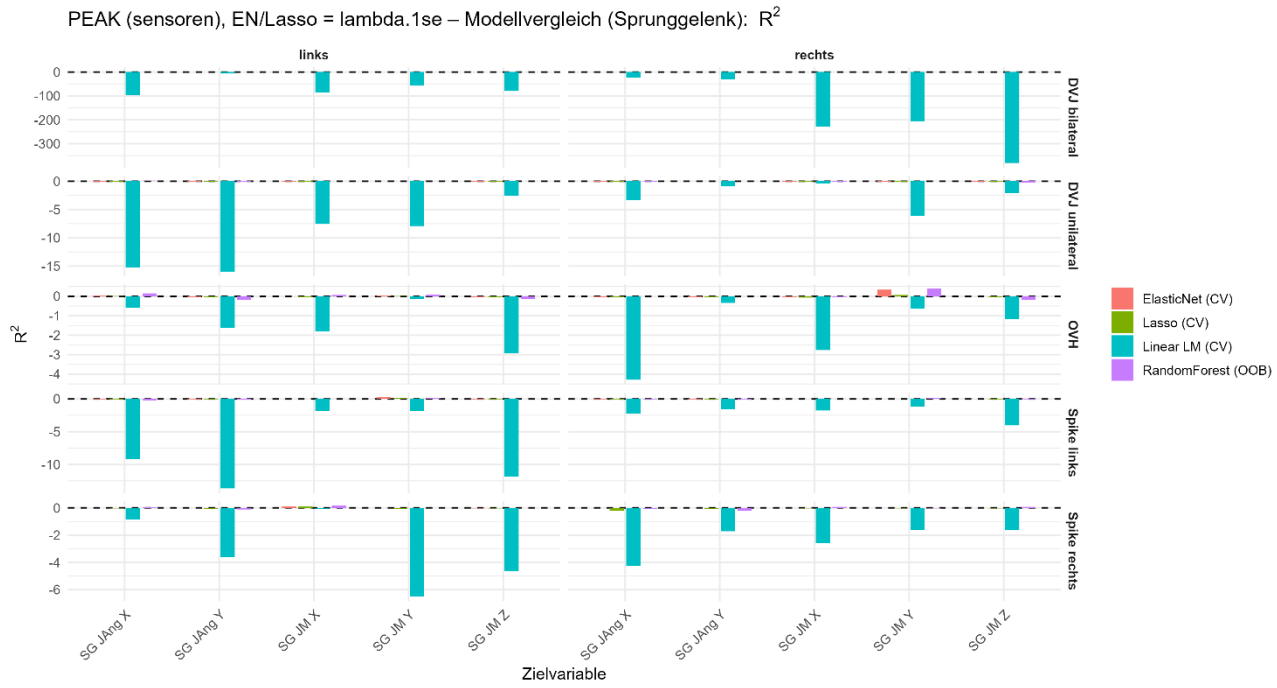
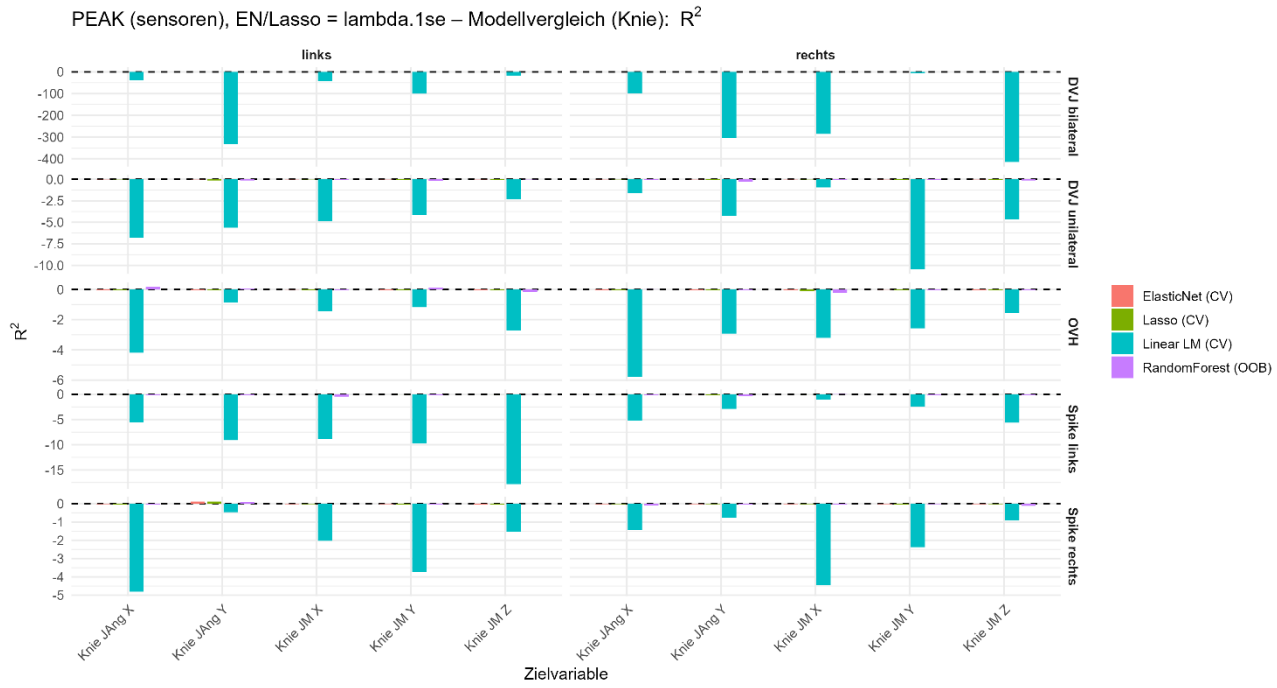




Anhang J: Modellierung von Risikofaktoren auf Basis der Einzelsensoren (λ_{1se})

Baseline-Vergleich (RMSE/SD) des *Elastic-Net* (λ_{1se})





Modellvergleich