



universität
wien

MASTERARBEIT / MASTER'S THESIS

Titel der Arbeit / Title of the Master's Thesis

„Literatur-Review zu Feedbacksystemen im Basketball“

verfasst von / submitted by

Seiringer Pino, Bakk.rer.nat.

angestrebter akademischer Grad / in partial fulfillment of the requirements for the degree of
Master of Science (MSc)

Wien, 2021 / Vienna, 2021

Studienkennzahl lt. Studienblatt /
degree programme code as it appears on
the student record sheet:

UA 066 826

Studienrichtung lt. Studienblatt /
degree programme as it appears on
the student record sheet:

Masterstudium Sportwissenschaft

Betreut von / Supervisor:

Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. Arnold Baca

Zusammenfassung

Hintergrund

Die Analyse von menschlichen Bewegungen ist ein wachsendes Forschungsgebiet im Bereich des Sports, die darauf abzielt, die Leistung von SportlerInnen zu verbessern, Verletzungen vorherzusagen oder Trainingsprogramme zu optimieren. Ziel dieser Arbeit war es, verschiedene Feedbacksysteme im Basketballsport und deren gemeinsame technische Charakteristika vorzustellen, sowie die Art und Weise der Präsentation von gewonnenen Kamera-, GPS- oder Sensordaten mit Hilfe von ausgewählten Studien zu beleuchten.

Ziele

Ziel dieser Arbeit ist es, sowohl einen Überblick über die verschiedenen Ansätze und die Theorie des motorischen Lernens in Zusammenhang mit den verschiedenen Arten der Feedbackgabe zu bieten, als auch technische Gemeinsamkeiten und Unterschiede von verschiedenen Feedbacksystemen im Basketballsport darzustellen.

Methode

Diese Masterarbeit ist eine systematische Überblicksarbeit. Studien wurden nach vorher festgelegten Suchkriterien und bestimmten Schlüsselwörtern in verschiedenen informatischen und medizinischen Literaturdatenbanken gefunden und bei der Erfüllung der jeweiligen Einschlusskriterien in die Analyse miteinbezogen. Diese Einschlusskriterien waren das Publikationsdatum nach dem Jahr 2000, die Verfassung in englischer oder deutscher Sprache und ein relevanter Studieninhalt für den Kontext von Feedbacksystemen im Basketballsport. Hierbei wurden Studien inkludiert, welche sowohl visuelle Darstellung verschiedener Parameter überprüften, Studien die Positionsdaten im Basketball analysierten und Studien, welche Systeme vorstellten, mit denen man verschiedene Sensordaten im Sport nutzen kann.

Resultate

Die Anzahl der identifizierten Datensätze durch die Datenbanksuche ergab 515 Studien. Nachdem die Datensätze anhand der Titelangaben und des Screenings des Abstracts aussortiert wurden, blieben 38 Studien zur Volltextuntersuchung über. Nach der Volltextuntersuchung wurden 18 weitere Studie ausgeschlossen, wodurch es letztendlich 20 Studien waren, die in den Literaturreview eingeschlossen wurden.

Schlussfolgerung

Die Interpretation und Vergleiche der Studien lassen die Konklusion zu, dass es vor allem im Wettkampf schwer ist, präzise Ergebnisse von nützlichen Feedbacksystemen darzulegen. Für den Trainingsbetrieb und allem voran für das motorische Lernen von basketballspezifischen Bewegungen wie dem Werfen, sowie für die Darstellung relevanter Daten für Coaches, TrainerInnen und ZuseherInnen scheinen jedoch nützliche Systeme vorhanden zu sein, deren Anwendung vom Amateur- bis in den professionellen Bereich sinnvoll sind.

Abstract

Background

The analysis of human movements is a growing field of research in sports, which aims to improve the performance of athletes, predict injuries or optimize training programs. The aim of this thesis was to present different feedback systems in basketball and their common technical characteristics, as well as to highlight the way in which camera, GPS or sensor data obtained from selected studies are presented.

Aim

The aim of this thesis is to give an overview of the different approaches and the theory of motor learning in connection with the different types of feedback, as well as to present technical similarities and differences between different feedback systems in basketball.

Methods

This master thesis is a systematic review. Studies were found according to pre-defined search criteria and specific keywords in various informatic and medical literature databases and were included in the analysis if the respective inclusion criteria were met. These inclusion criteria were the publication date after the year 2000, the study language in English or German and a relevant study content for the context of feedback systems in basketball sports. Included were studies that examined visual representations of various parameters, studies that analyzed positional data in basketball and studies that presented systems that can be used for various sensor data in sports.

Results

The number of data sets identified by the database search resulted in 515 studies. After the data records were sorted out based on the title information and the screening of the abstract, 38 studies for full-text analysis remained. After the full-text investigation, 18 further studies were excluded, which ultimately resulted in 20 studies being included in the literature review.

Conclusions

Interpretation and comparison of the studies lead to the conclusion that it is difficult, especially in competition, to present precise results of useful feedback systems. However, useful systems seem to be available for training and especially for motor learning of basketball-specific movements such as shooting, as well as for the presentation of relevant data for coaches, trainers and spectators. The application of these systems seems to be useful from the amateur to the professional level.

Inhalt

1	Einleitung.....	6
1.1	Problemstellung.....	7
1.2	Fragestellung.....	10
1.3	Zielsetzung.....	10
2	Feedback und Feedbacksysteme	12
2.1	Intrinsisches und extrinsisches Feedback	15
2.1.1	Intrinsisches Feedback	23
2.1.2	Extrinsisches Feedback.....	24
2.1.2.1	Knowledge of Results	25
2.1.2.2	Knowledge of Performance	27
2.2	Feedbackmodalitäten	29
2.2.1	Visuelles Feedback.....	30
2.2.2	Auditives Feedback	32
2.2.3	Haptisches Feedback.....	34
2.2.4	Multimodales Feedback	36
2.3	Feedbacksysteme in Ballsportarten.....	37
3	Methodik	44
3.1	Auswahlkriterien.....	45
3.2	Informationsquellen	46
3.3	Suche.....	46
4	Ergebnisse.....	49
4.1	Auswahl der Literatur	49
5	Diskussion.....	54
5.1	Zusammenfassung der Evidenz	54
5.1.1	Sensorsysteme.....	55
5.1.1.1	Kamerabasierte Analysesysteme	55
5.1.1.2	Trägheitsbasierte Messeinheiten (IMU), Beschleunigungs- und gyroskopische Sensoren	58
5.1.1.3	Virtual Reality	66
5.1.1.4	Positionserfassungssysteme.....	71
5.1.2	Erkennung von basketballrelevanten Daten	73

5.2	Sensor-Fusion	77
5.3	Limitationen der Erhebung von aktivitätsbezogenen Daten.....	80
5.3.1	Sportaktivitätsbasierte und allgemeinen Datenerhebung	81
5.3.2	Spezifische Problematiken der sportspezifischen Datenerhebung	82
5.4	Algorithmen zur Aktivitätserkennung.....	85
6	Schlussfolgerungen	91
7	Abbildungsverzeichnis.....	95
8	Literaturverzeichnis.....	97

1 Einleitung

Speziell im Basketballsport ist es von großer Bedeutung, Spielprozesse, SpielerInnenprofile und weitere technische und taktische Daten zu erheben, um sie auf die komplexe Trainingsplanung und -steuerung anwenden zu können und somit Coaches, SpielerInnen und ZuseherInnen einen Mehrwert zu bieten. Basketball ist eine komplexe Sportart, in der nicht nur technische, konditionelle und koordinative Fähigkeiten, sondern ebenfalls das Teamverhalten der einzelnen SpielerInnen zusammen entscheidend ist. Aufgrund der vielen leistungsrelevanten Komponenten des Basketballsports liegt es für Training und Wettkampf nahe, zu versuchen diese zu ordnen und einzeln mit Hilfe von verschiedenen Methoden messbar zu machen. In sämtlichen, vor allem technisch anspruchsvollen Sportarten steht SportlerInnen, sowie deren TrainerInnen eine große Anzahl an technischen Hilfsmitteln zur Analyse des sportlichen Handelns zur Verfügung. Diese Hilfsmittel umfassen in der Praxis verschiedene Positionserfassungs- und Kamerasysteme, verschiedene Sensoren zur trägheitsbasierten Messung von Bewegungen und der Einsatz von Virtual Reality Technologien. Aufgrund dieser Vielfalt an verschiedenen Systemen besteht das Verlangen diese zu klassifizieren und zu ordnen, um sie so sinnvoll wie möglich in Training und Wettkampf von AthletInnen zu implementieren, als auch das Erlernen von Sportarten für AnfängerInnen im Sinne des motorischen Lernens zu erleichtern.

Mannschaftssportarten sind prinzipiell sehr komplex zu beschreiben, da die SpielerInnen unter einer sehr breiten Palette von Umweltinformationen agieren und in Stresssituationen ständig komplexe Entscheidungen treffen müssen (Franks, 2000). Das dynamische Verhalten der SpielerInnen wird von Fähigkeiten charakterisiert, Handlungen von TeamkollegInnen und GegnerInnen zu identifizieren, zu interpretieren und sogar vorherzusagen. Daher ist die Datenerfassung mit Hilfe von Video- und von Computer-Tracking-Systemen äußerst sinnvoll, da so wichtige Informationen über Bewegungsmuster generiert werden können, die eine eingehende Analyse der sportlichen Bewegungshandlungen ermöglichen (Figueira, et al., 2018).

Aufgrund der verschiedenen Herangehensweisen an Feedbacksysteme im Basketballsport ist es sinnvoll, die vorhandene Literatur zusammen zu fassen, zu prüfen und anhand ihres Inhalts zu analysieren. Das Hauptmotiv dieses Literatur-Reviews ist es, bestehende Systeme vorzustellen, eine kritische und systematische Übersicht zu den vorhandenen Arbeiten zu bieten und eventuell bestehende Wissenslücken aufzuweisen und durch die präsentierte Literatur zu füllen.

Weiters sollen etwaige Mängel vorhandener Untersuchungen und Wissenslücken mit einer breit gefächerten Basis an Informationen des aktuellen Wissensstands beschrieben werden und in weiterer Folge neue Forschungsansätze genannt werden.

Folgend werden vier wichtige Punkte mit Fragestellungen genannt, deren Beantwortung Schritt für Schritt zur Erstellung der Inhalte des Reviews helfen:

1. Forschungsziele: In Kapitel 1.3 wird erläutert, was versucht wird zu erforschen und welche Wissenslücken dadurch gefüllt werden.
2. Methoden: Kapitel 3 erläutert, wie vorgegangen wird, um die Ziele zu erreichen (Methoden, Tests, Analysen, usw.)
3. Ergebnisse: Kapitel 4 beschreibt, welche Ergebnisse in Relation zum Ziel gefunden wurden?
4. Schlussfolgerungen: Kapitel 6 beleuchtet letztendlich die Bedeutung und Aussage der gefundenen Ergebnisse (Maier, 2013)

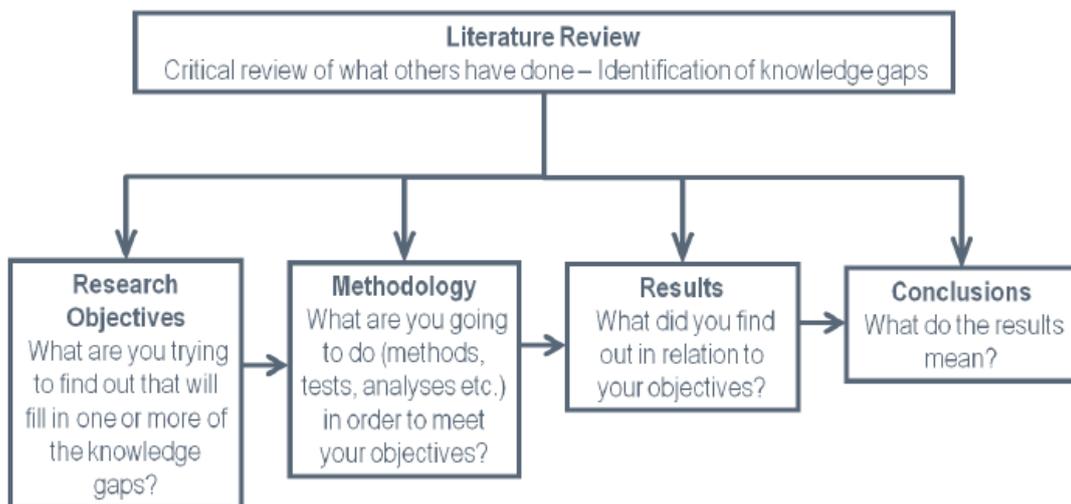


Abbildung 1: Konzeptionelle Darstellung der Auswirkungen des Literaturberichts auf Ziele, Methodik, Ergebnisse und Schlussfolgerungen (Maier, 2013)

1.1 Problemstellung

Der erste Schritt im Prozess ist die Identifizierung der Problemdomäne in dem Forschungsgebiet, in dem die Arbeit einen Beitrag leistet, welche sich in Kapitel 1.1 befindet. Dieser Schritt ist von entscheidender Bedeutung, da so verschiedene Argumentationslinien in Bezug auf die Neuartigkeit und Bedeutung des bestimmten Forschungsbereichs entwickelt werden können (Maier, 2013). Die grundlegende Problemdomäne stellt in dieser Arbeit die fehlende Übersicht über verschiedene Arten von Feedbacksystemen im Basketballsport dar und wird im kommenden Kapitel genauer beschrieben. Nach der Definition der bestehenden Problematik wird eine kritische

Auseinandersetzung mit der Literatur durchgeführt. Dies erfolgt durch die Kategorisierung oder Gruppierung der großen Forschungsthemen, die in den Problembereich fallen (hier die Übersicht der bestehenden Feedbacksysteme, die Darstellung von Ergebnissen, usw.). Als nächstes wird ein kritischer Vergleich der Arbeiten innerhalb dieser Kategorien erstellt (z.B. die Vor- und Nachteile von verschiedenen Ansätzen, die in verschiedenen Arbeiten verwendet wurden). Dies ist von entscheidender Bedeutung, um Wissenslücken und Forschungsbedürfnisse identifizieren zu können, die die Motivation und Rechtfertigung für die aktuelle Arbeit liefern. Die Überprüfung der Literatur wird direkt mit den Forschungszielen verknüpft, welche auch explizit dargelegt werden. Das bedeutet in der Praxis, dass die Literatur bereits in Richtung Beantwortung der Forschungsfragen bearbeitet und interpretiert wird (Maier, 2013).

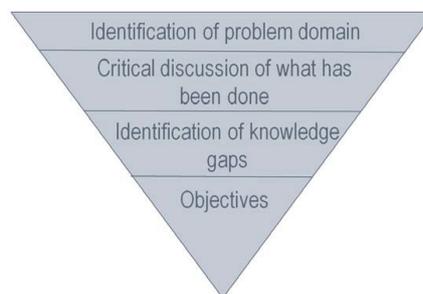


Abbildung 2: Konzept der „umgekehrten Pyramide“ der Schritte zur Verfassung eines Literatur-Reviews (Maier, 2013)

Die umgekehrte Pyramide in Abbildung 1 zeigt den verstärkten Fokus des Reviews von der Definition des Problembereichs (oberster Balken) über die kritische Auseinandersetzung mit der bereits vorhandenen Literatur in diesem Bereich (zweiter Balken) bis hin zur Ermittlung des Forschungsbedarfs und der Wissenslücken in der Literatur (dritter Balken), bis hin zu einer klaren Aussage über die Forschungsziele, die die festgestellten Wissenslücken, welche in 1.1 und 1.2 definiert sind und Forschungsbedürfnisse als Teil des kritischen Reviews der Literatur beseitigen. Abbildung 2 zeigt die konzeptionelle Darstellung des Literatur-Reviews anhand seiner einzelnen Bausteine.

Viele in der Praxis verwendeten Methoden für die Analyse von Matchdaten basieren auf der Untersuchung von Metriken, die Trends und Durchschnitte über einen langen Zeitraum darstellen. Diese Metriken sollen die Leistungen von Teams, aber auch individuellen AthletInnen widerspiegeln. Das Problem mit diesen Metriken ist, dass je mehr Daten zu Verfügung stehen, diese

naturgemäß immer schwieriger zu verstehen und zu interpretieren sind und selbst die Kondensation in einzelne Metriken oft nicht genug ist, um die vorhandenen Datenmengen beherrschen zu können. Eine typische Auswertung eines Spieles in Form einer Tabelle beinhaltet bis zu 26 Zeilen (d.h. die maximale Anzahl von Spielern pro Team mal zwei) und ca. 35 Spalten (eine pro Variable, wie z.B. Punkte, Rebounds, Assists, usw.). Play-by-Play Daten bieten eine Art Abschrift eines Spiels in Form von Einzelereignissen. Eine typische Play-by-Play-Datei enthält typischerweise alle wichtigen Ereignisse des Spiels wie unter anderem Ballbesitzwechsel, Wurfversuche und -erfolge, Fouls, Auszeiten und Auswechslungen. Sollte eine Analyse von Play-by-Play-Daten erforderlich sein, steigen sowohl die Kosten als auch der Aufwand für die Auswertung. Zusätzlich übersteigt die Auswertung womöglich die menschlichen Fähigkeiten (Bialkowski, et al., 2016).

Tracking-Systeme, welche in der Regel Personen und/oder Objekte (in diesem Fall BasketballspielerInnen oder den Spielball) über einen bestimmten Zeitraum beobachten und eine zeitlich geordnete Abfolge von Standortdaten liefern, stehen ebenso vor einer Reihe von Herausforderungen, die mit dem Problem und dem Interessengebiet verbunden sind. Diese Systeme müssen in der Lage sein, mehrere SpielerInnen gleichzeitig zu tracken. Je nach System kann es dabei zu Okklusionen kommen, die aufgrund von natürlichen SpielerInneninteraktionen im Basketball nicht zu verhindern sind. Die Bewegung menschlicher SpielerInnen ist komplex und für reale Wettbewerbsszenarien bisher nur schwer voraussagbar (ein Ziel des Tracking-Systems ist es, die typischen Bewegungen dieser SpielerInnen zu untersuchen). Daher kann die künftige Position einer Athletin oder eines Athleten nur für einen begrenzten und sehr kleinen Zeithorizont vorhergesagt werden, was die effiziente Verarbeitung von Analysedaten behindert. Trotz guter visueller Unterscheidung, durch beispielsweise verschiedene Trikotfarben, zwischen zwei Teams sind die AthletInnen desselben Vereins kaum durch vorhandene automatisierte Techniken unterscheidbar, was ihre Wiederidentifikation beispielsweise nach einer Unterbrechung des Videostreams erschwert (Von Hoyningen, 2011, S. 9). Obwohl Identifikatoren wie Trikot-Nummern an den SpielerInnen angebracht sind, ist ihre Verwendung unzuverlässig, da sie meist von der Kamera weg gerichtet sind oder im Videobild verdeckt oder verzerrt erscheinen. So stellen Bewegung, verschiedene Lichtverhältnisse, Kamerawinkel, Geschwindigkeiten und weitere Umwelteinflüsse in vielen Ballsportarten erhebliche Probleme des SpielerInnentrackings dar (Von Hoyningen, 2011).

In der Praxis kann die sensorische Ausstattung des Systems oftmals auch nicht frei gewählt oder gar nicht gesteuert werden (zum Beispiel bei gesendetem oder gestreamtem Material). Beispielsweise kann die Videoqualität die Auswertung von Material behindern, da Details wie die Rückennummern

von SpielerInnen nur teilweise oder unklar erkennbar sind. Bewegungsunschärfe und Artefakte im Bild können die Qualität noch weiter verschlechtern und somit weitere Probleme für die Auswertung darstellen. Diese Einschränkung gilt hauptsächlich für die Qualität eines Videos, bei dem die AthletInnen nur kleine Bereiche in den Bildern einnehmen, um einen möglichst großen Teil des Spielfelds abzudecken. Das Problem der Synchronisation und Fusion mehrerer Sensoren wie mehrerer Kameras ist meist gegeben, da ein Gleichgewicht zwischen Abdeckung und Detaillierungsgrad gefunden werden muss. Somit muss ein wirksamer Kompromiss aus den erfassten Details (wie zum Beispiel Rückennummern von AthletInnen) und dem gesamt erfassten Spielfeld entstehen. Viele für die Erfassung der Daten relevanten (technischen) Details wie Lichtverhältnisse oder die tatsächliche Besetzung von verfolgten Teams sind vorher nicht bekannt. Daher ist eine Anpassung von Analysetools erforderlich, um diesen Unsicherheiten zu begegnen. Nicht zuletzt müssen all diese Schwierigkeiten nahezu in Echtzeit bearbeitet werden, um die Akzeptanz bei potenziellen NutzerInnen des Feedbacksystems zu gewinnen (Von Hoyningen, 2011, S. 10). Die Verarbeitung großer Datenmengen aufgrund der hohen Entropie, also dem Informationsverlust der übertragenen Daten, und der vorhandenen Bildsequenzen, kann nach wie vor moderne Computerhardware überfordern (Von Hoyningen, 2011, S. 8-10).

1.2 Fragestellung

Aufgrund der Recherche in der bestehenden Literatur und den identifizierten Forschungslücken, die mit dieser Arbeit gefüllt werden sollen, wurden folgende Themen als Forschungsfragen (RQn) definiert:

- (i) RQ1: Welche verschiedenen Arten von Feedbacksystemen gibt es im Basketball?
- (ii) RQ2: Wie präsentieren die verschiedenen Systeme ihre erhobenen Daten?
- (i) RQ3: Welche Gemeinsamkeiten und Unterschiede gibt es in der Datenverarbeitung der jeweiligen Systeme?
- (ii) RQ4: Welche grundlegenden gemeinsamen technischen Charakteristika gibt es bei den verschiedenen Feedbacksystemen?

1.3 Zielsetzung

Ziel dieser Arbeit ist es, einen Überblick über die verschiedenen Ansätze und die Theorie des motorischen Lernens in Zusammenhang mit den verschiedenen Arten der Feedbackgabe bieten. Ebenso sollen die oben genannten Fragestellungen grundlegend beantwortet werden. Die einzelnen Studien, die zu der systematischen Übersicht beitragen (Primärstudien) sollen im Detail

analysiert und deren relevante Information kritisch betrachtet werden. Ebenso sollen der gesamte Suchverlauf und die Auswahl der relevanten Literatur reproduzierbar sein, um die Forschungstransparenz zu garantieren und den Suchverlauf für LeserInnen nachvollziehbar machen.

„Ein systematischer Literaturreview ist ein Mittel zur Identifizierung, Bewertung und Interpretation aller verfügbaren Forschungsergebnisse, die für eine bestimmte Forschungsfrage, ein bestimmtes Themengebiet oder Phänomen von Interesse relevant sind.“ (Kitchenham, 2004, S. 6)

2 Feedback und Feedbacksysteme

In vielen Bereichen des motorischen Lernens erleichtert die Gabe von zusätzlichem Feedback den Lernprozess und kann so dabei helfen, neuartige Bewegungen schneller zu erlernen oder bereits erlernte Bewegungen mit einer hohen Bewegungsqualität aufrecht zu erhalten. Feedback ist nach Magill, R. (2001) definiert als „allgemeiner Begriff, der Informationen beschreibt, die Menschen über ihre motorischen Leistungen während oder nach der Ausführung erhalten“ (Magill R. , 2001, S. 169). Die Anwendung von Systemen, welche unter anderem bewegungsbezogene Daten aufnehmen, verarbeiten und präsentieren, kann in der Praxis unter anderem Coaches und SportlerInnen dabei helfen, mit dem Auge nicht erkenntliche quantitative Daten zu erfassen und sinnvoll in das Training zu implementieren. Diese Systeme werden auch Feedbacksysteme genannt. Solche Feedbacksysteme gewinnen auch in komplexen Ballsportarten wie im Basketball stetig an Relevanz. Sie ermöglichen es, vielseitige Aspekte der Leistungserbringung zu quantifizieren und das Training und den Wettkampf zu optimieren.

In dieser Arbeit umfasst der Begriff Feedbacksystem ein Erfassungsgerät, ein Verarbeitungsgerät, ein Übertragungsgerät und teilweise ein zugehöriges Sporttrainingsgerät oder Darstellungsgerät. Das Erfassungsgerät dient zur Erfassung eines Signals der körperlichen Aktivität einer Athletin oder eines Athleten, und besteht meist in Form eines Sensors. Das Verarbeitungssystem ist jener Teil des Feedbacksystems, der die eingehenden Daten in der Zwischenphase der Verarbeitung verwaltet. Es ist mit dem Erfassungsgerät verbunden, um dessen Signal zu empfangen und es in ein Steuersignal entsprechend den Aktivitäten der Person umzuwandeln. Das Übertragungsgerät ist wiederum mit dem Verarbeitungsgerät verbunden, um das Steuersignal zu übertragen. Ein eventuell vorhandenes Sporttrainingsgerät oder Darstellungsgerät ist mit dem Übertragungsgerät gekoppelt, um einen Trainingsreiz entsprechend dem Steuersignal zu setzen oder gewonnene Messdaten angemessen zu präsentieren. In weiterer Folge der Arbeit wird der Begriff des Feedbacks ebenfalls auf Spielanalyse- und Positionsdetektionssysteme, sowie auf weitere statistische und basketballrelevante Daten erweitert. Diese Daten können SpielerInnen und Coaches sowohl nützliche Informationen zur aktuellen Leistung als auch in weiterer Folge zur Leistungsverbesserung im Sinne des motorischen Lernens geben.

Diese Feedbacksysteme integrieren häufig Sensoren und Geräte in die Sportausrüstung oder verwenden am Athleten angebrachte Sensoren, um biomechanische, physiologische, kognitive und verhaltensbezogene Werte einer durchgeführten Handlung zu erfassen, zu verarbeiten und angemessen zu präsentieren (Baca & Kornfeind, 2006).

Um die wesentlichen Wirkmechanismen von Feedback im Allgemeinen zu verstehen, ist es wichtig das Hauptziel des motorischen Lernens zu definieren und zu verstehen. „Motorisches Lernen bezeichnet den Erwerb einer motorischen Fertigkeit. Während des motorischen Lernens werden Bewegungen zunehmend gleichmäßiger und schneller, während sie anfänglich langsam und unter aufmerksamer somatosensorischer oder visueller Kontrolle ausgeführt werden“ (Seitz, 2001, S. 343). Das langfristige Ziel von Feedback ist es, Bewegungshandlungen und -wahrnehmungen stetig zu verbessern und somit das ständige motorische Lernen zu unterstützen. Dies beschreibt eine nachhaltige Veränderung der motorischen Leistungsfähigkeit durch (sportliches) Training (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013).

Ziel beim Einsatz von Feedbacksystemen ist einerseits die Entwicklung eines Motorprogramms, welches die Grundlage einer Bewegungskontrollstrategie für künftige Bewegungen bildet. Auf der anderen Seite ist die schrittweise Reduzierung der Variabilität der zu erlernenden Zielbewegung im neu entwickelten Motorprogramm durch sensorische Feedbackschleifen ebenfalls Zielsetzung des motorischen Lernens (Shmuelof, Krakauer, & Mazzoni, 2012). Auf der Verhaltensebene kann das motorische Lernen vor allem bei BewegungsanfängerInnen durch drei verschiedene Phasen charakterisiert werden:

1. In der ersten Phase macht die oder der Lernende schnelle Fortschritte und es entsteht das Motorprogramm der zu erlernenden Aufgabe.
2. In der zweiten Phase werden die Motorpräsentationen weiter verfeinert und die Mechanismen zur Fehlererkennung und -behebung verbessert. Sensorische Afferenzen der laufenden Bewegung werden mit der beabsichtigten Motorleistung verglichen und Fehler werden bei langsamer Bewegung entweder zeitgleich, oder in einer nachfolgenden Bewegung bei schnellen Versuchen, korrigiert. Dadurch werden Gesamtfehler und Bewegungsvariabilität verbessert.
3. In der dritten Phase werden die Bewegungen schließlich hoch automatisiert und konsistent ausgeführt (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 23-24).

Tendenziell scheint es, dass je komplexer die Aufgabe ist, umso mehr kann der oder die AthletIn von gleichzeitigem (sog. concurrent) Feedback profitieren (Shea & Wulf, 1999). Ein Grund dafür könnte sein, dass concurrent Feedback einen externen Fokus auf sich zieht, was sich als vorteilhaft für das motorische Lernen erwiesen hat, da es „die Automatik in der Bewegungssteuerung fördert“ (Wulf, Attentional focus and motor learning: a review of 15 years, 2013). Ein weiterer Grund könnte darin liegen, dass in einer frühen Lernphase eine kognitive Überlastung durch concurrent Feedback

verhindert und somit das Lernen komplexer motorischer Aufgaben verbessert wird. Kognitive Belastung bezieht sich hier auf die Menge an Informationen, die das Gehirn verarbeiten kann. Kognitive Überlastung tritt dann auf, wenn die Menge der gelieferten Informationen die Informationsverarbeitungskapazität des Gehirns übersteigt. Die Entdeckung der neuen Struktur der Bewegung kann durch concurrent Feedback erleichtert werden, welches relevante Informationen besser zugänglich macht. Die Gabe von concurrent Feedback könnte sich daher ebenso positiv auswirken, indem sie die komplexe Motoraufgabe besser verständlich macht (Wulf, Attentional Focus and Motor Learning: A review of 10 years of research, 2007, S. 2-6; Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 24).

Sogenanntes selbstgesteuertes Feedback ermöglicht es der lernenden Person zu bestimmen, wann ein Feedback gegeben wird. Vorteile des selbstgesteuerten Feedbacks liegen in der Anpassung an die Bedürfnisse des oder der Lernenden, indem es eine Fokussierung auf den aktuellen Aspekt ermöglicht, den die Person korrigieren möchte. Die Förderung einer tieferen Informationsverarbeitung und die Einbindung des oder der Lernenden in den Lernprozess können zu einer erhöhten Motivation führen. Beispielsweise beim Werfen von Bällen, wie im Basketball oder Handball, hat sich selbstgesteuertes terminales Feedback als effektiver erwiesen als terminales Feedback, welches ohne Aufforderung des Werfers oder der Werferin gegeben wurde (Wulf, 2007, S. 28).

Selbstgesteuertes Feedback per se kann jedoch nicht der einzige Grund für besseres Lernen sein, wie Chiviacowsky und Wulf (2005) in ihrer Studie gezeigt haben: ProbandInnen, die vor einer Bewegungsaufgabe entscheiden mussten, ob sie terminales Feedback erhalten wollten, wurden in einem Retentionstest von ProbandInnen übertroffen, die nachher entscheiden konnten. Konkret handelte es sich in der Studie um das Timing beim Betätigen von Tasten auf einer Computertastatur. Dieses Ergebnis unterstützt die Ansicht, dass selbstgesteuertes Feedback das Lernen unterstützt, da der oder die Lernende die Entscheidung über den Feedbackerhalt aufgrund der eigenen Leistung im jeweiligen Bewegungsversuch treffen kann. Es scheint, dass Feedback am effektivsten ist, wenn es nach guten Versuchen gegeben wird, aufgrund einer erhöhten Motivation und positiven Verstärkung, gute Versuche zu wiederholen. Tatsächlich wird tendenziell eine selbstgesteuerte Terminalrückmeldung angefordert, nachdem die Lernenden glauben, dass sie gute Leistungen erbracht haben. Diese Fähigkeit, selbst Feedback einzuholen und mit der eigenen Leistung in Beziehung zu setzen, kann die Selbstwirksamkeit fördern. Sie kann SportlerInnen also den Glauben geben, dass sie das was sie tun möchten, auch schaffen können (Chiviacowsky & Wulf, 2005). Diese Förderung der Selbstwirksamkeit scheint mehr Einfluss auf das motorische Lernen zu haben als eine

gut gewählte Feedback-Frequenz (Sigrüst, Rauter, Riener, & Wolf, 2013; Wulf, 2007). Es wird angenommen, dass die Verzögerung des Terminal-Feedbacks um einige Sekunden genügend Zeit für die Selbstschätzung des Fehlers lässt, um die Abhängigkeit von extrinsischem Feedback zu verhindern (Van Vliet & Wulf, 2006). Ein Nachteil des concurrent Feedback kann daher sein, dass die Selbstbewertung des Fehlers behindert wird. Um jedoch von der Selbsteinschätzung des tatsächlichen Bewegungsfehlers zu profitieren, sollten die Lernenden die Zielbewegung im Allgemeinen kennen, um ihre Leistung selbst einschätzen zu können. Diese Voraussetzung ist in frühen Lernphasen möglicherweise noch nicht erfüllt (Sigrüst, Rauter, Riener, & Wolf, 2011). Aufgrund des Potenzials von concurrent Feedback zur Verbesserung des Lernens wird das concurrent Feedback immer häufiger durch eine Vielzahl von technischen Systemen bereitgestellt, die im Bereich Sport und Rehabilitation eingesetzt werden. In den meisten Fällen wird es visuell dargestellt, da dies der natürlichste und einfachste Weg zu sein scheint.

2.1 Intrinsisches und extrinsisches Feedback

Die Einführung der Technologie im Sport hat viele grundlegende Veränderungen mit sich gebracht. Dabei haben insbesondere Fortschritte in Bereichen der Materialien, des Gerätedesigns und dem Einsatz von trägheitsbasierten, Beschleunigungs- und GPS-Sensoren einen Einfluss auf die Ausübung, Leistung und Verletzungsprävention im Sport (Li, et al., 2016; Liebermann, et al., 2002). Der Einsatz dieser technischen Neurungen ist im Sportbereich vor allem im Zusammenhang mit augmented Feedback interessant. Augmented Feedback bedeutet, dass dem bereits vorhandenen intrinsischen Feedback (der sensorischen Wahrnehmung der Person selbst) etwas hinzugefügt oder es erweitert wird. Die fortschreitende Digitalisierung und Entwicklungen im Bereich der Sensorik haben in der Vergangenheit zu einer rasanten Zunahme der Datenbestände geführt. Die Schwierigkeit liegt nun darin, Zusammenhänge und Regelmäßigkeiten in den gewonnenen Daten anhand von neuen Methoden der Datenanalyse zu finden. Diese können dann in weiterer Folge neue Erkenntnisse für die jeweilige Sportart bringen (Link, 2018, S. 13).

In einem großen Teil der bestehenden Profiligen werden bereits flächendeckend videobasierte und sensorgestützte Analysen verwendet, um bei der Überwachung und Verbesserung von AthletInnen sowohl im Training als auch im Wettkampf auf valide Hilfsmittel zurückgreifen zu können. Die Verwendung sensorgestützter Datenanalyse ist jedoch nicht auf eine Sportart oder ein Leistungsniveau beschränkt. Daten aus dem Freizeitsport und der Rehabilitation können ebenso Inhalt der Bewegungsanalyse sein (Link, 2018, S. 13). Die Bandbreite der Sportarten, in denen trägheitsbasierte Sensoren zum Einsatz kommen, ist groß. Beispielsweise wurden beim Halfpipe-

Snowboarden Beschleunigungssensoren verwendet, um die Sprungzeit und -aktivität zu erfassen (Harding, Small, & James, 2007). Im Rudersport können kinematische Parameter von AthletInnen und die Bootsbewegung durch das Wasser überwacht werden (Pelz & Vergé, 2014), beim Schwimmen absolvierte Längen gezählt, Rundenzeiten und Armschlagfrequenzen überwacht werden (Davey, Anderson, & James, 2008) und in der Leichtathletik Kraftmessplattensimulationen erzeugt werden und mittels der Kontaktzeit, der Schrittfrequenz und anderen kinematischen Informationen biomechanische Bewegungsanalysen durchgeführt werden (Samozino, et al.). Im Basketballsport wird unter Anderem mittels Positionsdaten und der Verfolgung von SpielerInnenlaufwegen versucht, die Teamchemie, also die Zusammensetzung eines Teams und die Beziehungen zwischen den TeammitgliederInnen messbar zu machen. Dabei handelt es sich um Informationen, die beschreiben, wie sich Teams und einzelne SpielerInnen in konkreten Situationen in Bezug auf die Positionierung am Spielfeld und das Teilen des Basketballs verhalten. Dies kann in der Teamanalyse wertvoll sein, um eventuelle SchlüsselspielerInnen oder häufige Passbeziehungen identifizieren zu können (Bialkowski, et al., 2016). Die Kombination aus Inertialsensoren und GPS-Systemen bietet somit die Möglichkeit, verschiedene relevante kinematische Parameter wie unter anderen Positionen, Ausrichtungen und Aktivitätsgeschwindigkeiten von AthletInnen zu analysieren und infolgedessen wertvolles Feedback für Training und Wettkampf zu bieten (James & Wixted, 2011).

Die Fähigkeit von AthletInnen, die von Coaches mittels Feedback übermittelten Informationen beibehalten und abrufen zu können, ist für die Leistungsverbesserung unerlässlich. Die Bereitstellung von sinnvollem, informativem Feedback über erbrachte Leistungen stellt somit eine der wichtigsten Strategien dar, um motorisches Lernen zu fördern (Januário, Rosado, Mesquita, Gallego, & Aguilar-Parra, 2016). Bilodeau, Bilodeau, & Alluisi (1969) nennen Feedback, neben dem Training selbst, als die wichtigste Variable für das motorische Lernen. Während des Trainings von Zielbewegungen werden die natürlichen (inhärenten) Feedbackinformationen intern über die menschlichen Sinnesorgane des Übenden bereitgestellt. Augmented Feedback, auch extrinsisches Feedback genannt, ist definiert als Information, die ohne eine externe Quelle nicht verarbeitet werden kann. Augmented Feedback wird somit von externen Quellen bereitgestellt, traditionell von Coaches oder einem Display und beinhaltet jede Form des Feedbacks, die nicht intrinsisch ist. Der Begriff Display ist hier nicht auf die visuelle Modalität durch beispielsweise Bildschirme oder Projektoren beschränkt. Kopfhörer und Lautsprecher können ebenso als auditorische und Roboter als haptische Displays fungieren. Augmented Feedback kann die individuelle Leistung des Lernenden mit einer gewünschten Leistung oder einer Anweisung in Beziehung setzen.

Anweisungen werden verwendet, um bestimmte Aspekte der Bewegung zu betonen, an zuvor erklärte Prinzipien zu erinnern oder einen bestimmten Fokus zu erzeugen (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 21).

Der technische Fortschritt hat es in jüngster Zeit ermöglicht, auch komplexere, realistische motorische Aufgaben zu untersuchen und nicht nur visuelles, sondern auch akustisches, haptisches und multimodales augmented Feedback zu implementieren (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 21). Moderne technische Geräte können sowohl dem Athleten und der Athletin als auch dem Instruktor und der Instruktorin helfen, indem sie zusätzliche, concurrent Feedback-Informationen (*concurrent feedback*), während die Person eine Bewegung ausführt, liefern (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018, S. 490). Concurrent Feedback wird als Informationen über die Leistung bezeichnet, die Personen während der Ausführung einer Handlung gegeben wird. Diese Form der Feedbackgabe kann einen Vorteil für den gesamten Lernprozess darstellen, da gewisse Beobachtungen mit herkömmlichen Methoden nicht erreicht und zusätzliche Beobachtungen durch technische Hilfsmittel erfasst werden können (Camachon, Jacobs, Huet, Buekers, & Montagne, 2007, S. 367). Die zur Analyse und Beurteilung des sportlichen Handelns benötigten technischen Hilfsmittel werden in dieser Arbeit in Bezug auf Feedbacksysteme zur Unterstützung des beschleunigten motorischen Lernens speziell im Basketballsport genauer beleuchtet.

Das Coach-gestützte motorische Lernen ist in Abb. 3 dargestellt. In Abb. 3 (a) wird augmented Feedback während des traditionellen motorischen Lernens dargestellt. Ein Coach verfolgt oder überwacht die Handlungen des Athleten oder der Athletin und gibt das Feedback über die Leistung, die Ergebnisse und Ratschläge zu möglichen Verbesserungen. Mit dieser Art von Feedback ist nicht immer eine technische Ausrüstung notwendig, da die Sensoren die Augen des Trainers sein können, die Verarbeitung und Überwachung persönlich durch den Trainer oder die Trainerin erfolgen kann, das Feedback an den Athleten oder Athletinnen kann dann auf jede der traditionellen Arten erfolgen: durch mündliche Beratung, durch Zeichnungen, durch Zeigen der richtigen Aktion, etc. In Abb. 3 (b) wird augmented Feedback während des technologiegestützten motorischen Lernens dargestellt. Ein Feedbacksystem überwacht die Handlungen einer Person und leitet das Feedback zur Leistung auf direktem Wege an sie weiter (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018).

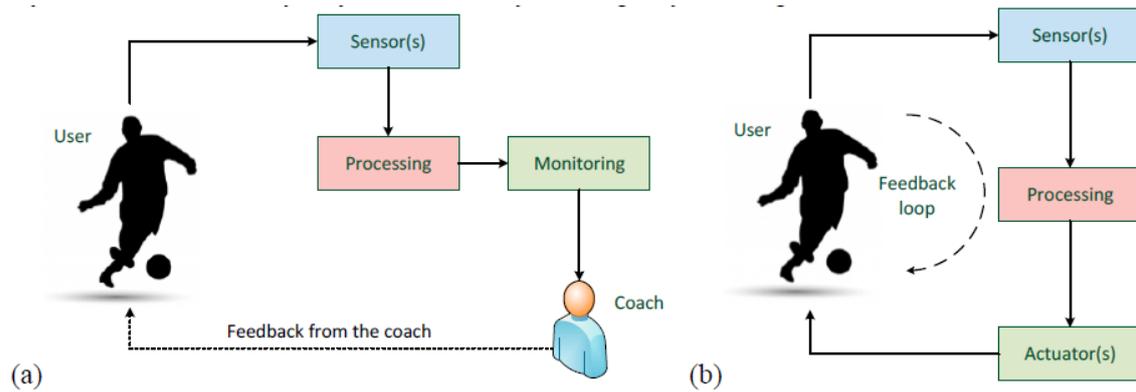


Abbildung 3: (a) Augmented Feedback während des traditionellen motorischen Lernens. Ein Coach oder eine InstruktorIn überwacht die Handlungen des Athleten oder der Athletin und gibt das Feedback über die Leistung und Ergebnisse, sowie Ratschläge zu möglichen Verbesserungen. (b) Augmented Feedback während des technologiegestützten motorischen Lernens. Ein Feedbacksystem überwacht die Aktionen des Athleten oder der Athletin und gibt das Feedback über die Leistung direkt an ihn oder sie weiter. (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018, S. 491)

Das Ziel eines jeden Sporttrainings, ob im Freizeit-, Amateur- oder Profibereich, ist es, einen Nutzen verschiedenster Art zu erlangen. Während der Freizeitsport in erster Linie darauf abzielt, den Nutzen der Fitness und Gesundheit zu erlangen, geht es im Amateur- und Profisport vor allem darum, einen gewissen Wettbewerbsvorteil gegenüber GegnerInnen zu erlangen. Es wird davon ausgegangen, dass die Funktionen von herkömmlichen Aktivitäts-Tracking Gadgets und Smartphone-Anwendungen für die Mehrheit der FreizeitsportlerInnen ausreicht und diese mit den bestehenden Funktionen ausreichend zufrieden ist. Auf der anderen Seite versuchen LeistungssportlerInnen, jede mögliche Verbesserung des Trainingsprozesses, der Bewegungsausführungstechnik und der Ausrüstung auszunutzen, die ihnen einen Wettbewerbsvorteil schaffen kann. Erweitertes oder verbessertes motorisches Lernen kann dabei eine wichtige Rolle spielen. Zu diesem Zweck kann die Unterstützung technischer Hilfsmittel ebenso für Amateure von Bedeutung sein, da sie oft nicht die Möglichkeit haben, Feedback von einem eigenen Coach einzuholen (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018, S. 491).

Da sich der Sport im Laufe der Jahre stetig weiterentwickelt, besteht das ständig verfolgte Ziel, die Analyse von Leistungen auf der Basis von statistischen Kennzahlen der Spieler und Spielerinnen zu verbessern. Statistiken, die oft in Textform oder Form von großen und unübersichtlichen Tabellen mit einer großen Anzahl an verschiedenen Werten dargestellt werden, sind in der Regel nicht schnell und einfach verständlich. Vor allem die visuelle Analyse dieser Statistiken ist aufgrund ihres noch zu geringen Stellenwerts von Bedeutung (Bialkowski, et al., 2016, S. 1-4).

Die Forschung zu Trackingsystemen und anderen Feedbacksystemen im Ballsport bietet ein Instrument zum Verständnis von Aktivitäten und kann einen direkten Einfluss auf Sport, Wirtschaft und Gesellschaft haben, indem sie konkrete Anwendungen zusammenfasst, die sowohl die Trainingsmethoden als auch die ZuseherInnengewohnheiten der Allgemeinheit verbessern. Anwendungen zum Tracking von AthletInnen im Sport sind vielfältig und können sich für alle Arten von Teilnehmern von Sportveranstaltungen, nämlich TrainerInnen, SchiedsrichterInnen, WissenschaftlerInnen und ZuschauerInnen, als vorteilhaft erweisen (Von Hoyningen, 2011, S. 18). Die traditionelle Art des motorischen Lernens mithilfe eines Coaches kann durch das gezielte Einsetzen von Technologien, welche Eigenschaften von sportlichen Handlungen messen und darstellen, verbessert werden. Abb. 3b zeigt einen schematischen Aufbau eines Feedbacksystems, mit einem Sensor-, Verarbeitungs- und Überwachungsblock dargestellt. Der Hauptgrund für den Einsatz technischer Geräte ist die Möglichkeit, Informationen zu erhalten, die außerhalb der Reichweite der menschlichen Sinne liegen oder für die menschliche Fähigkeiten allein nicht ausreichen (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018). So werden Coaches eine Vielzahl an Möglichkeiten gegeben, die ohne die Unterstützung von technischen Systemen nicht möglich wären. Beispielsweise machen es Sensoren möglich, zu messen, wieviel Kraft ein Spieler bei einem Sprung ausübt, Tracking-Systeme ermöglichen die Berechnung der zurückgelegten Distanz eines Spielers oder einer Spielerin pro Spiel und kamerabasierte Feedbacksysteme geben Information darüber, wo der Ball in den Korb eintritt. Genauso wichtig wie das Messen der sportrelevanten Daten ist deren schnell verständliche Darstellung, um beispielsweise eine entsprechende Trainingsintervention anzupassen oder um taktische Änderungen des Coaches während eines Spiels implementieren zu können. In Abb.3b kann der Sensor beispielsweise eine Hochgeschwindigkeitskamera mit hoher Auflösung sein, die den Wurf aufzeichnet. Ein gestreamtes Video wird verarbeitet und der Treffpunkt des Balls berechnet. Der Coach erhält eine grafische Darstellung des Wurfs, begleitet von mehreren anderen relevanten Parametern, die ihm dargestellt werden. Der Coach kann somit die Daten analysieren und dem Spieler oder der Spielerin dann eventuelle Ratschläge auf Basis der gemessenen Parameter geben (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018).

Im Großteil der Forschungsarbeiten über augmented Feedback werden die Feedback-Informationen mit einer Verzögerung nach der durchgeführten Aktivität gegeben.. Die meisten der vom Coach unterstützten Rückmeldungen können als Terminal-Feedback klassifiziert werden. Das Gleiche gilt für die meisten Sportanwendungen, die bereits auf Smartphones verfügbar sind. Sie bieten eine Betrachtung mit einer Präsentation einiger wichtiger Parameter. Ein concurrent

Feedback, das innerhalb der aktuell durchgeführten Aktion in Echtzeit gegeben wird, wurde auch für ein beschleunigtes motorisches Lernen im Freizeit-, Profi- und Amateursport als nützlich erachtet (Liebermann, et al., 2002). Obwohl es für den Trainer nicht unmöglich ist, dem Athleten während der durchgeführten Aktion ein Feedback zu geben, findet dieses Feedback nur in bestimmten Fällen praktische Anwendung (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018).

Für die Überwachung von sportlichen Handlungen werden heutzutage häufig verschiedenste Sensoren eingesetzt. Die reine Datenerhebung unter Verwendung von Sensoren kann meist als eine einfache Aufgabe angesehen werden, während das Extrahieren von relevanten Informationen aus den Daten, deren optisch ansprechende Aufbereitung und Interpretation meist die größere Schwierigkeit darstellen. Aus diesen Gründen sind in der Regel geschulte Fachkräfte, die für die Durchführung der Analyse und die Bewertung der Informationen, die aus den Daten bereitgestellt werden, verantwortlich. Die Veranschaulichung und Handhabung von Daten, die von solchen Sensoren gesammelt werden, erfordert die Verwendung von grafischen Benutzeroberflächen, um unter anderem die Arbeitsbelastung des Athleten oder der Athletin, die Rehabilitation von Verletzungen und Über- und Untertraining überwachen zu können (Metulini, Manisera, & Zuccolotto, 2017).

Die Komplexität der Verarbeitung der Daten dieser Sensoren hängt unter anderem von der Datenmenge und -dimension, der Abtastrate, den Algorithmen, der erforderlichen Genauigkeit, den Datenanalysemethoden und weiteren Faktoren ab. Die Verarbeitung kann von der einfachen Ereigniszählung über maschinelles Lernen bis hin zu Data Mining reichen (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018, S. 494f).

Die Technik, verschiedene Muster in Daten zu finden gewann in den vergangenen Jahren an großer Popularität. Obwohl es für den Begriff Data Mining einige Synonyme, aber kein einheitliches Verständnis gibt, was alles damit gemeint ist, führen Grabmeier & Rudolph (2002) folgende Definition als weitgehend allgemein anerkannt an:

„Data Mining ist der Begriff für alle Methoden und Techniken, die es erlauben, sehr große Datensätze zu analysieren, um aus solchen riesigen Detailmengen bisher unbekannte Strukturen und Beziehungen zu extrahieren und zu entdecken. Diese Informationen werden gefiltert, aufbereitet und klassifiziert, so dass sie eine wertvolle Hilfe für Entscheidungen und Strategien sind“ (Grabmeier & Rudolph, 2002, S. 1). Somit wird versucht, aus einer für den Menschen unübersichtlich großen Menge an Daten verschiedene Muster zu erkennen, um bestimmte Fragestellungen gezielt beantworten zu können.

Grundsätzlich umfasst diese Technik einen Prozess der Erforschung signifikanter Zusammenhänge und Trends und der Entdeckung innovativer Muster sowie deskriptiver Modelle und Daten unter Verwendung statistischer und mathematischer Techniken. Bei einer großen Datenmenge besteht das Interesse bestehende Muster zu entdecken und mit diesen Aussagen zur aktuellen Datenlage und Vorhersagen für die Zukunft zu treffen. Die Verarbeitung von Sportdaten mit Data-Mining-Techniken kann nicht nur den manuellen Arbeitsaufwand und menschliche Fehler reduzieren, sondern auch die Fairness und Entwicklung von Sportspielen verbessern, TrainerInnen und ManagerInnen bei der Vorhersage von Ergebnissen unterstützen, die Leistung der SpielerInnen bewerten, Talente frühzeitig erkennen und entwickeln, Sportstrategien und andere Entscheidungen sinnvoll anpassen (Bonidia, Rodrigues, Avila-Santos, Sanches, & Brancher, 2018, S. 5-11) .

Die gewünschten Ergebnisse und die zeitliche Dringlichkeit der Analyse bestimmen die jeweiligen verwendeten Techniken und Methoden. Mit Terminal-Feedbacksystemen sind lange Verarbeitungszeiten mit komplexen Analysemethoden akzeptabel, wobei bei concurrent (Bio-) Feedback-Systemen die Verzögerung des Feedbacks den limitierenden Faktor darstellt. In concurrent Biofeedbacksystemen werden daher häufig Signalverarbeitungsalgorithmen und statistische Methoden zur Auswertung der Messergebnisse verwendet, da es sich schwierig gestaltet, zeitgleich zur sportlichen Aktion komplexe Datenanalysen zu erstellen und diese weiters simultan präsentieren zu können. So kann beispielsweise eine Rückmeldung über einen voreingestellten Signalschwellenwert ausgelöst oder statistische Messungen eines Stromsignals verfolgt und eine Rückmeldung ausgelöst werden, wenn deren Abweichung zu groß ist. Beim Terminal-Feedback gibt es wesentlich weniger Einschränkungen. So können zum Beispiel Bewegungsdaten für längere Zeiträume gesammelt und die Bewegungsausführung dann in mehrere Gruppen eingeteilt werden. Insbesondere bietet dies in Sportspielen im Zuge einer Saisonzusammenfassung attraktive Möglichkeiten der Datenauswertung. In der Nachbearbeitung von gesammelten Daten verschiedener Arten besteht somit eine Vielzahl an Möglichkeiten, um relevante Informationen herauszufiltern und diese dann in weiterer Folge sinnvoll interpretieren zu können (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018, S. 494f).

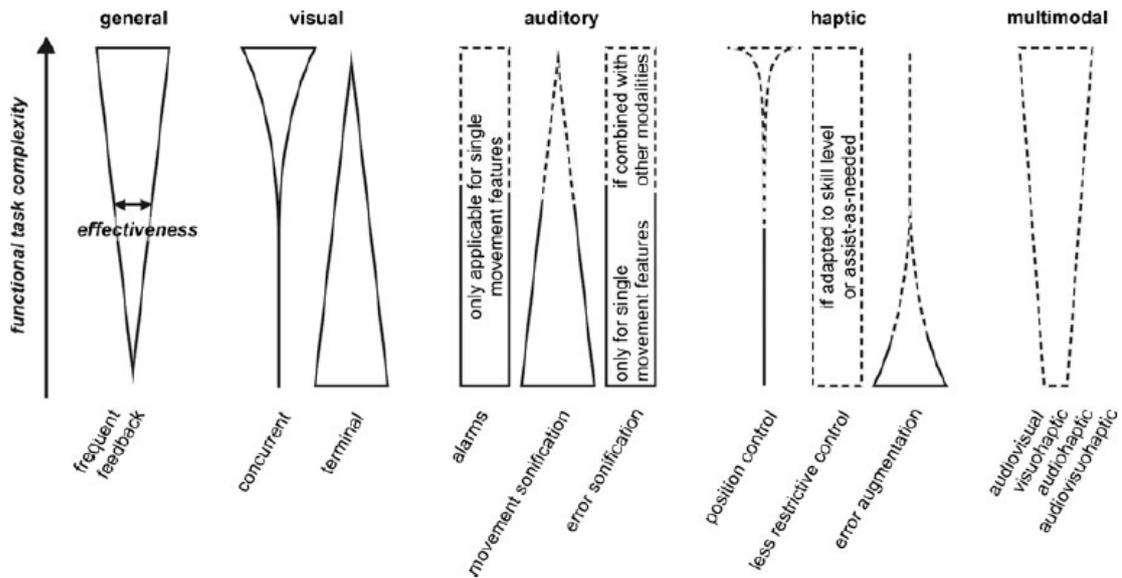


Abbildung 4: Die experimentell bestätigte (durchgezogene Linien) und hypothetische (gestrichelte Linien) Wirksamkeit einer Feedbackstrategie zur Verbesserung des motorischen Lernens in Abhängigkeit von der Komplexität der funktionalen Aufgabe (functional task complexity). Je breiter die Form, desto effektiver ist die Strategie (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013).

In Abb. 5 werden das generelle, visuelle, auditorische, haptische sowie multimodale Feedback anhand ihrer Effektivität in Bezug auf verschiedene komplexe motorische Aufgaben dargestellt. Wie anhand der jeweiligen Balkenbreite zu erkennen ist, bietet die jeweilige Feedbackart bei verschiedenartigen Bewegungshandlungen, welche sich in ihrer Komplexität unterscheiden, auch verschieden effektive Ergebnisse. Die vertikale Achse gibt die Veränderung der funktionalen Aufgabenkomplexität an. Diese hängt von den aktuellen individuellen Fertigkeiten einer Person ab und ändert sich während des Lernprozesses ständig. Die durchgezogene Linie stellt in der Grafik die tatsächlich empirisch bestätigten Erkenntnisse dar, während die nicht durchgezogene Linie auf hypothetischen Annahmen beruht. Für die Praxis kann so rückgeschlossen werden, dass für eine Feedbackart nicht auch zu jeder Aufgabe dasselbe Ergebnis zu erwarten ist. Anders ausgedrückt zeigen die Untersuchungen, dass eine bestimmte Feedbackmodalität für das motorische Bewegungslernen einer bestimmten Gruppe von Handlungen bessere Ergebnisse zu erwarten sind als für eine andere Gruppe von Handlungen. Weiters sind am unteren Ende der Balken weitere Faktoren der jeweiligen Feedbackmodalität angeführt, welche die Effektivität des Ergebnisses beeinflussen. Beispielsweise ist so abzuleiten, dass für das motorische Lernen einer komplexen Bewegungsaufgabe die Gabe von visuellem concurrent Feedback deutlich effektiver ist als die von visuellem terminal Feedback. Ebenso gestaltet sich zum Beispiel generelles sowie multimodales Feedback bei einer hohen Komplexität der funktionalen Aufgabe als effektiv, während bei

simpliciter, nicht komplexen Aufgaben andere Modalitäten bessere Ergebnisse im Lernfortschritt zeigen (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013).

Der traditionelle Ansatz der Bereitstellung von Feedback im sportlichen Training stellt den Coach in den Mittelpunkt (Wrisberg, 2007, S. 114). Der Ansatz während eines Spiels oder Wettkampfes sollte es jedoch sein, dass AthletInnen sich selbst möglichst zeiteffizient eigenes Feedback bereitstellen können, um Korrekturen vornehmen zu können. Dieser Ansatz ist insofern sinnvoll, als dass AthletInnen während Wettkämpfen in der Regel auch nur wenig Hilfe durch Coaches erhalten können und zu einem großen Teil auf sich selbst gestellt sind. Ein wichtiger Aspekt auf dem Weg zu diesem Ziel ist es, der Athletin oder dem Athleten früh beizubringen, den Fokus mehr auf die eigene Fehlerwahrnehmung sowie Fehlerkorrektur zu legen, also intrinsisches Feedback (siehe Kapitel 2.1.1) zu forcieren. SportlerInnen sollten jedoch auch Feedback von einer außenstehenden Quelle erhalten um Fehler erkennen zu lernen. Dieses extrinsische Feedback wäre in der Praxis beispielsweise ein verbaler Kommentar eines Trainers über die Form beim Freiwurf eines Sportlers oder die Videoanalyse dessen. Um die Fähigkeit, eigene Fehler zu erkennen, einer Athletin oder eines Athleten zu fördern, sollte extrinsisches Feedback verwendet werden, um ihre Aufmerksamkeit auf das relevante intrinsische Feedback zu lenken (Wrisberg, 2007).

2.1.1 Intrinsisches Feedback

Für eine sportliche Leistungssteigerung ist die Möglichkeit zu haben, Bewegungen durchzuführen und Feedback über das Ergebnis der Bewegungen zu erhalten, zentral. So können Leistungen korrigiert oder verändert werden, um das Ergebnis zu verbessern (Sharma, Chetidikunnan, Khan, & Gaowgzeh, 2016, S. 1483). Zumindest eine Form des Feedbacks ist unerlässlich für das Lernen von neuen Bewegungen sowie für das Perfektionieren von bereits oftmals ausgeführten Bewegungsmustern. Wenn Menschen eine motorische Fertigkeit ausüben, haben sie Zugang zu zwei allgemeinen Arten von leistungsbezogenen Informationen (z.B. Feedback). Eine davon ist das intrinsische Feedback, also die sensorische Wahrnehmungsinformation. Sie ist ein natürlicher Bestandteil der Ausführung einer Fertigkeit selbst. Jedes der sensorischen Systeme des Menschen ist in der Lage diese Art von Feedback selbst über sensorische Afferenzen darzubieten. Intrinsisches Feedback tritt als natürliche Folge der Bewegung selbst, oder durch extrinsische, augmented (also von außerhalb hinzugefügte) sensorische Reize auf. Beispiele für intrinsisches Feedback sind vestibuläres, propriozeptives und visuelles Feedback sowie kutane (die Haut betreffende) Hinweise. Es bezieht sich auf die propriozeptive (von der Wahrnehmung körpereigener Reize kommende), exterozeptive (von der Körperoberfläche kommende) und expropriozeptive (von der

Wahrnehmung der Position von äußeren Objekten relativ zum eigenen Körper kommende) sensorische Feedback, das normalerweise in der Aufgabe selbst vorhanden ist (Anderson, Magill, & Sekiya, 2001, S. 59).

Intrinsisches oder internes Feedback, also sensorische Afferenzen, sind beim motorischen Lernen und bei der Ausführung von sportlichen Handlungen immer vorhanden. Wenn man zum Beispiel einen Basketball auf den Korb wirft, erhält man ebenfalls ein intrinsisches Feedback. Ob der Ball in den Ring trifft oder nicht, gibt der werfenden Person Informationen zum Wurfausgang (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013).

Prinzipiell ist augmented Feedback für motorisches Lernen nicht zwingend notwendig, da intrinsische Feedbackquellen ebenso ausreichen können, um neue Bewegungen zu erlernen. Solange die Lernenden durch genaue Informationen zur optimalen Bewegungsausführung der Handlung wissen, was zu tun ist, können die selbstinitiierte Fehlererkennung und -korrektur bei intakten intrinsischen Feedbackquellen genügen, damit motorisches Lernen stattfinden kann. Für einen längerfristigen effektiven Lernerfolg ist es wünschenswert, dass Lernende ihr eigenes intrinsisches Feedback nutzen können, anstatt dauerhaft auf augmented Feedback angewiesen zu sein (Swinnen S. , 1996). Obwohl die subjektive Beurteilung der intrinsischen Bewegung in der Regel weniger genau ist als das extrinsische Feedback, wird es als zentraler Bestandteil für kognitive Prozesse im Zusammenhang mit motorischem Lernen angesehen (Silva, Pereira-Monfredini, & Teixeira, 2017, S. 1828).

2.1.2 Extrinsisches Feedback

Die zweite allgemeine Art des Feedbacks ist das extrinsische Feedback, auch augmented Feedback genannt (Hartveld & Hegarty, 1996). Augmented bedeutet in diesem Fall, dem bereits vorhandenen intrinsischen Feedback etwas hinzuzufügen, es zu verbessern oder es zu erweitern. Es umfasst auditorisches Feedback, taktile und visuelle Hinweise (Narana & Nagaraj, 2016). Augmented Feedback kann verschiedenartig erfolgen. Beispielsweise als concurrent Feedback während der Aufgabenausführung, während Terminalfeedback am Ende einer Aufgabenausführung gegeben wird. Zusammenfassende Feedback sind Rückmeldungen, die nach einer bestimmten Anzahl von Versuchen gegeben werden. Verzögertes Feedback, d.h. Feedback, das nach einer kurzen Zeitverzögerung gegeben wird, kann ebenfalls von Vorteil sein, um dem Lernenden oder der Lernenden kurze Zeit zur Selbstreflexion und Selbstbeurteilung zu geben. Unmittelbares Feedback wird unmittelbar nach Ausführung der Aufgabe gegeben (Narana & Nagaraj, 2016).

Am Beispiel des Basketballwurfes sehen wir, dass das intrinsische Feedback durch Kommentare des Coaches über die Körperausrichtung, das Zielen und die Wurfform des Balls mit dem extrinsischen

Feedback ergänzt werden kann. Weiteres extrinsisches Feedback kann durch den Klang und die Bewegung des Netzes beim Eintreffen des Balls in den Korb (sog. Swish) oder durch eine Videoaufzeichnung der eigenen Leistung erfolgen. Ziel ist es, dass das extrinsische Feedback das Intrinsische unterstützt. Der oder die AthletIn sollte im Verlauf des Bewegungskerns und der weiteren Expertise im Basketballsport mehr und mehr selbst das nötige Einschätzungsvermögen über sportliche Handlungen erhalten und optimalerweise nicht mehr von den Instruktionen eines Coaches abhängen. In Teamsportarten wie Basketball stellt die Mischung aus vielen extrinsischen Feedbackquellen eine große Herausforderung dar. Coaches, MitspielerInnen als auch GegenspielerInnen vermitteln zu jeder Zeit, gewollt oder ungewollt, verbal oder nonverbal, eine gewisse Form des extrinsischen Feedbacks zu allen Arten von Bewegungshandeln am Spielfeld. Die große Herausforderung hierbei stellt das Filtern vieler multimodaler extrinsischer Feedbackinformationen mit der Kombination des gleichzeitig erfolgenden intrinsischen Feedbacks dar (Wrisberg, 2007).

Das extrinsische Feedback versucht das intrinsische Feedback hauptsächlich auf zwei verschiedene Arten zu verbessern. Wenn es vom sensorischen System des Individuums selbst nicht erkannt werden kann, liefert das extrinsische Feedback erweiterte Feedback Informationen an die Person. Weitere zwei Hauptaufgaben des extrinsischen Feedbacks können im Prozess des Fertigkeitenslernens identifiziert werden: Die erste besteht darin, die jeweilige Erreichung des Ziels der Fertigkeit zu erleichtern. Die zweite besteht darin, die Lernende oder den Lernenden zu motivieren, weiterhin auf ein Ziel hinzuarbeiten. Es gibt wiederum zwei Arten von augmented oder extrinsischem Feedback, welche als Knowledge of Results (KR) und Knowledge of Performance (KP) bezeichnet werden (Sharma, Chetidikunnan, Khan, & Gaowgzeh, 2016, S. 1483; Magill R. , 2001).

2.1.2.1 Knowledge of Results

Knowledge of Results (KR) kann als die Information über das Leistungsergebnis beschrieben werden. KR ist das Wissen über die Erreichung des Leistungsziels oder extern präsentierte Informationen über das Ergebnis der Durchführung einer Fertigkeit (Sharma, Chetidikunnan, Khan, & Gaowgzeh, 2016; Magill R. , 2001). In einigen Situationen gibt KR Informationen über das Leistungsergebnis, in anderen informiert es lediglich darüber, ob das Leistungsziel erreicht wurde oder nicht. Beispielsweise kann KR Information geben, ob ein Freiwurf im Basketball getroffen oder nicht getroffen wurde (Magill R. , 2001). Magill R. (2001) führen vier Gründe an, warum KR für das Erlernen von Fähigkeiten einen Vorteil darstellt:

- (a) Die Lernenden verwenden KR, um ihre eigene Einschätzung der Aufgabe, also ihr intrinsisches Feedback zu bestätigen, auch wenn dies überflüssig sein kann.
- (b) Die Lernenden benötigen möglicherweise KR, weil sie das Durchführungsergebnis einer Fertigkeit nicht auf der Grundlage des verfügbaren intrinsischen Feedbacks bestimmen können.
- (c) Die Lernenden verwenden KR, um sich zu motivieren, weiter zu üben.
- (d) In bestimmten Situationen kann der oder die Praktizierende nur KR erhalten wollen, um eine Umgebung für das Lernen durch Selbstentdeckungen zu schaffen. In diesen Situationen werden die Lernenden dazu ermutigt, eine Versuchs- und Irrtumsmethode der der Zielhandlung durchzuführen (Magill R. , 2001).

„Knowledge of Results (KR) stellt eine Form des augmented Feedbacks dar, das als extrinsische und verbalisierbare Antwortinformation darüber definiert werden kann, inwiefern eine Handlung ein gesetztes Umweltziel erreicht hat“ (Anderson, Magill, & Sekiya, 2001, S. 59). KR hat beim Erlernen motorischer Fähigkeiten eine wichtige Rolle, welche darin besteht, die Aufmerksamkeit auf die Beziehung zwischen intrinsischem Feedback und dem Bewegungsziel der Aufgabe selbst zu lenken. So kann die erlernte Leistung auch längerfristig aufrechterhalten werden, ohne die lernende Person von der Gabe von Feedback abhängig zu machen, wie es die Guidance-Hypothese in 2.2.1 beschreibt. Wenn von dem oder der Lernenden während des Übens die aufgabenintrinsischen Feedbackquellen jedoch durch KR ersetzt werden, um Fehler erkennen und korrigieren zu können oder KR ein wichtiger Teil der Aufgabe selbst wird, leidet der Lernprozess dieser Person unter der Abhängigkeit von KR (Anderson, Magill, & Sekiya, 2001, S. 59-60; Magill & Buekers, 1995).

Eine der wichtigsten Variablen bei der Gabe von KR, sowie Feedback im Allgemeinen ist der Zeitpunkt, wann es dem oder der Lernenden präsentiert wird. Bei Bewegungsaufgaben scheint die Gabe von KR direkt nach jeder Übungshandlung den Lernprozess zwar zu erleichtern, wobei hier die Gefahr besteht, die lernende Person vom Feedback abhängig zu machen. Auf der anderen Seite scheint es, als ob das Verzögern von KR zwar den Lernprozess verlangsamt, längerfristig jedoch keine Abhängigkeiten von KR schafft und somit in effektiverem Lernen resultiert (Anderson, Magill, & Sekiya, 2001, S. 60). Sofortiges KR nach dem Handlungsversuch kann sich überdies nachteilig auf das Erlernen von Fehlererkennungsfähigkeiten in der übenden Person auswirken. Es neigt dazu, die spontane subjektive Bewertung des durch die Reaktion erzeugten Feedbacks zu blockieren, was sich negativ auf das Einschätzungsvermögen von Bewegungsfehlern bei Lernenden auswirkt (Swinnen, Schmidt, Nicholson, & Shapiro, 1990, S. 706).

Die Auswirkungen einer Verringerung der relativen Häufigkeit von KR und einer Verzögerung von KR nach einzelnen Bewegungsversuchen wurden bereits mehrmals getestet (Swinnen, Schmidt, Nicholson, & Shapiro, 1990). Trotzdem bleibt weiterhin offen, wie genau der Zeitpunkt der KR-Präsentation mit anderen Variablen im Leistungs- und Lernkontext interagiert (Anderson, Magill, & Sekiya, 2001). Das Verzögerungsintervall des KR wird traditionell als eher von geringer Bedeutung für das Erlernen von Fertigkeiten angesehen, doch deuten die Ergebnisse der Untersuchung von Swinnen, Schmidt, Nicholson, & Shapiro (1990) darauf hin, dass sehr kurze KR-Verzögerungen das Lernen von neuen Fertigkeiten stören könnten. Dies liegt möglicherweise an der Beeinträchtigung des Erwerbs von eigenen Fehlererkennungsfähigkeiten, anstatt denen Informationen rein aus dem KR eines Coaches gezogen werden.

Frühere Untersuchungen konnten zeigen, dass in der Folge von Training die Bereitstellung von Feedback nur bei einem Teil der Bewegungsversuche im Vergleich zur Bereitstellung von Feedback bei allen Versuchen zu einem beständigeren Leistungszuwachs führt. Diese Ergebnisse legen nahe, dass Versuche, in denen Lernende kein extrinsisches Feedback erhalten, einen positiven Effekt auf das Erlernen von motorischen Aufgaben haben (Silva, Pereira-Monfredini, & Teixeira, 2017, S. 1825). Somit stellt neben der zeitlichen Verzögerung ebenfalls die Frequenz der Präsentation von Feedback eine wichtige Rolle dar.

2.1.2.2 Knowledge of Performance

Knowledge of Performance (KP) ist die zweite Kategorie des extrinsischen Feedbacks. Dabei handelt es sich um spezifische Eigenschaften der Bewegung, die zum Leistungsergebnis führen (Sharma, Checidikunnan, Khan, & Gaowgzeh, 2016).

Beispielsweise ist eine Videowiedergabe eine beliebte Methode, um einer Person zu zeigen, wie sie während der Ausführung einer Fertigkeit genau gehandelt hat. KP kann somit besonders vorteilhaft sein, wenn:

- (a) Fähigkeiten gemäß spezifizierten Bewegungsmerkmalen ausgeführt werden, wie z.B. ein Freiwurf im Basketball,
- (b) eine spezifische Bewegungskomponente von Fähigkeiten, die eine komplexe Koordination erfordert, verbessert oder korrigiert werden müssen,
- (c) das Ziel der Aktion eine kinematische, kinetische oder spezifische Muskelaktivität ist oder
- (d) KR überflüssig im aufgabenbezogenen Feedback ist (Magill R. , 2001).

Nach Wulf & Shea (2004) können AthletInnen das Ergebnis von Fähigkeiten nicht ohne Feedback-Informationen bewerten. Darüber hinaus wurde festgestellt, dass, obwohl KP zur Signalisierung von Bewegungsmustern verwendet wird, die Ausführenden keine Referenz haben, anhand derer sie das Feedback des Bewegungsausgangs (KR) bewerten können. Die Arbeiten von Wulf & Shea (2004) haben KR als ein Schlüsselinstrument zur Verbesserung der motorischen Fähigkeiten und des Lernens identifiziert, jedoch bleibt die genaue Rolle des augmented Feedbacks in den frühen Phasen des Lernens noch in großen Teilen ungewiss.

Präziseres, quantitatives KR wird im Wesentlichen in der Regel als effektiver angesehen als qualitatives KR (Wulf & Shea, 2004). Nicht nur die Bereitstellung von Informationen über die Größe des Fehlers ist für die Übenden von Vorteil, sondern Bewegungsfehler können auch nur dann verbessert werden, wenn auch bekannt ist, dass ein Fehler in eine bestimmte Richtung gemacht wurde. Diese Ansicht wird von Wulf & Shea (2004) unterstützt, welche zeigen, dass KR die Fehlererkennung an sich überflüssig macht und nur als Fehlerkorrektur bei nachfolgenden Versuchen dient. Dem wurde jedoch mehrmals widersprochen, da Studien darauf hinwiesen, dass in Testgruppen die KP präsentiert bekamen die Lernleistung einer sportlichen Handlung schneller erfolgte. Dies deutet darauf hin, dass die Kombination von KP mit aufgabenspezifischem Feedback den Erwerb von Fähigkeiten stärker verbessert als ein Feedback von KR allein. Der Zeitpunkt der Feedbackgabe wurde von Swinnen et al., (1990) untersucht. TeilnehmerInnen einer Untersuchung erhielten KR-Feedback unmittelbar nach Abschluss der Aufgabe oder nach acht Sekunden Verzögerung. Nach der Bewertung mehrerer Durchläufe stellte die Untersuchung fest, dass das Feedback, das unmittelbar nach der Leistung gegeben wurde, das Lernen verschlechterte. Dies hätte jedoch darauf zurückzuführen sein können, dass das Feedback nicht spezifisch für die Aktivität war, und die ProbandInnen ebenfalls keine Zeit hatten, über bestimmte Aspekte der Performance selbst nachzudenken (Swinnen, Schmidt, Nicholson, & Shapiro, 1990; Wulf & Shea, 2004).

Wie bereits erwähnt, gibt es Hinweise darauf, dass KR allein und in Kombination mit KP die motorische Leistung verbessert (Wulf & Shea, 2004). Untersuchungen zeigen, dass KR allein das Ergebnis des Zielwerfens bei AnfängerInnen verbessert hat, was jedoch im Gegensatz zu anderen Untersuchungen steht, wonach weniger qualifizierte SpielerInnen möglicherweise mehr aufgabenspezifisches KP-Feedback benötigen als KR, da sie nicht über das notwendige Wissen verfügen, um die Zielbewegung effektiv durchführen zu können. Die Ergebnisse der Untersuchung von Wulf & Shea (2004) zeigen jedoch, dass die Fähigkeit, auf Ziele zu werfen als komplex eingestuft wird und dass KR allein nicht der einzige Weg ist, das Lernen solcher Aufgaben zu beschleunigen (Wulf & Shea, 2004).

Nach Magill & Buekers (1995) profitieren AthletInnen nicht mehr von Feedback, als davon, die Handlung selbst wiederholt zu üben. In vier Experimenten, die von Magill & Buekers (1995) durchgeführt wurden und in denen sequenzielle LEDs beim Aufleuchten mit einem kleinen Schläger getroffen werden mussten, wurden den TeilnehmerInnen verbales KR über verschiedene Geschwindigkeiten des Aufleuchtens der LEDs präsentiert. Die Ergebnisse aller vier Experimente zeigten übereinstimmend, dass KR beim Erlernen der Fertigkeit nicht unbedingt notwendig war und dass die Aufgabe selbst auch das notwendige Feedback lieferte, um die Fertigkeit gut durchzuführen zu können (Magill & Buekers, 1995).

Da die verfügbaren Untersuchungen keine eindeutigen Hinweise auf die relative Wirksamkeit von KR und KP liefern, besteht weiterhin Studienbedarf, um festzustellen, welche Feedbackmaßnahmen sich zur Verbesserung des motorischen Lernens als wirksamer herausstellen (Magill R. , 2001). Insgesamt scheint es noch unklar, obwohl KP und KR spezifische, als auch differenzierte Funktionen innerhalb des Lernprozesses erfüllen und beide Arten von Feedback den gleichen Prinzipien folgen, wie sie das Lernen motorischer Fähigkeiten genau beeinflussen (Wulf & Shea, 2004).

2.2 Feedbackmodalitäten

Nicht nur die Gabe von Feedback an sich ist von großer Bedeutung, sondern ebenso entscheidend ist die Modalität, in der es präsentiert wird. So kann es beispielsweise sinnvoll sein, für verschiedene Arten von Bewegungen mit verschiedenen Komplexitätsgraden auch verschiedenartiges Feedback zu geben. Ebenso stellt es sich als nützlich heraus, verschiedene Feedbackarten zu kombinieren und sog. multimodales Feedback zu präsentieren (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013). Die Kombination von verschiedenen Arten der Rückmeldung kann der lernenden Person dabei helfen, mehrdimensionale Informationen zu verarbeiten und den motorischen Lernprozess zu beschleunigen. Von zentraler Bedeutung ist die Erkenntnis, dass die Art und Weise wie die jeweilige Rückmeldung an die Athletin oder den Athleten kommuniziert wird ebenso wichtig ist, wie die richtige Modalität, in der sie präsentiert wird (Wulf & Shea, 2002).

Beim Erlernen motorischer Aufgaben und der damit verbundenen Gabe von Feedback ist es sinnvoll, die auszuführenden Bewegungsaufgaben in einfache und komplexe Aufgaben zu unterteilen. Um eine sehr einfache motorische Aufgabe effizient zu erlernen, sollte beispielsweise nur selten augmented Feedback gegeben werden, um zu verhindern, dass sich der Lernende auf das Feedback verlässt und es für die Durchführung künftiger Bewegungsversuche wieder benötigt. Im Gegensatz dazu wird vorgeschlagen, das Erlernen einer komplexen motorischen Aufgabe zumindest in frühen Lernphasen durch gleichzeitig präsentiertes augmented Feedback zu

erleichtern, um den gesamten Lernprozess zu beschleunigen (Wolf, Sigris, Rauter, & Riener, 2011, S. 1; Wulf & Shea, 2002).

Im Allgemeinen kann eine concurrent Feedbackgabe die Leistung in der Akquisitionsphase einer Handlung verbessern, aber die Leistungssteigerungen gehen den Untersuchungen zufolge bei Retentionstests verloren. Dieser Befund wird durch die sogenannte „Guidance-Hypothese“ erklärt, die besagt, dass permanentes Feedback während der Akquisition zu einer Abhängigkeit von dem Feedback führen kann (Butki & Hoffman, 2003; Sigris, Rauter, Riener, & Wolf, 2013). Die Guidance-Hypothese wird auch durch die Ergebnisse von Studien zur visuomotorischen Anpassung bei einfachen motorischen Aufgaben unterstützt (Sigris, Rauter, Riener, & Wolf, 2013). Swinnen (1996) unterstreicht, dass Lernende beim Üben die Sensorinformationen, die mit der Ausführung der Aufgabe assoziiert sind, verarbeiten sollten, anstatt sich rein auf externes Feedback zu fokussieren. Butki & Hoffman (2003) bestätigen ebenso experimentell, dass zu viel Feedback während des Kompetenzerwerbs der langfristigen Leistung abträglich sein kann. Anhand von drei Gruppen, von denen eine kontinuierliches und detailliertes Feedback zur Bewegungsaufgabe erhielt, eine andere bei der Hälfte und die dritte bei jeder der Versuche Feedback zum Ergebnis der Bewegung erhielten, wurden die Effekte der Reduzierung von Feedback auf das motorische Lernen untersucht. Während die erste Gruppe zwar während des Lernens besser abschnitt, erzielte die Gruppe mit insgesamt weniger Feedback vor allem bei zeitlich verzögerten Retentionstests bessere Ergebnisse, speziell wenn ihnen kein Feedback zum Bewegungsausgang gegeben wurde (Butki & Hoffman, 2003).

Unabhängig davon, ob das erhaltene augmented Feedback im konkreten Fall nützlich ist oder nicht, sollte der Fokus der lernenden Person nicht bei der Quelle des Feedbacks, also traditionellerweise dem Coach, liegen. Grund dafür ist einerseits, dass ständiges Feedback von einem Coach, vor allem in Sportarten, nicht immer ermöglicht werden kann und der oder die Lernende so unter Umständen wettkampfspezifischer trainieren kann. Eine ständige Anleitung zwingt die Lernenden dazu, ihr intrinsisches Feedback, also ihre Propriozeption, zu ignorieren. (Swinnen S. , 1996, S. 43).

2.2.1 Visuelles Feedback

In den letzten Jahren war das visuelle Feedback die am intensivsten untersuchte Modalität im Zusammenhang mit der Optimierung von augmented Feedback für das motorische Lernen (Sigris, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 25).

Das Sehen gilt als die wichtigste Wahrnehmungsmodalität während Interaktionen mit der Umwelt im täglichen Leben, sowie im Sport (Nesbitt, 2003). Vor allem für die Wahrnehmung räumlicher Informationen ist das Sehen gegenüber anderen Sinnen am wichtigsten. Viele motorische Aufgaben

sind unmöglich oder zumindest viel schwieriger ohne Sicht zu erfüllen, zum Beispiel das Laufen auf unebenem Gelände, das gezielte Werfen eines Balls oder die Ausübung sämtlicher Teamsportarten. Visuelle Lernstrategien wie das Lernen durch Beobachtung oder Nachahmung sowie durch Videodemonstration und -analyse haben sich im Bereich des motorischen Lernens etabliert. Dementsprechend wurden die Auswirkungen von visuellem Feedback auf das Lernen einer motorischen Aufgabe in der Vergangenheit häufig untersucht. So konnte gezeigt werden, wie (visuelle) Feedback-Strategien das motorische Lernen erleichtern oder beeinträchtigen können (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 25). Angewandte Methoden und die Ergebnisse verwandter Studien haben gezeigt, dass die Wirkung von augmented Feedback hauptsächlich von der Komplexität der Aufgabe und dem Qualifikationsniveau abhängt (Timmermans, 2010; Utley & Astill, 2008; Wulf & Shea, 2002). Neben der Komplexität der Aufgabe kann die Art und Weise, wie das Feedback visualisiert wird, ebenso die Effektivität beeinflussen (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013).

Die Auswirkungen von concurrent visuellem Feedback wurden oft bei einfachen Arbeitsaufgaben untersucht. Bei der Erfassung einfacher eingelenkiger Bewegungen übertraf eine gleichzeitige visuelle Feedbackgruppe eine Gruppe ohne Feedback in Bezug auf die Bewegungsergebnisse. Allerdings verschlechterte sich die Genauigkeit und Stabilität in der Feedbackgruppe im Vergleich zu der anderen Gruppe ohne Feedback in den Retentionstests, wenn das Feedback ausblieb. Ähnliche Ergebnisse zeigten Tests mit isometrischer und konzentrischer Kraftproduktion und einfachen Zielbewegungen (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 25).

Die Ergebnisse der angesprochenen Untersuchungen zeigen, dass concurrent visuelles Feedback für das Lernen einfacher motorischer Handlungen eher ungünstig zu sein scheint. Es kann jedoch nicht ausgeschlossen werden, dass das Erlernen einfacher motorischer Aufgaben durch concurrent Feedback unterstützt werden kann, wenn das Training auch Versuche ohne Feedback beinhaltet oder mit Terminal-Feedback kombiniert wird (Wulf & Shea, 2002).

Im Gegensatz zu einfachen motorischen Aufgaben wurde das Erlernen komplexer Aufgaben mit concurrent visuellem Feedback überwiegend als effektiv erachtet. Untersuchungen haben bereits gezeigt, dass concurrent Feedback hier zur Verbesserung des motorischen Lernens beitragen kann. Was jedoch nicht gezeigt werden konnte ist, dass die Gabe von concurrent Feedback effektiver ist als die von Terminal-Feedback (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 26). Im Allgemeinen ist es bei komplexen Aufgaben vorteilhaft, die kognitiven Anforderungen zu verringern, um einer kognitiven Überlastung vorzubeugen. Concurrent Feedback ist in der Lage genau das tun, da es

einen externen Fokus der Aufmerksamkeit auf sich zieht, welcher sich im Lernprozess von Bewegungsaufgaben als vorteilhaft herausstellt (Wulf, 2007, S. 6).

Prinzipiell sind visuelle, concurrent Feedback-Designs wünschenswert, die den Lernenden zur optimalen Bewegung führen, ohne eine Abhängigkeit von der Rückmeldung zu verursachen. Das bedeutet, dass visuelle Feedback-Designs effektiv sind, wenn sie die parallele Verarbeitung von visuellen und kinästhetischen Informationen ermöglichen. Dabei kalibriert die visuelle Rückmeldung kinästhetische Informationen (Blandin, Toussaint, & Shea, 2008, S. 9-11).

Eine relativ junge Form des visuellen Feedbacks stellt das Virtual Reality Training (Kapitel 5.1.1.3) dar. Es ermöglicht die Interaktion von visuellem, auditivem und taktilem Feedback, um die Authentizität des virtuellen Trainingsumfelds zu erhöhen und so eine möglichst reale Lernsituation zu kreieren. Die Hauptmethode der Virtual-Reality-Technologie für das sportliche Training besteht darin, reale Sportverhaltensdaten zu sammeln und dann die Erfahrung des Benutzers durch Feedback zu vervollständigen. Darüber hinaus kann die Virtual Reality Technologie auch Sensordaten miteinbeziehen, damit das Sportsimulationssystem die tatsächliche Leistung von BenutzerInnen überwachen und relevante Daten erheben kann. Bei der Analyse und Verarbeitung von Multimediadaten und Sensordaten im Sport kann Feedback zum Verhalten und zur Leistung gegeben werden und den AthletInnen eine reale sportliche Trainingsumgebung in virtueller Realität bieten (Huang, Zhang, Zhu, Zhang, & Meng, 2019).

2.2.2 Auditives Feedback

Die akustische Wahrnehmung ist genauso in der Lage, einen erheblichen Teil zur Leistungssteigerung im Sport beizutragen. So benötigen SportlerInnen beispielsweise im Tischtennis akustische Informationen über den auf den Tisch springenden Ball, oder das Geräusch des Dribbelns bietet BasketballerInnen wertvolle Informationen im Spiel. Obwohl auditive Informationen einen Einfluss auf die Leistung haben, werden die meisten Sportarten kognitiv als Reaktion auf visuell wahrgenommene Informationen ausgeführt (Sigrüst, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 30). Die Bereitstellung zusätzlicher visueller und concurrent Feedbacks kann die Kapazitäten der Wahrnehmung und der kognitiven Verarbeitung von SportlerInnen jedoch ebenso überlasten. Um dieser Wahrnehmungsüberlastung vorzubeugen, kann das concurrent Feedback auch durch andere Feedbackarten, wie beispielsweise akustisch (oder haptisch, siehe 2.2.3), dargeboten werden. Auditorisches Feedback ist in der Lage, die perzeptive und kognitive Arbeitsbelastung neu zu verteilen, um einer kognitiven Überlastung vorzubeugen. Ebenfalls kann es die Ablenkung reduzieren, da die auditive Wahrnehmung (im Gegensatz zur visuellen) weder

eine spezifische AthletInnenorientierung des Kopfes zur Feedbackquelle noch einen speziellen Fokus der Aufmerksamkeit erfordert. Ein Grund dafür könnte darin liegen, dass visuell-räumliche und auditiv-verbale Informationen in verschiedenen Bereichen des Arbeitsgedächtnisses verarbeitet werden. Diese können die Verarbeitungskapazitäten des Gedächtnisses erweitern, wenn multimodale, z.B. visuelle und auditive Informationen, gleichzeitig präsentiert werden (Wolf, Sigrist, Rauter, & Riener, 2011, S. 1).

Das akustische Signal stellt die einfachste Form des auditiven Feedbacks dar. Es besteht lediglich aus einem Ton, der ohne jegliche Modulation abgespielt wird, sobald und solange eine zugehörige Bewegungsvariable einen vorab vorgegebenen Schwellenwert überschreitet. Aufgrund der mangelnden Komplexität sind diese Signale in der Regel einfach zu interpretieren, und AthletInnen haben keine Probleme zu erkennen, auf welche Art und Weise sie ihre Bewegungen korrigieren müssen und wann die gewünschte Leistung erreicht ist. Was durch diese Art des simplen Feedbacks jedoch nicht mitgeteilt werden kann, ist, inwieweit die jeweilige Bewegung korrigiert werden muss. Die Erkennung des Ausmaßes der gewünschten Bewegungskorrektur erfordert eine kontinuierliche Darstellung der Werte von Bewegungsdaten (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 31).

Die Darstellung von verschiedenen Klangdimensionen wie Lautstärke, Tonhöhe oder Klangfarbe, kombiniert mit akustischen Darstellungseigenschaften wie Timing und Lokalisierung bieten die Möglichkeit, mehrdimensionale Daten durch auditorisches Feedback darzustellen. In der Praxis könnte sich jede Klangdimension auf einen Teilaspekt einer komplexen Bewegung konzentrieren, um so akkurates Feedback zu einer Handlung geben zu können. Aufgrund dieser Vielzahl an Klangdimensionen ist es wichtig, einen systematischen Ansatz bei der Gestaltung von akustischen Darstellungen zu schaffen.

Ein guter Ausgangspunkt für die Entwicklung einer auditiven Darstellung sind die Konstruktionsprinzipien von auditiven Grafiken, die wie folgt von Flowers (2005) zusammengefasst werden: Während die Wahrnehmung von Datenprofiländerungen durch die Zuordnung von Änderungen der Zahlenwerte zur Tonlagenhöhe erleichtert werden, werden Zeitinformationen effizienter durch die rhythmische Strukturierung anstelle von Klicks oder Schlaginstrumenten bereitgestellt. Überdies eignen sich Volumensänderungen für die Darstellung wichtiger Ergebnisse. Studien zur Daten-Sonifikation (Daten-Verklanglichung) haben gezeigt, dass sich Lautstärkenänderungen nicht für die Darstellung von Zahlenwertänderungen eignen, da beim Lernenden Bedenken über Wechselwirkungen zwischen Tonhöhe und Lautstärke bestehen können. Ähnlich wie das visuelle Feedback, kann das auditive Feedback ebenso die Verarbeitung von

intrinsischem Feedback geringfügig behindern (Flowers, 2005, S. 1-5; Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 33).

Concurrent auditives Feedback konnte erfolgreich bei motorischem Lernen eingesetzt werden und spielt somit in Lernsituationen eine wichtige Rolle (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 36; Konttinen, Mononen, Viitasalo, & Mets, 2004, S. 313). Beispielsweise konnten bei Retentionstests zu Zielschussaufgaben von nicht geübten Partizipanten, welche während der Akquisitionsphase auditives Feedback erhielten, bessere Ergebnisse erzielt werden, als Kontrollgruppen und jenen, die lediglich KR erhielten (Konttinen, Mononen, Viitasalo, & Mets, 2004, S. 306). Jedoch muss ebenfalls angeführt werden, dass die meisten Studien über auditorische Signale und Bewegungssonifikation sich schnell wiederholende Bewegungsaufgaben untersucht haben, worin die Begründung für den Erfolg von auditivem Feedback liegen könnte (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 36).

Die Ergebnisse der Untersuchung von Keele & Summers (1979) zeigten, dass die Bereitstellung auditiver Informationen eine praktikable Methode ist, um das Erlernen einer sportlichen Fertigkeit zu verbessern. Jedoch sollte darauf hingewiesen werden, dass in der Studie nur Ergebnisse für Bewegungen mit einem einzigen Freiheitsgrad getestet wurden, welche nur bedingt mit dem Erlernen komplexer Fertigkeiten mit mehreren Freiheitsgraden vergleichbar sind und somit nicht verallgemeinert werden können (Konttinen, Mononen, Viitasalo, & Mets, 2004, S. 313; Keele & Summers, 1979).

Wolf, Sigrist, Rauter, & Riener (2011) geben an, dass vor allem die gleichzeitige Sonifikation der eigenen Bewegung effizient ist, um das motorische Lernen zu erleichtern, wenn eine präzise vorgestellte Bewegung vorhanden ist und mit sonifizierten, optimalen Bewegungsvariablen verbunden wird. Motorisches Lernen kann ebenso unterstützt werden, wenn die jeweilige akute Abweichung zwischen der eigenen Bewegung, und der optimalen Bewegung, also der Bewegungsfehler, akustisch dargestellt wird (Wolf, Sigrist, Rauter, & Riener, 2011).

2.2.3 Haptisches Feedback

In unseren ersten Lebensjahren bildet hauptsächlich der haptische Sinn die Grundlage für die sensorische Integration, d.h. für die Organisation von sensorischen Informationen für den Einsatz im täglichen Leben. „Eines der Hauptziele der haptischen Anleitung ist es, das Erlernen komplexer menschlicher motorischer Fähigkeiten zu erleichtern, indem haptische Hinweise gegeben werden, die hilfreich sind, um gewünschte Bewegungen zu induzieren“ (Lee & Seungmoon, 2010, S. 1).

Haptisches Feedback wird zwar oft verwendet, um reale Interaktionskräfte nachzustellen, es hat jedoch ebenfalls das Potenzial, Hinweise zu geben, die in der physischen Welt nicht verfügbar sind (Morris, Hong, Federico, Timothy, & Kenneth, 2007, S. 1). Der Begriff des haptischen Feedbacks kann in taktile und kinästhetische Wahrnehmung unterteilt werden, welche hier jedoch zusammengefasst werden. Taktile Reize wie Druck oder Vibration werden meist über die Haut wahrgenommen, kinästhetische Wahrnehmung gibt über Rezeptoren in Muskeln und Sehnen Informationen zur Körperposition im Raum. „Der haptische Sinn ist der einzige, der es uns ermöglicht, mit der Umwelt zu interagieren und diese Interaktionen gleichzeitig wahrzunehmen“ (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 22). Diese Eigenschaft wird als bidirektionale Eigenschaft des haptischen Sinnes bezeichnet. Diese Bidirektionalität bildet die Grundlage für die weitere Entwicklung von motorischem Lernen durch haptische Interaktionen mit der Umwelt. In der Forschung des haptischen Feedbacks in Kombination mit motorischem Lernen gibt es eine Vielzahl an verschiedenen Parametern, die den Lernerfolg beeinflussen können. Einerseits ist es wichtig zu untersuchen, welche Art von haptischer Interaktion Unterstützung für das Lernen bietet und für welche Art von motorischen Aufgaben es verwendet werden kann (z.B. einfach-komplex oder zyklisch-azyklisch), andererseits ist die Personengruppe ausschlaggebend, für welche die es am besten zu funktionieren scheint (z.B. Anfänger, Experte; oder Kind, Erwachsene, ältere Menschen) (Sann & Streri, 2007; Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 44).

Haptisches Feedback kann sowohl AnfängerInnen, als auch Fortgeschrittenen helfen, komplexe sportliche Bewegungen zu erlernen oder wichtige technisch detaillierte Aspekte einer Handlung zu verinnerlichen. Da es jedoch nur wenige Studien zu haptischen Feedback bei komplexen motorischen Aufgaben gibt, bleibt dessen Potenzial zur Erleichterung des motorischen Lernens von komplexen Bewegungen noch wenig untersucht (Powell & O'Malley, 2012).

Positionskontrollstrategien stellen die einfachste Form des haptischen augmented Feedbacks dar. Es wurde gezeigt, dass sie in Bezug auf die Fehlerverbesserung gegenüber anderen haptischen Kontrollstrategien besser abschneiden, da sie vor allem in der Lage sind, fehlerbasiertes Lernen zu intensivieren. Steuerungskonzepte, die die Umgebung verändern erscheinen ebenso vielversprechend, da die aufgabenbezogene Dynamik für den Lernenden oder die Lernende immer offensichtlicher wird. Andere Kontrollstrategien können das eigene Gewicht von ProbandInnen nehmen und ermöglichen so das Erlernen von Aufgaben, die die körperlichen Fähigkeiten des Lernenden womöglich übersteigen würden. Durch eine mit einem Gegengewicht erzeugte Lastabnahme können Versuchspersonen ohne die Last ihres eigenen Gliedmaßen- oder gesamten

Körpergewichts trainieren, was dabei hilft, sich auf die motorischen Aufgaben zu konzentrieren (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 34-40).

Einerseits liefern ein Teil der Untersuchungen zur haptischen Anleitung und zum haptischen Feedback erfolgsversprechende Ergebnisse, welche jedoch meist auf spezielle Bewegungsaufgaben beschränkt und somit nur bedingt auf andere Bewegungen angewendet werden können (Morris, Hong, Federico, Timothy, & Kenneth, 2007, S. 1). Morris, Hong, Federico, Timothy, & Kenneth (2007) stellen beispielsweise die Wirksamkeit von haptischem Training in Verbindung mit visuellem Feedback fest, um sensomotorische Fähigkeiten zu vermitteln, obwohl das haptische Training allein dem visuellen unterlegen ist. Andererseits haben einige Studien aus der Vergangenheit festgestellt, dass haptische Anleitung für das Erlernen motorischer Fähigkeiten ineffektiv oder manchmal sogar schädlich für den Lernerfolg sein könnte (Lee & Seungmoon, 2010). In Bezug auf Parameter wie der Bewegungsaufgabe, der aktuellen Leistung des Probanden oder der Probandin und dem Fertigungslevel besteht weiterhin Bedarf an systematischen Evaluationen, speziell um Aussagen für konkrete und komplexe Sportarten tätigen zu können (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 51; Morris, Hong, Federico, Timothy, & Kenneth, 2007).

2.2.4 Multimodales Feedback

Wie in den vorangehenden Kapiteln bereits beschrieben wurde, kann gleichzeitiges augmented unimodales visuelles, akustisches oder haptisches Feedback dazu in der Lage sein, das komplexe motorische Lernen zu beschleunigen und stellt einen der maßgeblichsten Faktoren im Lernprozess dar (Lee & Seungmoon, 2010, S. 1). SportlerInnen sind es jedoch gewohnt, Reize in verschiedenen Modalitäten zu verarbeiten, was ihnen sogar das Handeln erleichtern kann. Daher wird davon ausgegangen, dass beim motorischen Lernen augmented multimodales Feedback effizienter ist als ein rein unimodales Feedback (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 51).

Weiters wird davon ausgegangen, dass der positive Effekt des multimodalen Lernens auf eine Reduzierung der kognitiven Belastung durch eine Verteilung der Informationsverarbeitung zurückzuführen ist. Nach Burke et al. (2006) verfügen Menschen über unterschiedliche kognitive Ressourcen für die Informationsverarbeitung, können jedoch nicht alle gleichzeitig und störungsfrei nutzen. Dies basiert auf der sog. Multi-Ressourcen-Theorie, welche nach Wickens (2002) besagt, dass eine Verteilung von Informationen auf verschiedene Modalitäten besser ist als die Bereitstellung der gleichen Menge an Informationen in nur einer einzigen Modalität. Dementsprechend ist es sinnvoll, bei einer hohen Arbeitsbelastung einer Modalität, augmented Feedback in einer anderen Modalität oder auf multimodale Weise zu geben. So könnte eine

kognitive Überlastung verhindert und das motorische Lernen verbessert werden. Um diese Überlastung bei einer komplexen motorischen Aufgabe zu vermeiden, kann entweder ein augmented Feedback in einer Modalität mit freien Kapazitäten gegeben werden, oder es wird ein multimodales Feedback-Design genutzt. Dieses augmented Feedback kann eingesetzt werden, um die spezifischen Vorteile jeder Modalität zu nutzen, wie z.B. die Fähigkeit von Visualisierungen zur Darstellung räumlicher Aspekte und von akustischem oder haptischem Feedback sowie zur Darstellung zeitlicher Aspekte (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013; Burke, et al., 2006, S. 123-129). Eine Vielzahl an Untersuchungen hat bereits gezeigt, dass multimodales Feedback das motorische Lernen verbessern kann (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013). Einer der wichtigsten Faktoren in der Gabe von multimodalem Feedback ist es, dem oder der Übenden relevante Informationen in interpretierbarer Weise darzustellen, um einer Überforderung vorzubeugen. Dies kann vor allem durch das Präsentieren von multimodalem Feedback, das die Vorteile jeder Modalität nützt, erreicht werden. Multimodales concurrent Feedback hat ebenfalls den Vorteil, mehrere Aspekte einer Bewegung gleichzeitig unterstützen zu können (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013, S. 53).

2.3 Feedbacksysteme in Ballsportarten

Die meisten Methoden der Ballsportanalyse konzentrieren sich auf das reine Erforschen von Statistiken und Metriken. Mithilfe solcher aufgezeichneten Statistiken kann ein besseres Verständnis dafür gewonnen werden, was auf dem Spielfeld passiert. In Ballsportarten gibt es prinzipiell drei verschiedene Methoden, um Spiele universell zu analysieren und Feedback sowohl für AthletInnen als auch für den TrainerInnenstab zu generieren: die Videoanalyse, das Balltracking und das SpielerInnentracking. Zwischen diesen drei Methoden können sich viele Verbindungen herstellen lassen, um erweiterte Tendenzen wie Teamchemie, SpielerInnenpräferenzen, taktische Vorlieben und vieles mehr zu analysieren. Durch beispielsweise eine sog. *time-motion-analysis* (Zeit-Bewegungs-Analyse) können durch ein analytisches Verfahren die Zeit und die Energie, die in eine gewisse Aktivität am Spielfeld investiert wurde, bestimmt werden und eine Vielzahl an wertvollen Daten für SpielerInnen und Coaches bereitgestellt werden (Bialkowski, et al., 2016, S. 58; Therón & Casares, 2010, S. 1-3). Diese Daten reichen über den hier definierten Feedbackbegriff hinaus, können jedoch in Kombination mit Informationen über motorische Leistungen während und nach der Ausübung eine ganzheitlichere Spielanalyse liefern.

Eine Vielzahl neuer Kennzahlen, die mehrere Aspekte des Spiels messen, wurden beispielsweise für den Basketballsport entwickelt. So wurden erweiterte Metriken zur Bewertung von SpielerInnen, Rollen und Strategien eingeführt und eine All-in-One-Kennzahl für die

SpielerInneneffizienzbewertung (*Player Efficiency Rating, PER*) erstellt, um die Leistung eines Spielers oder einer Spielerin zu messen und in nur einer Zahl darzustellen. Diese Methode ermöglicht das Zusammenfassen vieler Messwerte aus einer Anzahl an Spielsituationen in eine leicht interpretierbaren Kenngröße (Bialkowski, et al., 2016, S. 59).

Mehrere Studien haben bereits unter dem räumlichen Aspekt des Basketballsports die Positionen der SpielerInnen und Spielevents wie zum Beispiel die jeweiligen Rebounds und Würfe in verschiedenen Spielen untersucht, um Diagramme mit den jeweiligen Positionsdaten zu erstellen. Andere Studien haben neben Videosystemen GPS-Geräte verwendet, um die Positionen der SpielerInnen auf dem Feld in Echtzeit zu verfolgen und zu messen, welche Zonen die SpielerInnen am häufigsten für Sprints nutzen, wieviel Raum die Verteidigung einnimmt und wie sich Teams in Bezug auf ihre Formation im Angriff verhalten. Da Positionsdaten von traditionellen GPS-Geräten mit Fehlern von einigen Metern oftmals relativ ungenau waren, konnte durch die Entwicklung des Differential-GPS (d-GPS), bei dem eine oder mehrere zusätzliche Referenzstationen am Boden verwendet werden, die Genauigkeit der Positionserfassung erheblich gesteigert werden. Dies bietet sowohl die Möglichkeit SpielerInnen eines Teams untereinander als auch Vergleiche zwischen mehreren Teams herzustellen (Bialkowski, et al., 2016; Therón & Casares, 2010).

Die Kommunikation der aus Sport- und Spieldaten gewonnenen Informationen erfordert den Einsatz von Visualisierungstools, da die Interpretation der großen gewonnenen Datenmengen für den Menschen sehr zeitaufwendig und unübersichtlich ist. Anstatt numerischer Metriken haben mehrere Studien visuelle Analysemethoden auch für den Fußball vorgeschlagen (Therón & Casares, 2010; Perin, Vuillemot, & Fekete, 2013). So zeigten Perin, Vuillemot, & Fekete (2013) mit SoccerStories beispielsweise anhand von „Heat Maps“ und Beziehungsdiagrammen, wie stark die Spieler in Bezug auf die Pässe verbunden sind. Stein et al. (2015) stellten ein visuelles Analysesystem zur interaktiven Erkennung von Fußballmustern in enger Kopplung mit Data-Mining-Techniken im Fußballsport vor. Ihre Herangehensweise soll die Verbesserung des Analyseprozesses durch eine Lernphase unter Berücksichtigung von Benutzer-Feedback bieten. Dabei wird der Ansatz durch die Analyse realer Fußballspiele evaluiert, mehrere Anwendungsfälle werden illustriert und zusätzliches Experten-Feedback wird gesammelt und integriert. Ebenfalls wurde ein algorithmischer Ansatz entwickelt, um die Rollen und Teambildungen der Spieler direkt aus den Positionsdaten zu ermitteln (Stein, et al., 2015). Sehr ähnliche Ansätze gibt es ebenso bereits im Basketballsport, wo Positionsdaten verwendet werden, um Rollen verschiedenen SpielerInnen zuzuweisen. Therón & Casares (2010) haben ein Visualisierungstool entwickelt, um Coaches die

Visualisierung und Analyse von statistischen, kinematischen und taktischen Parametern von SpielerInnen zu erleichtern.

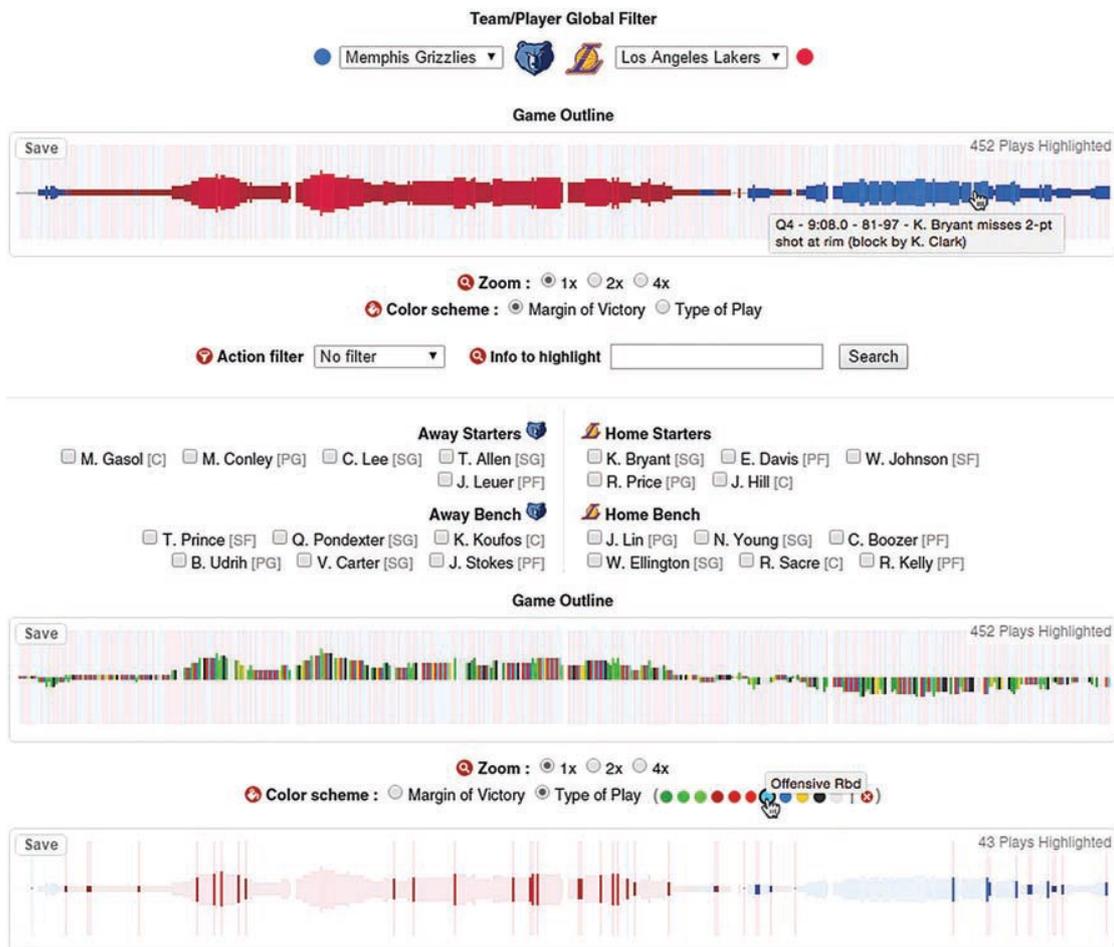


Abbildung 5: Visualisierung relevanter Daten eines Basketballspiels (Bialkowski, et al., 2016)

Abbildung 5 zeigt eine Visualisierung, welche den Spielfortschritt basierend auf der Punktdifferenz der beiden Teams repräsentiert.

- (a) Die Ansicht zeigt den gesamten Ausschnitt und die Filteroptionen, wobei ein Spielzug durch Bewegungen der Leiste mit der Maus hervorgehoben wird, um die Beschreibung anzuzeigen.
- (b) Eine andere Art der Wiedergabe, bei der Filterbeschriftungen erscheinen, indem man mit der Maus über die verschiedenfarbigen Kreise fährt.
- (c) Spiele, die von einem bestimmten Spieler durchgeführt werden, sobald dieser Filter angewendet wurde.

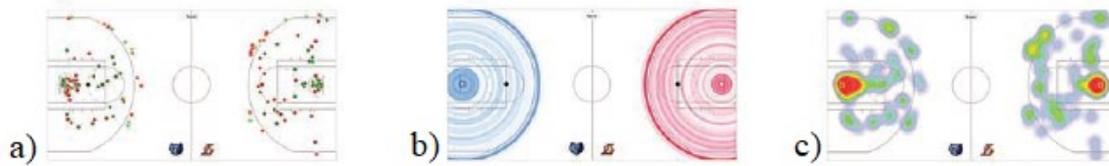


Abbildung 6: Verschiedene Visualisierungen zu Würfen in einem Basketballspiel (Bialkowski, et al., 2016)

Abbildung 6 visualisiert eine im Basketball grundlegende Feedbackinformation der Würfe auf den Korb während eines Spiels:

- a) Exakte Wurfpositionen und Wurfserien durch verschiedenfarbige Punkte
- b) Radiale Heat-Map aus der Distanz um den Korb
- c) Eine klassische Heat-Map basierend auf der Trefferquote

Eine virtuelle SpielerInnenvisualisierung des BKViz-Basketball Analyse Tools ermöglicht eine detaillierte Möglichkeit, die Aktionssequenzen eines Spiels oder Trainings nachzuvollziehen. Basierend auf Play-by-Play Daten ermöglicht diese dem Benutzer die Navigation durch einzelne Spielsequenzen, um zu unterschiedlichen Ergebnissen bei unterschiedlichen Zeitpunkten zu kommen. Obwohl eine Spielanalyse durch 2D-Visualisierung bereits oftmals verwendet wird, bildet die Kombination mit anderen Visualisierungen ein leistungsfähiges System, das den Wissenserwerb erleichtert (Bialkowski, et al., 2016). Chen, et al. (2016) verwenden unter anderem ebenfalls Play-by-Play Daten, um ein umfassendes Visualisierungsschema für Basketballspiele auf Saison-, Spiel- und Trainingsebene zu erstellen. Durch das Unterteilen des Spiels in verschiedene Sequenzen können einzelne Spielsituationen isoliert dargestellt, und mithilfe von weiteren Informationen wie Box-Score Daten, Videodaten des Spiels und Daten zu Aktionsbereichen am Spielfeld, sinnvoll interpretiert werden. Bei Box-Score handelt es sich um Zusammenfassungen der Ergebnisse eines Basketballspiels. Er zeigt den Spielstand sowie die Einzel- und Mannschaftsleistungen im Spiel auf. Ebenfalls eine wertvolle Komponente des Play-by-Play-Feedbacks ist die Tatsache, dass es ebenso Informationen darüber enthält, wie Teammitglieder den Ball teilen, bevor sie Punkte erzielen. Dies kann bei der Analyse des Teamverhaltens nützlich sein, da es zeigt, ob ein Schlüsselspieler oder eine Schlüsselspielerin mehr Aufmerksamkeit benötigt als andere oder ob das Team und der Ballbesitz innerhalb des Teams ausgeglichen ist. Solche Aspekte der Teamchemie sind generell schwieriger zu messen als beispielsweise bloße Wurfquoten oder die Anzahl der Pässe im Spiel. Genaue Spielanalysen können aber brauchbare Informationen geben, welche den Trainings- und Spielprozess positiv beeinflussen können (Bialkowski, et al., 2016; Therón & Casares, 2010).



Abbildung 7: Statistisch fokussierte Basketballanalyse (Bialkowski, et al., BKViz: A Basketball Visual Analysis Tool, 2016)

In Abbildung 7 zeigen Bialkowski et al. (2016) eine statistisch fokussierte Basketballanalyse eines Basketballteams in Form einzelner Spieler-Radar-Diagramme. Die durchgezogene farbige Linie zeigt die Leistung des Spielers im Spiel, die gestrichelte schwarze Linie im Durchschnitt seiner Karriere und die gestrichelte farbige Linie die durchschnittliche Leistung des Teams im analysierten Spiel. Die Statistik enthält im Uhrzeigersinn nachfolgende Kategorien: Punkte, Ballverluste, Blocks, Steals, Assists, Defensivrebounds, Offensivrebounds, erfolgreiche 3-Punkte-Würfe und die Wurfquote in Prozent.

Folgende Grafik (Abbildung 8) zeigt die Teamchemie zweier Basketballteams an, wobei zuerst die Blasengrößen nach Startaufstellung und Bankspielern und dann nach gespielten Minuten gereiht sind. Die grauen Verbindungen zwischen den Spielern zeigen die Pässe an, welche in Korberfolgen resultiert sind, also die Assists.

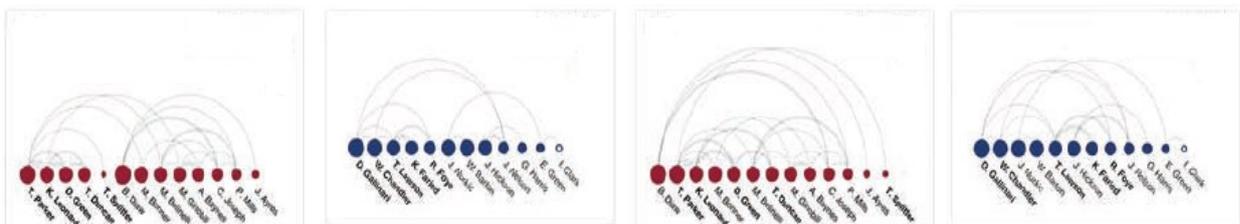


Abbildung 8: Spielerstatistiken nach Assists (Bialkowski, et al., BKViz: A Basketball Visual Analysis Tool, 2016)

Genauso wie in anderen Sportsportarten ist im Basketball eine große Fülle an Daten vorhanden, da einige Unternehmen umfangreiche Daten über fast alle professionellen Sportteams sammeln und bereitstellen. Diese sind mit einer Fülle von multivariaten Informationen über Zeit, SpielerInnenpositionen und Arten von Aktionen und vielem mehr ausgestattet. Beispielsweise würde die Erfassung der Positionen aller Spieler von zwei Mannschaften in einem Basketballspiel in jeder Sekunde mehr als 20.000 Werte generieren, wobei Daten über Geschwindigkeit, Richtung,

Herzfrequenz usw. noch nicht berücksichtigt werden (Therón & Casares, 2010, S. 3). Allerdings sind Spiele räumlich und zeitlich komplexer definiert, als sie lediglich durch die eben genannten Informationen gänzlich analysieren zu können. SpielerInnenaktionen können genauso in simplen Visualisierungen wie in Abbildung 9 am Beispiel eines Fußballfeldes dargestellt werden, welche zwar eine zweidimensionale räumliche Komponente, jedoch keine anderen Informationen wie Zeit, Präzision und ähnliches wiedergeben (Perin, Vuillemot, & Fekete, 2013).

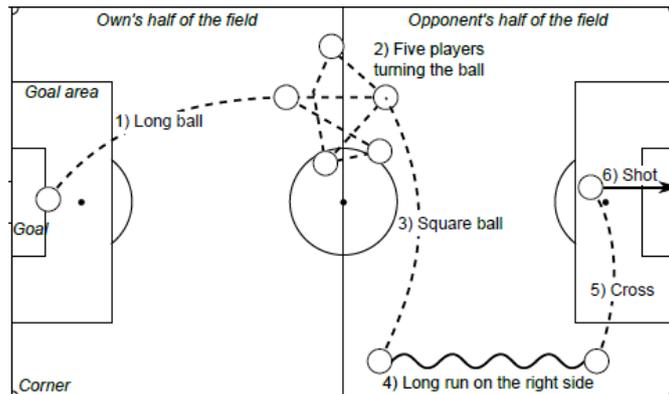


Abbildung 9: Simple Darstellung der Hauptereignisse, die in einem Fußballspiel möglich sind (Perin, Vuillemot, & Fekete, 2013)

Abbildung 10 zeigt unter a) ein Beispiel der dynamischen Distanzanalyse. Damit kann die Distanz der fünf FeldspielerInnen eines Teams sowohl zueinander als auch deren Distanz zum Korb über einen gewissen Zeitraum verfolgt werden. Unter b) wird die dynamische Bereichsanalyse dargestellt. In diesem Fall wird versucht zu analysieren, wie gut das Team Bereiche des Spielfeldes abdeckt, sei es für den Angriff oder die Verteidigung, so dass der Trainer die Taktik effizient abstimmen oder die Leistung der Mannschaft beurteilen kann. In der Verteidigung wird oft davon ausgegangen, dass die Defensivstrategie erfolgreicher ist, wenn eine größere Fläche des Spielfeldes durch die SpielerInnen abgedeckt wird (Therón & Casares, 2010).



Abbildung 10: Dynamische Distanzanalyse und dynamische Bereichsanalyse eines Teams während eines Basketballspiels (Therón & Casares, 2010)

In Abbildung 11 zeigen Perin, Vuillemot, & Fekete (2013) komplexere Darstellungen von einzelnen Spielerpositionen im Fußball in a) am Beispiel von Lionel Messi in Form einer Heat-Map und in b) Spielerkommunikationen, wobei die orangenen Verbindungslinien die erfolgreiche Passhäufigkeit repräsentieren.

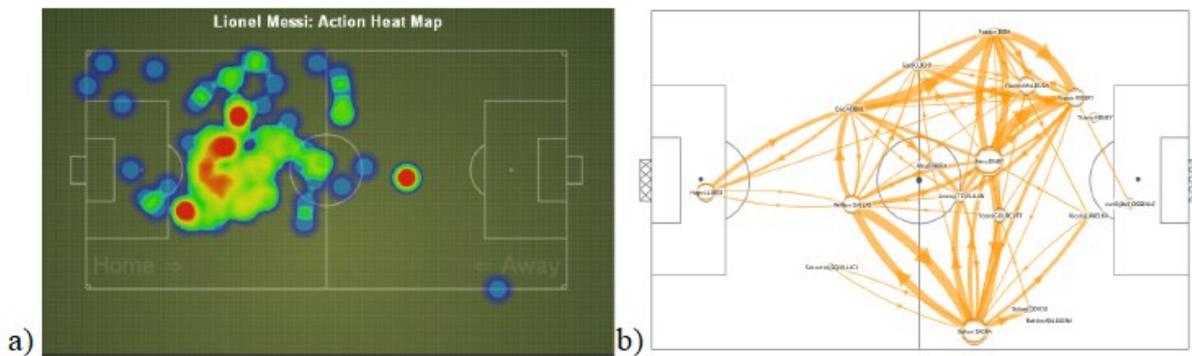


Abbildung 11: Heat-Map und Spielerkommunikation im Fußball (Perin, Vuillemot, & Fekete, 2013)

Aufgrund vieler ähnlicher Charakteristika zwischen den verschiedenen Ballsportarten, können Positionserfassungssysteme, Heat-Maps und Trajektorienverläufe von SpielerInnen disziplinübergreifend in unterschiedlichen Sportarten angewendet werden.

3 Methodik

In dieser Arbeit wird die systematische Review Methode, die nach Brereton et al. (2007) eine zuverlässige Bewertung der innerhalb eines bestimmten Themas durchgeführten Forschung ermöglicht und eine Zusammenfassung der Beweise durch verständliche systematische Suchmethoden und Synthese ausgewählter Informationen darstellt, verwendet. Darüber hinaus ist diese Methode weit verbreitet (Brereton, Kitchenham, Budgen, Turner, & Khalil, 2007; Bonidia, Rodrigues, Avila-Santos, Sanches, & Brancher, 2018).

Dieses Kapitel erläutert die methodische Vorgehensweise, die das Auswahlverfahren der Studien für den systematischen Review bestimmt. Dadurch soll eine Übersicht über die aktuelle Forschungslage bezüglich Feedbacksysteme im Basketballsport gegeben werden. Um einen umfassenden Überblick über die bestehende Forschungslage geben zu können, wird zuerst die Suchstrategie beschrieben, dann erfolgt eine Darstellung aller Einschlusskriterien für die Auswahl der Studien in tabellarischer Form. Zudem werden in einer graphischen Übersicht die Suchergebnisse und die Selektion der Studien nach den zuvor bestimmten Kriterien präsentiert. Es folgt eine tabellarische Auflistung und nachfolgende Betrachtung aller eingeschlossenen Studien mit einer Zusammenfassung jener Parameter, die in Bezug auf die Forschungsfrage relevant sind. Ebenso werden die Gründe für den Ausschluss von Studien beschrieben.

Zur Erstellung des Literatur-Reviews und um eine bessere Genauigkeit und Zuverlässigkeit zu erreichen, wird das StArt-Tool (State of the Art through Systematic Reviews) eingesetzt. Dieses Tool hat den Zweck, Autoren beim Verfassen systematischer Reviews zu unterstützen. (Fabbri, et al., 2016) Nach der Suche in den jeweiligen Datenbanken, dem Dublettenausschluss und der Qualitätsüberprüfung wird mittels der Software ein interner Score für die jeweiligen Artikel erstellt. Der Score beinhaltet drei Komponenten, wobei im konkreten Fall fünf Punkte für das Vorkommen der in 3.3 beschriebenen Suchwörter im Titel, drei Punkte für das Vorkommen im Abstract und zwei Punkte für das Vorkommen in den Keywords vergeben wurden. So werden alle gefundenen Artikel nach dem selbst erstellten Score gereiht und der Reihe nach bearbeitet, mit Stichworten verfasst und einer Prioritätenliste zugeordnet. Mithilfe von Torten-, Balken- und Baumdiagrammen wurden die letztendlich ausgewählten Artikel geordnet und dargestellt, um eine bessere Übersicht über die eingegrenzten Arbeiten zu erhalten.

Sechs Datenbanken (PubMed, EBSCO, ScienceDirect, IEEE, DBLP und ACM) werden nach veröffentlichten Artikeln in der Zeit vom 01. Januar 2000 bis einschließlich 2019 durchsucht. Die Literaturverwaltungssoftware Citavi 6 wird zur erleichterten Suche und Organisation von Artikeln eingesetzt. Bei der Suche in Datenbanken werden bestimmte Filter und Begrenzungen angewendet.

Ebenso werden für die Auswahl der Artikel Datenbankgrenzen festgelegt, um eine überschaubare und relevante Suchstrategie zu gewährleisten. Die vollständige Suchstrategie für jede Datenbank, einschließlich der Begriffe des Medical Subject Heading (MeSH), werden in 3.3 genauer beschrieben.

Es wurde bewusst auf ein *Risk of Bias Assessment* (manchmal auch als „Qualitätsbeurteilung“, „kritische Beurteilung“ oder „Risiko der Verzerrungsbeurteilung“ bezeichnet), welches versucht, die Ergebnisse und Erkenntnisse der Evidenzsynthese transparent zu machen, verzichtet. Der Risk of Bias Score hat keinen direkten Zusammenhang mit der Berichterstattung selbst, da eventuell gut geeignete Methoden angewandt, aber unzureichend über diese berichtet wurde. Aufgrund der Heterogenität der verwendeten Untersuchungen, der Verschiedenartigkeit der Herangehensweise der ForscherInnen der in den Review eingeschlossenen Papers und dem Rahmen dieser Arbeit wird dieses Kapitel bewusst ausgelassen (Higgins, Altmann, & Sterne, 2011).

3.1 Auswahlkriterien

Die Auswahl der Inhalte der Arbeit wird in fünf Schritte unterteilt:

1. Durchführung der Suche in den ausgewählten Datenbanken
2. Vergleich der Suchergebnisse zum Ausschluss von Dubletten
3. Anwendung von Einschluss- und Ausschlusskriterien
4. Bewertung aller Studien, die die erste Überprüfung bestanden haben
5. Datensynthese

Inklusion/Einschluss	Artikel in Englisch und Deutsch Artikel die relevant für Feedbacksysteme im Basketball sind Artikel die nach 2000 veröffentlicht wurden
Exklusion/Ausschluss	Studien die außerhalb des untersuchten Kontexts liegen Studien in einer anderen Sprache als Englisch oder Deutsch Studien die vor 2000 veröffentlicht wurden

3.2 Informationsquellen

Um die Qualität dieser Überprüfung zu gewährleisten, wird jeder gefundene Artikel nach Titel, Abstract, Keywords, Ergebnissen und Ergebnis analysiert. Darüber hinaus werden in diesem Artikel die folgenden elektronischen Datenbanken verwendet, um Beiträge zu finden:

- Science Direct
- DBLP Computer Science Bibliography
- NCBI - PubMed
- EBSCO
- ACM Digital Library
- IEEE

3.3 Suche

Die boolesche Suche wurde als Methode zur Suche in den Datenbanken ausgewählt. Im Wesentlichen wird ein Suchraum aufgeteilt und eine Teilmenge von Dokumenten in einer Sammlung nach den Kriterien der Konsultation identifiziert. In diesem Fall sind die Zeichenketten als jeweilige Schlüssel in den Suchen in folgender Tabelle aufgelistet. Diese Methode wurde gewählt, um die Trefferanzahl zu reduzieren und die Suche auf fachlich relevante Studien einzugrenzen. Zudem erfolgte eine manuelle Überprüfung der Referenzen von Originalstudien und Reviews, in welchen Inhalte zu Feedbacksysteme im Basketballsport untersucht wurden. Auf diese Weise war es möglich, die Anzahl der Studien im Forschungsfeld zu erhöhen. Weiters wurde die Suche auf Artikel, die ab dem Jahr 2000 erschienen sind, eingeschränkt, um einen gewissen aktuellen Forschungsstand, der nicht älter als 20 Jahre ist, wiederzugeben.

Zur Durchführung dieser Analysen im Programm StArt wurden BibTeX-Erweiterungen (bibliographische Formatierungsdateien, die in LaTeX-Dokumenten verwendet werden) verwendet. Daher wurden diese Erweiterungen auch aus den oben genannten Datenbanken extrahiert. Es ist wichtig zu beachten, dass die BibTeX-Dateien ohne Filter exportiert wurden, was die Anzahl der ausgeschlossenen Arbeiten erklärt. Danach wurden Werke, die vor 2000 veröffentlicht worden sind, eliminiert, was zu einer Anzahl von 20 Titeln (495 abgelehnte Artikel) führt.

In den in 3.2 genannten Datenbanken wurde mit folgenden Suchbegriffen gesucht: ((“sports” OR “sport” OR “sports science”)AND(“feedback”OR “feedbacksystem”)AND(„basketball“)).

Datenbank	Suchbegriff	Filter
NCBI - Pubmed	<i>(((„sports“[MeSH Terms] OR „sports“[All Fields] OR „sport“[All Fields]) OR („sports“[MeSH Terms] OR „sports“[All Fields])) AND („feedback“[MeSH Terms] OR „feedback“[All Fields])) OR feedbacksystem[All Fields] AND („basketball“[MeSH Terms] OR „basketball“[All Fields]) AND („2000/01/01“[PDAT] : „2020/12/31“[PDAT])</i>	Veröffentlicht 2000-2020 In Englisch oder Deutsch
EBSCO	<i>feedback AND basketball</i>	Veröffentlicht 2000-2020 In Englisch oder Deutsch
ACM	<i>„query“: { Fulltext:(„basketball“ AND „feedback“ AND „sport“) } „filter“: { Publication Date: (01/01/2000 TO 12/31/2020), ACM Content: DL }</i>	Veröffentlicht 2000-2020 In Englisch oder Deutsch
DBLP	<i>((“sports” OR “sport”)AND(“feedbacksystem” OR“feedback system”)AND(„basketball“)</i>	Veröffentlicht 2000-2020 In Englisch oder Deutsch
Science Direct	<i>((“sports” OR “sport”)AND(“feedbacksystem” OR“feedback system”)AND(„basketball“)</i>	Veröffentlicht 2000-2020 In Englisch oder Deutsch Open acces/ open archive
IEEE	<i>((((„All Metadata“:sport) OR „All Metadata“:sports) AND „All Metadata“:feedback) OR „All Metadata“:feedbacksystem) OR „All Metadata“:feedback system) AND „All Metadata“:basketball)</i>	Veröffentlicht 2000-2020 In Englisch oder Deutsch

Durch die Recherche mit verschiedenen Schlagwortkombinationen ergab sich eine große Menge an in Frage kommender Studien. Viele dieser Arbeiten wurden jedoch aufgrund ihres Titels oder nach dem Lesen des Abstracts und dem Anwenden der Einschlusskriterien wieder ausgeschlossen. Für alle Studien, welche nach dem ersten Screening inkludiert wurden, erfolgt danach eine detailliertere Betrachtung. All jene Arbeiten, die nach dem zweiten Screening immer noch den Einschlusskriterien entsprachen, wurden für den Review berücksichtigt und deren Ergebnisse im Detail behandelt. Ebenso wurden Studien, die in keinem Zusammenhang mit der Fragestellung stehen und/oder die Suchparameter nicht erfüllten vom Review ausgeschlossen.

4 Ergebnisse

4.1 Auswahl der Literatur

Es folgt eine tabellarische Auflistung und nachfolgende Betrachtung aller eingeschlossenen Studien mit einer Zusammenfassung jener Parameter, die in Bezug auf die Forschungsfrage relevant sind. Nach dem Durchsuchen von sechs Datenbanken und einer weiteren „Hand-search“ anhand der oben beschriebenen Suchstrategie wurden gesamt 515 Artikel gefunden. Nach dem Entfernen von 8 Dubletten wurden weitere 448 Artikel aufgrund des Titels ausgeschlossen. Der Ausschluss weiterer Artikel dieser Vorauswahl erfolgte aufgrund des Inhalts des Abstracts, Inhalts des Volltexts, der Verfassung in einer anderen Sprache als Englisch oder Deutsch oder dem Erscheinungsdatum der Publikation vor dem Jahr 2000.

	Pubmed	EBSCO	ACM	DBLP	Science Direct	IEEE	Sonstige	Total
Studien	31	72	198	7	188	13	6	515
Doppelnennungen	1	2	1	0	2	2	0	8
Ausschluss Titel	20	57	183	5	177	6	0	448
Ausschluss Abstract	9	11	10	1	5	2	0	38
Ausschluss Studieninhalt	0	0	0	0	0	0	1	1
Eingeschlossen	1	2	4	1	4	3	5	20

Tabelle 1: Studienübersicht und Datenbankquelle

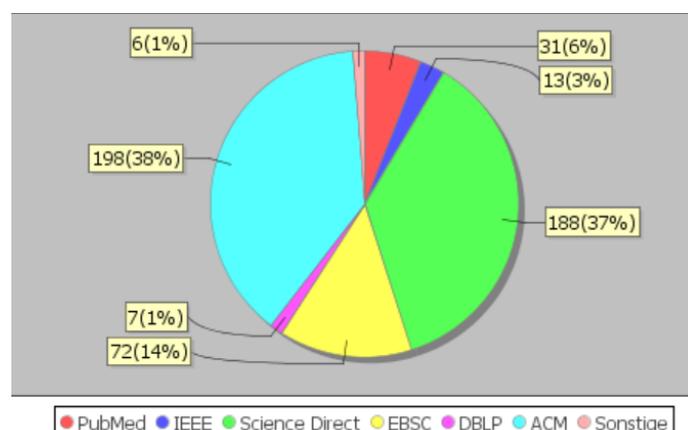


Abbildung 12: Grafik der Suchergebnisse nach der ersten Datenbanksuc

Referenz (Jahr)	Untersuchte Bewegung/en	Untersuchte Parameter/Sensortypen/Mechanismen	Feedbackart	Anzahl der ProbandInnen	Feedbacksystem/Positionserfassungssystem
Suárez Cadenas et al. (2015)	Würfe	Kamera	multimodal	0	Feedbacksystem
Covaci et al. (2015)	Freiwurf	VR	multimodal	27	Feedbacksystem
Bialkowski et al. (2016)	Basketball allgemein	GPS, Kamera	visuell	39	Positionserfassungssystem
Rupcic et al. (2015)	Jump-Shot	Beschleunigungssensor	visuell	1	Feedbacksystem
Taniguchi et al. (2012)	Jump-Shot	Beschleunigungssensor, Gyroskopischer Sensor	auditiv	2	Feedbacksystem
Shankar et al. (2018)	Freiwurf	IMU: Beschleunigungssensor und gyroskopischer Sensor	visuell	1	Feedbacksystem
Yao et al. (2012)	Basketball allgemein	VR	multimodal	0	Feedbacksystem
Bittar et al. (2017)	Freiwurf	Microsoft Kinect Bewegungserfassungs- und Infrarot Sensoren	visuell und auditiv	19	Feedbacksystem

Abdelrasoul et al. (2015)	Werfen, Dribbeln	Beschleunigungssensor	visuell	267	Feedbacksystem
Kos et al. (2018)	Sportliches Handeln	IMU	multimodal	0	Feedbacksystem
Tanaka, K. (2009)	Sportliches Handeln	VR	visuell	2	Feedbacksystem
Nguyen et al. (2015)	Gehen, Joggen, Laufen, Sprinten, Springen, Jump-Shot, Lay-Up und Pivot	IMU	visuell	3	Feedbacksystem
Sha et al. (2018)	Spielsportarten	GPS	visuell	10	Positionserfassungssystem
Hölezemann et al. (2018)	Dribbeln, Werfen, Blocken, Passen	IMU	visuell	3	Feedbacksystem
Kwon et al. (2005)	Sportliches Handeln generell	Körper- und visuelle Sensoren, Beschleunigungssensoren	visuell	7	Feedbacksystem
Metulni, R. (2017)	Bewegungstracking im Basketball	GPS	visuell	24	Positionserfassungssystem

Leser et al. (2011)	Spielsportarten	Inertial Navigation System (INS), GPS, IMU	multimodal	0	Positionserfassungssystem
Gowda, M.K. (2017)	Bewegungstracking	IoT und in drahtlosen Netzwerken	multimodal	0	Positionserfassungssystem
Metulini et al. (2017)	Bewegungstracking im Basketball	GPS	visuell	6	Positionserfassungssystem
Mendes Jr. et al. (2016)	Sportliches Handeln generell	Körpersensoren, Kameras und IMU	multimodal		Feedbacksystem

Tabelle 2: Ausgewählte Literaturübersicht und deren Kurzinhalte

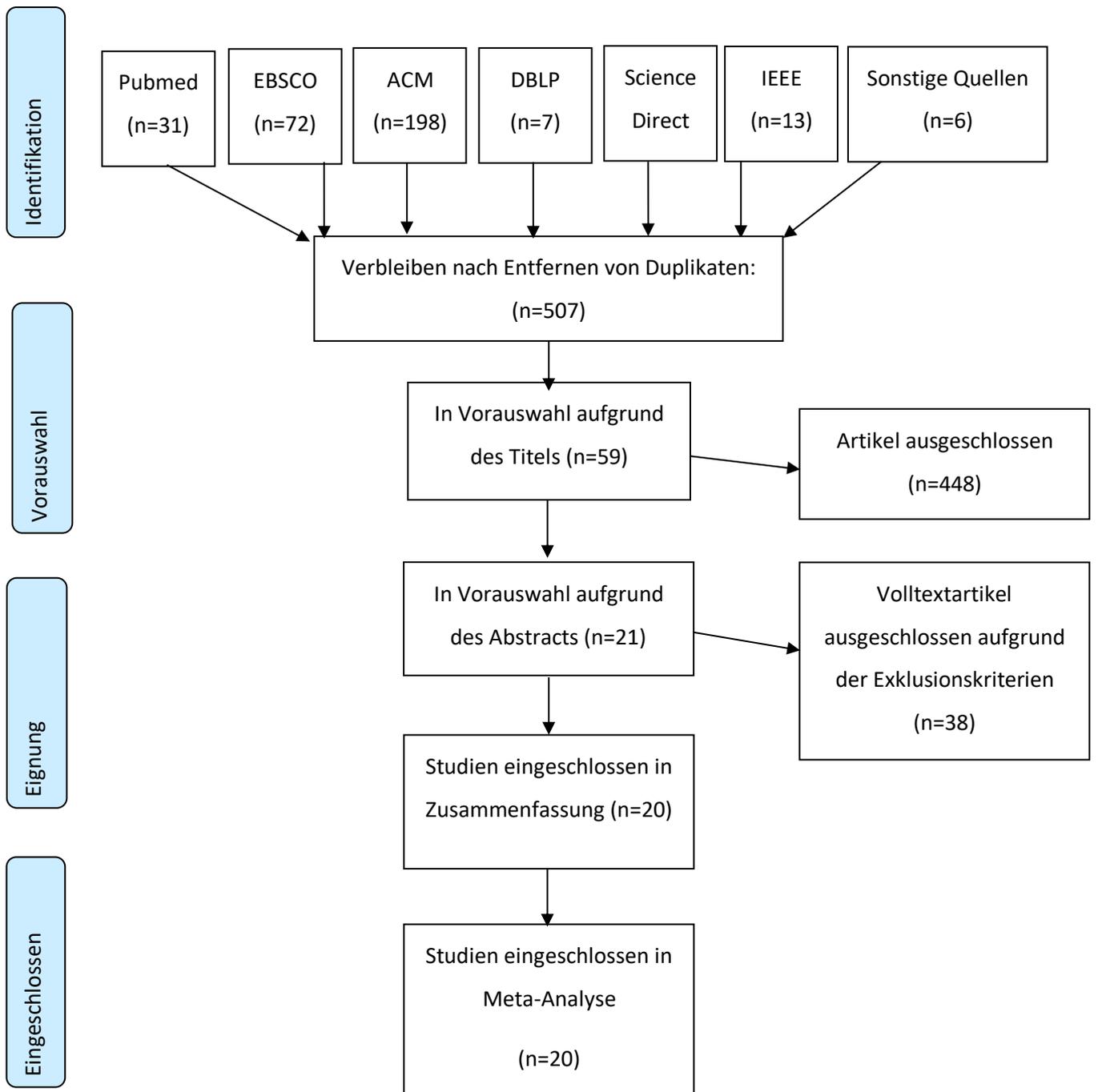


Abbildung 13: Flussdiagramm für die verschiedenen Phasen der systematischen Übersicht

5 Diskussion

5.1 Zusammenfassung der Evidenz

In Tabelle 2 sind alle 20 in den Review inkludierten Studien abgebildet. Zusammenfassend lässt sich erkennen, dass in den 12 inkludierten Studien, welche praktische Evaluationen an ProbandInnen durchführten, meist nur eine relativ kleine Anzahl an Personen untersucht wurde. Im Durchschnitt wurden zwar 39 ProbandInnen pro Untersuchung getestet, wobei Abdelrasoul, Mahmoud, Stergiou, & Katz (2015) mit 267 TeilnehmerInnen die meisten, Rupcic, Knjaz, Bakovic, Devrnja, & Matkovic, (2015) und Shankar, Suresh, Talasila, & Sridhar (2018) mit nur jeweils nur einem Teilnehmer die wenigsten Personen untersuchten. Weiters ist zu erkennen, dass das weibliche Geschlecht klar unterrepräsentiert ist. Lediglich drei der ausgewählten zwanzig Studien weisen explizit auf weibliche Studienteilnehmerinnen hin, wobei nur Kwon & Gross (2005) die genaue Zahl (3 weibliche, 4 männliche) der Teilnehmerinnen angeben.

AutorInnen von 8 Studien führten praktische Untersuchungen anhand eines neu implementierten Systems durch, Zwölf Studien validierten und analysierten bereits vorhandene Systeme und Methoden. Abdelrasoul, Mahmoud, Stergiou, & Katz (2015) und Rupcic, Knjaz, Bakovic, Devrnja, & Matkovic (2015) untersuchten dabei mit dem instrumentierten Basketball 94fifty zwar dasselbe Feedbacktool, jedoch mit jeweils einem unterschiedlichen Forschungsziel.

Fünf der inkludierten Untersuchungen beleuchteten sportliches Handeln allgemein und setzten den Fokus nicht nur auf basketballspezifische Bewegungen. Da es sich hier meist um das Bewegungstracking von SpielerInnen oder einem Spielgegenstand handelt, ist der Übertrag aufgrund der Ähnlichkeit der Bewegungsarten zum Basketballsport gegeben. Zwei weitere Studien untersuchten ebenfalls das Bewegungstracking in Spielsportarten, dessen Prinzipien sich grundlegend nicht von den im Basketball eingesetzten Trackingmethoden unterscheidet. Alle anderen eingeschlossenen Studien untersuchten verschiedene Parameter explizit im Basketballsport, wobei die Wurfanalyse die am meisten repräsentierte Thematik ist. Von den ausgewählten Studien zur Wurfanalyse fokussierten sich drei auf den Freiwurf, zwei auf den Sprungwurf (oder Jump-Shot) und vier auf die allgemeine Wurfbewegung. Bei der Wurfanalyse steht bei allen Studien entweder die Geschwindigkeit der Wurfbewegung, der Eintrittswinkel des Balles in den Korb, die Qualität der Bewegungsausführung oder die Trefferquote im Fokus.

Die Kategorie der optischen und kamerabasierten Systeme wurde lediglich von Suárez Cadenas et al. (2015) als Analysetool benutzt, die anderen drei AutorInnen welche kameraunterstützte Feedbacksysteme vorstellten oder validierten, taten dies in Kombination mit verschiedenen, meist

inertialbasierten, Sensoren. IMUs (Inertial Measurement Units) sind die am häufigsten genutzte Methode, um Feedbackdaten im Basketballsport zu generieren.

Vier Studien nutzten ein GPS (Global Positioning System) basiertes System zum Bewegungstracking von SpielerInnen und zur visuellen Darstellung von verschiedensten Teamstatistiken wie Laufwegen, Passkombinationen und Heat-Maps. Aufgrund der Einfachheit der Darstellung von GPS-Daten wie beispielsweise Laufwege oder Aufenthaltspunkte am Spielfeld scheinen sich GPS-Systeme besonders für die Darbietung von Daten, Metriken und Visualisierungen an ZuseherInnen zu eignen. So kann Feedback zu SpielerInnenpositionen während eines Spiels gegeben werden und eine taktische Bewegungsanalyse mittels der Positionsdaten erstellt werden. Diese Art von Feedback kann dabei helfen, taktische Vorgehensweisen besser zu veranschaulichen und Spielsysteme besser umzusetzen. In Kombination mit kameragestützten Systemen, wie es Bialkowski et al. (2016) vorstellten, bietet eine Kombination von GPS- und Kamerasystem nicht zuletzt aufgrund ihrer visuellen Natur gute Möglichkeiten, um auch statistische Daten für die breite Masse aufzuarbeiten und darzustellen.

5.1.1 Sensorsysteme

5.1.1.1 Kamerabasierte Analysesysteme

Kamerabasierte Techniken sind allgemein die am weitesten verbreiteten Methoden zur menschlichen Bewegungsanalyse (Nguyen, et al., 2015). Dabei hat die Videoanalyse von Bewegungsausführungen das Potential, eine gut nutzbare Feedbackquelle für den motorischen Lernprozess zu sein. Vor allem in Bezug auf den Schwierigkeitsgrad der Zielbewegung und die genaue Methode der Videofeedbackgabe scheint es klare Unterschiede in der Gabe von Feedback zu geben. AthletInnen, die sich noch in einer früheren Phase des Fertigkeitserwerbs befinden, haben ohne Coach, welcher ihren Fokus auf spezifische Aspekte der Bewegungsausführung lenken kann, Schwierigkeiten dabei, allein durch das Anschauen von Videos den motorischen Lernprozess zu beschleunigen. Ein naheliegender Grund dafür kann in der Überforderung beziehungsweise dem Informationsüberfluss liegen, in dem unerfahrene SpielerInnen nicht in der Lage sind Schlüsselemente der Zielbewegung selbst zu erkennen. Als praktische Implikation dieser Erkenntnisse ist es sinnvoll, Videos zu bearbeiten, zu schneiden und wichtige Elemente hervorzuheben, bevor sie unerfahrene AthletInnen zum Fertigkeitserwerb verwenden (Hughes & Franks, 2004).

Die Anwendung solcher Techniken kann jedoch häufig umständlich sein und spezifische Bewegungen, bei denen die Leistung analysiert wird, können oft nicht genau unterschieden

werden. Teilweise können Kameras aus verschiedenen Winkeln nicht alle Spielszenen erfassen, SpielerInnen verdecken die Sicht oder verschiedene Bewegungen sind anderen in ihren Eigenschaften sehr ähnlich und können in zusätzlich unübersichtlichen Szenen nur schwer differenziert werden (Yongduck Seo, Sunghoon Choi, Hyunwoo Kim, Ki-Sang Hong, 1997, S. 196-197). Aus diesen Gründen werden häufig mehrere Kameras simultan installiert, um eine ganzheitliche Erfassung aller AthletInnen und dem Spielball auf dem Feld zu garantieren. Traditionell werden meist Bildverarbeitungssysteme mit externen Kameras eingesetzt, um Informationen über menschliche Aktivitäten zu sammeln. Sie werden weitgehend in Überwachungssystemen und Anwendungen zur Interaktion zwischen Menschen und Computer eingesetzt (Nguyen, et al., 2015).

Als Ergebnis der Videoanalyse ist die qualitative von der quantitativen Videoanalyse zu unterscheiden. Erstere kann in Form einer gesamten Matchanalyse, einer Fertigungsanalyse einzelner SpielerInnen oder in Form von Trainingsanwendungen erfolgen, bei der Bewegungen beispielsweise zeitlich verzögert auf einem Bildschirm präsentiert werden. Die Videoanalyse bietet Coaches und SportlerInnen extrinsisches Feedback, um das Gefühl des Sportlers bei der Ausführung der Fertigkeit zu ergänzen. Somit kann der Prozess des motorischen Lernens sowohl bei AnfängerInnen als auch bei Fortgeschrittenen unterstützt werden. Mit der verbesserten Integration von Video und Computern, die eine quantitative Videoanalyse in Echtzeit in die Reichweite von Trainern gebracht hat, ergeben sich jedoch ebenfalls Detailfragen, welche die beste Form des Videofeedbacks ist und wann der beste Zeitpunkt ist, um Feedback mit Hilfe von Videotechnologie zu geben. Die zweite Anwendungsebene ist die quantitative Videoanalyse, die die Beschreibung und Erklärung von Fertigkeiten mit Hilfe von Videomesssystemen in der Biomechanik darstellt. Eine qualitative Analyse wird durchgeführt, um die wesentlichen Merkmale und Variablen zu bestimmen, die bei der Analyse einer bestimmten Fertigkeit gemessen werden sollen (Wilson, 2008).

Gemessene Punktpositionen der Gelenke und Gliedmaßen des Körpers der ausführenden Person werden verwendet, um z. B. Entfernungen und Geschwindigkeiten der verschiedenen Punkte zu bestimmen. Mit Hilfe mathematischer Analysen werden dann detaillierte Bewegungsbeschreibungen der Körpersegmente sowie die während der Bewegung auf die Segmente wirkenden Kräfte und Momente ermittelt. Kommerziell verfügbare automatisierte Analysen umfassen Berechnungen der Bodenreaktionskräfte und der Kräfte und Momente an den bewegten Gelenken. Solche kinetischen Analysen können für Trainingsempfehlungen genutzt

werden, um beispielsweise das gleiche Leistungsergebnis zu erreichen, jedoch mit reduzierter Belastung und Verletzungswahrscheinlichkeit (Wilson, 2008).

Das Ziel der Untersuchung von Suárez Cadenas, Cárdenas, Sánchez Delgado und Perales (2015) war es, die Vor- und Nachteile der Verwendung von sog. *intentional guidance* (hier handelte es sich um die verbale Aufklärung zu gewissen Parametern, welche einen taktisch guten Wurf im Basketball ausmachen) zur Unterscheidung zwischen guten und schlechten Umständen für das Werfen in verschiedenen Situationen im Basketball zu ermitteln. Für jede vorgestellte Spielsituation musste entschieden werden, ob es sich um günstige Umstände für einen Wurf handelt oder nicht. Diese Umstände wurden von 10 erfahrenen Coaches auf einer Fünf-Punkte-Skala für jede Situation einzeln bewertet, woraus der jeweilige Mittelwert der ExpertInnenmeinungen zur Beurteilung gezogen wurde. Es wurde eine videobasierte simulierte Aufgabe zum Erlernen der Wurfgenauigkeit entwickelt, bei der die TeilnehmerInnen in jedem Versuch entscheiden sollten, ob der Spieler oder die Spielerin, der im Ballbesitz ist, werfen sollte oder nicht. Nach jeder Entscheidung erhielten sie ein, auf der Expertenmeinung basierendes, Feedback zu ihrer Antwort (bestimmt durch fünf Kategorien: Opposition, Rebound, Balance, Alternative und Distanz zum Korb). Die Ergebnisse der Studie legen nahe, dass Menschen in der Lage sind, komplexe, nicht offensichtliche Hinweise zur Entscheidungsfindung im Basketball zu verwenden, wenn systematisches Feedback oder sinnvolle Anweisungen gegeben werden (Suárez Cadenas, Cárdenas, Sánchez Delgado, & Perales, 2015).

Video-Feedback kann im Allgemeinen eine große Menge an Informationen vermitteln. Zu diesem Zweck haben Aiken, Fairbrother, & Post (2012) selbstkontrolliertes Videofeedback über die Bewegungsform für den Basketballwurf evaluiert, ohne die Aufmerksamkeit dabei explizit auf bestimmte Aspekte der Bewegung zu lenken. Die TeilnehmerInnen konnten sich also selbst aussuchen, ob, wann und wie oft sie Videofeedback zu ihren Wurfversuchen erhalten. In der Untersuchung wurden verschiedene Beweggründe für das selbstgesteuerte Ansehen des Videofeedbacks gewählt: Beispielsweise kann ein Teilnehmer sich entschieden haben, das Video anzusehen, weil er ein Problem mit seiner Nachklappbewegung am Ende des Wurfes hatte, das in einem Fall gut am Ende eines ansonsten schlechten Wurfes und in einem anderen Fall schlecht am Ende eines ansonsten guten Wurfes ausgeführt wurde. Diese Möglichkeit wirft neue Fragen auf, wenn es darum geht, zu verstehen, wie Lernende komplexe Feedbackinformationen, wie sie im Videofeedback präsentiert werden, nutzen können. Die Ergebnisse der Untersuchung deuten darauf hin, dass die TeilnehmerInnen selbst Feedback forderten, um entweder ihr intrinsisches Feedback zu bestätigen oder um ihre Form zu bewerten. Beide Gründe stimmen sowohl mit der

traditionellen Sichtweise von augmented Feedback als Bereitstellung von korrigierenden Informationen überein, die zur Steuerung zukünftiger Leistungen verwendet werden (Aiken, Fairbrother, & Post, 2012). Diese Ergebnisse gehen ebenfalls weitgehend mit den Aussagen von Chiviacowsky & Wulf (2005) einher, die besagen, dass Lernende Feedback verwenden, um erfolgreiche Ergebnisse selbst bestätigt zu bekommen.

5.1.1.2 Trägheitsbasierte Messeinheiten (IMU), Beschleunigungs- und gyroskopische Sensoren

Die Trägheitsnavigation ist eine Technik, bei der Messungen, die von Beschleunigungsmessern und Gyroskopen geliefert werden, verwendet werden, um die Position und Orientierung eines Objekts relativ zu einem bekannten Startpunkt, einer Orientierung und einer Geschwindigkeit zu verfolgen. Inertial Measurement Units (IMUs) enthalten typischerweise drei orthogonale Gyroskope und drei orthogonale Beschleunigungsmesser. Durch die Verarbeitung von Signalen aus den Geräten ist es möglich, die Position und Orientierung des Sensors zu verfolgen. Deshalb haben IMUs einen potenziellen Nutzen in der sportlichen Leistungsanalyse (Azcueta, Libatique, & Tangonan, 2014). Aufgrund der kompakten Größe und des leichten Gewichts für die Zwecke des Sports, der Möglichkeit der automatisierten Serienherstellung, des Preises und der relativ einfachen Handhabung, wie es beispielsweise bei Kamerasystemen der Fall sein könnte, eignen sich IMUs ausgezeichnet für die Datenerfassung und -analyse. Schwieriger ist es jedoch die gewonnenen Daten sinnvoll zu interpretieren, ansprechend darzustellen und somit einen Mehrwert für Coaches und in weiterer Folge für AthletInnen darzustellen (Azcueta, Libatique, & Tangonan, 2014; Woodman, 2007, S. 3).

Es besteht auch die Möglichkeit, mehrdimensionale Bewegungs- und kinematische Messwerkzeuge in die Sportkleidung zu integrieren, welche in der Lage sind die Bewegungsqualität zu messen, um Rückschlüsse auf den Energieverbrauch zu ziehen und bei der Vorhersage von Verletzungen zu helfen. Bewegungsart, zurückgelegte Strecke und Körperposition können mit Trägheitssensoren und Modulen für globale Positionierungssysteme gemessen werden. Diese Systeme verfolgen Körperbewegungen vom Rumpf aus, wobei direkt gekoppelte Sensoren erforderlich sind, um eine lokalisierte Bewegungsverfolgung der Gliedmaßenbewegungen zu erreichen. Jüngste Fortschritte bringen bereits dehnbare und auf Hautoberflächen tragbare Sensoren, die eine physiologische und kinematische Echtzeit-Überwachung ermöglichen. Diese Sensoren bieten unter anderem

Möglichkeiten zur kontinuierlichen und präzise lokalisierten Echtzeit-Bewegungsanalyse von jedem beliebigen Körperteil eines Menschen (Liebermann, et al., 2002, S. 50).

Tragbare Inertial Measurement Units sind in der Lage, einige Problematiken, die mit kamerabasierten Systemen bestehen, besser zu lösen: Nguyen, et al. (2015) präsentieren ein System mit dem Ziel, BasketballspielerInnen mit mehreren IMUs zu überwachen. Die experimentellen Ergebnisse zeigen die potenzielle Fähigkeit des Systems zur Erkennung von Basketball-Aktivitäten und der sinnvollen Implementierung in Training und Wettkampf. Das von den Autoren vorgestellte und auf IMUs basierendes System sammelt Signale aus Körperbewegungen, anstatt sie aus visuellen Daten abzuleiten (Nguyen, et al., 2015). Das entwickelte Gerät mit dem Namen *BSK Board* wird am Körper und an den Gliedmaßen von AthletInnen angebracht und bildet ein multiples sensorisches System. Die aus verschiedenen Bewegungen gewonnenen Merkmale werden aus Beschleunigungsmessern extrahiert. Es handelt sich um eine inertielle Messeinheit (IMU – Inertial Measurement Unit) mit dem Ziel der Erfassung von bewegungsbezogenen Inertialdaten. Es ist ein Tool, das IMUs, eine Speichereinheit und eine kleine Schnittstelle zum Senden und Empfangen von Befehlen umfasst. Zum anderen enthält das BSK Board auch einen barometrischen Sensor, um Stürze oder Haltungsübergänge, beispielsweise von stehend zu am Boden liegend, zu erkennen.

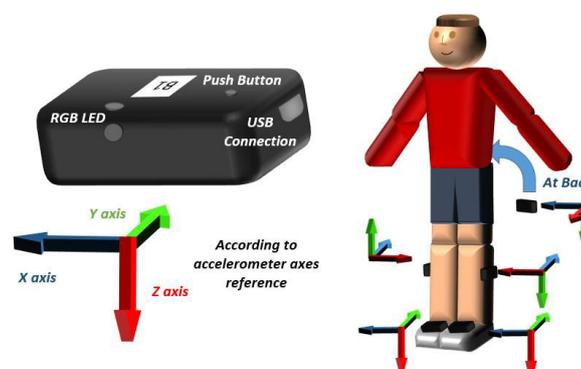


Abbildung 14: Sensoren Aufbau des BSK Boards (Nguyen, et al., 2015)

Eine genauere Betrachtung der Freiwurftechnik stellten Bittar, et al. (2017) mit LeBonGeste an. LeBonGeste ist ein Gerät, das aus einem Basketballkorb besteht, der mit Infrarotsensoren, LED-Lampen, einem Mikrocontroller und einem Computer mit Microsoft Kinect (einem Tool bestehend aus Mikrofon, Kamera und Software) ausgestattet ist, um augmented Echtzeitfeedback in Form von Knowledge of Performance zur Körperhaltung und terminal Knowledge of Results zum Wurferfolg zu geben. Es kann als eine interaktive Installation betrachtet werden, die innere Wahrnehmungen

wie Gleichgewicht und Haltung visuell darstellt und Auskunft über den Erfolg des Bewegungsziels gibt. In der Praxis findet LeBonGeste vor allem als Trainingstool für BasketballanfängerInnen Verwendung. Durch den Microsoft Kinect-Sensor, können technische Ratschläge mit einer Unterhaltungskomponente kombiniert werden. Zur Technikanalyse haben Bittar, et al (2017) neun verschiedene Schlüsselemente definiert, die bei der Zielbewegung des Freiwurfs analysiert werden und anhand derer visuelles Echtzeitfeedback mittels der LED-Leuchten, die am Brett der Korbanlage angebracht sind, gegeben wird:

1. Die Füße sind schulterbreit voneinander entfernt, um ein gutes Gleichgewicht zu gewährleisten.
2. Der Fuß auf der Wurfseite befindet sich leicht vor dem nicht werfenden Fuß in einer bequemen Position.
3. Die Knie werden bei jedem Wurf gebeugt.
4. Der Körper wird aufgerichtet, wobei Bein-, Rumpf- und Armkraft aufeinander abgestimmt sind.
5. Die Beine werden benutzt, um Kraft aufzubringen.
6. Die Ellenbogen und Handgelenke sollten sich in einer geraden Linie zum Korb strecken.
7. Die Nachklappposition sollte gehalten werden, bis der Ball den Ring trifft.
8. Die Handgelenke sollten locker (entspannt) sein.
9. Die Finger sollten auf das Ziel (den Ring) gerichtet sein.

Dieses wird den WerferInnen anhand von LED-Leuchten präsentiert. Jeder Leuchte wird eine Komponente (Kniebeugung und Neigung der Wirbelsäule) der vorab definierten perfekten Grundposition des Freiwurfs zugeordnet und deren Helligkeiten zeigen den jeweiligen Abweichungsgrad der optimalen Haltung an. Je heller das Brett leuchtet, umso besser ist die Grundposition des Wurfes. Sobald das System die Wurfaktion erkennt, leuchtet das Brett entweder rot oder grün, um jeweils einen verfehlten oder getroffenen Wurf anzuzeigen.

Taniguchi, Watanabe und Kurihara (2012) beschreiben die Messung und Analyse der Bewegung von Spielern während eines Sprungwurfs im Basketball. Dies passiert mit einem Beschleunigungssensor und einem gyroskopischen Sensor, um Basketballspielern das Erlernen des Wurfs anhand von fünf vordefinierten Phasen zu erleichtern. In der Studie wird ein Beschleunigungssensor und ein gyroskopischer Sensor verwendet. zur Bewegungsbestimmung verwendet. Das Abtastintervall wurde auf 2ms eingestellt und die Messdaten wurden über eine drahtlose Bluetooth-Funktion übertragen. Es wird ein System präsentiert, welches auditives Echtzeit-Feedback gibt, um etwaige

Technikfehler künftig vermeiden zu können. Anhand des gyroskopischen Sensors, welcher auf der Hand befestigt wurde, wurde die Winkelbewegung in allen drei Achsen gemessen. In dem Vergleichsexperiment wurde die Wurfform eines erfahrenen Spielers mit der eines Anfängers verglichen. Einer der beiden Spieler spielt bereits seit zehn Jahren aktiv Basketball, der andere ist ein Anfänger. Der X-Achsenwinkel der beiden SpielerInnen unterscheidet sich nicht wesentlich, die Y- und Z-Achsen unterscheiden sich jedoch, je nachdem, ob der Spieler den Ball absenkt oder nicht. Es wurde erkannt, dass der erfahrene Spieler den Ball kurz vor dem Wurf in einer fixen Position oberhalb des Kopfes behält, während der unerfahrene Spieler den Ball durchgehend bis zum Wurf in einer Aufwärtsbewegung führt. Dies lässt den eigentlichen *Sprungwurf* (sog. Jumpshot) zu einem *springenden Wurf* werden, was von der optimalen Wurfform abweicht und ebenfalls in schlechteren Trefferquoten resultiert. Weiters wurde untersucht, ob der unerfahrene Spielertyp ein Gefühl dafür entwickeln kann, den Ball nicht zu sehr abzusenken, indem er mit Hilfe von Echtzeit-Datenverarbeitungssoftware trainiert (Taniguchi, Watanabe, & Kurihara, 2012).

Als Ergebnis der Studie kann zusammengefasst werden, dass die Verwendung des Systems, das einen Ton erzeugt, wenn der Proband den Fehler gemacht hat, den Ball zu stark abzusenken, es ihm ermöglichte, seine Sprungwurfbewegung zu korrigieren. Da er ein Feedback erhält, während er sich tatsächlich bewegt, kann er sofort feststellen, ob irgendein Teil seiner Bewegung korrigiert werden muss. Die Ergebnisse zeigen, dass das Üben mit dem Feedback, das diese Anwendung bietet, effektiv ist und die Anwender ihre Wurftechnik verbessern konnten (Taniguchi, Watanabe, & Kurihara, 2012).

Shankar et al. (2018) stellen den Entwurf eines Systems vor, das in Echtzeit die Freiwurfaktion von professionellen Basketballspielern erfassen und analysieren kann. Es wurde ein neues Werkzeug entwickelt, das jede Phase des Werfens analysiert, um eine ideale Wurfaktion der einzelnen Spieler zu segmentieren. Ziel hierbei ist es, ein besseres Verständnis der sportlichen Leistung durch mathematische Modellierung, Computersimulation und Messungen zu erlangen. Ebenso wurde angestrebt, AthletInnen und TrainerInnen mit objektiven Informationen zu versorgen, die ihnen helfen, bestimmte Leistungsbereiche, Taktiken sowie die Stärken und Schwächen der kommenden GegnerInnen besser zu verstehen. Schwachstellen können so analysiert werden, um eine langfristige Leistungsverbesserung zu erlangen (Shankar, Suresh, Talasila, & Sridhar, 2018).

In der Arbeit werden trägheitsbasierten Messeinheiten (IMU) und Wi-Fi-Module verwendet, um ein Gerät zu entwickeln, das die Bewegungen beim Freiwurf aufzeichnen und erkennen kann. Die Aktion des Wurfs wird in drei Phasen eingeteilt: die stationäre Phase, die Haltephase und die Phase

der Wurfaktion. Die Vorrichtung wird an der dorsalen Seite der Hand befestigt und misst Merkmale wie die Handgelenksnachklappgeschwindigkeit beim Wurf (*flick*), Ellenbogenwinkel und die gesamte Wurfbewegungseffizienz. Es wurden auch Werkzeuge und Techniken zur Leistungsanalyse entwickelt, bei denen Parameter verwendet werden, die aus der Merkmalsextraktion, Klassifizierungsalgorithmen und qualitativen Bewertungsmethoden abgeleitet wurden. In der Praxis werden die Daten mit Hilfe von dem Beschleunigungssensor und dem gyroskopischen Sensor erfasst, von denen einer am Handgelenk des Spielers und der andere am Netz angebracht ist. Die Messwerte der IMU im Netz unterscheiden zwischen erfolgreichen und erfolglosen Wüfen. Das IMU-Modul wurde um ein Barometer erweitert. Zusätzlich wird eine Kamera zur Seitenansicht installiert, um die SpielerInnenbewegungen und Flugbahn des Balles zu verfolgen (Shankar, Suresh, Talasila, & Sridhar, 2018).

Die primären Variablen, die die Flugbahn eines Freiwurfs bestimmen sind die Wurfgeschwindigkeiten und der Wurfwinkel. Die Wurfhöhe ist ebenfalls von Bedeutung, ist aber aufgrund der gegebenen Körpergröße nur schwer veränderbar. Die Wurfgeschwindigkeiten werden als Handgelenksnachklappgeschwindigkeiten bezeichnet (aufgrund der Handgelenksaktion am Ende des Freiwurfs). Diese Geschwindigkeit stellt die Beugungsgeschwindigkeit des Handgelenks zum Zeitpunkt dar, in dem der Ball die Hand verlässt und die einen Spitzenausschlag in der Gyroskopmessung am Handgelenk verursacht (also die Winkelgeschwindigkeit). Der Wurfwinkel ist der entsprechende Winkel der Flugbahn des Balls, bei dem die die Streckung des Handgelenks maximal ist (Shankar, Suresh, Talasila, & Sridhar, 2018).

In dem Beitrag von Shankar, et al. (2018) wird eine heuristische Methode der Klassifizierung von Daten beschrieben, die ausschließlich für den Zweck der Messung und Schätzung die Leistung/Effizienz von Freiwurf-Aktionen und zur Unterstützung und Verbesserung der Wurfgenauigkeit durch Feedback zu Parametern wie Handgelenksnachklappgeschwindigkeit und Wurfwinkel dient. Die Ergebnisse bei semiprofessionellen Spielern bei Echtzeitfeedback zeigten, dass die Verwendung des Systems die Wurfvarianz signifikant reduziert und dem Spieler ermöglicht, Freiwürfe genauer und konstanter zu werfen. Das visuelle Feedback, das durch einen eigenen Effizienzkurven- und Flugbahngenerator bereitgestellt wird, hilft einem Spieler bei der Korrektur des Wurfes, um eine optimale technische Form zu erzielen. Das beschriebene Gerät kann sich an die Wurfaktion einer Person anpassen und Gyroskope und Beschleunigungssensoren bieten genaue Echtzeit-Verbesserungen während des Trainings (Shankar, Suresh, Talasila, & Sridhar, 2018).

Da sich die Analyse von Basketballspielen in der Regel auf die Standorte der SpielerInnen an bestimmten Punkten des Spiels konzentriert, während die Erfassung der von den SpielerInnen ausgeführten Aktionen unterrepräsentiert bleibt, stellen Hölzemann und Van Laerhoven (2018) einen Ansatz vor, der es erlaubt, die Aktionen dieser SpielerInnen während eines Spiels, wie z.B. Dribbeln, Werfen, Blocken oder Passen, mit am Handgelenk getragenen Trägheitssensoren zu überwachen. In ihrer Studie wurden Trägheitsdaten des am Handgelenk getragenen Sensors während Trainings und Spielen aufgezeichnet. Die Ergebnisse ihrer Studie legen nahe, dass es möglich ist, verschiedene Bewegungen eines Basketballspielers mit Hilfe des Trägheitssensors zu klassifizieren. Diese Methode, alle Aktionen eines Basketballspiels nur anhand von Beschleunigungsdaten zu erkennen, bietet die Möglichkeit, die Aktionen der SpielerInnen in Echtzeit und ohne Hilfe von Videodatenanmerkungen zu erkennen. Dies ermöglicht ein Live-Analysesystem, das in der Lage ist, die aufgezeichneten Spiele visuell darzustellen und in einem nächsten Schritt ein System für die Live-Spielanalysen entwickeln zu können (Hölzemann & Van Laerhoven, 2018).

Darüber hinaus könnte man das System zu Trainingszwecken einsetzen und so z.B. ein Feedback-System entwerfen, das dem trainierenden Spieler eine Rückmeldung darüber gibt, ob die Aktion, die er gerade ausführt, technisch korrekt war. Dies wäre insbesondere für das Wurftraining nützlich: Das Brett der Korbanlage könnte mit visuellem Feedback ausgestattet werden, das die Richtigkeit der durchgeführten Aktion widerspiegelt, oder eine detailliertere Aktionsanalyse bietet. (Hölzemann & Van Laerhoven, 2018) Diesen Lösungsvorschlag zur Datenpräsentation wählten ebenso bereits Bittar, Desprez, Grisonnet, Nocent und Soilih (2017) mit dem oben beschriebenen System *LeBonGeste*, mit dem Unterschied der Erfassung von Körperbewegung über visuelle Sensoren.

Das einzige im Review enthaltene Tool, welches Sensoren direkt im Basketball selbst, in unserem Fall im Basketball verbaut, ist der sogenannte *94fifty*. Dabei handelt es sich um einen instrumentierten Basketball, der die gleichen Spezifikationen wie ein Standardbasketball hat und einen zusätzlichen Sensor enthält, der Daten über den Wurfbogen, die Wurfgeschwindigkeit und die Anzahl der Dribblings mittels neun verschiedenen Beschleunigungsmessern in Echtzeit über eine Smartphone- oder Tablet-App liefert. Der Zweck der Untersuchung von Abdelrasoul et al. (2015) lag in der Bestimmung der Sensorgenauigkeit im *94Fifty* bei der Messung der Wurfparabel und von Dribblings. Rupcic, Knjaz, Bakovic, Devrnja, & Matkovic (2015) verwendeten dasselbe Tool, jedoch mit dem Ziel, Einfluss von Ermüdung auf kinematische Parameter des Wurfs zu überprüfen.

Durch das Gerät erhält ein Spieler oder eine Spielerin ebenfalls nach dem Wurf oder dem Dribbling kurze Tipps und Kommentare auf der Anwendung am Mobiltelefon. Das Feedback umfasst Kommentare zur Wurftrajektorie und ein Feedback zu der Anzahl und Regelmäßigkeit der Dribblings. Dies geschieht durch die neuen verbauten Beschleunigungssensoren im Ball, die die Kraft (eine 360-Grad-Ansicht davon), Geschwindigkeit, Balldrehung und Wurfparabel gleichzeitig erfassen. Außerdem können die Sensoren einen Winkel messen, in dem der Ball in den Korb trifft (Abdelrasoul, Mahmoud, Stergiou, & Katz, 2015).

Der 94Fifty verfügt über eine Reihe von Werkzeugen, die in der Praxis zur Motivation von SpielerInnen, insbesondere von AnfängerInnen, eingesetzt werden können. Es muss jedoch in künftigen Untersuchungen sichergestellt werden, dass das Feedback relevant und konkret nützlich ist. Dies bezieht sich hauptsächlich auf die Fähigkeit, Leistungen im Laufe der Zeit aufzuzeichnen zu präsentieren und dann vergleichen zu können. Trotz der gebotenen Datenvielfalt des 94Fifty ist noch unklar, wie diese Daten sinnvoll interpretiert und in Folge in Training und Wettkampf implementiert werden können (Abdelrasoul, Mahmoud, Stergiou, & Katz, 2015).

Eine Rotation des Balls, wie sie vom 94fifty gemessen werden kann, ist eine Änderung der Orientierung und kann in eine Folge von Rotationen um seine (lokale) X-, Y- und Z-Achse zerlegt werden. Anders ausgedrückt, jede neue Orientierung kann durch Drehen des Objekts (um entsprechende Beträge) auf jeder der drei Achsen nacheinander erreicht werden. Ein Gyroskop misst jede dieser Rotationen um eine bestimmte Achse pro Zeiteinheit.. Wenn man also theoretisch die anfängliche Orientierung des Balls im Koordinatensystem kennt, können nachfolgende Orientierungen durch Integration der vom Gyroskop gemessenen Winkelgeschwindigkeit über die Zeit verfolgt werden. Die anfängliche Orientierung des Balls im globalen Rahmen sollte möglich sein, da sowohl die Schwerkraft als auch der magnetische Norden in räumlich bekannten Richtungen liegen. Daher können die lokalen Achsen des Balls so lange gedreht werden, bis die Darstellung der Schwerkraft und des Nordens mit den bekannten globalen Richtungen übereinstimmen und der sog. *Spin*, also die Drehung des Balls beim Wurf, kann identifiziert werden (Gowda, 2017). Konkret werden mit im Basketball integrierten IMUs die Rotationsgeschwindigkeit und die Rotationsachse des Balls gemessen, welche in direktem Zusammenhang mit der Wurfform von SpielerInnen stehen können. Informationen über die Dribblingfähigkeit von AthletInnen lassen sich auch aus der Dribblingfrequenz ableiten, die durch Beschleunigungsinformationen erfasst wird. Die experimentelle Validierung einer IMU in einem Basketball von Straeten, Rajai, & Ahamed (2019) zeigt, dass die Methoden zur Bestimmung der Winkelgeschwindigkeit sowohl von Gyroskopen als

auch von Beschleunigungsmessern je weniger als 2 % Fehler ergeben, was beide Methoden im Einsatz praktikabel macht (Straeten, Rajai, & Ahamed, 2019).

Rupcic, Knjaz, Bakovic, Devrnja und Matkovic (2015) führten ebenso eine Studie mit dem 94Fifty Basketball durch, um festzustellen, ob sich die Ermüdung von SpielerInnen auf die Genauigkeit beim Werfen auswirkt. Neben der Wurfgenauigkeit wurden zwei weitere wichtige kinematische Parameter untersucht, da sie einen Einfluss auf den Grad der Genauigkeit beim Werfen haben: die Geschwindigkeit der Ausführung des Wurfs und der Winkel, mit dem der Ball nach einem Jump-Shot in den Korb eintritt.

Nach der Analyse der erhaltenen Ergebnisse der kinematischen Parameter bei der Durchführung eines Zwei- oder Dreipunkt-Sprungwurfs (der Eintrittswinkel des Balls in den Korb und die Wurfgeschwindigkeit) und von Freiwürfen (der Eintrittswinkel des Balls in den Korb), die mit dem 94Fifty Smart Sensor Basketball gemessen worden sind, kann die Schlussfolgerung gezogen werden, dass es statistisch signifikante Unterschiede in der Wurfgeschwindigkeit vor und nach der Belastung bei Zwei- und Dreipunkt-Würfen gibt, wobei keine Unterschiede im Eintrittswinkel festgestellt werden konnten. Solche Ergebnisse können TrainerInnen wertvolle Informationen zur Trainingsgestaltung bieten, da sie nützliches Detailwissen zum Ergebnis von motorischen Abläufen wie dem Sprungwurf bieten. Diese Art der Datengewinnung kann nur valide anhand von mit Sensoren ausgestatteten Geräten wie dem 94Fifty erfolgen (Rupcic, Knjaz, Bakovic, Devrnja, & Matkovic, 2015).

Um die jeweiligen Vorteile der beiden gängigsten Bewegungsanalysesysteme der IMUs und Kamerasysteme zu kombinieren, haben Azcueta, Libatique, & Tangonan (2014) ein mobiles Sportleistungsüberwachungssystem entwickelt, das die Verwendung von IMUs, einer Videokamera und eines Tablets umfasst, um Coaches und AthletInnen direkt am Ausführungsstandort der jeweiligen Sportart visuelles Terminalfeedback bezüglich ihrer Leistung zu bieten. Eine eigens entwickelte App stellt dann die gemessenen Bewegungsdaten zusammen mit den entsprechenden Bildern aus dem Video grafisch dar. Die erhobenen Daten werden vom System erst nach dem Ende der sportlichen Handlung als terminal Feedback präsentiert, da es Coaches in der Regel präferieren, die Handlung zuerst mit eigenen Augen zu sehen, anstatt Echtzeitaufzeichnungen auf einem Bildschirm zu beobachten. Da IMUs rein quantitative Messungen anstellen, werden die Daten zur leichteren Interpretierbarkeit zusammen mit dem Video integriert und dargestellt, sodass ein Coach mithilfe des Systems auch genaueres qualitatives Feedback an den Athleten oder die Athletin weitergeben kann. Die Datenanalyse kann dabei entweder in Form einer Solo-Analyse oder einer

Vergleichsanalyse erfolgen. Zweiteres kann entweder ein Vergleich von zwei verschiedenen Datensets derselben Person sein oder von zwei verschiedenen Datensets von zwei verschiedenen Personen (Azcueta, Libatique, & Tangonan, 2014).

Die Solo-Analyse wurde so konzipiert, dass sie gleichzeitig die grafische Visualisierung der IMU-Daten und das entsprechende Bild der ausgewählten Bewegung anzeigt. Dies geschah, um die IMU-Daten mit ihren entsprechenden Bewegungen durch die Videodaten leicht in Beziehung zu setzen. Diese Kombination macht es für Coaches einfacher, die Bewegungsdatendiagramme mithilfe des Videos zu verstehen. Für die Vergleichsanalyse werden, zwei Graphen und zwei Videos für die beiden Bewegungen gleichzeitig präsentiert. Azcueta, Libatique, & Tangonan (2014) testeten das System anhand einer Rotationsbewegung im Basketball, dem sog. Spin-Move. Eine der Voraussetzungen für einen Spin-Move, um erfolgreich an der Verteidigung vorbeizukommen, ist Schnelligkeit. Im Experiment wurde ein IMU am Rumpf eines Athleten befestigt, um die Spitzenrotationsgeschwindigkeit der Drehbewegung des Athleten zu messen. Somit konnte gezeigt werden, wie das System hilft, insbesondere quantitative Leistungsdaten zu sammeln, die nicht allein durch Beobachtung eines Coaches erhoben werden können (Azcueta, Libatique, & Tangonan, 2014).

5.1.1.3 Virtual Reality

Die Virtual-Reality-Technologie (auch VR) ist eine Echtzeit-Anwendung, welche der Verwendung von Computern zur Erzeugung und Simulation der Sinneswelt von Menschen dient. Es handelt sich um eine moderne Technologie im Computerbereich, die durch die Kombination von Computergrafik-Technologie, Multimedia-Technologie, Mensch-Computer-Interaktions-Technologie, Netzwerk-Technologie und Stereo-Display-Technologie sowie Emulationstechnik entwickelt wird (Covaci, Olivier, & Multon, 2015; Yao, Liu, & Han, 2012). Ein Virtual-Reality-System umfasst im Allgemeinen ein Videobild, das auf verschiedene Arten projiziert wird und Audioinformationen, die synchron abgespielt werden. Darüber hinaus können Virtual-Reality-Sportsimulationssysteme durch den Einsatz von Sensoren das praktische Verhalten von Objekten (hier des Basketballs) in Echtzeit überwachen und relevante Daten erfassen. Weiters wird ein Computer verwendet, um die von den Sensoren erfassten Daten zu analysieren und SportlerInnen entsprechendes Feedback zum Verhalten des Objekts zu geben. Um die Effektivität von VR-Technologien zu verbessern, sind wissenschaftliche Methoden zur Analyse unabdingbar. Diese Methoden und Mittel sollten im Basketballsport auf der Grundlage des Verständnisses der Wurftechnik durch Beobachtung und Feedback aufgebaut werden (Chen & Chen, 2016).

Mit der kontinuierlichen Entwicklung der Informatisierung, Vernetzung und Digitalisierung des Sports, die das Basketballtraining mit der Computertechnologie und der Multimediatechnologie verbindet, wurden schon zahlreiche multimediale Lehrsysteme mit Bildern, Charakteren, Ton und Grafik in einem entwickelt. Diese Ansätze befinden sich aber meist noch in der Phase des "audiovisuellen Lernens", die sich auf den Theorieunterricht und das Zeigen der einzelnen Techniken konzentrieren. Im Vergleich zum traditionellen Basketballtraining besteht der Unterschied des Lernens der multimedialen Systeme darin, dass der Computer den Coach ersetzt, um eine vollständige und korrekte Handlungsvorführung für AthletInnen zu ermöglichen, welche sich aber immer noch passiv gestaltet.

Konkret für den Kontext des Trainings und Wettkampfs im Basketballsport lassen sich einige potenziell nützliche Anwendungen für die Implementierung von VR finden. Eine der mitunter wichtigsten Gründe, um VR einzusetzen wäre die Verletzungsprävention von AthletInnen im Training. Dies ermöglicht es, trotz hoher Intensitäten möglich komplexe Spielsituationen nachzustellen und aufgrund des ausbleibenden Körperkontakts möglichen Verletzungen vorzubeugen. Weiters kann mit VR sehr ressourcenschonend trainiert werden, da meist weniger Platz und Zeit für Trainingsinterventionen benötigt wird. Durch virtuelle Lernszenarien und dazugehörige Datenbanken kann eine Vielzahl an Mustern zum Fertigkeitserwerb genutzt werden. So kann die Technologie der virtuellen Realität den Lernenden nicht nur ermöglichen, die richtige Handlung zu sehen, sondern auch die Abfolge der Krafterzeugung aus den Muskeln zu verstehen und das dreidimensionale Gefühl zu stärken (Yao, Liu, & Han, 2012). Weiters kann VR die Freude und Motivation der AnwenderInnen fördern und somit die Zeit, die die sie bereit sind, für Training aufzuwenden, erhöhen (Covaci, Olivier, & Multon, 2015).

Weitere Vorteile des Einsatzes von Virtual Reality im Lernprozess sind die Möglichkeit, standardisierte Szenarien zu entwerfen, die BenutzerInnenleistung durch zusätzliche Informationen zu steuern und sich schnell an verschiedene Wettkampfsituationen anpassen zu können. All diese Merkmale können helfen, vielversprechende Methoden zu schaffen, die traditionelle Ausbildungspraktiken ergänzen. Dennoch bleibt die Übertragung von Fertigkeiten aus dem virtuellen Training in die reale Praxis ein offenes Problem. Es ist immer noch unklar, wie genau ein natürliches motorisches Verhalten erreicht und wie Trainingsprotokolle gestaltet werden können, was weitere Fragen für künftige Forschungsthemen aufwirft (Covaci, Olivier, & Multon, 2015).

Um der Lösung dieses Problems näher zu kommen haben Covaci, Olivier und Multon (2015) eine Untersuchung mit dem Ziel durchgeführt, ein effektives virtuelles Trainingssystem zum Erlernen und Trainieren des Basketballfreiwurfs zu entwickeln. So wurde die Leistung von Anfängern, die unter verschiedenen visuellen Bedingungen Freiwürfe ausführen (Erst- und Drittpersonensicht mit Hilfe eines immersiven Großbildschirms) mit der Leistung von Experten in der realen Welt verglichen. Der Kerngedanke besteht darin, zu analysieren, wie sich unterschiedliche visuelle Bedingungen auf die Leistung von AnfängerInnen auswirken und inwieweit sie dadurch in die Lage versetzt werden, sich an die Leistung der Experten anzunähern (Covaci, Olivier, & Multon, 2015).

Tanaka (2009) stellt eine, dem VR sehr ähnliche, visuelle Feedbackmethode vor, die auf MR Technologie (sog. *mixed reality*, einer Mischung aus virtueller Realität und der natürlichen Wahrnehmung eines Menschen) basiert und zum Ziel hat, sportliche Fertigkeiten anhand eines virtuellen Trainingssystems zu verbessern. Entsprechend der experimentellen Ergebnisse konnte eine Aufmerksamkeitsfokusverschiebung von Körpervariablen während der Durchführung von komplexen sportlichen Handlungen beobachtet werden. Somit kann angenommen werden, dass diese Art des feedbackunterstützten Lernens geeignet ist, um das Fertigkeitlernen zu fördern, indem es beispielsweise einen externen Aufmerksamkeitsfokus induziert und somit das Erlernen komplexer Techniken beschleunigen kann (Tanaka, 2009).

Yao, Liu und Han (2012) haben ebenfalls die Anwendung von Virtual Reality und deren Durchführbarkeit im Basketballtraining untersucht, um wissenschaftliche Referenzen für VR im Basketballsport zu schaffen. VR-Technologie hat den Autoren zufolge vier grundlegende Eigenschaften:

- Multi-Sensorik: außer der gewöhnlichen visuellen Wahrnehmung des Computers gibt es unter anderem auch noch auditive Wahrnehmung, Berührungswahrnehmung und Bewegungswahrnehmung.
- Existenz Empfindung: die Realitätsebene, die Benutzer in der simulierten Umgebung als Hauptrolle existieren lässt. Außer dem visuellen Sinn, den der Computer hat, gibt es noch die auditive Wahrnehmung, die Kraftwahrnehmung, die Berührungswahrnehmung, die Sportwahrnehmung, usw. Eine ideal simulierte Umgebung sollte Wahrnehmungen beinhalten, die Benutzer nur schwer zwischen wahr und falsch unterscheiden lassen können.
- Interaktivität: die operative Ebene, auf der die TeilnehmerInnen die Objekte in der simulierten Umwelt nutzen und ein Feedback von der Umwelt erhalten.

- Autonomie: das Level, in dem sich Objekte in der simulierten Umgebung unabhängig voneinander bewegen (Yao, Liu, & Han, 2012).

Waltemate, Hülsmann, Pfeiffer, Kopp, & Botsch (2015) definieren darüber hinaus vier Anforderungen (A1-A4), die für ein effizientes motorisches Lernsystem mittels Virtual Reality notwendig sind:

A1: Feedback über die eigene Bewegung

Als erste Voraussetzung muss der Benutzer in der Lage sein, die korrekte Ausführung einer gegebenen motorischen Aufgabe durch Feedback zu überprüfen. Dieses Feedback sollte so intuitiv wie möglich sein. Eine der intuitivsten Möglichkeiten ist es, BenutzerInnen die eigene Bewegung beobachten zu lassen, indem der eigene Körper betrachtet wird.

A2: Geringe Latenz und hohe Bildrate

Es scheint es wünschenswert zu sein, eine möglichst geringe Latenz zu erreichen, also die Zeit zwischen der Bewegung und der sichtbaren Auswirkung dieser Bewegung kurz zu halten. Ein optimaleres Fenster von Latenzen für visuelles Feedback scheint zwischen 40 ms und 70 ms zu liegen, abhängig von der spezifischen Anwendung. Da aktuell Forschungsbedarf für Studien besteht, die Richtlinien für die Latenz beim immersiven motorischen Ganzkörperlernen belegt, können diese Werte nur von verwandten Systemen abgeleitet werden.

A3: Minimaler Störungsgrad

Um ein natürliches und intuitives Training zu gewährleisten, sollten sich BenutzerInnen frei bewegen können. Dies sollte zumindest in Bezug auf die Bewegungen gelten, die für die zu trainierenden Bewegungsabläufe relevant sind. Die an BenutzerInnen angebrachte Hardware muss also möglichst unauffällig sein, da sonst nicht der volle Bewegungsumfang auf natürliche Weise genutzt werden kann.

A4: Robustes Tracking

Die meisten Sportarten beinhalten Bewegungen, bei denen Teile des Körpers für (vor allem videobasierte) Tracking-Systeme verdeckt sind. Das Bewegungserfassungssystem muss so robust wie möglich gegen diese Art von Okklusionen sein, bei denen einzelne oder mehrere

Marker verloren gehen können. Wenn das Tracking nicht robust genug ist, kann eine Neukalibrierung der zu verfolgenden Person erforderlich sein. Das Training muss dann unterbrochen werden und kann erst nach der Neukalibrierung fortgesetzt werden, was zu Problemen bei einer natürlichen Bewegungsausführung führen kann (Waltemate, Hülsmann, Pfeiffer, Kopp, & Botsch, 2015).

Covaci, Olivier, & Multon (2015) stellen ein Trainingssystem vor, das auf den Basketball-Freiwurf abzielt. Das System befindet sich in einer Umgebung, in der der Ball an einer speziellen Konstruktion befestigt werden muss, um beim Wurf keine Schäden anzurichten. Direkt nach dem Wurf des Basketballs berechnet das System die Flugbahn des Balls und visualisiert den Wurf. Der Benutzer kann seine eigene Bewegung (Anforderung 1) in verschiedenen Perspektiven verfolgen. Die Shutterbrille des Systems läuft dabei mit 30 Hz pro Auge, das Bewegungserfassungssystem hat eine Frequenz von 120 Hz. Informationen zur Latenz des Systems werden von den Autoren nicht angegeben (Anforderung 2). In der Anwendung haben die Autoren jedoch gezeigt, dass die Gesamtlatenz für AnwenderInnen als nicht störend empfunden wird. Die Anforderung 3 des minimalen Störungsgrades wurde über Fragebögen bewertet: Die Interaktion wurde von den TeilnehmerInnen als natürlich angegeben, so dass Anforderung 3 als erfüllt angesehen werden kann. Das Tracking wird als robust beschrieben (Anforderung 4) und die Berechnung der Ballflugbahn führt in 87,5 % von 500 Fällen zu korrekten Ergebnissen (Covaci, Olivier, & Multon, 2015).

Ein großer Teil der Literatur unterstützt die Wirksamkeit des Einsatzes von Videosimulationen zur Verbesserung der Entscheidungsfähigkeit in Sportarten (Pagé, Bernier, & Trempe, 2019). Ob diese Verbesserungen jedoch übertragbar (vom Labor auf das Spielfeld) und verallgemeinerbar (von trainierten zu untrainierten SpielerInnen) sind, ist weiterhin Gegenstand von Untersuchungen. Darüber hinaus bleibt zu klären, ob die Präsentation der Videosimulationen unter Verwendung von Virtual Reality einen Mehrwert für das sportliche Training bietet. Zu diesem Zweck haben Pagé, Bernier, & Trempe (2019) eine Untersuchung durchgeführt, deren Ergebnisse darauf hin deuten, dass das Studieren von Videosequenzen auf einem Computerbildschirm zu übertragbaren, aber nicht verallgemeinerten Entscheidungsgewinnen führt, während VR-Training zu übertragbaren und verallgemeinerten Gewinnen führt. Diese Resultate sprechen für den Einsatz von Virtual Reality Technologien im Training des basketballspezifischen Fertigkeitserwerbs von AnfängerInnen bis hin zu Fortgeschrittenen (Pagé, Bernier, & Trempe, 2019).

5.1.1.4 Positionserfassungssysteme

SpielerInnen trajektorien können im Basketballsoirt Coaches und SpielerInnen wertvolle Informationen zur Verbesserung der Leistung eines einzelnen Spielers liefern (Kirkup, Rowlands, & Thiel, 2016). Ein Beispiel für ein Positionserfassungssystem ist das Global Positioning System (GPS). Bei dieser Art des Trackings beschreiben Objekttrajektorien die Bewegung der SpielerInnen (mit oder ohne Daten über den Ball). Die Analyse von SpielerInneninteraktionen am Feld in Relation zur Teamleistung stellt eine der wichtigsten Faktoren in der Sportwissenschaft, speziell von Teamsportarten, dar. (Metulini, Manisera, & Zuccolotto, 2017) Das Ziel von GPS-Systemen ist es zusätzlich zur traditionellen Statistikerfassung nützliche Informationen für Coaches und SpielerInnen abzuleiten.

Metulini, Manisera, & Zuccolotto (2017) führen zwei grundlegende Arten von räumlich-zeitlichen Daten an, die mit GPS-Systemen erfasst werden können: einerseits beinhalten die sog. *Play-by-Play-Daten* eine Abfolge relevanter Ereignisse, die während eines Spiels auftreten, deren Ereignisse sich weiters in Unterkategorien von Spielerereignissen wie Pässe und Würfe und in technische Ereignisse wie Fouls und Auszeiten unterteilen lassen. Andererseits erfassen Objekttrajektorien die Bewegung der SpielerInnen oder des Balls. Diese Trajektorien werden mit optischen oder Geräteverfolgungs- und -verarbeitungssystemen erfasst (Metulini, Manisera, & Zuccolotto, 2017). Tracking-Systeme beruhen auf Geräten, die auf ihren Standort schließen lassen und an der Kleidung der SpielerInnen befestigt oder in den Ball oder einen anderen Spielgegenstand eingebettet sind und auf dem Global Positioning Systems (GPS) basieren. Der Einsatz dieser Technologie und die Verfügbarkeit der daraus resultierenden Daten für die Auswertung hängt von verschiedenen, insbesondere kommerziellen und technischen Faktoren ab, wie z.B. den Kosten für die Installation und Wartung und die von den Sportverbänden erlassenen Rechtsvorschriften. Das Aufkommen GPS-basierter informationstechnologischer Systeme ermöglicht es unter Anderem, die Laufbahnen einzelner BasketballspielerInnen und die Leistung der Teams im Gesamten mit einer Vielzahl von Ansätzen zu analysieren (Metulini, Manisera, & Zuccolotto, Sensor Analytics in Basketball, 2017). Im Sinne einer Ist-Soll-Diskrepanz kann so beispielsweise bei einer Taktikanalyse die motorische Leistung von AthletInnen bewertet werden, indem die Vorgabe sich zu einem bestimmten Zeitpunkt an einem Ort am Spielfeld aufzuhalten mit dem tatsächlichen Standort verglichen wird. Diese Diskrepanz kann Coaches Informationen zur Leistung von SpielerInnen bieten und bei der weiteren Steuerung von Training und Wettkampf behilflich sein.

Da GPS-Tracking nur im Außenbereich eingesetzt werden können, bilden neben videobasierten Systemen vor allem radiowellenbasierte Positionserfassungssysteme eine Alternative. Mittels

elektronischer Mikrosender (sog. *Tags*), welche an SpielerInnen oder am Spielobjekt angebracht werden, Funksendern und Empfangsgeräten, die um das Spielfeld positioniert sind, können Positionsdaten ermittelt werden (Jaworski, 2015).

Die Ergebnisse einer Studie von Figueira, et al. (2018) zeigten, dass Radiowellen basierte Positionserfassungssysteme von AthletInnen im Innenbereich geeignet sind, um deren Bewegungen in Hallenteamsportarten wie Basketball zu erfassen. Darüber hinaus stellen sie Vorteile der verwendeten Sensoren in diesem Bereich fest, welche anderen aufgrund der leichten, stoßfesten, wasserdichten und sehr einfach anzubringenden Eigenschaften überlegen sein könnten (Figueira, et al., 2018). Metulini, Manisera, & Zuccolotto (2017) verwendeten in einer räumlich-zeitlichen Analyse von Spielerbewegungen im Basketball ein Tracking System, in dem ein Mikrochip die Positionsdaten der Spieler am Spielfeld im Millisekundentakt in der y- und in der z-Achse sammelte, um die räumliche Verteilung der Spieler, als auch Offensiv- und Defensivaktionen der Basketballteams anhand der gemessenen Daten erkennen zu können. Die Ergebnisse, welche grundlegende Unterschiede in der Spielerverteilung am Feld in Offensiv- zu Defensivaktionen zeigen konnten, zeigen das Potential von Datenminingmethoden für Trajektorienanalysen nicht nur im Basketball, sondern in Teamsportarten generell (Metulini, Manisera, & Zuccolotto, 2017).

Diese räumlich-zeitlichen Positionsanalysen können Coaches dabei behilflich sein, kollektives und individuelles taktisches Verhalten zu bewerten. Basierend auf den Positionsdaten der SpielerInnen, ermöglichen diese Technologien es, Bewegungen einzelner Personen zu verstehen. Indem die Koordination zwischen Einzelnen und dem Team aufgezeigt wird, kann mithilfe von Coaches die motorische Leistung von AthletInnen im Sinne einer Positionierung am Spielfeld bewertet werden. Positionsdaten können also dazu verwendet werden, etwaige Diskrepanzen zwischen der Leistungsvorgabe eines Coaches und der tatsächlichen Leistung von SportlerInnen herzustellen und somit eine Feedbackinformation bieten. Dies könnte in der Praxis beispielsweise in Form von Knowledge of Results (KR) zur Position eines Basketballspielers am Ende eines gelaufenen Spielzuges gegeben werden. In Teamsportarten können Positionserfassungssysteme ebenfalls dazu verwendet werden, um die externe Belastung von AthletInnen zu quantifizieren, so dass Coaches die Trainingsbelastung besser steuern und möglicherweise Überbelastungen vorbeugen können.

Kirkup, Rowlands, & Thiel (2016) berichten in Ihrer Studie über praktikable Möglichkeiten zur Verwendung von drahtlosen Radiofrequenzsignalen eines Sensors in Kombination mit einem Beschleunigungsmesser zur Verfolgung der Position von SpielerInnen auf dem indoor Basketballfeld.

Die Studie wurde unter Verwendung eines Beschleunigungssensors durchgeführt, der über einen Gurt an der Brust des Spielers befestigt wurde. So konnte die Position von einzelnen Spielern mit einer Genauigkeit von bis zu 1m bestimmt werden. Bei einem Basketballspiel befinden sich bis zu zehn bewegende Körper auf dem Spielfeld (ohne die beiden Schiedsrichter). Diese zusätzlichen bewegten Objekte können zu Interferenzen der Radiowellen (Überlagerungserscheinungen beim Zusammentreffen von Wellen) führen und damit die Zuverlässigkeit der Sensordaten beeinträchtigen. Eine große Variation des empfangenen Signals aufgrund dieser Interferenzen hat einen direkten Einfluss auf die Genauigkeit der Position von SpielerInnen und kann zu einer hohen Datenfehlerrate führen, welche sich jedoch in der Praxis als minimal erwiesen haben. Die Verwendung von Beschleunigungsmessern in Verbindung mit Radiofrequenzsensoren zur Positionserfassung im Basketball gilt somit als praktikabel und zuverlässig. Die Ergebnisse dieser Studie bieten ein ausreichendes Maß an Vertrauen und Datenzuverlässigkeit für die Verwendung von Wearable-Sensoren und Beschleunigungsmesser zur Verfolgung und Analyse der Bewegungen von indoor BasketballspielerInnen (Kirkup, Rowlands, & Thiel, 2016).

5.1.2 Erkennung von basketballrelevanten Daten

Die Verwendung der Bewegungsanalyse für die sportliche Leistung konzentriert sich auf Fehler, die von SportlerInnen bei der Ausführung einer bestimmten Bewegung im Verlauf eines Spiels oder Trainings gemacht werden. Der Vergleich der in einem Computer gespeicherten Daten einer Bewegung von SportlerInnen mit einer Datenbank, die aus Bewegungsdaten dieser speziellen sportlichen Aktivität besteht, ermöglicht es, die von diesen SportlerInnen gemachten Fehler zu ermitteln und zu korrigieren. Zu diesem Zweck können zwei Arten von Datenbanken verwendet werden. Die erste Datenbank wird aus den Bewegungsdaten von SpitzensportlerInnen erstellt, die zweite wird im Laufe der Zeit aus den Bewegungsdaten von den SportlerInnen selbst erstellt. Wenn beispielsweise eine Datenbank von einem Spitzensportler besteht, der eine bestimmte Bewegung ausführt - zum Beispiel einen Sprungwurf -, kann diese mit der Ausführung der gleichen Bewegung durch einen bestimmten Spieler verglichen werden. Wenn einmal eine Anzahl von Wiederholungen eines Spielers für eine bestimmte Fähigkeit aufgezeichnet wurde, können seine weniger guten Leistungen mit den gewünschten Leistungen verglichen werden. So kann ermittelt werden, wann und wo Fehler passiert sind und wohin der Fokus gelegt werden muss, um die Technik zu korrigieren und zu optimieren. Um die basketballrelevanten Bewegungsabweichungen von einer gesetzten Norm in der Fülle der aufgezeichneten Daten erkennen zu können, bedarf es verschiedener Mechanismen (Yücesir, 2003).

Das oben beschriebene BSK Board zur Ermittlung basketballspezifischer Daten sammelt Daten von Beschleunigungsmessern, Gyroskopen, Magnetometern, Temperatur- und Barometersensoren. In Bezug auf die Basketballbewegungen wurden damit die folgenden Aktivitäten gemessen, welche als die Entscheidendsten im Basketballsport definiert wurden: Gehen, Laufen, Joggen, Sternschritt (auch Pivot genannt, Drehung mit einem festen Fuß am Boden), Würfe von verschiedenen Positionen am Spielfeld, Layups (Korbleger), Sliding (Beinarbeit in der Defensive) und Sprints. Nachdem Daten über die Bewegungen im Basketball gesammelt werden, werden die gesammelten Daten analysiert, um die definierten Aktivitäten zu erkennen. Ziel hierbei ist es, die genannten grundlegenden Aktionen im Basketball zu klassifizieren. Hierzu werden nur Daten verwendet, die von zwei Beschleunigungsmessern an den Füßen der SpielerInnen aufgezeichnet werden, um die Bewegungen zu erkennen (Nguyen, et al., 2015).

Das ebenfalls bereits vorgestellte visuelle Analysesystem BKViz für die Analyse von Basketballspielen konzentriert sich auf die Verarbeitung und Präsentation von Play-by-Play-Daten. Der Ansatz konzentriert sich auf die Analyse einzelner Spiele. Dadurch können Rückschlüsse auf Muster und Ereignisse gezogen werden, die in kurzen Zeitabschnitten während der Spiele auftreten, wobei ein hoher Detaillierungsgrad erreicht wird. Das Experten-Feedback zeigt, dass die Verknüpfung mehrerer interaktiver Visualisierungen ein großes Potenzial aufweist, um eine Vielzahl von Schlussfolgerungen zu ermöglichen (Bialkowski, et al., 2016).

Zur Datenanalyse haben Covaci, Olivier und Multon (2015) ein C++ Modul entwickelt, um Artefakte (also fehlerhafte Ergebnisse) von Bewegungserfassungsdaten zurückzuweisen. Das Ziel dieser Analyse war es, das physikalische Modell des Balls bei einem Freiwurf zu validieren, indem die Simulationen mit tatsächlichen Daten unter ähnlichen Bedingungen verglichen wurden (der anfängliche Geschwindigkeitsvektor beim Werfen des Balls). Auf der Grundlage der Filterdaten konnte das Zentrum der Ballposition berechnet und verfolgt werden. Unabhängig von den visuellen Bedingungen zielt das System darauf ab, ein kohärentes Feedback zu berechnen, wie z.B. eine genaue Ballflugbahn, um den BenutzerInnen relevante Informationen über ihre Leistung zu liefern. Ein informatives Feedback, das die aktuelle Leistung der AnwenderInnen beschreibt, kann helfen, ihre Bewegung beim nächsten Versuch anzupassen. Deshalb ist es von Bedeutung, dass die BenutzerInnen über die Ergebnisse ihrer Würfe oder über die Werte der Leistungsparameter nach dem Wurf informiert werden.

Für jeden Durchgang der Würfe wurden folgende Daten gemessen und berechnet:

- die Position der TeilnehmerInnen
- die Bewegung des Balls

- Wurfparameter (Geschwindigkeit, Horizontalwinkel, Höhe und Entfernung zum Korb)
- das Ergebnis der Leistung des Benutzers (Erfolgsrate, Eintrittswinkel in den Ring, seitliche Abweichung und Abstand zur Mitte des Korbes) (Covaci, Olivier, & Multon, 2015).

Long Sha et al. (2018) haben zur Extraktion basketballrelevanter Daten aus großen Datenmengen von Spielsportaufzeichnungen eine interaktive Such- und Analyseschchnittstelle vorgestellt, die es den BenutzerInnen ermöglicht, Abfragen zu stellen und spezifische Antworten zu Team- und SpielerInnenanalyse erhalten. Die Schlüsselkomponente der Studie ist die Formulierung eines neuen Abfrageformats, das auf natürliche Weise die komplexe Bedeutung von Multiagententrajektorien von Sportspielen erfassen kann. Die Schwierigkeit dabei ist, dass menschliches Verhalten nur schwer vorhersehbar ist, dass sich SpielerInnen teilweise aus dem Blickfeld von beispielsweise Kameras bewegen und dass in verschiedenen Spielsituationen verschieden viele SpielerInnen involviert sein können. Das Verstehen von Multiagententrajektorien bedeutet somit, dass mehrere Parameter in Bezug auf SpielerInnenlaufwege berücksichtigt und verstanden werden müssen (Ivanovic & Pavone, 2019). Der Ansatz der AutorInnen ist hierbei der, dass statt der Suche mit Schlüsselwörtern visuelle Repräsentationen der SpielerInnentrajektorien verwendet werden. Diese Methode bietet erstens die Möglichkeit, eine Suche anhand eines bestimmten Beispiels durchführen zu können und zweitens die Möglichkeit, eine bestimmte analytische Frage beantworten zu können, wie beispielsweise die Wahrscheinlichkeit, dass ein Spieler oder eine Spielerin in einer bestimmten Situation einen Korb erzielt. Solche interaktiven Methoden sind derzeit als neuartig anzusehen und ermöglichen die Beantwortung von spezifischen basketballrelevanten Fragen (Long Sha, et al., 2018).

Systeme zur Positionsbestimmung werden wie bereits erwähnt im Sport meist als Werkzeuge zur Gewinnung objektiver Informationen über das Sportverhalten und nicht als Komponenten intelligenter Räume (*intelligent spaces*, kurz *IS*) eingesetzt. Leser, Baca, & Ogris (2011) skizzieren die Idee von IS für den Sportkontext mit besonderem Schwerpunkt auf dem Spielsport und wie intelligente Sportfeedbacksysteme von IS profitieren können. Ebenso werden GPS-Systeme zur Analyse von Trainingseinheiten eingesetzt. Auf Funkwellen basierende Ortungssysteme haben sich unter Trainingsbedingungen als eine genauere Alternative erwiesen, sowohl für den Innen- als auch für den Außenbereich. Bislang wurde das Potenzial der fast in Echtzeit erfolgenden Identifizierung von SpielerInnenpositionen im Spielsport in intelligenten Räumen (IS) jedoch noch zu wenig genutzt. Diese sollen unsere Fähigkeiten verbessern, die physische Welt um uns herum

wahrzunehmen und zu verstehen, und dieses Wissen nutzen, um unsere Fähigkeiten im Umgang mit der Umwelt zu erweitern oder um unsere Erfahrung mit ihr zu verbessern (Leser, Baca, & Ogris, 2011).

Die Tatsache, dass ein bestimmtes intelligentes Sport-Feedback-System als IS angesehen werden kann, führt jedenfalls nicht per se zu einem brauchbaren Feedback-System, das den NutzerInnen zugutekommt. Dennoch stellen die Autoren fest, dass IS-Systeme als Vorbild für intelligente Sportfeedbacksysteme angesehen werden können, d.h. bei der Implementierung eines solchen Systems können die Konzepte der IS den eigentlichen Entwicklungsprozess leiten. Darüber hinaus muss berücksichtigt werden, welche der Absichten und Bedürfnisse durch moderne Technologien in Echtzeit erfasst werden können, sowie die Vorhersage/Zufriedenheit, deren Absicht/Bedarf einen Mehrwert entweder für die SportlerInnen, ihre TrainerInnen und SponsorInnen oder das Publikum schaffen kann. Dabei werden die Analyse von physiologischen Faktoren, die Analyse von technisch-taktischen Verhalten und die Analyse von weiteren gemischten Faktoren definiert (Leser, Baca, & Ogris, 2011).

Die äußerst wichtige Technologie, die IS im (Spiel-)Sport ermöglichen, ist eine Standortbestimmungstechnik, die für die jeweilige Anwendung geeignet ist. Für viele der Anwendungen können die Standortinformationen als grundlegende Informationsquelle für die Analyse dienen, die über die reine Berechnung von zurückgelegten Entfernungen oder Ähnliches hinausgeht, und müssen daher eine ausreichend hohe Abstrakte und räumliche Auflösung sowie eine ausreichende räumliche Genauigkeit aufweisen, die je nach den spezifischen Anforderungen im jeweiligen Sport von Interesse sind. Darüber hinaus muss die Technologie geeignet, nicht störend und im Hinblick auf die Regeln der spezifischen Sportart zugelassen sein (Leser, Baca, & Ogris, 2011).

Zusammenfassend stellen die Autoren fest, dass IS-Systeme Informationen, Einblicke und Perspektiven für die tägliche Arbeit von TrainerInnen und SpielerInnen liefern könnten und dadurch eine hohe Unauffälligkeit und Benutzerfreundlichkeit gewährleisten. Diese Informationen müssen den Bedürfnissen und Intentionen der AkteurInnen entsprechen und sollten sie daher in ihrer praktischen Arbeit unterstützen. Technologisch getriebene Entwicklungen haben oft den Nachteil, dass sie eher rein technologisch verwertbare Informationen liefern als Informationen, die von der Zielgruppe letztlich nachgefragt und konkret benötigt werden. Weiters muss die Art der Präsentation der Informationen definiert werden. Im Allgemeinen brauchen SportlerInnen relativ einfache Statistiken, die aussagekräftig und eindeutig sind. Neben rein beschreibenden Informationen besteht eine besondere Herausforderung für IS-Systeme darin, die NutzerInnen

zielführend zu beraten. Im Sportsport könnte dies im Großen und Ganzen sein, taktische Ratschläge an TrainerInnen und SpielerInnen zu geben und Feedback zur Ermüdung und Hinweise auf Auswechslungen zu bieten. Gerade für diese Funktionen ist die Eigenschaft der Echtzeitfähigkeit sehr entscheidend (Leser, Baca, & Ogris, 2011).

5.2 Sensor-Fusion

Das Thema der Sensor-Fusion wird in der Literatur auch oft unter den Begriffen Multisensoren, Smart Sensor, Smart System oder Fusionssysteme beschrieben. Das Konzept der Sensor-Fusion ist heutzutage immer weiter verbreitet und diskutiert. In Fällen, in denen die Komplexität der Signalverarbeitung nicht so genau ist, aber die Notwendigkeit der Interkommunikation zwischen verschiedenen Punkten besteht, gibt es intelligente Sensoren. Intelligente Sensoren sind definiert als „Geräte, die in der Lage sind, Daten zu erfassen, zu verarbeiten und an Benutzer zu übertragen/anzuzeigen“ (Mendes, Vieira, Pires, & Stevan, 2016, S. 1). Sie zeichnen sich dadurch aus, dass sie über ein eigenes Kommunikationssystem verfügen, das die Integration von Sensoren in ein Sensornetzwerk ermöglicht. Im Gegensatz zur Komplexität der Sensorfusion beinhalten intelligente Sensoren Entscheidungsfindung und Kommunikation in einem einzigen System (Mendes, Vieira, Pires, & Stevan, 2016).

Aufgrund der Vielzahl von Merkmalen bei der Aufzeichnung von Sportdaten bietet das Prinzip der Sensor-Fusion neben dem Datenmanagement auch die Schnittstelle zwischen den erfassten Daten und einer Strategie, um effektive und konsistente Ergebnisse zu erzielen. Hierbei gibt es zwei mögliche Situationen: in der ersten wird die Fusion auf Sensoren mit unterschiedlichen Signalen durchgeführt, während die zweite Daten zusammenführt, die nicht unbedingt von unterschiedlicher Größe sind, sondern mit gleichwertigen Sensoren in verschiedenen Situationen wahrgenommen werden. Abbildung 15 zeigt eine vereinfachte Datenflusskette eines Sensor-Fusionssystems, welches üblicherweise in drei Stufen eingeteilt ist, von einfachen Signalen mit niederen Fusionslevels links, zu Entscheidungsalgorithmen auf der rechten Seite mit hohen Fusionslevels. Die in Wolkenform dargestellten Variablen werden mit Sensoren wahrgenommen und gemessen, weiters konditioniert und verarbeitet, um dann mittels Entscheidungsfindungsalgorithmen Erkenntnisse ziehen zu können (Mendes, Vieira, Pires, & Stevan, 2016).

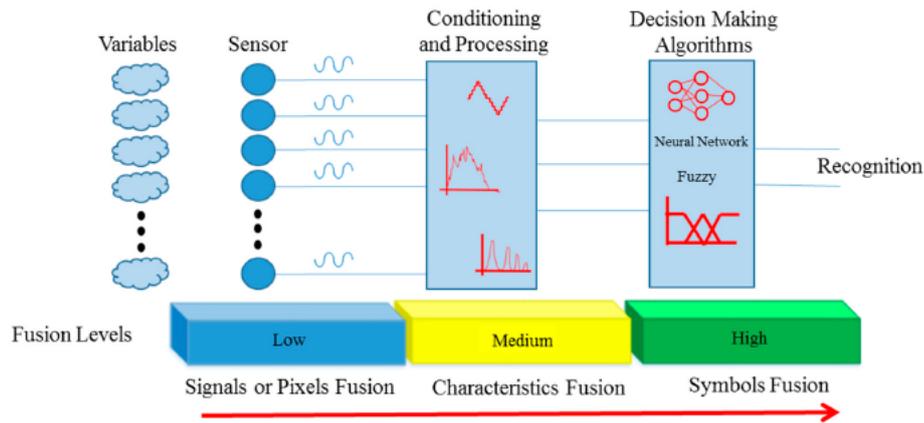


Abbildung 15: Datenflussskette eines Sensor-Fusionssystems (Mendes, Vieira, Pires, & Stevan, 2016)

Im Sport werden immer mehr Anwendungen als Ergebnis von Datenmessungen entwickelt, die auch nützliche Instrumente zur Leistungsbewertung darstellen. Bewegungserfassungssysteme beispielsweise spielen eine wichtige Rolle in der Gesundheitsförderung und im sportlichen Training (Jung, Lim, & Kong, 2013). Die Ausstattung von AthletInnen mit Zubehör und der Analyse von Echtzeitdaten soll dabei helfen, bei der Beurteilung der Leistung zu helfen, und Momentaufnahmen des Entwicklungsstadiums zu geben (Mendes, Vieira, Pires, & Stevan, 2016).

Die Art der Sensorfusion, die am häufigsten im Sport angewendet wird, enthält in der Regel Beschleunigungsmesser, Gyroskop und Magnetometer. Somit stellen IMUs, obwohl sie häufig in Kombination verwendet werden, auch eine Form von fusionierten Sensoren dar. Diese trägheitsbasierten Sensoren wurden bereits in 5.1.1.2 genauer und in Kombination mit Praxisanwendungen beschrieben. Unter Berücksichtigung der Tatsache, dass Sensorfusion und intelligente Sensorkonzepte zusammen verwendet werden können, werden die ausgewählten Anwendungen im Sport nach einer bestimmten Sportart oder einer Gruppe von Modalitäten, wie Leichtathletik, Schwimmen, Radsport, Ball- und Pucksportarten und allgemeinen Anwendungen organisiert. Information und Analyse hängen dabei normalerweise nicht von der Reaktion eines einzelnen Sensors ab, sondern von der Datenfusion mehrerer Sensoren, die anschließend auf dynamisch und interaktiv, vorzugsweise zeitlich während der Ausführung des Sports, verarbeitet und kommuniziert werden müssen (Mendes, Vieira, Pires, & Stevan, 2016).

Von Abdelrasoul, Mahmoud, Stergiou, und Katz (2015) wurde beispielsweise die bereits vorgestellte Basketballinstrumentierung unter Verwendung von neun am Ball installierten Beschleunigungsmessern untersucht, welche mit mobilen Geräten kommunizieren und es dem Benutzer ermöglichen, Daten über eine auf dem Gerät installierte Anwendung abzurufen. Diese Art

der Analyse hilft bei der Korrektur von Bewegungen und Würfen, um die Qualität und Genauigkeit der Feldwürfe zu verbessern. Was die Bewegungs- und Intensitätsanalyse innerhalb des Spielfeldes betrifft, so werden intelligente Sensoren am Körper des Athleten installiert, die aufgrund der körperlichen Leistung des Athleten auf dem Spielfeld Fusionen erzeugen. Diese Fusionen basieren normalerweise auf intelligenten Sensoren, die am Körper des Athleten oder der Athletin installiert sind, wie z.B. GPS, instrumentierte Einlagen, Trägheitssensoren oder Kameras. Diese Daten werden entsprechend der Leistung des Athleten analysiert, wobei Rückmeldungen für Coaches, ÄrztInnen, etc. erstellt werden (Mendes, Vieira, Pires, & Stevan, 2016).

Ein allgemeineres Bewegungsschulungssystem mit Hilfe von Techniken des maschinellen Lernens stellen Kwon und Gross (2005) vor. Das System besteht aus einem visuellen Sensor (Kamera), einem Körpersensor (drahtloses Sensornetzwerk) und einem Anzeigegerät (Projektor oder Monitor). Drahtlose Beschleunigungsmesser übertragen Signale an die Sensor-Basisstation, die mit dem Haupt-PC verbunden ist, wo auch die Daten verarbeitet und synchronisiert werden. Das Ziel dieses Ansatzes ist die Entwicklung einer Trainingsmethode, die auf der Kombination von Körper- und visuellen Sensoren basiert. Die Sensoren lassen sich in zwei Gruppen einteilen: Umgebungssensoren und Körpersensoren. Umweltsensoren wie Ultraschall-Tracker oder visuelle Sensoren wie Kameras wurden untersucht, um Bewegungen zu erfassen, die den Benutzer nicht mit schweren Sensorgeräten belasten sollen. Insbesondere wurden visuelle Sensoren verwendet, um einen 3D-Benutzerkörper zu rekonstruieren, der für die Analyse menschlicher Bewegungen nützlich sein kann (Kwon & Gross, 2005).

Während die meisten Trainingssysteme bis zur Jahrtausendwende nur für SportlerInnen entwickelt wurden, unterstützt das System sowohl Trainer als auch Trainierende. Mit Hilfe der Techniken des maschinellen Lernens werden menschliche Bewegungen in Echtzeit strukturiert und gekennzeichnet, und es wird automatisch ein instruktives Bewegungs-Trainingsvideo erstellt. Auf diese Weise wurde eine vollständige Automatisierung erreicht und gleichzeitig wurden die Funktionalitäten des Bewegungstrainings unterstützt. Für die Verarbeitung der visuellen Sensordaten werden zunächst die erfassten Bilddaten in Echtzeit verarbeitet, um die Körperposition zu verfolgen. Visuelle und Körpersensordaten werden dann per Zeitstempel synchronisiert, um ein Echtzeit-Feedback zu bieten. Die Sensorpositionen aus den aufgenommenen Bildern werden extrahiert und die Positionen dann verwendet, um ein visuelles Feedback zu erzeugen. Besonders für Trainierende hilft die Visualisierung des Bewegungsablaufs, ein dynamisches sportliches Handeln zwischen zwei statischen Haltungen zu verstehen. Daher

konzentrieren sich die Autoren auf die Visualisierung von Körpersensordaten auf den Bildern entlang des Bewegungspfades (Kwon & Gross, 2005).

Für Sportarten mit sehr hohen Geschwindigkeiten ist die Genauigkeit der GPS-Positionserfassung jedoch begrenzt. Um den Mangel an Kontinuität in den GPS-Signalen zu überwinden und Beschleunigungen und Orientierungen zu beobachten, werden Trägheits- und Magnetsensoren in GPS integriert. Die Kombination der auf GPS basierenden Positionserfassung und der Positionserfassung mittels IMUs erhöht so nicht nur die Genauigkeit der Standortbestimmung von SportlerInnen, sondern kann auch den eventuellen Ausfall von GPS-Sensoren von bis zu einigen Sekunden kompensieren (Waegli, Skaloud, Tomé, & Bonnaz, 2007; Mertens, Boschmann, Schmidt, & Plessl, 2018). Die Fusion von GPS und IMU kombiniert die Langzeitstabilität des GPS für langsame Bewegungen mit der Kurzzeitstabilität der IMU für schnelle Bewegungen, was zu einem erheblichen Gewinn an Genauigkeit und Robustheit führt (Mertens, Boschmann, Schmidt, & Plessl, 2018). Um exakte Positionsdaten, auch für Sportarten mit hohen Geschwindigkeiten, erheben zu können, stellen Waegli, Guerrier, & Skaloud (2008) einen Prototyp einer solchen Sensor-Fusion vor, welcher eine Positionsgenauigkeit von 0,5 Metern, einer Geschwindigkeitsgenauigkeit von 0,2m/s und eine Orientierungsgenauigkeit von 1 Grad erreicht. Diese Akkuranz gilt als weitgehend zufriedenstellend für die meisten Ballsportarten und bietet so eine praktikable und messgenaue Positionserfassungsmöglichkeit (Mertens, Boschmann, Schmidt, & Plessl, 2018).

5.3 Limitationen der Erhebung von aktivitätsbezogenen Daten

Es bestehen einige Hindernisse, Technologien für Sportsportarten auch auf invasive Arten zu nutzen. Zunächst einmal müssen die Sensoren unauffällig sein, d.h. sie dürfen die Sportumgebung nicht wesentlich verändern und die Sportler in ihren Aktivitäten nicht stören. Azcueta, Libatique, & Tangonan (2014) beispielsweise beschreiben die von ihnen verwendete IMU zur Datenerfassung in Rotationsbewegungen von AthletInnen im Basketball mit Abmessungen von 45 x 37 x 20 mm und einem Gewicht von 37 g am Körper als unauffällig und geben an, dass das Gerät die sportliche Leistung nicht drastisch beeinträchtigt. Aktive Systeme erfüllen diese Anforderung oft nicht, da die AthletInnen Hardware-Geräte tragen müssen, um ihre Position und Geschwindigkeit zu erfassen. Systeme, die auf visuellen Daten basieren, sind in der Regel unauffällig, haben aber den Nachteil, dass sie oft nur halbautomatisch arbeiten können. Die visuelle Positionserfassung ist sehr empfindlich gegenüber Umweltfaktoren wie zum Beispiel Lichtverhältnissen und deswegen in der Anwendung oft nicht zuverlässig und robust (Zhang, et al., 2020). Dies ist insbesondere bei Trainings ineffizient, da in Sportvereinen normalerweise nicht genügend fachkundiges Personal für diese

Aufgabe zur Verfügung steht (Leser, Baca, & Ogris, 2011). Zur Problemlösungen im SpielerInnentracking aufgrund von Okklusionen und Ähnlichem wird versucht mehrere Kameras aus verschiedenen Blickwinkeln zu installieren, um möglichst alle Situationen aus allen Winkeln erfassen zu können (Buric, Ivacic-Kos, & Pobar, 2019). Trotz laufender Forschungen und Neuerungen der Technik im akademischen Bereich als auch in der Industrie mangelt es aktuell noch an einer zuverlässigen und praktikablen Lösung, die von der Erkennung mehrerer SpielerInnen über die Identifizierung bis hin zur Verfolgung der Laufwege reicht (Zhang, et al., 2020). Moderne Tools zur Automatisierung der visuellen Positionserfassung helfen jedoch schon Arbeitsabläufe zur Objekt- oder Personenidentifizierung, welche früher nur händisch oder halbautomatisch möglich waren, zu gewissen Teilen zu automatisieren (Benito Santos, Theron, Losada, Sampaio, & Lago-Peñas, 2018).

5.3.1 Sportaktivitätsbasierte und allgemeinen Datenerhebung

Das Problem der Analyse von sportaktivitätsbasierten Daten hat im Gegensatz zum allgemeinen Problem der Datenerhebung einige einzigartige Herausforderungen, teilt damit jedoch auch Gemeinsamkeiten (Bulling, Blanke, & Schiele, 2014):

Klasseninterne Variabilität: Die Herausforderung, besteht darin, Erkennungssysteme zu entwickeln, die robust gegenüber Variabilität innerhalb einer Klasse sind. Eine Klasse kann hier beispielsweise eine Bewegungskategorie (z.B. der Sprungwurf oder das Laufen) sein. Eine solche Variabilität tritt auf, weil ein und dieselbe Aktivität von verschiedenen Personen/SpielerInnen unterschiedlich ausgeführt werden kann. Je nach Status des Athleten oder der Athletin kann eine Aktion auf unterschiedliche Weise ausgeführt werden. Intra-Klassenvariabilität kann auch auftreten, wenn eine Aktivität von ein und derselben Person in verschiedenen Situationen anders ausgeführt wird. Mehrere Faktoren können die Durchführung der Aktivität beeinflussen, wie z.B. Stress, Müdigkeit oder der emotionale oder umweltbedingte Zustand, in dem sich die durchführende Person gerade befindet. Beispielsweise bewegt sich ein ermüdeter Basketballspieler am Ende des Spiels langsamer als zu Beginn. Außerdem hat auch jeder einzelne Spieler seine eigenen Bewegungsstile. Wenn ein Bewegungsanalyse-System für eine einzelne Person besteht, kann die Robustheit gegenüber der intrapersonalen Variabilität bei der Ausführung einer bestimmten Aktivität durch die Verwendung einer größeren Menge an Trainingsdaten, die einen möglichst großen Teil der Variabilität erfasst, erhöht werden. Bei einem Bewegungsanalyse-System, das für mehrere Personen besteht, kann das System zusätzlich einer erheblichen Variabilität zwischen den Personen unterliegen. Um dieses

Problem zu beheben, können entweder die Menge der Trainingsdaten erhöht, oder personenunabhängige Merkmale entwickelt werden, die gegenüber dieser Variabilität robust sind.

Klassenübergreifende Ähnlichkeit: Einige Aktivitäten sind semantisch unterschiedlich, erzeugen aber ähnliche Merkmale in den Daten der Trägheitserkennung. Dies stellt eine Herausforderung mit Klassen dar, die sich grundlegend unterscheiden, aber in den Sensordaten sehr ähnliche Merkmale aufweisen. Eine solche Ähnlichkeit kann oft nur durch die Verwendung von zusätzlichen Informationen geklärt werden, die von verschiedenen Sensormodalitäten erfasst werden. Die Kombination mehrerer verschiedener Modalitäten (z.B. Kameras und tragbarer Trägheitssensoren) kann dazu beitragen, die Interpretation der Mehrdeutigkeit von Daten zu erleichtern. Ebenso kann durch die Analyse von gleichzeitig stattfindenden Aktivitäten Klarheit über die Klassifizierung der Bewegung geschaffen werden.

Das Problem der NULL-Klasse: Nicht alle Daten von Inertialsensoren sind für die Analyse von Sportaktivitäten notwendig. Angesichts dieses Ungleichgewichts zwischen relevanten und irrelevanten Daten können Aktivitäten, die von Interesse sind, leicht mit Aktivitäten verwechselt werden, die ähnliche Muster aufweisen, aber für die konkrete Anwendung irrelevant sind. Diese Daten fallen in die sogenannte Null-Klasse, die zu Verwirrung bei den Algorithmen der Aktivitätsklassifizierung führt. Eine explizite Modellierung der NULL-Klasse ist schwierig, da sie einen theoretisch unendlichen Raum beliebiger Aktivitäten darstellt. In einigen Fällen kann die Null-Klasse implizit identifiziert werden, wenn sich die entsprechenden Signaleigenschaften erheblich von denen der gewünschten Aktivitäten unterscheiden. In den meisten Fällen ist sie jedoch nur ein großer unbekannter Raum, der mehrdeutig sein kann und zu Verwirrung mit den vorliegenden Aktivitäten führt (Bulling, Blanke, & Schiele, 2014, S. 334-335; Nguyen, et al., 2015, S. 2). Weiters gibt es einige spezifische Problematiken, die nur die Analyse von sportspezifischen Daten betreffen.

5.3.2 Spezifische Problematiken der sportspezifischen Datenerhebung

Die Analyse sportspezifischer Daten birgt einige Besonderheiten und Problematiken, für die es in der Praxis teilweise noch keine ganzheitlichen und zufriedenstellenden Lösungen gibt:

Die Definition von relevanten Aktivitäten: Eine Herausforderung besteht darin, ein klares Verständnis für die Definition der untersuchten Aktivitäten und ihre spezifischen Merkmale zu entwickeln. Da menschliche Bewegung hochkomplex und vielfältig ist und eine Tätigkeit abhängig von verschiedenen Kontexten und Gründen auf viele verschiedene Arten ausgeübt werden kann,

besteht die Notwendigkeit der Definition von relevanten Aktivitäten. Ein System kann jedoch nur eine begrenzte Anzahl von Aktivitäten modellieren und analysieren, die von Sportexperten definiert werden sollten. Zudem enthalten menschliche Aktivitäten räumliche und zeitliche Einschränkungen, die bei der Modellierung berücksichtigt werden sollten. Während sich die Forschung bisher hauptsächlich auf die Erkennung fokussiert, welcher Aktivität zu einem bestimmten Zeitpunkt nachgegangen wird, untersuchen nur wenige Arbeiten Aktivitätsmerkmale wie die Qualität oder Korrektheit der Ausführung einer Aktivität. Solche qualitativen Beurteilungen sind schwieriger durchzuführen und finden bisher nur für eingeschränkte Settings, wie z.B. im Sport Anwendung. Für allgemeine Aktivitäten oder körperliche Verhaltensweisen besteht noch großer Forschungsbedarf, um ein ähnliches Verständnis zu erreichen.

- Klassifizierungsungleichgewichte: Eine weitere Schwierigkeit stellt die Modellierung verschiedener Aktivitätsklassen angesichts eines erheblichen Klassifizierungsungleichgewichts dar. Bei vielen Problemen der Aktivitätserkennung, treten nur wenige Aktivitäten häufig auf, während die meisten Aktivitäten eher selten auftreten. Ein Basketballspieler auf der Centerposition verbringt beispielsweise die meiste Zeit mit Bewegung (z.B. gehend und laufend), während er nur sehr wenige Male in einem Spiel einen Dreipunktewurf wirft. SpielerInnen am Feld führen nicht jede Aktivität in der gleichen Dauer und Anzahl von Wiederholungen aus. Bei der allgemeinen Erkennung von Bewegungsmustern lässt sich ein Klassifizierungsungleichgewicht oft durch die Erfassung zusätzlicher Trainingsdaten im Machine Learning Sinne beheben. Alternativ kann es auch durch die Generierung künstlicher Trainingsdaten zur Erweiterung einer kleineren Klasse auf die Größe einer anderen Klasse gemildert werden. Bei der Erfassung der Aktivitätserkennung sind zusätzliche Trainingsdaten eine größere Herausforderung, insbesondere wenn die experimentellen Verfahren nicht eingeschränkt werden sollen, um eine gleichmäßige Klassenverteilung zu gewährleisten. Wichtig ist jedoch zu beachten, dass das Ungleichgewichtsproblem ebenfalls vom Aktivitätsniveau abhängt, um vom jeweiligen Bewegungsanalysesystem erkannt zu werden.
- Daten-Annotation: Um ein System zur Analyse der menschlichen Aktivität anzuwenden, muss eine beträchtliche Menge an Daten gesammelt und Datensätze mit Anmerkungen versehen werden. Dieser Prozess ist zeitaufwändig und erfordert eine hohe Genauigkeit. Diese Schwierigkeit steigt im Falle von Teamsportarten, bei denen mehrere SpielerInnen miteinander interagieren. Bewegungsdaten, die von einer Inertial Measurement Unit

aufgezeichnet werden, sind oft schwieriger zu interpretieren als Daten von anderen Sensoren, wie z.B. Kameras. In stationären und Laborumgebungen kann eine Annotation oft durch eine nachträgliche Beschriftung auf der Grundlage von Videomaterial erreicht werden. In Alltagssituationen ist die Annotation ein weitaus schwierigeres Problem.

- Das Erfassen von Datenmerkmalen und Experimentdesign: Bewegungen in einem Wettkampf sind deutlich schneller und komplexer als die im täglichen Leben. Die Variation der Daten von IMUs ist also viel höher. Daher sollten die Parameter für die Algorithmen auf der Grundlage von Merkmalen für jede Sportart modifiziert werden. Die Anforderungen an das Sensordesign sollten sich entsprechend dieser Frage ändern. Ebenfalls bestehen experimentelle Herausforderungen im Zusammenhang mit der Datenerfassung und der Bewertung von Bewegungsanalysesystemen in realen Umgebungen. Eine Herausforderung besteht darin, Datensätze zu sammeln, anhand derer die Systeme evaluiert werden können. Diese Herausforderung wird dadurch verstärkt, dass sich die Datenerhebung auf ganz unterschiedliche Anforderungen konzentrieren kann, wie z.B. einer hohen Datenqualität, einer großen Anzahl von Modalitäten oder Sensoren, Langzeitaufzeichnungen oder großen TeilnehmerInnenzahlen. In der Forschung muss ein Kompromiss zwischen Unauffälligkeit und Benutzerfreundlichkeit der Sensoren, dem Zeitaufwand für die Vorbereitung, Durchführung des Experiments sowie der Logistik und den Kosten für TeilnehmerInnen, ForscherInnen und der Ausrüstung hergestellt werden (Bulling, Blanke, & Schiele, 2014, S. 335-337; Nguyen, et al., 2015, S. 2).

Covaci, Olivier und Multon (2015) folgern die Modellgenauigkeit als die Schlüsselfrage für die Hochpräzisionsaufgabe der basketballspezifischen Datenerfassung. Daher ist es notwendig, das physikalische Modell anhand von Daten aus der Bewegungserfassung zu kalibrieren. Es ist jedoch schwierig, die Genauigkeit der Modelle aufgrund technologischer Beschränkungen zu erhöhen. In der Untersuchung von Covaci, Olivier und Multon (2015) wurde das physikalische Modell eines Balls in einem Freiwurfsimulator kalibriert, der die Flugbahn des Balls und das Ergebnis des Wurfs in Abhängigkeit von den Anfangsbedingungen (Ballgeschwindigkeit, Orientierung des Geschwindigkeitsvektors, Winkelgeschwindigkeit der Ballrotation und Handposition beim Wurf) berechnet. Die genaue Echtzeitflugbahn des Balles wurde basierend auf Anfangsparametern abgeschätzt, welche den Wurf charakterisieren: die Position des Balles, der horizontale und laterale Winkel des Geschwindigkeitsvektors sowie die Wurfgeschwindigkeit. Der Moment, in dem der Ball die Hand verlässt, wurde mit der höchsten Ballgeschwindigkeit gekennzeichnet, alle

weiteren Geschwindigkeiten mit geringeren Werten. Die realen Messungen bestätigten die Vermutung, dass sofort nach dem Wurf die Ballgeschwindigkeit aufgrund der Auswirkungen der Reibung abnimmt. Nach dem Erkennen des Wurfs berechnet der Simulator die Flugbahn des Balls und schätzt das Ergebnis des Wurfes. Zu diesem Zweck wurde der Bezugsrahmen der realen und virtuellen Welt aufeinander abgestimmt und kalibriert, um erfolgreiche Würfe zu identifizieren (Covaci, Olivier, & Multon, 2015).

Ein solches relativ kostengünstiges System stellt beispielsweise *LeBonGeste* dar, welches dementsprechend auch mit Einschränkungen in der Praxis einhergeht. Bittar, et al. (2017) nennen die mangelnde Klarheit zur Erkennung der Töne und Tonhöhen in einem lauten Umfeld sowie der ablenkende Störfaktor des Bildschirms unter dem Korb ihres auditiven Feedbacksystems zum Erlernen der Freiwurftechnik als limitierende Faktoren.

5.4 Algorithmen zur Aktivitätserkennung

Um die großen Mengen an gewonnenen Daten zu ordnen und sinnvoll auswerten zu können, sind analytische Verfahren und Methoden von großer Bedeutung. Die mathematische Analyse von Sportdaten wird auch als *Sports Analytics* bezeichnet. Sports Analytics wird folgendermaßen definiert: „Der Prozess der Suche, Interpretation und Aufbereitung von Informationen in sportbezogenen Leistungsdaten unter der Verwendung von Informationssystemen und mathematischen Verfahren der Datenauswertung, mit dem Ziel, Wettbewerbsvorteile zu erzielen“. (Link, 2018, S. 14) Solche Analyseverfahren bzw. Algorithmen bieten jedoch nicht nur den SportlerInnen selbst einen Vorteil, sondern beeinflussen ebenfalls die Themenkomplexe Leistung, Technologie und Wirtschaft (Link, 2018).

In der Untersuchung von Nguyen, et al. (2015) können auf der Grundlage von Beobachtungen von Bewegungshandlungen das Stehen und andere Aktivitäten anhand der Bereichswerte der Beschleunigung auf der Z-Achse des verwendeten Trägheitssensors diskriminiert werden. Dafür werden drei Beschleunigungsmesser, je einer an Fuß, Unterschenkel und am Rücken der Person angebracht, welche jeweils drei Achsen messen. In jedem Körpersegment wird die Differenz zwischen maximalen und minimalen Beschleunigungswerten, die als Bereich definiert werden, berechnet. Wenn der Differenzwert höher als ein optimierter Schwellenwert ist, wird das Segment als beweglich klassifiziert, andernfalls handelt es sich um ein statisches Segment. Weiters wird auch die Korrelation zwischen drei Achsen jedes Sensors und jedem Achsenpaar auf zwei Sensoren berücksichtigt. Zu diesem Zweck werden Korrelationskoeffizienten zwischen jedem Achsenpaar auf jedem Sensor berechnet. Dann wird dieselbe Berechnung für jedes Paar der jeweiligen Achsen auf

zwei Sensoren durchgeführt. Nachdem alle stehenden Segmente entfernt wurden, werden Zeit- und Frequenzbereichsmerkmale (unter anderem Bereich, Summe, Mittelwert, Standardabweichung, Energie und Anzahl der Peaks über einem Schwellenwert), die zur Erkennung von Bewegungsaktivitäten von BasketballspielerInnen eingesetzt werden, extrahiert. Jedes Segment der Trägheitssignale wird einem Merkmalsvektor zugeordnet, auf welche dann der Klassifikationsalgorithmus angewendet wird. Diese Methode der Aktivitätserkennung besteht aus fünf Schritten, welche in Abbildung 16 dargestellt wird: (i) Vorverarbeitung, (ii) Segmentierung, (iii) Merkmalsextraktion, (iv) Trennung von Stehen und Bewegen und (v) Erkennung von bewegten Aktivitäten (Nguyen, et al., 2015).

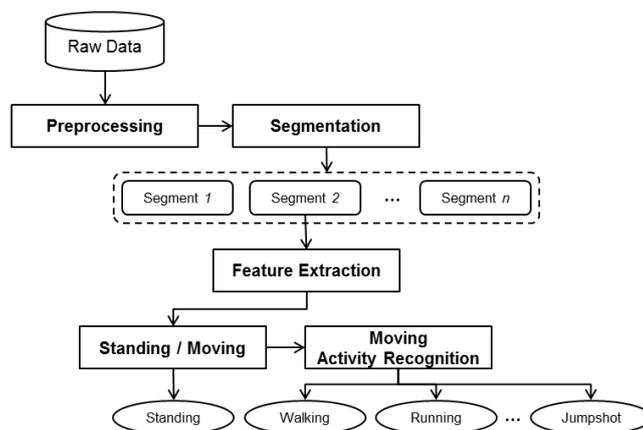


Abbildung 16: Aktivitätserkennungs-Algorithmus des BSK Boards (Nguyen, et al., 2015)

Der Algorithmus des visuell-auditiven Freiwurf Feedbacksystems LeBonGeste kann als sogenannte *finite-state-machine* (endlicher Automat) bezeichnet werden. Das bedeutet, dass dessen Ergebnisse durch vordefinierte Ereignisse gesteuert werden. Innerhalb des ersten Schritts der Haltungsanalyse berechnet das System in Echtzeit Werte für die Kniebeugung und die Wirbelsäulenneigung. Diese beiden Parameter werden verwendet, um LEDs aufleuchten zu lassen: je heller der Korb leuchtet, desto besser die Haltung. In der ursprünglichen Version haben Tonhöhen Informationen über die Qualität der Grundposition des Körpers gegeben. Wenn im zweiten Schritt ein Wurf erkannt wird, geht das System in den Zustand der Identifikation eines erfolgreichen bzw. nicht erfolgreichen Wurfs über, wobei das Brett grün oder rot leuchtet, um die BenutzerInnen über die Qualität ihres Wurfs zu informieren. Wenn der Infrarot-Sensor, der am Ring befestigt ist, den Ball erkennt, leitet er das Signal zu den LEDs am Brett weiter, welches dann grün blinkt. Andernfalls hören die Lichter auf dem Brett auf zu leuchten, was den verfehlten Wurf signalisiert. Dieser Infrarot Sensor erkennt lediglich Bewegungen im Ring des Korbes und gibt dann

mittels eines Algorithmus die Information Treffer bzw. Fehlwurf weiter. Im letzten Schritt wechselt das System wieder in den neutralen Modus, um sobald die nächste Person wieder den definierten Bereich an der Freiwurflinie betritt, die Grundposition des Wurfs zu analysieren (Bittar, Desprez, Grisonnet, Nocent, & Soilih, 2017).

Metulini (2017) entwickelte ein Datenbereinigungsverfahren für große Datenmengen im Basketball, das auf Trajektorien von SpielerInnen basiert und von einer Datenmatrix, die die Bewegungen des Spiels verfolgt, ausgeht. Wenn die SpielerInnen zu bestimmten Zeitpunkten des Spiels auf dem Spielfeld sind, wird ein Algorithmus vorgestellt, welcher die inaktiven Momente der AthletInnen unter Verwendung der verfügbaren Sensordaten automatisch ausblendet. Der Algorithmus teilt das Spiel auch in Aktionen auf und kennzeichnet diese als offensiv oder defensiv, indem er die Durchschnittskordinaten der SpielerInnen am Feld berechnet. Liegen diese im Vorfeld, so wird die Aktion als offensiv klassifiziert, wenn sie im Rückfeld liegen als defensiv. Als dritte Klassifikation wird die Kategorie „Transition“ gewählt, also das Umschalten von Verteidigung in den Angriff. Eine Aktion in „Transition“ kategorisiert, wenn die Durchschnittskordinaten vier Meter vor oder hinter der Mittellinie liegen. Die meisten Ergebnisse aus den Interaktionen auf dem Spielfeld konnten durch zwei Arten von Daten erfasst werden: einerseits Play-by-Play-Daten, die eine Abfolge von relevanten Ereignissen während eines Spiels melden, die entweder mit dem Team oder dem einzelnen Spieler oder einer Spielerin in Verbindung stehen, wie Würfe, Passes oder Fouls; andererseits die Positionierung, die Geschwindigkeit und die Beschleunigung der Spieler oder Spielerinnen oder des Balls, auch Sensordaten genannt, die durch Techniken des Global Positioning System (GPS) erfasst werden (Metulini, 2017).

Das Ziel der Untersuchung von Metulini (2017) besteht insbesondere einerseits darin, automatisch alle inaktiven Momente eines Basketballspiels aus einer Datenmatrix zu entfernen, die die Bewegungen der Spieler auf dem Platz zu verschiedenen Zeitpunkten des Spiels verfolgt, und andererseits das Spiel automatisch in Aktionen aufzuteilen und diese als offensiv oder defensiv zu kennzeichnen. Dazu werden die verfügbaren Sensordaten, die während eines Spiels verfolgt werden, verwendet. Dazu wird ein mehrstufiger Algorithmus vorgeschlagen und diskutiert, der darauf abzielt, diese inaktiven Momente einer Basketball-Datenmatrix zu eliminieren. Dieser Algorithmus wird auf drei verschiedene reale Fallstudien (*case studies*) angewendet, um die Parameter des Algorithmus mit Hilfe eines datengesteuerten Ansatzes zu kalibrieren. Diese werden anhand der sog. *rule of common sense* (wörtlich übersetzt *Regel des gesunden Menschenverstandes*) evaluiert. Das bedeutet, man versucht sie unter Beibehaltung der einfachen und intuitiven Natur von Regeln zu evaluieren. Immer dann, wenn es keine spezifischen Regeln für

die Lösung eines Problems gibt, wird nach Regeln gesucht, die allgemeinere oder ähnliche Probleme lösen. Anschließend werden einige deskriptive Statistiken in Bezug auf die Fallstudien für eine Validierungsprüfung des Algorithmus und der Robustheit der Parameter zur Verfügung gestellt. Der Algorithmus eignet sich in Fällen, in denen Informationen über die Bewegung von SpielerInnen auf dem Spielfeld mit Hilfe geeigneter GPS-Geräte erfasst wurden und niemand während des Spiels bereits die Aufgabe hat, relevante Informationen des Spiels aufzuzeichnen. Das Hauptziel des Algorithmus ist es, die Spieldaten auf die Momente zu reduzieren, in denen das Spiel aktiv stattfindet (40 Minuten), da die gesamt erfassten Daten oft 100 Minuten übersteigen können und viele irrelevante Informationen enthalten. Abbildung 17 illustriert die einzelnen Schritte des Algorithmus anhand eines Flussdiagramms. Beginnend mit der vollen Datenmatrix werden in Schritt 1-A alle Daten gelöscht, wenn die Anzahl der Spieler eines Teams am Feld nicht fünf beträgt (z.B. währen einer Pause oder Auszeit). In 1-B werden Daten gelöscht, wenn sich der Spieler einen Freiwurf wirft. Im Schritt 1-C werden Daten entfernt, wenn die Spielergeschwindigkeit für eine bestimmte Zeit sehr gering ist und somit anzunehmen ist, dass eine Spielunterbrechung vorliegt. Aus dieser bereits reduzierten Datenmatrix werden in Schritt 2-A Aktionen in Angriff und Verteidigung eingeteilt. In 2-B werden letztlich einzelne Aktionen wie Würfe, Passes usw. zugeordnet (Metulini, 2017).

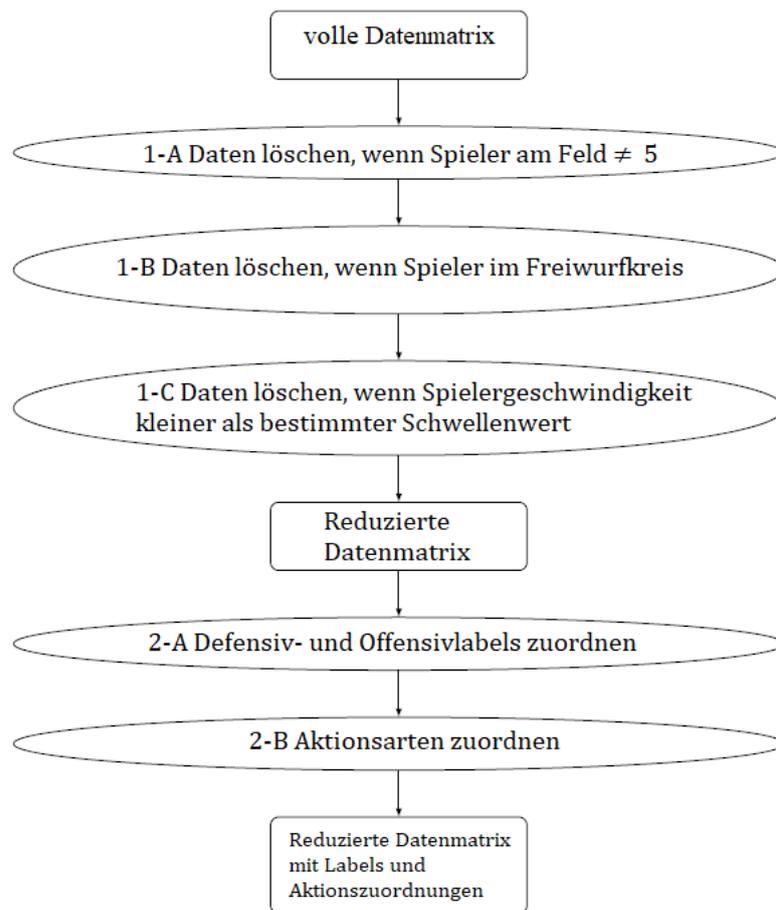


Abbildung 17: Flussdiagramm des Algorithmus (Metulini, *Filtering Procedures for Sensor Data in Basketball*, 2017)

Lopez-Nava & Munoz-Melendez (2016) konnten in einem aktuellen systematischen Review mit 37 eingeschlossenen Studien zur menschlichen Bewegungsanalyse folgende fünf Klassen von Algorithmen zur Positions- und Bewegungserkennung identifizieren: Algorithmen beruhend auf Integration, Vektorbeobachtungsalgorithmen, Kalman-Filter, komplementäre Filterung und andere Algorithmen. Kalman-Filter basierte Algorithmen wurden angewandt, um Ausrichtung und Position einer Person oder eines Körperteils zu errechnen. Diese Algorithmen nutzen das Wissen über die erwartete Dynamik eines Systems, um zukünftige Systemzustände vorherzusagen, wenn unter anderem der aktuelle Zustand gegeben ist. Der Algorithmus verwendet Messungen, die im Laufe der Zeit beobachtet wurden und enthält statistisches Rauschen und andere Ungenauigkeiten. Er erstellt Schätzungen unbekannter Variablen, die tendenziell genauer sind als diejenigen, die auf einer einzelnen Messung allein beruhen, indem er für jeden Zeitrahmen eine gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung über die Variablen schätzt. Kalman-Filter gelten als leistungsfähiger

Ansatz für die Sensor-Fusion von GPS und IMUs und sind einer der am weitesten verbreiteten Filter im Bereich der Signalverarbeitung (Mertens, Boschmann, Schmidt, & Plessl, 2018). Komplementäre Filter-Algorithmen kombinieren die Informationen von Trägheits- und Magnetsensoren, um die Orientierung von Segmenten und Gelenken abzuschätzen. Komplementäre Filter können verwendet werden, um zwei verschiedene Messungen eines gemeinsamen Signals mit unterschiedlichen Eigenschaften zu einem einzigen Signal zu kombinieren. Algorithmen basierend auf der Integration von Trägheitssensoren wurden zur Erfassung der Ausrichtung von Körpersegmenten der oberen und unteren Extremität verwendet. Vektorbeobachtungsalgorithmen bieten optimierte Schätzungen für einen gegebenen Datensatz von Messwerten. Bei der Fusion von Trägheitssensordaten ist es üblich, die Orientierung auf der Grundlage von Beschleunigungs- und Magnetometerdaten zu berechnen (Lopez-Nava & Munoz-Melendez, 2016).

6 Schlussfolgerungen

Wissenschaft und Technologie haben eine hohe Relevanz für den Amateur- und Profisport und haben einen großen Einfluss auf die Leistung in vielen Sportdisziplinen (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018). Deren Anwendung kann einen erheblichen Wettbewerbsvorteil bieten, was im heutigen hart umkämpften und kommerzialisierten Sport von großem Wert ist. Der Fokus dieser Arbeit liegt auf der Untersuchung von Technologien, welche motorisches Lernen beschleunigen sollen. Die Darstellung von erhobenen Daten verschiedener Feedbacksysteme im Basketballsport und deren technischen Gemeinsamkeiten und Unterschiede werden dabei genauer untersucht. Zwar ergibt sich, dass die Technologie die menschlichen Sinne in praktisch allen Aspekten übertreffen kann, jedoch bleibt die Frage, wie die Wissenschaft einen Schritt in den Bereich des Coachings machen und somit in praktischen Anwendungsfällen Unterstützung bieten kann. Mit der Beantwortung dieser Frage eröffnet sich eine Vielzahl an Möglichkeiten. Zum Beispiel bestehen neuartige Systeme wie ein intelligenter eCoach, der die Handlungen von AthletInnen verfolgt und Ratschläge gibt, basierend auf allen Informationen aus der persönlichen Geschichte des Athleten und Informationen aus bereits gespeicherten Datensätzen. So können SportlerInnen vom Zusammenspiel von Technik, Wissenschaft und Sport langfristig auf vielen Ebenen durch Feedbacksysteme profitieren (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018, S. 495). Bereits bestehen Systeme zur Optimierung des Trainings (Bittar, Desprez, Grisonnet, Nocent, & Soilih, 2017), als auch Systeme zur Wettkampfanalyse. Dabei stehen in Spielsportarten meist Ereignisse wie Pässe oder Zweikämpfe im Fokus, die um Informationen wie Spielpläne oder Teamaufstellungen ergänzt werden (Bialkowski, et al., 2016). Kontinuierliche Positionsdaten („spatiotemporal data“) haben dabei eine zentrale Bedeutung. Profiteams in den großen Sportligen haben aktuell die Möglichkeit, auf hochaufgelöste Koordinaten aus Training und Wettkampf nahezu lückenlos zuzugreifen. Link (2018) nennt hierfür Verbesserungen in der Algorithmik und zur optischen Objekterkennung sowie im Bereich der Mikrosensorik als Begründung. Von ebenso großem Interesse sind Beschleunigung, Lage und Ausrichtung eines Sensors, welche durch IMUs gemessen werden und radiobasierte, GPS-basierte und optische Messsysteme (Link, 2018, S. 15).

Diese Informationen zu Positionsdaten können verwendet werden, um Entscheidungen zu bewerten und zu verbessern. AthletInnen können beispielsweise aufgrund von präsentierten GPS-Positionsdaten ihr Verhalten am Spielfeld verändern und somit ihre Leistung in entscheidenden Situationen verbessern. Daher ist es für TrainerInnen wichtig, Feedbacktypen zu verstehen, um unter anderem das Engagement und die Leistungsentwicklung von SpielerInnen zu fördern (Nosek, Brownlee, Drust, & Andrew, 2020).

Die vorliegende Masterarbeit bietet einen Überblick über die theoretischen Hintergründe des sportlichen Feedbacks, zeigt verschiedene Feedbacksysteme im Basketballsport und wie deren erhobene Daten präsentiert werden, sowie welche grundlegenden Gemeinsamkeiten und Unterschiede in der Datenverarbeitung und den technischen Charakteristika zwischen den Systemen vorhanden sind. Dazu wurden die theoretischen Grundlagen des motorischen Lernens in Kombination mit der Gabe von Feedback besprochen, die konkrete Problem- und Fragestellung definiert und aufgrund der Zielsetzung eine Literatursuche veranlasst. Bei der Analyse von letztendlich 20 durchgeführten Studien zum Thema Feedbacksysteme im Basketball zeigten sich einige grundlegende Übereinstimmungen in den Ergebnissen der ForscherInnen: weitgehend klar scheint, neben dem Training selbst, die Notwendigkeit der Präsentation einer Art von Feedback um das sportliche motorische Lernen zu optimieren (Kos, Wei, Tomažič, & Umek, 2018, S. 490). Über die Hälfte der AutorInnen setzten dabei auf das Darbieten von visuellem Feedback, knapp weniger als die Hälfte auf multimodales Feedback und lediglich eine Studie untersuchte rein auditives Feedback. Dabei scheinen das visuelle Feedback, als natürlichste Art der Rückmeldung und die Gabe von Feedback auf verschiedene Modalitäten verteilt, ebenfalls um Überlastung von SportlerInnen vorzubeugen, die effektivsten Methoden zu sein, um Leistungsverbesserungen im Basketball zu erzielen. Insbesondere die Verwendung von Virtual Reality, und somit eine Form des visuellen Feedbacks für das Training scheint positive Auswirkungen auf die Motivation von BasketballspielerInnen zu haben. Im Allgemeinen lassen die AutorInnen kaum Zweifel offen, dass das Voranschreiten der Forschung für technische Hilfsmitteln im sportlichen Kontext allgemein große Vorteile sowohl für den Leistungs- als auch den Amateur- und Gesundheitssport bietet. Insbesondere die Nützlichkeit der Quantifizierung von Leistung und somit der Messung von verschiedensten aktivitätsbezogenen Daten gelten als Gemeinsamkeiten der verschiedenen Professionalitätsgrade im Sport. Nach Liebermann, et al. (2002) hat die moderne Technologie sogar einen so tiefgreifenden Einfluss auf den Sport, dass viele AthletInnen und Coaches Informationen, die sie aus technologischen Fortschritten ableiten können, als notwendig für das Training erachten (Azcueta, Libatique, & Tangonan, 2014; Liebermann, et al., 2002). Dieser Nutzen geht über den reinen Gedanken der Leistungssteigerung hinaus und hat das Potential ebenso in der Prävention als auch in der Rehabilitation, im Bewegungslernen für AnfängerInnen und in der Unterhaltungsindustrie nützliche Neuerungen zu schaffen. In der Rehabilitation bringt das Aufkommend neuer Technologien - unter besonderer Berücksichtigung von Robotik und virtueller Realität - große Verbesserungen des Rehabilitationsprozesses. Diese Technologien können die Lebensqualität von RehabilitantInnen durch eine wirksame Unterstützung der Aktivität und

Interaktion verbessern und die Handhabung gewonnener Daten kann die Rehabilitation von Verletzungen beschleunigen (Gaggioli, 2009, S. 24; Metulini, Manisera, & Zuccolotto, 2017). Aufgrund des Fehlens einer standardisierten Ergebnisbewertung und des Mangels an standardisiertem Training in klinischen Studien, ist es jedoch nach wie vor sehr schwierig, die Stärken der verschiedenen Systeme in der Rehabilitation zu erfassen und Lösungen zu bewerten (Timmermans, 2010, S. 7). Da Feedbacksysteme im Basketballsport primär zur Beschleunigung des motorischen Lernprozesses und zur Leistungssteigerung im sportlichen Sinne eingesetzt werden, liegt der Fokus bei der Bewertung dieser Systeme auf qualitativen und quantitativen leistungsdeterminierenden Faktoren. Diese sind beispielsweise quantitativ in Form der Play-by-Play und Box-Score Daten oder qualitativ in einer vordefinierten optimalen Wurfform weitgehend international standardisiert, was die Bewertung der Einzel- und Teamleistungen vereinfacht. Im Bewegungslernen können Lernende bereits während des Trainings von komplexen motorischen Aufgaben selbst von Analyseysteme profitieren. (Bittar, Desprez, Grisonnet, Nocent, & Soilih, 2017, S. 1282; Wälchli, Ruffieux, Bourquin, Keller, & Taube, 2016, S. 716). In der Unterhaltungsindustrie ist eine Vielzahl an multivariaten Informationen beispielsweise zu Spielzeit, SpielerInnenpositionen und Highlights von Interesse. Die meisten Analysen solcher Daten in der Unterhaltungsindustrie beziehen sich auf Statistiken über einzelne SpielerInnen oder Teams und werden oft in Form von Diagrammen so präsentiert, dass auch LaiInnen Information leicht verstehen können (Perin, Vuillemot, & Fekete, 2013).

Analysen wie summative Statistiken auf Basis von Spielereignissen oder Indikatoren zur Laufaktivität sind für den Zweck der Strategieentwicklung oder Leistungsbewertung allerdings oft unbrauchbar, und werden zunehmend kritisch diskutiert (Link, 2018). Mackenzie & Cushion (2013) äußern Bedenken an der auf Leistungsindikatoren basierende Forschung, die sich auf den Versuch konzentriert hat, trotz der Probleme, die mit der Untersuchung eines vielfältigen und oft unkontrollierbaren SpielerInnenverhaltens verbunden sind, erfolgreich zukünftige Leistungen in Sportarten vorherzusagen. Da eine ganzheitliche Sportleistungsanalyse nicht rein durch quantitativ statistische Kennzahlen möglich ist, besteht die Forderung, die klassische Definition der Leistungsanalyse auszuweiten. Um zu verstehen, wie die sozialen Realitäten im Umfeld des Spitzensports die Praxis und das Lernen beeinflussen, muss die Wissenschaft in diesem Bereich ebenso soziologische und pädagogische Ansätze miteinbeziehen. So kann eine ganzheitlichere und akkuratere SpielerInnenanalyse, welche für die Sportwissenschaft von Relevanz ist, durchgeführt werden. (Mackenzie & Cushion, 2013; Carling, Wright, Nelson, & Bradley, 2014)

Die durch beispielsweise verschiedene Sensoren oder Kamerasysteme gewonnenen Daten können jedoch Coaches, SponsorInnen, Ärzten und ÄrztInnen, PhysiotherapeutInnen und der breiten Masse der ZuseherInnen bei Sportevents oder Zuhause Mehrwerte in viele verschiedene Richtungen geben. Die Unterhaltungsindustrie profitiert von der Präsentation leicht verständlicher Statistiken in Form von Balken oder Diagrammen zur Erklärung von komplexen Aktionen während eines Basketballspiels. Insbesondere Techniken zur Visualisierung von Spielverläufen, Teamanalysen und Statistiken bieten ZuseherInnen sportlicher Unterhaltung im Internet, in Printmedien oder über TV detaillierte Einblicke in die Sportanalyse. Physiologische Daten von AthletInnen können ÄrztInnen Information zur Leistungsdiagnostik geben und somit in weiterer Folge in Zusammenarbeit mit Sportartspezialisten bei der Trainingsplanung und -steuerung helfen. Echtzeit-Spielstatistiken können Coaches bereits während eines Matches bei der Entscheidungsfindung von taktischen Problemen helfen und bei der Nachbereitung aufwendige Analysearbeiten erleichtern. Für die Sportwissenschaft sind vor allem Leistungsstrukturanalysen, die Prüfung von Lehrmeinungen und die Entwicklung und Validierung von sportwissenschaftlichen Modellen in der Datenanalyse von Sportspielen von Interesse (Link, 2018).

Die Studienlage für die Anwendung von technischen Hilfsmitteln wie Sensoren, welche sich auf SpielerInnen oder im Spielball befinden, ist im Wettkampfkontext jedoch noch wenig untersucht. Obwohl die Forschung im Bereich Basketballanalyse und Technik stetig voranschreitet, gibt es bisher auch nur wenige Ansätze der visuellen Datenpräsentation. Diese konzentrieren sich meist auf einen bestimmten Aspekt der Leistungserbringung, was die ganzheitliche Analyse eines Basketballspiels erschwert. Während sich Feedbacksysteme im Bewegungslernen von AnfängerInnen bis hin zu ExpertInnen im Basketballsport als nützlich erwiesen haben, bleibt in der Anwendung verschiedener, vor allem trägheitsbasierter Messmethoden, noch viel Forschungspotential für die Zukunft.

Technische Neuerungen bieten eine Grundlage für die moderne Sportartenanalyse, jedoch gestaltet sich das motorische Lernen und die Auswertung einer komplexen Bewegungsaufgabe wie dem Basketballspielen vielseitig und ist durch rein quantitative Messmethoden nur bedingt ganzheitlich darstellbar. Eine Kombination aus dem nötigen Fachwissen zur Feedbackgabe, der richtigen Anwendung technischer Hilfsmittel zur Beurteilung kinematischer Parameter und der interdisziplinären Kommunikation zwischen medizinischem Fachpersonal, Coaches und AthletInnen können sportliche Erfolge von Freizeit- bis hin zu SpitzensportlerInnen positiv beeinflussen.

7 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Konzeptionelle Darstellung der Auswirkungen des Literaturberichts auf Ziele, Methodik, Ergebnisse und Schlussfolgerungen (Maier, 2013)	7
Abbildung 2: Konzept der „umgekehrten Pyramide“ der Schritte zur Verfassung eines Literatur-Reviews (Maier, 2013)	8
Abbildung 3: (a) Augmented Feedback während des traditionellen motorischen Lernens. Ein Coach oder InstruktorIn überwacht die Handlungen des Athleten oder der Athletin und gibt das Feedback über die Leistung, die Ergebnisse und Ratschläge zu ermöglichen. (Kos, Wei, Tomazič, & Umek, 2018, S. 491)	18
<i>Abbildung 4: Die experimentell bestätigte (durchgezogene Linien) und hypothetische (gestrichelte Linien) Wirksamkeit einer Feedbackstrategie zur Verbesserung des motorischen Lernens in Abhängigkeit von der Komplexität der funktionalen Aufgabe (functional task complexity). Je breiter die Form, desto effektiver ist die Strategie (Sigrist, Rauter, Riener, & Wolf, 2013).</i>	<i>22</i>
Abbildung 5: Visualisierung relevanter Daten eines Basketballspiels (Bialkowski, et al., 2016)	39
Abbildung 6: Verschiedene Visualisierungen zu Würfeln in einem Basketballspiel (Bialkowski, et al., 2016)	40
Abbildung 7: Statistisch fokussierte Basketballanalyse (Bialkowski, et al., BKViz: A Basketball Visual Analysis Tool, 2016).....	41
Abbildung 8: Spielerstatistiken nach Assists (Bialkowski, et al., BKViz: A Basketball Visual Analysis Tool, 2016)	41
Abbildung 9: Simple Darstellung der Hauptereignisse, die in einem Fußballspiel möglich sind (Perin, Vuillemot, & Fekete, 2013)	42
Abbildung 10: Dynamische Distanzanalyse und dynamische Bereichsanalyse eines Teams während eines Basketballspiels (Therón & Casares, 2010).....	43

Abbildung 11: Heat-Map und Spielerkommunikation im Fußball (Perin, Vuillemot, & Fekete, 2013)	43
Abbildung 12: Grafik der Suchergebnisse nach der ersten Datenbanksuc	49
<i>Abbildung 13: Flussdiagramm für die verschiedenen Phasen der systematischen Übersicht</i>	53
Abbildung 14: Sensoren Aufbau des BSK Boards (Nguyen, et al., 2015)	59
Abbildung 15: Datenflusskette eines Sensor-Fusionssystems (Mendes, Vieira, Pires, & Stevan, 2016)	78
Abbildung 16: Aktivitätserkennungs-Algorithmus des BSK Boards (Nguyen, et al., 2015)	86
Abbildung 17: Flussdiagramm des Algorithmus (Metulini, Filtering Procedures for Sensor Data in Basketball, 2017)	89

8 Literaturverzeichnis

- Abdelrasoul, E., Mahmoud, I., Stergiou, P., & Katz, L. (2015). The Accuracy of a Real Time Sensor in an Instrumented Basketball. *Procedia Engineering*, *112*, S. 202–206.
- Aiken, C. A., Fairbrother, J. T., & Post, P. G. (2012). The effects of self-controlled video feedback on the learning of the basketball set shot. *Frontiers in psychology*, *3*, S. 338.
- Al-Abood, S. A., Bennett, S. J., Hernandez, F. M., Ashford, D., & Davids, K. (2002). Effect of verbal instructions and image size on visual search strategies in basketball free throw shooting. *Journal of sports sciences*, *20*(3), S. 271–278.
- Anderson, D. I., Magill, R. A., & Sekiya, H. (2001). Motor learning as a function of KR schedule and characteristics of task-intrinsic feedback. *Journal of motor behavior*, *33*(1), S. 59–66.
- Azcueta, J. P., Libatique, N. C., & Tangonan, G. L. (2014). In situ sports performance analysis system using inertial measurement units, high-FPS video camera, and the Android platform. *2014 International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM)* (S. 1–6). Palawan: IEEE.
- Baca, A. (2015). *Computer science in sport : research and practice* (1. publ. Ausg.). London: Routledge.
- Baca, A., & Kornfeind, P. (2006). Rapid Feedback Systems for Elite Sports Training. *IEEE Pervasive Computing*, *5*(4), S. 70–76.
- Ben Abdelkrim, N., El Faza, S., & El Ati, J. (2007). Time-motion analysis and physiological data of elite under-19-year-old basketball players during competition. *British journal of sports medicine*, *41*(2), S. 69-75; discussion 75.
- Benito Santos, A., Theron, R., Losada, A., Sampaio, J. E., & Lago-Peñas, C. (2018). Data-Driven Visual Performance Analysis in Soccer: An Exploratory Prototype. *Frontiers in psychology*, *9*, S. 2416.
- Bialkowski, A., Lucey, P., Carr, P., Matthews, I., Sridharan, S., & Fookes, C. (2016). BKViz: A Basketball Visual Analysis Tool. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *28*(10), S. 2596–2605.

- Bialkowski, A., Lucey, P., Carr, P., Matthews, I., Sridharan, S., & Fookes, C. (2016). BKViz: A Basketball Visual Analysis Tool. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 28(10), S. 2596–2605.
- Bilodeau, E. A., Bilodeau, I. M., & Alluisi, E. A. (1969). Principles of Skill Acquisition. *The Educational Forum*, 35(2), S. 263–264.
- Bittar, É., Desprez, P.-É., Grisonnet, B., Nocent, O., & Soilih, A. (6-8. September 2017). LeBonGeste: basketball training by entertaining. (P. C. Science, Hrsg.) *International Conference on Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering*(112), S. 1281–1287.
- Blandin, Y., Toussaint, L., & Shea, C. (2008). Specificity of Practice: Interaction Between Concurrent Sensory Information and Terminal Feedback. *Journal of experimental psychology. Learning, memory, and cognition*, 34, S. 994–1000.
- Bonidia, R. P., Rodrigues, L. A., Avila-Santos, A. P., Sanches, D. S., & Brancher, J. D. (2018). Computational Intelligence in Sports: A Systematic Literature Review. *Advances in Human-Computer Interaction*, 2018(1), S. 1–13.
- Brereton, P., Kitchenham, B. A., Budgen, D., Turner, M., & Khalil, M. (2007). Lessons from applying the systematic literature review process within the software engineering domain. *Journal of Systems and Software*, 80(4), S. 571–583.
- Bulling, A., Blanke, U., & Schiele, B. (2014). A tutorial on human activity recognition using body-worn inertial sensors. *ACM Computing Surveys*, 46(3), S. 1–33.
- Buric, M., Ivasic-Kos, M., & Pobar, M. (2019). Player Tracking in Sports Videos. In J. Chen, & L. T. Yang. Los Alamitos, California; Washington; Tokyo: Conference Publishing Services, IEEE Computer Society.
- Burke, J. L., Prewett, M. S., Gray, A. A., Yang, L., Stilson, F. R., Coovert, M. D., . . . Redden, E. (2006). Comparing the effects of visual-auditory and visual-tactile feedback on user performance. In F. Quek, J. Yang, D. Massaro, A. Alwan, & T. J. Hazen. New York, New York, USA: ACM Press.
- Butki, B., & Hoffman, S. (2003). Effects of Reducing Frequency of Intrinsic Knowledge of Results on the Learning of a Motor Skill. *Perceptual and motor skills*, 97(2), S. 569–580.

- Camachon, C., Jacobs, D. M., Huet, M., Buekers, M., & Montagne, G. (2007). The Role of Concurrent Feedback in Learning to Walk Through Sliding Doors. *Ecological Psychology*, 19(4), S. 367–382.
- Carling, C., Wright, C., Nelson, L. J., & Bradley, P. S. (2014). Comment on 'Performance analysis in football: a critical review and implications for future research'. *Journal of sports sciences*, 32(1), S. 2–7.
- Chakraborty, B., & Meher, S. (2013). A real-time trajectory-based ball detection-and-tracking framework for basketball video. *Journal of Optics*, 42(2), S. 156–170.
- Chen, G., & Chen, N. (2016). Motion Simulation in Virtual Basketball Shooting Teaching System. *International Journal of Online Engineering (iJOE)*, 12(02), S. 55.
- Chen, W., Lao, T., Xia, J., Huang, X., Zhu, B., Hu, W., & Guan, H. (2016). GameFlow: Narrative Visualization of NBA Basketball Games. *IEEE Transactions on Multimedia*, 18(11), S. 2247–2256.
- Chi, E. H., Borriello, G., Hunt, G., & Davies, N. (2005). Guest Editors' Introduction: Pervasive Computing in Sports Technologies. *IEEE Pervasive Computing*, 4(3), S. 22–25.
- Chiviacowsky, S., & Wulf, G. (2005). Self-controlled feedback is effective if it is based on the learner's performance. *Research quarterly for exercise and sport*, 76(1), S. 42–48.
- Covaci, A., Olivier, A.-H., & Multon, F. (2015). Visual Perspective and Feedback Guidance for VR Free-Throw Training. *IEEE computer graphics and applications*, 35(5), S. 55–65.
- Dabnichki, P., & Baca, A. (2008). *Computers in sport*. Southampton; Boston: WIT Press.
- Davey, N., Anderson, M., & James, D. A. (2008). Validation trial of an accelerometer-based sensor platform for swimming. *Sports Technology*, 1(4-5), S. 202–207.
- Espinosa, H. G., James, D. A., Kelly, S., & Wixted, A. (2013). Sports Monitoring Data and Video Interface Using a GUI Auto Generation Matlab Tool. *Procedia Engineering*, S. 243–248.
- Fabbri, S., Silva, C., Hernandez, E., Octaviano, F., Di Thommazo, A., & Belgamo, A. (2016). Improvements in the StArt tool to better support the systematic review process. In S. Beecham, B. Kitchenham, & S. G. MacDonell. New York, New York, USA: ACM Press.

- Figueira, B., Gonçalves, B., Folgado, H., Masiulis, N., Calleja-González, J., & Sampaio, J. (2018). Accuracy of a Basketball Indoor Tracking System Based on Standard Bluetooth Low Energy Channels (NBN23®). *Sensors (Basel, Switzerland)*, 18(6).
- Flowers, J. H. (2005). Thirteen Years of Reflection on Auditory Graphing: Promises, Pitfalls, and Potential New Directions. *First International Symposium on Auditory Graphs*, S. 1–5.
- Franks, I. (2000). The structure of sport and the collection of relevant data. In A. Baca, *Computer-Science Based Feedback Systems on Sports Performance*. London: Routledge.
- Gaggioli, A. (2009). *Advanced technologies in rehabilitation* (Bd. 145). Amsterdam; Washington DC: IOS Press.
- Gowda, M. (2017). *Motion Tracking Problems in Internet of Things (IoT) and Wireless Networking*. Urbana, Illinois, USA: University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Grabmeier, J., & Rudolph, A. (2002). Techniques of Cluster Algorithms in Data Mining. *Data Mining and Knowledge Discovery*(6).
- Harding, J. W., Small, J. W., & James, D. A. (2007). Feature extraction of performance variables in elite half-pipe snowboarding using body mounted inertial sensors. In D. V. Nicolau, D. Abbott, K. Kalantar-Zadeh, T. Di Matteo, & S. M. Bezrukov. SPIE.
- Hartveld, A., & Hegarty, J. R. (1996). Augmented Feedback and Physiotherapy Practice. *Physiotherapy*, 82(8), S. 480–490.
- Heike Brock, & Yuji Ohgi. (2016). *A Visual Feedback System for Full-Body Motion Analysis from Inertial Sensor Data*. (Graduate School of Media and Governance Keio University Shonan Fujisawa Campus, Herausgeber, & Journal of Fitness Research, Produzent) Von <http://web.a.ebscohost.com/ehost/pdfviewer/pdfviewer?vid=3&sid=78a565b9-4b5f-4483-aeaa-3ec4d0499081%40sessionmgr4008> abgerufen
- Higgins, J., Altmann, D., & Sterne, J. (2011). Chapter 8: Assessing risk of bias in included studies. In *Cochrane Handbook for Systematic Reviews of Interventions* (Bd. 5.1.0). The Cochrane Collaboration.
- Hölzemann, A., & Van Laerhoven, K. (2018). Using Wrist-Worn Activity Recognition for Basketball Game Analysis. In *5th international Workshop on Sensor-based Activity Recognition and (S. 1–6)*. New York: ACM.

- Huang, C., Zhang, Y., Zhu, C., Zhang, C., & Meng, H. (2019). Chinese sports basketball teaching tactics training system combined with multimedia interactive model and virtual reality technology. *Multimedia Tools and Applications*.
- Hughes, M., & Franks, I. M. (2004). *Notational analysis of sport* (2nd ed. Ausg.). London; New York: Routledge.
- Hulme, A., Thompson, J., Plant, K. L., Read, G. J., Mclean, S., Clacy, A., & Salmon, P. M. (2018). Applying systems ergonomics methods in sport: A systematic review. *Applied ergonomics*, S. 214–225.
- Hulme, A., Thompson, J., Plant, K. L., Read, G. J., Mclean, S., Clacy, A., & Salmon, P. M. (2019). Applying systems ergonomics methods in sport: A systematic review. *Applied ergonomics*, 80, S. 214–225.
- Ivanovic, B., & Pavone, M. (2019). *The Trajectron: Probabilistic Multi-Agent Trajectory Modeling With Dynamic Spatiotemporal Graphs*. Stanford: Stanford University.
- James, D. A., & Wixted, A. (2011). ADAT: A Matlab toolbox for handling time series athlete performance data. *Procedia Engineering*, 13, S. 451–456.
- Januário, N., Rosado, A., Mesquita, I., Gallego, J., & Aguilar-Parra, J. M. (2016). Determinants of feedback retention in soccer players. *Journal of human kinetics*, 51, S. 235–241.
- Jaworski, D. (2015). *Validierung des Positionserfassungssystems Ubisense*. Wien.
- Jung, P., Lim, G., & Kong, K. (2013). A mobile motion capture system based on inertial sensors and smart shoes.
- Keele, S. W., & Summers, J. J. (1979). The Structure of Motor Programs. In G. E. Stelmach, *Motor control* (S. 109–142). New York: Elsevier.
- Kirkup, J. A., Rowlands, D. D., & Thiel, D. V. (2016). Team Player Tracking Using Sensors and Signal Strength for Indoor Basketball. *IEEE Sensors Journal*, 16, S. 4630.
- Kitchenham, B. (2004). Procedures for Performing Systematic Reviews. 33. (Keele University Technical Report, Hrsg.)
- Konttinen, N., Mononen, K., Viitasalo, J., & Mets, T. (2004). The Effects of Augmented Auditory Feedback on Psychomotor Skill Learning in Precision Shooting. *Journal of Sport and Exercise Psychology*, 26(2), S. 306–316.

- Kos, A., Wei, Y., Tomažič, S., & Umek, A. (2018). The role of science and technology in sport. *Procedia Computer Science*, 129, S. 489–495.
- Kwon, D., & Gross, M. (2005). *Combining Body Sensors and Visual Sensors for Motion Training*. Zurich: ETH Zurich.
- Lee, J., & Seungmoon, C. (2010). *Effects of haptic guidance and disturbance on motor learning: Potential advantage of haptic disturbance*. Waltham, MA, USA: IEEE Haptics Symposium. doi:10.1109/HAPTIC.2010.5444635
- Leser, R., Baca, A., & Ogris, G. (2011). Local positioning systems in (game) sports. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 11(10), S. 9778–9797.
- Li, R. T., Kling, S. R., Salata, M. J., Cupp, S. A., Sheehan, J., & Voos, J. E. (2016). Wearable Performance Devices in Sports Medicine. *Sports health*, 8(1), S. 74–78.
- Liebermann, D. G., Katz, L., Hughes, M. D., Bartlett, R. M., McClements, J., & Franks, I. M. (2002). Advances in the application of information technology to sport performance. *Journal of sports sciences*, 20(10), S. 755–769.
- Link, D. (2018). Sports Analytics. *German Journal of Exercise and Sport Research*, 48(1), S. 13–25.
- Long Sha, Patrick Lucey, Yisong Yue, Xinyu Wei, Jennifer Hobbs, Charlie Rohlf, & and Sridha Sridharan. (2018). Interactive Sports Analytics: An Intelligent Interface for Utilizing Trajectories for Interactive Sports Play Retrieval and Analytics. S. 1–34.
- Lopez-Nava, I. H., & Munoz-Melendez, A. (2016). Wearable Inertial Sensors for Human Motion Analysis: A Review. *IEEE Sensors Journal*, 16(22), S. 7821–7834.
- Mackenzie, R., & Cushion, C. (2013). Performance analysis in football: a critical review and implications for future research. *Journal of sports sciences*, 31(6), S. 639–676.
- Magill, R. (2001). *Motor Learning and Control. Concepts and Applications*. Dubuque: McGraw-Hill Education.
- Magill, R. A., & Buekers, M. J. (1995). The Role of Task Experience and Prior Knowledge for Detecting Invalid Augmented Feedback while Learning a Motor Skill. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 48(1), S. 84–97.

- Maglott, J. C., & Shull, P. B. (2019). Wearable occlusion device for assessing cognitive basketball shooting performance between males and females. In Unknown. New York, New York, USA: ACM Press.
- Maier, H. R. (2013). What constitutes a good literature review and why does its quality matter? *Environmental Modelling & Software*, *43*, S. 3–4.
- Mendes, J. J., Vieira, M. E., Pires, M. B., & Stevan, S. L. (2016). Sensor Fusion and Smart Sensor in Sports and Biomedical Applications. *Sensors (Basel, Switzerland)*, *16*(10).
- Mertens, J. C., Boschmann, A., Schmidt, M., & Plessl, C. (2018). Sprint diagnostic with GPS and inertial sensor fusion. *Sports Engineering*, *21*(4), S. 441–451.
- Metulini, R. (2017). Filtering Procedures for Sensor Data in Basketball. *Statistics & Applications*. Vol. 2.
- Metulini, R., Manisera, M., & Zuccolotto, P. (2017). Sensor Analytics in Basketball. *Proceedings of the 6th International Conference on Mathematics*.
- Metulini, R., Manisera, M., & Zuccolotto, P. (2017). Space-Time Analysis of Movements in Basketball Using Sensor Data. "Statistics and Data Science: new challenges, new generations" SIS2017 proceeding. Firenze University Press.
- Morris, D., Hong, T., Federico, B., Timothy, C., & Kenneth, S. (2007). Haptic Feedback Enhances Force Skill Learning. *Second Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems (WHC'07)*.
- Nabli, M. A., Abdelkrim, N. B., Jabri, I., Batikh, T., Castagna, C., & Chamari, K. (2016). Fitness Field Tests' Correlation With Game Performance in U-19-Category Basketball Referees. *International journal of sports physiology and performance*, *11*(8), S. 1005–1011.
- Narana, V., & Nagaraj, A. (2016). A Comparison Study between Types of Augmented Feedback on Functional Task. *Journal of Yoga & Physical Therapy*, *06*(02).
- Nesbitt, K. (2003). *Designing multy-sensory dispays for abstract data*. School of Information Technologies. Sydney, Australia: University of Sydney.
- Nguyen, L. N., Rodríguez-Martín, D., Català, A., Pérez-López, C., Samà, A., & Cavallaro, A. (2015). Basketball Activity Recognition using Wearable Inertial Measurement Units. In P. Ponsa, & D. Guasch. New York, New York, USA: ACM Press.

- Norris, M., Anderson, R., & Kenny, I. C. (2014). Method analysis of accelerometers and gyroscopes in running gait: A systematic review. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P: Journal of Sports Engineering and Technology*, 228(1), S. 3–15.
- Nosek, P., Brownlee, T. E., Drust, B., & Andrew, M. (2020). Feedback of GPS training data within professional English soccer: a comparison of decision making and perceptions between coaches, players and performance staff. *Science and Medicine in Football*, S. 1–13.
- Orlowski, K., Eckardt, F., Nusser, J. E., & Witte, K. (2018). FEEDBACK SYSTEM FOR PHYSIOTHERAPY AND POPULAR ATHLETES. *International Journal of Physiotherapy*, 5(6).
- Özen, Y. (2017). *The Effect of Visual Feedback in Teaching Basketball Skills* (Vol. 25 Ausg., Bd. 2015).
- Pagé, C., Bernier, P.-M., & Trempe, M. (2019). Using video simulations and virtual reality to improve decision-making skills in basketball. *Journal of sports sciences*, 37(21), S. 2403–2410.
- Paul Jithu, Hugo G. Espinosa, & Daniel A. James. (kein Datum). An interactive tool for conditioning inertial sensor data for sports applications.
- Pelz, P. F., & Vergé, A. (2014). Validated biomechanical model for efficiency and speed of rowing. *Journal of biomechanics*, 47(13), S. 3415–3422.
- Perin, C., Vuillemot, R., & Fekete, J.-D. (2013). SoccerStories: a kick-off for visual soccer analysis. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 19(12), S. 2506–2515.
- Powell, D., & O'Malley, M. K. (2012). The Task-Dependent Efficacy of Shared-Control Haptic Guidance Paradigms. *IEEE transactions on haptics*, 5(3), S. 208–219.
- Preuschl, E., Baca, A., Novatchkov, H., Kornfeind, P., Bichler, S., & Boeckscoer, M. (2010). Mobile Motion Advisor — a feedback system for physical exercise in schools. *Procedia Engineering*, 2(2), S. 2741–2747.
- Ray, T., Choi, J., Reeder, J., Lee, S. P., Aranyosi, A. J., Ghaffari, R., & Rogers, J. A. (2019). Soft, skin-interfaced wearable systems for sports science and analytics. *Current Opinion in Biomedical Engineering*, 9, S. 47–56.
- Rowlands, D. D., McCarthy, M., & James, D. A. (2012). Using inertial sensors to index into video. *Procedia Engineering*, 34, S. 598–603.

- Rupcic, T., Knjaz, D., Bakovic, M., Devrnja, A., & Matkovic, B. (2015). *Impact of fatigue on accuracy and changes in certain kinematic parameters during shooting in basketball*. Croatia: Hrvat. Športskomed. Vjesn.
- Samozino, P., Rabita, G., Dorel, S., Slawinski, J., Peyrot, N., Saez de Villareal, E., & Morin, J.-B. (kein Datum). A simple method for measuring power, force, velocity properties, and mechanical effectiveness in sprint running.
- Sann, C., & Streri, A. (2007). Perception of object shape and texture in human newborns: Evidence from cross-modal transfer tasks. *Developmental science*, *10*, S. 399–410.
- Sebe, N. (2007). *Multimedia content analysis and mining* (Bd. 4577). Berlin; New York: Springer.
- Seitz, R. (2001). Motorisches Lernen: Untersuchungen mit der funktionellen Bildgebung. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, *52*(12), S. 343–349.
- Shankar, S., Suresh, R., Talasila, V., & Sridhar, V. (2018). Performance measurement and analysis of shooting form of basketball players using a wearable IoT system. *IEEE Third International Conference on Circuits, Control, Communication and Computing*.
- Sharma, D., Chetidikunnan, M., Khan, F., & Gaowgzeh, R. (1. Februar 2016). Effectiveness of knowledge of result and knowledge of performance in the learning of a skilled motor activity by healthy young adults. *The Journal of Physical Therapy Science*, *28*, S. 1482–1486.
- Shea, C., & Wulf, G. (1999). Enhancing motor learning through external-focus instructions and feedback. *Human Movement Science*(18), S. 553–571.
- Shmuelof, L., Krakauer, J. W., & Mazzoni, P. (2012). How is a motor skill learned? Change and invariance at the levels of task success and trajectory control. *Journal of neurophysiology*, *108*(2), S. 578–594.
- Sigrist, R., Rauter, G., Riener, R., & Wolf, P. (2013). Augmented visual, auditory, haptic, and multimodal feedback in motor learning: A review. *Psychonomic bulletin & review*, *20*(1), S. 21–53.
- Silva, L. d., Pereira-Monfredini, C. F., & Teixeira, L. A. (2017). Improved children's motor learning of the basketball free shooting pattern by associating subjective error estimation and extrinsic feedback. *Journal of sports sciences*, *35*(18), S. 1–6.

- Stein, M., Häußler, J., Jäckle, D., Janetzko, H., Schreck, T., & Keim, D. (2015). Visual Soccer Analytics: Understanding the Characteristics of Collective Team Movement Based on Feature-Driven Analysis and Abstraction. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(4), S. 2159–2184.
- Straeten, M., Rajai, P., & Ahamed, M. J. (2019). Method and implementation of micro Inertial Measurement Unit (IMU) in sensing basketball dynamics. *Sensors and Actuators A: Physical*, 293, S. 7–13.
- Suárez Cadenas, E., Cárdenas, D., Sánchez Delgado, G., & Perales, J. C. (2015). The Hidden Cost of Coaching: Intentional training of shot adequacy discrimination in Basketball hampers utilization of informative incidental cues. *Perceptual and motor skills*, 120(1), S. 139–158.
- Swinnen, S. (1996). For Motor Skill Learning: A Review. In H. N. Zelaznik, *Advances in Motor Learning and Control* (1. Ausg., Bd. 37). Human Kinetics.
- Swinnen, S. P., Schmidt, R. A., Nicholson, D. E., & Shapiro, D. C. (1990). Information feedback for skill acquisition: Instantaneous knowledge of results degrades learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 16(4), S. 706–716.
- Tanaka, K. (2009). Virtual Training System Using Visual Feedback for Sport Skill Learning. *International Journal of Computer Science in Sport*(2).
- Taniguchi, A., Watanabe, K., & Kurihara, Y. (2012). Measurement and analyze of jump shoot motion in basketball using a 3-D acceleration and gyroscopic sensor.
- Therón, R., & Casares, L. (2010). Visual Analysis of Time-Motion in Basketball Games. In D. Hutchison, T. Kanade, J. Kittler, J. M. Kleinberg, F. Mattern, J. C. Mitchell, . . . P. Olivier, *Smart Graphics* (Bd. 6133, S. 196–207). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Timmermans, A. (2010). *Technology-supported training of arm-hand skills in stroke: Concepts on reacquisition of motor control and therapist guidelines for rehabilitation technology design*. Technische Universiteit Eindhoven.
- Utey, A., & Astill, S. (2008). Motor Control, Learning and Development. *International Journal of Sports Science and Coaching*, 3, S. 297–299.
- Van Vliet, P. M., & Wulf, G. (2006). Extrinsic feedback for motor learning after stroke: what is the evidence? *Disability and rehabilitation*, 28(13-14), S. 831–840.

- Von Hoyningen, N. (2011). *Real-time Tracking of Player Identities in Team Sports*. München: Technische Universität München.
- Waegli, A., Guerrier, S., & Skaloud, J. (2008). Redundant MEMS-IMU integrated with GPS for performance assessment in sports. *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*. Monterey, CA, USA: IEEE Service Center. doi:10.1109/PLANS.2008.4570079
- Waegli, A., Skaloud, J., Tomé, P., & Bonnaz, J. (2007). Assessment of the Integration Strategy between GPS and Body-Worn MEMS Sensors with Application to Sports. 2075-2084. (School of Computing and Mathematics, Hrsg.) Fort Worth, TX, USA: Proceedings of the 20th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2007).
- Wälchli, M., Ruffieux, J., Bourquin, Y., Keller, M., & Taube, W. (2016). Maximizing Performance: Augmented Feedback, Focus of Attention, and/or Reward? *Medicine and science in sports and exercise*, 48(4), S. 714–719.
- Waltemate, T., Hülsmann, F., Pfeiffer, T., Kopp, S., & Botsch, M. (2015). Realizing a low-latency virtual reality environment for motor learning. In Q. Zhao, D. Thalmann, S. N. Spencer, E. Wu, M. C. Lin, & L. Wang. New York, NY, USA: ACM.
- Wang, J., & Pamareswaran, N. (2003). Survey of Sports Video Analysis: Research Issues and Applications.
- Wickens, C. D. (2002). Multiple resources and performance prediction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 3(2), S. 159–177.
- Williamson, J., Liu, Q., Lu, F., Mohrman, W., Li, K., Dick, R., & Shang, L. (2015). Data sensing and analysis: Challenges for wearables. *The 20th Asia and South Pacific Design Automation Conference*, (S. 136–141). Tokyo, Japan.
- Wilson, B. D. (2008). Development in video technology for coaching. *Sports Technology*, 1(1), S. 34–40.
- Wolf, P., Sigrist, R., Rauter, G., & Riener, R. (2011). Error Sonification of a Complex Motor Task. *BIO Web of Conferences*, 1, S. 00098.
- Woodman, O. J. (2007). *An introduction to inertial navigation*. University of Cambridge.
- Wrisberg, C. (2007). *Sport Skill Instruction for Coaches*. Tennessee: Human Kinetics.

- Wulf, G. (2007). *Attentional Focus and Motor Learning: A review of 10 years of research*.
- Wulf, G. (2013). Attentional focus and motor learning: a review of 15 years. *International Review of Sport and Exercise Psychology*, 6(1), S. 77–104.
- Wulf, G., & Shea, C. (2002). *Principles derived from the study of simple skills do not generalize to complex skill learning*. Las Vegas, Nevada: Psychonomic bulletin & review.
- Wulf, G., & Shea, C. (2004). Understanding the role of augmented feedback - Skill Acquisition in Sport. In M. Williams, M. Scott, N. Hodges, & Taylor & Francis Group (Hrsg.), *Skill Acquisition in Sport* (S. 24). Taylor & Francis Group. Abgerufen am 4. 12 2019
- Wulf, G., Chiviacosky, S., Schiller, E., & Avila, L. T. (2010). Frequent external-focus feedback enhances motor learning. *Frontiers in psychology*, 1, S. 190.
- Wulf, G., McConnel, N., Gärtner, M., & Schwarz, A. (2002). Enhancing the learning of sport skills through external-focus feedback. *Journal of motor behavior*, 34(2), S. 171–182.
- Yao, H.-p., Liu, Y.-z., & Han, C.-s. (2012). Application Expectation of Virtual Reality in Basketball Teaching. *Procedia Engineering*, 29, S. 4287–4291.
- Yongduek Seo, Sunghoon Choi, Hyunwoo Kim, Ki-Sang Hong. (1997). Where Are the Ball and Players? Soccer Game Analysis with Color-Based Tracking and Image Mosaick.
- Yu, X., & Farin, D. (2005). Current and Emerging Topics in Sports Video Processing - IEEE Conference Publication. *2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 526-529. Amsterdam. doi:10.1109/ICME.2005.1521476
- Yücesir, I. (2003). Movement Analysis in Sports and Basketball. *FIBA Assist Magazine*.
- Zachry, T., Wulf, G., Mercer, J., & Bezodis, N. (2005). Increased movement accuracy and reduced EMG activity as the result of adopting an external focus of attention. *Brain research bulletin*, 67(4), S. 304–309.
- Zakharova, A., Mekhdieva, K., & Kondratovitch, S. (2017). Physical and Psychophysiological Profiles of Sub-elite Basketball Players - Novel Approach to Complex Testing. SCITEPRESS - Science and Technology Publications.
- Zhang, C., Yang, F., Li, G., Zhai, Q., Jiang, Y., & Xuan, D. (2018). MV-Sports: A Motion and Vision Sensor Integration-Based Sports Analysis System. Piscataway, NJ: IEEE.

Zhang, R., Wu, L., Yang, Y., Wu, W., Chen, Y., & Xu, M. (2020). Multi-camera multi-player tracking with deep player identification in sports video. *Pattern Recognition*, *102*, S. 107260.

Eidesstattliche Erklärung

„Ich erkläre, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst habe und nur die ausgewiesenen Hilfsmittel verwendet habe. Diese Arbeit wurde weder an einer anderen Stelle eingereicht (z. B. für andere Lehrveranstaltungen) noch von anderen Personen (z. B. Arbeiten von anderen Personen aus dem Internet) vorgelegt.“

Wien, 2021

Seiringer Pino