

Optimierung der Spielanalyse in den Einzeldisziplinen im Badminton

Fabian Hammes¹ & Daniel Link¹

¹Lehrstuhl für Trainingswissenschaft und Sportinformatik, Fakultät für Sport- und Gesundheitswissenschaften, Technische Universität München
E-Mail: fabian.hammes@tum.de

Schlüsselwörter: Badminton, Performance Analysis, Computer Vision

Einleitung

Datengetriebene Spielanalysen sind eine wesentliche Komponente in der Wettkampfvorbereitung der deutschen Badminton Nationalmannschaft. Neben der langjährigen, erfolgreichen Unterstützung des Deutschen Badminton-Verbandes durch das IAT wurden ab 2020 durch das BISP geförderte Projekte begonnen, um einerseits den manuellen Aufwand bei der Spielanalyse zu reduzieren, und andererseits eine neue Analyselogik für die Einzeldisziplinen zu erarbeiten.

Für ersteres wurde eine Software entwickelt, die es unter Verwendung von Technologien der Computer Vision ermöglicht, anhand eines Badmintonvideos Ballwechselanfang und -ende automatisch zu erkennen. Diese Informationen können anschließend in Form von Sprungmarken in die eigentliche Analysesoftware eingelesen werden.

Die neu erarbeitete Analyselogik in den Einzeldisziplinen basiert auf der Annahme, dass sich ein Ballwechsel im Badminton als ein komplexes, dynamisches System auffassen lässt (McGarry et al., 2002). Zu Beginn eines Ballwechsels besteht ein relatives Gleichgewicht zwischen den Parteien, das in Folge durch besonders gute oder schlechte Schläge gestört wird (sog. *Perturbationen* oder *Keyplays*). Ein Ziel der vorliegenden Arbeit bestand darin, ein Verfahren zur Operationalisierung dieser Schläge zu entwickeln und seine Objektivität zu prüfen.

Methode

Das Verfahren zur Bestimmung des Start- und Endpunkts eines Ballwechsels basiert auf etablierten Computer-Vision-Methoden: Zunächst werden die Spieler durch Hintergrundsubtraktion identifiziert. Zweitens werden unter anderem die Position der Spieler:innen sowie das Ausmaß der Bildveränderungen zwischen Frames (Frame Difference) ermittelt (Singla, 2014). Drittens wird basierend auf diesen Variablen jedem Frame die Zielvariable (in-play, out-of-play) auf Basis eines trainierten Machine Learning Algorithmus zugeordnet. Viertens werden die resultierenden in-play- und out-of-play-Sequenzen zu Ballwechseln aggregiert. Abb. 1 zeigt ein Beispiel eines out-of-play-Bildes in seiner ursprünglichen (a) und seiner durch Hintergrundsubtraktion bearbeiteten Form (b) sowie ein Beispiel eines in-play-Bildes (c und d). Auch die Eingabemerkmale Frame Difference und Spielerposition sind hier zu sehen.

Für die Identifizierung von Keyplays wurden verschiedene Kriterien genutzt: Feldposition, Schlagtreffpunkte und Balance der Spieler:innen bei bis zu vier aufeinanderfolgenden Schlägen. Keyplays können von positiver (besonders guter Schlag) oder negativer (besonders schlechter Schlag) Natur sein, für die jeweils fünf konkrete Abläufe definiert wurden. So stellt bspw. ein leichter Fehler aus einer unbedrängten Situation die einfachste Form eines negativen Keyplays dar. Die weiteren Fälle werden im Beitrag genauer aufgeführt.

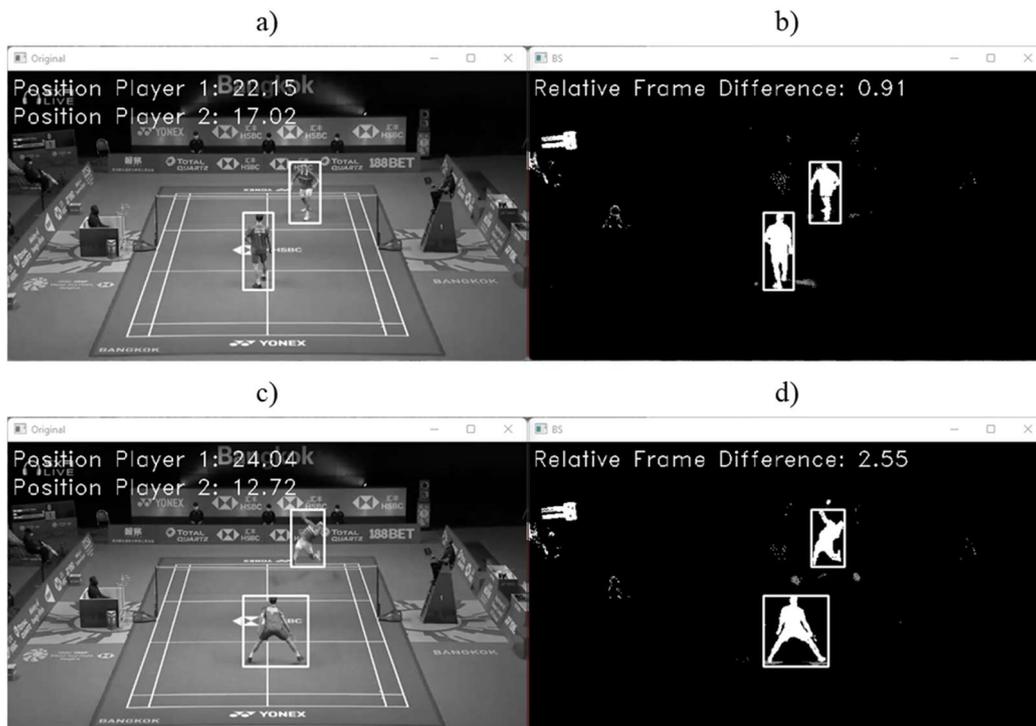


Abb. 1. Beispiel eines out-of-play (a und b) und eines in-play (c und d) Bildes mitsamt den Input Features Frame Difference und Position.

Die Prüfung der Objektivität erfolgte durch den Vergleich mehrere Rater in fünf Spielen (n=498 Keyplays). In einer ersten Stufe wurde per Jaccard-Koeffizient ausgewertet, wie hoch die Übereinstimmung der Rater bei der grundsätzlichen Erkennung der Keyplays ist. Eine zweite Auswertungsstufe nimmt alle übereinstimmend erkannten Keyplays als Basis, um per Cohen's Kappa auszuwerten, ob der selbe Schlag als Auslösehandlung bewertet wurde.

Ergebnisse

Die Evaluation der Ballwechselerkennung erfolgt auf Basis einer zuvor manuell erstellten Ground Truth. Ein Ballwechsel wurde als korrekt erkannt klassifiziert, wenn er mit einer Toleranz von einer Sekunde am Ballwechsellanfang und -ende vollständig erfasst wurde. In Abhängigkeit von Disziplin und Kameraführung wurden auf einer Testmenge von jeweils fünf Spielen F1-Scores zwischen .79 (Doppel, statische Kamera) und .91 (Einzel, TV-Bild) erreicht (Tab. 1).

Tab. 1. Detaillierte Ergebnisse der Ballwechsellvorhersage basierend auf Disziplin und Kameraführung

	Statische Kamera		TV-Bild	
	Einzel	Doppel	Einzel	Doppel
n (Ballwechsel)	358	412	325	388
Accuracy	.70	.66	.85	.83
Precision	.75	.75	.89	.87
Recall	.90	.84	.95	.95
F1-Score	.81	.79	.91	.90

Die Jaccard-Koeffizienten bewegen sich zwischen .70 und .88 bei der grundsätzlichen Erkennung der Keyplays. Bei der exakten Erkennung des Auslöseschlags wurden Cohen's Kappa-Werte zwischen .46 und .82 ermittelt. Tab. 2 enthält die genauen Ergebnisse der Auswertungen.

Tab. 2. Detaillierte Ergebnisse des Interratervergleichs bei der Identifikation von Keyplays.

	Spiel 1	Spiel 2	Spiel 3	Spiel 4	Spiel 5
Jaccard-Koeffizient (Identifikation des Keyplays)	.77	.78	.70	.86	.88
Anzahl Vereinigung	78	88	128	120	84
Anzahl Schnitt	60	69	90	103	74
Cohen's Kappa (exakte Identifikation desselben Impulses)	.46	.51	.47	.82	.50
p₀	.75	.76	.73	.91	.76
p_e	.54	.52	.50	.52	.52

Diskussion

Durch die beschriebenen Arbeiten konnten deutliche Fortschritte im Vorgehen bei der Spielanalyse – insbesondere in den Einzeldisziplinen – erreicht werden.

Die Ergebnisse in Bezug auf die automatische Ballwechsererkennung zeigen, dass das Verfahren gut genug ist, um einen Teil der manuellen Kodierung zu ersetzen. Erste praktische Erfahrungen beim Einsatz des Verfahrens führten bereits zu erheblichen Zeitersparnissen bei der Datenerfassung.

Die Daten bzgl. der Keyplayerfassung zeigen, dass ein Keyplay ein „weiches“ Konstrukt darstellt, welches sich nicht vollständig objektiv erfassen lässt. Da davon ausgegangen wird, dass sich durch Lerneffekte bzgl. der neuen Methodik die Übereinstimmungswerte zwischen den Ratern weiter erhöhen werden, erscheinen die Ergebnisse ausreichend, um Keyplays in der Leistungsdiagnostik des Badmintons einsetzen zu können. Cohen's Kappa Werte von mindestens .60 erscheinen hierbei sowohl erstrebenswert als auch erreichbar. Der Beitrag stellt erste Analysen der Olympischen Spiele 2021 in Tokio auf Basis von Keyplays vor.

Ein Zusammenbringen der zwei vorgestellten Ansätze ist ein Ziel für die Zukunft. Hierbei sollen Schläge und deren technische Merkmale mittels Computer Vision automatisch erhoben werden, sodass einem manuell erkannten Keyplay direkt die entsprechenden Merkmale zugeordnet werden. Eine vollautomatische Erhebung von Keyplays erscheint aufgrund des nötigen Kontextwissens aus heutiger Sicht überaus ambitioniert und stellt daher noch kein Ziel für die kommenden Schritte dar.

Literatur

- McGarry, T., Anderson, D. I., Wallace, S. A., Hughes, M. D., & Franks, I. M. (2002). Sport competition as a dynamical self-organizing system. *Journal of Sports Sciences*, 20(10), 771–781. <https://doi.org/10.1080/026404102320675620>
- Singla, N. (2014). Motion detection based on frame difference method. *International Journal of Information & Computation Technology*, 4(15), 1559–1565.