

Title	バドミントンにおける素振りフォームの改善支援システム
Author(s)	王, 子豪
Citation	
Issue Date	2025-09
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/20040
Rights	
Description	Supervisor: 長谷川 忍, 先端科学技術研究科, 修士 (情報科学)

修士論文

バドミントンにおける素振りフォームの改善支援システム

Wang Zihao

主指導教員 長谷川 忍

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術専攻
(情報科学)

令和 7 年 9 月

Abstract

Badminton is a sport that requires precise and fluid full-body coordination, making it particularly challenging for beginners to master proper swing techniques. Among all badminton strokes, the forehand clear is a fundamental yet difficult skill for beginners to acquire. Traditional training methods often rely on video-based imitation or in-person coaching, which either lack personalization or are not always accessible. To address these limitations, this study proposes a system for supporting the improvement of badminton shadow swing form, specifically focused on the forehand clear motion. The system integrates pose estimation, motion comparison, and multi-modal feedback to enhance the learning experience and performance of beginners.

The proposed system is built upon a two-perspective analysis framework that captures the player's shadow swing from both frontal and lateral views. Using YOLOv11 for pose estimation, the system extracts joint positions from keyframes in the video. Standard motion models were constructed by averaging the key poses of expert players collected from multiple trials. For each user swing, the system identifies corresponding keyframes and applies Procrustes analysis to spatially align the learner's pose with the standard model. By calculating joint-wise deviations and mapping them into a normalized score, the system provides visual and quantitative feedback on form correctness.

A key innovation of this study is the feedback generation mechanism. For each keyframe, a three-column feedback image is created, showing the learner's actual form, a skeleton-based reference from the expert dataset, and a real image of an expert player with similar body type performing the same motion. Arrows and annotations indicate joint deviations and provide textual guidance. These visualizations help beginners identify and correct mistakes in an intuitive way. Due to the high computational cost of virtual video generation, only three keyframes from each perspective are used for comparison, while the frontal keyframe is excluded due to occlusion errors in joint detection.

To further explore the potential of visual feedback, this research also incorporates a simulation-based training method using the open-source UniAnimate model. By inputting a video of expert swing motions and a front-view image of the learner, the system generates a personalized virtual video in which the learner's body performs the expert motion. This enables learners to visually perceive how they would look with ideal form. To manage GPU memory constraints, the expert motion is sub-sampled to approximately 85 frames before feeding into the UniAnimate model.

To evaluate the effectiveness of the proposed methods, a controlled experiment was conducted involving 30 badminton beginners. Participants were randomly divided into three groups: (A) the feedback system group, which used the proposed skeleton-based visual feedback system for practice; (B) the simulation group, which practiced by watching their own virtual videos generated by UniAnimate; and (C) the control group, which learned through conventional expert video tutorials. Each participant performed two rounds of shadow swings before and after a 20-minute practice session. Joint deviations were scored using the system, and improvement was measured as the change in average score between the two rounds.

The experimental results showed that the feedback system group achieved the greatest improvement in both frontal and lateral swing forms. Statistical analysis using the Wilcoxon signed-rank test confirmed the significance of the improvement for "feedback system group", "simulation group" and "control group". Notably, while the simulation group provided a strong sense of embodiment and engagement, its effectiveness in correcting specific motion errors was slightly lower than that of the feedback system. The control group showed the least improvement, suggesting that generic video-based learning is less effective for technical motion refinement.

In addition to objective evaluation, a post-experiment questionnaire was conducted to assess user experience, perceived effectiveness, and motivation. The feedback system group reported the highest levels of usefulness and satisfaction. Many participants commented that the arrows and step-by-step guidance helped them understand their mistakes. The simulation group also received positive feedback, particularly regarding its novelty and motivational effect. However, some users

noted that the visual realism was limited due to the lack of racket rendering and slight deformation in generated avatars. The control group expressed difficulties in identifying their own mistakes when watching expert videos.

This research highlights the importance of personalized, multi-perspective feedback in motor skill acquisition. While virtual simulations offer enhanced engagement, precise and detailed visual cues based on pose estimation proved to be more effective in guiding learners to correct their swing forms. The combination of real-time skeleton feedback and visual self-comparison enables learners to internalize target motions more efficiently.

In conclusion, this study presents a novel badminton training support system that combines pose estimation, visual feedback, and personalized simulation. Through multi-angle analysis and detailed comparison mechanisms, the system helps beginners better understand and improve their swing technique. The experimental results and user feedback support the effectiveness of the approach. By integrating technical rigor with user-centered design, this system offers a promising direction for intelligent sports training systems aimed at novices.

Nonetheless, the study has several limitations. First, the UniAnimate model used in this research cannot generate videos with rackets due to input limitations, and its rendering quality occasionally causes avatar deformation. Second, the current system focuses only on discrete keyframes and lacks dynamic trajectory analysis across frames. Third, although the experiment included a moderate number of participants, longer-term studies are needed to evaluate retention and sustained improvement.

For future work, the system can be enhanced in several ways. First, more advanced video generation models that support high-quality, object-inclusive rendering should be explored to improve the realism of the simulation. Second, dynamic motion trajectory analysis could be incorporated by evaluating continuous pose sequences rather than isolated keyframes. This would enable the system to capture rhythm and temporal coherence, which are important in fluid sports motions like badminton. Third, integrating real-time feedback mechanisms and combining the advantages of both the feedback system and virtual video simulation may provide a hybrid training experience that enhances both immediate correction and motivational impact. Finally, expanding the system to support other badminton techniques such as smashes, drop shots, or footwork, and incorporating hitting practice, would increase the system's utility and training diversity.

Keywords: badminton, shadow swing, pose estimation, motion feedback, virtual simulation, UniAnimate, Procrustes analysis, beginner training system.

目次

第1章 はじめに	1
1.1 背景	1
1.2 目的	2
1.3 本論文の構成	3
第2章 関連研究	4
2.1 バドミントン素振り練習の重要性と基礎的な指導法	4
2.2 スポーツ界における AI 技術の応用の現状	5
2.3 バドミントン技術練習支援における個別化の探究	7
2.4 自己映像学習の心理学的根拠	8
2.5 まとめ	9
第3章 提案手法	10
3.1 システムのフローとシミュレーションビデオの概要	10
3.2 シミュレーションビデオの生成	11
3.3 データベースの構築	13
3.4 キーフレーム抽出と画像取得	15
3.5 標準骨格モデルの構築	18
3.6 動作比較とフィードバックアルゴリズム	20
3.7 動作スコアリングアルゴリズムの設計	24
3.7.1 シグモイド型基本スコアリング関数	24
3.7.2 区間ごとの線形写像による最終スコア	24
第4章 実験・評価	26
4.1 実験の紹介	26
4.2 分析方法	29
4.2.1 定量的な動作評価方法	29
4.2.2 評価指標の計算	29
4.2.3 統計解析手法	30
4.3 実験結果と分析	31
4.3.1 動作の客観的評価における改善の結果	31
4.3.2 主観的アンケート調査の結果	35
4.4 考察	39
第5章 おわりに	41
5.1 考察	41

5.2 今後の課題	42
謝辞	44
参考文献	46
付録	50

図目次

図 2.1 歩行解析システム用のデバイス設定[4]	6
図 3.1 比較フィードバックシステムのフロー	10
図 3.2 シミュレーションビデオの生成フロー	11
図 3.3 連続した骨格動作の時系列データ（側面）	12
図 3.4 経験者の側面（左）と正面（右）	14
図 3.5 腕の長さ、脚の長さ、身長 of 計算ロジック	15
図 3.6 体格分類のロジック	15
図 3.7 素振りの 4 つのキーフレーム、側面視点（上）と正面視点（下）	17
図 3.8 キーフレームの判定ロジック（側面）	17
図 3.9 キーフレームの判定ロジック（正面）	18
図 3.10 標準骨格モデル（側面）	20
図 3.11 初期フィードバックイメージ	22
図 3.12 完全なフィードバックイメージ（側面 s0 を例とする）	23
図 4.1 指導映像のスクリーンショット	27
図 4.2 シミュレーションビデオのスクリーンショット	28

表目次

表 4-1 各被験者練習前および練習後のキーフレームのスコアと平均スコア	31
表 4-2 被験者の練習前後比較点数および、各群の進捗値.....	32
表 4-3 三群の正面進捗値の記述統計と Kruskal-Wallis 検定結果.....	33
表 4-4 正面進捗値に関する Mann-Whitney U 検定の群間比較結果.....	34
表 4-5 三群の側面進捗値の記述統計と Kruskal-Wallis 検定結果.....	34
表 4-6 正面進捗値に関する Mann-Whitney U 検定の群間比較結果.....	35
表 4-7 アンケート調査の結果.....	36
表 4-8 各項目の Kruskal-Wallis 検定結果.....	37
表 4-9 有意差がある項目の群間比較結果	37

第1章 はじめに

1.1 背景

バドミントンは、世界中で広く親しまれているスポーツであり、幅広い層の人々に支持されている。世界バドミントン連盟（BWF）の報告によると、現在、世界のバドミントン競技人口は3億人を超えており、特に中国、日本、インドネシアなどのアジア諸国では、非常に人気の高い国民的スポーツとして日常生活の中に深く浸透している[1]。日本においても、バドミントンは学校の体育授業や部活動において広く普及しているだけでなく、企業のクラブ活動や地域の健康促進活動などにおいても重要な役割を担っており、幅広い年齢層の参加者を惹きつけている[2]。

しかしながら、バドミントンの競技人口が増加するにつれて、基本的な技能や技術動作を効率的に習得したいという強いニーズも高まっている[3]。特に初心者にとっては、学習過程において様々な課題に直面することが多い。一般的に、バドミントンの技術動作は抽象度が高く、なかでも最も基本的かつ技術体系の中核を成す「フォアハンド・オーバーヘッドストローク」は、素振りの軌道、手首の使い方、身体の姿勢など細部に至るまで厳密な習得が求められる。初心者が規範に適合した標準動作[4]を学習する際には、専門的なコーチからの直接指導を受ける機会が少ないため、正確に理解し模倣することが難しい場合が多い。

現時点では、多くの初心者がインターネット上の教材動画を用いて独学している。しかし、この学習方法には明確な課題が存在する。第一に、一般的な教材動画では、動作を示すのが主にプロ選手や経験豊富な指導者であり、初心者とは体力や技術レベルに大きな差があるため、初心者にとって心理的な抵抗感や困難さを感じやすい。第二に、動画教材は個々の動作に対して即時のフィードバックが得られないため、自分の誤った動作に気づかず、修正できないことが多い。その結果、誤った動作が習慣化してしまい、技術の向上に深刻な悪影響を及ぼす可能性がある。

近年、人工知能（AI）技術やコンピュータビジョン（CV）技術の急速な発展により、これらの技術が体育教育分野に応用され始め、大きな可能性を示している。たとえば、姿勢推定技術を用いて運動動作を認識・評価し、具体的なフィードバックを生成することによって、学習効率の向上が図られている[5]。しかしながら、現在存在する多くのスポーツ教育向け AI システムには、いくつかの制約がある。たとえば、モーションキャプチャ型のシステムは、高価な深度カメラや専用機器を必要とし、利用環境やコスト

面での制限が大きい[6]。また、視覚的分析に基づく手法の多くは、熟練者を対象として設計されており、フィードバックの方法が単調で直感性に欠けるため、初心者が自らの動作を正確に理解し、効果的に改善することが難しい[7]。さらに、現存するほとんどのシステムでは、初心者間における体格差や個人特性が十分に考慮されておらず、これは初心者の学習効果にとって極めて重要な要素である[8]。

以上のことから、コンピュータビジョン技術がスポーツ動作の学習支援において広く応用されつつある一方で、初心者のニーズに特化した研究は依然として不十分であるといえる。特に、バドミントンの中でも最も基礎的かつ重要なフォアハンド・オーバーヘッドストロークに関しては、特別な機器を必要とせず、個別にフィードバックを視覚的かつ直感的に提供し、なおかつ初心者の体格や心理的特性にも配慮した効果的な指導支援手段が未だ確立されていない。そのため、初心者一人ひとりのニーズに対応した、効率的かつ直感的な動作フィードバックシステムの開発は、バドミントンのさらなる普及と学習効率の向上にとって、喫緊の課題であり、極めて重要な研究テーマである。

1.2 目的

以上の背景を踏まえ、本研究は、バドミントン初心者を対象に、追加の動作捕捉機器を必要とせず、一般的なカメラとコンピュータビジョン技術を用いた、即時な動作学習支援手法を提案することを目的とする。これにより、初心者がフォアハンドのオーバーヘッド素振りという重要な動作を効率的に習得できるよう支援する。本研究の具体的な目標は、以下の三点に分けられる。

第一に、最新の YOLO シリーズによる人体キーポイント検出技術を活用し、初心者の素振り動作の特徴をリアルタイムかつ高精度に解析し、初心者個別に対応した効率的な動作評価とフィードバック手法を確立する。

第二に、二つの形状をスケール・回転・平行移動で最良一致させる Procrustes 解析を用いて初心者の動作と標準動作を定量的に比較し、その結果を視覚的に分かりやすい形で提示する。これにより、学習者自身が動作の差異と修正方法を容易に把握できるようにする。

第三に、生成型 AI 技術である UniAnimate[9]を用いて、学習者本人の体型や外見的特徴を反映した標準素振り動作の動画を生成する。経験者との身体的差異に起因する心理的障壁を軽減することで、学習意欲と自信を高めることができるかどうかを検証する。

以上の目標を達成することで、本研究は、正確性・個別性・直感性を兼ね備えたバドミントン動作学習支援手法を提供し、初心者動作習得の効率を効果的に高めるとともに、近年高まりつつあるバドミントン学習需要に応えることを目指す。

1.3 本論文の構成

本論文は全体で五つの章から構成されており、その構成は以下のとおりである。第2章では、本研究と密接に関連する技術的背景について詳しく述べる。具体的には、姿勢推定およびキーポイント検出技術の最新の進展、動作分析およびフィードバック技術の研究の現状、さらに生成 AI 技術が体育教育分野においてどのように活用されているかについて紹介する。第3章では、コンピュータビジョンおよび生成 AI 技術に基づく本研究の提案手法について具体的に説明する。内容には、YOLO を用いた骨格キーポイント抽出技術、Procrustes による差異分析手法、可視化フィードバック機構、ならびに UniAnimate モデルを用いた動作デモンストレーション動画の生成方法が含まれる。第4章では、実験の設計と実施の詳細について述べ、本手法の有効性および実用性を分析・検証するとともに、初心者バドミントン動作習得効率を向上させる上での本手法の利点について考察する。第5章では、本研究の成果を総括し、現時点での課題と今後の改善の方向性を明確に示す。

第2章 関連研究

2.1 バドミントン素振り練習の重要性と基礎的な指導法

バドミントンにおける素振り練習、すなわちシャトルを使用せずに行う素振り練習は、一般的に「素振り」または「シャドーバドミントン」と呼ばれ、バドミントンの基礎練習として広く取り入れられている。日本の研究者である阿部一義らの研究によれば、素振り運動は主に技術の安定性および持久力の向上を目的として行われ、とりわけ無球状態での実施は、特定の技術動作に集中して練習できるため、シャトルの打球やフットワークによる注意の分散を避ける上で有効であるとされている[10]。阿部らは、素振り練習が動作の正確性や有酸素能力の育成において、実際の試合と同等の運動強度を有しており、バドミントンの訓練において不可欠な構成要素であると指摘している。

多くのコーチは、初心者の早期段階において、素振り動作の繰り返しに多くの時間を割くべきだと主張しており、フットワーク等の細部にも注意を払いながら、特に素振り動作の規範性を重視すべきであると述べている[11]。このような無球状態での練習を通じて、初心者はグリップの仕方、テイクバック、素振り、フォロースルーといった各動作に集中することが可能となり、誤ったフォームの修正につながる。さらに、バドミントン初心者が基本技術を十分に習得していない場合、将来的な技術向上に限界が生じることも複数の研究で示されている[12]。そのため、中国や日本など多くの国において、バドミントンの初級指導では、高く打ち上げるクリアショットなどの基礎動作に対する素振り練習が必修項目として位置付けられ、正しい力の使い方を身につけることが重視されている[13]。

また、最近の Yingying Zhang ら (2023) の研究では、バドミントンにおける素振り動作の指導について詳細な分析が行われており、フォアハンド素振りを「準備段階 (preparation)」、「スイング段階 (swing)」、「フォロースルー段階 (follow-through)」の三つに分けて説明している[14]。この研究は運動学的データを用いて各段階における動作の特徴を分析し、段階的な指導が技能習得に効果的であることを実証した。しかしながら、本研究ではより詳細な四段階の分解法、すなわち「構え、引き、振り、収め」の形で動作を定義し、特に「引き（肘を持ち上げる）」という重要な中間動作を独立させる点で、従来の三段階モデルよりも精緻なアプローチを採っている。実際、引きの動作は、初心者が力の伝え方を正しく理解する上で、また肘の怪我を防ぎ、良好な筋記憶を形成する上で、極めて重要である。しかしながら、従来の研究ではこの動作が軽視される傾向にあり、それにより誤った姿勢や非効率な力の使い方が習慣化する可能性があ

る。本研究における四段階の分類法は、初心者にとって適切な指導法であると考えられる。

以上の二つの研究から、素振り練習が体力および動作の正確性の向上において重要であること、さらに動作の細分化が初心者の学習効率を高める上で、理論的・実践的に大きな意義を持つことが明らかであるといえる。したがって、今後のバドミントン指導研究においては、より精緻な分解指導法の提示と、それに対して AI 技術を活用した精密なフィードバックの導入が、重要な研究方向となるであろう。

2.2 スポーツ界における AI 技術の応用の現状

近年、人工知能 (AI) やコンピュータビジョン技術の発展に伴い、それらをスポーツ技能の習得や技術分析に応用しようとする研究が数多く行われている。たとえば、バスケットボール分野においては、コンピュータビジョンと深層学習を用いてシュートフォームを認識したり、ボールの軌道を解析したり、シュート成功率を予測したりする手法が試みられている [15]。また、ランニングや体操などの競技においても、姿勢推定技術がフォームの修正やけがのリスク評価などに活用されている [3]。こうした AI 技術は、アスリートの動作をリアルタイムで捉え、技術的な指標を数値化し、個別にフィードバックを提供するなど、スポーツトレーニングに新たな可能性をもたらしている。

しかし、現段階の AI 練習システムには、いくつかの課題と限界が存在する。第一に、このようなシステムは多くの場合、モデルの学習に大量のデータを必要とする。先行研究の総説でも指摘されているように、AI モデルの信頼性は、学習データの質と量に大きく依存しており、データが不十分または偏っている場合、予測やフィードバックの正確性が著しく低下する [16]。特に初心者にとっては、彼らの技術動作が学習データ中に十分に反映されていないことが多く、それにより AI システムが初心者の動作を正確に認識・評価できず、練習効果が損なわれる可能性がある。第二に、ハードウェアにかかるコストの高さも大きな障壁となっている。高精度な動作解析や映像分析を行うには、複数台の高解像度カメラや、着用型センサ、その他の専門的な機器が必要となることが多い [17]。(図 2.1 参照)。

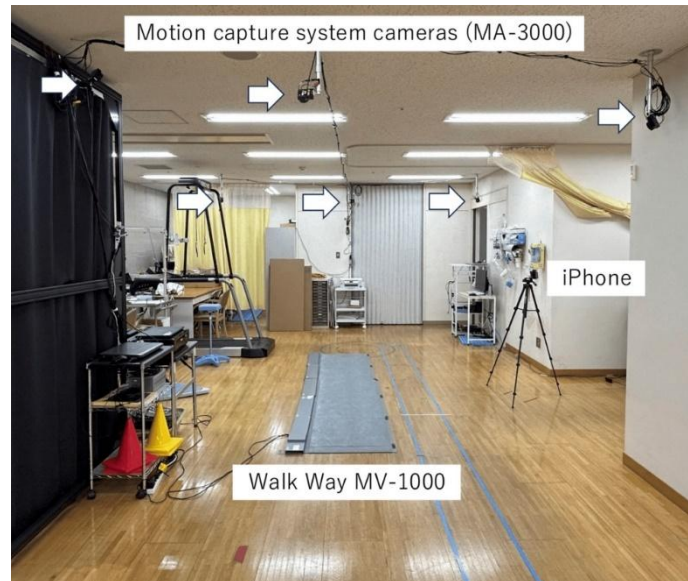


図 2.1 歩行解析システム用のデバイス設定[4]

多くの地域レベルのスポーツチームや一般の愛好者にとって、高価な高速カメラやセンサレイの導入は困難であり、その結果、AI 技術の大衆的なスポーツ練習への普及が制限されている。さらに、既存の研究によれば、これらのシステムは主に競技レベルでの技術・戦術の向上に焦点を当てており、ユーザが基本的な動作を習得していることを前提としている[18]。しかし、初心者動作は安定せず個人差も大きいため、AI モデルのロバスト性や誤差許容性が不十分であるという課題がある。たとえば、リアルタイムの姿勢推定に基づいたバドミントン練習アプリを設計した研究があるが、スマッシュ動作の解析においては実験中にコーチの指導が依然として必要であり、初心者がアプリだけを頼りに自己修正を行うことは難しいとされている[19]。このように、現時点では AI によるスポーツ技能練習の支援は人による指導を完全に代替するには至っておらず、その効果はデータおよび使用環境の条件に大きく依存している。また、プライバシーや倫理、モデルの説明可能性といった課題も、スポーツ AI の分野において無視できない重要な検討事項である。とはいえ、現段階で一般的に認識されている主な制約要因は、データ依存性、高コスト、および初心者への適応性の不足である。

上記の課題が存在するにもかかわらず、AI およびコンピュータビジョン技術がスポーツ練習にもたらす可能性は依然として大きい。深層学習アルゴリズムの進展や、消費者向けセンサ機器の価格低下により、これらの制約は徐々に克服されつつある。近年では、単眼カメラやスマートフォンなどの低コストデバイスを活用し、最適化されたアルゴリズムと組み合わせることで、ハードウェア面の障壁を下げる取り組みが進んでいる[20]。来的には、より普遍的かつ人間中心の設計を備えたスマート練習システムが実現

され、初心者を含むあらゆるレベルの愛好者に対して、信頼性の高い技術指導を提供することが期待される。

2.3 バドミントン技術練習支援における個別化の探究

バドミントン競技における AI 技術の応用研究は、まだ初期段階にあるものの、近年急速に進展している。近年では、バドミンントンの練習を支援する AI 的なシステムの開発を試みる研究者も現れている。Wang ら (2023) [21] は、動作の模倣・シミュレーション・最適化・実行といった過程を含むクローズドループ型の AI 練習フレームワークを提案し、バドミントン選手の技術向上を図った。この研究では、コンピュータビジョン技術により選手の動作を取得・解析し、VR (仮想現実) 技術を用いて訓練動作のモデルを構築・模倣・最適化した上で、その最適化された動作をトレーニーにフィードバックすることで、模倣から実行までの一連の改善サイクルを実現している。このような方法は、技術練習における AI の統合的な活用思想を体現していると言える。

また、Zhang ら (2023) [22] による研究では、AI 技術に基づいたバドミントン練習支援システムが設計された。このシステムでは、機械学習アルゴリズムを用いてトレーニーの動作を認識・評価し、個別の修正提案を提供する。報告によれば、研究者はソフトコンピューティング (Soft Computing) の手法を取り入れることで、バドミントン技術における不確実性を処理し、フィードバックの智能化を高めている。

日本国内の関連研究としては、Lin ら (2023) [23] がリアルタイム姿勢認識技術を活用したバドミントン学習支援システムを開発し、打球動作の修正に焦点を当てている。彼らの実験によると、姿勢認識の導入により学習者は自らの動作のずれを直感的に把握しやすくなったが、一定の人的指導との併用が依然として必要であり、純粋な AI 手段だけではコーチの役割を完全に代替することはできないことが示された。

総じて見ると、既存のバドミントンに関する AI 練習研究は、多くがサーブやスマッシュなど特定の技術場面における動作解析とフィードバックに焦点を当てており、システムの機能は比較的単一である。また、多くの研究はコーチの指導が伴う環境下で行われており、初心者がすべて自律的に学習・練習できるシステムにはなっていない。ここに本研究の着眼点がある。現時点では、バドミントンにおける素振り（その場での素振り）動作に特化した支援研究はほとんど存在していない。初心者がシャトルを使用せずに素振り動作を練習することは、一般的かつ重要な練習形態であるが、これを支援する AI システムは存在していない。さらに、現実にはバドミンントンの指導者が限られており、初心者が十分なマンツーマン指導を受けるのは困難である。したがって、バドミン

トン初心者を対象とした素振り動作練習支援システムを開発することは、この分野における空白を埋めるものとなる。それは、指導者の負担を軽減すると同時に、学習者にとって自律的な練習と即時フィードバックの手段を提供するものであり、従来の練習方式には見られない新たな価値を有する。

2.4 自己映像学習の心理学的根拠

学習者自身の映像を用いた技術習得およびフィードバックの手法は、その有効性について心理学的観点から説明することができる。A. Bandura の社会的学習理論[24]によれば、人間は観察を通じて行動を学ぶことができ、観察学習は個人の認知や自己効力感に影響を与えるとされている[25]。一般的に、私たちは他者（モデル）の動作を観ることによって動作技能を習得することが多いが、自己映像を用いた学習（self-observation/self-modeling）はそれをさらに発展させた方法であり、学習者が「自分自身による正しい動作」を観ることによって学習を行う点に特徴がある[26]。この方法においては、学習者が映像内で模範者として登場し、目標動作を成功させる場面を見ることになる[27]。

心理学的研究によれば、たとえ編集やシミュレーションによって作られた理想的な動作であっても、自分が動作を成功させている映像を視聴することによって、その動作に対する肯定的な認知が強化され、自信や自己効力感が高まり、結果として学習の進行が促進される。このような効果は「フィードフォワード効果（feedforward effect）」と呼ばれている[28]。学習者は自己による模範映像を通して、将来的に動作を成功させるという期待を形成し、それによって内発的動機づけや動作要点の理解が強化される。特に自信のない初学者にとって、「うまく動作している自分」の映像を見ることは、練習への意欲を高め、失敗への不安を軽減し、より積極的に練習へ取り組むことにつながる。この点は、Bandura が指摘した自己効力感の原理、すなわち「自分が特定の課題をやり遂げられるという信念が強いほど、学習成果が高くなる」という考え方とも一致している。

さらに、認知心理学の研究によれば、人間の脳内には「ミラーニューロン」系が存在し、他者（あるいは自分自身の映像）が動作を行っているのを観察すると、実際にその動作を行っていないくても、脳内の対応する神経回路が活性化されることが分かっている[29]。これにより、動作の理解や記憶が促進されるとされている。したがって、自分の正しい動作を模倣した映像を視聴することで、学習者の脳はすでにリハーサルを行っており、実際の練習時において動作要点をより早く習得することが期待できる。

2.5 まとめ

以上の内容から、本章ではバドミントン技術の指導法、スポーツ練習における AI 応用の現状、バドミントンに関するスマート練習の先行的な取り組み、ならびに自己映像フィードバックの心理学的根拠について概観し、本研究における理論的および実践的な背景を提示した。

先行研究は、基礎的な素振り練習や動作分解による指導が初心者への導入段階において有効であることを支持する一方で、既存のスマート練習システムがデータの質、ハードウェア環境、素振り動作の扱う方法、ならびに初心者への適応性に関して依然として課題を抱えていることを指摘している。

本研究で開発を目指す「バドミントン素振り練習支援システム」は、これらの課題に対する解決策を提示するものである。すなわち、コンピュータビジョン技術を用いて初心者の動作を正確に捉え分析することで、自己映像フィードバックを活用し、学習者自身による誤りの認識と修正、ならびに内発的動機づけを促進する。これにより、指導者不在の状況においても、初心者が効率的に素振り動作を改善できることを目的としている。

次章では、本研究におけるシステムの設計および実装について詳述する。

第3章 提案手法

3.1 システムのフローとシミュレーションビデオの概要

本章では、本研究で提案する手法の全体的な処理フローとその実装について詳しく説明する。比較フィードバックシステムの手法は、コンピュータビジョン技術を用いてラケット素振り動作を多視点から解析し、初心者の動作と標準的な動作との違いを比較・可視化し、フィードバックと定量的なスコアを提供することを目的としている。システム全体の処理フローは図 3.1 に示す通り、以下の 5 つの主要なステップから構成されている。

まず、経験者の素振り動画データを収集する。次に、YOLOv11 モデル[30]を用いて、正面および側面の動画からそれぞれのキーフレーム画像を抽出する。続いて、抽出されたキーフレームに基づいて標準的な骨格モデルを構築する（各関節位置の平均値と標準偏差を算出）。その後、初心者の骨格姿勢を標準骨格と Procrustes 整列し、整列結果に基づいたヒートマップ形式のフィードバックを生成する。最後に、整列誤差をマッピング関数によりスコアに変換し、動作評価を行う。

本システムでは、経験者の模範動作を参照入力として、初心者の実際の動作を比較入力とし、直感的に理解しやすいフィードバック画像とスコアを出力することで、初心者への指導を支援する。各モジュールは相互に関連しており、データ収集とキーフレーム抽出はモデル構築の基盤となり、標準骨格モデルは比較およびスコアリングの基準となる。また、フィードバック生成アルゴリズムとスコアリング機構は、初心者の動作評価を総合的に担う。（図 3.1 参照）

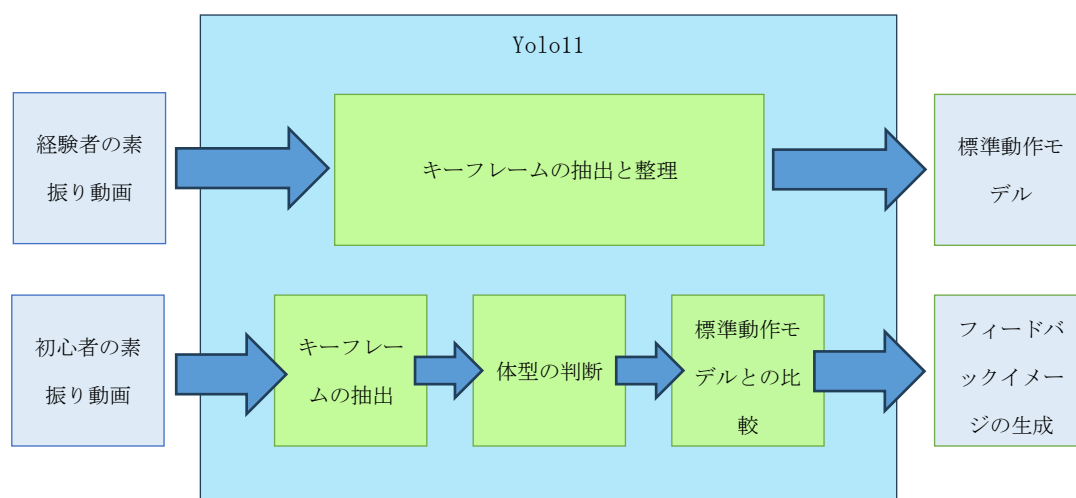


図 3.1 比較フィードバックシステムのフロー

UniAnimate モデルを用いてシミュレーションビデオの指導映像を生成する手法では、初心者の画像を取得し、それを経験者のスイング動作映像とともに入力とすることで、初心者の姿で標準的な動作を行うシミュレーション映像を出力する。(図 3.2 参照)

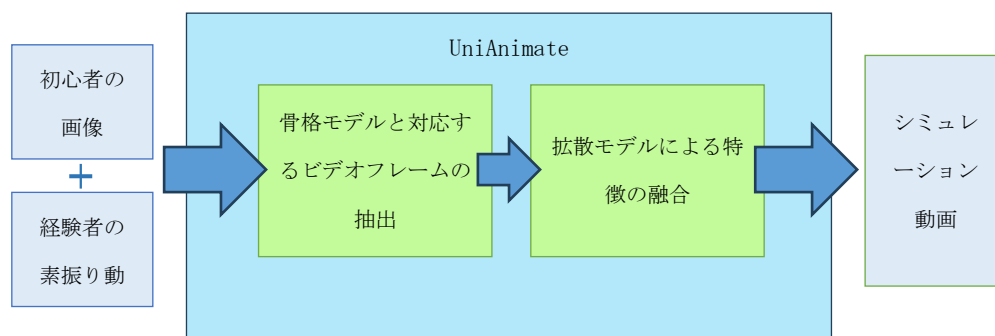


図 3.2 シミュレーションビデオの生成フロー

以下に、上記の各手法および手順について順に説明する。

3.2 シミュレーションビデオの生成

初心者に対するバドミントンの標準的な素振り動作の理解度と自信をさらに高めることを目的として、本研究では「シミュレーションビデオ生成手法」を採用した。これは、オープンソースプロジェクトである UniAnimate[9]を活用し、熟練者の素振り動作を被験者自身の外見に正確にマッピングすることで、初心者に対し、直感的かつ具体的な映像形式で個別性の高い動作手本を提供するものである。

UniAnimate は、画像駆動型の人物アニメーション生成において先進的なモデルであり、その中核的な機能は、動画から抽出した人体の骨格動作系列と、静止画像から得られる人物の外見情報とを組み合わせ、連続性と安定性を有する人物の動作映像を生成する点にある。本節では、このモデルの基本的な仕組みと、本研究における具体的な応用および技術的調整方法について詳述する。

UniAnimate モデルの全体構成は、主に三つの重要な要素から成る。すなわち、人体骨格のパラメトリックモデリングモジュール、画像特徴エンコーディングモジュール、そして姿勢条件付き生成モジュールである。

まず、UniAnimate は、入力された動画および静止画像に対して、SMPL-X モデル[31]を用いて人体の姿勢および外形のパラメトリックなモデリングを行う。SMPL-X モデルは統計的に構築された人体の姿勢・形状モデルであり、人物の体格や動作の多様性を効果的に表現することができる。

次に、画像特徴エンコーダによって、入力された被験者の静止画像から外見に関する特徴が抽出される。これには、衣服の質感、身体の輪郭、表情などの視覚的要素が含まれ、最終的に生成される映像中の人物像が、被験者の元画像と高い一致性を持つことを保証する。これにより、動作手本としての個別性と説得力が高まる。

最後に、姿勢条件付き生成器が、熟練者の動画から抽出された骨格動作系列を動作条件として入力し、先に得られた被験者の外見特徴と統合することで、被験者自身が同一の動作を行っているかのような動画をフレームごとに生成する。

本研究の具体的な実施手順は以下のとおりである。まず、入力として使用するのは、経験者によるバドミントンの素振り動作を撮影した約 120～140 フレームの動画と、被験者の正面から撮影された鮮明な一枚の写真である。経験者の動画は、UniAnimate モデルに内蔵された骨格姿勢推定モジュールによってフレームごとに処理され、各フレームにおける人体の骨格キーポイントが自動的に抽出される。これにより、連続した骨格動作の時系列データが生成される（図 3.3 参照）。

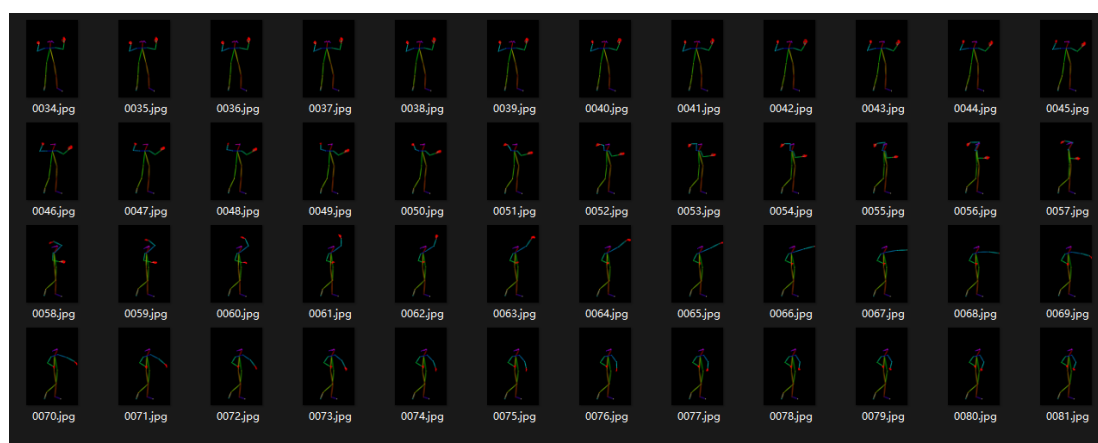


図 3.3 連続した骨格動作の時系列データ（側面）

同時に、モデルは被験者の写真から人体の骨格キーポイントを抽出し、初期の静止姿勢を明確にする。次に、統一された骨格座標系において、被験者の静的な骨格姿勢と、熟練者の動画における動的な骨格シーケンスを整合・対応させることにより、被験者の骨格キーポイントが熟練者の骨格運動軌跡に従って順次変化し、最終的に写真中の人物に動作アニメーションを付与することを実現する。

実際の実験過程において、本研究では GPU のメモリ容量に関する技術的な課題に直面した。実験の結果、元の 120～140 フレームからなる完全な動作シーケンスをそのままモデルに入力した場合、GPU のメモリ容量（16GB）の制限により、メモリオーバーフローが発生し、動作動画の生成を完了できないことが判明した。これに対応するため、繰

り返しの実験と調整を行い、最終的に採用したのが、単純かつ効果的な技術的対策である「間引きフレームのサンプリング」である。すなわち、動作シーケンスから 1 フレームおきにデータを抽出することで、モデルに入力される総フレーム数を 85 フレーム以内に抑制した。実際の検証の結果、このサンプリング手法によりメモリーオーバーフローの問題が回避され、動画生成プロセスの安定的な実行が可能となった。また、バドミントンの素振り動作自体が高い連続性と滑らかさを有するため、1 フレームおきのサンプリングは動作のつながりや視覚的自然さを大きく損なうことがなく、被験者の動作学習体験への影響はごくわずかであり、高品質なシミュレーションビデオビデオによるデモンストレーションを実現することができた。

以上の技術的調整を通じて、本研究では UniAnimate モデルの応用に成功し、GPU メモリ制限という技術的ボトルネックを克服しながら、安定的かつ高品質な個別シミュレーションビデオの生成を達成した。生成された動画は、専門的な熟練者による正確なバドミントン素振り動作を、被験者本人の外見で明瞭かつ直感的に再現することができ、初学者が自らと模範者との身体的形態の違いによって生じる心理的障壁を大幅に軽減した。その結果、学習過程においてポジティブな自己効力感が促進され、動作習得の主体性と効果が向上することが期待される。

3.3 データベースの構築

本研究におけるデータベースとして使用した「経験者」および実験に参加した「初心者」の定義は、中国バドミントン協会が定めた「バドミントン技術レベル評価基準」[32]に基づいている。成人のバドミントン技術レベルは 1 級から 9 級までの 9 段階に分かれており、入門者、中級者、上級者の各レベルに相当する。4 級から 9 級に関しては、中国バドミントン協会が主催する技術レベル別大会への出場実績に基づき評価され、評価基準は別途公表されている。また、6 級から 9 級については、試験によっても評価可能であり、その評価試験では、スマッシュ、ドロップ、クリア、プッシュおよびそれらの複合動作といった 3 つの科目が含まれている。この基準は、バドミントン愛好者に対し、明確な技術レベルの指標を提供している。本研究では、9 級の技術基準を満たしていない者を「初心者」と定義し、6 級の技術基準を満たしている者を「経験者」と定義した。

本研究では、合計 20 名の経験者によるその場での素振り動作データをデータベースとして使用した。これらの 20 名の経験者はいずれも右手でラケットを持っており、データ収集の際には、スマートフォンを用い、解像度 1920×1080、フレームレート 60fps の設定で、各経験者に対して正面および側面の 2 つの角度から映像を撮影した。正面は経験者の素振り動作の方向に相当し、側面は素振り開始時に経験者の体幹が正対してい

る方向の反対側であり、両者は 90 度の角度を成している。これは、素振り動作の運動的特徴を異なる視点から把握するためである。撮影時には、被験者の全身が画面中央に収まるようにし、背景をできるだけ簡素にすることで、ノイズを抑え、後続の物体検出処理を容易にしている。各経験者には、標準的な動作要領[4]に基づき、複数回の素振り動作を行ってもらい、その全過程を記録する。（図 3.4 参照）



図 3.4 経験者の側面（左）と正面（右）

性別や筋力などの身体的条件の違いは、バドミントンにおけるその場での素振り動作に対して大きな影響を与えない。しかし、素振りの映像を初学者に提示する際には、経験者ごとの体格比の違いが初学者の視覚的な印象に影響を及ぼす可能性がある。そこで本研究では、データベースに登録された経験者に対し、YOLOv11 による関節点の認識結果に基づき、左手首、左肘、左肩、右肩、右肘、右手首の 6 つの関節間の隣接距離の総和を腕の長さとして定義し、左股関節、左膝、左足首の 3 つの関節間の隣接距離の総和を脚の長さとして定義した。さらに、鼻から両側の股関節の中点までの距離と脚の長さの和を身長として定義した。これにより、すべての経験者に対して腕の長さや身長の比率、および脚の長さや身長の比率を算出した。データベース内の経験者のデータをもとに、腕の長さや身長の比率が 0.78 を超える場合を「腕が長いタイプ」、それ未満を「腕が短いタイプ」とし、脚の長さや身長の比率が 0.5 を超える場合を「脚が長いタイプ」、それ未満を「脚が短いタイプ」として分類の基準とした。これらの基準に基づき、4 種類の体型タイプを組み合わせで定義した。そして、それぞれのタイプを代表する 4 名の経験者を選出し、今後の研究において被験者に対してより精度の高いフィードバックを提供することを目指した。腕の長さ、脚の長さ、身長の算出方法は図 3.5 に、体格分類の基準は図 3.6 に示す。

```

arm_span = sum(dist(a, b) for a, b in zip(ARM_SEQ, ARM_SEQ[1:]))

leg_len = sum(dist(a, b) for a, b in zip(LEG_SEQ, LEG_SEQ[1:]))

head      = xy[0]
hip_mid   = 0.5 * (xy[11] + xy[12])
trunk     = math.hypot(*(head - hip_mid))
height    = trunk + leg_len

```

図 3.5 腕の長さ、脚の長さ、身長 の計算ロジック

```

hip_mid=(kp0[11]+kp0[12])/2
height=dist(kp0[NOSE],hip_mid)+dist(kp0[11],kp0[13])+dist(kp0[13],kp0[15])
arm=limb_len(kp0, ids: [L_WR,L_EL,L_SHO,R_SHO,R_EL,R_WR])
leg=limb_len(kp0, ids: [L_HIP,R_KNE-1,R_ANK-1])
sss,ttt=arm/height,leg/height
exptype = 1 if (sss>=0.78 and ttt>=0.5) else \
          2 if (sss>=0.78 and ttt<0.5) else \
          3 if (sss<0.78 and ttt>=0.5) else 4

```

図 3.6 体格分類のロジック

後続の処理を円滑に行うために、データ収集後、撮影された映像に対して簡単な編集を行った。具体的には、完全な素振り動作が含まれる部分を抽出し、人物が画面の中央に位置し、適切な大きさとなるように映像サイズを調整した。

3.4 キーフレーム抽出と画像取得

YOLOv11 は、従来の YOLO (You Only Look Once) アーキテクチャを基にして人体姿勢推定機能を統合した先進的な物体検出モデルである [33]。キーポイント回帰 (関節点の回帰) を導入することで、YOLOv11 は人物を検出する際に、同時に人体各関節の座標情報も出力できる。そのため、本モデルを用いることで、動画中の人物の骨格キーポイント系列を効率的に取得することが可能となる。

本研究で YOLOv11 モデルを採用した理由は、人体姿勢推定タスクにおける顕著な性能向上と高いリアルタイム性にある。従来広く用いられていた YOLOv8 モデル [34] と比較して、YOLOv11 は骨格関節点の検出において精度と安定性がともに大きく改善しており、特に複雑な背景や動作姿勢の変化が大きい場面で優れた性能を発揮する。また、YOLOv11 は新たなネットワーク構造および学習戦略を採用しており、推論速度と精度のバランス

において YOLOv8 を上回る。これは、本研究におけるバドミントンの素振り動作分析のような、リアルタイムなフィードバックを要する運動訓練シーンに特に適している[35]。関連研究によれば、YOLOv11 は複数の公開データセットにおいて、キーポイント検出の精度が YOLOv8 を上回っており、推論速度においても実用上の要求を満たしていることが示されている[36]。

本研究では、経験者の動画データを取得した後、YOLOv11 モデルを用いて動画を分析し、素振り過程における重要な動作フレームを自動的に抽出する。具体的には、正面および側面の視点から得られた動画をフレームごとに YOLOv11 に入力し、モデルが映像中の人物を認識し、肩、肘、股関節、膝などの主要な関節を特定する。時間の経過とともに、各フレームにおける人体の姿勢データ（関節座標）が得られる。

連続した動作の中から代表的な姿勢を選出するために、本研究では関節の動きの変化に基づき、4 つのキーポーズを抽出した。これらの 4 つのキーフレームは、2.3 節で述べた素振り動作の四段階「構え」「引き」「振り」「収め」にそれぞれ対応しており、各段階の特徴的な姿勢を代表するものである。特に、「引き」は肘の上げ動作を強調する重要な中間段階として独立しており、本研究ではその姿勢変化を明確に捉えるようキーフレームの抽出基準を設定した。これらの 4 つのキーフレームは素振り動作における重要な段階を表しており、それぞれ：

- 1) 準備姿勢(構え)は素振り開始前の構え姿勢である。この時点で、左手の手首が最も高い位置にある。コードで左手首が最も高い位置(側面視点と正面視点と同じ)を判定する。
- 2) バックスイング(引き)は、素振りの途中でラケットを持つ手の肘を持ち上げ、ラケットが自然に後方へ倒れることでスイングに力を蓄える姿勢である。この時点で、側面視点では右肘が最も高い位置に、正面視点では肘が身体から最も離れた位置に到達する。コードで右肘が最も高い位置(側面視点)と最も左の位置(正面視点)を判定する。
- 3) インパクトの瞬間(振り)はラケットとシャトルが接触する瞬間の姿勢である。この時点で、ラケットを持つ手の手首が素振り軌道の最高点に到達する。コードで右手首が最も高い位置(側面視点と正面視点と同じ)を判定する。
- 4) フォロースルー(収め)は打球後にラケットが自然に振り抜かれ、停止する最後の姿勢である。この時点で、ラケットを持つ手の手首は最も低い位置にある（図 3.7 参照）。コードで右手首が最も低い位置(側面視点と正面視点と同じ)を判定する。



図 3.7 素振りの4つのキーフレーム、側面視点（上）と正面視点（下）

これらのキーフレームの判定ロジックについては、図 3.8 および図 3.9 に示している

```
idx_S0 = int(np.nanargmax(elbow_y[:half]))
idx_S1 = int(np.nanargmin(elbow_y))

start = idx_S1 + 5

mask = (np.arange(len(wrist_y)) >= start) & (np.array(wrist_conf) >= 0.05)
if np.any(mask):
    local_min_idx = np.argmin(wrist_y[mask])
    idx_S2 = np.where(mask)[0][local_min_idx]
else:
    idx_S2 = start

idx_S3 = int(np.nanargmax(wrist_y))
```

図 3.8 キーフレームの判定ロジック（側面）

```

mask_re = re_conf >= 0.60
if np.any(mask_re):
    local_min = np.argmin(re_x[mask_re])
    idx_F1 = np.where(mask_re)[0][local_min]
else:
    idx_F1 = idx_F0 + 3
mask = (np.arange(len(rw_y)) >= idx_F1+3) & (rw_conf >= 0.60)
if np.any(mask):
    local_min = np.argmin(rw_y[mask])
    idx_F2 = np.where(mask)[0][local_min]
else:
    idx_F2 = idx_F1 + 3

mask2 = np.arange(len(rw_y)) >= idx_F2+3
idx_F3 = idx_F2 + 3 + int(np.nanargmax(rw_y[mask2]))

```

図 3.9 キーフレームの判定ロジック（正面）

これら四つの段階は、動作の開始から終了までの全体のプロセスを網羅している。アルゴリズムの実装においては、関節点の時間的な動きの軌跡を解析することで、それぞれのタイミングを特定している。このようにして、一回の素振りに対して合計 8 枚のキーフレーム画像（4 つの時点×2 つの視点）を取得し、それぞれの画像における人体の関節位置を記録した。これらの関節位置に基づいて骨格モデルを構築している。キーフレーム画像とその骨格データは、熟練者による標準的な動作の本質を凝縮したものであり、後の標準骨格モデルの構築における基盤となっている。特筆すべきは、YOLOv11 による自動検出を活用することで、手作業によるフレーム選別の負担を軽減し、キーフレーム選定の客観性と一貫性を確保した点である。

3.5 標準骨格モデルの構築

この段階では、抽出されたキーフレームの骨格データに基づき、各動作段階における標準骨格モデルを構築する。標準骨格モデルとは、熟練者の主要な動作姿勢における平均的な姿勢をモデル化したものであり、今後の比較評価に用いる基準となるものである。具体的には、前述の四つの主要動作段階それぞれについて、複数の熟練者の骨格データを用い、各段階における関節の平均座標およびばらつき（標準偏差）を算出する。

異なる熟練者間の身長や体格の差異、あるいは立ち位置の違いによる骨格座標への影響を排除するため、平均値の計算に先立ち、各熟練者の骨格データに対して適切な正規化処理を行う。本研究では、Procrustes 分析を用いる。

その後、各キーフレーム姿勢における各関節 j について、 M 名の熟練者に対応する位置ベクトルを X_{ij} ($i = 1, 2, \dots, M$) としたとき、関節の平均座標は以下のように求められる：

$$\bar{X}_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_{ij}$$

ここで、 $\bar{X}_j$ は関節 j の平均位置を表す。同様に、関節位置の標準偏差は以下の式により算出される：

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|X_{ij} - \bar{X}_j\|^2},$$

ここで、 $\|\cdot\|$ はユークリッド距離のノルムを意味する。以上の計算により、各キーフレームにおける正面視点および側面視点の平均骨格（全関節の平均値から構成される）および各関節の標準偏差 σ を得ることができる。標準骨格モデルはこれらの平均骨格により構成されており、熟練者による理想的な動作の姿勢形状を反映している。一方、標準偏差は、同じ姿勢における異なる熟練者間の差異の範囲を示している。標準骨格モデルの役割は、「正しい動作」の参照テンプレートを提供することである。平均骨格は最適または規範的な関節配置を示し、標準偏差は許容範囲と見なすことができる。初心者のある関節が平均値から標準偏差の数倍以上逸脱している場合、それは明確なずれを意味し、重点的な修正が必要となる。図 3.1 に示すシステムフローでは、標準骨格モデルが前段のデータ抽出と後続の比較評価モジュールとを結びつけている。このモデルを用いることで、次の段階において初心者の動作と標準動作との差異を定量的に評価することが可能となる。得られた骨格モデル（側面の例）は図 3.10 に示されている。図 3.10 に示す標準骨格モデルでは、関節ごとの標準偏差に差が見られる。これは各関節の動作中の安定性や重要性の違いを反映している。たとえば、手側の肘や手首は安定しており標準偏差が小さいが、非利き腕の手首などは個人差がより大きく、標準偏差も大きくなる傾向がある。このばらつきは、後の動作比較において誤差の許容範囲を判断する基準として活用している。

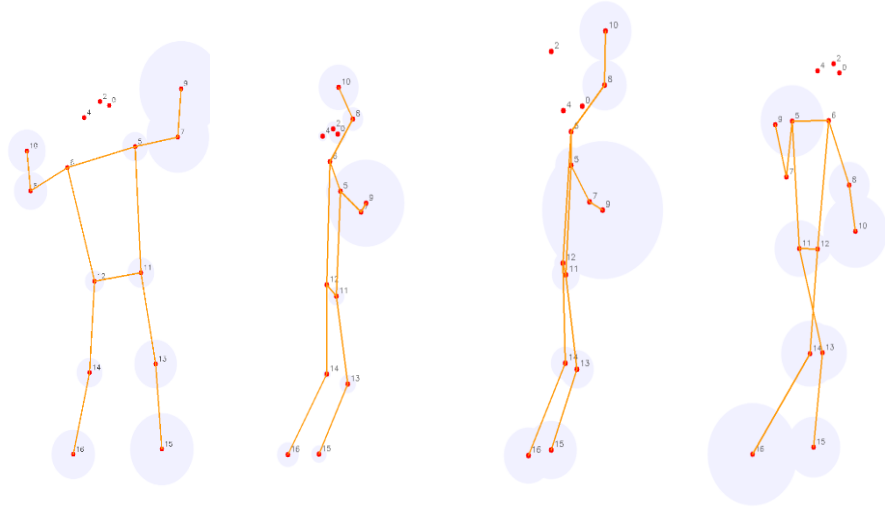


図 3.10 標準骨格モデル（側面）

3.6 動作比較とフィードバックアルゴリズム

この段階では、初心者の動作に基づく骨格と標準骨格モデルを整列・比較し、その結果に基づいて視覚的なフィードバックを生成する。これにより、初心者は自身の動作と理想的なフォームとの間にどのような差異があるかを直感的に把握することができる。比較の中核となるアルゴリズムは Procrustes（プロクルステス）解析[37]であり、これは形状の一致度を評価するための数学的手法である。

初心者のあるキーフレームにおける骨格点群と、それに対応する標準骨格点群が与えられた場合、Procrustes 整列を用いることで、両者の平行移動、回転、およびスケールの差異を取り除き、可能な限り骨格形状を一致させる。本手法は、撮影機器の回転や被写体の姿勢のずれによって生じる比較誤差を、一定程度抑制する効果もある。

この処理は、以下に示す最適化問題を解くことで実現される。

$$\min_{s, R, \mathbf{t}} \sum_{j=1}^n \|sR\mathbf{x}_j^{(user)} + \mathbf{t} - \mathbf{x}_j^{(std)}\|^2$$

ここで、 $\mathbf{x}_j^{(user)}$ は初心者骨格における第 j 関節の座標を表し、 $\mathbf{x}_j^{(std)}$ は標準骨格における対応する関節の座標を表す。 n は関節の総数を示す。最適化において求めるべき変数には、スケール係数 s 、回転行列 R 、および並進ベクトル t が含まれる。本最適化処理では最小二乗法を用い、二つの関節座標群の距離の二乗和を最小化することによって、最適に変換パラメータを求める。簡潔に言えば、Procrustes 分析とは、標準骨格モデルを最も適切な方法でスケーリング、回転、平行移動させ、初心者骨格に可能な限り一致させる手法である。

このようなアライメント処理を経ることで、各関節の差異を計算することが可能となる。すなわち、各関節 j に対して、整列後の初心者関節位置と標準関節位置との差分ベクトル ($\Delta \mathbf{x}_j$) を求める。これは「整列後の初心者関節座標 − 標準関節座標」に相当する。通常、我々が関心を持つのはこの差分ベクトルの長さであり、これは関節が標準位置からどれだけずれているかを示す距離 e_j であり、 $\Delta \mathbf{x}_j$ のノルムとして定義される。

すべての関節の偏差を統計的に処理することで、全体の姿勢と標準姿勢との違いの程度を評価することができる。こうして得られた定量的な関節差異データに基づき、さらにそれを視覚的に分かりやすいヒートマップ形式の初期フィードバック画像へと変換する。具体的な手法としては、標準的な閾値範囲内にある関節については、その関節位置を緑色で表示する。一方、位置に偏差がある関節については、水色で関節位置を示すとともに、該当関節には矢印による指示を加える。矢印の指す方向は、そのキーフレームにおいて関節の理想的な位置がどちらの方向に移動すべきかを示している。また、各関節の誤差の大きさに応じて、矢印には異なる色と大きさを与える。偏差の小さい関節では矢印が小さく、色も緑に近づき、偏差の大きい関節では矢印が大きく、色は赤に近づく。これにより、熱分布に類似した視覚効果が得られる。こうして生成された関節点と矢印を初心者の元のキーフレーム画像上に重ね合わせ、フィードバック画像を作成する。

なお、側面視点においては、左脚の関節が遮蔽により検出誤差を生じやすいため、フィードバック画像では主に右膝、右足首、左右の肘および手首に注目している。正面視点の準備姿勢では、被験者の身体全体がカメラに対して側面を向いており、身体の大部分が重なった状態で表示され、ラケットを持つ手もほとんど完全に隠れてしまう。このような状況では、骨格モデルの認識誤差が大きくなる。そのため、正面視点における準備姿勢のキーフレームでは、骨格モデルの抽出および比較は行わない。準備姿勢のキーフレームでは、主に側面視点から得られるフィードバック画像を用いて、動作修正の提案を行う。

例えば、図 3.11 においては、初心者の左手首および左肘の関節部分に橙赤色の矢印が示されており、右手首には緑がかった小さな矢印が表示されている。一方で、右肘、右膝、右足首の関節点は緑色であり、矢印は表示されていない。これは、当該のキーフレーム、すなわち側面視点における構え動作の時点において、初心者の左手の位置が低すぎ、本来はより高い位置にあるべきであることを意味している。右手首については、画面の左側、すなわち初心者の視点から見た後方へわずかに調整する必要がある。なお、右肘、右膝および右足首の位置は適切である。

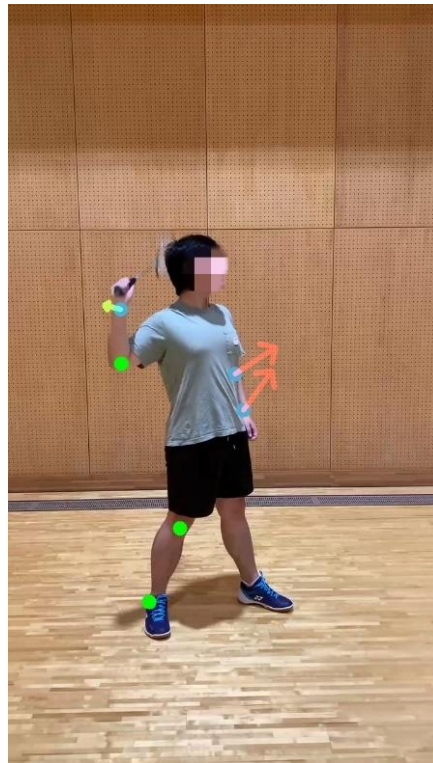


図 3.11 初期フィードバックイメージ

加えて、最終的に被験者に提示されるフィードバック画像は、左・中央・右の三つの部分で構成されている。左側には初心者の初期フィードバック画像が表示され、その左下には修正のためのコメントが文字として追加されている。中央には、対応するキーフレームの標準モデル画像が配置されており、右側には、対応する体型番号の経験者による同じキーフレームの画像が示されている（図 3.12 参照）。また、初心者の画像の左下には、比較対象となるすべての関節に対する文字による指導コメントが表示されるようにした。これらのコメントは、各関節に表示された可視化された矢印と対応している。指導コメントでは、調整が必要とされる関節について、その関節と標準動作モデルとのずれの大きさに応じて、「significantly」、「moderately」、「slightly」という三種類の表現を使い分けている。さらに、これらの表現には、関節のずれが小さいものから大きいものへと、緑から赤への変化を付けることで、視覚的にヒートマップのような効果を持たせた。その結果、同じ表現であっても色の違いによって強調の度合いが視覚的に区別される。

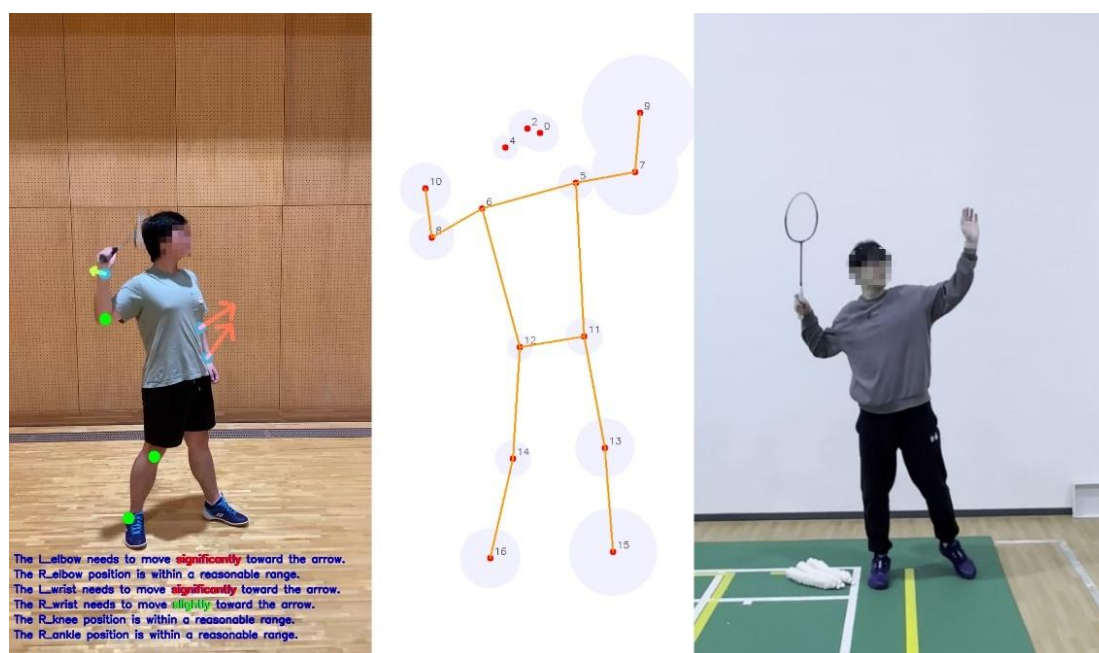


図 3.12 完全なフィードバックイメージ（側面 s0 を例とする）

このような可視化によるフィードバックを通じて、複雑な数値の違いが色の分布として表現されるため、初心者は自身の動作の不十分な点を一目で把握することができる。このフィードバック図は Procrustes アライメントによって算出された差異に基づいて生成されるため、問題のある関節やそのズレの程度を正確に示すことが可能であり、初心者に対して明確な改善の方向性を提供するものである。

3.7 動作スコアリングアルゴリズムの設計

3.7.1 シグモイド型基本スコアリング関数

本節では、本研究で採用した二段階の動作スコアリング機構について説明する。第1段階ではシグモイド型関数を用いて関節誤差を 20-100 点の初期スコアに変換し、第2段階では区間別の線形写像を適用して得点分布の解釈性と判別力を高める。

標準誤差で正規化した関節誤差を r とする。初期スコア R は次式により定義する。

$$R = \text{FLOOR} + \frac{100 - \text{FLOOR}}{1 + r^p},$$

ここで、 $\text{FLOOR} = 20$ は元のスコアの下限を示し、 $p = 1.5$ は関数の曲線形状を制御するためのパラメータである。この関数は反比例の形式を持ち、差異 $r = 0$ の場合、 $R = 20 + 80/(1 + 0) = 100$ となり、満点に達する。 r が大きくなるにつれて、 R は徐々に減少するが、 $1 + r^{1.5}$ の増加速度は線形より速いため、 R の減少は次第に緩やかになり、差異が極めて大きい場合には下限の 20 点に漸近する。

単純な線形関数によるスコアの変換と比較して、この逆数型関数は、評価においてより高い安定性と柔軟性を示す。すなわち、動作の差異が大きい場合でも、スコアが直線的に急激に低下することなく、徐々に 20 点の下限に近づくため、極端な差異によるスコアの歪みを避け、評価の安定性が保たれる。一方、差異が小さい場合には、スコアが 100 点に近づくが、完全に満点にはならないため、わずかな差異を識別する余地が残され、評価機構の柔軟性が確保される。つまり、動作が標準に非常に近い場合でも、なお改善の余地があることが示される。

3.7.2 区間ごとの線形写像による最終スコア

初期スコア R はそのままでは 40-60 点帯が密集し判別が難しいため、区分線形写像 [38] の考え方に基づいて、次の区分写像により最終スコア S へ変換する。

$$S = \begin{cases} R, & R \leq 40; \\ 60 + \frac{R - 40}{50 - 40} \times (90 - 60), & 40 < R \leq 50; \\ 90 + \frac{R - 50}{100 - 50} \times (100 - 90), & R > 50, \end{cases}$$

このような区間ごとの変換方式を用いることで、元のスコアが中程度以上の水準にある場合には、スコアが引き上げられ、かつその差異が強調されるため、評価結果の解釈性が向上する。このような「中間点を広げ、高得点帯を圧縮する」マッピング設計により、得点と人々の成績に対する直感的な認識がより一致するようにする。具体的には、質の低い動作に対しては 20～40 点という低得点帯を維持することで、改善の余地があることを明確に示す。一方で、中程度または良好な動作には 60 点以上の得点を与えることにより、「合格」または「良い」という水準として理解しやすくし、さらに細かな違いによって得点に差が生じるよう配慮している。そして、標準的な動作に非常に近い優秀な動作は、90 点以上の高得点帯に統一的に分類されることで、その卓越した成果を明確に評価すると同時に、90～100 点の範囲における微細な変動によって、満点を目指す更なる向上心を促すことができる。以上のように、シグモイド型関数と区分線形写像という二段階の処理を経ることで、本研究が設計した動作評価メカニズムは、得点曲線の滑らかさと安定性を保ちつつ、評価結果の分布に合理性と説明可能性を持たせることに成功している。これにより、異なるレベルの動作に対して明確で差別化されたフィードバックを提供することが可能となった。

第4章 実験・評価

本章では、設計したバドミントン素振り練習の比較実験に基づき、実験結果の分析と考察を行う。はじめに、実験の目的と方法について述べ、被験者のグループ分けおよび実験の流れを説明する。次に、実験データの処理および分析手法について述べる。その後、3つの被験者グループにおける客観的な動作評価スコアの進捗値を比較し、統計的検定を行う。さらに、主観的なアンケート結果を分析する。最後に、実験結果について総合的に考察し、比較型フィードバックシステムの利点と今後の改善点について論じる。本実験本学ライフサイエンス委員会によって承認された（承認番号：人 07-016）。

4.1 実験の紹介

本実験では、3種類のバドミントン素振り練習方法について評価を行った。1つ目は、従来型の学習方法であり、指導動画を視聴して独学で練習する方法である。2つ目は、その従来型をやや改良し、練習者自身の姿を再現したシミュレーションビデオを生成して練習に用いる方法である。3つ目は、画像認識モデルを活用し、動作を比較した上でフィードバックを提示しながら練習を行う方法である。実験には、JAISTに所属する初心者30名を募集し、うち女性が9名、男性が21名であった。

被験者およびグループ分け：30名の被験者は、無作為に3つのグループに均等に分けられ、各グループは異なる練習方法に対応している。（1）従来型の指導動画グループ（対照群）：経験者による素振り動作の指導動画を視聴して練習を行う。（2）シミュレーションビデオグループ（実験群その1）：被験者自身の姿を仮想的に生成した模範動作動画を視聴して練習を行う。（3）比較フィードバックシステムグループ（実験群その2）：本研究で開発した比較フィードバック型の練習システムを用いて練習を行う。3つのグループは、人数および性別の構成が均等になるよう調整した。

実験手順：すべての被験者は同一の場所で実験を行い、各グループの手順および練習時間は統一されている。これにより、得られる結果の比較可能性を確保している。実験の具体的な手順は以下の通りである。

1. 練習前テスト

被験者は、指示に従ってバドミントンのフォアハンド素振り動作を行い、事前動作として記録された。研究者は、2台のスマートフォンカメラを用いて、被験者の素振り動作を正面および側面から撮影した。側面の撮影には三脚に固定した iPhone XS Max を使

用し、三脚の高さは被験者の胸の位置に合わせ、撮影設定は 1080p・60fps とした。正面からの映像は、研究開発者が手持ちの iPhone 15 Pro、撮影設定は 1080p・60fps で撮影を行った。各被験者は、安定した初期動作映像を得るため、15 回から 20 回素振りを繰り返した。

2. 練習段階

被験者は、所属するグループに応じて、それぞれ異なる練習方法の指導を受け、合計約 20 分間の練習を行った。従来型の指導映像グループの被験者は、経験者によるフォアハンド素振り技術の指導映像（正面および側面の 2 つの角度を含む 2 次元映像）を視聴し、それを模倣して練習した。（図 4.1 参照）



図 4.1 指導映像のスクリーンショット

シミュレーションビデオグループの被験者は、仮想的に生成した自分の姿のモデルが素振り動作を実演する映像を視聴し、それに基づいて練習した。（図 4.2 参照）

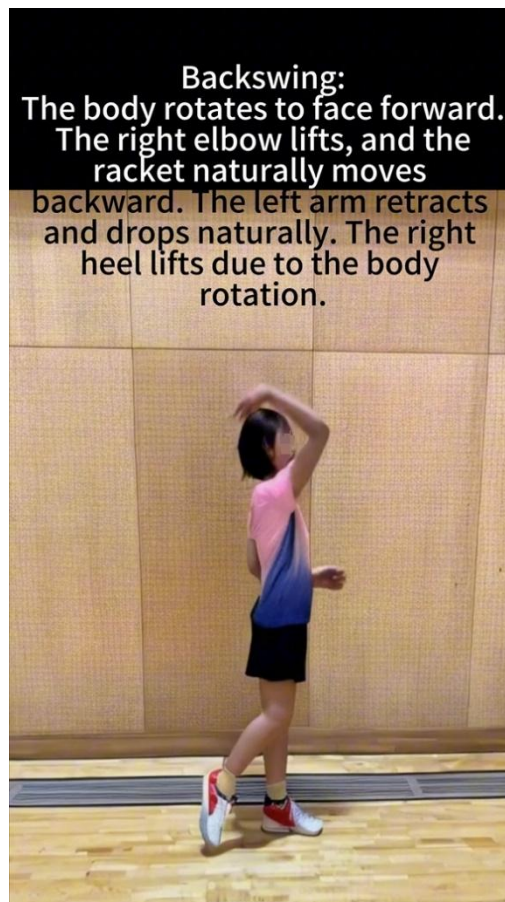


図 4.2 シミュレーションビデオのスクリーンショット

比較フィードバックシステムグループの被験者は、本研究で開発されたフィードバックシステムを用いて練習を行った。研究者は、被験者の素振り動作を 5 回撮影し、その中から被験者自身が最も良いと感じた 1 回の動作をシステムへの入力として選択した。短い休憩（約 30 秒）を挟んだ後、システムはフィードバック図を出力し、被験者はそれを参考にして自主的に練習を行った。フィードバック図には、被験者の体型に近い経験者の画像が含まれており、被験者は対応する経験者の素振り動画を 2 回視聴することで、重要なフレーム間の動作遷移に関する理解を深めた。1 回の練習時間は最大 10 分とし、10 分後には再度素振り動作を 5 回撮影し、同様の手順で練習を繰り返した。練習中、各グループの被験者は自由に素振り動作を繰り返すことができ、研究者は意図的な指導を行わず、それぞれの練習方法自体の効果を強調した。

3. 練習後テスト

練習を終えた後、被験者は練習前と同様に、標準的な素振り動作のテストを再度実施した。研究者は再び正面および側面から素振り動作を撮影し、事後動作を評価するための資料とした。

4. 主観的アンケート調査

最後に、被験者は本実験に関するアンケートに回答し、今回の練習における主観的な感想や評価を記録した。アンケートでは、練習前後の技術に対する自己認識、主観的な進捗程度、練習中の疲労感、使用した指導方法のフィードバック効果、満足度、他者への推奨意欲など、複数の側面について尋ねた。実際のアンケートを付録に載せる。

以上の手順により、各被験者における練習前後の客観的な動作データおよび主観的な評価データを取得し、今後の分析に用いた。

4.2 分析方法

4.2.1 定量的な動作評価方法

本研究では、Procrustes 分析に基づく動作評価システムを用いて、被験者の素振り動作を定量的に評価する。具体的な実装としては、評価用コードを実行し、被験者の動作が練習前後で標準動作とどの程度異なるかを算出して表示する。正面からの評価では、単一の正面素振り動画を入力とし、出力としては s0～s3 の 4 つのキーフレームに対応するスコアが得られる。側面からの評価では、単一の側面素振り動画を入力とし、f1～f3 の 3 つのキーフレームに対応するスコアが出力される（f0 の比較を行っていないため、スコアがない）。各被験者に対して、練習前後の素振り動画の撮影において、それぞれ 15 回の完全な素振り動作を抽出し、評価コードにより、練習前後の各 15 回素振りのスコアを取得する（各回には s0～s3、f1～f3 の計 7 つのスコアが含まれる）。

4.2.2 評価指標の計算

練習効果を評価するために、本研究では「正面進捗値」と「側面進捗値」の 2 つの指標を定義し、それぞれ正面視点および側面視点における動作技術の向上度を示すものとする。計算方法は以下の通りである。まず、各被験者について、練習前の正面 3 つのキーフレームの得点の平均を算出し、それをその被験者の練習前における正面平均得点とする。同様に、練習後の正面 3 つの得点の平均を算出する。これらの差分を「正面進捗値」とし、以下の式で表す。

$$\text{正面進捗値} = \text{練習後の正面平均得点} - \text{練習前の正面平均得点}$$

側面進捗値についても同様に、側面の 4 つのキーフレームの得点平均の差を進捗値として算出する。正面視点と側面視点では動作に対するフィードバックの側面が異なるため、両視点の進捗値をそれぞれ計算することにより、練習方法が各動作の側面に与える

影響を詳細に分析することが可能となる。さらに、正面および側面の平均得点を統合して総合的な動作得点を算出することで、全体的な進捗状況を評価することもできるが、本章では各視点の進捗分析を主な焦点とする。

4.2.3 統計解析手法

各被験者の進捗値を得た後、各グループのデータに対して統計的な解析を行った。サンプルサイズが小さい（各グループ $n=10$ ）こと、ならびにデータが正規分布に従うとは限らないことから、本研究では Kruskal-Wallis 検定と Bonferroni 補正を組み合わせた Mann-Whitney の U 検定を用いて、訓練前後の対応データに対する有意性検定と群間の多重比較を実施する。具体的には、まず 3 つの群に Kruskal-Wallis 検定を行って、練習前後の進捗の有意差を検証する。有意水準は $\alpha=0.05$ に設定した。p 値が 0.05 未満であれば、Bonferroni 補正を組み合わせた Mann-Whitney の U 検定を用いて群間の多重比較を行い、各グループ間の進捗状況の差が有意かどうかを判断する。

質問紙に基づく主観的データの解析においては、各設問が評定尺度であることから、記述統計およびグループ間の比較を中心に行った。必要に応じて、実験群と対照群の評定得点の差を比較するために Mann-Whitney の U 検定などのノンパラメトリック手法を用いることも可能であるが、本章では主に図表を用いて結果の提示と分析を行うこととする。

4.3 実験結果と分析

4.3.1 動作の客観的評価における改善の結果

まず、表 4-1 に示すように、訓練前後における 3 組の初心者の各視点におけるすべてのキーフレームの評価スコアを取得した。末尾に a が付くものは練習前、b が付くものは練習後を表す。

表 4-1 各被験者練習前および練習後のキーフレームのスコアと平均スコア

	グループ	s0a	s1a	s2a	s3a	s0b	s1b	s2b	s3b	f1a	f2a	f3a	f1b	f2b	f3b
A01	対照	51.57	40.19	73.93	56.02	68.15	50.33	56.30	65.35	73.57	47.61	47.32	67.04	64.10	59.84
A02	対照	53.74	55.81	63.77	66.25	69.74	55.05	64.66	75.02	71.71	36.57	58.41	75.18	47.46	60.56
A03	対照	54.95	61.25	67.01	59.46	59.38	55.76	56.46	77.89	73.33	44.92	66.84	75.91	46.66	77.03
A04	対照	55.44	48.33	71.17	67.92	61.41	65.11	55.89	73.04	74.52	61.86	62.45	75.84	62.68	76.99
A05	対照	36.43	55.34	63.08	58.19	55.94	54.41	55.43	59.24	74.32	36.11	75.30	76.13	47.30	74.93
A06	対照	29.54	51.51	53.80	55.63	28.43	48.37	61.12	52.14	75.53	53.47	34.84	74.17	51.63	58.07
A07	対照	53.48	66.50	66.54	76.75	61.89	66.45	65.76	78.35	75.34	53.40	62.14	74.39	64.77	75.00
A08	対照	55.58	67.16	76.63	66.27	65.66	71.94	73.88	56.81	68.88	53.00	36.19	73.49	64.86	35.42
A09	対照	49.90	68.24	73.56	65.53	65.22	60.93	56.49	73.86	75.93	49.65	69.33	74.87	47.61	74.37
A10	対照	51.22	49.72	74.26	55.81	44.77	65.78	69.52	65.29	74.35	48.91	34.48	74.81	49.31	34.17
平均		49.19	56.41	68.38	62.78	58.06	59.41	61.55	67.70	73.75	48.55	54.73	74.18	54.64	62.64
B01	実験 1	40.37	55.44	37.82	64.89	66.48	27.42	60.17	56.82	76.16	37.07	75.80	75.87	50.87	74.24
B02	実験 1	56.53	63.73	60.54	72.85	56.32	62.70	56.54	81.62	76.32	66.14	45.86	75.54	71.83	63.83
B03	実験 1	50.01	42.10	64.65	57.54	66.56	49.50	56.39	75.99	76.63	54.23	50.51	76.55	64.29	61.07
B04	実験 1	51.05	53.98	53.51	60.25	42.75	49.86	59.58	64.86	65.35	35.25	75.82	69.97	34.84	76.37
B05	実験 1	54.18	67.85	74.10	58.38	55.65	65.38	62.58	79.02	75.99	61.35	48.02	75.59	64.88	55.08
B06	実験 1	42.39	48.23	70.67	55.72	55.39	65.97	69.86	64.22	74.72	62.27	37.12	76.39	61.61	46.97
B07	実験 1	36.27	52.12	73.08	75.87	53.46	65.19	56.47	74.73	76.41	52.06	37.38	76.20	50.02	70.80
B08	実験 1	51.20	71.78	73.15	57.14	55.10	72.04	73.32	73.81	75.26	49.49	70.27	76.17	65.83	70.02
B09	実験 1	55.19	64.90	65.89	57.13	54.91	66.69	72.27	60.09	75.62	51.85	35.95	76.56	50.03	57.47
B10	実験 1	30.95	50.74	60.10	56.92	57.68	54.65	56.39	65.81	72.83	35.85	48.55	75.74	46.68	63.75
平均		46.81	57.09	63.35	61.67	56.43	57.94	62.36	69.70	74.53	50.56	52.53	75.46	56.09	63.96
C01	実験 2	36.55	46.24	61.86	67.52	31.64	75.28	76.03	77.65	64.41	69.37	60.95	74.35	70.43	71.16
C02	実験 2	28.99	70.26	63.07	67.07	67.14	64.80	56.76	74.51	74.54	64.78	37.09	74.05	63.40	70.06
C03	実験 2	52.01	55.26	53.83	77.31	59.79	67.38	72.04	71.19	71.74	34.00	76.91	76.38	64.15	76.14
C04	実験 2	68.76	64.39	58.21	50.70	68.06	63.52	48.78	77.45	77.01	70.74	38.74	76.09	67.11	75.38

C05	実験 2	51.08	73.67	73.57	56.68	73.63	67.18	67.94	72.06	76.39	54.26	65.47	77.12	66.46	74.70
C06	実験 2	40.41	66.74	72.65	58.44	61.19	66.91	56.93	74.96	75.16	49.93	62.13	75.69	65.65	69.35
C07	実験 2	45.91	53.07	59.91	58.29	54.65	59.83	55.91	73.66	73.32	50.33	39.25	75.77	64.14	69.24
C08	実験 2	54.89	26.73	75.92	55.31	64.09	65.42	56.96	59.31	74.59	54.84	34.07	67.71	64.43	74.78
C09	実験 2	31.60	54.61	55.35	76.77	58.34	59.53	55.88	77.73	73.34	60.62	48.69	74.16	64.47	74.70
C10	実験 2	60.62	47.50	60.12	56.49	61.37	61.74	62.52	69.52	73.83	44.17	34.69	76.61	44.70	77.81
平均		47.08	55.85	63.45	62.46	59.99	65.16	60.98	72.80	73.43	55.30	49.80	74.79	63.49	73.33

各群における正面および側面からの平均的な総合スコアを、練習前後でそれぞれ算出し、各群の平均的な進捗値を導き出した。表 4-2 にその結果を示す。

表 4-2 被験者の練習前後比較点数および、各群の進捗値

	グループ	練習前側面平均点数	練習後側面平均点数	側面進捗値	練習前正面平均点数	練習後正面平均点数	正面進捗値
A01	対照	55.43	60.03	4.61	56.17	63.66	7.49
A02	対照	59.89	66.12	6.22	55.56	61.07	5.50
A03	対照	60.67	62.37	1.71	61.70	66.53	4.84
A04	対照	60.72	63.86	3.15	66.28	71.84	5.56
A05	対照	53.26	56.26	3.00	61.91	66.12	4.21
A06	対照	47.62	47.52	-0.10	54.61	61.29	6.68
A07	対照	65.82	68.11	2.30	63.63	71.39	7.76
A08	対照	66.41	67.07	0.66	52.69	57.92	5.23
A09	対照	64.31	64.13	-0.18	64.97	65.62	0.65
A10	対照	57.75	61.34	3.59	52.58	52.76	0.18
B01	実験 1	49.63	52.72	3.09	63.01	66.99	3.98
B02	実験 1	63.41	64.30	0.88	62.77	70.40	7.63
B03	実験 1	53.58	62.11	8.54	60.46	67.30	6.85
B04	実験 1	54.70	54.26	-0.43	58.81	60.39	1.59
B05	実験 1	63.63	65.66	2.03	61.79	65.18	3.40
B06	実験 1	54.25	63.86	9.61	58.04	61.66	3.62
B07	実験 1	59.34	62.46	3.13	55.28	65.67	10.39
B08	実験 1	63.32	68.57	5.25	65.01	70.67	5.67
B09	実験 1	60.78	63.49	2.71	54.47	61.35	6.88
B10	実験 1	49.68	58.63	8.96	52.41	62.06	9.65
C01	実験 2	53.04	65.15	12.11	64.91	71.98	7.07

C02	実験 2	57.35	65.80	8.46	58.80	69.17	10.37
C03	実験 2	59.60	67.60	8.00	60.88	72.22	11.34
C04	実験 2	60.52	64.45	3.94	62.16	72.86	10.70
C05	実験 2	63.75	70.20	6.45	65.37	72.76	7.39
C06	実験 2	59.56	65.00	5.44	62.41	70.23	7.82
C07	実験 2	54.30	61.01	6.72	54.30	69.72	15.42
C08	実験 2	53.21	61.45	8.23	54.50	68.97	14.47
C09	実験 2	54.58	62.87	8.29	60.88	71.11	10.23
C10	実験 2	56.18	63.79	7.60	50.90	66.37	15.48

表 4-2 の結果から、側面と正面の分析を行う。

まず、三群（従来の教材動画群、シミュレーションビデオ群、比較フィードバックシステム群）の正面進捗値について、分布の差を検定するため Kruskal-Wallis 検定を行った(表 4-3 参照)。表 4-3 に各群の正面進捗値の中央値 (Median)、平均値、標準偏差 (SD) および検定結果を示す。また、Kruskal-Wallis 検定の統計量 H は 14.751 となり、 p 値=0.0006 と有意水準 5%未満であった（表 4-3 参照）。これは三群間で正面進捗値に有意な差があることを示している。

表 4-3 三群の正面進捗値の記述統計と Kruskal-Wallis 検定結果

グループ	中央値	平均値	標準偏差	H 統計量 (KW 検定)	p 値
従来の教材動画群	5.37	4.81	2.44		
シミュレーションビデオ群	6.26	5.96	2.70		
比較フィードバックシステム群	10.53	11.03	3.02		
Kruskal-Wallis 検定 (df=2)				H=14.751	p=0.0006

三群間の差が有意であったため、群間の詳細な比較として Mann-Whitney U 検定による二群間の事後比較を行った(表 4-4 参照)。この検定では、各比較ごとに算出される U 値と p 値によって二群の分布の差を評価する。表 4-4 の結果より、従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群およびシミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群の比較で p 値がそれぞれ 0.0006 および 0.0028 と有意水準 5%を下回った。これら二つの比較は、Bonferroni 補正後の有意水準 ($0.05/3 \approx 0.0167$) においても有意であり、フィードバックシステム群の正面進捗値が従来群およびシミュレーション群より有意に高いことを示している。一方、従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群では p 値 0.4727 となり、有意な差は認められなかった。すなわち、正面進捗値に関してはシミュレーションビデオ群と従来群に大きな差は見られない、フィードバックシステム群は他の二群よりも明らかに高い改善を示したと言える。

表 4-4 正面進捗値に関する Mann-Whitney U 検定の群間比較結果

比較	U 値	p 値
従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群	40	0.4727
従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群	4	0.0006
シミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群	10	0.0028

次に、三群の側面進捗値について同様の解析を行った。まず Kruskal-Wallis 検定により三群間差の有無を検討した結果、 $H=10.893$ 、p 値=0.0043 となり有意差が認められた(表 4-5 参照)。

表 4-5 三群の側面進捗値の記述統計と Kruskal-Wallis 検定結果

グループ	中央値	平均値	標準偏差	H 統計量 (KW 検定)	p 値
従来の教材動画群	2.65	2.49	1.95		
シミュレーションビデオ群	3.11	4.38	3.36		
比較フィードバックシステム群	7.80	7.52	2.05		
Kruskal-Wallis 検定 (df=2)				$H=10.893$	$p=0.0043$

Kruskal-Wallis 検定の有意差に基づき、側面進捗値についても二群間の Mann-Whitney U 検定を実施した(表 4-6 参照)。表 4-6 に示す二群間の U 検定結果では、従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群の組み合わせで p 値=0.0004 と補正後の有意水準 0.0167 を満たした、側面進捗値においてフィードバックシステム群が従来群より有意に高い改善を示したことが分かる。しかしシミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群では p 値=0.1041 となり、有意差は確認されなかった。ま

た、従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群でも p 値=0.3447 と有意な差は見られない結果となった。つまり、側面進捗値に関してはフィードバックシステム群のみが従来の教材動画群より有意に優れていたが、他の比較では、統計的に有意と言える差は確認できなかった。

表 4-6 側面進捗値に関する Mann-Whitney U 検定の群間比較結果

比較	U 値	p 値
従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群	37	0.3447
従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群	3	0.0004
シミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群	28	0.1041

総括すると、正面および側面の両視点におけるフォーム進捗値は、「比較フィードバックシステム群」で最も大きかった。特に正面進捗値において、同群は他の二群と比べて有意に高い改善を示しており、側面進捗値についても従来群より有意に高かった。中央値の比較からもフィードバックシステム群の値が群間で最大であることが確認でき、このことから三つの練習方法の中では「比較フィードバックシステム」を用いた練習方法が最も効果的であると推察される。一方、シミュレーションビデオ群は従来の教材動画群より若干高い進捗を示す傾向にあったものの、有意差は検出されなかった。したがって、従来型の教材動画による練習とシミュレーション動画による練習の効果には大きな違いは見られないが、比較フィードバックシステムを導入した練習法が最も顕著な効果をもたらしたと言える。

4.3.2 主観的アンケート調査の結果

練習終了後、すべての実験参加者に対して主観的なアンケート調査を実施し、練習体験およびその効果について評価を行った。設問のスコアの結果を表 4-7 に示す。

表 4-7 アンケート調査の結果

	組別	練習前の素 振り感触	練習後の素 振り感触	練習後の 自己評価	練習後の 疲労度	フィードバッ クの評価	満足 程度	推薦 程度	練習意欲の 向上程度
A01	対照	3	3	4	4	2	1	2	1
A02	対照	3	3	4	3	3	3	2	3
A03	対照	3	4	4	3	4	3	3	3
A04	対照	3	4	4	4	3	2	3	3
A05	対照	2	4	4	3	4	4	4	4
A06	対照	2	3	3	2	4	3	2	2
A07	対照	3	3	3	5	2	2	1	2
A08	対照	3	4	4	4	4	3	2	4
A09	対照	3	4	3	5	4	3	3	3
A10	対照	3	4	4	5	4	4	4	3
B01	実験 1	2	4	3	5	4	3	3	3
B02	実験 1	3	4	4	4	4	3	3	3
B03	実験 1	3	3	4	3	2	2	2	2
B04	実験 1	2	4	4	5	3	3	3	4
B05	実験 1	3	4	5	5	4	4	3	4
B06	実験 1	4	4	3	4	3	3	3	3
B07	実験 1	3	3	2	4	3	3	3	2
B08	実験 1	3	4	3	4	3	5	4	4
B09	実験 1	3	4	4	4	2	3	3	3
B10	実験 1	2	3	3	5	4	4	4	3
C01	実験 2	3	4	4	2	5	4	4	4
C02	実験 2	3	5	4	3	5	5	4	5
C03	実験 2	3	5	5	3	5	5	5	5
C04	実験 2	2	5	5	3	5	5	5	5
C05	実験 2	3	5	4	3	5	4	4	5
C06	実験 2	3	4	4	4	5	4	5	5
C07	実験 2	1	5	4	5	5	5	5	5
C08	実験 2	1	5	3	5	5	4	5	5
C09	実験 2	3	5	5	3	5	5	5	5
C10	実験 2	2	4	4	2	4	4	4	4

まず、各設問に Kruskal-Wallis 検定を行った（表 4-8 参照）。特に、素振り感触の差異を練習前後の素振り感触点数の差と定義する。

表 4-8 各項目の Kruskal-Wallis 検定結果

項目	H 統計量	p 値
練習前後の素振り感触の差異（練習後 - 練習前）	12.44	0.002
練習後の自己評価	4.99	0.082
練習後の疲労度	4.95	0.084
フィードバックの評価	19.31	<0.001
支援機能の満足度	15.18	<0.001
初心者への推薦度	18.32	<0.001
モチベーションの向上度	19.01	<0.001

表 4-8 より、自己評価および疲労度を除く各項目で 3 グループ間に有意な差が認められた（ $p < 0.05$ ）。具体的には、練習前後の素振り感触の差異、フィードバックの有用性、支援機能の満足度、初心者への推薦度、モチベーションの向上度の 5 項目において H 値がそれぞれ 12.44、19.31、15.18、18.32、19.01 と高く、対応する p 値も 0.001 前後ないしそれ以下となった。一方、自己評価と疲労度の H 値は約 5 前後で、p 値も 0.08 と 0.084 となり有意水準を下回らなかった。これは各グループ間で主観的な自己評価および疲労度に有意差が無く、3 つの手法によるこれら指標への影響は統計的に明確ではないことを示している。

有意差が見られた 5 項目について、さらに Mann-Whitney の U 検定による事後の二群間比較を行った（表 4-9 参照）。

表 4-9 有意差がある項目の群間比較結果

項目	比較グループ	U 値	P 値
練習前後の素振り感触の差異	従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群	46.5	0.800
	従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群	10.5	0.002
	シミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群	14.0	0.005
フィードバックの評価	従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群	58.0	0.537

	従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群	3.0	<0.001
	シミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群	2.0	<0.001
支援機能の満足度	従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群	37.0	0.298
	従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群	5.0	<0.001
	シミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群	12.5	0.003
初心者への推薦度	従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群	33.5	0.190
	従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群	4.0	<0.001
	シミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群	4.0	<0.001
モチベーションの向上度	従来の教材動画群 vs シミュレーションビデオ群	41.5	0.513
	従来の教材動画群 vs 比較フィードバックシステム群	2.0	<0.001
	シミュレーションビデオ群 vs 比較フィードバックシステム群	3.0	<0.001

Bonferroni 補正により有意水準を 0.0167 に調整して評価した結果、いずれの項目も比較フィードバックシステム群が他の二群より有意に高い得点を示した。一方、従来の教材動画群とシミュレーションビデオ群の間には有意差が見られなかった。例えば、練習前後の素振り感触差（練習後の素振り感触－練習前の素振り感触の自己評価）について、比較フィードバックシステム群の中央値は 2 ポイントであったのに対し、従来教材動画群とシミュレーションビデオ群はともに 1 ポイントの向上に留まった。またフィードバックの有用性では、比較フィードバックシステム群の主観評価がほぼ満点（中央値＝5）に達し、従来群（中央値＝4）やシミュレーション群（中央値＝3）よりも明確に高く評価された。同様に、支援機能満足度、初心者への推薦度およびモチベーションの変化の項目でも、比較フィードバックシステム群は他の 2 群よりも高い中央値（それぞれおおそ満点に近い 4.5～5）を示し、従来群とシミュレーション群（中央値おおむね 3 前後）の差を大きく上回った。この結果から、提案した比較フィードバックシステムを用いた練習方法は、従来型の教材ビデオやシミュレーションビデオを用いた方法に比

べて、主観的な練習効果の実感やフィードバックに対する有用性の評価、システムの満足度、初心者への推薦意向、練習モチベーション向上といった点で明確に優れていることが示唆される。一方で、自己評価（練習後の自己採点）と疲労度についてはグループ間で差が見られず、どの手法を用いても参加者の自己評価得点は同程度で、疲労感もほぼ同じ水準であった。特に疲労度に差がないことから、比較フィードバックシステム群は他の群より大きな練習効果を得ながらも、余分な疲労を招いていないことが伺える。このことは、本システムが効率的な練習支援を提供し、負担を増やすことなくユーザの主観的体験を向上させている可能性を示している。

以上の結果より、主観的アンケートの結果は客観的データの傾向と一致していたことが確認できる。すなわち、比較フィードバックシステムを用いてラケット素振りの練習を行った実験群 2 は、客観的にも動作の改善が大きく、主観的にも進捗を強く実感し、高い満足度を示した。一方、シミュレーションビデオ練習グループは、従来の映像練習グループと比較して、客観的な効果および主観的な感覚のいずれにおいても統計的な差はみられなかった。全体的に見ると、リアルタイムのフィードバックを伴わない単なる映像視聴による練習を行った練習方法は、その効果が相対的に限定的であり、主観的评价も大きく改善されなかった。

4.4 考察

本研究では、客観的評価および主観的アンケートという二つの観点から、三種類の指導方法がバドミントン初心者の素振り動作の改善に及ぼす効果を比較検討した。その結果、比較フィードバックシステムは、従来の指導動画およびシミュレーション動画に比べて顕著な優位性を示した。客観的側面においては、実験群 2 の被験者の素振り動作スコアが練習後に大幅に向上し、特に正面視点から見た技術的要点の改善が顕著であった。一方、従来動画群では正面における改善は限定的であり、側面においてはほとんど有意な変化が見られなかった。これは、他者の模範を見るだけでは自身の動作に内在する誤りを修正するのが難しく、初心者が側面動作（例：重心の位置やスイング軌道など）における偏りに気づかない可能性があることを示している。シミュレーション動画群においても一定の改善は見られたが、その効果は対照群と実験群 2 の中間に位置していた。これは、没入型の模範環境が学習意欲を高め、多角的な観察を可能にすることにより、一般的な動画より効果的である一方、個別の動作に対する即時フィードバックが欠如しているため、実験群ほどの成果は得られなかったことを意味している。

比較フィードバックシステムの利点：総合的な実験結果から、比較フィードバックシステムは以下の点において優れた効果を示した。第一に、即時かつ的確なフィードバック

クが練習の効率を高めたことである。本システムはコンピュータビジョン技術を用いて、被験者の素振りに対して定量的な評価と可視化された比較を提供し、初学者が自身の課題を即座に把握して修正できるよう支援する。これにより、誤った動作を繰り返すことなく、効率的な練習が可能となる。このようなリアルタイムでの矯正は、従来の指導ビデオでは実現が難しい。第二に、多視点による対比表示がより包括的な技術指導を可能にしている。本システムでは、正面および側面の両視点から、被験者と標準動作の違いを同時に示すことで、単一視点による訓練の限界を補い、初学者が一方の側面だけに偏ることなく、動作全体の適切な習得を促進する。第三に、客観的な効果の観点から、本システムを用いて練習を行った被験者の動作には高い一貫性が見られ、全体としてバランスの取れた向上が確認された（後退する者は一人もいなかった）。これは教育上非常に望ましい結果であり、本システムの高い有用性と信頼性を裏付けるものである。

システムの改良点：本研究において、比較フィードバックシステムは一定の有効性を示したが、依然として改善の余地と今後の研究課題が存在する。第一に、効果に有意な改善が見られたものの、本実験のサンプル数は限定的であったため、今後はより多くの初心者を対象に実験を行う必要がある。第二に、フィードバック内容の充実が次の重要な課題である。現在のシステムでは主に骨格姿勢の比較結果を提示しているが、今後は「肘をより高く上げるべき」「引きの動きが不十分である」など、多様なテキストや音声による具体的な指摘を加えることで、練習者にとってより分かりやすい指導が可能になると考えられる。第三に、長期的な効果の追跡も検討すべき課題である。今回の実験では練習時間が短く（一回 20 分のみ）、今後は長期間のトレーニングを通じて、比較フィードバックによる技術の持続的な向上が見られるかを検証する必要がある。

まとめ：本章では厳密な実験比較を通じて、本研究で提案する比較フィードバックシステムがバドミントンのスイング動作訓練において顕著な効果を持つことを示した。従来の指導動画およびバーチャル模範に比べて、比較フィードバックシステムを用いた初心者は客観的な動作スコアにおいてより大きな向上を見せ、特に正面および側面両視点において有意な改善が確認された。また、主観的にも高い満足度および訓練効果の実感が報告された。これは、コンピュータビジョンによる姿勢分析と多視点フィードバックを組み合わせた訓練手法が、初心者の学習ニーズにより適合し、従来の指導で不足していたフィードバックを補完できることを示している。以上のことから、比較フィードバックシステムは、スポーツ技術習得における効率的かつインタラクティブな解決策として高い応用価値を持つといえる。今後はさらなる実証実験と多様な応用を通じて、本システムの完成度を高めていく必要がある。次章では、これまでの研究を総括し、将来的な展望について述べる。

第5章 おわりに

5.1 考察

本研究では、バドミントン初心者に対する新たな練習支援手法として、比較フィードバックシステムとシミュレーションビデオ生成手法を開発し、その効果を検証した。実験の結果、いずれの練習方法においてもフォアハンド素振り技術の向上が確認されたが、提案手法を用いたグループでは従来型の映像学習グループを上回る大きな改善が見られた。中でも、比較フィードバックシステムを使用したグループの効果が最も顕著であり、動作の客観的スコアにおける進捗値は他のグループより大幅に高かった。また、主観的なアンケート結果においても、比較フィードバックシステム利用者は練習体験に対する満足度（平均 4.5/5）や今後も継続して使用したいという意欲（4.6/5）が非常に高い。以上より、本システムが初心者の技術習得とモチベーション向上に寄与する有効な手法であることが示された。

このように比較フィードバックシステムが高い効果を示した要因としては、即時かつ個別化されたフィードバックによって初心者自身が誤ったフォームに気づき、適切な修正行動を取れた点が挙げられる。本システムでは両方視点から抽出した骨格データを標準骨格モデルと比較し、差異を視覚的な矢印と文字列を提供するため、参加者はどの部分を改善すべきか直ちに理解することができた。一方、シミュレーションビデオも一定の有効性を示した。経験者の動作を被験者自身の外見で再現した映像を提示することで、学習者にとって直感的かつ具体的な理想動作のイメージが得られ、自分にもできるという自己効力感を高める効果があったと推察される。実際、シミュレーションビデオ群の客観スコア進捗値は従来群を上回っており、特に側面視点でのフォーム改善において伝統的な映像学習では見られなかった向上が確認された。

しかしながら、シミュレーションビデオにはインタラクティブなフィードバックがないため、比較フィードバックシステムに比べると効果が限定的であったと考えられる。正確な動作分析に基づく即時フィードバックと自己映像による具体的な模範提示という両方が、初心者の素振り動作練習を効果的に支援する鍵であることが分かる。本研究の成果は、限られた指導者資源の中でも初心者が自律的に練習し改善できる可能性を示し、バドミントンにおける素振り練習支援の新たなアプローチとして意義があると言える。

5.2 今後の課題

本研究で得られた知見を踏まえ、今後さらなる有効性向上に向けて取り組むべき課題として以下の点が挙げられる。

生成映像の品質向上：本研究のシミュレーションビデオでは、生成モデルの限界によりラケットが表示されず、人物の外観にも若干の歪みが生じている。今後はラケットを含めた高精細な人物再現技術を導入し、より実写に近い高品質な模擬映像を提供できるよう改良することが望ましい。

動的な動作評価：現在の比較フィードバックシステムでは、動作キーフレームに着目してフォームを比較・評価している。しかし、実際の技能習得には動作の連続性やタイミングといった動的要素も重要である。そこで、今後は骨格運動の軌跡全体を解析し、スイング全体の流れやスピード、リズムといった動的特徴を総合的に評価・比較できる機能を実装する。これにより、静的姿勢だけでなく動作の滑らかさや一貫性といった質的側面についてもフィードバックが可能となり、より高度な指導が実現できる。

ハイブリッド型支援機能の開発：比較フィードバックシステムとシミュレーションビデオはいずれも有用だが、それぞれ即時フィードバックによる誤り訂正と自己映像による直観的学習という異なる長所を持つ。今後は両者を統合したハイブリッド型の練習支援機能の開発が考えられる。例えば、練習者自身のアバター動画にリアルタイムでフィードバック情報を重ねて表示するシステムや、フィードバック結果に基づいて即座に更新される個別シミュレーション映像を提示する仕組みなどが考えられる。これにより、学習者は自分の動きをその場で修正しつつ理想的なフォームを視覚的にイメージでき、自己認識の促進と即時フィードバックを両立した効果的な学習体験が提供できると期待される。

適用範囲の拡大：本研究ではフォアハンドのオーバーヘッド素振り練習に着目していたが、将来的にはバドミントンの他の動作や技術にも応用を広げる必要がある。例えば、ネット前での繊細なタッチを要するプレーや、実際にシャトルを打つスマッシュ・クリア動作への対応など、より多様なスキル練習への展開が考えられる。各技能に特有の動作特徴やフィードバック要件に合わせてシステムを調整・拡張することで、バドミントンにおける包括的なトレーニング支援プラットフォームへと発展させることが目標である。

以上の課題に取り組むことで、本研究の提案手法はさらなる汎用性と有用性を備えたシステムへと進化し、初心者の効率的な技能向上に一層貢献できると考えられる。

謝辞

このたび、本論文を完成させるにあたり、多くの方々からご指導とご支援を賜った。ここに深く感謝の意を表する。

まず初めに、指導教員である長谷川忍教授に心より感謝申し上げる。入学当初の面談の際より、私の研究に対して深い理解とご助言を賜り、今後の学修および研究の方向性を示していただいた。修士課程の二年間、常に親身で丁寧なご指導をいただき、学術的な助言に加え、研究室での交流の場においても、日々の生活を気遣ってくださった。留学生として、また長谷川研究室の一員として、極めて恵まれた環境で学びを深めることができ、誠に幸運であった。先生のご指導のもとで、私は多くを学び、困難を乗り越え、より成長した自分へと変化することができた。

また、本研究の中間発表において貴重なご意見を賜った岡田教授および吉高教授にも、心より感謝申し上げる。両教授からの建設的なご助言は、研究の深化および実験内容の充実に大いに貢献した。

次に、本研究の実験に協力してくださった JAIST の学生諸氏、およびかつてのバドミントン部の仲間に対しても、深甚なる謝意を表したい。実験実施時は石川県において最も暑い時期であったが、皆、最後まで真摯に取り組んでくださった。皆様のご協力なくして、貴重なデータの収集は成し得なかった。

さらに、日常生活において多大な支えとなってくれた友人たちにも感謝する。共に食事をし、スポーツを楽しみ、ともに過ごす時間は常に心安らぐものであった。外出の際には車に同乗させていただくことも多く、生活面での多くの助けを得た。

加えて、私の恋人である呉子一に対しても、特別の謝意を表したい。交際が始まって間もなく入学通知を受け取ったが、その喜びの一方で、遠距離となることへの不安もあった。しかし彼女は、この二年間、常に変わらぬ支援と深い愛情をもって私を支えてくれた。迷いや不安に包まれた時期において、彼女の存在は何よりも心強いものであり、異国での生活における大きな支えとなった。

また、遠く離れた日本において学ぶことを温かく見守ってくれた両親にも、心から感謝申し上げる。経済的・精神的の両面から継続的に支えてくれたことにより、安心して学業に専念することができた。離れていても、変わらぬ愛情と励ましは、私の力の源であった。

最後に、自らにも感謝の意を表したい。試験に失敗しても諦めず、不安や迷いに打ち勝ち、歩み続けてきた過去の自分があったからこそ、今の自分がある。

ようやくここまで辿り着いた。振り返れば、かつて見上げたときには完璧で曇りのない満月に思えたものが、今ふと視線を落とすと、水面に砕けた影に過ぎなかったことに気づく。それはまさに、この道程において描いてきた理想のすべてが必ずしも実現されなかったことへの悔恨を象徴している。しかし、人生とは本来、こうした悔恨や叶わぬ願いに満ちたものではないだろうか。あの幾重にも姿を変える月が、常に私の歩んできた道を照らしてくれたように、この道のりもまた、決して無意味なものではなかった。

学び舎での一幕は静かに幕を閉じ、これから目の前に広がるのは限りない荒野である。この身を灯火とし、この心を道標として、歩みを止めることなく進み続けていきたい。

参考文献

- [1] Badminton World Federation: About Badminton, <https://corporate.bwfbadminton.com/about/about-badminton/>, (2025.7.31 access).
- [2] 日本バドミントン協会: 会員登録数の推移, <https://www.badminton.or.jp/nba/regist.html>, (2025.7.31 access).
- [3] 王诺. (2025). 羽毛球运动对社区体育发展的价值、现存问题及对策研究. 文体用品与科技, (12), 1-3.
- [4] 中华人民共和国教育部 “羽毛球课程学生运动能力测评规范.” GB/T 43985-2024. 2024-05-28.
- [5] Ma, Yuanzhe, Hui Li, and Hongqiao Yan. “Efficient Real-Time Sports Action Pose Estimation via EfficientPose and Temporal Graph Convolution.” IEEE Access (2025).
- [6] Suo, Xiang, Weidi Tang, and Zhen Li. “Motion capture technology in sports scenarios: a survey.” Sensors 24.9 (2024): 2947.
- [7] Hegi, Heinz, Jakob Heitz, and Ralf Kredel. “Sensor-based augmented visual feedback for coordination training in healthy adults: a scoping review.” Frontiers in Sports and Active Living 5 (2023): 1145247.
- [8] Soltani, Pooya, and Antoine HP Morice. “Augmented reality tools for sports education and training.” Computers & Education 155 (2020): 103923.
- [9] Wang, Xiang, et al. “Unianimate: Taming unified video diffusion models for consistent human image animation.” arXiv preprint arXiv:2406.01188 (2024).
- [10] 阿部 一佳 and 須田 和裕 and 鷗木 秀夫 and 加藤 幸司, バドミントンの素振り練習による身体トレーニングについての検討, 大学体育研究, 0386-7129, 筑波大学体育センター, 1987-03, 9,, 49-58, <https://cir.nii.ac.jp/crid/1050282677518623104>,
- [11] Hung, Chia-Ling, et al. “Influences of lateral jump smash actions in different situations on the lower extremity load of badminton players.” Journal of sports science & medicine 19.2 (2020): 264.
- [12] Zhou X, Imai K, Ren Y. Teaching method using task analysis to boost motor skill and badminton forehand overhead clear skill learning[J]. Int. J. Sports Sci. Med, 2019, 3: 47-53.

- [13] 宗昆高. “羽毛球**专项体能训练**的特点与方法研究.” 体能科学 3.6 (2023): 64-67.
- [14] Hsu, Jen-Hao, et al. “Key Frame Detection in Badminton Swings and Its Application to Physical Education.” *IEEE Access* (2025).
- [15] Yan, Wenlin, Xianxin Jiang, and Ping Liu. “A review of basketball shooting analysis based on artificial intelligence.” *IEEE Access* 11 (2023): 87344-87365.
- [16] Musat C L, Mereuta C, Nechita A, et al. Diagnostic applications of AI in sports: a comprehensive review of injury risk prediction methods[J]. *Diagnostics*, 2024, 14(22): 2516.
- [17] Usami, Takuya, et al. “Gait Analysis Using an Artificial Intelligence-Based Motion Capture System With a Single Smartphone Camera.” *Cureus* 17.7 (2025).
- [18] 陈欣雨, 李丽莎. 科技在体育运动应用中的**伦理风险及对策**[J]. *Advances in Philosophy*, 2023, 12: 671.
- [19] Wen, Jiqing, et al. “Augmented coach: Volumetric motion annotation and visualization for immersive sports coaching.” 2024 IEEE Conference Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR). IEEE, 2024.
- [20] Baumgartner T, Klatt S. Monocular 3d human pose estimation for sports broadcasts using partial sports field registration[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2023: 5109-5118.
- [21] Wang K D. Enhancing Badminton Player Performance via a Closed-Loop AI Approach: Imitation, Simulation, Optimization, and Execution[C]//*Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. 2023: 5189-5192.
- [22] Zhang Y, Duan W, Villanueva L E, et al. Designing a training assistant system for badminton using artificial intelligence[J]. *Soft Computing*, 2023, 27(17): 12757-12768.
- [23] Lin K C, Ko C W, Hung H C, et al. The effect of real-time pose recognition on badminton learning performance[J]. *Interactive Learning Environments*, 2023, 31(8): 4772-4786.
- [24] Bandura A, Hall P. Albert bandura and social learning theory[J]. *Learning theories for early years*, 2018, 78: 35-36.
- [25] 周學霽, 黃英哲. 自我效能和集體效能: 理論與研究回顧[J]. *國北教大體育*, 2007: 67-74.
- [26] Calubayan, Lovely D., and Darwin O. Ofrin. “Video Self-Modelling as an Interactive Learning Tool in enhancing Student’ s Engagement

- in Physical Activity." *International Journal of Multidisciplinary: Applied Business and Education Research* 4.6 (2023): 2117-2130.
- [27] Scott Bellini, Ph.D.. (2024-12-30). "The Use of Video Self-Modeling to Improve Athletic Performance." *Volume 6*, 2, 9-14
- [28] Ste-Marie DM, Vertes K, Rymal AM, Martini R. Feedforward self-modeling enhances skill acquisition in children learning trampoline skills. *Front Psychol.* 2011 Jul 7;2:155. doi: 10.3389/fpsyg.2011.00155. PMID: 21779270; PMCID: PMC3133863.
- [29] Rodríguez, Ángel Lago, et al. "The role of mirror neurons in observational motor learning: an integrative review." *European Journal of Human Movement* 32 (2014): 82-103.
- [30] ultralytics: Ultralytics,
<https://github.com/ultralytics>
 , (2025.7.31 access)
- [31] Pavlakos G, Choutas V, Ghorbani N, et al. Expressive body capture: 3d hands, face, and body from a single image[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2019: 10975-10985.
- [32] 中国羽毛球协会: 中国羽毛球协会关于发布施行《羽毛球运动水平等级评定标准》的通知,
<https://www.cba.org.cn/xhgg/2025/0520/655796.html>
 , (2025.7.31 access)
- [33] Khanam, Rahima, and Muhammad Hussain. "Yolov11: An overview of the key architectural enhancements." *arXiv preprint arXiv:2410.17725* (2024).
- [34] Sohan M, Sai Ram T, Rami Reddy C V. A review on yolov8 and its advancements[C]//*International Conference on Data Intelligence and Cognitive Informatics*. Springer, Singapore, 2024: 529-545.
- [35] Jegham, Nidhal, et al. "Yolo evolution: A comprehensive benchmark and architectural review of yolov12, yolov11, and their previous versions." *arXiv preprint arXiv:2411.00201* (2024).
- [36] Hidayatullah, Priyanto, et al. "YOLOv8 to YOLO11: A comprehensive architecture in-depth comparative review." *arXiv preprint arXiv:2501.13400* (2025).
- [37] 田邊翼, et al. "Procrustes 距離を用いた 3 次元軌道の解析と手話認識への応用." *画像電子学会誌* 42.3 (2013): 366-373.
- [38] Pantaleón, Carlos, David Luengo, and Ignacio Santamaría. "Piecewise-linear maps." *IEEE Signal Processing Letters* 7.8 (2002):

235-237.

付録

事前アンケート

ID:

Q1：あなたの性別をお答えください.

・男性, 女性

Q2：現在の年齢をご回答ください.

Q3：現在の身長をご回答ください.

Q4：現在の体重をご回答ください.

Q5：これまでのバドミントンの経験について以下の質問にご回答ください.

(1) バドミントンをプレイしたことがありますか？

(2) どのくらいの頻度でバドミントンをプレイしていますか？

・ほとんどない ・年に2回程度 ・月に1回程度 ・週1回程度

(3) バドミントンをトレーニングしたことがありますか？

・はい ・いいえ

(4) バドミントンの素振り動作を学んだことはありますか？（コーチ / 動画 / 本など）

・はい ・いいえ

以上

事後アンケート

ID:

Q1：本日の練習前の素振りの感触はどうでしたか？

・ 5. とても良い, 4. 良い, 3. 普通, 2. 悪い, 1. とても悪い

Q2：本日の練習後の素振りの感触はどうでしたか？

・ 5. とても良い, 4. 良い, 3. 普通, 2. 悪い, 1. とても悪い

Q3：あなたの練習後の素振りの自己評価はどうですか？

・ 5. とても良い, 4. 良い, 3. 普通, 2. 悪い, 1. とても悪い

Q4：現在の疲労度を自己評価してください.

・ 5. 全く疲れていない, 4. 疲れていない, 3. 普通, 2. 疲れた, 1. 非常に疲れた

Q5：練習段階のフィードバックは、フォームの修正に役立ちましたか？

・ 5. 非常に役立った, 4. 役立った, 3. 普通, 2. 役立たなかった, 1. 全く役立たなかった

Q6：支援機能についてどの程度満足していますか？

・ 5. 非常に満足, 4. 満足, 3. 普通, 2. 不満, 1. 非常に不満

Q7. 支援機能を他の初心者におすすめしたいと思いますか？

・ 5. 強く勧めたい, 4. 勧めたい, 3. 普通, 2. 勧めたくない, 1. 全く勧めたくない

Q8. 支援機能を使用することで、練習のモチベーションが向上しましたか？

・ 5. 非常に向上した, 4. 向上した, 3. 普通, 2. あまり向上しなかった,
1. 全く向上しなかった

Q9. その他気が付いたことやコメントがあれば教えてください（自由記述）

以上