

バレーボールのサーブ姿勢と精度の可視化

鳥井 菜央^{1,a)} 伊藤 貴之^{1,b)}

概要: バレーボールにおいてサーブとは最初の攻撃であり、試合の流れを決める鍵である。我々は良いサーブを打つための練習過程を可視化する研究に取り組んでいる。本研究では、選手に目標物に向かってサーブを打ってもらい、落下地点からの距離と関節の座標を取得する。続いて、取得した座標群に次元削減を適用して散布図として描画し、サーブの精度によって点を色分けすることによって、サーブ姿勢と精度の相関を可視化した。その結果から、高精度なサーブを達成しているときには上級者の方がより一定のフォームで打っていることがわかった。また、選手によってサーブ中に姿勢が安定している瞬間が異なるということも判明した。今後の課題として、選手のフォームを unity で 3D モデル化し、上級者の動作との差異を明らかにすることで、サーブの精度に変化があるのかを観察したい。

1. はじめに

バレーボールにおいてサーブは最初の攻撃であり、試合の流れを決める鍵である。サーブの練習に際して、初心者や中級者が短期間で効率的にサーブの技術を向上するにはどうしたらよいか、また、自己流のフォームで高精度のサーブを打つ選手は果たしてフォームを改善すべきなのか、といった点が課題になる。そこで本報告では、サーブの練習過程を可視化する手法を提案する。本手法では、サーブ姿勢の骨格データを取得し、次元削減を適用して散布図に描画する。ここで、サーブの精度によって散布図の各点を色分けすることで、サーブ姿勢と精度の相関を可視化する。ここではサーブの精度を、目標物から落下地点までの距離と定義している。フォームの分析に関する研究は数多く存在するが、サーブの良し悪しを数値化してフォームとの関係を分析する研究は少ない。本研究では、サーブのフォームと精度を同時に可視化することによって、サーブ技術向上につながる分析をすることを目的とした。本報告では女子のバレーボールの主流であるフローターサーブを題材とした実行結果を示す。

2. 関連研究

岡部ら [1] は、被験者に直前のサーブを再現するサーブを打ってもらい、直前のサーブ動作とのずれとサーブの命中率を測定することによって、サーブの動感とサーブ能力の関連性を明示した。動感とは自分がどのように動いてい

るのかという感覚であり、これを理解している選手のサーブ能力高い傾向にあると示した。本研究では、高精度で打つことが出来ているサーブを示し、選手がこれを再現する練習をすることで、サーブ精度の向上に繋がられるようになることを目標とする。

Zhang ら [2] は、良いサーブは、良いサーブ技術、選手の身体的・精神的な資質にもとづいているとし、サーブ技術の向上には、基本的技術、動作、サーブの強さ、コントロール能力などの選手の総合的な能力を高めることが重要であると述べている。本研究では、サーブの基本的技術、動作、コントロールを向上させることによって、サーブの質の向上を目指している。

サーブの質の評価方法として、堀越ら [3] は、腰と利き手に加速度・角速度を測定するモーションセンサを装着し、レーズしたボールが落ちた位置に応じてポイントを与えるという手法を用いている。この評価手法は、レーズボールのコンディションによって判定結果が左右されてしまうという可能性が存在する。本手法ではサーブの評価を、ボールの落下地点から目標物までの距離とし、異なる環境下でも同じ評価を可能とした。

3. 提案手法

本章では提案手法の処理手順を説明する。提案手法は以下のステップで構成されている。

- (1) データ取得
- (2) データ処理
- (3) 次元削減
- (4) グラフ描画

¹ お茶の水女子大学

^{a)} g1920528@is.ocha.ac.jp

^{b)} itot@is.ocha.ac.jp

3.1 データ取得

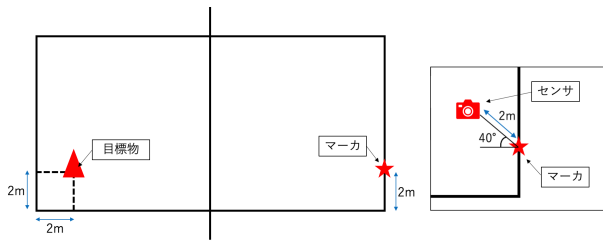


図 1 (左) 目標物とマーカの設置位置. (右) センサの設置位置.

データ取得のためのコートの設定は以下の通りである。コートの反対側に目標物としてコーンを設置し、被験者はコーンを狙ってサーブを打つ。被験者のサーブ開始から終了までの骨格データと、ボールの落下地点から目標物までの距離を取得する。ここで、被験者には設置してあるマーカの位置でサーブを打つように指示する。コーンとマーカの位置関係を図 1 に示す。

3.1.1 骨格データの取得

骨格データの取得には Azure Kinect DK という Microsoft 社が開発したモーションセンサを利用する。Azure Kinect DK は赤外線照射に対する反射所要時間から物体との距離を得るセンサを搭載したカメラである。これにより、被験者の 32 個の関節の 3 次元座標値を取得することができる。ここで、利き手の動きがよく映るように、センサは正面でなく図 1 に示した位置に設置する。

3.2 データ処理

この章では次元削減のためのデータ処理方法について説明する。手順は以下の 3 ステップで構成されている。

- (1) サーブの抽出
- (2) 空間補正
- (3) フレーム分割

3.2.1 サーブの抽出

被験者の左手が一番カメラ側にくるフレームを開始フレーム、右手が一番カメラ側にくるフレームを終了フレームと定義し、開始フレームから終了フレームまでの骨格データを抽出する。また、次元削減の精度向上のため、Azure Kinect DK から計測可能な 32 個の関節のうち 14 個の代表関節を選択し、関節 14 個分の骨格データを抽出した。

3.2.2 空間補正

測定位置によるずれを軽減するために、骨格データに基準点を設け、この点を基準とした相対座標に変換した。被験者にはマーカの位置でサーブを打つように指示し、ボールを打つ時の左足の座標を基準点とした。また、右手が一番高い位置にある時をボールを打つ瞬間とした。

3.2.3 フレーム分割

サーブ所要時間が異なるデータ間で同じ姿勢を比較するために、サーブ開始時点、サーブ開始から終了までの $\frac{1}{4}$ 時

点, $\frac{2}{4}$ 時点, $\frac{3}{4}$ 時点, サーブ終了時点の計 5 時点の骨格データを抽出した。

3.3 次元削減

データ処理し終えた骨格データに次元削減を適用する。我々の実装では Python のライブラリ scikit-learn が提供する t-SNE を用いている。本研究では、サーブ開始から終了までの全データと、各時刻のデータの各々に次元削減を適用する。

3.4 グラフ描画

次元削減を適用した結果を散布図として描画する。この際、サーブの落下地点から目標物までの距離によってサーブを評価し、この評価ごとに点群を色分けする。評価基準と色を表 1 に示す。

表 1 サーブの評価基準と色.

落下地点から目標物までの距離	評価値	色
100cm以下	A	オレンジ
100cm以上	B	青
サーブミス	C	黒

4. 実行結果・考察

実験は以下の被験者 4 名に協力してもらった。

- 被験者 A: バレーボール競技歴 3 年
- 被験者 B: バレーボール競技歴 3 年
- 被験者 C: バレーボール競技歴 6 年
- 被験者 D: バレーボール競技歴 6 年

本研究では被験者 A, B を中級者。被験者 C, D を上級者として扱う。

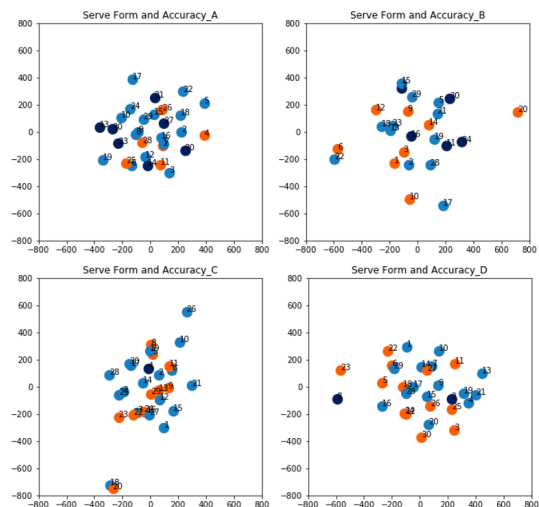


図 2 サーブフォームと精度. (左上) 被験者 A. (右上) 被験者 B. (左下) 被験者 C. (右下) 被験者 D.

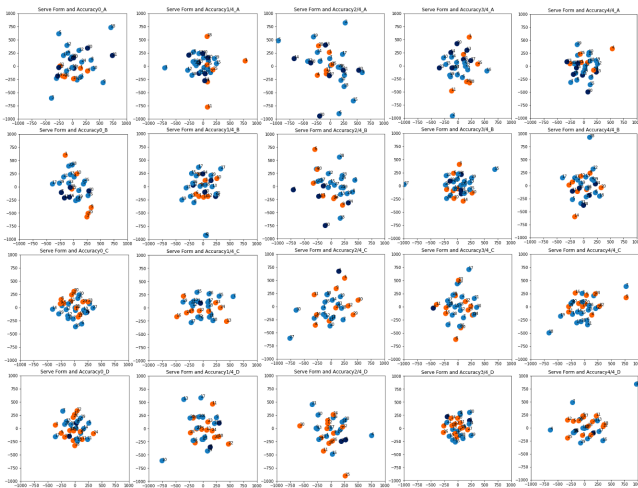


図 3 各時刻のサーブフォームと精度。左が開始時、右が終了時を表す。(1 段目) 被験者 A。(2 段目) 被験者 B。(3 段目) 被験者 C。(4 段目) 被験者 D。

図 2 はサーブ開始から終了までのデータを次元削減し、精度ごとに色分けした結果である。被験者 A, C, D は散布図中の点群のばらつきが小さいことから、多くのサーブを一定のフォームで打つことができていると考えられる。また、被験者 C の高精度のサーブを示す橙色の点群に塊が見られることから、高精度のサーブにつながる安定したフォームを有すると考えられる。一方同じ上級者である被験者 D は、散布図中の点全体のばらつきは小さいものの、橙色の点群の塊が見られない。このことから被験者 D は、多くのサーブを一定のフォームで打つことができているが、高精度のサーブを打つことができる一定のフォームを有さないことから、フォーム以外にサーブの精度を決定する要素を有すると考えられる。

図 3 はサーブ開始から終了までの各時刻のデータを次元削減し、精度ごとに色分けした結果である。どの被験者もサーブ開始時の散布図の点群にばらつきが小さいことから、サーブ開始時のフォームは安定していることが確認できた。特に上級者である被験者 C, D は毎回同様なフォームで打つことができている。一方被験者 B は散布図中で橙色の点が外れ値となっている傾向が見られることから、通常のフォームでない時の方が高精度のサーブを打つことができていることがわかる。また、いずれの被験者にも、サーブを打つ瞬間にあたると思われる 2/4 時点 (図 3 の左から 3 番目の散布図参照) でフォームが不安定となる傾向があることが確認できた。特に被験者 A はフォームが乱れている時に精度が低い傾向が見られる。よって被験者 A は打つ瞬間のフォーム確認が上達につながるのではないかと考えられる。また、上級者にあたる被験者 C および被験者 D のうち、被験者 C はサーブ前半のフォームが安定している傾向が見られるのに対し、被験者 D は比較的サーブ後半のフォームが安定している傾向が見られる。このこと

から被験者 C は、トスに合わせたフォームをする選手であると考えられ、被験者 D は、毎回同じフォームを安定して打つ選手であると考えられる。

5. まとめと今後の展望

本報告では、サーブのフォームと精度の相関の可視化手法を提案した。この手法によって、選手ごとのフォームの安定度や、理想的なフォームの存在の有無、選手ごとの傾向を確認することができた。

しかし現状では、具体的にどのようにサーブフォームを改善したらよいかを散布図だけから確認することはできない。そこで今後は、高精度なサーブの骨格平均を取り、散布図から選択したサーブと合わせて 3D モデル化することで、自分がうまく打っている際のフォームとの差異を確認できるようにしたい。加えて、複数の選手のデータで散布図を作成することで、まだ初心者や中級者であるプレイヤーが、上級者のフォームをお手本とできるようにしたい。

また本手法では、サーブ開始と終了までを分割することで異なるデータを比較可能にしているが、溜めがある選手や、フォロースルーがゆったりとしている選手も存在する。複数の動画から類似動作を探し同期させる方法として Dwibedi ら [4] が提案した Temporal Cycle-Consistency Learning (以下、TCC) がある。今後 TCC を導入して動作を同期することで、より精度の高い結果を得られるようにしたい。

謝辞 本研究の被験者を務めていただいた方々に深く感謝致します。

参考文献

- [1] 岡部滉斗, 勝本真, 上地勝. バレーボールにおけるサーブの動感とサーブ能力の関連. 茨城大学教育学部紀要. 教育科学. 71. 101-107. 2022.
- [2] Zhang Tao, Xiaolong Liang. Analysis of Factors Affecting Serving Effectiveness in Volleyball Matches. ISSEC 2019. 2019.
- [3] 堀越将介. モーションセンサを用いたバレーボールにおけるフローターサーブのフォーム測定. 法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編. 57. 1-4. 2016.
- [4] D. Dwibedi, Y. Aytar, J. Tompson, P. Sermanet, A. Zisserman. Temporal Cycle-Consistency Learning. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1801-1810. 2019.