

# バレーボールのサーブ姿勢と精度の可視化

鳥井菜央 (指導教員：伊藤貴之)

## 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。では、より良いサーブを打つにはどうしたら良いのか。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。堀越ら [1] は、サーブの質の評価手法として、レシーブ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、レシーバー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問題が存在する。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。

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进行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 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 4 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

### 2.1 データ取得

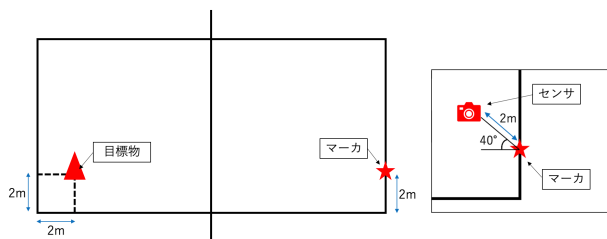


図 1: (左) 目標物とマーカの設置位置. (右) センサの設置位置.

データ取得のためのコートの設定は以下の通りである。被験者はコートの反対側の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。

### 2.1.1 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。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。

## 2.2 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

### 2.2.1 サーブの抽出

被験者の左手が一番カメラ側にくる時を開始、右手が一番カメラ側にくる時を終了と定義し、開始から終了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。

### 2.2.2 空間補正

測定位置によるずれ軽減のために、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。

### 2.2.3 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。

## 2.3 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。

## 2.4 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。

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

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

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.

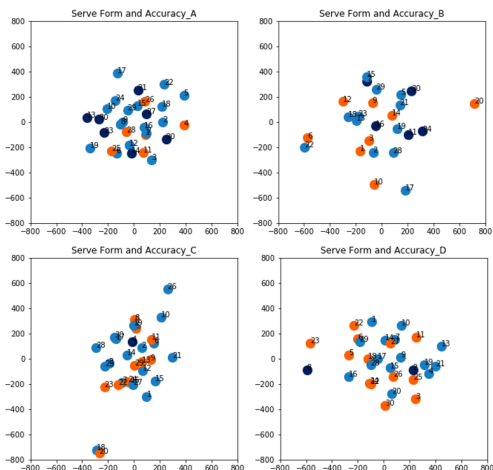


図 2: サーブフォームと精度. (左上) 被験者 A. (右上) 被験者 B. (左下) 被験者 C. (右下) 被験者 D.

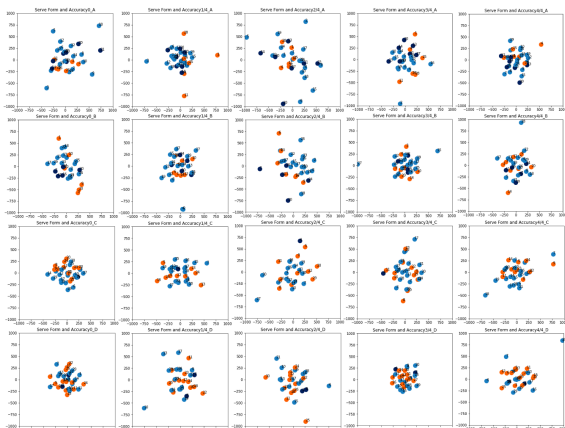


図 3: 各時刻のサーブフォームと精度. 左が開始時, 右が終了時を表す. (1 段目) 被験者 A. (2 段目) 被験者 B. (3 段目) 被験者 C. (4 段目) 被験者 D.

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オレンジ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, オレンジ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, 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 は散布図中でオレンジ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りと考えられる  $\frac{2}{4}$  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.

#### 4 まとめと今後の展望

本研究では, 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, 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 [2] が提案した Temporal Cycle-Consistency Learning (以下, TCC) がある. 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, 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.

#### 参考文献

[1] 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.

[2] 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.