

# 骨格推定を用いたバレーボールスパイクの 成否判定システムの検討

吉良優生<sup>1</sup> 重永貴博<sup>1</sup> 中井一文<sup>1</sup> 江崎修央<sup>1</sup>

**概要:** 現在、スポーツにおいてIT化が進んでおり練習や試合分析など広い範囲で活用されている。バレーボールにおいてもデータ分析ソフトを用いたデータバレーが主流となってきている。バレーボールの課題としては、初心者にはスパイクフォームなどの基本動作がわかりにくいといった問題点がある。スパイクミスの原因は様々だが、スパイクフォームによってミスが起こる場合においてどこに原因があるのかを明確にする必要がある。ミスの原因を明確にすることにより各個人に適した練習方法を検討することができる。

本研究ではジャンプせず打つスパイクを対象とし、男子バレーボール部員4人のスパイクの成否判定を行う。また、スパイクフォームを分析することにより、どの骨格・関節に問題があるのかを明確にする。さらに、対象者の様々な運動能力を調査し、各被験者のスパイクの成否と運動能力の関係性を明らかにする。

**キーワード:** OpenPose, SVM, バレーボール, 運動能力, 相関関係

## Study of the Correlation between Success of Volleyball Spike and Exercise Ability using Skeletal Estimation

YUKI KIRA<sup>1</sup> TAKAHIRO SHIGENAGA<sup>1</sup>  
KAZUFUMI NAKAI<sup>1</sup> NOBUO EZAKI<sup>1</sup>

**Abstract:** Currently, IT is being used in sports, and it is used in a wide range of fields such as practice and game analysis. In volleyball, data volleyball using data analysis software has become mainstream. The problem of volleyball is that it is difficult for beginners to understand basic actions such as spike form. There are various causes of spike mistakes, so it is necessary to clarify where the mistakes occur due to spike forms. By clarifying the cause of the mistake, it is possible to examine a practice method suitable for each individual.

In this study, the spikes hit without jumping are targeted, and the success or failure of the spikes of four male volleyball club's members is determined. In addition, by analyzing spike forms, it is clarified which skeleton and joint have problems. Furthermore, we investigate the various motor skills of the subjects and clarify the relationship between the success and failure of each subject's spike.

**Keywords:** OpenPose, SVM, Volleyball, Exercise Capacity, Correlation

### 1. 緒言

#### 1.1 本研究の背景

現在では、スポーツにおいてIT化が進んでおり練習や試合分析など広い範囲で活用されている。バレーボールにおいてもデータ分析ソフトを用いたデータバレーが主流となってきている。

バレーボールというスポーツにおいて、スパイクは基本技術の一つである。また、スパイクはアンダーハンドやオーバーハンドなどの基本技術とは異なり、コースの打ち分けや速いボールを打つなどの技術を用いて得点を決める特徴を持っている。さらに、スパイクによって得点を決めた時に

観客は大きな盛り上がりを見せる。そのため、初心者がバレーボールを始めるきっかけとして、上手にスパイクを打ちたいといった人は少なくない。スパイクによる得点を多く獲得する方法として、スパイクミスを減らし精度を上げることが重要視される。スパイク動作に関する先行研究では、インパクト直前における手先の速度を高めることや、フォワードスパイクにおいて肩の変位速度を高めること、また、上腕を速くスイングし過ぎないように右肩を先行させるなど、上肢の重要性が示唆されている[1]。さらに、バックスイング（助走時に腕を後ろに振り上げる動作）時の体幹捻転角度や肩関節水平外転角度を高めるといった、体幹部の重要性を示唆する研究も散見される[2]。しかし、バレーボー

<sup>1</sup> 鳥羽商船高等専門学校  
National Institute of Technology, Toba College

ル初心者には、以上に挙げた先行研究の改善方法よりも先に、腕の筋力や肩関節の柔らかさなどの基本的な運動能力が必要である。

## 1.2 本研究の目的

本研究では、バレーボールを題材に、SVM (Support Vector Machine) によるスパイクフォームの分析を行う。具体的には、バレーボール初心者のスパイク練習方法としてジャンプせずに打つスパイクを対象とする。この際、男子バレーボール部員 4 人のスパイクの成否判定を行い、各被験者がスパイクを打つ際、どの骨格・関節に問題があるのかを明確にする。また、各被験者の運動能力を調査し、スパイクミスの原因と運動能力の相関関係を明らかにする。この方法により、各被験者に適したスパイクの練習方法を模索することを目指す。

## 2. 運動能力調査

本研究では、男子バレー部員 4 人を対象にスパイクの成否と運動能力の関係性を明らかにするために、各被験者の様々な運動能力を調査する。また、得られた各運動能力から各被験者を評価し、各運動能力の相関関係を明確にする。

### 2.1 スパイクのタイミング調査

各被験者によってスパイクのタイミングにばらつきが明確にあらわれるか調査を行った (図 1)。固定した位置からボールを落下させ、被験者にはそのボールを予め用意した目印に向かって打ってもらった (図 2)。この際、ボールに手が触れた瞬間、肩から手までの縦横の長さ (pixel) から腕の角度を算出した。この一連の操作を 20 回繰り返すことにより、腕の角度の平均と標準偏差を求め、各被験者の比較を行った (表 1)。

表 1 より、被験者 2、被験者 1、被験者 3、被験者 4 の順に標準偏差が小さいことがわかる。標準偏差が誰よりも小さい被験者 2 が最もスパイクのタイミングにばらつきがないといえる。また、各被験者の結果に有意な差があるか調査を行った (表 2)。具体的には各被験者同士の角度の偏差を絶対値にとり、有意差検定 (t 検定) を有意水準 5% にて行った。被験者 1 と 2、被験者 2 と 3、被験者 2 と 4 の間では有意差が認められた。この結果から、タイミングのばらつきは、人によって異なることが判明した。

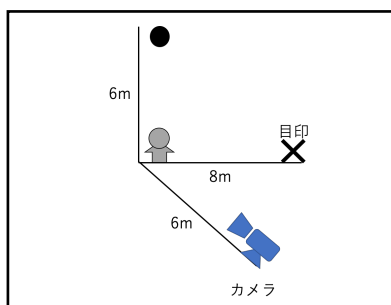


図 1 タイミング調査の概要図

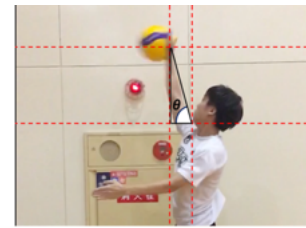


図 2 タイミング調査

表 1 全被験者の平均と標準偏差 (タイミング)

	平均 (角度)	標準偏差
被験者1	82.69	4.21
被験者2	91.83	3.84
被験者3	68.84	5.86
被験者4	60.41	6.02

表 2 有意差検定 (タイミング)

	被験者1	被験者2	被験者3	被験者4
被験者1	-	-	-	-
被験者2	○	-	-	-
被験者3	×	○	-	-
被験者4	×	○	×	-

### 2.2 スパイクのミート調査

各被験者によってスパイクのミートのばらつきが明確にあらわれるか調査を行った (図 3)。被験者にはボールを地面に向けて全力で打ってもらい、その高さを算出した。この一連の操作を 10 回繰り返すことにより、ボールの高さにおける平均と標準偏差を求め、各被験者の比較を行った (表 3)。

表 3 より、被験者 1、被験者 2、被験者 3、被験者 4 の順に標準偏差が小さいことがわかる。標準偏差が誰よりも小さい被験者 1 が最もスパイクのミートのばらつきがないといえる。また、各被験者の結果に有意な差があるか調査した (表 4)。具体的には各被験者同士の高さを対象として、t 検定を有意水準 5% にて行った。この結果から、被験者 3 が関わっている時のみ有意差が認められた。

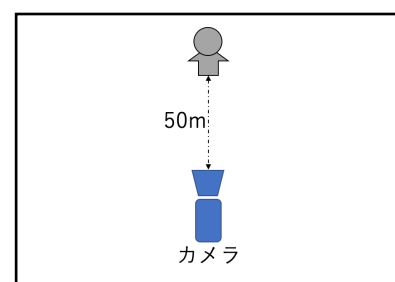


図 3 ミート調査の概要図



図 4 ミート調査

表3 全被験者の平均と標準偏差 (ミート)

	平均	標準偏差
被験者1	532.7	40.50
被験者2	537.3	50.54
被験者3	346.7	51.03
被験者4	510.9	55.16

表4 有意差検定 (ミート)

	被験者1	被験者2	被験者3	被験者4
被験者1	-	-	-	-
被験者2	x	-	-	-
被験者3	○	○	-	-
被験者4	x	x	○	-

## 2.3 肩関節調査

各被験者によって肩関節の柔軟性が明確にあらわれるか調査を行った (図5)。この際、被験者の肩関節の柔軟性を評価するために、計4種類の方法を用いた (図6-9)。これらの方法で腕を最大まで開いた時、肩から手までの縦横の長さ (pixel) からそれぞれの角度を算出した (表5)。

表5より、肩関節測定1において、被験者3以外は同一の角度であった。肩関節測定2においては、被験者2の肩関節が最も柔らかいと判断できる。また、被験者1以外の被験者は角度が近い結果となった。肩関節測定3には、被験者1の肩関節が最も柔らかいと判断できる。また、この測定方法が最も被験者同士の結果にばらつきが見られた。肩関節測定4においては、被験者4が最も柔らかいと判断できる。しかし、被験者全員あまり明確な差が出なかった。これら4つの結果から、測定方法によって各被験者の肩関節の柔軟性に特徴があることが判明した。

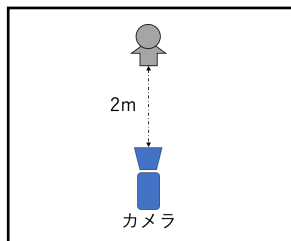


図5 肩関節調査の概要図

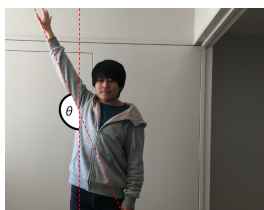


図6 肩関節測定1

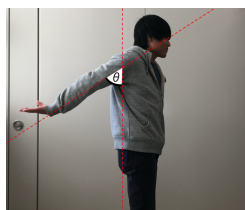


図7 肩関節測定2

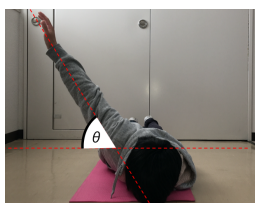


図8 肩関節測定3

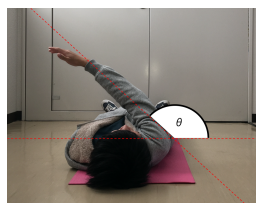


図9 肩関節測定4

表5 全被験者の角度 (肩関節)

	肩1 [°]	肩2 [°]	肩3 [°]	肩4 [°]
被験者1	180.00	47.15	61.73	152.41
被験者2	180.00	60.47	33.81	149.95
被験者3	140.21	59.44	49.13	149.39
被験者4	180.00	60.34	51.95	155.67

## 2.4 相関結果と考察

本研究では、調査した様々な運動能力の関係性を明確にする。具体的には、各運動能力同士の相関係数を求めることにより相関関係を調査し、各運動能力がお互いにどの程度影響を与えるかを検証した。

全被験者の各運動能力における相関関係を表6に示す。

本検証では、運動能力の相関関係を調査する上で、主にミートとタイミングからみた各運動能力との相関関係に注目した。表6の結果から、ミートとタイミングの相関係数はおよそ0.6であり、相応に強い正の相関関係があることがわかる。これは、ミートが上手な人はタイミングをとることも上手であると予測できる。また、ミートと肩関節測定2の相関関係はおよそ0.95であり、とても強い正の相関関係があることがわかる。これは、肩関節測定2における肩関節の柔軟性があれば、ミートが高確率で上手であると予測できる。しかし、その他の相関関係はあまり関係性がなかった。

表6 各運動能力の相関係数

	ミート	タイミング	肩1	肩2	肩3	肩4
ミート	1.000	-	-	-	-	-
タイミング	0.624	1.000	-	-	-	-
肩1	-0.184	-0.522	1.000	-	-	-
肩2	0.948	0.428	-0.267	1.000	-	-
肩3	-0.524	0.274	0.001	-0.746	1.000	-
肩4	0.203	0.370	0.574	-0.096	0.473	1.000

## 3. スパイクの成否判定

本研究では各被験者のスパイクミスは、フォームの乱れに原因があるのかを検証する。そのため、スパイクの成否判定による結果から、各被験者の特徴的なフォームの乱れを明確にする。

### 3.1 判定方法

判定に用いるフォームは、初心者がスパイクの基本として練習する状況を想定し、被験者自身でボールを上へ投げ、ジャンプせずに打つ方法を用いた。判定方法としては、ボールを打つ瞬間におけるフォームを分析する。

本研究で使用したカメラの解像度は1280×720であり、フレームレートは240fpsを用いた。実験の概要図を以下に示す (図10)。

### 3.2 骨格推定

スパイクフォームの骨格推定にはOpenPose1.3.1[3-6]を用いる。OpenPoseは骨格推定に用いるアルゴリズムであり、DeepLearnigが採用されているため、単眼カメラでの骨格抽出が可能である。本研究ではiPhone6+とiPhoneSEのカメラを使用し、前方面 (図11) と横方面 (図12) からみた

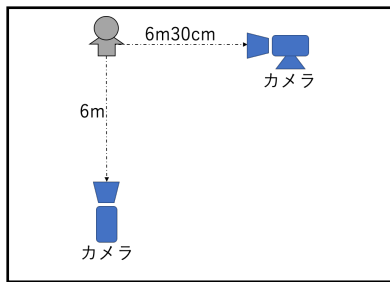


図 10 実験の概要図

スパイクの撮影を行った。



図 11 骨格検出例 (前)



図 12 骨格検出例 (横)

OpenPose1.3.1 を用いる骨格推定では、骨格データが全 18 箇所の体座標が出力される。本研究では、各関節の座標 (X 座標, Y 座標) データを入力値としてスパイクの成否を行う。この際、各関節の座標を頭の座標との相対位置とし、頭の骨格以外の計 13 箇所の座標を式 (1) を用いて算出した。また、算出した相対位置から式 (2) を用いて正規化座標を導いた。なお、式 (2) の X には式 (1) で算出された X 座標, Y 座標の相対位置をそれぞれ入力する。

$$\text{相対位置} = \text{体各点の座標} - \text{頭の座標} \quad (1)$$

$$\text{正規化座標} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

### 3.3 成否の判定手法

本研究では OpenPose を用いて推定された骨格座標データを機械学習手法の一つである SVM を用いて成功, 失敗の判定を行う。

実行環境はオープンソース SVM ライブラリである LIBSVM [7] を用いた。判定方法は 5 分割クロスバリデーションを用いて 4:1 の割合で学習データとテストデータに分けた。カーネルは RBF カーネルを用い, C,  $\gamma$  のパラメータチューニングはグリッドサーチを行う。

### 3.4 テスト結果の評価方法

SVM の結果を基にテスト結果の評価を行った。評価方法としては、それぞれの分類方法におけるテストデータを TP (True Positive), FP (False Positive), TN (True Negative), FN (False Negative) により分類割合を見る。また、それぞれの割合を見ることで、何が問題なのかを検討する。

TP は成功と判断されたもので実際に成功と判断されたデータ, FP は成功と判断されたもので実際は失敗のデータ, FN は失敗と判断されたもので実際は成功しているデータ, TN は失敗と判断されたもので実際に失敗しているデータである。

### 3.5 成否の判定結果

本検証ではバレーボール部員 4 人を対象とし分析を行った。3 クラス (成功・失敗・ボール外れ (外れ)), 2 クラス (成功・失敗), 2 クラス (成功・ボール外れ) の 3 種類についてそれぞれ SVM を用いてスパイク成否判定を行った。具体的には、各被験者が打ち込んだボールが目印の縦横 60cm 内に入った場合を成功, 目印の縦横 60cm 外, 120cm 以内に入った場合を失敗とし、失敗よりもさらにボールが外れているデータをボール外れと定義した。3 クラスにおけるデータの例を図 13 に示す。

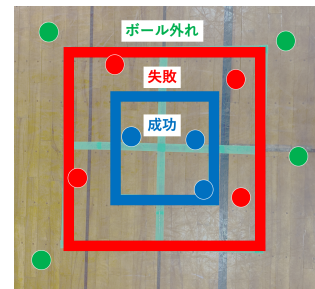


図 13 クラス分類基準

Accuracy の算出は式 (3) を用いて行った。横から見たスパイク成否の判定結果の Accuracy を表 7 に示す。また、前から見たスパイク成否の判定結果を表 8 に示す。

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (3)$$

表 7 判定結果の Accuracy (横)

	3クラス	2クラス(成功と失敗)	2クラス(成功と外れ)
被験者1	0.353	0.455	0.636
被験者2	0.231	0.500	0.556
被験者3	0.375	0.533	0.455
被験者4	0.421	0.692	0.615

表 7 より、各被験者の横から見たスパイク成否の判定結果には違いがあまり見られなかった。しかし、前から見たスパイク成否の判定結果 (表 8) は各被験者によって違いが大きく現れた。具体的に、被験者 1 と 2 の結果では、高

表 8 判定結果の Accuracy (前)

	3クラス	2クラス(成功と失敗)	2クラス(成功と外れ)
被験者1	0.412	0.636	0.727
被験者2	0.308	0.563	0.889
被験者3	0.125	0.333	0.364
被験者4	0.368	0.692	0.538

確率で正しい分類ができていていることがわかる。この結果から、被験者1と2はスパイクミスをする際に決定的にフォームが乱れていることが読み取れる。しかし、被験者3と4の結果では、分類が間違っ判断される場合がとても多く、正しい分類ができていないとはいえない。この結果から、被験者3と4のスパイクミスにおいて、スパイクフォームの乱れが影響しているとは考えにくく、打つ瞬間に目印をよく見ていなかったことや、ミートがうまくできなかったことが考えられる。

## 4. データ分析と可視化

### 4.1 データの分析方法

データ分析に用いる入力値としてOpenPoseで出力された頭の座標から各関節の座標までの正規化した相対位置を使用する。また、全13箇所の座標から算出した正規化した相対座標の標準偏差を求め、失敗時の標準偏差から成功時の標準偏差の差分をとることで、失敗時のブレの大きい座標を算出する。標準偏差は式(4)で算出する。

$$s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (4)$$

図14より被験者1のスパイクミスは右肘のブレが主な原因と判断できる。しかし、その他の関節には大きなブレが見られなかった。したがって、被験者1のスパイクミスにはフォーム以外に他の原因が関わっていると考えられる。被験者2は図16,17より、スパイクミスは関節のほぼ全てのブレが原因と判断できる。また、被験者3は図18,19より、両肩のブレがスパイクミスの原因であると判断できる。被験者4は図20,21より、足や肩など様々な関節がスパイクミスの原因であると考えられる。

## 5. 運動能力とスパイクの相関関係

### 5.1 検証概要

本研究では、調査した様々な運動能力とスパイク成否の原因の関係性を明確にする。具体的には、各被験者の運動能力とスパイクミスした際のフォームの問題がある関節との相関係数を求めることにより相関関係を調査する。この方法により、スパイクミスの原因がスパイクフォームにあ

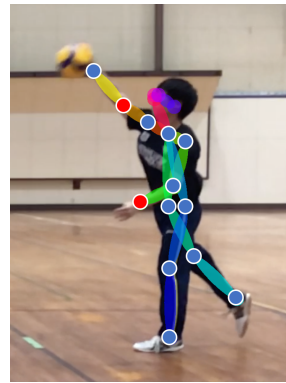


図 14 被験者 1 (横)

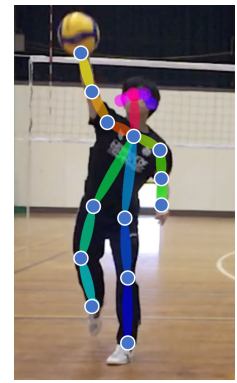


図 15 被験者 1 (前)

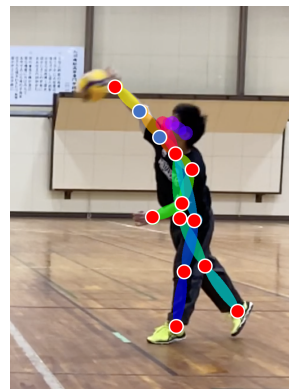


図 16 被験者 2 (横)

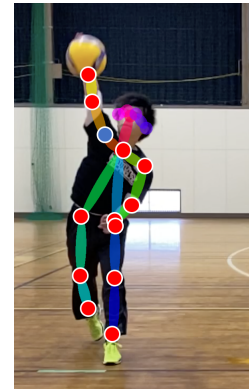


図 17 被験者 2 (前)

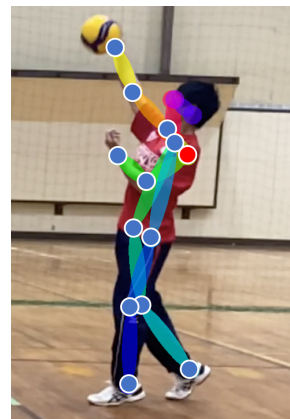


図 18 被験者 3 (横)

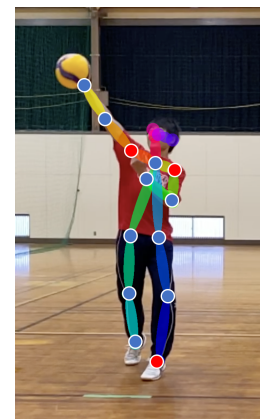


図 19 被験者 3 (前)

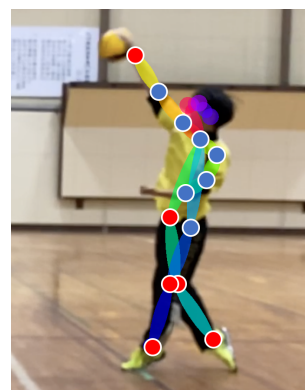


図 20 被験者 4 (横)

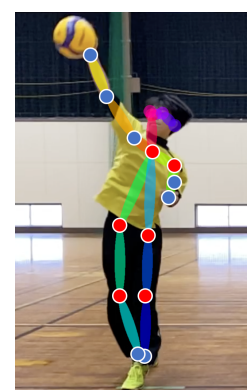


図 21 被験者 4 (前)

ると明らかになった際、どの運動能力がスパイクミスに影響を与えているのかを明確にする。また、自身に足りないと判断された運動能力を伸ばすことにより、効率的にスパイクミスの改善を行う。

## 5.2 検証結果

本研究で計測した運動能力と計13箇所の関節の相関関係を表9と表10に示す。なお、表9は前から見たときの結果で、表10は横から見たときの結果である。

表9,10では、ミートとタイミング、各関節の入力値は標準偏差を指標としているので、お互いの相関係数が正の値かつ、0.8以上0.9未満であれば黄色、0.9以上であれば橙色で示している。また、各関節の入力値が標準偏差であるのに対し、肩関節測定1,2,3,4の入力値は角度を指標としているため、お互いの相関係数が負の値かつ、0.8以上0.9未満であれば黄色、0.9以上であれば橙色で示している。

表9より、肩関節測定3,4は各関節に対して相関関係が強くなる結果が見られなかった。また表10より、ミートと肩関節測定4は各関節に対して相関関係が強くなる結果が見られなかった。これらの結果から、前面、横面において肩関節測定4に強い関係性が認められなかったため、スパイクミスの原因と肩関節測定4は相関関係がないことが判断できた。

表9 相関関係 (前)

	ミート	タイミング	肩1	肩2	肩3	肩4
X1	-0.690	-0.165	0.482	-0.719	0.857	0.558
Y1	-0.400	0.442	-0.189	-0.621	0.977	0.415
X2	-0.509	-0.805	0.913	-0.495	0.004	0.253
Y2	0.562	0.991	-0.627	0.389	0.293	0.261
X3	0.412	-0.231	-0.303	0.681	-0.939	-0.726
Y3	0.483	0.970	-0.379	0.234	0.473	0.537
X4	0.184	0.856	-0.312	-0.086	0.727	0.573
Y4	0.135	0.859	-0.562	-0.073	0.682	0.312
X5	-0.920	-0.875	0.311	-0.774	0.160	-0.373
Y5	-0.896	-0.902	0.454	-0.774	0.158	-0.251
X6	-0.786	-0.617	0.726	-0.855	0.506	0.344
Y6	-0.432	-0.966	0.428	-0.189	-0.510	-0.494
X7	-0.859	-0.693	0.656	-0.885	0.468	0.201
Y7	-0.941	-0.688	0.501	-0.940	0.509	0.059
X8	-0.245	0.305	0.384	-0.541	0.862	0.850
Y8	-0.372	0.246	0.331	-0.649	0.922	0.762
X9	-0.807	-0.217	0.343	-0.953	0.874	0.379
Y9	-0.336	0.492	-0.169	-0.575	0.971	0.475
X10	-0.840	-0.128	0.056	-0.949	0.902	0.171
Y10	0.243	0.906	-0.463	0.004	0.652	0.443
X11	-0.589	-0.018	0.437	-0.814	0.899	0.644
Y11	-0.656	-0.394	0.739	-0.808	0.635	0.573
X12	-0.914	-0.744	0.568	-0.901	0.432	0.061
Y12	-0.452	0.388	-0.156	-0.668	0.987	0.405
X13	-0.915	-0.317	0.199	-0.999	0.817	0.137
Y13	-0.203	0.636	-0.410	-0.415	0.884	0.231

表10 相関関係 (横)

	ミート	タイミング	肩1	肩2	肩3	肩4
X1	0.986	0.643	-0.335	0.966	-0.549	0.061
Y1	-0.615	0.172	-0.543	-0.648	0.742	-0.223
X2	0.936	0.476	-0.370	0.994	-0.715	-0.153
Y2	0.298	0.522	-0.989	0.399	-0.138	-0.597
X3	-0.426	0.332	-0.722	-0.448	0.635	-0.297
Y3	0.280	0.704	-0.972	0.288	0.124	-0.364
X4	0.227	0.584	-0.997	0.289	0.025	-0.514
Y4	0.440	0.575	-0.958	0.532	-0.232	-0.544
X5	0.888	0.871	-0.196	0.705	-0.074	0.507
Y5	-0.646	-0.050	-0.630	-0.557	0.459	-0.563
X6	0.876	0.775	-0.633	0.861	-0.375	-0.087
Y6	-0.795	-0.058	-0.342	-0.813	0.760	-0.206
X7	0.862	0.907	-0.556	0.762	-0.155	0.154
Y7	-0.917	-0.315	0.184	-0.992	0.816	0.124
X8	0.861	0.793	-0.654	0.841	-0.342	-0.085
Y8	-0.382	0.470	-0.554	-0.507	0.830	0.034
X9	-0.230	0.611	-0.351	-0.451	0.910	0.375
Y9	-0.331	0.483	-0.678	-0.417	0.729	-0.104
X10	0.932	0.830	-0.483	0.859	-0.308	0.126
Y10	-0.512	0.140	-0.734	-0.457	0.490	-0.503
X11	0.933	0.777	-0.519	0.894	-0.392	0.025
Y11	-0.359	0.487	-0.583	-0.479	0.810	0.014
X12	0.732	0.655	-0.794	0.793	-0.420	-0.360
Y12	-0.341	0.497	-0.615	-0.453	0.785	-0.015
X13	0.837	0.695	-0.513	0.935	-0.499	-0.063
Y13	0.159	0.809	-0.825	0.095	0.472	-0.045

## 5.3 相関関係の可視化

表9,10では、各運動能力と各関節との強い相関関係はわかるが、どの関節にどの運動能力が関わっているのかを一目で確認することができない。そのため、分析したデータを用いて、運動能力が関わっている関節の可視化を行った。この時、前から見たとき(図22)かつ、横から見たとき(図23)のスパイクフォームを使用した。

ミートと強い相関関係のある関節を緑色、タイミングと強い相関関係のある関節を紫色、肩関節測定1と強い相関関係のある関節を赤色、肩関節測定2と強い相関関係のある関節を桃色、肩関節測定3と強い相関関係のある関節を橙色、そうでない座標を青色で示した。

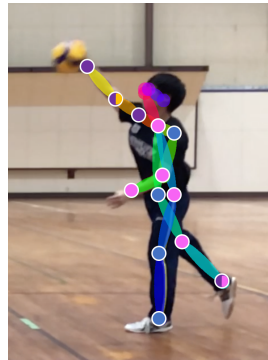


図22 関係の可視化 (横)

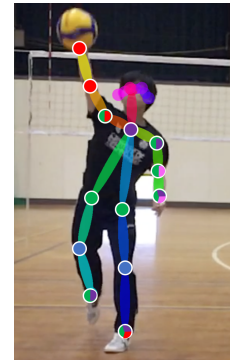


図23 関係の可視化 (横)

## 5.4 各被験者の関節と運動能力との可視化

各運動能力と各関節との相関関係の結果(節5.2)を用いて、各被験者に必要な運動能力を調査する。具体的には、各被験者の問題のある関節(節4.1)かつ、横から見た各関節と運動能力との相関関係のある関節または、前から見た各関節と運動能力との相関関係のある関節の場所に、節5.3と同じ色で示した(図24~図25)。

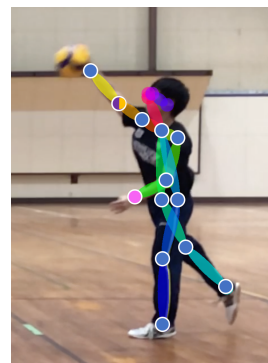


図24 被験者1(横)

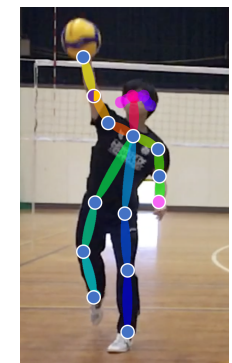


図25 被験者1(前)

各関節と各運動能力の相関関係において、被験者1の場合、スパイクミスの原因となる関節の中で特に右腕の関節に注目した。図24,25より、右腕の肘関節のブレを改善するにはタイミング能力と肩関節測定1の柔軟性を身につける必要があることが判明した。また被験者2の場合、スパイクミスの原因はほぼ全ての関節に影響があるとわかる。そのため、被験者2は今回調査した肩関節測定4以外の運動能力を全て身につける必要があると考えた。被験者3の場合、スパイクミスの原因となる関節の中で特に両肩関節に注目した。図28,29より、両肩関節のブレを改善するにはミート能力とタイミング能力、肩関節測定1の柔軟性を身につける必要があることが判明した。被験者4の場合、スパイクミスの原因となる関節が様々な箇所分布されていることがわかる。したがって、体の軸がブレやすいのではないかと考えた。図30,31より、被験者2と同じように今回調査した肩関節測定4以外の運動能力を全て身につける

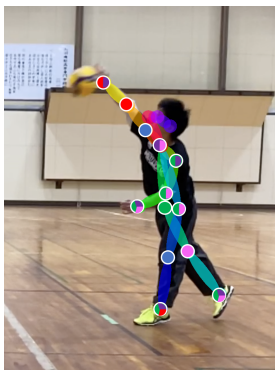


図 26 被験者 2 (横)

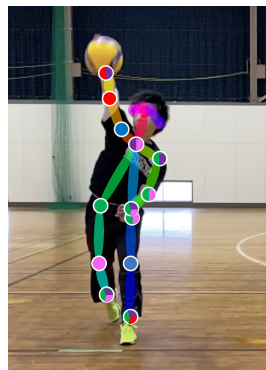


図 27 被験者 2 (前)



図 28 被験者 3 (横)

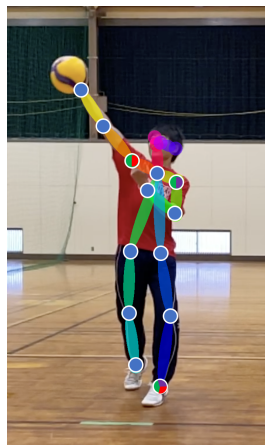


図 29 被験者 3 (前)

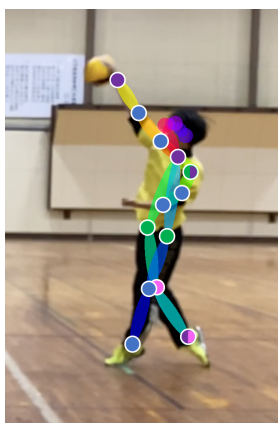


図 30 被験者 4 (横)

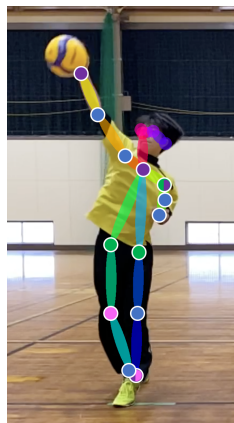


図 31 被験者 4 (前)

る必要があると判断した。以上のことから、各被験者によって身につけるべき運動能力が異なってくる結果となった。

## 6. 結言

本研究では、バレーボールを題材に、SVMによるスパイクフォームの分析を行った。具体的には、バレーボール初心者のスパイク練習方法としてジャンプせずに打つスパイク

を対象とした。この際、OpenPoseによって骨格検出したデータを用いて、男子バレーボール部員4人のスパイクの成否判定を行った。この方法により、各被験者がスパイクを打つ際、どの骨格・関節に問題があるのかを明確にした。また、各被験者の運動能力を調査し、スパイクミスの原因と運動能力の相関関係を明らかにした。以上のことから、各被験者によって身につけるべき運動能力が異なってくるのが明確になった。

## 参考文献

- [1] 橋原孝博, バレーボールのスパイク技術に関する運動学的研究-高い打点で強く打撃するためのスイング動作として役立つ動き-, 広島体育学研究, 14 巻, 11-22, 1988
- [2] 増村雅尚, Walter Quispe Marquez, スイング速度の異なるバレーボール選手のスパイク動作に関する研究-スパイク動作指導におけるポイント-, スポーツ方法学研究, 20 巻 1 号, 85-97, 2007
- [3] Zhe Cao, Gines Hidalgo, Tomas Simon, Shih-En Wei, Yaser Sheikh, OpenPose-realtime multi-person 2D pose estimation using Part Affinity Fields, arXiv preprint arXiv:1812.08008, 2018
- [4] Tomas Simon, Hanbyul Joo, Iain Matthews, Yaser Sheikh, Hand Keypoint Detection in Signal Image using MultiView Bootstrapping, CVPR, 2017
- [5] Zhe Cao, Tomas Simon, Shih-En Wei, Yaser Sheikh, Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, CVPR, 2017
- [6] Shin-En Wei, Varun Ramakrishna, Takeo Kanade, Yaser Sheikh, Convolutional pose machines, CVPR, 2016
- [7] Chang, Chih-Chung, Lin, Chih-Jen, LIBSVM-A Library for Support Vector Machines, ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, vol.2, no.3, 1-27, 2011