



単眼バレーボール映像を用いたアタック位置予測

佐藤綱祐¹⁾, 渡辺啓太²⁾³⁾, 矢野博明¹⁾, 岩田洋夫¹⁾

1) 筑波大学 (〒305-8571 茨城県つくば市天王台 1-1-1, kosuke@vrlab.esys.tsukuba.ac.jp)

2) 桐蔭横浜大学 3) 日本バレーボール協会

概要: 我々はこれまでにバレーボールにおけるアタック練習を支援するブロックマシンを提案している。タブレット操作によりシステムを操作する手法を確立し、効果的な練習が行えることを示しているが、手動による操作のため、ブロック位置とアタック位置の誤差により、練習の効率が低下する問題点が報告されている。そこでブロックマシンを自動で動作させるために、選手位置をリアルタイムで取得し、アタック位置を予測する手法を提案する。

キーワード: Player Position Prediction, OpenPose, Human-Robot Interaction, Sports Training, Volleyball

1. はじめに

近年、工学的技術を応用して、スポーツ分野における運動技能向上を目的とした様々な手法が確立されている[1-4]。我々はこれまで、バレーボールにおけるアタック技能向上のための新しいトレーニングシステムとしてブロックマシンを開発している[5][6]。バレーボールの試合において、勝利するためにはアタック効果率が大きな要因を占めるといわれている。ブロックマシンはアタック効果率向上のために、選手のブロック動作の本質的再現を目的としている。本システムはアタック練習内容を充実させるシステムとして実際の練習現場において活用されており、またその練習効果に関しても定性的・定量的に示されている[7]。

ブロックマシンは現在、タブレット PC を用いた手動操作によってブロック動作の位置指定が行われている。GUI アプリケーションにより様々なブロックパターンを意図的に提示し、対戦相手を想定した実践的な練習が行える利点を有する反面、手動操作によるブロック位置の指定精度に欠点がある。この指定精度が低下する原因として、タブレット操作者のアタック位置予測誤差、およびタブレット操作における指先のポインティング精度、以上 2 点の複合原因が考えられる。そのため、タブレット操作により動作するマシンのブロック位置とアタッカーのアタック位置が一致しないシーンが練習中に一定頻度で観測され、これまでに練習現場からも改善要求の意見があがっている。そこでタブレット操作による手動位置指定の精度問題を解決するため、システムがアタック位置を自動で予測し、マシンを動作させる手法を本研究で提案する。

スポーツシーンにおける選手・ボールの位置推定に関す

る研究はこれまで多く行われている。例えば、ボール画像の色相情報を用いる手法[8]、ユニフォームの色相情報[9]や背番号[10]を用いる手法などが挙げられる。これらの手法は一般的に高い認識精度を示しているが、本研究が目的とする練習中におけるシーン（以下、練習映像）においては適用可能性が低いといえる。その理由として、練習映像は試合映像といくつか異なる状況が観測されるためである。例えば試合映像ではコート内のボールの個数が 1 つに限定されるが、練習映像では複数個（十数個）のボールが点在している。さらにこれらのボールは試合の公式球ではないケースや、すり減ったボールなども混在している。上記条件から、色相情報を用いる手法やテンプレートマッチング、機械学習などの手法は適用が困難であるといえる。また試合映像では選手全員が指定のユニフォームを着用しているが、練習映像では主に練習着を着用しているため、選手を特定することは困難である。そこで本研究は、高速・高精度に人の骨格情報を推定できる OpenPose[11]を用いて練習映像内の選手位置を推定し、選手の動作からアタック位置を予測する。OpenPose は CNN を用いて単眼画像から人の 18 つの特徴点（図 1 左、詳細は後述）を推定するフレームワークであり、オクルージョンに対しても頑健であるため、着衣によらずコート内の複数の選手の状態をリアルタイムで推定することが可能となる。

2. アルゴリズム

2.1 選手位置推定

選手の位置推定手法として OpenPose を利用し、その特徴点を用いる。OpenPose で得られる特徴点は図 1 に示す

Kosuke SATO, Keita WATANABE, Hiroaki YANO,
Hiroo IWATA



図 1 OpenPose で取得される特徴点

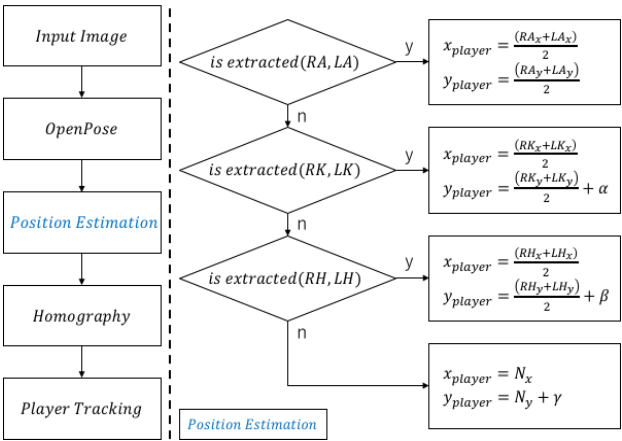


図 2 選手位置推定アルゴリズム

通りであり、鼻・首・両肩・両肘・両手首・両尻・両膝・両足首・両目・両耳の 18 点である（本研究で用いる特徴点 2-13 のみ略称を併記している）。OpenPose のライブラリは、画像を入力情報とし、その画像内で認識された人数、およびそれぞれの人における特徴点の画像座標と信頼スコアが出力される。そこで本研究では両足首（RA, LA）の中点を選手位置とし、その位置推移を選手の軌跡とする。

処理の流れを図 2 に示す。アタックシーンを含む練習映像に対して、各フレームを画像ファイルとして OpenPose を用いて選手位置推定を行う。得られた座標値は画像座標値となるため、バレーボールコートの特徴点（センターライン両端と手前アタックライン両端の 4 点）を用いて射影変換を行い、コート座標を得る。次いで、各フレームのコート座標系における選手位置を、フレーム間の近傍位置を対応づけて同一選手の位置軌跡として動作の認識を行う。なお、選手同士のオクルージョンなどにより両足首の画像座標値が取得できない時は両膝、または両尻、または首の特徴点を用いて代替値とする（図 2 右側）。添字は画像左上を原点、右方向 x 軸正方向、下方向 y 軸正方向とするときの画像座標の x, y 座標値である。α, β, γ の画素数については実験的に算出する。

2.2 アタック種類

バレーボールのアタック種類について整理する。アタック種類は、クイック攻撃、サイド攻撃、バックアタック攻撃の 3 種類に大きく分かれる。クイック攻撃は主にネット中央からの素早い攻撃、サイド攻撃はネット両端からの

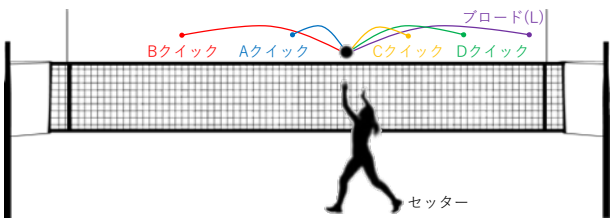


図 3 アタック種類

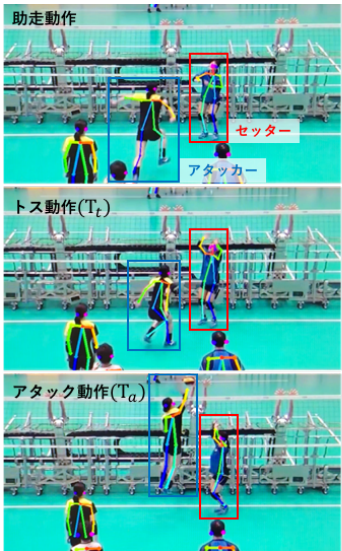


図 4 トス動作認識

攻撃、バックアタックはアタックライン後方からの攻撃である。本研究ではまず、アタック位置指定精度の影響が最も大きいクイック攻撃に焦点を当て、アタック位置予測手法を構築する。クイック攻撃はセッターとアタッカーの位置関係から A, B, C, D クイックとブロード(L)の 5 種類に分けられる（図 3）

2.3 打点予測

アタック位置を予測するにあたり、ブロックマシンの動作速度を考慮して、アタックが打たれる時刻から約 600[ms]前に認識する必要がある。またアタックのタイミングを認識するにあたり、セッターのトス動作を認識する必要がある。そこでセッターのトス動作を、両腕の挙上動作（図 4 式(1)）として定義する。式(1)の条件により認識されたトス動作の時刻(T_t)とアタック動作の時刻(T_a)の時間差は、時間余裕(T_m , 式(2))として定義される。予備実験から、全てのクイック攻撃において、時間余裕が 600[ms]以上あることが確認された。そこでトス動作を認識のタイミングとし、それ以前のアタッカーの動作軌跡から打点位置を予測する。

セッターのトス動作が認識されるまでのアタッカーの位置軌跡から、アタック位置を推定する手法として線形近似を用いる。一般にアタックのための助走は直線軌道であることから、トス動作判定までの数フレーム分の選手位置からアタック位置予測線を算出し、打点位置予測を行う。

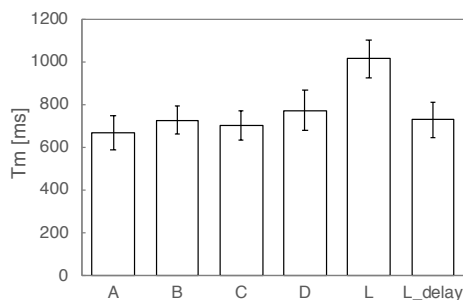


図 5 各攻撃の時間余裕

3. 実験

3.1 事前準備

実際の練習映像を用いて、本手法のアタック位置予測精度を検証した。2016 年に行われた全日本女子合宿練習において、ブロックマシンを使用して行われたアタック練習時に撮影された動画を用いた。6 日間に渡って撮影された動画を事前にアタックシーンのみ抽出した後、アタック種類毎に 1 つの動画ファイルにまとめた。動画内の練習では、2 名のセッターと 3 名のアタッカーによる練習が含まれていた。体育館 2 階コート後方からハンディカムにより俯角をつけて撮影した動画 (1920×1080[pixel], 30[fps]) を OpenPose 用に処理し (1280×720[pixel], 15[fps]), オフライン処理で実験を行なった。

トス動作認識時から N フレーム前のアタッカー位置軌跡を用いて線形近似を行い、アタック位置をセンターラインから L[cm]の時のとした時の、実際のアタック位置(真値)との比較検証を行なった。予測に使用したフレーム数 N は 3~8 フレーム、センターラインからの距離 L は 0~100[cm]内を 10[cm]毎に算出した。A,B,C,D クイックとブロード(L)のそれぞれに分けて予測値と真値の誤差を検証した。なお真値は、トス動作認識以降のフレームも OpenPose による認識を行い、目視によりアタック動作までフレームを進め、アタック動作の時刻におけるアタッカーの重心の位置(両尻の midpoint)を手動で求めた。

3.2 結果

認識されたシーンは、A クイック 150 シーン、B クイック 125 シーン、C クイック 68 シーン、D クイック 87 シーン、ブロード 71 シーンであった。アタック種類毎の時間余裕を図 5 に示す。全てのアタック種類において、平均時間余裕が 600[ms]以上であることがわかる。ブロード(L)のみ時間余裕が非常に大きいため、トス動作認識後 5 フレーム分も選手軌跡として使用し、L_delay で表す。

フレーム数 3,4,5 フレーム (トス動作認識前 133, 200, 267 [ms]前までの助走軌跡)を用いた線形近似による予測の例を図 6 に示し、予測値(p_i)と真値(t_i)との二乗平均平方根(RMS)を図 7 に示す。また本手法の評価指標として、マシンのブロック幅の半分以上に予測値が入っている確率 ($|p_i - t_y| < \text{マシン幅の半分}$)を予測成功率として定義する。フレーム数 3,4,5 フレームを用いた線形近似における予測成功率を図 8 に示す。

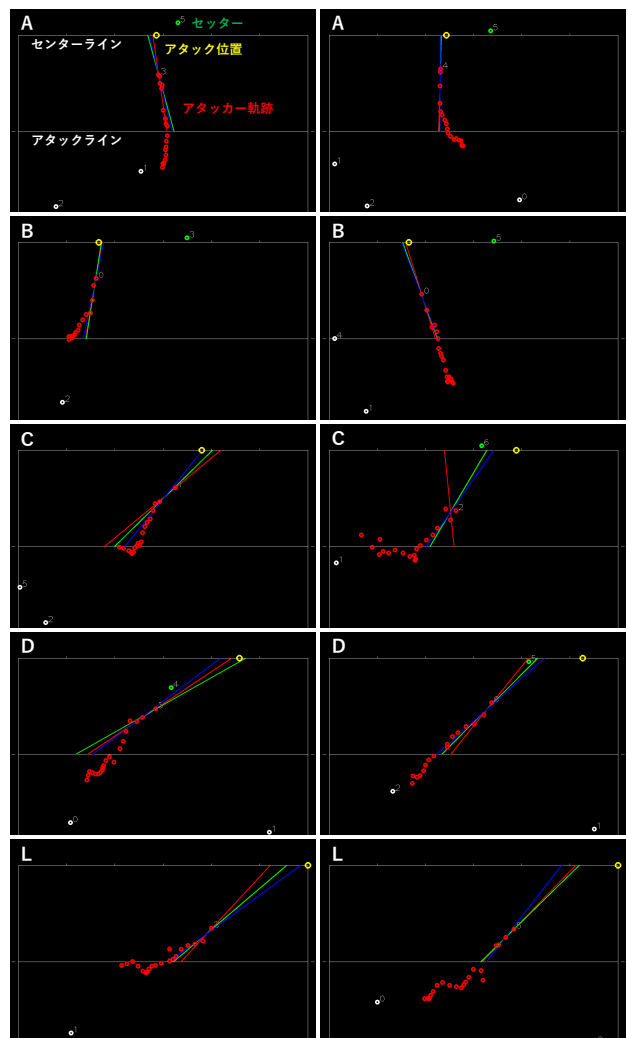


図 6 アタック位置予測の例示 (赤丸：アタッカーの軌跡 20 点，緑丸：トス動作認識時のセッターの位置，黄色丸：実際のアタック位置，赤線：3 点近似予測線，緑線：4 点近似予測線，青線：5 点近似予測線)

$$RMS_{A,B,C,D,L} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - t_i)^2}$$

4. 考察

アタック位置予測精度について考察する。A,B クイックについては、3-5 フレームを用いた線形近似でのアタック位置 40-60[cm]の RMS が 20-30[cm]であり、小さい誤差での予測が可能であることがわかった。予測成功率に関しても A クイックで 70-80[%], B クイックで 70[%]前後であり、高い確率でアタック位置にブロックを提示できるといえる。これまでのブロックマシンを用いた練習では、コーチによるタブレット PC 手動操作のアタック-ブロック位置の整合性が 60[%]前後と報告されている。よって、本手法は AB クイックにおいて、手動操作以上の精度でブロックを提示できる。また手動操作ではタブレットの操作にコーチ 1 人分を費やすため、精度が同等程度でも練習現場の人員不足を解決できるために有効であるといえる。

一方で C,D クイック、ブロード L に関しては RMS が

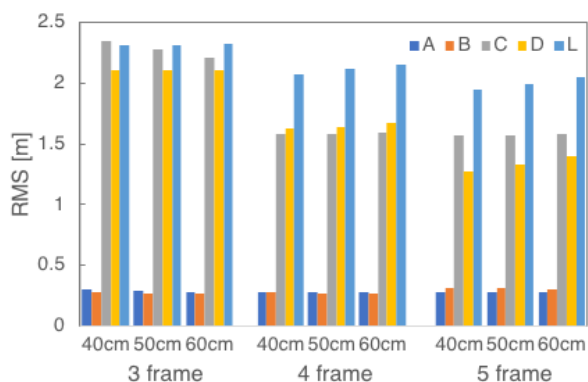


図7 アタック位置予測の誤差

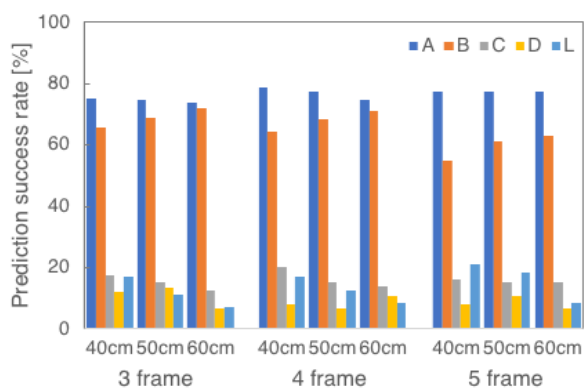


図8 予測成功率

1[m]以上、予測成功率に関しても20[%]以下であり、十分な予測精度を得ることができなかった。A,B クイックと大きく異なる点として2点考えられる。1点目は、助走軌道が斜めであることから、センターラインからの距離によるアタック位置がばらつく傾向が考えられる。2点目はトス動作認識後に助走軌道の傾きが大きく変化することである。今後は多次元近似や確率的手法を用いた予測手法を構築する。

5. まとめと今後の展望

本項ではクイック攻撃に着目し、セッターのトス動作とアタッカーの走り込み動作からアタック位置を約600ms前に予測する手法を提案し、その精度の検証を行なった。クイックの中でも、A,B クイックに対して本手法は有効であることが示され、コーチによる手動操作よりも精度の高いブロックが提示可能であることが示唆された。一方で他のクイックに関しては、別の予測アルゴリズムが必要であることが明らかとなった。助走軌跡が一定でないことが原因であると考えられるため、トス動作時のセッターとの位置関係など、他の変数も考慮した予測を今後検討する。またクイック攻撃だけでなく、サイド攻撃やバックアタック攻撃なども試合において多く用いられる攻撃であるため、今後は他の攻撃手法に関しても同様に検証を行なっていく。

また、単眼映像からの選手位置推定手法を構築することで、練習映像や試合映像などからデータセットを収集することが可能となり、今後の大量の学習データを用いること

で機械学習[12]による、より精度の高い予測手法を構築することが可能となる。

さらに、本項で提案した手法はオーバーハンドパスによるトス動作を認識のトリガーとして推定を行ったが、アンダーハンドパスによるトス動作では判定されない。今後はトス動作によらず、アタッカーの助走動作からアタック位置を予測する手法を構築していく。

参考文献

- [1] Mads Jensen Møller, et al.: Keepin'it real: challenges when designing sports-training games, Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, pp.2003-2012 (2015).
- [2] Helen C. Miles, et al.: A review of virtual environments for training in ball sports, Computers & Graphics, Vol.36, No.6, pp.714-726 (2012).
- [3] Julian Stoev, et al.: Badminton playing robot - a multidisciplinary test case in mechatronics, IFAC Proceedings Volumes, Vol.43, No.18, pp.725-731 (2010).
- [4] Yazhou Huang, Lloyd Churches, and Brendan Reilly: A case study on virtual reality American football training, Proceedings of the 2015 Virtual Reality International Conference, No.6, pp.1-5 (2015).
- [5] Kosuke Sato, et al.: Development of a block machine for volleyball attack training, IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1036-1041 (2017).
- [6] Kosuke Sato, et al.: Development and assessment of a block machine for volleyball attack training, Advanced Robotics, Vol.31, No.21, pp.1144-1156 (2017).
- [7] 佐藤綱祐ら: バレーボールにおけるブロックマシンの開発と運用, 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.22, No.4, pp.467-476 (2017).
- [8] Hua-Tsung Chen, et al.: Ball tracking and 3D trajectory approximation with applications to tactics analysis from single-camera volleyball sequences, Multimedia Tools and Applications, Vol.60, No.3, pp.641-667 (2012).
- [9] Chengzhe Li, et al.: FPGA-based volleyball player tracker, ACM SIGARCH Computer Architecture News, Vol.44, No.4, pp.80-86 (2017).
- [10] 丸山裕士ら: バレーボール試合映像からの実時間選手追跡システム, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol.13, No.1, pp.225-226 (2014).
- [11] Zhe Cao, et al.: Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields." IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1302-1310 (2017).
- [12] Yuuki Horiuchi, Yasutoshi Makino and Hiroyuki Shinoda: Computational foresight: forecasting human body motion in real-time for reducing delays in interactive system, Proceedings of the ACM International Conference on Interactive Surfaces and Spaces, pp.312-317, (2017).