

1. はじめに

近年のスポーツ映像処理技術の向上は著しく、2022年サッカーワールドカップでは、“半自動オフサイドテクノロジー”が導入されるなど、スポーツと映像処理の関係は密接になってきている。文献[1]によると、IEEEの国際会議であるCVPR (Computer Vision and Pattern Recognition) に併設されたワークショップであるCVSportsでは、人や物体の追跡、行動認識、イベント検出、戦術分析やトレーニング支援など様々な領域で研究が行われている。特にサッカーを研究対象にされることが多い。

そこで、サッカーのキックモーションにおいて、スポーツバイオメカニクス(体の動く仕組みを物理的にアプローチし解析する学問)の観点から3次元姿勢推定を用いてキックの可視化と評価を行う。具体的には、3次元座標における両膝関節角度の時間推移を可視化させ、サッカー経験者と未経験者で蹴り方によいような違いがあるのかを評価する。また、本研究では球速の高いシュートを打つことを目的として動作解析を行う。

2. 関連研究

2.1. サッカーにおけるスポーツバイオメカニクス

サッカーにおけるキックモーションをスポーツバイオメカニクスの観点から評価するために田所著の文献[2]を引用すると、サッカーでのキック動作は、蹴り足とボールに関する物体の衝突運動として考えられる(図1)。キックのインパクト時にボールが止まっている場合を考えると、図1のように蹴り足の速度と重さによって球速が決まる(ボールの質量は一定)。したがって、蹴り足を速く、重くすることが重要である。蹴り足を重くすることに関して、慣性質量(物体の動きにくさ)の考え方から、足首を固定して蹴ることで蹴り足の質量を大きくすることができるが、今回用いる3次元姿勢推定技術では足首角度の推定が難しいため、蹴り足を速くする方法に焦点を当てて解析する。蹴り足を速くする方法は主に4つあり、“助走でエネルギーを生み出す”、“軸足でブレーキをかける”、“骨盤が回りやすい状態を作る”、“蹴り足がムチ動作になる”などの方法があげられる。本研究では、3次元両膝関節角度を測定することで、“軸足でブレーキをかけているか”と“蹴り足がムチ運動になっているか”に焦点を当てて解析する。

2.2. 3次元姿勢推定

姿勢推定技術にはOpenPoseなどがあり、それを用いてキックモーションの熟練度を分類する研究[3]が関連研究としてあるが、OpenPoseは出力が2次元間接座標であるため、本研究ではStrided Transformerという3次元姿勢推定アルゴリズムを用いた。

Strided Transformer[4]とは、2021年3月にWenhao Liらによって提案された3次元姿勢推定手法で、ChatGPTなどで使われているTransformerをベースとした3次元姿勢推定アルゴリズムで

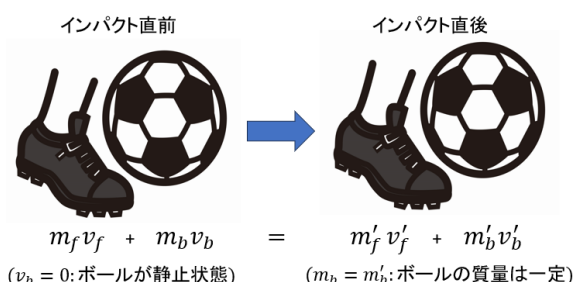


図1 蹴り足とボールの衝突運動

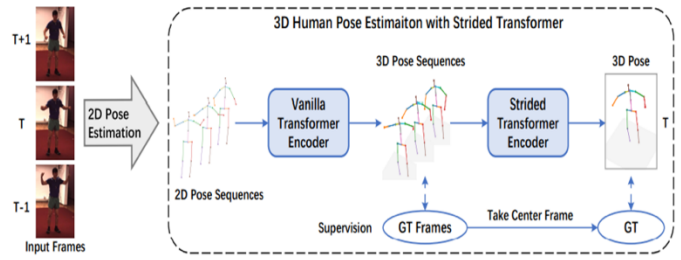


図2 Strided Transformerのアーキテクチャ

ある。Strided TransformerはVanilla Transformer Encoder(VTE)とStrided Transformer Encoder(STE)から構成され(図2)、VTEで2Dポーズのシーケンスを3Dポーズシーケンスにモデリングし、STEでモデリングした3Dポーズを集約して1つのポーズを出力することでデータの冗長性がなくなり、計算コストを削減している。また、ベンチマークデータセットHuman3.6MとHumanEval-IにおいてSOTA(state of the art)を達成している。

Strided Transformerを用いる利点として、2D映像を入力として単眼で3次元姿勢推定を容易に行うことができる。そのため本研究では、Strided Transformerを用いて3次元関節情報を取得する。

3. 解析手法

前述のとおり、Strided Transformerを用いて時系列3次元座標情報をcsvファイルで取得し、取得した3次元座標情報を用いて3次元ベクトルの内積をとることで間接角度を算出する。実行環境はGoogle Collaboratoryで、無料で使用することが可能なT4 GPUを利用した。図3は、YouTubeに掲載されている動画を入力としてStrided Transformerを実行した結果である。また、キックモーションを評価するために複数被験者にシュートをしてもらい、サッカー経験者と未経験者のデータセットを収集する。それぞれの動画に対してStrided Transformerを実行し、各被験者の時系列間接角度データを取得する。

次に、取得した時系列間接角度データを評価するために、各フレーム時刻に存在する複数データに対して最尤推定を行い、ガウス分布をフィッティングして信頼区間95%の点をグラフに出力する(図4)。信頼区間が狭いとデータのばらつきが少ないため各被験者が同じようなデータを取り、逆に信頼区間が広いとデータのばらつきが大きいため各被験者が異なるデータをとることになる。すなわち、信頼区間の大小によって、共通した蹴り方かそうでないかを読み取ることができる。

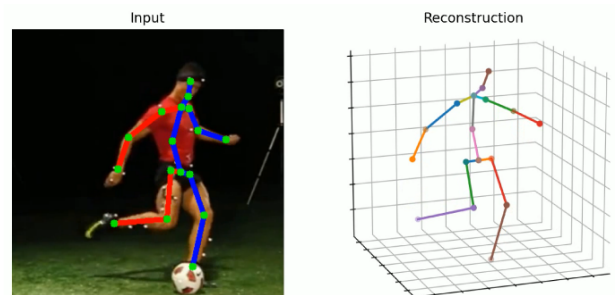


図3 YouTube動画を輸入とした3次元姿勢推定結果

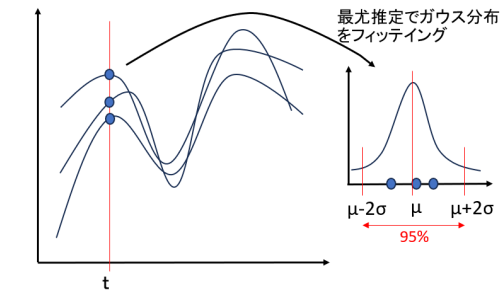


図4 最尤推定によるガウス分布フィッティング

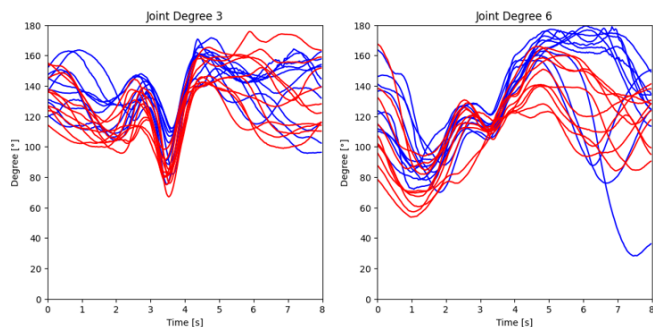
4. 評価実験

データセットについて、サッカーやフットサルの経験者5人と未経験者5人にそれぞれ2本ずつ「球速の速いシュートを打つこと」を目的としてシュートを打ち、iPhone SE 第二世代を用いて240fps(8倍スロー)で撮影した。その後、撮影した動画をシュートのインパクト時前後4秒を手動でトリミングし、計8秒のスロー動画を20サンプル作成した。ここで経験者とは、「サッカーやフットサルをクラブで3年以上活動経験のある被験者」且つ、「月一以上でサッカーやフットサルを行う被験者」とし、それ以外を未経験者として定義した。撮影条件は図4のように設定した。全被験者の関節角度推移は図5に示す。

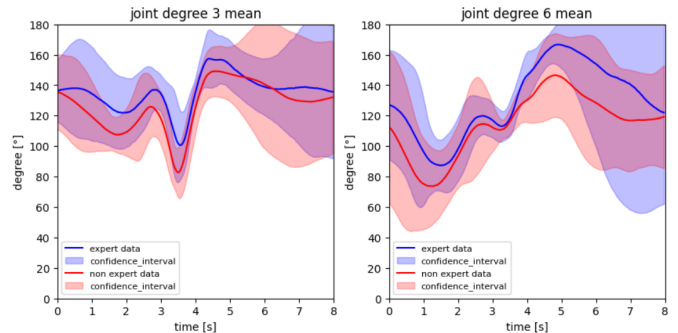
また、最尤推定によるガウス分布フィッティングは図6のようになり、この図から、キック時4秒前後の蹴り足は経験者、未経験者ともに角度が急激に大きくなる、すなわちムチ運動をしていることがわかる。信頼区間が狭いのも時間が4秒前後であることから、被験者は共通した蹴り方をしていると考えられる。また未経験者より経験者の方が、全体的に角度が大きい。つまり関節が伸びていることが分かる。次に軸足について、経験者と未経験者でキック時前後のデータが大きく異なることが示されている。未経験者のキック前後のデータはばらつきが大きく、その平均値も経験者より低い。つまり軸足が曲がっている。経験者はキック前後のデータのばらつきが少なく、キック後の角度が大きくなっている。これは、経験者は共通して、軸足を伸ばしている、つまり軸足でブレーキをかける姿勢を作れていることを示している。



図4 撮影条件



(a)蹴り足の角度推移 (b)軸足の角度推移
図5 全被験者の関節角度推移



(a)蹴り足の角度推移 (b)軸足の角度推移
図6 最尤推定によるガウス分布フィッティング結果

5. 結論

本研究では、Strided Transformerを用いて間接角度推移を計算し、スポーツバイオメカニクスの観点から間接データの評価を行った。また各フレーム時刻において、最尤推定によるガウス分布フィッティングを行うことで経験者と未経験者のキックモーションの違いを考察した。解析結果から、経験者、未経験者ともに蹴り足はムチ運動をしているが、軸足は経験者の方が伸びていた。すなわち経験者と未経験者での大きな違いは、軸足でブレーキをかけて蹴り足を加速しているかどうかであることが確認された。

6. 今後の展望

最後に、本研究を通して、3次元姿勢推定と関節データ解析方法について改善する余地がある点を述べる。

3次元姿勢推定について、本研究ではデータセットを生成する際に手動でキックインパクト時を探して動画をトリミングしていたが、物体検知などを用いることでボールが動いた瞬間から前後4秒切り抜くようなシステムを導入すれば、データセット作成が容易になる。また、Strided Transformerの推定時間短縮、足首関節座標の追加などがあげられる。

関節データ解析方法について、本研究では触れなかったが、逆強化学習による潜在的な報酬関数を推定する研究も進めている。卓球における逆強化学習[5]では、相手から来たボールの位置や跳ね返り角度、プレイヤーの位置を状態とし、プレイヤーが相手コートにボールを打った時のボールの位置や跳ね返り角度などを行動として、マルコフ決定過程モデルとして考えることで報酬関数を学習している。本研究においても、各関節の角度を状態、角度の動かし方を行動とみなせば、マルコフ決定過程モデルとして捉えられ、逆強化学習が適用できるのではないかと。逆強化学習で、スポーツバイオメカニクスの観点にはなかった潜在的な特徴を可視化することを目指し、引き続き研究をしていく。

参考文献

- [1] 渡辺裕, “スポーツ情報処理の研究動向”, 映像情報メディア学会誌 Vol. 74, No. 4, pp. 649~653, 2020
- [2] 田所剛之, “東大卒キックコーチが教える本当に正しいキックの蹴り方”, 日本文芸社, 2023年4月20日 第一刷発行
- [3] 金子和樹, 中村拓馬, 矢入郁子, 平田均, “OpenPoseを用いたサッカー熟練度の分類”, The 34th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2020
- [4] Wenhao Li, Hong Liu, Runwei Ding, Mengyuan Liu, Pichao Wang, Wenming Yang, “Exploiting Temporal Contexts with Strided Transformer for 3D Human Pose Estimation”, arXiv:2103.14304v8 [cs.CV] 11 Jan 2022
- [5] Muelling, K., Boularias, A., Mohler, B. et al. “Learning strategies in table tennis using inverse reinforcement learning.” Biol Cybern 108, 603–619, 2014