

立位からの疾走開始において疾走方向を予測され難いステップ技術： 機械学習から構築された判別モデルを用いて

Sprint start technique to make the sprinting direction less predictable:
a machine learning approach with the discriminative models

佐藤隆彦（びわこリハビリテーション専門職大学リハビリテーション学部、
立命館大学スポーツ健康科学総合研究所）
長野明紀（立命館大学スポーツ健康科学部）
伊坂忠夫（立命館大学スポーツ健康科学部）

抄録

侵入型スポーツにおいて攻撃側選手が守備側選手をかわす為には、時空間的な速さに加え、疾走方向を予測され難い動作が望ましい。本研究では、疾走方向を予測され難いステップ技術を明らかにするために、立位姿勢からの疾走開始に用いられるフォワードステップとフォルスステップの間で、運動情報を用いた機械学習により疾走方向を判別した際の正解率を比較・検証した。侵入型スポーツを専門とする10名の男性選手が各ステップ技術を用いて右方向と後ろ方向へ疾走開始した際の運動情報（200Hz）を基に、再帰型ニューラルネットワークによる疾走方向の判別モデルを構築した。判別に用いるデータを時間方向に増加させ、正解率の変化をステップ技術間で比較した。フォワードステップにおける正解率の方が遅れて上昇が始まることで、約0.1秒の区間でフォルスステップよりも有意に低値を示した（ $p < 0.05$ ）。同程度の判別精度により長時間の運動情報を要するフォワードステップの方が、疾走方向を予測され難いことが示唆された。

1 緒言

各種のフットボールに代表される侵入型スポーツでは、ボールの争奪や相手選手との駆け引きを目的とした高強度での疾走動作が繰り返される。一回あたりの疾走距離は20 m程度であり（Andrzejewski et al., 2015; McLellan et al., 2013; Rivilla-García et al., 2019）、このような極めて短い距離の疾走タイムは、競技レベルが高い選手ほど優れていることが報告されている（Keogh et al., 2003;

Reilly et al., 2000）。疾走距離の短さを考慮すると、タイムの改善においては最大疾走速度よりも疾走開始直後の加速能力の向上が重要だと考えられる。このような背景から、疾走開始に用いるステップ技術の習得・精錬は、侵入型スポーツにおけるアスリートにとって重要な課題だと考えられており、日々のトレーニングメニューにも広く採り入れられている。

立位姿勢から前方へ疾走開始する際には、疾走方向へ一歩目をステップするフォワードステップと、疾走方向とは反対に一歩ステップした後に疾走を開始するフォルスステップのいずれかが一般的に用いられる。スポーツの指導現場では長らく、疾走方向とは反対に身体の一部を移動させるフォルスステップは疾走方向への素早い移動を妨げるという考えから、フォワードステップを用いた疾走開始を習慣づけるトレーニングが実践されてきた。しかしながら、立位姿勢から前方へ開始された極めて短い距離の疾走におけるタイムや速度を比較した研究では、一つの研究を除き（LeDune et al., 2012）、フォワードステップよりもフォルスステップの方が優れていた（Brown and Vescovi, 2004; Cronin et al., 2007; Cusick et al., 2014; Frost et al., 2008; Frost and Cronin, 2011; Jownson et al., 2010; Schwenzfeier et al., 2020）。また、側方や後方への疾走開始においても、フォワードステップとフォルスステップのいずれかが用いられており（Sato et al., 2021）、側方への疾走開始ではフォワードステップの方が疾走タイムや疾走速度において優れていることが明らかとなっている（Sato et al., 2018; Sato et al., 2024）。このように、疾走開始に用いられるステップ技術については、時空間的な速さを生み出す上での有効性に着目した研究が広く行われており、指導の方向性を見定めるための根拠とな

り得る知見がスポーツ現場にもたらされている。

侵入型スポーツでは、得点を獲得する為に攻撃側選手がゴールに向かって侵入を試みる際、守備側選手はルールで許容される範囲の身体接触によって侵入を妨害する。守備側選手は攻撃側選手の動作に反応して受動的に妨害を開始する為、攻撃側選手にとって早期に疾走方向を看破される事態は避けなければならない。したがって、攻撃側選手の侵入成功率を高める上で、時空間的な速さを高めることと同時に、守備側選手に疾走方向を看破され難い運動技術を用いることが重要となる。しかしながら、疾走開始に用いられるステップ技術について、疾走方向の予測難度に着目した研究は、筆者らの知る限り存在しない。

そこで本研究では、フォワードステップとフォルスステップについて、疾走開始する局面の身体動作を視認する相手選手がその後の疾走方向を予測する難度を比較・検証することを目的とした。アスリートの予測能力に着目した研究では、限られた期間の視覚情報から後の動作や現象を予測させる時間的遮蔽法が広く用いられているものの (Fallow et al., 2005; Jackson et al., 2006), 対象者間で判断に一貫性が無い、または同一対象者内でも同じ判断を繰り返し得ることが難しいといった不確かさを伴う。これらの問題を回避する方法として、本研究では視覚情報に相当するデータとしてモーションキャプチャで計測された身体各部位の三次元座標を基に機械学習によって構築された判別モデルを用いた予測精度から、各ステップ技術における疾走方向の予測難度を評価した。近年、データの判別や予測には機械学習が広く活用されており、特に順序性を有するデータの処理を目的に設計された再帰型ニューラルネットワーク^{注1)}は、高精度な自然言語処理や文章生成を可能としている (Jordan, 1986; Elman, 1990; Mikolov et al., 2011; De Mulder et al., 2015)。また、再帰型ニューラルネットワークはビデオ映像分析やモーションキャプチャによって取得された時系列データを用いた動作認識にも活用されており (Du et al., 2015; Yan et al., 2018), 本研究で用いるデータセットの取り扱いに適している。本研究では、全てのデータに対して同一のアルゴリズムから判別処理を実行し、主観的な判断に伴う不確かさが排除された結果を得ることで、予測難度評価における客観性を担保した。一方で、実際のアスリートがどのような情報を基準に判断を下しているかは定かではなく、何かしらの条件を満たした瞬間に判断を下すといった時系列的な身体運動変化に依存しない意思決定プロセスも想定される。本研究では、可能性として想定されうる意思決定プロセスの中から、時系列的な身体運動情報を基に判断を下している可能性に焦点を当て、疾走方向を予測され難いステップ技

術に関する知見の確立に繋がる探索的検証を行った。

II 方法

1. ローデータ

本研究では、他の研究で収集された後に完全に匿名化されたローデータを用いた。ローデータは、肩幅程度の距離に各足が位置した立位姿勢 (パワーポジション) から右方向および後ろ方向へ全力疾走を開始する局面における、身体各部位に貼付された反射マーカの三次元座標データと地面反力データであった。なお、各疾走方向についての試行順はランダム化されていた。反射マーカは全身48点に貼付されており、200Hzでサンプリングされていた。地面反力は1000Hzでサンプリングされており、左右各足に作用した反力を個別に記録していた。ローデータを収集された対象者は、関西学生リーグの一部に所属するチームで侵入型スポーツに取り組む大学生アスリート (サッカー選手5名; ラクロス選手5名) であり、一人の対象者につき各疾走方向についてフォルスステップを用いた疾走開始が2試行、フォワードステップを用いた疾走開始が2試行、合計8試行のデータを本研究に用いた (図1)。サッカーとラクロスは大きさが同程度の屋外フィールドで行われ、守備側選手の妨害をかいぐりつつゴールに向かって侵入を試みることで得点機会を得るという競技特性が類似していることから、本研究では両スポーツの選手を区別することなくデータ分析を行った。

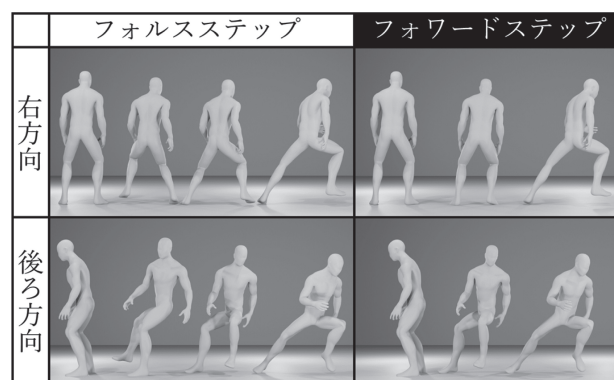


図1 各条件におけるステップの順序
フォルスステップでは動作開始直後に疾走方向とは反対へステップする。フォワードステップでは反対方向へステップすることなく疾走方向へステップする。

2. 前処理

地面反力データの鉛直成分において直前50フレームについて算出された平均値と標準偏差を基に、平均値を基準に標準偏差の3倍を超える変動が検出されたフレーム

を動作開始と定義した (Sato et al., 2024). また, 1000Hz から200Hzにダウンサンプリングした際のフレームを反射マーカの座標データにおける動作開始フレームとした. 先行研究によって報告された幾何学モデルに基づき (Hanavan, 1964), 動作開始フレームにおける身体重心位置を算出した. 実験室座標系について記述されたローデータを, 動作開始フレームにおける身体重心位置を原点, 鉛直上方向をz軸, 水平面における身体の正対方向をx軸, z軸とx軸の外積をy軸とする固定座標系について記述した数値に変換した. 一つのマーカについてx座標, y座標, z座標の順に並べ, これを48個のマーカについて繰り返した. これらの座標データについて動作開始から1秒間の200フレームをトリムすることで, 各試行について特徴量を144, 時系列方向のデータサイズを200とする配列データを作成した. 疾走方向を示すラベルデータは, 右方向を1, 後ろ方向を0として, 整数で設定した. 一連の前処理プロセスには, Matlab 2024a (Mathworks社)を用いた.

3. 判別モデル

反射マーカの座標データの特徴量とした時系列データを基に疾走方向を示すラベルデータを出力する判別モデルを, 10次元の隠れ層^{注2)}を一層持つ再帰型ニューラルネットワークによって構築した. 損失関数^{注3)}には交差エントロピー誤差を, 最適化アルゴリズム^{注4)}にはAdamを用いた. 各対象者の8試行を, 疾走開始に用いたステップ技術と疾走方向の組み合わせからなる4条件について各1試行が含まれる2つのミニバッチ^{注5)}に分割し, 各プロセスに用いた. 実際の試合中において, 守備側選手はどちらのステップ技術も用いられ得る可能性を考慮しなければならないため, 本研究で構築した判別モデルには双方のステップ技術を学習させた. 判別モデルを構築する為の学習プロセスおよび判別結果の出力には, Pythonの機械学習ライブラリであるPyTorchを用いた.

4. 精度検証

Stratified group K-fold法による交差検証として, 7名による計56試行のデータを学習した判別モデルを用いて, 残った3名による計24試行のデータを基に疾走方向を示す整数を出力するプロセスを, 7名対3名に分割する $_{10}C_3$ 通りの組み合わせについて実行した. 同一データの学習を反復する回数を意味するエポック数を決定する為の予備検証として, 200フレームの全データを用いた出力結果から, 疾走方向を示すラベルデータを正しく出力できた試行数の全体に対する割合を正解率として算出した. 設定された疾走方向への身体重心変位における

第200フレームの平均値は, 全ての条件において1mを超えており, 実際の試合中に行われる1対1の局面を想定すると, 確実に疾走方向を判別できる段階だと考えられる (図2). このような段階において疾走方向を確実に判別できるモデルの精度が得られるエポック数として, プラトーを明らかに超えた15を本研究の検証に用いるエポック数に設定した (図3). 第11フレームまでの区間から検証を開始し, 時系列方向の最終データを1フレームずつ200フレームまで増加させた190通りのデータサイズで交差検証を繰り返した.

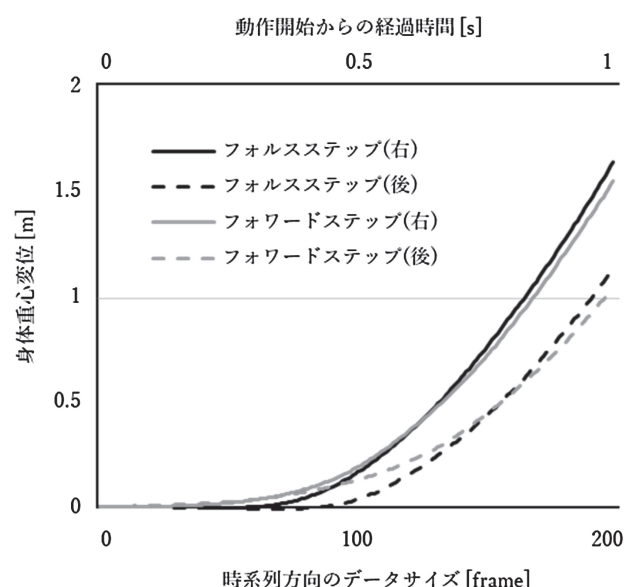


図2 各条件において設定された疾走方向への身体重心変位
各フレームにおいて算出された身体重心位置の3次元座標から疾走方向の成分を抽出し, 各条件における平均値を示した.

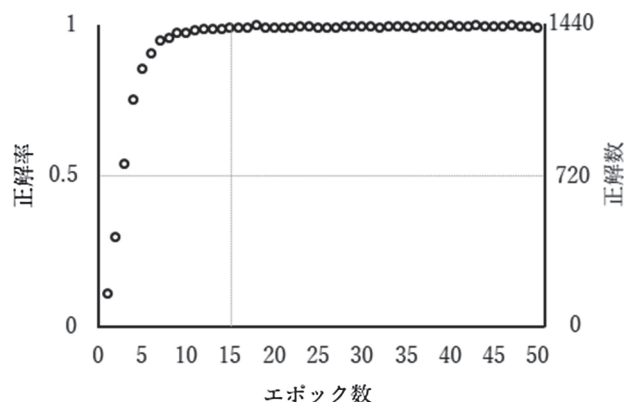


図3 エポック数による正解率の変化
全200フレームを用いた交差検証の結果から, フォールステップとフォワードステップの平均値として算出した.

5. 予測難度評価

時系列方向の各データサイズにおいて、交差検証により24試行の出力結果を $_{10}C_3$ 通りの分割パターンにおいて記録することで、総数2880の判別結果が得られた。各ステップ技術について正解数を1440で除すことで、時系列方向の各データサイズにおける正解率を算出した。各データサイズにおいて算出された正解率を時系列方向の最終データに相当する時刻における予測難度の指標とし、190サンプルの時系列データとみなした。各ステップ技術における正解率の時系列データを用いた4変数ロジスティック回帰によって、フレーム数で記述した時間を説明変数、正解率を目的変数とする関数を導出した。全190フレームについて、各ステップ技術における正解数と不正解数をカウントしたクロス表を基に χ^2 値を算出した。また、4変数ロジスティック回帰から得られた関数を用いて平滑化された正解率を基に、各フレームにおける χ^2 値を算出した。 χ^2 値の時系列データから、5%水準における閾値である3.841を上回った局面を予測難度が異なる局面と定義した。また、各フレームにおけるクロス表および4変数ロジスティック回帰から得られた関数を用いて平滑化された正解率から、フォルスステップにおける正解率をフォワードステップにおける正解率で除すことにより、オッズ比の時系列データを算出した。一連の予測難度評価プロセスには、Matlab 2024a (Mathworks 社) を用いた。

III 結果

いずれのステップ技術においても動作開始からの時間経過に伴い、正解率は0.5程度で横ばいの区間を経て急激に増加を開始し、分析区間の中盤以後では1に近い値で横ばいとなった(図4)。これらの結果を基に4変数ロジスティック回帰によって得られた各変数を表1に示す。いずれのステップ技術においても、下極限は0.5を上回っており、95%信頼区間に0.5は含まれなかった。上極限はフォルスステップと比較してフォワードステッ

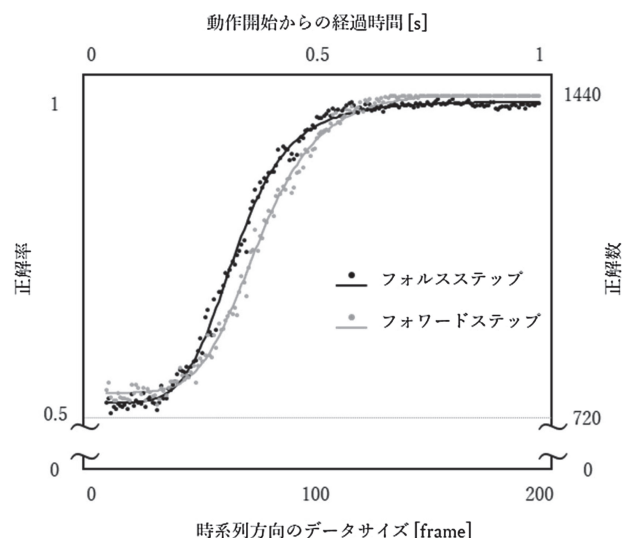


図4 各ステップ技術における正解率の時系列データ
交差検証により得られた正解率をプロットし、4変数ロジスティック回帰により得られた平滑化データを実線で示した。

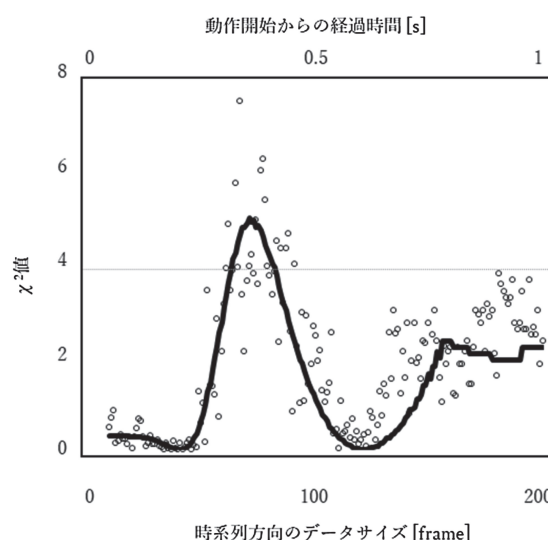


図5 χ^2 値の時系列データ
交差検証により得られた正解数から算出された値をプロットし、平滑化データから算出された値を実線で示した。5%水準における統計的有意性の判定に用いられる閾値である3.841を点線で示した。

表1 4変数ロジスティック回帰の結果

	フォルスステップ	フォワードステップ
a (下極限)	0.530 (0.526 – 0.534)	0.545 (0.542 – 0.548)
b (スロープ変数)	5.753 (5.553 – 5.952)	5.778 (5.585 – 5.971)
c (変曲点における説明変数)	67.443 (66.979 – 67.907)	77.479 (76.984 – 77.974)
d (上極限)	0.991 (0.989 – 0.993)	1.008 (1.005 – 1.011)
決定係数	0.997	0.997

カッコ内には95%信頼区間を示した。説明変数をx、目的変数をyとした場合、ロジスティック関数は $y = d + (a-d) / (1 + (x/c)^b)$ である。

ブの方が高値であり、いずれのステップ技術においても95%信頼区間に1は含まれなかった。スロープ変数は同程度であり、変曲点近傍における変化パターンは類似していた。変曲点はフォワードステップと比べてフォルスステップの方が10フレームほど小さく、フォルスステップの方が10フレームほど早く急激な増加が始まっていた。平滑化された正解率を基に算出された χ^2 値の時系列データでは、65フレーム目から83フレーム目までの区間で閾値を上回っていた（図5）。非平滑化データでは間欠的であるものの、より広い区間で χ^2 値が閾値を超えていた。平滑化データと非平滑化データのいずれにおいても、この区間におけるオッズ比は一貫して1を上回っており、最大で1.1程度であった（図6）。

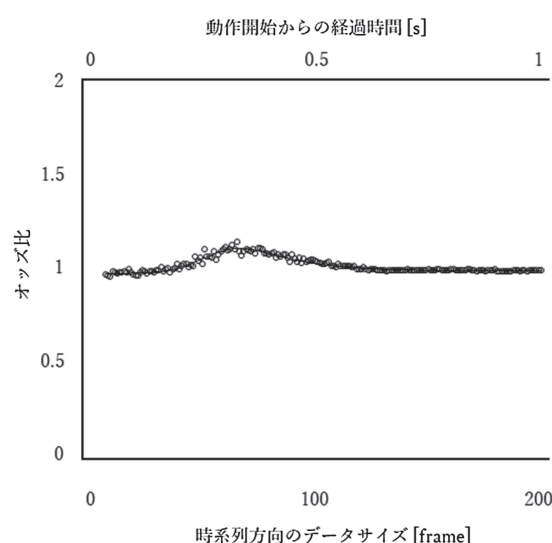


図6 オッズ比の時系列データ
フォルスステップの正解率をフォワードステップの正解率で除すことで算出した。交差検証により得られた正解率から算出された値をプロットし、平滑化データから算出された値を実線で示した。

IV 考察

本研究では、疾走を開始する局面において相手選手に疾走方向を予測され難いステップ技術を明らかにするために、機械学習によって構築した判別モデルによる予測精度をフォルスステップとフォワードステップの間で比較した。いずれのステップ技術においても交差検証によって得られた正解率の時系列データは、およそ0.5から1に向かって急激に増加するシグモイド曲線様の变化を示した。4変数ロジスティック回帰における決定係数はいずれのステップ技術についても0.997を上回っており、正解率の時系列データはロジスティック関数によって妥当に平滑化されたと考えられる。平滑化データから算出された χ^2 値の時系列データは、正解率が急激に増

加する局面における約0.1秒間、統計的有意差を示す閾値を超えていた。また、非平滑化データから算出された χ^2 値の時系列データでは、間欠的ではあるものの、より長時間を通して閾値を超えていた。この区間におけるオッズ比が一貫して1を上回っていたことから、フォルスステップと比較してフォワードステップの方が疾走方向を予測され難い局面が存在することが示された。

動作開始を基準とした11フレーム目から200フレーム目までの分析区間全体を通して、交差検証によって得られた正解率が0.5を下回することはなかった。また、いずれのステップ技術においてもロジスティック関数の下極限は0.5を上回っており、95%信頼区間に0.5が含まれることもなかった。これらの結果から、動作開始直後の微細な運動であっても判別精度に僅かながらも学習効果をもたらすことが示唆された。また、4変数ロジスティック回帰によって得られた他の変数に着目すると、スロープ変数が同程度であった一方、変曲点はフォルスステップの方がフォワードステップと比較して約10フレーム早かった。これらの結果は、同様の時系列変化がフォルスステップにおいてより早期に起こっていたことを意味する。したがって、フォルスステップの方がフォワードステップと比較して、およそ0.05秒早く正解率の急激な上昇が始まったと考えられる。シグモイド曲線の性質上、説明変数における変曲点の差がもたらす目的変数への影響は、変曲点近傍で大きくなり、極限に近づくほど小さくなる。これらの要因により、各ステップ技術の変曲点を含む区間における正解率に、統計的有意差が認められるほどの差が生じたことが示唆された。また、この局面における身体重心変位について図2を基に比較すると、いずれの疾走方向についても一貫してフォワードステップの方が大きかった。したがって、正解率の差は身体が移動した距離の大小に由来するものではなく、各ステップ技術特有の時系列的な姿勢変化によって疾走方向の予測難度が異なることが示唆された。

本研究で算出された正解率について、0.5を「全くどちらとも分からない」、1を「確信している」というように選手が自身の予測に抱く自信の程度とみなせば、正解率がほぼ1に達している動作開始から0.5秒後には、相手選手の疾走方向を確実に識別できることを意味する。実際の試合中に行われる1対1の局面では、守備側選手が攻撃側選手のフェイントにかかり、誤った方向へ妨害動作を開始してしまうシーンが散見される。したがって、妨害を成功させる上で守備側選手に確信を抱けるまでの時間的猶予は無く、それ以前のどこかで意思決定を下し、妨害動作を開始していると考えられる。選手がどの段階で意思決定を下すかは、競技特性、相手選手との間合い、相手選手の体力要素など、様々な要因によ

り変動すると考えられる。しかしながら、本研究で得られた正解率の時系列データは、同様の变化パターンにおいてフォワードステップに時間遅れが生じていた為、正解率が急激に上昇する局面においては一貫してフォワードステップの方がフォルスステップと比較して予測され難いことが示された。したがって、守備側選手の意思決定のタイミングに関わらず、フォルスステップと比較してフォワードステップの方が有効な妨害を受けるリスクが低く、侵入の成功率を高めると考えられる。

本研究ではStratified group K-fold法による交差検証の結果を基に統計分析を行った。この手法により、ローデータの収集対象となった10名におけるモデルの汎化性能を高めることで、より妥当な正解率が得られた。これを基に算出された χ^2 値に対して統計的有意差を示す閾値を照らし合わせることで、ステップ技術間における正解率の差を示す根拠とした。しかしながら、この統計モデルは、各対象者から固有のデータを収集することで標本に認められた差異が母集団の特性を示すか否かを判定する一般的な仮説検定を行っている訳ではない。したがって、知見の一般化には慎重にならざるを得ない。機械学習で構築されたモデルから得られる出力には、学習プロセスに用いたデータと評価プロセスに用いたデータの双方が影響する為、各対象者固有の計測値を収集することは不可能であり、ヒトを対象とした研究で一般的に用いられる仮説検定を行うことが難しい。交差検証に用いるデータセットをより多くの対象者から収集することで、得られた知見をより一般化することができると考えられる。

本研究では再帰型ニューラルネットワークから得られる出力を基に検証を行ったが、選手が実際に思考するプロセスと合致するかは明らかでない。時系列的な変化に捉われず、何かしらの条件を満たした瞬間に意思決定を下している可能性も否定できない。また、各身体部位の速度や加速度を判断材料としている可能性も考えられる。今後の研究として、特徴量の選択を含め、他の機械学習モデルを用いた検証を重ねることにより、実際のアスリートから収集した判別結果との整合性を評価することで、アスリートの認知・判断プロセスの解明にも繋がると期待される。加えて、本研究では右方向と後ろ方向への疾走開始を対象としており、他の疾走方向が選択肢に含まれた場合にいかなる結果となるかは不明である。他の方向への疾走開始やフェイント動作なども含めることで、より複雑な判別タスクを用いることにより、複雑な実際の競技により近い環境を想定した検証が望まれる。

V まとめ

本研究により、立位姿勢からの疾走開始ではフォルスステップと比較してフォワードステップを用いた方が相手選手に疾走方向を予測され難いことが示唆された。したがって、侵入型スポーツにおける1対1の局面では、攻撃側選手はフォワードステップを用いて侵入を試みるにより、攻撃の成功率を高められると期待される。疾走開始に用いられるステップ技術に関して、これまでに広く研究対象とされてきた時空間的な速さとは異なる側面に着目したことで、相手選手との駆け引きの中でステップ技術を選択する際の新たな判断材料となる示唆が得られた。しかしながら、疾走方向についての予測難度を機械学習で構築した判別モデルの正解率から評価する試みを通して、研究手法上の弱点や解決すべき課題が明らかとなった。これらに順次対応を重ねることにより、より多くの要因が関連する複雑な判断プロセスを解明することが可能となるであろう。本研究で着目した疾走方向の予測難度に加え、先行研究で広く着目されている時空間的な速さや、接触時の優劣に影響する体格面での特性など、様々な要因が侵入の成功率に関連すると考えられる。これらの要因について包括的に議論することで、想定される状況や目的に適したステップ技術の選択が可能となり、侵入型スポーツにおける競技力向上に貢献できる研究成果が得られると期待される。

注

注1) 機械学習で用いられる人工ニューラルネットワークモデルの内、隠れ層と呼ばれる過去の情報を引き継ぐ機能を有したものを指す。時系列的に変化する特徴量を用いることで、ある時刻における各特徴量(入力)と、それ以前の時間における特徴量を反映した隠れ層から、その時刻における出力を得る。本研究のような時系列データの判別や、過去のデータから将来を予測するなど、時系列データの活用に幅広く用いられている。

注2) 再帰型ニューラルネットワークにおいて、ある時刻における特徴量から出力を得る際に、過去の特徴量の傾向を付加する役割を担う。その時刻における隠れ層は、それ以前の時間における特徴量を基に構成される。隠れ層の次元と層の数を増やすほど、より高度な判別が可能となる一方、計算コストも大きく増加する。

注3) モデルの学習プロセスにおいて、出力されるべき値(正解値)と現状のモデルから得られた出力(予測値)との誤差を評価するための関数である。本研究

で用いた交差エントロピー誤差は、確率分布から正解値と予測値の自然対数の積を計算する関数であり、判別問題に広く用いられている。

注4) 損失関数によって評価された誤差を小さくするために、モデル内の変数をどのように更新するか決定するためのアルゴリズムである。モデル内の変数を更新した際、必ずしも誤差が減少するとは限らない。したがって、アルゴリズムが優れているほど、限られた回数の変数更新によって、より優れたモデルを構築することが可能となる。本研究で用いたAdam (Adaptive moment estimation) は、それまでに変数を更新した際の「方向」と「大きさ」を記憶することで、次の更新で「どの方向」に「どれほど」変数を変化すべきか導き出すアルゴリズムであり、デファクトスタンダードとして様々な分析に用いられている。

注5) 入力データの全体を複数の小分けに分割したものを意味し、各プロセスではミニバッチ単位での実行が繰り返される。本研究のローデータには対象者1名につき4条件のデータが2試行ずつ含まれていたため、各条件を1試行ずつ含む4試行から成るミニバッチが各対象者について2つ作成された。

文献

- Andrzejewski, M., Chmura, J., Pluta, B., and Konarski, J.M. (2015) Sprinting activities and distance covered by top level Europa league soccer players. *Int. J. Sports Sci. Coach.*, 10: 39-50.
- Brown, T.D., and Vescovi, J.D. (2004) Is stepping back really counterproductive? *Strength Cond. J.*, 26: 42-44.
- Cronin, J.B., Green, J.P., Levin, G.T., Brughelli, M.E., and Frost, D.M. (2007) Effect of starting stance on initial sprint performance. *J. Strength Cond. Res.*, 21: 990-992.
- Cusick, J.L., Lund, R.J., and Ficklin, T.K. (2014) A comparison of three different start techniques on sprint speed in collegiate linebackers. *J. Strength Cond. Res.*, 28: 2669-2672.
- De Mulder, W., Bethard, S., and Moens, M. F. (2015) A survey on the application of recurrent neural networks to statistical language modeling. *Comput. Speech Lang.*, 30: 61-98.
- Du, Y., Wang, W., and Wang L. (2015) Hierarchical recurrent neural network for skeleton based action recognition. *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. CVPR*, 1110-1119.
- Elman, J. L. (1990) Finding structure in time. *Cogn. Sci.*, 14: 179-211.
- Farrow, D., Abernethy, B., and Jackson, R.C. (2005) Probing expert anticipation with the temporal occlusion paradigm: experimental investigations of some methodological issues. *Mot. Control*, 9: 330-349.
- Frost, D.M., and Cronin, J.B. (2011) Stepping back to improve sprint performance: a kinetic analysis of the first step forwards. *J. Strength Cond. Res.*, 25: 2721-2728.
- Frost, D.M., Cronin, J.B., and Levin, G. (2008) Stepping backward can improve sprint performance over short distances. *J. Strength Cond. Res.*, 22: 918-922.
- Hanavan, E.P. (1964) A mathematical model of the human body. Aerospace Medical Research Laboratory Technical Report, No. AMTR-TR-64-102, Aerospace Medical Research Laboratory, Wright-Patterson Air Force Base: Ohio.
- Jackson R.C., Warren, S., and Abernethy, B. (2006) Anticipation skill and susceptibility to deceptive movement. *Acta Psychol.*, 123: 355-371
- Johnson, T.M., Brown, L.E., Coburn, J.W., Judelson, D.A., Khamoui, A.V., Tran, T.T., and Uribe, B.P. (2010) Effect of four different starting stances on sprint time in collegiate volleyball players. *J. Strength Cond. Res.*, 24: 2641-2646.
- Jordan, M. I. (1986) Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine. *Proc. Annu. Meet. Cogn. Sci. Soc.*, 8: 531-546.
- Keogh J.W.L., Weber C.L., and Dalton, C.T. (2003) Evaluation of anthropometric, physical, and skill-related tests for talent identification in female field hockey. *Can. J. Appl. Physiol.*, 28: 397-409.
- LeDune, J.A., Nesser, T.W., Finch, A., and Zakrajsek, R.A. (2012) Biomechanical analysis of two standing sprint start techniques. *J. Strength Cond. Res.*, 26: 3449-3453.
- McLellan, C.P., Coad, S., Marsh, D., and Lieschke, M. (2013) Performance analysis of super 15 rugby match-play using portable micro-technology. *J. Athl. Enhanc.*, 2: 1000126.
- Mikolov, T., Kombrink, S., Burget, L., Černocký, J., and Khudanpur, S. (2011) Extensions of recurrent neural network language model. 2011 IEEE ICASSP, 5528-5531.

- Reilly, T., Williams, A.M., Nevill, A., and Franks, A. (2000) A multidisciplinary approach to talent identification in soccer. *J. Sports Sci.*, 18: 695-702.
- Rivilla-García, J., Calvo, L.C., Jiménez-Rubio, S., Paredes-Hernández, V., Muñoz, A., van den Tillaar, R., and Navandar, A. (2019) Characteristics of very high intensity runs of soccer players in relation to their playing position and playing half in the 2013-14 Spanish La Liga season. *J. Hum. Kinet.*, 66: 213-222.
- Sato, T., Fukuhara, Y., Fujimoto, M., and Isaka, T. (2018) Forward and false step techniques used for standing sprint start in a sideways direction: which is superior? *ISBS Proc. Arch.*, 36: 450-453.
- Sato, T., Fukuhara, Y., and Isaka, T. (2021) Step techniques for backward and sideward sprint starts used by high-level male soccer players. *Heliyon*, 7: e07333.
- Sato, T., Fukuhara, Y., Kobayashi, Y., and Isaka, T. (2024) Which is superior in improving the performance of short-distance sprints starting in a lateral direction, forward- or false-step technique? *Heliyon*, 10: e26277.
- Schwenzfeier, A., Rhoades, J.L., Fitzgerald, J., Whitehead, J., and Short, M. (2020) Increased sprint performance with false step in collegiate athletes trained to forward step. *Sports Biomech.*, 21: 958-965.
- Yan, S., Xiong, Y., and Lin, D. (2018) Spatial temporal graph convolutional networks for skeleton-based action recognition. *Proc. AAAI Conf. Artif. Intell.*, 32: 7444-7452

付記

本研究は、東京体育学会「令和4年度若手研究助成事業」の支援を受けて実施した。

連絡責任者

住所：〒527-0145 滋賀県東近江市北坂967

氏名：佐藤 隆彦

電話番号：0749-46-2311

E-mail：t-satou@fc.ritsumei.ac.jp