

試合映像由来のトラッキングデータを用いた サッカー選手の攻守評価

Offensive and Defensive Evaluation of Soccer Players Using Tracking Data Derived from Match Videos

前島 涼弥*
Ryoya Maejima

田原 康之*
Yasuyuki Tahara

大須賀 昭彦*
Akihiko Ohsuga

清 雄一*
Yuichi Sei

1 はじめに

現代のサッカー界では、データを活用した試合分析が盛んに行われている。特に、パスやシュートといったアクションが試合結果に与える影響を分析することは重要な課題とされている。近年では、選手が試合中に行ったアクションから得られたアクションデータを機械学習モデルに取り入れ、選手の貢献度を算出する手法が注目されている。例えば、Decroos らは、試合中のアクションを SPADL(Soccer Player Action Description Language) と呼ばれる言語に変換し、いくつかの特徴量と組み合わせることでアクションの価値を定量化することで、選手の貢献度を評価するモデルを提案した [1]。また、Toda らは、アクションデータの中でも特に守備的なアクションに着目し、それらがチームの守備成績にどのように寄与しているかを評価する指標を構築した [2]。さらに、前島らは、これらの研究を統合し、守備的なアクションを含めた攻守両面から選手の貢献度を総合的に評価する新たなモデルを提案した [3]。

しかし、アクションデータにはボール保持者のアクションしか含まれておらず、ボールを非保持者の動きやポジショニングといったアクション外の貢献を捉えることができないという課題がある。これを補うためには、試合中の全選手の動きを記録したトラッキングデータが必要である。トラッキングデータは、主に 2 つの方法で取得される。1 つは、スタジアム内に複数台の高精度カメラを設置し、画像処理によって選手やボールの位置を自動で検出・記録する方法である。この方法は、たとえば TRACAB システムに代表されるように、実際に J リー

グの試合においても活用されており、機械学習と組み合わせたプレイ認識への応用が報告されている [4]。もう 1 つは、選手に GPS や加速度センサーを内蔵したデバイスを装着させ、その動きを記録する方法である。たとえば Catapult 社や STATSports 社のシステムは、スプリント距離や高強度走行といった運動負荷の計測に活用されており、その信頼性や精度は実証されている [5]。いずれの方法も高コストかつ運用に制約があり、データは一部のチームや企業によってのみ取得されているため、一般公開は極めて限られている。

このような背景を踏まえ、本研究では、単一の試合映像から全選手の座標を推定し、それをトラッキングデータとして利用することで、従来のアクションベースの評価では捉えきれなかった情報を取り込んだ新たな選手評価モデルを提案する。具体的には、一般に公開されている試合映像を用いて選手の座標を予測し、作成したトラッキングデータを前島らが提案した選手評価モデルに統合することで、選手の貢献度をより多面的に評価することを目指す。なお、ゴールキーパーに関しては、移動範囲が極めて小さく、座標推定の意義が少ないため、評価対象から除外する。

2 関連研究

2.1 VAEP と VDEP

Decroos らは、サッカーにおける選手の貢献度を評価するため、選手が行ったアクションの価値を確率の推定を通じて計算する VAEP(Valuing Actions by Estimating Probabilities) モデルを提案した [1]。このモデルでは、アクションの価値を得点確率 P_{scores} と失点確率 $P_{concedes}$ の推定によって求めており、その計算式は以下の通りである。

*1 電気通信大学

$$V(a_i, x) = \Delta P_{scores}(a_i, x) + (-\Delta P_{concedes}(a_i, x)) \quad (1)$$

ここで、 a_i はアクションを、 x はチームを表している。このモデルは攻撃評価において高い精度を達成したが、守備評価の精度に課題が生じた。失点確率に基づいた評価では、大きなピンチなど失点に近いアクションの影響が大きく、ピンチが少ないチームの選手が正当な評価を受けにくくなっていったためである。

この課題を解決するため、前島らはチームの守備の評価指標である VDEP (Valuing Defensive Engagements in Probability) [2] を VAEP モデルに導入することで、選手を攻守両面から総合的に評価する新たなモデルを提案した [3]。VDEP では、チームの守備をボールを奪う確率 $P_{recoveries}$ と有効な攻撃をされる確率 $P_{attacked}$ の推定によって求めており、その計算式は以下の通りである。

$$V_{dep}(S_i) = \Delta P_{recoveries}(S_i) - C * \Delta P_{attacked}(S_i) \quad (2)$$

ここで、 S_i はゲーム状態を表し、 C は調整用のパラメータである。前島らは、VDEP を VAEP モデルに導入するために、チームではなく選手個人を評価するように変更し、それを守備の評価指標として用いた。最終的な選手の評価式は以下の通りである。

$$V(a_i, x) = \Delta P_{scores}(a_i, x) + \gamma * V_{dep}(a_i, x) \quad (3)$$

ここで、 γ は補正值である。このモデルは VAEP モデルの守備面の評価指標を改善することで、VAEP モデルよりも高い精度で選手を評価できることを示した。

2.2 Game State Reconstruction

従来の選手評価手法は、主にパスやシュートなどボール保持者のアクションに基づく分析が中心であり、ボール非保持者の動きやポジショニングといった貢献は十分に捉えられていなかった。この課題に対し、全選手の座標情報を映像から復元する Game State Reconstruction (GSR) 技術が注目されている。

Somers らは、単一の試合映像からピッチ上の全選手の 2 次元座標および識別情報 (背番号・チーム・役割) を復元するためのデータセットおよびベースライン手法である SoccerNet-GSR を提案した [6]。この研究では、検出、追跡、識別、カメラキャリブレーション、背番号認識など複数の処理を組み合わせたパイプラインを構築することで、選手の座標予測と追跡を可能にした。

本研究では、SoccerNet-GSR を用いて得られた全選手の座標情報を活用し、ボール非保持者の空間的な貢献を含む、アクションのみに依存しない選手評価を行う。これにより、従来モデルでは見逃されがちだった選手のポジショニングや守備的貢献を定量化した、より網羅的な選手評価を目指す。

3 アプローチ

本研究では、アクションデータを用いた選手評価に加え、映像から予測した選手の 2 次元座標 (トラッキングデータ) を活用することで、ボール非保持者の動きを含む多角的な選手評価モデルを提案する。提案モデルの概要図を以下に示す。

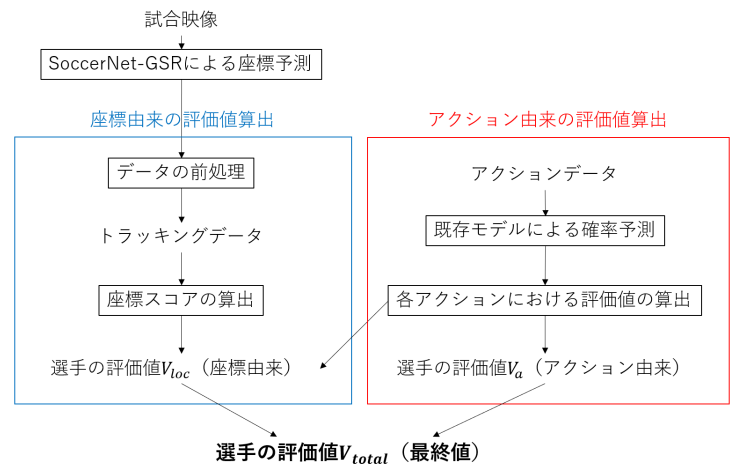


図 1 提案モデルの概要図

まず、SoccerNet-GSR を用いて試合映像から選手の座標と識別情報を推定する。これらの推定データに対し、4 つの処理を施し、アクションデータに適合したトラッキングデータを作成する (3.2 節参照)。次に、アクションデータとトラッキングデータそれぞれに由来するスコアを算出することで、各選手に対して 2 種類の評価値を得る (3.3 節参照)。最終的な選手評価値は 2 つの和として計算される。

3.1 アクションデータの概要

本研究では、選手のアクションを定量的に評価するために、StatsBomb が提供するアクションデータを活用した。このデータは、試合中の各アクションを詳細に記録しており、選手評価モデルの基盤として広く利用されている。アクションデータは、各アクションに関して以下の情報を含んでいる。

- StartTime: アクションの開始時間

- EndTime：アクションの終了時間
- StartLoc：アクションが開始した場所 (x, y)
- EndLoc：アクションが終了した場所 (x, y)
- Player：アクションを行った選手
- Team：選手の所属するチーム
- ActionType：アクションの種類
- BodyPart：アクションに使用した体の部位
- Result：アクションの結果

3.2 トラッキングデータの作成

本研究では、試合映像から推定した選手の座標と識別情報を基に、アクションデータに適合するトラッキングデータを作成する。なお、識別情報は以下の4つで構成される。

- jersey number：選手の背番号
- role：選手の役割
- team：チーム種別
- track id：同じ選手を追跡するための ID

この推定データに対し、以下の4つの処理を行う。

3.2.1 背番号情報の補正

既存モデルでは背番号認識の精度に欠陥が見られたため、独自の方法で補正を行う。映像の冒頭を含めた一部の track id に対して手動で背番号の正解を入力し、未入力 of track id には過去の時刻の選手間の相対座標関係および現在の周囲選手の座標を用いて背番号を推定する。

3.2.2 映像外の選手の座標情報の補完

時刻 t での選手 i が映像外となる場合の座標 $l_i(t)$ は、その選手が映像に映った直前と直後の座標を線形補完することで算出する。

3.2.3 映像による時刻のフィルタリング

アクションデータとの時系列を一致させるために、時刻によるフィルタリングを行う。時刻 t における全選手の座標を $\mathbf{L}(t) = \{l_i(t)\}_{i=1}^N$ とする。なお、キーパーを除く全選手の数 N は 20 人なので、 $N = 20$ となる。このとき、アクションデータに含まれる時刻集合 T_a に対し、トラッキングデータには、 $\{\mathbf{L}(t) | t \in T_a\}$ のみを使用する。

3.2.4 座標情報の補正

アクションデータに記録されている座標情報と推定座標のずれを補正する。時刻 t におけるアクションデータ実行者の座標はアクションデータより $l_a(t)$ 、同時刻のトラッキングデータに対応する同選手の座標を $l_i(t)$ とすると、その差分は $\Delta l(t) = l_a(t) - l_i(t)$ となる。全選手の

座標に対し、 $\Delta l(t)$ を加算することで、アクションを行った選手の座標とアクションデータの座標が一致するように補正しながら、同時刻の他選手の座標も同様に平行移動させる。

3.3 選手評価

本研究では、アクションデータとトラッキングデータそれぞれに由来する評価値を算出することで、選手評価を行う。まず、アクションデータに対し、各アクションの評価値 $V(a_i, x)$ を算出する。次に、アクションの発生座標を用いてチームごとのアクション評価値ヒートマップ $H^{team}(\mathbf{l})$ を作成する。さらに、トラッキングデータを基に選手 i の座標分布ヒートマップ $H_i(\mathbf{l})$ を作成する。評価対象選手の座標スコア $V_{loc}(i)$ は、所属チーム $team_i$ の評価値ヒートマップと座標分布ヒートマップを掛け合わせて算出する。

$$V_{loc}(i) = \int H^{team_i}(\mathbf{l}) * H_i(\mathbf{l}) d\mathbf{l} \quad (4)$$

最終的な選手評価値 V_{total} はアクションデータからの評価値 $V_a(i)$ と座標スコアの加重和として定義される。

$$V_{total}(i) = V_a(i) + \alpha * V_{loc}(i) \quad (5)$$

ここで、 α は補正值であり、予備実験の結果 $\alpha = 0.065$ としている。

4 実験

4.1 データセット

本研究では、2種類のデータセットを用いた。1つ目は SoccerNet[7] が提供するサッカーの試合映像、2つ目は StatsBomb[8] が提供するアクションデータである。具体的には「English Premier League 15/16」の「Chelsea vs Liverpool」の試合映像および対応するアクションデータを用いた。なお、1項にあるようにゴールキーパーは評価対象から除外している。

4.2 評価指標

提案モデルによる選手評価の精度を検証するため、WhoScored.com[9] が提供する1試合ごとの選手採点値と、提案モデルの評価値との相関を調べた。相関の尺度としては、ピアソンの相関係数 p およびスピアマンの順位相関係数 R_s を用いた。

4.3 実験結果

本研究では、VAEP モデルによる評価、前島らのモデル（座標スコアを加算しない場合）、提案モデル（座標スコアを加算した場合）、座標スコアのみ4つの指標

で選手評価の比較を行った。

加えて、提案モデルの座標スコアについては、攻撃アクションに基づくものと守備アクションに基づくものに分割し、それぞれの相関も算出した。表1に、ピアソンの相関係数 p およびスピアマンの順位相関係数 R_s を示す。

表1 既存モデルと提案モデルの性能比較

	p	R_s
VAEP モデル	0.063	0.113
前島らのモデル V_a	0.225	0.303
提案モデル V_{total}	0.507	0.529
座標スコアのみ V_{loc}	0.510	0.489
攻撃スコア $V_{loc-off}$	0.286	0.340
守備スコア $V_{loc-def}$	0.499	0.445

結果より、座標スコアのみの場合がピアソンの相関係数で最高値を示し、スピアマンの順位相関係数では提案モデルが最高値を示した。また、守備面の座標スコアにおいても既存モデルを大きく上回る相関が確認できた。

5 考察

提案モデルの評価値と WhoScored.com の採点値には正の相関が見られたものの、その相関値は高い値とはならなかった。この理由として、主に以下の2点が考えられる。1つは、データセットの不足である。本研究は1試合のデータのみを用いているため、学習に用いるアクションデータ数が不足し、既存モデルの性能低下につながった。結果として、提案モデルの性能にも影響したと考えられる。もう一つは、採点値の性質の違いである。WhoScored.com の採点は得点に強く影響される傾向があり、これが本研究の評価と異なる基準となっている。得点者を除いた場合の相関係数を表2に示す。

表2 得点者を除いた提案モデルの性能検証

	p	R_s
提案モデル V_{total}	0.684	0.646

表1と表2より、得点者を除いた場合の方がより高い相関を示している。これは、提案モデルが得点に依存せず多角的に選手を評価できることを示唆している。

既存モデルと比較すると、提案モデルは全体として選手採点値との相関が強まっている。特にピアソン相関係数において、座標スコアのみが最も高いことから、座標スコアが提案モデルの性能向上に大きく寄与していることがわかる。攻撃・守備別の相関値をみると、守備スコアは既存モデルより大幅に高い値を示し、ボール外

の守備的貢献を考慮できていることがわかる。

6 おわりに

本研究では、サッカーの試合映像から予測された全選手の座標データを基にしたトラッキングデータを活用することで、ボール保持者以外の動きやポジショニングといったアクション外の貢献を考慮した新たな選手評価モデルを提案した。その結果、既存のモデルよりも多角的かつ高性能な選手評価を実現した。

一方で、本研究にはいくつかの課題も残されている。第一に、データセットの規模と多様性に関する課題が挙げられる。本研究では1試合のみを対象に検証を行ったため、評価結果の信頼性やモデルの性能に限界がみられた。今後は複数試合のデータセットを用いて、モデルの汎用性と安定性を検証する必要がある。第二に、評価基準の多様性に関する課題が挙げられる。本研究では、WhoScored.com が提供する採点値のみに基づいてモデルの評価を行ったが、今後は複数サイトの採点値を併用したり、得点などのバイアスを除去する工夫を加えることで、本研究が目指すより客観的かつ包括的な選手評価に近づけていきたい。

将来的には、選手の役割を考慮したモデルの構築を通じて、戦術的な解釈も可能な選手評価の実現を目指す。これにより、スカウティングや戦術分析など実務的な応用への展開も期待される。

参考文献

- [1] Tom Decroos, Lotte Bransen, Jan Van Haaren, and Jesse Jon Davis, "Actions Speak Louder than Goals: Valuing Player Actions in Soccer," KDD '19: Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2019.
- [2] Kosuke Toda, Masakiyo Teranishi, Keisuke Kushiro, and Keisuke Fujii, "Evaluation of soccer team defense based on prediction models of ball recovery and being attacked: A pilot study," PLoS ONE 17(1): e0263051, 2022.
- [3] 前島 涼弥, 田原 康之, 大須賀 昭彦, 清 雄一, "ボール奪取と攻撃の防御に基づくアクションによるサッカー選手の攻守評価," DEIM2024 第16回データ工学と情報マネジメント, 2024.
- [4] Tomoki Imai, Akira Uchiyama, Takuya Magome, and Teruo Higashino, "Play Recognition Using Soccer Tracking Data Based on Machine Learning," The 21st International Conference on Network-Based Information Systems (NBIS-2018), 2018.
- [5] Lars Reinhardt, Rene Schwesig, Andreas Lauenroth, Stephan Schulze, and Eduard Kurz, "Enhanced sprint performance analysis in soccer," PLoS ONE 14(5): e0217782, 2019.
- [6] Vladimir Somers, Victor Joos, Anthony Cioppa, Silvio Giancola, Seyed Abolfazl Ghasemzadeh, Floriane Magera, Baptiste Standaert, Amir M. Mansourian, Xin Zhou, Shohreh Kasaei, Bernard Ghanem, Alexandre Alahi, Marc Van Droogenbroeck, Christophe De Vleeschouwer, "SoccerNet Game State Reconstruction: End-to-End Athlete Tracking and Identification on a Minimap," eprint arXiv:2404.11335, 2024.
- [7] SoccerNet - <https://www.soccer-net.org/>
- [8] StatsBomb - <https://statsbomb.com/>
- [9] WhoScored.com - <https://www.whoscored.com/>