

チームスポーツにおける幾何学的フォーメーション特徴量を

利用したパス評価法

Evaluation of Pass Plays Based on Geometric Formation Features in Team Sports

三村 達也[†] 中田 洋平[†]
Tatsuya Mimura Yohei Nakada

1. はじめに

現在、チームスポーツのフォーメーション評価のため、フォーメーションの幾何学的な特徴量が用いられてきている。また、サッカーやバスケットボールのように、得点を取ることが求められるチームスポーツでは、得失点にかかわるボールや選手の動きが重要となる。

このような背景の下で、本研究では、チームスポーツにおけるパスというプレーに着目し、パス時点のパスの出し手と受け手の幾何学的フォーメーション特徴量を含む複数の特徴量を算出し、それらを利用したパス評価法を提案する。

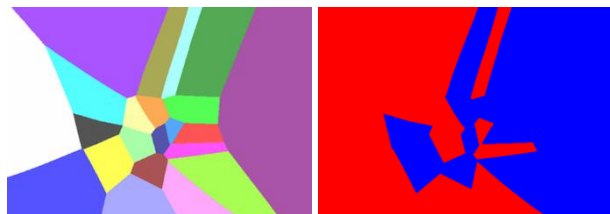
2. 関連研究

フォーメーションの幾何学的な特徴を表すため、選手の支配する領域やその隣接関係が用いられてきている。例えば、文献[1]では、チームスポーツにおける集団行動を分析するため、ボロノイ領域を拡張し、等加速度運動を選手のモデルとし、最小到達時間による支配領域の計算法を論じている。文献[2]では、より現実に近い選手運動モデルを導入し、人間の実際の運動データをモデルパラメータに反映させることによって、より現実に即した優勢領域の計算法を論じている。ただし、著者らの調査の限り、本研究のように、複数の幾何学的な特徴量を組み合わせて、パスを評価する試みは見当たらない。

3. 幾何学的フォーメーション特徴量

本研究における幾何学的フォーメーション特徴量には、優勢領域ベース特徴量と隣接グラフベース特徴量がある。優勢領域とは、文献[1]に示される各選手の運動モデルを考慮し、各選手の到達可能な領域を組み合わせで作成されたものである。図 1 に優勢領域の例を示す。なお、図示している 2 つの優勢領域は、各々、選手ごととチームごとに色分けしたものである。本研究における隣接グラフとは、優勢領域において領域が隣接する選手間に辺を結んだグラフのことであり、ボロノイ領域のドロネーグラフに相当するものである。図 2 に隣接グラフの例を示す。なお、選手を表す点と同チーム選手間の辺は、それぞれ、チームカラー（赤色と青色）の円と直線分で描画している。また、ボールは白色の円で描画し、敵チーム選手間の辺を黄色の直線分で描画している。

本研究における幾何学的フォーメーション特徴量とは、このような優勢領域や隣接グラフから算出される特徴量の



(a) 選手ごとの色分け (b) チームごとの色分け
図 1 優勢領域の例

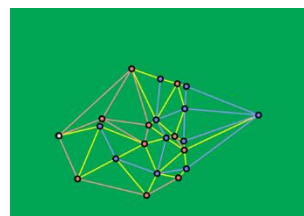


図 2 隣接グラフの例

ことを指し、提案手法では、幾何学的フォーメーション特徴量を含む、24 個の特徴量を用いる。また、各特徴量は、学習用データ内での標本平均と標本標準偏差を用いて正規化を施して用いる。

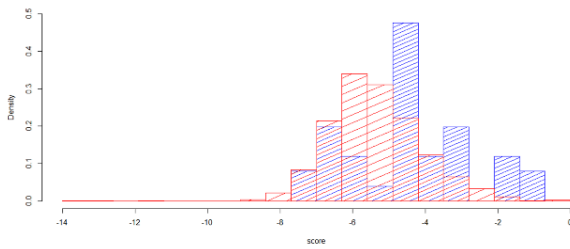
4. 得点関連性と被ボール奪取可能性の定義

本研究では、パス評価を行うため、得点関連性と被ボール奪取可能性の 2 つの観点から定量化モデルを構築する。なお、得点関連性と被ボール奪取可能性は、それぞれパス後の得点への繋がりやすさと、ボールの奪われやすさを表している。サッカーをモデルケースとした後述の検証実験においては、より具体的に、パス後 T 秒以内の味方のシュート発生の確率、パス後 T 秒以内の敵選手によるボール奪取の確率と定義している。

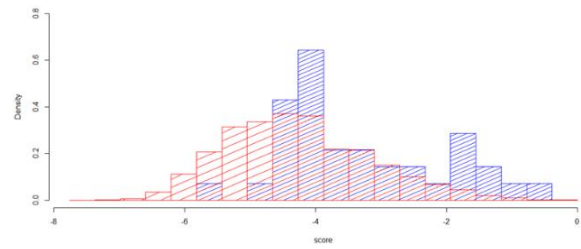
5. 判別モデルによる定量化モデルの構築

本研究では、結果の説明力の高いロジスティック回帰モデルと、非線形性を持つガウス過程判別モデルを利用して、前述の得点関連性と被ボール奪取可能性の定量化モデルを構築する。後述の検証実験においては、ロジスティック回帰モデルの学習の際に、AIC (赤池情報量基準) によるステップワイズ法でのモデル選択により入力変数の選択を行っている。また、その実行には、R 言語における glm 関数と step 関数を用いている。ガウス過程判別モデルの学習の際には、R 言語のパッケージ kernlab[3]を用いている。また、特徴量には主成分分析を適用し、11 次元まで次元削減してから入力変数として用いている。

[†] 明治大学大学院 先端数理科学研究科
Graduate School of Advanced Mathematical Sciences, Meiji University

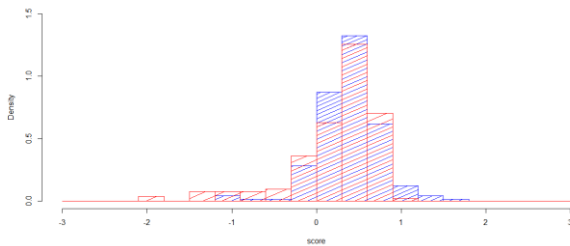


(a) ロジスティック回帰モデル

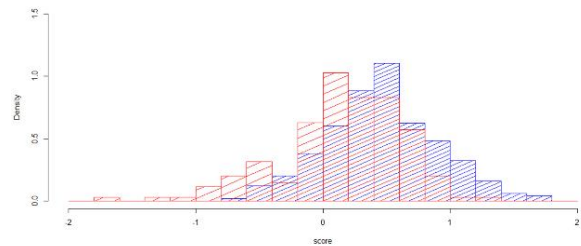


(b) ガウス過程判別モデル

図3 得点関連性における判別スコアのヒストグラム



(a) ロジスティック回帰モデル



(b) ガウス過程判別モデル

図4 被ボール奪取可能性における判別スコアのヒストグラム

6. 検証実験

本研究では、データスタジアム社[4]から提供された2011年J1リーグのボール・選手位置情報を用いた検証実験を行う。提供されたデータから味方選手に通った全パスを抽出し、その内、8割を学習用、2割を予測用に用いる。ただし、学習用データと予測用データに分ける際に、学習用データと予測用データ内での目的変数の正例と負例の割合が等しくなるようなランダム抽出により分割している。なお、時間差 T は、味方選手によるシュート発生の有無については $T = 20s$ と設定しており、敵選手によるボール奪取の有無に対しては $T = 10s$ と設定している。

図3にテストデータに対する得点関連性に対する結果を、図4にテストデータに対する被ボール奪取可能性に対する結果を示す。それぞれ、縦軸が相対頻度を、横軸がスコアの値を表している。また、図3では、青のグラフが味方のシュートが有った場合のもの、赤のグラフが味方のシュート発生が無かった場合のものである。図4では、青のグラフが敵のボール奪取が有った場合のもの、赤のグラフが敵のボール奪取が無かった場合のものである。これらの結果を見ると、得点関連性の方が被ボール奪取可能性に比べ、良好に判別できている様子が確認できる。また、両区分について、ガウス過程判別モデルを適用した場合の方が、良好に判別できている様子も確認できる。

7. おわりに

本研究では、幾何学的フォーメーション特徴量を含む複数の特徴量を利用して、得点関連性と被ボール奪取可能性の2つの観点からパス評価する方法を提案した。また、その際に、判別モデルとして、ロジスティック回帰モデル、ガウス過程判別モデルを用いた。そして、実際にサッカーのデータを用いて、その判別結果を比較し、提案手法の有効性の一端を確認した。

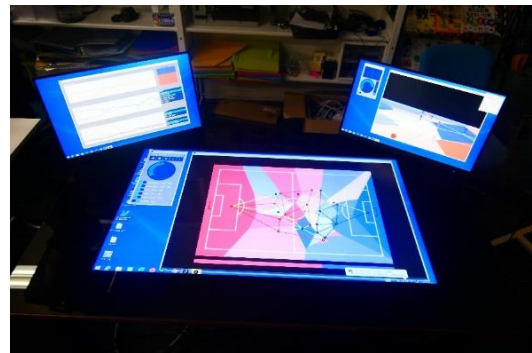


図5 タッチパネル型の戦術分析ツール

今後の課題としては、特徴量の追加による提案手法の改良や、より多くの試合データに対する検証実験の実施などが挙げられる。そして、最終的には、図5に示すような幾何学的フォーメーション特徴量を用いたタッチパネル型のチームスポーツの戦術分析ツールへの搭載を目指す。

謝辞

本研究を進めるにあたり、同研究室に所属していた白石将也さんと守屋勇亮さんにご議論頂きました。感謝いたします。また、データをご提供頂きましたデータスタジアム社様に感謝いたします。

参考文献

- [1] 瀧剛志, 長谷川純一, “チームスポーツにおける集団行動解析のための特徴量とその応用”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J81-D-II, No.8, pp.1802-1811 (1998)
- [2] 藤村光, 杉原厚吉, “優勢領域に基づいたスポーツチームワークの定量評価”, 電子情報通信学会論文誌信学論(D-II), Vol.J87-D-II, No.3, pp.818-828 (2004)
- [3] Alexandros Karatzoglou, kernlab - The R Project for Statistical Computing (2018): <https://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/kernlab.pdf>
- [4] データスタジアム株式会社: <https://www.datastadium.co.jp/>