

チームスポーツに対する幾何学的フォーメーション特徴量と グラフ深層神経回路網を融合したフォーメーション解析法の検討

高木 駿佑[†] 中田 洋平[†]

[†] 明治大学 総合数理学部 ネットワークデザイン学科

1. はじめに

現在、チームスポーツでは幾何学的フォーメーション特徴量を活用した手法や、深層神経回路網を用いた手法の研究がなされてきている。しかし、著者らの研究室の調査の限り、両者を結び付けた手法を提案するような試みは存在していない。そこで、本研究ではこれら2つの手法を組み合わせたより高度なフォーメーション解析法を検討する。

2. 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[1][2]とは、優勢領域と隣接グラフから算出される特徴量を表す。優勢領域[3]とは、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領域であり、各選手の支配領域を表すものとして扱われる[1][2]。一方、隣接グラフとは、優勢領域の隣接関係を表す選手間に辺を結んだグラフのことであり、ボロノイ領域図のドロネーグラフに相当するものである[1][2]。幾何学的フォーメーション特徴量は、これらから算出される特徴量を指す。

3. グラフ深層神経回路網

上記のような幾何学的フォーメーション特徴量を入力とする深層神経回路網として適切と考えられるものの1つに、グラフ深層神経回路網[4]がある。これは、グラフ構造とノードの特徴量を入力とする深層神経回路網であり、グラフ畳み込み層というグラフ畳み込みを行う層で構成される[4]。図1はこのようなグラフ深層神経回路網におけるグラフ畳み込み層の模式図である。図示されるように、グラフ畳み込み層では、隣接するノードのみでの畳み込み操作を行い、ノードの特徴量を更新する。

4. 本研究で検討するフォーメーション解析法

本研究では、各選手をノード、選手間の隣接関係をエッジとする前述の隣接グラフの構造とノードの特徴量を入力として、グラフ深層神経回路網を学習することを検討する。図2は、本研究で検討する解析法の模式図を表している。優勢領域、隣接グラフについてはフォーメーション解析などでの有効性が確認されており、それらから抽出された情報を入力とするグラフ深層神経回路網は、高い学習可能性を持つことが期待される。

5. 実際の試合データを用いた初期的検証実験

データスタジアム社[5]から提供されたJ1リーグ

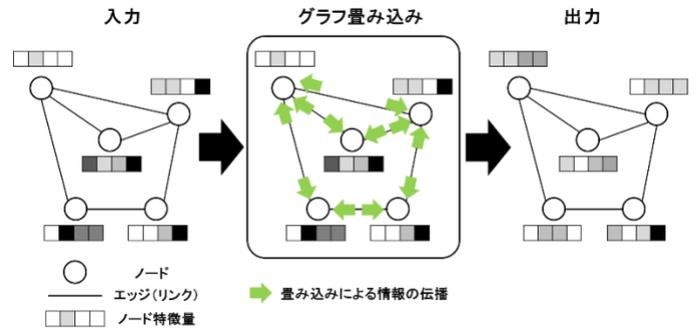


図1 グラフ畳み込みの模式図

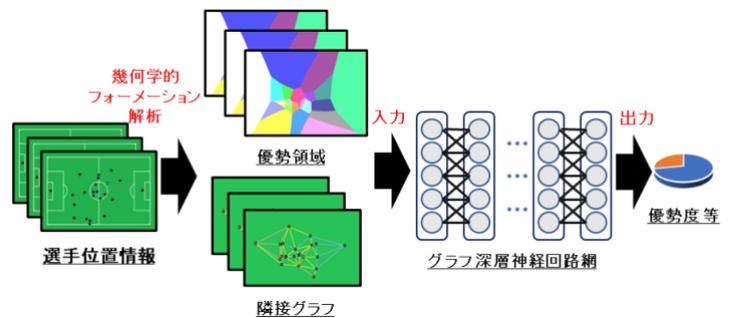


図2 検討する解析法の模式図

の選手・ボール位置情報を用いて、本研究で検討した解析法の初期的検証実験を実施する。

6. 今後の課題

今後、前述のような初期的検証実験の結果から、検討した解析法の有効性を考察する。

謝辞

データをご提供頂きましたデータスタジアム社[5]に深謝いたします。

参考文献

- [1] T. Mimura and Y. Nakada, "Quantification of Pass Plays Based on Geometric Features of Formations in Team Sports", Proc. 10th International Symposium on Information and Communication Technology, pp.306-313, Dec. 2019.
- [2] T. Mimura and Y. Nakada, "Enhancements of Pass Olay Quantification Method with Geometric Features of Formation", In Proc. 2022 International Conference on Engineering and Emerging Technologies, pp. 1-6, Oct. 2022.
- [3] 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 (D-II), vol.J87-D-II, no.3, pp.818-828, 2004年3月.
- [4] 村田剛志, グラフニューラルネットワーク PyTorchによる実装, オーム社, 2022年7月.
- [5] データスタジアム株式会社: <https://www.datastadium.co.jp/>