

# ドロネー分割と階層的クラスタリングを用いた 集団スポーツにおけるフォーメーション 解析手法の提案

成塚 拓真<sup>1</sup>・山崎 義弘<sup>2</sup>

(受付 2016 年 12 月 28 日；改訂 2017 年 5 月 5 日；採択 5 月 9 日)

## 要 旨

集団スポーツにおいて、選手同士の相対的な位置関係(フォーメーション)が戦術上重要な意味を持つ。しかし、現在のところ、フォーメーションを定量的に解析する確立された手法は存在しない。そこで、本稿では、ドロネー分割を用いた新たなフォーメーションの解析手法を提案する。本手法では各選手を母点とするドロネー分割をネットワークと見なし、その隣接行列をフォーメーションのパターンと定義する。これにより、フォーメーションの時間変化の解析や異なる時刻間での定量的な比較が可能となる。本稿では、サッカートラッキングデータを用い、本手法と階層的クラスタリングを用いたフォーメーションの分類を試みる。

キーワード：フォーメーション，ドロネー分割，階層的クラスタリング。

## 1. はじめに

対戦型スポーツは、選手の動きを制限する“ルール”，および、敵や味方との相互作用に起因する“不確定性”という二つの要素が、数秒から試合全体までのスケールに渡って階層的に競合した系であると捉えることができる。対戦型スポーツが有するこうした性質は、マーキング、パス回し、フォーメーション形成といった多様な動きを生み出す要因となっている。

対戦型スポーツの中でも、集団で行われる球技などでは、選手同士の連携が戦術上重要な意味を持つ。例えば、サッカーでは、各選手が味方との距離を一定に保つことにより、全体として様々なフォーメーションを形成する。フォーメーションの形成は各選手の周りに一定の守備範囲あるいは勢力圏を作り出し、これにより、相手選手へのマーキングやパス回しを効率的に行うことができる。Taki et al. (1996)は各選手の持つこうした領域を優勢領域と呼び、「ある選手が他のどの選手よりも速く到達可能なフィールド上の領域」と定義した。優勢領域の典型的な例は、ボロノイ領域であろう(杉原, 2009)。これは、フィールド上の各点をどの選手に近いかによって分割したもので、最も単純な定義といえる。サッカーにおけるボロノイ領域の基本的な性質は、Kim (2004)や Fonseca et al. (2012)によって調べられている。優勢領域のより現実的な定義は、各選手の位置に加えて速度と加速度を考慮する方法で、運動モデルと呼ばれている。これまでに、運動モデルを用いた試合分析として、プレッシャー度合いの提案やパ

---

<sup>1</sup> 中央大学 理工学部：〒112-8551 東京都文京区春日 1-13-27

<sup>2</sup> 早稲田大学 先進理工学研究科：〒169-0072 東京都新宿区大久保 3-4-1

スコアの同定などの研究が行われている (Taki and Hasegawa, 2000; Fujimura and Sugihara, 2005; Nakanishi et al., 2010; Gudmundsson and Wolle, 2014). 優勢領域を用いたゲーム分析については Gudmundsson and Horton (2017) に詳しい解説がある.

一方, 試合中に激しく変動する選手のポジションを捉える試みが最近行われている (Bialkowski et al., 2014a; Bialkowski et al., 2014b; Lucey et al., 2013; Lucey et al., 2014; Wei et al., 2013). これらの研究では, 各選手を背番号などの固有の ID ではなく各時刻で逐次割り当てられたポジションによって識別することにより, ポジションの入れ替わりなどの動的な性質を捉えることに成功している. ポジションの割り当て方には様々な手法が存在するが, 特に, Bialkowski et al. (2014a) は, ヒートマップを用いた方法を提案している. この手法は, フォーメーションを定量的に捉える上でも有用な手法であり, 実際, チームの重心位置を中心とする座標系において 4-4-2 などの特徴的なフォーメーションを検出できることが示されている. しかし, ある時間間隔での平均位置を基にした手法であるため, フォーメーションの数秒単位での時間変化の解析や異なる時刻間のフォーメーションを比較するのが難しいという難点もある.

以上を踏まえた上で, 本研究ノートでは, フォーメーションを定量的に特徴付けるための新たな手法を提案する. 提案手法は, ボロノイ領域から自動的に求まるドロネー分割を基にしたもので, フォーメーションの時間変化の解析や異なるフォーメーションの定量的な比較を行う上で非常に有用である.

## 2. ドロネー分割を用いたフォーメーションの特徴付け

本研究では, データスタジアム社から提供された 2016 年度サッカー J1 リーグ第 1 節のトラッキングデータのうち, 2016 年 2 月 27 日に行われた磐田対名古屋の試合データを用いる. トラッキングデータには 0.04 秒ごとに取得した全選手の位置座標が含まれている. 以下の解析では, キーパーを除く各チーム 10 人の選手に着目し, 名古屋のチームの解析結果を示す. なお, 解析にはプログラミング言語 “python” のパッケージ (numpy, scipy, pandas, networkx, scikit-learn, matplotlib) を用いた.

あるチームのフォーメーションを特徴付けるためには, 選手同士の相対的な位置関係を抽出する必要がある. 2 次元平面においてこれを実行するには, 各選手に固有の領域を割り当てた上で, その領域の隣接関係によって相対位置を決めれば良い. ここでは, そのような領域の自然な定義として, 各選手を母点としたボロノイ領域を用いる. これにより, ボロノイ領域の隣接関係はドロネー分割によって与えられる. 特に, ドロネー分割は各選手をノードとするネットワークと見なすことができるので, 以下ではドロネーネットワークと呼ぶことにする. ドロネーネットワークは, 母点間に枝が存在する場合に 1, 存在しない場合に 0 を割り当てることにより, 隣接行列  $A$  によって明確に定義できる. なお, フィールドには境界が存在するため, 各ボロノイ線と境界との交点を新たなボロノイ点とすることによって境界の影響を考慮する.

このようにフォーメーションを隣接行列によって定義することの利点は, フォーメーションの時間変化の解析や異なる時刻間での定量的な比較が可能になる点である. 具体的に, あるチームの異なる時刻  $t, t'$  における隣接行列を  $A(t), A(t')$  とすれば, それらの非類似度  $D_{tt'}$  は次のような量で測ることができる:

$$(2.1) \quad D_{tt'} = \sum_{i=1}^{10} \sum_{j=1}^{10} [A_{ij}(t) - A_{ij}(t')]^2.$$

ここで, 非類似度を二乗ユークリッド距離として定義するのは, 次節で Ward 法による階層的クラスタリングを行うためである.

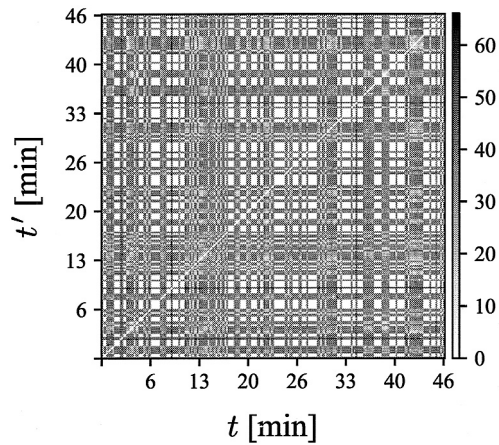


図 1. 非類似度行列  $D$  の可視化. 非類似度  $D_{tt'}$  の値が濃淡で表されている.

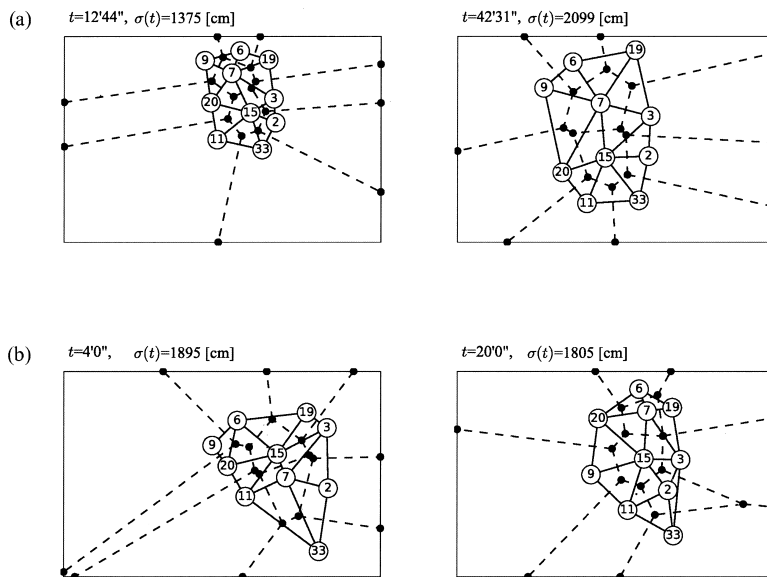


図 2. 異なる時刻のフォーメーションの比較例. (a)  $D_{tt'} = 0.0$  の場合. (b)  $D_{tt'} = 30.0$  の場合.

図 1 は  $D_{tt'}$  を要素とする非類似度行列  $D$  を可視化したものである. この図において, 特定の列または行に着目すると, 非類似度の小さい領域(色の薄い領域)が繰り返し現れることが分かる. これは, 1 試合の中で類似のフォーメーションが何度も間欠的に出現することを意味する. また, 図 2(a)に示したのは  $D_{tt'} = 0$  となるような二つの時刻のフォーメーションであるが,  $D_{tt'} = 0$  であることを反映して, 各選手の相対的な位置関係が全く同じであることが確認できる. なお, このときのチームの拡がり, は, 次の式で定義される慣性半径  $\sigma(t)$  によって特徴づけられる:

$$(2.2) \quad \sigma(t) = \sqrt{\frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} |\mathbf{x}_c(t) - \mathbf{x}_j(t)|^2}.$$

ここで、 $\mathbf{x}_c(t)$  はチームの重心位置、 $\mathbf{x}_j(t)$  は選手  $j$  の位置座標である．図 2(a)では二つの時刻の慣性半径が全く異なることから、本手法は各チームの慣性半径に依らず、選手同士の相対的な位置関係だけを抽出できる手法であることが分かる．一方、図 2(b)は  $D_{tt'} = 30.0$  の場合の例である．この場合、7 番と 15 番、9 番と 20 番の選手が互いに位置を入れ替えている．このように、2 選手が位置を入れ替えると非類似度が大きくなる．

### 3. 階層的クラスタリングによるフォーメーションの分類

次に、前節の手法を応用し、階層的クラスタリングによるフォーメーションの分類を試みる．具体的な手順は以下の通りである：

- (1) 数秒ごとにドロネーネットワークを求める．
- (2) 非類似度行列  $\mathbf{D}$  を用いて階層的クラスタリングを行う．
- (3) デンドログラムを高さ  $h_c$  でカットし、 $N_c$  個のクラスターを抽出する．
- (4) クラスター内の全ドロネーネットワークをチームの重心位置を中心とする座標系に変換し、慣性半径で規格化する．各選手の平均位置からの拡がりを楕円で表し、おおまかなポジションを可視化する．

まず、ステップ(1)で数秒ごとにドロネーネットワークを求める．ただし、本稿では選手交代の影響を取り除くため、前半だけのデータを用いた．次に、ステップ(2)では式(2.1)から得られる非類似度行列  $\mathbf{D}$  を用いて階層的クラスタリングを行う．ここでは、実用的な方法として知られる Ward 法を用いた．なお、Ward 法では、任意のクラスター  $C_1$  と  $C_2$  の距離は以下で与えられる (Pang-Ning et al., 2005)：

$$(3.1) \quad h(C_1, C_2) = V(C_1 \cup C_2) - [V(C_1) + V(C_2)].$$

ここで、 $V(C)$  はクラスター  $C$  内の各点から重心までの二乗ユークリッド距離の和である．これにより、初期状態(各点が一つのクラスターを形成する状態)でのクラスター間距離は式(2.1)の二乗ユークリッド距離に等しくなる．

クラスタリングを行うと、図 3(a)のようなデンドログラムが得られる．ここで、デンドログラムの縦軸はクラスター併合時のクラスター間距離(クラスター併合距離)を表す．ステップ(3)では得られたデンドログラムをある高さ  $h_c$  でカットすることにより、 $N_c$  個のクラスターを抽出する．ここでは、クラスター数に対してクラスター併合距離が急激に増加し始める点として  $h_c = 15$  を採用し[図 3(b)]、 $N_c = 12$  個のクラスターが得られた．

このようにして得られた 12 個のクラスター内には様々な時刻のドロネーネットワークが含まれており、これらは互いに類似したフォーメーションを表す．そこで、ステップ(4)では次の手順で各クラスターに含まれる平均的なフォーメーションを可視化する．まず、クラスター内の全てのドロネーネットワークについて、選手  $j$  の位置座標を

$$(3.2) \quad \tilde{\mathbf{x}}_j(t) = \frac{\mathbf{x}_j(t) - \mathbf{x}_c(t)}{\sigma(t)}$$

と変換する．この変換により、チームの拡がりや重心の位置に依らずに各フォーメーションを比較することが可能となる．次に、各クラスターごとに、式(3.2)によって変換した後の各選手

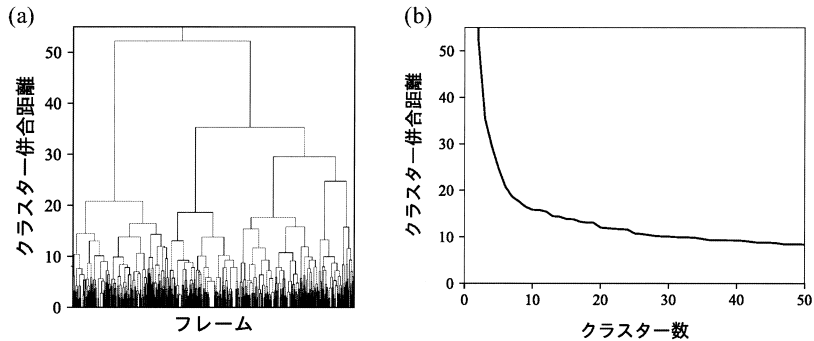


図 3. 階層的クラスタリングで得られた(a)デンドログラム, (b)クラスター併合距離とクラスター数の関係. この場合,  $h_c = 15$  を採用する.

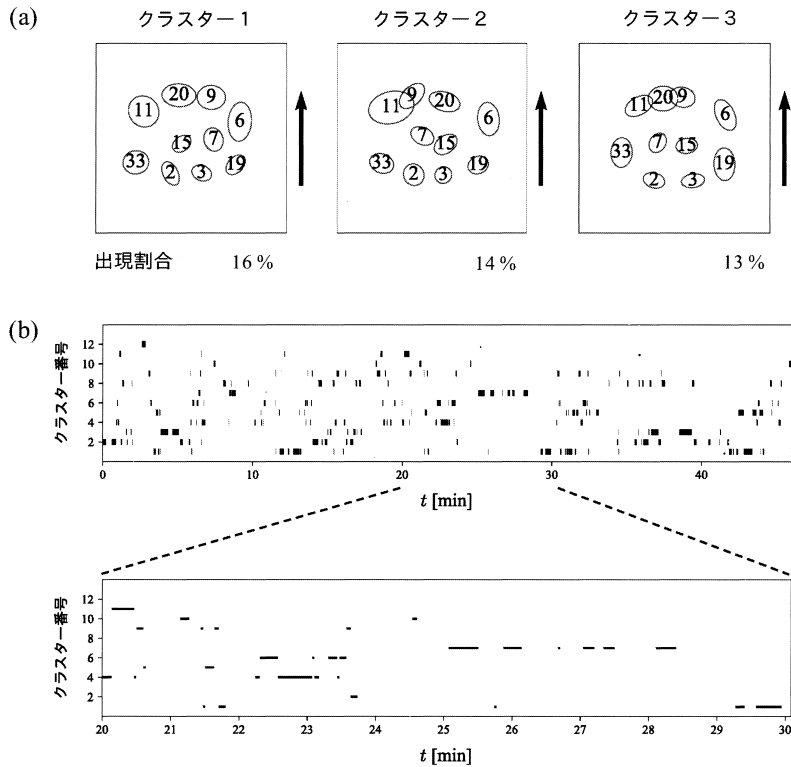


図 4. 階層的クラスタリングで得られた(a)サイズの大きい上位 3 クラスタ (矢印は攻撃方向, 番号は各選手の背番号), (b)クラスタの時間変化(縦軸はクラスター番号).

の座標を全て重ね書きする. その上で, 選手ごとに分散共分散行列を求め, その固有ベクトル方向を長軸, 短軸とする楕円を描くと図 4(a)が得られる. ただし, 長軸, 短軸の長さは分散共分散行列の固有値のルートとして定めた. ここでは  $N_c = 12$  個のクラスターのうち, サイズの大きい上位 3 クラスタまでを示しており, 試合中に頻繁に現れるフォーメーションを可視化

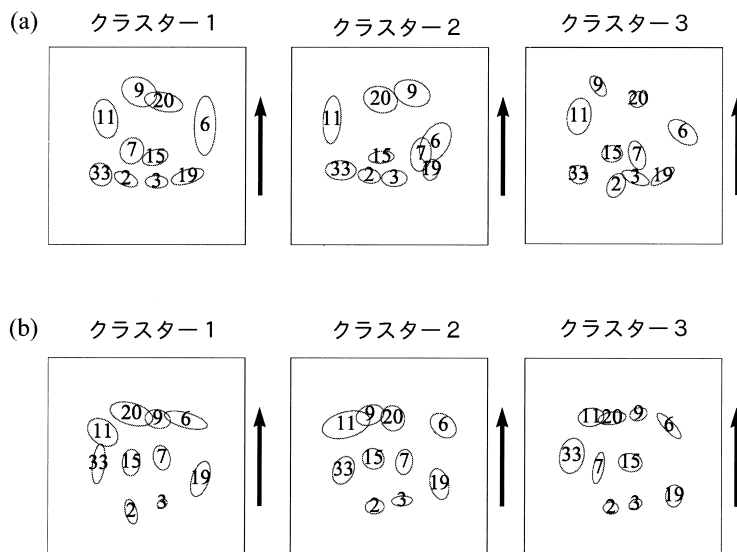


図 5. (a)守備時, (b)攻撃時に分けてクラスタリングした結果. サイズの大きい上位 3 クラスターを示している. 矢印は攻撃方向, 番号は各選手の背番号を表す.

した図となっている. この図において, 各クラスター(フォーメーション)の違いは主に中央に位置する 2 選手の位置の入れ替わりに対応していることが確認できる. また, 図 4(b)はクラスターの時間変化を表した図であるが, 数分ごとに別のクラスターへの遷移, すなわちフォーメーションの組み替えが行われていることが分かる. 特に, 特定のフォーメーションが様々な時刻において繰り返し出現していることが大きな特徴である.

次に, より詳細な場合として, 攻撃時と守備時に分けてクラスタリングを行った. ここで, 2 チーム全体での重心位置が, 3 分割したフィールドの相手陣地側(アタッキングサード)にある場合を攻撃時, 自陣側にある場合を守備時とした. 各局面で得られたフォーメーションを図 5 に示す. まず, 守備時には 4 バックで最終ラインを形成し, おおよそ 4-4-2 というフォーメーションが現れているのが特徴である. 一方, 攻撃時には 4 トップでフロントラインを形成し, おおよそ 2-4-4 というフォーメーションが現れていることが分かる. このように, 本手法は局面ごとの特徴的なフォーメーションを抽出するのにも有用である.

#### 4. おわりに

本稿では, ドロネー分割に基づく新たなフォーメーション解析手法を提案した. 提案手法の特徴は, 各時刻におけるフォーメーションを隣接行列によって明確に定義できる点である. これにより, これまでに難しかったフォーメーションの時間変化の解析や異なる時刻間での定量的な比較が可能となった. 本稿では, 階層的クラスタリングによるフォーメーションの分類を行うに留まったが, 今後, 以下のような発展・応用可能性が考えられる.

まず, 非類似度を定義する際に隣接行列に重み付けを行うことで, より正確なクラスタリングが実現できる可能性がある. 例えば, 式 (2.1) による定義では, 枝を多く持つ選手ほど枝が張り替わったときの非類似度への寄与が大きい. この問題への対処としては, 隣接行列の要素  $A_{ij}(t)$  を次数  $k_i(t)$  (選手  $i$  の持つ枝の本数) で規格化した

$$D_{tt'} = \sum_{i=1}^{10} \sum_{j=1}^{10} \left[ \frac{A_{ij}(t)}{k_i(t)} - \frac{A_{ij}(t')}{k_i(t')} \right]^2$$

という定義への拡張が考えられる。また、選手間距離や共有するボロノイ線の長さによって重み付けすれば、慣性半径の違いを反映したクラスタリングも可能と考えられる。一方、本手法を用いた試合分析としては、各クラスターの出現規則やクラスター間の遷移、相手チームのフォーメーションとの相関といったフォーメーションの相関構造の解析が考えられる。さらに、動的なネットワーク解析として、枝の生成・消滅・張替えの過程やネットワーク指標の時間変化などを調べることも重要な課題である。こうした解析を行うことによって、対戦型スポーツにおける集団運動の理解が深まるとともに、チームを特徴付ける新たな指標の提案などにもつながると期待している。

## 謝 辞

本研究で用いたデータはデータスタジアム株式会社様より提供して頂きました。深く感謝致します。本研究は情報・システム研究機構の新領域融合研究プロジェクト「社会コミュニケーション」データ中心科学リサーチコモンズ事業「人間・社会データ」の支援を受けたものです。

## 参 考 文 献

- Bialkowski, A., Lucey, P., Carr, P., Yue, Y., Matthews, I. and Ram, F. (2014a). Win at home and draw away: Automatic formation analysis highlighting the differences in home and away team behaviors, *Proceedings of 8th Annual MIT Sloan Sports Analytics Conference*, 1–7.
- Bialkowski, A., Lucey, P., Carr, P., Yue, Y., Sridharan, S. and Matthews, I. (2014b). Large-scale analysis of soccer matches using spatiotemporal tracking data, *2014 IEEE International Conference on Data Mining*, 725–730.
- Fonseca, S., Milho, J., Travassos, B. and Araújo, D. (2012). Spatial dynamics of team sports exposed by Voronoi diagrams, *Human Movement Science*, **31**, 1652–1659.
- Fujimura, A. and Sugihara, K. (2005). Geometric analysis and quantitative evaluation of sport teamwork, *Systems and Computers in Japan*, **36**, 49–58.
- Gudmundsson, J. and Horton, M. (2017). Spatio-temporal analysis of team sports, *ACM Computing Surveys*, **50**, 22.
- Gudmundsson, J. and Wolle, T. (2014). Football analysis using spatio-temporal tools, *Computers, Environment and Urban Systems*, **47**, 16–27.
- Kim, S. (2004). Voronoi analysis of a soccer game, *Nonlinear Analysis: Modelling and Control*, **9**, 233–240.
- Lucey, P., Bialkowski, A., Carr, P., Morgan, S., Matthews, I. and Sheikh, Y. (2013). Representing and discovering adversarial team behaviors using player roles, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2706–2713.
- Lucey, P., Bialkowski, A., Carr, P., Yue, Y. and Matthews, I. (2014). How to get an open shot: Analyzing team movement in basketball using tracking data, *Proceedings of the 8th Annual MIT Sloan Sports Analytics Conference*, 1–10.
- Nakanishi, R., Maeno, J., Murakami, K. and Naruse, T. (2010). An approximate computation of the dominant region diagram for the real-time analysis of group behaviors, *Proceedings of the 13th Annual RoboCup International Symposium*, 228–239.

- Pang-Ning, T., Steinbach, M. and Kumar, V. (2005). *Introduction to Data Mining*, Addison Wesley, Boston, USA.
- 杉原厚吉 (2009). 『なわばりの数理モデル—ボロノイ図からの数理工学入門—』, 共立出版, 東京.
- Taki, T. and Hasegawa, J. (2000). Visualization of dominant region in team games and its application to teamwork analysis, *Proceedings of the Computer Graphics International 2000*, 227–235.
- Taki, T., Hasegawa, J. and Fukumura, T. (1996). Development of motion analysis system for quantitative evaluation of teamwork in soccer games, *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing*, **3**, 815–818.
- Wei, X., Sha, L., Lucey, P., Morgan, S. and Sridharan, S. (2013). Large-scale analysis of formations in soccer, *2013 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications, DICTA 2013*, 1–8.



## Characterization of the Formation Structure in Team Sports

Takuma Narizuka<sup>1</sup> and Yoshihiro Yamazaki<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Physics, Faculty of Science and Engineering, Chuo University

<sup>2</sup>Department of Physics, School of Advanced Science and Engineering, Waseda University

In team sports, whether to maintain or rearrange a team formation is an essential strategy, but there is not an established method to analyze the influence of different formations. We propose a method to identify the formation structure based on Delaunay triangulation. The adjacency matrix obtained from the Delaunay triangulation for each player is regarded as the formation pattern. Our method allows time-series analysis and a quantitative comparison of formations. A classification algorithm of formations is proposed by combining our method with hierarchical clustering.