



ドローネネットワーク法に基づく 対戦型スポーツのフォーメーション解析

中央大学 理工学部
助教 成塚 拓真

1. はじめに

ここ 10 年ほどで、選手の詳細な位置データが取得されるようになり、統計科学的手法に基づく対戦型スポーツの研究が可能となった。対戦型スポーツでは、選手同士が一定のルールの下で勝利を目指して相互作用するため、パス回しやフォーメーションの形成など、複雑で多様な振る舞いが見られる。こうした振る舞いは戦術上も重要な意味を持つため、これらを数学的に扱う手法が必要である。本研究では、ドローネネットワーク法と呼ばれるフォーメーション解析の手法、および階層的クラスタリングに基づくフォーメーションの分類手法を発展させる[1]。また、これらの手法をサッカーのフォーメーション解析およびフェンシングの姿勢解析に応用する。

2. 方法

本研究で用いるドローネネットワーク法とは、各選手を頂点としたドローネ三角形分割によって得られるネットワークをチームのフォーメーションと見なす手法である[1]。これにより、フォーメーションが隣接行列によって定量化され、フォーメーションの比較や可視化が可能となる。一方、階層的クラスタリングに基づくフォーメーション分類アルゴリズムは以下の手順から成る：

- i. 各時刻のフォーメーションから特徴ベクトルを作る。
- ii. Ward 法による階層的クラスタリングを行う。
- iii. 特定の数のクラスターを抽出する。
- iv. クラスターから平均フォーメーションを可視化する。

なお、本研究では、データスタジアム(株)より提供された 2016 年度 J1 リーグのトラッキングデータ、および、日本フェンシング協会から提供された 2018 年ワールドグランプリの映像データを用いた。

3. サッカーのフォーメーション解析

複数の試合の各時刻から得られたドローネネットワークをクラスターに分類するという問題を考える。ドローネネットワークを求めるには、各選手の背番号を隣接行列の要素番号に対応付ける必要があるが、試合が複数ある場合、試合ごとに背番号が異なるため、このような対応関係は一意に決まらない。この問題を踏まえ、以下のように、3 つのパートから成るフォーメーション分類アルゴリズム、およびフォーメーション解析手法を提案した。

まず、パート I では、試合別、チーム別に試合全体でのヒートマップ(平均フォーメーション)を求める。今回、全 18 チーム、各 5 試合の平均フォーメーションを求めた結果、“442”、“414”、“433”、“541”、“343”という 5 種類のパターンに分類できることが分かった(図 1)。各平均フォーメーションにおいて、選手は背番号ではなく 1~10 までの通し番号で区別されるので、これを隣接行列の要素番号に対応付ける(“role representation”)。

次に、パート II では、同じ平均フォーメーションごとに、前述した階層的クラスタリングを適用する。実際に、ベガルタ仙台の 5 試合(いずれも平均フォーメーションは“442”)から得られた結果を図 2(a)に示す。クラスターの違いは 2 選手の相対位置の違いに対応しており、実際、図 2(a)では選手 2 と 3、選手 5 と 6 が位置を入れ替えている。

最後にパート III では、階層的クラスタリングで得られたクラスターをノードとする遷移ネットワークを構築する。実際に、ベガルタ仙台の 5 試合から得られた遷移ネットワーク[図 2(b)]を調べると、以下の典型的な遷移パターンが抽出された：

- i. 選手 5 と 6 の位置が異なる C1~C5、C9~C15 という 2 つのコミュニティが存在する。
- ii. C6 は、2 つのコミュニティをつなぐパターンである。
- iii. C7、C8 は、イレギュラーなパターンである。
- iv. 2 つのコミュニティは共に選手 2 と 3 が位置を入れ替えたパターンを含む。

また、図 2(b)の時系列は試合中の典型的なクラスター遷移を表しているが、この時系列から、2 つのコミュニティを移り変わるような遷移（選手 5 と 6 の位置の入れ替え）は数十分の時間スケールで生じているのに対し、選手 2 と 3 の位置の入れ替えはより頻繁に起こっていることが分かった。

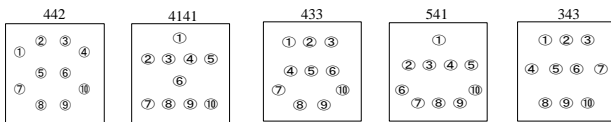


図 1. 平均フォーメーションの模式図

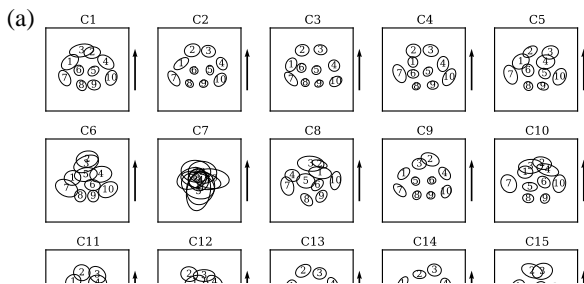
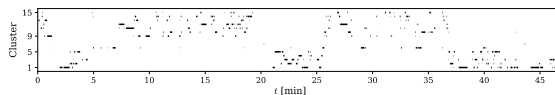


図 2. (a) ベガルタ仙台の 5 試合から得られた 15 個のクラスター (b) クラスター遷移ネットワークとクラスター遷移の典型的な時系列



4. フェンシングの姿勢解析

フェンシングの試合で選手がとる姿勢を、人体の特徴点の隣接関係と捉えると、サッカーのフォーメーション解析で用いた手法を姿勢解析に応用できる。そこで、フリーのライブラリである OpenPose を用いて映像データから選手の姿勢を抽出し、下半身の 5 つの関節角度から成るベクトルによって選手の姿勢を定量化した [図 3(a)]。

次に、この関節角度ベクトルに選手の進行方向を

考慮した量を特徴ベクトルとし、前述した階層的クラスタリングによる分類アルゴリズムを適用した。その結果、図 3(b)のようなクラスターが得られた。ここで、番号の小さいものが前進時、大きいものが後退時の姿勢に対応しており、いくつかの姿勢は左右の足の位置関係が逆になっている。

また、サッカーのフォーメーション解析と同様に遷移ネットワークを作成した結果、中心部、周辺部、およびその中間に配置された 3 種類のクラスター群が存在していることが分かった。これらはそれぞれ、攻撃を仕掛けた後に出現する姿勢、試合中繰り返し出現する基本の姿勢、攻撃を仕掛ける場面に於いて出現する姿勢と解釈できる。

5. おわりに

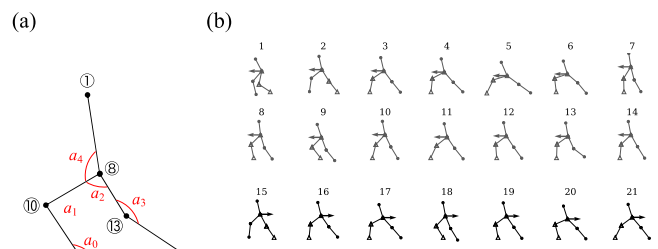


図 3. (a) 関節角度ベクトルの定義 (b) フェンシングの試合から得られたクラスター

本研究は、ノードの隣接関係によるフォーメーションの定量化、および、階層的クラスタリングに基づくフォーメーションの粗視化、としてまとめられる。今回得られた成果は基本的な特徴抽出に留まっているが、今後、様々な応用・発展可能性を持つ。特に、本手法の利点は、適用対象の幅広さである。今後の展開としては、以下の 2 つの方向性を考えている：(i) サッカーやフェンシングなどの個別の競技の分析を具体化し、戦術分析や選手・チーム評価の枠組みを確立する。(ii) 手法の適用範囲を広げ、様々な系から共通性を抽出する。

参考文献

[1] 成塚拓真、山崎義弘、統計数理・特集「スポーツ統計科学の新たな挑戦」、Vol. 65-2、2017.