

# RoboCupサッカーにおける キック分布に注目した行動軌跡の類似度分析

## Similarity Analysis of Action Trajectories based on Kick Distributions for RoboCup Soccer

福島卓弥<sup>1\*</sup>                      中島智晴<sup>1</sup>                      秋山英久<sup>2</sup>  
Takuya Fukushima<sup>1</sup>              Tomoharu Nakashima<sup>1</sup>              Hidehisa Akiyama<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 大阪府立大学大学院  
<sup>1</sup> Osaka Prefecture University  
<sup>2</sup> 福岡大学  
<sup>2</sup> Fukuoka University

**Abstract:** This paper discusses the calculation of the similarity of action trajectories based on kick distributions for RoboCup Soccer. The similarity of action trajectories is calculated as the distance (Earth mover's distance,  $L^2$  distance, and Jensen-Shannon divergence) between two kick distributions generated by the strategies. The results of numerical experiments show the validity of the similarity-analysis method for the action trajectories by comparing the methods with human subjective evaluations. Moreover, the effectiveness of the method is verified by focusing on the calculation time for the distances.

## 1 はじめに

センサデバイスや全地球測位システム (GPS) の普及、動画像処理技術の向上に伴い、移動軌跡に対するデータ分析の研究が盛んに行われている。例えば、高齢者見守りシステムにおいて対象人物の移動軌跡から異常検知を行う手法が提案されている [1]。また、気象に関して、熱帯低気圧の移動軌跡に対する類似度を測定するといった応用例もある [2]。特に、スポーツに関しては、様々な種目に対してプレイヤーの行動や軌跡の類似度分析が行われている [3][4][5][6]。また RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグにおけるボールやプレイヤーの移動軌跡を Recurrent Neural Network で表現し、クラスタリングする手法も提案されている [7]。

上記の先行研究に対して、Nakashima ら [8] は RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグにおいてプレイヤーエージェントのキック分布を用いて戦術分析を行っている。キック分布間の距離を計算することで分布間の類似度を計測し、階層的クラスタリングにより戦術分析を行う。キック分布間の距離として Earth Mover's Distance (EMD) を用いている。しかし EMD はシグネチャの数が増えるにつれて計算量が大幅に増加する

という問題がある。また、EMD で計算された分布間の類似度が、人間の主観による類似度評価と一致しているのかどうかについて十分な議論がされていない。

本研究では、計算時間を軽減するためカーネル密度推定を用いて、キック分布をキック確率分布に変換する。また、キック確率分布間の距離を算出するために、 $L^2$  距離と Jensen-Shannon (JS) 情報量を用いる。キック分布間距離を用いた類似度分析が人間の主観による類似度評価と一致しているのかどうかを検証するために、一対比較法を用いたアンケート結果から人間の主観的な類似度評価を定量化する。人間の主観的な類似度評価とキック分布による類似度分析の関係性を順位相関を用いて検証し、キック分布を用いて行動軌跡を分析することの妥当性を調査する。これにより、人間の主観に近い行動軌跡の類似性を定量的に計算する方法として、キック分布の利用が有効であることを示す。

## 2 RoboCup サッカー

### 2.1 RoboCup

RoboCup は、ロボット工学と人工知能の発展を目的とした、自律移動型ロボットによるサッカーなどを題材とした国際的な研究プロジェクトである。RoboCup には「西暦 2050 年までに、サッカーの世界チャンピオ

\*連絡先：大阪府立大学大学院人間社会システム科学研究科  
〒599-8351 堺市中区学園町 1-1  
E-mail: takuya.fukushima@kis.osakafu-u.ac.jp

ンチームに勝てる自律型ロボットチームを作る」という目標があり、この目標に向けて盛んに研究が行われている。RoboCupにはサッカー以外にも、大規模災害への対応のシミュレーションや災害現場で活躍するロボットの開発を促進するレスキューリーグ、日常生活で人間を支援する自律ロボットによる競技を通じて、人とコミュニケーションしながら役に立つロボットの実現を目指す@ホームリーグの他に、次世代のロボット技術者育成を目的としているジュニアリーグも存在する。本論文では、RoboCup サッカーシミュレーションリーグを研究の対象とする。サッカーシミュレーションはモデル化の形式によって 2D リーグと 3D リーグに分けられる。本論文では、図 1 の 2D リーグを扱う。

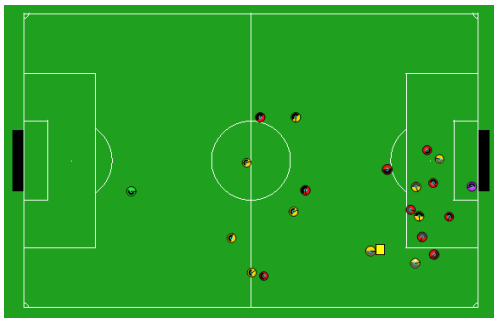


図 1: Soccer simulation 2D league

## 2.2 RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグ

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグは RoboCup 創設当初から存在する最も古いリーグの 1 つである。2D リーグでは実機を使用せず、コンピュータ内に用意された二次元平面を仮想サッカーフィールドとし、円形のエージェントをプレイヤーとして競技を行う。また、プレイヤーやボールの位置と速度は全て二次元ベクトルとして表される。2D リーグでは、kick, dash, turn などの抽象化されたコマンドを基本行動とする。試合は前後半 3000 サイクルずつ合計 6000 サイクルからなる。1 サイクルは 0.1 秒で離散化されている。

プレイヤーやコーチはそれぞれ独立したエージェントとしてプログラムされている。各プレイヤーには実際の人間と同様に視野が設定されており、自身の視野内で認識できた情報に基づき、視覚情報が形成される。また、他のプレイヤーやコーチがメッセージにフィールドの情報を含めることで、視野情報を補完できる。これらの視覚情報や聴覚情報からフィールド情報を形成し、これに基づきドリブルやパスなどの意思決定を下す。しかし、視覚情報にはノイズが含まれ、正確な情報を獲

得することができない。聴覚情報についても確実に受信できるわけではなく、コーチのメッセージがプレイヤーに到達するまでに遅延時間がある。そのため、プレイヤーはフィールド上の正確な情報を保持することはできない。一方で、コーチはフィールド上のすべての情報をノイズなしで取得することができるため、正確なフィールド情報を保持することができる。通常プレイ時におけるプレイヤーへの意思伝達には遅延が発生し、回数も制限されているが、ハーフタイム時においては、プレイヤーに即時に情報を伝達することが可能である。また、試合毎に異なる能力を持つプレイヤーのセットが与えられ、各チームがポジションの割当を行う。

上記のように RoboCup にはランダムな要素が多く、プレイヤーが獲得する情報や物体の移動にノイズがかかることから、同一の対戦相手であっても、試合毎に結果や内容が異なる。

## 3 行動軌跡の類似度

チームの戦術は、パスやドリブルなどのプレイヤーの行動選択と、フォーメーションやセンターフォワードなどの役割で表現できるものとされている [9]。本研究では、フォーメーションは考慮せず、パスやドリブルなどボールへのキック行動から戦術を分析することを試みる。

プレイヤーの行動軌跡の類似度をキック分布間の距離を用いて計算する。ペナルティエリア外でボールを保持してから、敵ペナルティエリア内までボールを運ぶ、または敵にボールを奪われるまでのキックの軌跡を行動軌跡と定義する。行動軌跡の例を図 2 に示す。図中の丸点はボールがキックされた座標を表し、連続した 2 つの丸点間を線で結んでいる。

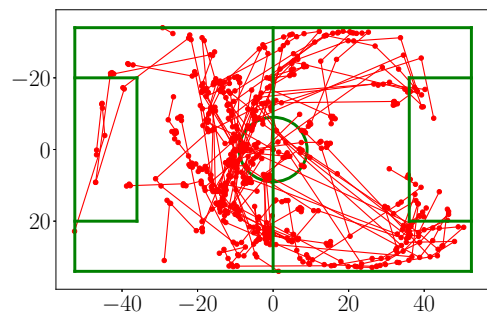


図 2: An example of action trajectories

### 3.1 キック分布

キック分布とは、試合中にプレイヤーがキックした位置とボールの移動量との組の集合である。ボールの移

動量を重みとしてキック位置に割り当てる。プレイヤーにキックされたボールの位置  $(x, y)$  をベクトル  $\vec{b}$  とし、そのキックによってボールが動いた距離をベクトルの重み  $w_{\vec{b}}$  とする。図 3 に図 2 から変換されたキック分布の例を示す。図 3 において、縦棒の座標はボールがキックされた位置を示し、高さはベクトルの重み、すなわちそのキックによってボールが動いた距離を表している。

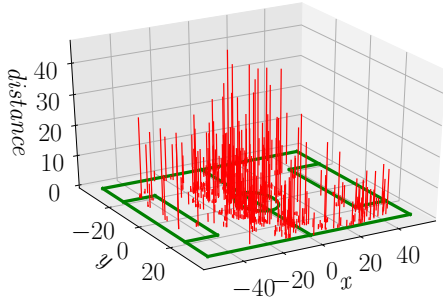


図 3: An example of a kick distribution

### 3.2 キック確率分布

キック分布は離散的に表現されているため、分布間距離を計算する上でコストが大きくなる可能性がある。キック分布を連続的に表現可能な確率分布に変換することで、距離計算のコスト削減が期待できる。そのため本研究では、キック分布をカーネル密度推定 (KDE) を用いてキック確率分布に変換する。KDE は有限の標本から母集団の確率密度関数を推定するノンパラメトリック手法である。カーネル関数は  $d$  次元のガウシアンカーネルとし、平滑化のためのパラメータであるバンド幅  $h$  は以下の式で定義する。

$$h = n^{-\frac{1}{d+4}}$$

ここで、 $n$  はデータ数、 $d$  は次元数を示す。本研究でのキック確率分布においては、ベクトル  $\vec{b}$  (2次元) とその座標での重み  $w_{\vec{b}}$  が入力として扱われるため、 $d = 3$  である。カーネル密度推定を用いて得られるキック確率分布を  $p(\vec{b}, w_{\vec{b}})$  とする。  $p(\vec{b}, w_{\vec{b}})$  は、座標  $\vec{b}$  で長さ  $w_{\vec{b}}$  のキックが行われる確率を意味する。図 3 のキック分布をキック確率分布に変換した例を図 4 に示す。図 4 では、座標  $\vec{b} = (0.0, 0.0)$  で長さ  $w_{\vec{b}}$  が行われる確率分布を表している。図 4 のように、キック確率分布では分布が連続的に表現される。

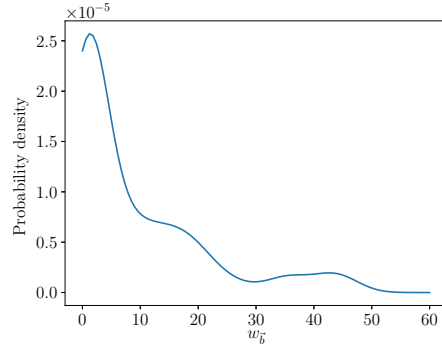


図 4: An example of a kick probability distribution when  $\vec{b} = (0.0, 0.0)$

## 4 分布間の距離計算

キック分布、及びカーネル密度推定されたキック確率密度分布の類似度を求めるため、分布間の距離尺度を用いる。本研究で検討する距離尺度を以下の節で述べる。

### 4.1 Earth Mover's Distance

キック分布に含まれる特徴量の数 (キック数) は試合ごとに異なるため、特徴量の数が同じでなければならないユークリッド距離などでは異なるキック分布間の距離を計算することができない。そこで本研究では、キック分布間の距離を Earth Mover's Distance (EMD) で計算する。EMD は分布間の距離を表すものであり、類似画像検索や類似音楽検索、類似分類などの分野で用いられている。EMD は分布間の距離の計算を輸送問題として定式化し、一方の分布を各場所における供給量、他方の分布を需要量として最小輸送コストを分布間の距離と定義する。輸送問題とは、複数の供給地と需要地があり、需要を満たすように供給地から需要地に輸送を行うときの最小コストを求める問題である。2つの分布  $P, Q$  間の EMD を求めることを考える。このとき、分布  $P, Q$  は重み付き集合として表現される。すなわち、 $P = \{(\mathbf{p}_1, w_{\mathbf{p}_1}), \dots, (\mathbf{p}_m, w_{\mathbf{p}_m})\}$  となる。分布  $P$  は  $m$  個の特徴量 (シグネチャ) で表現されており、 $\mathbf{p}_i$  は特徴量ベクトル、 $w_{\mathbf{p}_i}$  はその特徴量に対する重みである。同様に、もう一方の分布  $Q$  も集合として表現すると、 $Q = \{(\mathbf{q}_1, w_{\mathbf{q}_1}), \dots, (\mathbf{q}_n, w_{\mathbf{q}_n})\}$  となる。EMD は、2つの分布のシグネチャの数が異なっている場合でも計算が可能であるという特徴を持っている。 $\mathbf{p}_i$  と  $\mathbf{q}_j$  の距離を  $d_{ij}$  とし、全特徴間の距離を  $\mathbf{D} = [d_{ij}]$  とする。本研究では、 $\mathbf{p}_i$  と  $\mathbf{q}_j$  の距離  $d_{ij}$  はユークリッド距離とする。 $\mathbf{p}_i$  から  $\mathbf{q}_j$  への輸送量を  $f_{ij}$  とすると、全輸送量は  $\mathbf{F} = [f_{ij}]$  となる。ここで、式 (1) に示すコス

ト関数を最小とする輸送量  $\mathbf{F}^*$  を求め、EMD を計算する。コスト関数  $W$  は式 (2) で表される。

$$\mathbf{F}^* = \arg \min_{f_{ij}} W \quad (1)$$

$$W = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij} f_{ij} \quad (2)$$

上記のコスト関数を最小化する際、以下の制約条件を満たす必要がある。

$$f_{ij} \geq 0 \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n) \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n f_{ij} \leq w_{p_i} \quad (1 \leq i \leq m) \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^m f_{ij} \leq w_{q_j} \quad (1 \leq j \leq n) \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij} = \min\left(\sum_{i=1}^m w_{p_i}, \sum_{j=1}^n w_{q_j}\right) \quad (6)$$

式 (3) は供給地から需要地への輸送量が正であることを示し、一方通行であることを表している。式 (4) は輸送元である  $p_i$  の重み以上に輸送できないことを表す。式 (5) は輸送先である  $q_j$  の重み以上に受け入れることができないことを表す。式 (6) は総輸送量の上限を示し、それは輸送元または輸送先の総和の小さい方に制限されることを表す。以上の制約条件の下で求められた最適な輸送量  $\mathbf{F}^* = [f_{ij}^*]$  を用いて、分布  $P, Q$  間の EMD を以下のように求める。

$$\text{EMD}(P, Q) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij} f_{ij}^*}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij}^*} \quad (7)$$

最適なコスト関数  $W$  を EMD としてそのまま使用しないのは、コスト関数が輸送元もしくは輸送先の重みの総和に依存するためである。正規化することによってその影響を取り除くことができる。

EMD は非負値であり非退化性、対称性を持つ。また、輸送元の重みと輸送先の重みの総和が一致する場合にのみ、三角不等式を満足する。しかし、本研究では、ボールの移動量を重みとしているため、重みの総和が一致することがなく、三角不等式は満たさない。また、EMD はシグネチャの数が増えるにつれて計算量が大幅に増加するという問題がある。

## 4.2 $L^2$ 距離

分布間距離尺度の一種として、分布間の密度差推定を用いた  $L^2$  距離が知られている。確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  の距離を式 (8) で定義される  $L^2$  距離により表す。

$$L^2(p, q) = \int (p(\mathbf{x}) - q(\mathbf{x}))^2 d\mathbf{x} \quad (8)$$

ここで、確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  は 3.2 節で説明したキック確率分布とする。 $L^2$  距離は、非負性、非退化性、対称性、三角不等式といった距離の公理を満たすことが知られている。厳密に正確な  $L^2$  距離を求めることは困難であるが、確率密度関数を用いることで推定することができる。

## 4.3 Jensen-Shannon 情報量

確率分布間の距離尺度として、Jensen-Shannon (JS) 情報量がある。確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  の距離として、JS 情報量は以下の式 (9) で表現される。

$$D_{JS}(p||q) = \frac{1}{2}D_{KL}(p||\frac{p+q}{2}) + \frac{1}{2}D_{KL}(q||\frac{p+q}{2}) \quad (9)$$

ここで、 $D_{KL}$  は Kullback-Leibler (KL) 情報量であり式 (10) で表される。

$$D_{KL}(p||q) = \int p(\mathbf{x}) \log \frac{p(\mathbf{x})}{q(\mathbf{x})} d\mathbf{x} \quad (10)$$

$M = \frac{p+q}{2}$  とおくと、式 (9) と (10) から

$$\begin{aligned} D_{JS}(p||q) &= \frac{1}{2}D_{KL}(p||M) + \frac{1}{2}D_{KL}(q||M) \\ &= \frac{1}{2} \int p(\mathbf{x}) \log \frac{p(\mathbf{x})}{M(\mathbf{x})} d\mathbf{x} \\ &\quad + \frac{1}{2} \int q(\mathbf{x}) \log \frac{q(\mathbf{x})}{M(\mathbf{x})} d\mathbf{x} \end{aligned}$$

ここで、確率密度関数  $p(\mathbf{x})$  と  $q(\mathbf{x})$  は同様に 3.2 節で説明したキック確率分布とする。JS 情報量は、非負値であり非退化性、対称性を持つが、三角不等式を満たさない。

## 5 数値実験

数値実験では、4 章で説明した 3 種類の分布間距離尺度を用いて、行動軌跡の類似度を計算する。また、キック分布間の距離に注目した行動軌跡の類似度分析手法が、人間の主観と一致しているかどうかを検証する。さらに、3 種類の分布間距離の計算時間を比較する。

## 5.1 実験設定

本実験では、キック分布間の距離を用いることで、行動軌跡の類似度を計算する。本実験では以下の7チームの行動軌跡を使用する。各チームはRoboCup世界大会サッカーシミュレーション2Dリーグで上位のチームである。

- A. CYRUS2018 [10]
- B. FRA-UNited [11]
- C. Gliders2016 [12]
- D. HELIOS2018 [13]
- E. MT2018 [14]
- F. Oxsy [15]
- G. WrightEagle [16]

敵チームはベースチームAgent2D [17]とし、各5試合分のログから行動軌跡を抽出する。対象行動軌跡はHELIOS2018とAgent2Dの5試合分の試合ログから抽出されたHELIOS2018の行動軌跡とする。ここで、対象行動軌跡はDチームと全く同じ実験設定である。そのため、異なる試合ログを用いることに留意する。上記A~Gチームの行動軌跡と対象行動軌跡の距離をキック分布を用いて計算する。キック分布、またはキック確率分布間の距離が短いとき、その2つのキック分布は類似度が高いと判断する。

人間の主観と一致しているかどうかを検証するために、本実験では一対比較を行うアンケートを用いる。アンケートでは、各チームの5試合分の行動軌跡から「対象行動軌跡らしさ」を以下の項目に分け回答する。

- 圧倒的に対象行動軌跡らしい (9点)
- (中間) (8点)
- うんと対象行動軌跡らしい (7点)
- (中間) (6点)
- かなり対象行動軌跡らしい (5点)
- (中間) (4点)
- すこし対象行動軌跡らしい (3点)
- (中間) (2点)
- 同じくらい対象行動軌跡らしい (1点)

一対比較法では、上記7チームそれぞれの行動軌跡に対して、チーム*i*はチーム*j*と比較してどれくらい対象行動軌跡に似ているかを選択し、その項目の点数を与える。例えば、AチームがBチームより「うんと対象行動軌跡らしい」と考えた場合は、A→Bに7点を、B→Aに1/7点を与える。これを全ての組み合わせに対して行うことにより、7×7の一対比較行列Aを作成する。この一対比較行列Aの主固有値 $\lambda_{max}$ に対する主固有ベクトルwを求める。この主固有ベクトルを $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ となるように正規化したものを類似度として扱う。これにより、各チームと対象行動軌跡との類似度を定量的に算出する。

各チームの行動軌跡に対する対象行動軌跡らしさを類似度に基づき順位付けを行う。本実験ではEMD,  $L^2$ 距離, JS情報量, 人間評価の4種類の尺度で得られる順位によって相関を求める。これにより行動軌跡の類似度を計算する上でキック分布を用いることの有効性を示す。順位相関はスピアマンの順位相関係数を用いて算出する。スピアマンの順位相関係数 $r_{xy}$ は式(11)で表される。

$$r_{xy} = 1 - \frac{6}{n(n^2 - 1)} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (11)$$

ここで、 $n$ はデータ数、 $x, y$ は4種類の尺度を意味し、 $i$ は各チームを意味する。つまり、 $n = 7$ ,  $x, y \in \{\text{EMD}, L^2\text{距離}, \text{JS情報量}, \text{人間評価}\}$ であり、 $i, j \in \{A, B, C, D, E, F\}$ である。

## 5.2 実験結果

図5-11に各チームの行動軌跡の例を示す。対象行動軌跡の例は図2に示したものである。表1-3に、3種類の距離尺度を用いて計算した分布間の距離と類似度ランキングを示す。これらの結果から、対象行動軌跡と同じチーム(HELIOS2018)とのキック分布間距離が、どの距離尺度を用いた場合においても最も小さく、類似度分析にキック分布を用いることの妥当性を示すことができた。

行動軌跡の類似度を一対比較のアンケートで計測したとき、整合度(Consistency Index, C.I.)の値が高くなる傾向が見られた。このことから、人間が行動軌跡の類似度を計測することが困難であることがわかる。その中でもC.I.の値が最も小さかった(整合性の高かった)被験者のアンケート結果を表4に示す。人間の類似度評価においても、対象行動軌跡と同じチーム(HELIOS2018)を用いたときの類似度が高い結果が見られた。

また、表5に人間の類似度評価に対する各距離尺度の順位相関を示す。表5より、EMD, JS情報量が人間評価と正の相関があることが分かった。 $L^2$ 距離は他の距離尺度に比べて弱い相関となった。これらのことから、キック分布による行動軌跡の類似度分析と、人間の類似度評価との間には大きな差がないことが示された。しかし、離散的に表現されるキック分布をキック確率分布として連続的に表現したことで、人間評価との相関が下がる傾向が見られた。

また、表6から、計算時間に注目するとEMDを計算するのに比べて、キック確率分布を用いる距離尺度では大幅に計算時間を短縮できていることがわかる。試合実行中に分布間距離を求める際は、キック確率分布に変換することで、より早く類似度を分析可能となる。

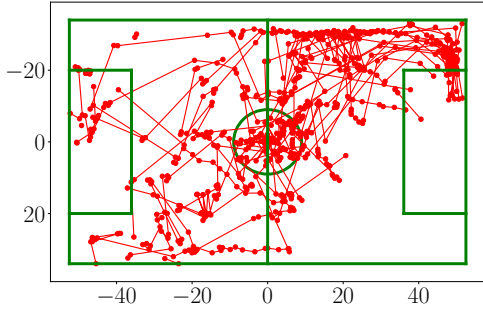


Figure 5: An example of a kick sequence extracted from Team A

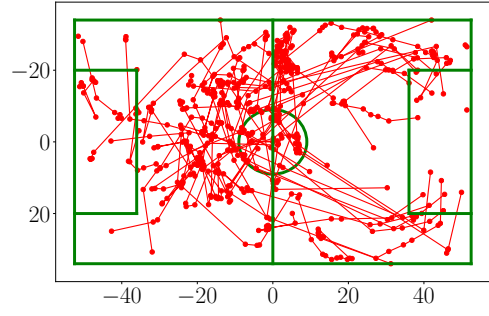


Figure 8: An example of a kick sequence extracted from Team D

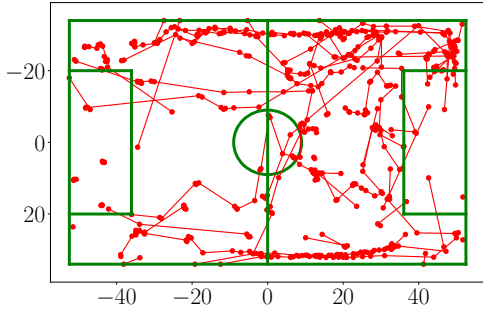


Figure 6: An example of a kick sequence extracted from Team B

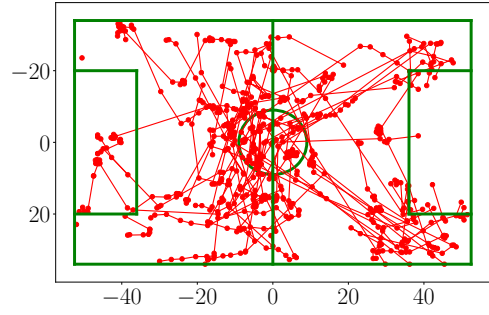


Figure 9: An example of a kick sequence extracted from Team E

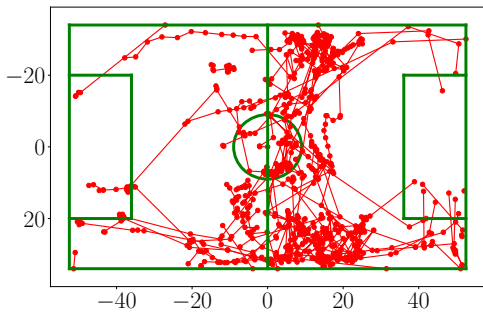


Figure 7: An example of a kick sequence extracted from Team C

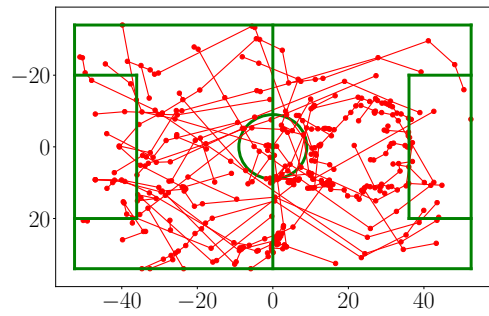


Figure 10: An example of a kick sequence extracted from Team F



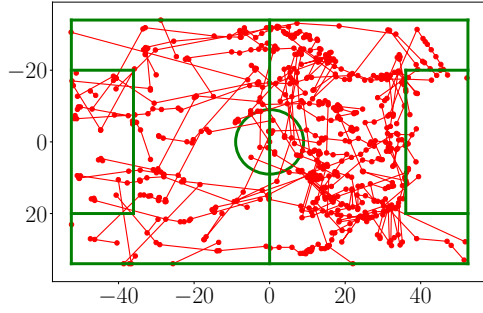


図 11: An example of a kick sequence extracted from Team G

表 1: Similarity based on EMD

Team	Distance	Rank
CYRUS2018	10.46	7
FRA-UNIted	5.876	4
Gliders2016	7.316	6
HELIOS2018	2.035	1
MT2018	3.419	2
Oxxy	4.786	3
WrightEagle	6.602	5

表 2: Similarity based on  $L^2$  distance

Team	Distance	Rank
CYRUS2018	$5.922 \times 10^{-6}$	5
FRA-UNIted	$5.348 \times 10^{-6}$	4
Gliders2016	$6.923 \times 10^{-6}$	7
HELIOS2018	$2.495 \times 10^{-7}$	1
MT2018	$1.313 \times 10^{-6}$	2
Oxxy	$6.273 \times 10^{-6}$	6
WrightEagle	$4.757 \times 10^{-6}$	3

表 3: Similarity based on JS divergence

Team	Distance	Rank
CYRUS2018	$1.276 \times 10^{-1}$	4
FRA-UNIted	$7.231 \times 10^{-1}$	7
Gliders2016	$4.295 \times 10^{-1}$	6
HELIOS2018	$7.264 \times 10^{-2}$	1
MT2018	$9.792 \times 10^{-2}$	3
Oxxy	$1.312 \times 10^{-1}$	5
WrightEagle	$8.145 \times 10^{-2}$	2

表 4: Similarity evaluated by Human

Team	Similarily	Rank
CYRUS2018	$3.212 \times 10^{-2}$	6
FRA-UNIted	$2.798 \times 10^{-2}$	7
Gliders2016	$1.235 \times 10^{-1}$	3
HELIOS2018	$4.621 \times 10^{-1}$	1
MT2018	$2.374 \times 10^{-1}$	2
Oxxy	$6.813 \times 10^{-2}$	4
WrightEagle	$4.884 \times 10^{-2}$	5

表 5: Spearman's rank correlation coefficient between a human evaluation and distance scales

Distance scale	Correlation
EMD	$6.429 \times 10^{-1}$
$L^2$ distance	$3.929 \times 10^{-1}$
JS divergence	$5.714 \times 10^{-1}$

表 6: Ave. of the calculation time of each distance scale

Distance scale	Time (sec)
EMD	7650
$L^2$ distance	130
JS divergence	0.0447

## 6 おわりに

本論文では、行動軌跡の類似度分析のために、キック分布間の距離を計算した。キック分布間の距離尺度として EMD,  $L^2$  距離, JS 情報量を用いた。キック分布を用いることの妥当性を示すために、キック分布間の距離による類似度分析と人間評価との比較を行った。行動軌跡の類似度に対する人間評価を一对比較のアンケートを用いることで算出した。キック分布による行動軌跡の類似度分析手法は、人間評価と相関があり、妥当性を持つことを示した。また、キック確率分布を用いることによる計算時間の短縮を可能にした。今後の展望として、キック方向を考慮可能な分析、他の実験環境での行動軌跡の類似度分析への応用などが挙げられる。

## 参考文献

- [1] 西原 詳, 中島 智晴: RNNによる移動軌跡の異常検知, 不確実状況下での動的状態推定と知能情報科学の融合 (1) (パーティクルフィルタ研究会論文集), pp. 88–96 (2018)
- [2] Somayeh Dodge, Robert Weibel, Patrick Laube: Trajectory Similarity Analysis in Movement Parameter Space, *Proc. of the 19th GIS Research UK Annual Conference 2011*, pp. 270–279 (2011)
- [3] Guangyu Zhu, Qingming Huang, Changsheng Xu, Yong Rui, Shuqiang Jiang, Wen Gao, Hongxun Yao: Trajectory Based Event Tactics Analysis in Broadcast Sports Video, *Proc. of the 15th ACM international conference on Multimedia*, pp. 58–67 (2007)
- [4] Christopher Mutschler, Gabriella Kókai, Thorsten Edelhäuser: Online Data Stream Mining on Interactive Trajectories in Soccer Games, *Proc. of the 2nd International Conference on Positioning and Context-Awareness*, pp. 15–22 (2011)
- [5] Manuel Stein, Halldor Janetzko, Tobias Schreck, Daniel A. Keim: Tackling Similarity Search for Soccer Match Analysis: Multimodal Distance Measure and Interactive Query Definition, *Proc. of the 4th Symposium on Visualization in Data Science*, 10 pages (2018)
- [6] Nazanin Mehrasa, Yatao Zhong, Frederick Tung, Luke Bornn, Greg Mori: Deep Learning of Player Trajectory Representation for Team Activity Analysis, *Proc. of the 11th MIT Sloan Sports Analytics Conference*, 8 pages (2018)
- [7] Olivia Michael, Oliver Obst, Falk Schmidsberger, Frieder Stolzenburg: Analysing Soccer Games with Clustering and Conceptors, *RoboCup 2017: Robot World Cup XXI*, pp. 120–131 (2018)
- [8] Tomoharu Nakashima, Satoshi Mifune, Jordan Henrio, Oliver Obst, Peter Wang, Mikhail Prokopenko: Kick Extraction for Reducing Uncertainty in RoboCup Logs, *Proc of the International Conference on Human Interface and the Management of Information*, pp. 622–633 (2015)
- [9] 秋山 英久, RoboCup サッカーシミュレーション 2D 必勝ガイド, 秀和システム, 2006.
- [10] Nader Zare, Mohsen Sadeghipour, Ashkan Keshavarzi, Mahtab Sarvmeili, Amin Nikanjam, Reza Aghayari, Arad Firouzkoohi, Mohammad Abolnejad, Sina Elahimanesh, Amin Akhgari: Cyrus 2D Simulation Team Description Paper 2018, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [11] Thomas Gabel, Philipp Klöppner, Eicke Godehardt: FRA-UNITed — Team Description 2018, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [12] Mikhail Prokopenko, Peter Wang, Oliver Obst, Victor Jauregui: Gliders2016: Integrating multi-agent approaches to tactical diversity, *RoboCup2016 Leipzig*, 6 pages (2016)
- [13] Hidehisa Akiyama, Tomoharu Nakashima, Yundai Suzuki, An Ohori, Takuya Fukushima: HELIOS2018: Team Description Paper, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [14] Zheng Yang, Ziqiang Liu, Xiaorui Wang, Ning Dong, Xiangben Hu, JingLi Shengbing Chen, Gang Lv: MT2018: Team Description Paper, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [15] Sebastian Marian, Dorin Luca, Bogdan Sarac, Ovidiu Cotarlea: OXSYS 2018 Team Description, *RoboCup2018 Montreal*, 6 pages (2018)
- [16] Xiao Li, Rongya Chen, and Xiaoping Chen: WrightEagle 2D Soccer Simulation Team Description 2015, *RoboCup2015 Hefei*, 5 pages (2015)
- [17] Hidehisa Akiyama, Tomoharu Nakashima: Helios base: An open source package for the robocup soccer 2D simulation, *Robot Soccer World Cup*, pp. 528–535 (2013)