

# RoboCup サッカーにおけるキック分布を用いた勝敗予測

## Predicting Game Results using Kick Distributions in RoboCup

三船 哲史 †, 中島 智晴 †, Jordan Henrio †, 秋山 英久 ‡, 綾井 創一 †

Satoshi Mifune †, Tomoharu Nakashima †, Jordan Henrio †, Hidehisa Akiyama ‡, Soichi Ayai †

大阪府立大学 †, 福岡大学 ‡

Osaka prefecture University †, Fukuoka University ‡

satoshi.mifune@cs.osakafu-u.ac.jp, tomoharu.nakashima@kis.osakafu-u.ac.jp

jordan.henrio@cs.osakafu-u.ac.jp, akym@fukuoka-u.ac.jp, swa01014@edu.osakafu-u.ac.jp

### Abstract

Predicting the game result using kick distributions is studied in this paper. Although it is not possible to exactly know a strategy that a team is taking, that strategy might be well represented by how the players in the team kick the ball during games. Passes and dribbles that are made during a game are extracted to form a kick distribution. It is assumed that the kick distribution represents the strategy of a team. A series of computational experiments are conducted in order to examine the performance of the proposed method.

### 1 はじめに

ロボット工学と人工知能の領域横断型研究プロジェクトとしてRoboCup[1]が知られている。RoboCupには様々なリーグが存在しており、それぞれにおいて活発な研究、開発が行われている。Gabelら[2]は、過去の大会の傾向の分析を行い、チームの戦術を定量的に評価している。この研究はこれまでの世界大会に参加したチームを振り返り、戦術がどのように進化しているか調査することを目的としている。また、Abreuら[3]は、ログの情報をを用いてロボットのサッカーと人間のサッカーを比較している。この研究は、ロボットの知能が人間の知能に近いかどうかを調査することを目的としてログファイルを利用している。しかし、ログの情報から相手の戦略を懐石している研究はまだ積極的に行われていない。フィールドの片側に選手を固め攻撃する戦術や守備を偏重する戦術など、様々な戦術が用いられている。戦術間の相性があるため、1つの戦術で全てのチームに勝つことは困難である。そのため、試合中に自チームの戦術と相手チームの戦術との相性を判断し、適切な戦略を選択することで試合を有利に進める

ことが必要である。RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグにおいて、試合ログには、プレイヤーやボールの位置情報、プレイヤーの行動、プレイヤーやコーチ間の情報の伝達などの試合中の全ての情報が含まれている。しかし、試合ログから有益な情報を抽出する効果的な手法は提案されていない。そこで、本論文では試合ログをキック分布として表現することにより、相手チームの戦術を判断する手法を提案する。

本論文では、試合ログを相手チームの戦術や相性の良し悪しで分類する。また、分類結果を用いて前半戦の試合ログから勝敗予測を行う。Earth Mover's Distance (EMD) [4]を類似度として、試合ログをクラスタに分類する。そして、クラスタリング結果を用いて、前半戦の試合ログから勝敗予測を行う。数値実験では、ベースチームの異なる4チームと対戦を行い、得られた試合ログを分類する。クラスタリング結果を用いて、前半戦の試合ログから勝敗を予測し、試合結果と一致しているかどうかにより勝敗予測の精度を調査する。

### 2 RoboCup

RoboCupは、ロボット工学と人工知能の発展が目的の自律移動型ロボットによるサッカーやレスキュー、家庭内作業などを題材とした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．シミュレーションリーグは RoboCup 創設当初から存在する最も古いリーグの 1 つである．サッカーシミュレーションでは、実機を使用せずに、コンピュータ内に用意された仮想フィールド上でサッカー競技を行う．サッカーシミュレーションには 2D リーグと 3D リーグがある．Figure 1, 2 に 2D リーグと 3D リーグの試合の様子を示す．2D リーグでは、基本的な動作（キックやドリブルなど）はコマンドとして実装されている．そのため 2D リーグでは高レベルな意思決定を主な研究対象としている．一方、3D リーグでは、エージェントはヒューノイドロボットで形成されているため、基本的な動作を関節から制御する必要があり、基本的な動作が非常に重要である．本論文では 2D リーグを扱う．2D リーグでは、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のベクトルとして表される．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．各プレイヤー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おり、制限された視覚情報や聴覚情報からドリブルやパス等の行動選択を行う．

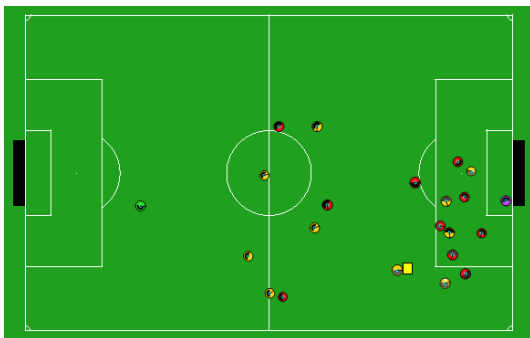


図 1: 2D Simulation League



図 2: 3D Simulation League

### 3 試合ログのクラスタリング

本論文では、試合ログをクラスタリングする．試合ログから特徴量としてキック分布に注目する．キック分布をクラスタリングするための距離尺度として Earth Mover's Distance を用いる．本章では、まずキック分布を説明し、次にキック分布間の距離を測る Earth Mover's Distance の概要を説明する．

#### 3.1 キック分布

本論文では、チーム戦略を表す特徴としてキック分布を考える．キック分布は試合ログから抽出される．キック分布とは試合中にプレイヤーがキックした位置の集合である．キックした位置にボールの移動量を重みとして割り当てる．抽出するキックはパス、ドリブルのみとする．ボールがフィールドの外に出たキックや、相手チームにインターセプトされたパスはキックに含めない．ボールをキックしたプレイヤーの位置 ( $x$  座標,  $y$  座標) をベクトル  $p_i$  とし、その重み  $w_{p_i}$  をそのキックによってボールが動いた距離とする．Figure 3 は opusCOM 対 UvA\_Trilearn の試合ログから得られた opusCOM のキック分布である．Figure 3 において、赤い棒の座標はプレイヤーがキックした位置を示し、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．

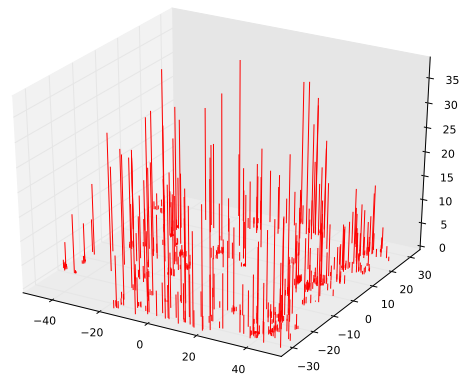


図 3: kick distribution that is obtained from a game between opusCOM and UvA\_Trilearn

#### 3.2 Earth Mover's Distance

本論文では、キック分布間の距離を Earth Movers's Distance (EMD) を使って表す．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、文書分類 [5] 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．EMD を求める際，分布は重み付き集合として表現される．一方の分布  $P$  を集合として表現すると， $P = \{(p_1, w_{p_1}), \dots, (p_m, w_{p_m})\}$  となる．分布  $P$  は  $m$  個の特徴量で表現されており， $p_i$  は特徴量ベクトル， $w_{p_i}$  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， $Q = \{(q_1, w_{q_1}), \dots, (q_m, w_{q_m})\}$  となる．EMD は，2つの分布の特徴量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． $p_i$  と  $q_j$  の距離を  $d_{ij}$  とし，全特徴間の距離を  $D = [d_{ij}]$  とする． $p_i$  から  $q_j$  への輸送量を  $f_{ij}$  とすると，全輸送量は  $F = [f_{ij}]$  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  $F^*$  を求め，EMD を計算する．

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

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．

$$f_{ij} \geq 0 \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n) \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n f_{ij} \leq w_{p_i} \quad (1 \leq i \leq m) \quad (3)$$

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

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij} = \min\left(\sum_{i=1}^m w_{p_i}, \sum_{j=1}^n w_{q_j}\right) \quad (5)$$

式 (2) 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 (3) 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 (4) 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 (5) 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  $F^*$  を用いて，分布  $P, Q$  間の EMD を以下のように求める．

$$\text{EMD}(P, Q) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d_{ij} f_{ij}^*}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij}^*} \quad (6)$$

コスト関数は輸送元もしくは輸送先の重みの総和に依存するため，最適なコスト関数  $W$  を EMD として使用しない．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．

### 3.3 クラスタリングの手順

キック分布の分類には階層的クラスタリングを用いる．キック分布の分類手順を以下に記す．

- Step 1: 全てのキック分布の組み合わせに対して EMD を計算
  - Step 2: それぞれのキック分布がクラスタであるとする
  - Step 3: 全ての組み合わせに対して，クラスタ間の距離を計算
  - Step 4: 最も距離が小さい2つのクラスタを併合
  - Step 5: クラスタが1つになれば終了
- クラスタが2つ以上ある場合は Step 3 へ

クラスタリング終了後，デンドログラムを作成する．

### 3.4 勝敗予測

3.3 節のクラスタリング結果を用いて，試合の勝敗を予測する．まず，各クラスタごとに勝敗予測対象のチームが勝利した数を調べる．勝利数が過半数を占める場合は「勝利」，同数の場合は「不明」，それ以外を「敗北」とクラスタにラベル付けを行う．次に，勝敗予測対象の試合ログの前半戦のキック分布を抽出する．抽出したキック分布と，クラスタリングにより得られた各クラスタとの距離を計算する．キック分布とクラスタとの距離は群平均法により求める．距離が最も近いクラスタにそのキック分布が属するものとする．キック分布が属するクラスタのラベルを予測結果とする．

## 4 数値実験

提案手法の有効性を確認するため，実際の試合ログを用いて分類実験を行う．また，分類結果を用いて前半戦の試合ログから勝敗予測を行う．

### 4.1 キック分布のクラスタリング

UvA\_Trilearn(2005)[6]，BrainStomers(2009)[7]，HELIOS(2014)[8]，WrightEagle(2014)[9] の4チームを opuSCOM(2014) とそれぞれ10試合ずつ対戦させ，試合ログを作成する．上記4チームは異なるベースであり，戦略がお互いに異なっていると考えられるために選択した．作成した40試合分のログを実験に用いる．opuSCOM は研究室で開発を進めているチームである．試合ログから各キックの  $x$  座標， $y$  座標，キックによってボールが動いた距離を抽出し，キック分布を作成する．全てのキック分布の組み合わせの距離を EMD によって求める．EMD によって求めた分布間の距離を用いて，階層的クラスタリングを行う．

## 4.2 勝敗予測

試合ログから前半戦におけるキック分布を抽出する．抽出したキック分布と，クラスタリングにより得られたクラスタとの距離を計算する．距離が最も近いクラスタにそのキック分布が属するものとする．クラスタリング結果を適切であると思われるクラスタ数に分割し，属している試合ログの勝敗からラベル付けを行う．キック分布が属するクラスタのラベルが試合結果と一致しているかどうかで勝敗予測の精度を調査する．

## 5 実験結果

### 5.1 キック分布

UvA\_Trilearn(2005), BrainStomers(2009), HELIOS(2014), WrightEagle(2014) の 4 チームを opuSCOM(2014) とそれぞれ 10 試合ずつ対戦させ，試合ログを作成する．作成した 40 試合分のログを実験に用いる．クラスタリングに用いた，UvA\_Trilearn, BrainStomers, HELIOS, WrightEagle の 4 チームと opuSCOM との試合の勝敗を Table 1 に示す．

表 1: Game results with UvA\_Trilearn, BrainStomers, HELIOS and WrightEagle

対戦チーム	Win	Draw	Lose
UvA_Trilearn	10	0	0
BrainStomers	7	1	2
WrightEagle	0	0	10
HELIOS	0	0	10

### 5.2 相手チームのキック分布の分類

試合ログからキック分布を作成した．相手チームのキック分布を階層的クラスタリングした結果を Figure 4 に示す．

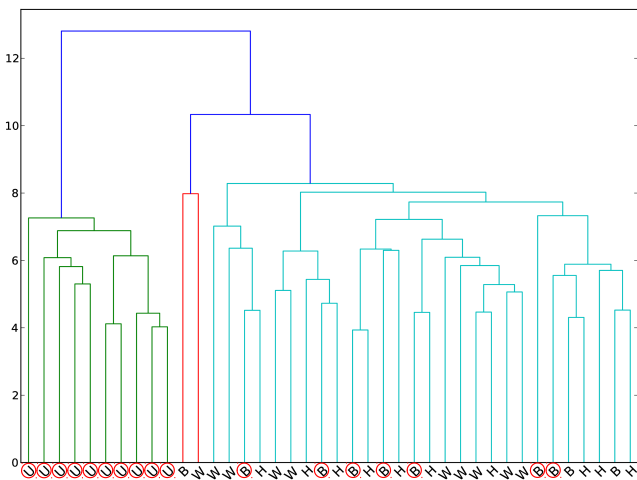


図 4: Clustering result for kick distributions of opponents

Figure 4 において，U が UvA\_Trilearn，B が BrainStomers，W が WrightEagle，H が HELIOS のキック分

布を示している．赤い丸で囲まれたデータは opuSCOM が勝った試合を示している．2 つのクラスタに分類したとき，左側のクラスタが UvA\_Trilearn のデータだけであることが読み取れる．このことから UvA\_Trilearn のデータを分類できたことがわかる．

### 5.3 opuSCOM のキック分布の分類

次に，試合ログから opuSCOM のキック分布を作成した．opuSCOM のキック分布を階層的クラスタリングした結果を Figure 5 に示す．

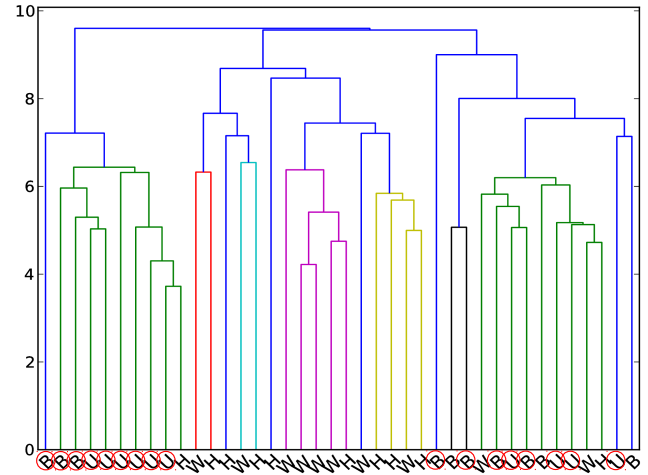


図 5: Clustering result for kick distributions of opuSCOM

Figure 5 において，U が UvA\_Trilearn，B が BrainStomers，W が WrightEagle，H が HELIOS と対戦したときの opuSCOM のキック分布を示している．赤い丸で囲まれたデータは opuSCOM が勝った試合を示している．3 つのクラスタに分類したとき，中央のクラスタに負けた試合，左右のクラスタに勝った試合というように分類できているように読み取れる．

### 5.4 両チームのキック分布の分類

試合のログから 1 試合毎の両チームのキックを区別せずに，キック分布を作成した．両チームのキック分布を階層的クラスタリングした結果を Figure 6 に示す．

Figure 6 において，U が UvA\_Trilearn，B が BrainStomers，W が WrightEagle，H が HELIOS と対戦したときの両チームのキック分布を示している．赤い丸で囲まれたデータは opuSCOM が勝った試合を示している．2 つのクラスタに分類したとき，自チームのキック分布でクラスタリングを行ったときよりも上手く勝敗別に分類できているように読み取れる．

以上の実験結果より，特定のチームや戦術で分類する場合は相手チームのキック分布をクラスタリングすると

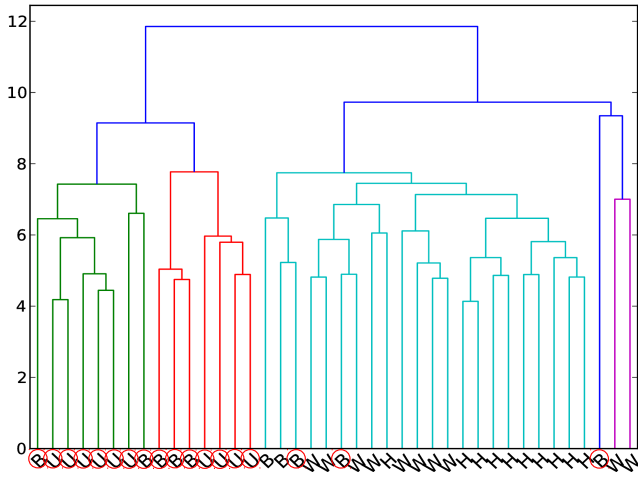


図 6: Clustering result for kick distributions of opuSCOM and opponents

有効であることが分かる。また、自チームとの勝敗で分類する場合は両チームのキック分布をクラスタリングすると有効であることが分かる。

### 5.5 勝敗予測

勝敗予測に用いた、UvA\_Trilearn, BrainStomers, HELIOS, WrightEagle の 4 チームと opuSCOM との試合の勝敗を Table 2 に示す。

表 2: Game results with UvA\_Trilearn, BrainStomers, HELIOS and WrightEagle

対戦チーム	Win	Draw	Lose
UvA_Trilearn	9	0	1
BrainStomers	10	0	0
WrightEagle	1	0	9
HELIOS	0	0	10

次に、クラスタリング結果にラベル付けを行った。相手チームのキック分布を用いたクラスタリングのラベル、opuSCOM のキック分布を用いたクラスタリングのラベル、両チームのキック分布を用いたクラスタリングのラベルをそれぞれ Figure 7, 8, 9 に示す。デンドログラムから適切であると考えられるクラスタ数に分割し、属している試合ログの勝敗からラベル付けを行った。

勝敗予測の結果と実際の試合結果を比較し、それぞれの対戦チームとキック分布についての正答数を Table 3 に示す。

表 3: The number of correct

対戦チーム	opuSCOM	相手チーム	両チーム
UvA_Trilearn	4	10	10
BrainStomers	1	8	4
WrightEagle	9	9	9
HELIOS	10	0	10
平均	6	6.75	8.25

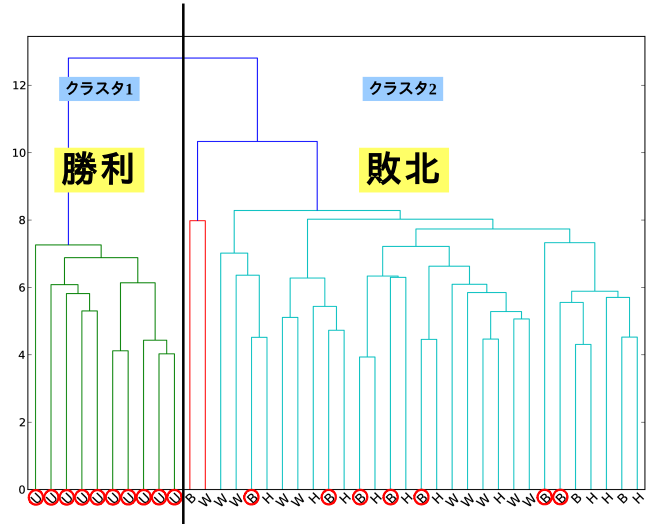


図 7: Labels of clusters : opponent team's kick distribution

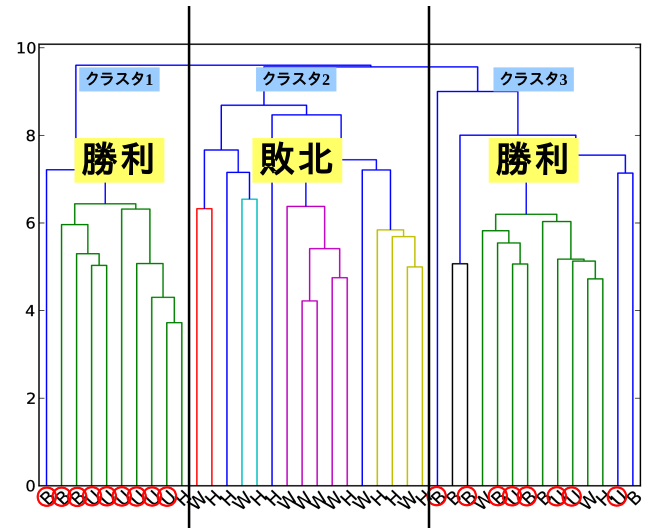


図 8: Labels of clusters : our team's kick distribution

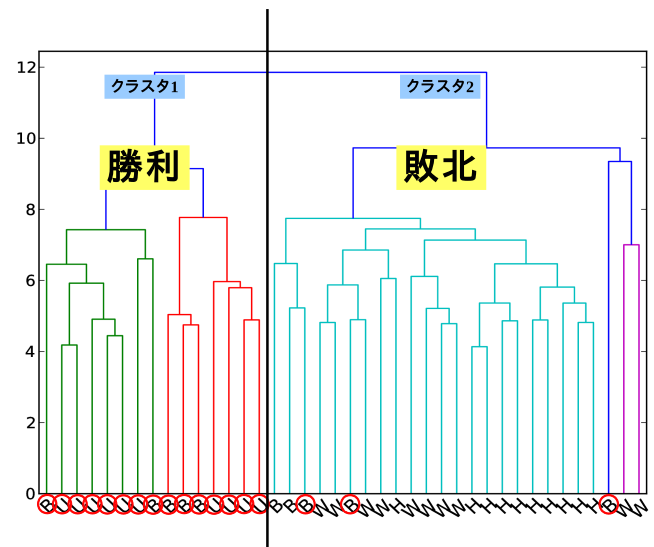


図 9: Labels of clusters : both team's kick distribution

Table 3より,両チームのキック分布から勝敗予測を行ったとき精度が最も良いことがわかる.また,opuSCOMのキック分布,相手チームのキック分布を用いた勝敗予測では,正答数が少ない場合があることが読み取れる.相手チームのキック分布を用いた勝敗予測では,UvA\_Trilearnだと勝利,その他のチームだと敗北というような予測結果となり,正答数が少なくなったのではないかと考えられる.

## 6 おわりに

本論文では,試合ログをキック分布として表現し,EMDを類似度として用いることにより,試合ログをクラスタに分類した.また,クラスタリング結果を用いて前半戦の試合ログから勝敗を予測した.数値実験では,実際に試合ログ間の類似度を計算し,特定のチームや勝敗で分類できることを示した.クラスタリング結果を用いて,前半戦の試合ログから勝敗を予測できることを示した.今後の課題として,分類や勝敗予測の精度を上げることや,試合中に相性の良し悪しを判断できるようにチームに組み込むこと,キック分布を勝敗予測以外に活用することなどが挙げられる.

## 参考文献

- [1] Hiroaki Kitano, Minoru Asada, Yasuo Kuniyoshi, Itsuki Noda, Eiichi Osawa and Hitoshi Matsubara, “ RoboCup: A Challenge Problem for AI ”, *AIMagazine*, Vol.18, No.1, pp.73-85(1997).
- [2] Thomas Gabel, Martin Riedmiller, “ On Progress in RoboCup: The Simulation League Showcase ”, *The 14th RoboCup 2010 Symposium*, pp.36-47, Springer Berlin Heidelberg(2010).
- [3] Pedro Abreu, João Moreira, Israel Costa, Daniel Castelhão, Luis Reis, Júlio Garganta, “ Human Versus Virtual Robotics Soccer: A Technical Analysis ”, *European Journal of Sport Science* 12(1), pp.26-35, Taylor & Francis(2011)
- [4] Y.Rubner, C.Tomasi and L.J.guibas, “ The earth mover’s distance as a metric for image retrieval ”, *International Journal of Computer Vision*, 40(2), pp.99-121(2000)
- [5] 柳本豪一,大松繁, “ Earth Mover’s Distance を用いたテキスト分類 ”, *人工知能学会全国大会論文集* (2007).

- [6] Julle R. Kok and Nikos Vlassis, “ UvA Trilearn2005 Team Description Paper ”, *RoboCup2005*, CD-ROM (5 pages), Osaka, Japan(2005).
- [7] Thomas Gabel, Martin Riedmiller, “ BrainStormers 2D - Team Description 2009 ”, *RoboCup2009*, CD-ROM (6 pages), Graz, Austria(2009).
- [8] Hidehisa Akiyama, Tomoharu Nakashima, Katsuhiko Yamashita, Satoshi Mifune, “ HELIOS2014 Team Description Paper ”, *RoboCup2014*, CD-ROM (6 pages), JoãoPessoa, Brazil(2014).
- [9] Haochong Zhang, Guanghui Lu, Rongya Chen, Xiao Li and Xiaoping Chen, “ WrightEagle 2D Soccer Simulation Team Description 2014 ”, *RoboCup2014*, CD-ROM (6 pages), JoãoPessoa, Brazil(2014).