

# RoboCup サッカーにおけるキック分布を用いたゲーム戦術の切り替え

## Switching Game Tactics using Kick Distribution in RoboCup Soccer

三船 哲史<sup>\*1</sup>, 中島 智晴<sup>\*1</sup>, 秋山 英久<sup>\*2</sup>

Satoshi MIFUNE<sup>\*1</sup>, Tomoharu NAKASHIMA<sup>\*1</sup>, Hidehisa AKIYAMA<sup>\*2</sup>

大阪府立大学<sup>\*1</sup>, 福岡大学<sup>\*2</sup>

Osaka Prefecture University<sup>\*1</sup>, Fukuoka University<sup>\*2</sup>

{satoshi.mifune@cs, tomoharu.nakashima@kis}.osakafu-u.ac.jp, akym@fukuoka-u.ac.jp

### Abstract

In RoboCup soccer simulation 2D league, two dimensional agents play a soccer game on a 2D field. It is generally known that there is no perfect strategy that defeats any others. Even if a strategy is better than one particular strategy, it could be always inferior to another strategy. Therefore, it is necessary to have multiple strategies available and switch them according to the opponent's one. Although it is not possible to exactly know the strategy that is used by an opponent team, that strategy is generally well represented by how the opponent's players manipulate the ball during the game. This paper proposes a method that switches team's strategies according to the kick distribution of the opponent team.

### 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。RoboCup サッカーでは、競技で勝利することが重要視されているが、ただ単に勝利するだけではなく、ボールを支配し、確実に勝利することが望まれている。そのためには、パスやドリブル等の行動を洗練すること、相手の行動を予測して意思決定を行うこと、相手チームに合わせた戦術をとることなどが必要となっている。本論文では相手チームとの相性を考慮して戦術を切り替える方法に焦点をあてる。相手チームとの相性を調べるためには、相手チームを分析しなければならない。そのために、本研究では試合ログを用いて相手チームをクラスタリングする。RoboCup サッカーシミュレーション

2D リーグでは、試合終了後にログが出力される。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等といった試合中の全ての情報が含まれている。試合ログは主に過去の大会の傾向の分析などに用いられている。例えば、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た。

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグでは、毎年各チームが変化を加えることにより、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、多種多様な戦術が存在している。戦術には相性があるため、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、試合中に自チームと相手チームとの相性を判断し、適切な戦略を選択することで試合を有利に進める必要がある。RoboCup サッカーでは、相手チームの戦術や行動を識別するための研究が積極的に行われている。例えば、Rileyら [4][5] は、フィールドを分割し、相手プレイヤーのポジションやパス、ドリブルを記録することにより、相手チームを識別する手法を提案した。Iglesiasら [6] は、トライ木を用いてチームの行動を比較する手法を提案している。しかし、相手チームがとっている戦術を確実に判断することはできていない。そこで本論文では、試合中のキック情報に注目し、戦術をキック分布として表現する。そして、試合中に相手チームとの相性を判断し、戦術を切り替える手法を提案する。提案手法では、Earth Mover's Distance (EMD) [7] をキック分布の類似度として、戦術をクラスタリングする。そして、ハーフタイムにクラスタリング結果と前半戦のキック分布から戦術の切り替えの判断を行う。数値実験では、JapanOpen2015に出場したチームと対戦を行い、得られた試合ログをクラスタリングする。クラスタリング結果と前半戦のキック分布から戦術を切り替えるかの判断を行うことにより、チームの性能がどのように変化するのかを調査する。

## 2 RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグ

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研究プロジェクトである。本論文では、RoboCup サッカーシミュレーションを研究の対象とする。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。本論文では 2D リーグを扱う。Figure 1 に 2D リーグの試合の様子を示す。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。

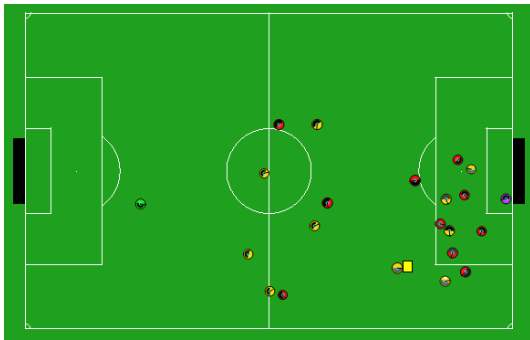


図 1: Soccer simulation 2D league

RoboCup サッカーシミュレーション 2D リーグでは、試合終了後にサーバーから試合ログが出力される。試合ログには、各プレイヤーの最高速度やキックできる範囲等といったパラメータ、ゲームの状態、サイクル毎のプレイヤーとボールの位置や速度の情報、プレイヤーの行動、プレイヤーやコーチ間の情報の伝達等といった試合中の全ての情報が含まれている。そのため、試合ログを使うことにより終了した試合を再生することができる。

### 3 戦術のクラスタリング

本論文では、チーム戦術がキック分布に表れるものと仮定する。チーム戦術をグループ分けするために、キック分布をクラスタリング手法により分析する。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 (EMD) を用いる。

### 3.1 キック分布

本論文では、チーム戦術を表す特徴としてキック分布を考える。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。抽出するキックはパス、ドリブルのみとする。ボールをフィールドの外に出したキックや、相手チームにインターセプトされたパスはキックに含まれない。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  $w_{p_i}$  をとする。Figure 2 は opuSCOM 対 agent2d の試合ログから得られたキック分布である。Figure 2 において、縦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。

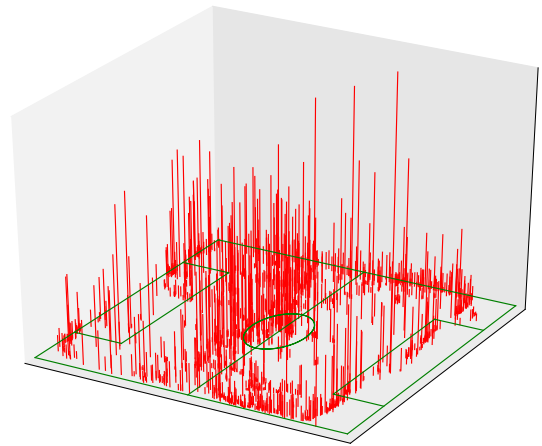


図 2: An example of kick distribution

### 3.2 Earth Mover's Distance (EMD)

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 [8] 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、 $Q = \{(q_1, w_{q_1}), \dots, (q_n, w_{q_n})\}$  となる。EMD は、2 つの分布の特徴量の数が異なる場合でも計算が可能であるという特徴を持っている。

表 1: Definitions of kick distributions

No.	Weight of feature	Extracted kick	Target team
①	Distance	Dribbles and passes	Both
②	Distance	Dribbles and passes	opuSCOM
③	Distance	Dribbles and passes	Opponent
④	$x$ -distance	Dribbles and passes	Both
⑤	$x$ -distance	Dribbles and passes	opuSCOM
⑥	$x$ -distance	Dribbles and passes	Opponent
⑦	Distance	Passes	Both
⑧	Distance	Passes	opuSCOM
⑨	Distance	Passes	Opponent
⑩	$x$ -distance	Passes	Both
⑪	$x$ -distance	Passes	opuSCOM
⑫	$x$ -distance	Passes	Opponent

### 3.3 EMD によるキック分布間の距離計算

本論文では、キック分布間の距離を計算するために EMD を用いる。2つのキック分布  $P, Q$  間の EMD を求めることを考える。EMD を適用するためには、キック分布を重み付き集合として表現する必要がある。 $P = \{(p_1, w_1), (p_2, w_2), \dots, (p_m, w_m)\}$  とすると、 $P$  は  $m$  個のキックで構成されており、特徴量ベクトル  $p_i$  はプレイヤーが  $i$  回目にキックした位置、重み  $w_i$  はそのキックによってボールが動いた距離を表す。同様に、もう一方のキック分布  $Q$  も集合として表現すると、 $Q = \{(q_1, w_1), (q_2, w_2), \dots, (q_n, w_n)\}$  となる。ここで、 $p_i$  と  $q_j$  の距離計算にはユークリッド距離を用いる。

### 3.4 クラスタリングの手順

キック分布をグループに分けるため、階層的クラスタリングを用いる。階層的クラスタリングの手順を以下に記す。

- Step 1: 個々のキック分布を 1つのクラスタと設定。
- Step 2: 全てのクラスタ間の距離を計算。
- Step 3: 最も距離が小さい 2つのクラスタを併合。
- Step 4: 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 2 へ

クラスタ間の距離は群平均法によって求める。群平均法とは、2つのクラスタの全ての要素の組み合わせについて距離を求め、その平均値をクラスタ間の距離として用いる手法である。クラスタリング終了後、デンドログラムを作成する。クラスタの数を 2 から 5 まで変化させて、得られたクラスタに属する試合ログの勝敗を確認する。その中で最も勝敗のエントロピーが小さいクラスタ数を使用する。

## 4 戦術の切り替え

Figure 3 に戦術の切り替えの概要を示す。事前に試合データを収集し、3章で述べたキック分布のクラスタリング結果と各クラスタの勝敗予測ラベルをデータベースに保存しておく。勝敗予測ラベルは、各クラスタ内の勝利数を調

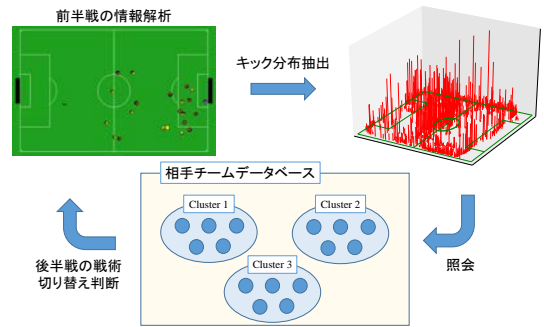


図 3: Overview of switching game tactics

べ、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」とラベル付けを行う。試合前に 2つの戦術を用意し、どちらか一方を前半戦に使用する戦術とする。次に、前半戦のキック分布を抽出する。ハーフタイムに、抽出したキック分布と、各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。キック分布が属するクラスタのラベルが「勝利」であれば、後半戦においても前半戦と同じ戦術を使用する。「不明」または「敗北」であれば、後半戦で使用する戦術を切り替える。

## 5 数値実験

数値実験では、実際の試合ログを用いて分類実験を行う。次に、前半戦のキック分布から勝敗予測を行うことによって、クラスタリング結果を評価する。また、提案手法を組み込んだチームを使って試合を行い、チームの性能がどのように変化するかを調査する。数値実験において、キック分布は特徴量の重みとして用いるボールの移動距離とキックの種類、抽出するキックを行ったチームの組み合わせによる 12 種類を使用する。使用するキック分布を Table 1 に示す。

### 5.1 戦術のクラスタリング

opuSCOM と agent2d, KU\_BOST, TsubameGaeshi, Ri-one\_A, Ri-one\_B, FiftyStorms, Toyosu-Galaxy の 7

表 3: The correct answer rate (%)

Opponent	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩	⑪	⑫
agent2d	83	80	90	89	80	75	82	93	94	68	90	87
KU_BOST	74	80	31	50	80	35	77	41	40	74	33	59
Ri-one_A	54	52	50	49	52	44	43	50	56	40	47	41
Ri-one_B	76	87	22	32	87	28	87	48	41	81	51	79
TsubameGaeshi	91	76	94	86	76	76	79	94	93	78	91	87
FiftyStorms	79	54	77	69	54	70	60	77	78	72	62	78
Toyosu-Galaxy	83	74	87	70	74	81	73	86	84	69	81	70
Average	77.1	71.9	64.4	63.6	71.9	58.4	71.6	69.9	69.4	68.9	65.0	71.2

チームを 10 試合ずつ対戦させ、試合ログを作成する。opuSCOM は本研究室で開発を進めているチームである。agent2d [9] はベースチームとして公開されているチームであり、他のチームは JapanOpen2015 に参加したチームである。試合ログからキックした位置毎の  $x$  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, 12 種類の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 EMD を計算する。求めたキック分布間の距離を用いて, 階層的クラスタリングを行う。

## 5.2 勝敗予測

クラスタリング結果を用いて, 前半戦のキック分布から試合の勝敗予測を行う。勝敗予測に使用する情報は前半戦のキック分布のみとし, スコア情報などの他の情報は使用しない。まず, 各クラス内で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」とクラスにラベル付けを行う。次に, 勝敗予測対象の試合ログにおける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との距離を計算する。距離が最も近いクラス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のラベルを予測結果とする。勝敗予測に使用する試合ログは opuSCOM と agent2d, KU\_BOST, TsubameGaeshi, Ri-one\_A, Ri-one\_B, FiftyStorms, Toyosu-Galaxy の 7 チームとの対戦を新たに 100 試合ずつ行って作成したものである。キック分布が属するクラス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。

## 5.3 チームの性能評価

提案手法を組み込んだ opuSCOM (キック分布の種類毎) と agent2d, KU\_BOST, TsubameGaeshi, Ri-one\_A, Ri-one\_B, FiftyStorms, Toyosu-Galaxy の 7 チームを新たに 100 試合ずつ対戦させる。提案手法を組み込んだチームでは, あらかじめ 2 つの戦術を用意し, 前半戦に使用する戦術を固定する。そして, ハーフタイムにコーチエージェントがもう一方の戦術を切り替えるかどうかの判断を行う。従来のチームと試合結果を比較し, チームの性能を調査する。

## 6 実験結果

### 6.1 戦術のクラスタリング

opuSCOM と agent2d, KU\_BOST, TsubameGaeshi, Ri-one\_A, Ri-one\_B, FiftyStorms, Toyosu-Galaxy の 7 チームを 10 試合ずつ対戦させ, 作成した試合ログを 12 種類のキック分布毎にクラスタリングした。クラスタリング結果より, 使用するキック分布によって差があるが, opuSCOM と相性の悪いチームや特徴的な攻撃を行う FiftyStorms などが分類されていることがわかった。

### 6.2 勝敗予測

opuSCOM と agent2d, KU\_BOST, TsubameGaeshi, Ri-one\_A, Ri-one\_B, FiftyStorms, Toyosu-Galaxy の 7 チームを新たに 100 試合ずつ対戦させ, 作成した試合ログから前半戦のキック分布を抽出した。12 種類のキック分布毎にクラスタリング結果と前半戦のキック分布から, 勝敗予測を行った。勝敗予測に使用した試合の勝敗を Table 2 に示す。また, キック分布の種類毎の正答率を Table 3 に示す。Table 3 より, キック分布①を使用したとき最も正答率が高いことが読みとれる。勝率が 5 割に近い Ri-one\_A との対戦の勝敗はどのキック分布を用いても上手く予測することができなかった。

表 2: Game results

Team	Win	Lose	Draw
agent2d	95	0	5
KU_BOST	19	68	13
Ri-one_A	51	22	27
Ri-one_B	12	74	14
TsubameGaeshi	96	2	2
FiftyStorms	80	9	11
Toyosu-Galaxy	88	7	5

### 6.3 チームの性能評価

提案手法を組み込んでいない opuSCOM と提案手法を組み込んだ opuSCOM (キック分布の種類毎) で agent2d, KU\_BOST, TsubameGaeshi, Ri-one\_A, Ri-one\_B, FiftyStorms, Toyosu-Galaxy の 7 チームと 100 試合ずつ対戦を行った。提案手法を組み込んでいない従来のチームで 100 試合ずつ対戦した際の勝敗を Table 4 に示

す。戦術の切り替えを行った際、後半戦において使用する戦術での勝敗を Table 5 に示す。Table 5 より、従来のチームと相性の悪い KU\_BOST, Ri-one\_B に対して従来より勝率が高い戦術であることが読みとれる。一方で、他の相手に対しては従来のチームのほうが勝率が高いことがわかる。提案手法を組み込んだチーム（キック分布の種類毎）を使ったときの勝敗を Table 6~17 に示す。Table 6~17 より、提案手法を組み込んだチームでは、どのキック分布を使用したときも KU\_BOST, Ri-one\_B に対して勝率が向上していることがわかる。これは相性が悪いチームに対して戦術の切り替えが有効に働いていることを示している。また、切り替え先の戦術と相性の悪い FityStorms に対して勝率を維持できていることが多く、相手チームの戦術に適した戦術を選択できていることがわかる。

表 4: Game results: previous team

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	94	2	4	5.64	1.26
KU_BOST	18	69	13	1.00	2.23
Ri-one_A	58	25	17	2.08	1.43
Ri-one_B	9	59	32	0.65	1.57
TsubameGaeshi	97	1	2	5.98	1.16
FiftyStorms	75	17	8	5.33	2.75
Toyosu-Galaxy	87	5	8	4.89	1.41

(AG: Average Goals, AGA: Average Goals Against)

表 5: Game results: the strategy after switching

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	84	7	9	4.77	1.86
KU_BOST	68	14	18	3.53	2.14
Ri-one_A	38	38	24	2.01	2.34
Ri-one_B	45	22	23	2.41	1.90
TsubameGaeshi	88	3	9	5.63	1.58
FiftyStorms	51	37	12	5.63	4.19
Toyosu-Galaxy	82	7	9	4.49	1.71

表 6: Game results: kick distribution①

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	93	1	6	5.75	1.39
KU_BOST	45	37	18	2.35	2.18
Ri-one_A	40	42	18	2.14	2.12
Ri-one_B	33	43	24	1.44	1.69
TsubameGaeshi	95	2	3	5.71	1.37
FiftyStorms	81	9	10	5.58	2.79
Toyosu-Galaxy	87	4	9	4.55	1.36

表 7: Game results: kick distribution②

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	93	2	5	5.45	1.35
KU_BOST	41	39	20	2.27	2.31
Ri-one_A	52	31	17	2.45	1.83
Ri-one_B	28	50	22	1.33	1.97
TsubameGaeshi	90	5	5	5.41	1.41
FiftyStorms	68	24	8	5.46	3.65
Toyosu-Galaxy	80	5	15	4.61	1.59

表 8: Game results: kick distribution③

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	89	3	8	5.53	1.37
KU_BOST	23	56	21	1.61	2.34
Ri-one_A	42	45	13	2.22	2.40
Ri-one_B	16	60	24	1.05	2.08
TsubameGaeshi	90	4	6	5.92	1.39
FiftyStorms	75	16	9	5.24	3.05
Toyosu-Galaxy	86	3	11	4.85	1.50

表 9: Game results: kick distribution④

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	90	4	6	5.73	1.38
KU_BOST	39	47	14	2.16	2.38
Ri-one_A	46	43	11	2.29	1.99
Ri-one_B	18	48	34	1.03	1.80
TsubameGaeshi	96	1	3	6.17	1.04
FiftyStorms	74	14	12	5.78	3.54
Toyosu-Galaxy	82	11	7	4.84	1.58

表 10: Game results: kick distribution⑤

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	91	3	6	5.36	1.26
KU_BOST	35	40	25	2.06	2.29
Ri-one_A	45	33	22	2.07	1.65
Ri-one_B	25	44	31	1.17	1.97
TsubameGaeshi	94	2	4	5.81	1.25
FiftyStorms	69	17	14	5.23	2.94
Toyosu-Galaxy	85	4	11	4.85	1.69

表 11: Game results: kick distribution⑥

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	91	1	8	5.78	1.24
KU_BOST	24	57	19	1.68	2.50
Ri-one_A	33	37	30	2.05	2.12
Ri-one_B	18	49	33	0.92	2.12
TsubameGaeshi	87	9	4	5.67	1.42
FiftyStorms	80	14	6	5.59	3.07
Toyosu-Galaxy	82	7	11	4.47	1.59

表 12: Game results: kick distribution⑦

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	90	5	5	5.51	1.12
KU_BOST	35	37	28	2.11	2.30
Ri-one_A	47	35	18	2.27	1.97
Ri-one_B	24	52	24	1.04	1.73
TsubameGaeshi	92	4	4	5.56	1.23
FiftyStorms	73	20	7	5.57	3.38
Toyosu-Galaxy	87	2	11	4.48	1.54

表 13: Game results: kick distribution⑧

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	94	4	2	5.43	1.26
KU_BOST	29	45	26	2.06	2.27
Ri-one_A	41	39	20	2.19	1.98
Ri-one_B	19	54	27	1.18	2.15
TsubameGaeshi	93	4	3	5.55	1.25
FiftyStorms	67	20	13	5.41	3.53
Toyosu-Galaxy	86	5	9	4.51	1.33

戦術を自動的に作成することなどが挙げられる。

表 14: Game results: kick distribution⑨

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	92	3	5	5.22	1.34
KU_BOST	27	39	34	1.90	2.46
Ri-one_A	49	34	17	2.09	1.73
Ri-one_B	14	63	23	0.98	2.26
TsubameGaeshi	95	1	4	5.78	1.12
FiftyStorms	73	15	12	5.20	3.26
Toyosu-Galaxy	83	8	9	4.46	1.39

表 15: Game results: kick distribution⑩

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	89	2	9	5.45	1.47
KU_BOST	36	51	23	2.13	2.49
Ri-one_A	53	36	11	2.40	2.04
Ri-one_B	23	56	21	1.14	1.99
TsubameGaeshi	95	2	3	5.74	1.06
FiftyStorms	67	21	12	5.29	3.24
Toyosu-Galaxy	83	3	11	4.69	1.40

表 16: Game results: kick distribution⑪

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	92	3	5	5.23	1.33
KU_BOST	26	54	20	1.91	2.35
Ri-one_A	44	32	24	2.03	1.71
Ri-one_B	18	63	19	1.09	2.21
TsubameGaeshi	97	1	2	5.60	1.04
FiftyStorms	63	23	14	5.23	2.65
Toyosu-Galaxy	86	7	7	4.58	1.56

表 17: Game results: kick distribution⑫

Team	Win	Lose	Draw	AG	AGA
agent2d	90	4	6	5.88	1.54
KU_BOST	33	53	14	2.15	2.43
Ri-one_A	53	26	21	2.26	1.66
Ri-one_B	26	57	17	1.25	2.40
TsubameGaeshi	96	1	3	5.53	1.31
FiftyStorms	54	35	11	5.05	4.06
Toyosu-Galaxy	90	5	5	4.88	1.42

## 7 おわりに

本論文ではチームの戦術をキック分布により表現した。そして、キック分布の類似度として EMD を用いて、実際の試合ログをクラスタリングした。また、提案手法をチームに組み込み、試合中に相手チームとの相性を判断し、戦術の切り替えを行った。数値実験では、提案手法を組み込んだチームで対戦を行い、性能を調査した。相性の悪いチームに対しての勝率が上がったことから、戦術の切り替えが有効であることを示した。今後の課題として、分類や勝敗予測の精度を向上させることや、各クラスに適した

## 参考文献

- [1] Hiroaki Kitano, Minoru Asada, Yasuo Kuniyoshi, Itsuki Noda, Eiichi Osawa and Hitoshi Matsubara, “RoboCup: A Challenge Problem for AI,” *AI Magazine*, 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 Castelão, Luis Reis, Júlio Garganta, “Human Versus Virtual Robotics Soccer: A Technical Analysis,” *European Journal of Sport Science*, Vol.12, No.1, pp.26-35, Taylor & Francis, 2011.
- [4] Patrick Riley, Manuela Veloso, “On Behavior Classification in Adversarial Environments,” *Distributed Autonomous Robotic Systems*, pp.371-380, Springer, 2000.
- [5] Patrick Riley, Manuela Veloso, “Recognizing Probabilistic Opponent Movement Models,” *RoboCup-2001: Robot Soccer World V*, Vol.2377, pp.205-245, Springer, 2002.
- [6] Iglesias, J.A., Ledezma, A., Sanchis, A.: “A Comparing Method of Two Team Behaviors in the Simulation Coach Competition”, *Modeling Decisions for Artificial Intelligence*, Vol.3885 of LNCS, pp.117–128, Springer, 2006.
- [7] Yossi Rubner, Carlo Tomasi and Leonidas J. Guibas, “The Earth Mover’s Distance as a Metric for Image Retrieval”, *International Journal of Computer Vision*, Vol.40, No.3, pp.130-137, 2000.
- [8] 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.
- [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.