

RoboCup 小型ロボットリーグにおける相手戦略の分析と学習

Analyzing and Learning Opponent's Strategies in the RoboCup Small Size League

安井興太郎、小林邦和、村上和人、成瀬正

Kotaro Yasui, Kunikazu Kobayashi, Kazuhito Murakami and Tadashi Naruse

愛知県立大学 情報科学研究科

Graduate School of Information Sciences and Technology, Aichi Prefectural University

im121007@cis.aichi-pu.ac.jp, {koboyashi, murakami, naruse}@ist.aichi-pu.ac.jp

Abstract

In the RoboCup Soccer we can dominate a game by choosing an effective strategy if we can analyze and learn opponent's strategies in advance. Solving this problem is a challenging task, so we attack the problem in this paper. We propose a dissimilarity function which shows the difference between opponents' deployments at two different times, and extend it to the difference between those of two different time intervals. Then, we analyze opponent's strategies by using the dissimilarity function. As a first step we try to classify the opponent's strategies used in set plays. Employing the dissimilarity matrix generated from the dissimilarity function, we take the cluster analysis and classify the opponent's strategies. We apply this method to the logged data of the small size league's games played in RoboCup 2012. By the experiments, we show we can effectively classify the attacking strategies used in set plays. We also discuss a method to learn the opponent's attacking strategies and to deploy the teammates in advantageous positions on-line in actual games.

1 はじめに

RoboCup 小型ロボットリーグ (RoboCup Small Size League) とは、1 チーム 6 台のロボットが対戦するロボットサッカーリーグである。ビジョンプロセッサは、約 6m × 4m のフィールドの上空に設置された 2 台のカメラから送られてくる画像を処理して、ロボットとボールの座標位置をチームコンピュータに 1 秒 60 回の割合で送る。また、Referee Box コンピュータからスローインやコーナーキックなど、試合をコントロールするコマンドがチームコンピュータに送られる。これらの信号を受け取ったチー

ムコンピュータは、戦略を計算し、チームの各ロボットに移動位置を無線で送信する。このように、システム全体がコンピュータでコントロールされ、Referee Box への指示以外は、人手を介さないシステムになっている。

ロボットの速度は年々高速化してきており、2012 年の優勝チームは最高速度 3.5m/s で制御されている[1]。また、味方ロボットへパスを行う時のボールの速度は 4m/s を超えることも多くなってきている。こうした環境下、相手の行動の予測は非常に重要な課題である。

昨今の RoboCup 小型ロボットリーグでは、主に「ボールの位置・速度」「味方ロボットの位置・速度」「敵ロボットの位置・速度」「レフェリーボックスからの信号」の 4 つの情報をもとに、自チームの戦略を決定している。一方、人間のサッカーでは、各プレイヤーはこれらの 4 つの情報に加えて、敵が過去にどのような行動をしたのかという、「敵プレイヤーの過去の行動情報」を認知した上で、これらをもとに行動の決定を行っている。ロボットのサッカーでも、人間と同じように敵が過去に行った戦略を認識し、それによって優位な行動を選択することができれば、より効果的な戦略でゲームを支配していくことができると考えられる。

本論文では、この課題を解決するために、2 つの試合局面間の非類似度 d を定義し、 d を用いて過去に実行された複数の試合局面のクラスター分析を行うことで、相手戦略を分類する手法を提案する。また、分類結果を用いて、相手がリアルタイムに実行している戦略を予測し、味方に優位な行動を選択させる手法についても考察する。

2 関連研究

Bowling ら (2004) は、RoboCup 小型ロボットリーグにおいて、相手に適合した戦略の選択手法を提案している[2]。彼らの手法では、実行した戦略が成功したか、失敗したか、完了したか、中断したかによって、その戦略に報酬を与えることで、相手に適合していき、有効な戦略を選択

する。

Trevizan, Veloso(2010) は、RoboCup 小型ロボットリーグにおける、2 チームの戦略の比較を行う手法を提案している[3]。彼らの手法では、各ロボットとボールの距離などの 22 個の特徴量の平均値と標準偏差を用いて、戦略を Episode 行列として表現し、2 つの Episode 行列から戦略の類似度を定義している。彼らの実験では、実際の試合ログデータから、複数のチームの守備戦略に対してこの手法を適用し、守備戦略によるチームの分類を行っている。

その他に、Visser, Weland(2003) によって、RoboCup シミュレーションリーグのログから、決定木を用いて相手の行動の分類を行うための手法が提案されている[4]。例えば、ゴールキーパーに対して、ゴールに留まる、ゴールから離れる・ゴールに戻る、という 3 つの行動の分類実験を行っている。また、類似した手法を用いて、敵プレイヤーのパス行動の分析も行っている。

3 戦略の比較

この節では、2 つの試合局面間を比較する手法を提案する。まず、フィールド座標を定義する。原点 O をフィールド中心に取り、 x 軸を自ゴール中心から敵ゴール中心の向きに取って (攻め方向によって向きが変わることに注意する)、 x 軸を反時計回りに $\pi/2$ 回転させた軸を y 軸とする。以降、ロボットの座標はこの座標系で表されているものとする。

時刻 t_0 における m 台の敵ロボットの座標をそれぞれ $R_i(t_0)$ ($1 \leq i \leq m$)、時刻 t_1 における n 台の敵ロボットの座標をそれぞれ $R_j(t_1)$ ($1 \leq j \leq n$) とする。時刻 t_0 における局面と、時刻 t_1 における局面の非類似度 d を次のように定義する。

$$d(t_0, t_1) = \min_{U \in \{U_1, U_2\}} \left\{ \min_{\sigma \in S_6} \sqrt{\text{trace}(F(U) \cdot P_\sigma)} \right\} \quad (1)$$

$$U_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, U_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$F(U) = [f_{ij}]$$

$$f_{ij} = \begin{cases} \|U \cdot R_i(t_0) - R_j(t_1)\|^2 & (1 \leq i \leq m \text{ and } 1 \leq j \leq n) \\ \Delta^2 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2)$$

S_6 は 6 次の対称群、 P_σ は置換 σ の置換行列であり、 U_2 は敵ロボットの y 座標を符号反転させるための x 軸に対する鏡映変換である。 F は 6×6 行列であり、時刻 t_0 におけるそれぞれの敵ロボット座標と時刻 t_1 におけるそれぞれの敵ロボット座標間の全ての組み合わせのユークリッド

平方距離を成分としている。式 (2) のように、2 つの局面でロボットの台数が異なる場合には、その非類似度 d を定数 Δ で補正する。台数が異なる時、非類似度を高く設定したい場合には Δ を大きくし、台数の違いを非類似度に影響させたくない場合には $\Delta = 0$ とすれば良い。

式 (1) は、直感的には、時刻 t_0 におけるそれぞれの敵ロボット座標と、時刻 t_1 におけるそれぞれの敵ロボット座標間のユークリッド平方距離が最も小さくなるように対応付けた時の、それぞれの距離の総和を意味している。1 つの戦略は複数の戦術をロボットに行わせることで実行されるため、対応付けを行うことにより、時間による各ロボットへの戦術の割り当てられ方の違いを吸収できるだろう。また、全ての戦略は x 軸に関して線対称な形が存在すると考えられ¹、対称形を含めて 1 つの戦略と考えるために、二種類の U から非類似度 d を計算する。 d にボールについての直接的な情報が無い理由は、敵ロボットの動作はボールの位置によって変化するため、敵ロボットの座標のみを考えれば、間接的にボールの情報も考えたことになるからである。また、 d には味方ロボットの情報も無い。これは、敵ロボットの戦略を分析する目的として、戦略学習によって味方ロボットの動作が変わるため味方ロボットの情報を加えるべきではないからである。

次に、式 (1) から、時刻 t_0 における局面と、時刻 T_s から時刻 T_e における連続局面の非類似度 d_1 を、次のように定義する。

$$d_1(t_0, T_s, T_e) = \min_{T_s \leq t \leq T_e} \{d(t_0, t)\} \quad (3)$$

式 (3) を用いて、時刻 $T_s^{(i)}$ から $T_e^{(i)}$ における連続局面 X_i と、時刻 $T_s^{(j)}$ から $T_e^{(j)}$ における連続局面 X_j の非類似度 d を、次のように定義する。

$$d_2(T_s^{(i)}, T_e^{(i)}, T_s^{(j)}, T_e^{(j)}) = \min_{T_s^{(i)} \leq t \leq T_e^{(i)}} \{d_1(t, T_s^{(j)}, T_e^{(j)})\} \quad (4)$$

2 つの連続局面に含まれる、最も類似した単一局面同士の非類似度としている。敵が戦略を実行している複数の連続局面に、式 (4) を適用すれば、戦略の比較が可能となる。次の節では、式 (4) によって得られた複数の連続局面間の非類似度を基に、クラスター分析を行って相手戦略を分類する手法について議論する。

4 クラスター分析

戦略を実行している N 個の連続局面に対して式 (4) を適用すると、各戦略間の非類似度を要素とする、 $N \times N$ の

¹ 人間には個体差が存在するために、得意なフィールドサイドがあり得る。しかし、特に小型ロボットリーグでは、各ロボットに個体差があることは少なく、フィールドサイドによって動作が変わることは稀である。

非類似度行列が生成される。この非類似度行列を距離行列と見て、クラスター分析を行うことで、戦略の分類が可能になる。

4.1 分析手法

クラスター分析にはいくつかの手法が存在する。代表的には、次のようなものがある。

k-means 法 非階層的な手法の一つで、あらかじめクラスター数 k を決めておき、初期クラスターとして k 個の標本点をランダムに選択する。クラスターに含まれる要素と、そのクラスターの重心点の距離が、他のどのクラスターの重心点の距離よりも小さくなるように、未所属の標本点を振り分けていく[8]。

Ward 法 郡内平方和と群間平方和の比を最大化するように、2つのクラスターを結合していく、階層的な手法である。階層的な手法の中では最もバランスが良い[9]。

群平均法 2つのクラスターのそれぞれの中から1つずつ要素を選んで要素間の距離を求め、それらの距離の平均値を2つのクラスター間の距離とし、この距離が最も小さいものから順に結合していく、階層的な手法である。

k -means 法及び Ward 法は、どちらも実用性の高い手法であるが、クラスターの重心を求める必要がある。今回の問題の場合、クラスターの各要素は連続局面を表しており、複数の連続局面の重心となる連続局面を求めることは困難である。一方、群平均法は任意の要素間の距離のみが定義されていれば適用が可能である。以上の議論から、本論文では群平均法を用いてクラスター分析を行う。

4.2 クラスター数の推定

群平均法では、クラスターの階層構造が抽出されるだけで、クラスターの数分かるわけではない。そこで、Davies-Bouldin index (DBI)[5]を用いてクラスター数の推定を行う。

DBIでは、 K 個のクラスターに対し、次のように定義される $DB(K)$ を計算する。

$$DB(K) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \max_{j \neq i} \frac{S_i + S_j}{M_{ij}} \quad (5)$$

$\bar{x}^{(i)}$ はクラスター C_i の重心である。また、 M_{ij} はクラスター C_i, C_j 間の分離性 (Separation) を表しており、 S_i はクラスター C_i の凝集性 (Cohesion) を表している。 M_{ij} と S_i は、自由に定義することができる (但し、満たさなければならないいくつかの条件がある[5])。 $DB(K)$ を、ある範囲内で最も小さくなるようにとる K が、最適なクラスター数となる。しかし、定義上単独クラスターが多すぎ

る場合には、 $DB(K)$ は 0 に近づくので、範囲の選択が重要である。

式 (4) を用いて、 M_{ij} と S_i を次のように定義する。

$$S_i = \frac{1}{|C_i|(|C_i| - 1)} \times \sum_{X_k \in C_i} \left\{ \sum_{X_l \in C_i, X_l \neq X_k} d_2(T_s^{(k)}, T_e^{(k)}, T_s^{(l)}, T_e^{(l)}) \right\}$$

$$M_{ij} = \frac{1}{|C_i||C_j|} \sum_{X_k \in C_i} \sum_{X_l \in C_j} d_2(T_s^{(k)}, T_e^{(k)}, T_s^{(l)}, T_e^{(l)})$$

S_i は同一クラスター内の任意の要素間の平均距離、 M_{ij} は群平均法による2つのクラスター C_i, C_j 間の距離である。これらの S_i, M_{ij} は、[5]に示される条件を満たす。

5 実験

昨今の RoboCup 小型ロボットリーグでの主要な得点シーンは、サイドラインにボールをセットして、ボールが止まった状態から試合を再開する、セットプレー (スローイン、コーナーキック、ゴールキック) であり、各チーム多種多様な戦略が用いられている。そこで、以降の実験では各チームのこれらのセットプレー時における攻撃戦略に対して、これまでの提案手法を次のように適用し、戦略を分析する。

X_i を i 回目 ($1 \leq i \leq N$) のセットプレー局面とし、 X_i の開始時刻を $T_r^{(i)}$ (Referee Box から指示コマンドを受け取った時刻)、 X_i においてキッカーがキックした時刻を $T_e^{(i)}$ とする。

$$T_s^{(i)} = \max(T_e^{(i)} - T_{behavior}, T_r^{(i)}) \quad (6)$$

とし、式 (4) より、非類似度 $d_2(T_s^{(i)}, T_e^{(i)}, T_s^{(j)}, T_e^{(j)})$, ($1 \leq i \leq N$ and $1 \leq j \leq N$) を計算する。そして、生成された $N \times N$ の非類似度行列を基に、群平均法によってクラスターの階層構造を得る。最後に、式 (5) によってクラスター数 K を推定し、 K 個の戦略に分類する。

$T_{behavior}$ は、キック直前にとった行動によって戦略を分類するために必要な定数で、適用しているチームのロボットが一つの行動にかかる時間を指定する。ロボットの速度が速いチームに対しては $T_{behavior}$ を小さくすればよい。 $T_{behavior}$ を大きめの値にしておくことで、同じ戦略の局面ごとのばらつきを吸収できるが、未知の相手に対しては、小さめの値にしておけば問題ない。本論文では、 $T_{behavior} = 1.0\text{sec}$ を使用する。また、式 (5) による K の推定範囲には、スタージェスの公式[6]

$$1 \leq K \leq \lceil \log_2 N + 1 \rceil \quad (7)$$

を用いた。ここで、 $\lceil x \rceil$ は x の天井関数で、 x 以上の最小の整数を返す。

5.1 自チームへの適用

まず、戦略が既知である、我々の所属チーム RoboDragons に対して分析を行う。

サイドラインにボールをセットして試合を再開するセットプレーにおいて、RoboDragons が 2012 年の世界大会で使用した攻撃戦略は合計 4 つである。これをそれぞれ A_i , ($1 \leq i \leq 4$) とする。RoboDragons のシミュレーションシステムによって、RoboDragons (Blue) 対 RoboDragons (Yellow) の疑似試合を 6 台同士で実行し、Yellow チームを相手チームと仮定して、4 つの攻撃戦略をそれぞれ 6 回ずつ、計 24 回行わせた²。セットプレー開始時のボールの y 座標は 2012 年のルール[7]に則り 1915mm とし、 x 座標は 4 つの戦略が実行可能な範囲をそれぞれ 6 分割した位置とした。

群平均法によるクラスター分析結果のデンドログラムを Fig.1 に、DBI を Fig.2 に示す³。

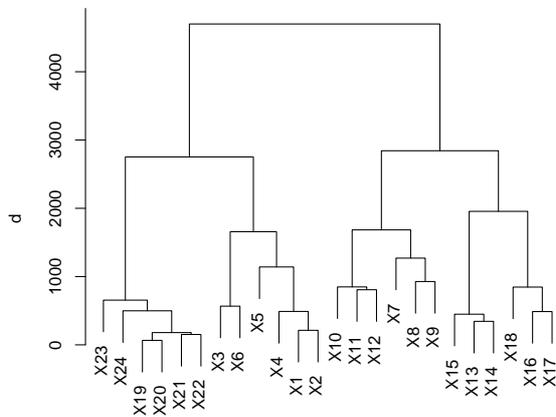


Figure 1: Dendrogram (RoboDragons)

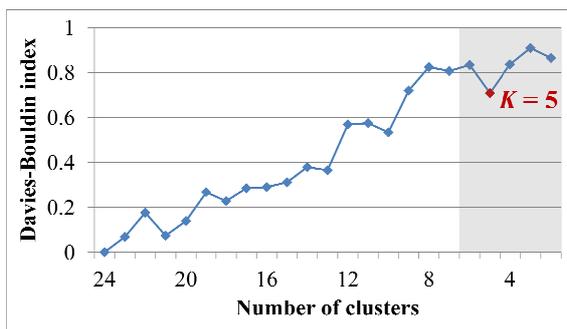


Figure 2: Davies-Bouldin index (RoboDragons)

Fig.2 から、クラスター数は $K = 5$ であると推定され

² 各攻撃戦略には与えるパラメータがいくつかある。世界大会で使用していたパラメータでは、提案手法を適用すること簡単に分類できてしまったため、パラメータを変更してシミュレーションシステムで実験を行った

³ 本論文内のデンドログラムは、統計解析ソフト R を用いて生成している。

ていることが分かる。Fig.1 のデンドログラムを、クラスター数が $K = 5$ となるとところで切断すれば、戦略が次の 5 つのクラスターに分類される。

$$C_1 = \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6\}$$

$$C_2 = \{X_7, X_8, X_9, X_{10}, X_{11}, X_{12}\}$$

$$C_3 = \{X_{13}, X_{14}, X_{15}\}$$

$$C_4 = \{X_{16}, X_{17}, X_{18}\}$$

$$C_5 = \{X_{19}, X_{20}, X_{21}, X_{22}, X_{23}, X_{24}\}$$

4 つの攻撃戦略は順に 6 回ずつ行ったので、戦略 A_1, A_2, A_4 は C_1, C_2, C_5 に正しく分類されていることが分かる。戦略 A_3 は 2 つのクラスター C_3, C_4 に分かれてしまっている。しかし、戦略が混合したクラスターは見られず、また $K = 4$ とすれば、分割されてしまった C_3, C_4 は結合されることから、手法の有効性が確認できる。また、Fig.1 のクラスター C_5 の高さから、戦略 A_4 は他の戦略に比べてばらつきが少ない戦略であり、再現性の高い戦略であることも分析できる。

5.2 他チームへの適用

次に、我々の所持している、2012 年世界大会の決勝 Skuba(Blue) 対 ZJUNlict(Yellow) の試合ログデータから、Skuba, ZJUNlict, 双方のチームのセットプレー戦略へ適用した。サイドラインにボールをセットして試合を再開するセットプレーが、Skuba 側からは 37 回、ZJUNlict 側からは 25 回行われていた。これらのセットプレー局面をクラスター分析した結果、得られたデンドログラムを Fig.3, 4 に示す。

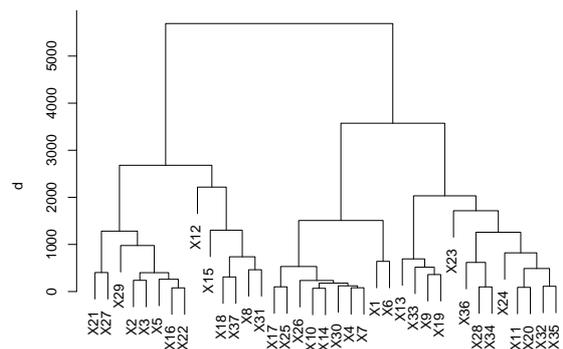


Figure 3: Dendrogram (Skuba)

式 (5) により推定されたクラスター数は、Skuba が $K = 5$, ZJUNlict が $K = 6$ であった。これにより、以下の分類結果が得られる。なお、 i 回目のセットプレー局面 X_i について、キッカーがキックした時刻 $T_k^{(i)}$ における試合状況を、我々のシステムを用いて 2 次元描画した図を同時

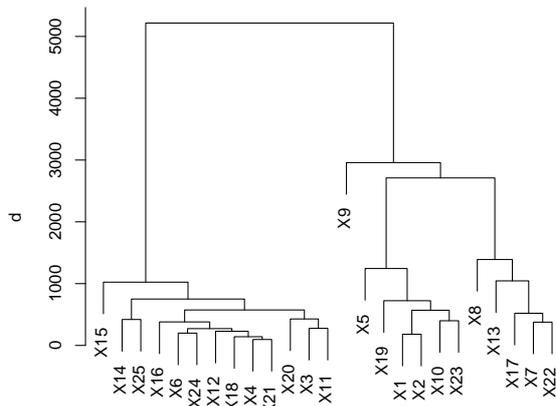


Figure 4: Dendrogram (ZJUNlict)

に並べて示している。この図では、視認性向上のために、各ロボットの大きさを通常の3倍に、ボールの大きさを5倍にしてある。また、ロボットに表示されている数字は、そのロボットのIDを表している。

この試合は、前後半でゴールを入れ替えているので、Skubaのセットプレーでは X_{17} から、ZJUNlictのセットプレーでは X_{16} から、 x 軸の向きが反転することに注意する。

戦略パターンの分類結果から、戦略の分析が容易になる。Skubaから見ていくと、クラスター C_1 はパスをせずにゴール方向へ直接蹴りだす戦略、クラスター C_2 はコーナーキック時に敵ディフェンスエリア付近ファーサイドの味方ロボットへパスする戦略、クラスター C_3 は敵陣側からのスローイン時にセンターライン付近ニアサイドの味方ロボットへパスする戦略であると推測できる。また、クラスター C_4 はクラスター C_1 と同じような戦略が一部含まれてしまっているが、センターライン付近からファーサイドの味方ロボットへパスする戦略であり、単独クラスターとなった C_5 は、フィールド中央の味方ロボットへパスする戦略であると推測できる。

次にZJUNlictについて見ていくと、クラスター C_1 はコーナーキック時に敵ディフェンスエリア付近ファーサイドの味方ロボットへパスする戦略、要素数が最多のクラスター C_2 は敵ゴール方向にいる味方ロボットに縦パスを行う戦略、クラスター C_3 はクラスター C_1 に似た戦略、クラスター C_4 は敵陣側からのスローイン時にファーサイドの味方ロボットへパスする戦略、クラスター C_5 は、クラスター C_4 に似た戦略と推測できる。クラスター C_6 は、クラスター C_4 に似ているが、逆サイドに2台のロボットが配置されているので、別の戦略の可能性も考えられる。

以上のように、提案手法によって戦略パターンの分類が可能となり、また、得られた分類結果は、人に目による戦略分析にも大いに役立つことが分かる。

6 リアルタイム学習への応用

5節の実験結果から、提案手法によって戦略パターンの分類が可能となることが分かった。試合中、敵によって $N+1$ 回目の戦略が実行されているときに、それまでに実行された N 回の戦略の分類結果を使うことで、リアルタイム学習を行って味方に優位な行動をさせることが可能になる。例として、5節と同じくサイドラインにボールをセットして試合を再開するセットプレーの学習手法について考察する。

クラスター C_i に含まれる複数の連続した試合局面 X_j と、現在時刻 t における試合局面の非類似度 d_3 を、次のように定義する。

$$d_3(t, C_i) = \frac{1}{|C_i|} \sum_{X_j \in C_i} d_1(t, T_r^{(j)}, T_e^{(j)}) \quad (8)$$

現在時刻 t における試合局面と、クラスター C_i に含まれる X_j の非類似度の平均値を求めている。式(8)を、提案手法によって分類された全てのクラスターに対して計算することで、敵が現在実行している戦略が、それまでに実行したどの戦略に近いかをリアルタイムに求めることができる。式(8)に式(6)で定義した $T_s^{(j)}$ ではなく、 $T_r^{(j)}$ を用いる理由は、キック直前にとった行動だけではなく、準備のために行動している局面とも比較を行うことで、その戦略が実行される前兆を検出したいためである。

式(8)を、5.2節と同じく2012年世界大会決勝のSkubaの37回目のセットプレー X_{37} に対して計算した。なお、1~36回目のセットプレー局面 $X_1 \sim X_{36}$ の分類結果は、5.2節のSkubaの実験結果と同じものが得られているものと仮定した。但し、クラスター C_2 からは X_{37} を除外した。結果をFig.5に示す。また、セットプレー X_{37} においてSkubaのキッカーロボットがキックするまでの状態を4秒前から1秒ごとに2次元描画した図を同時に並べて示す。

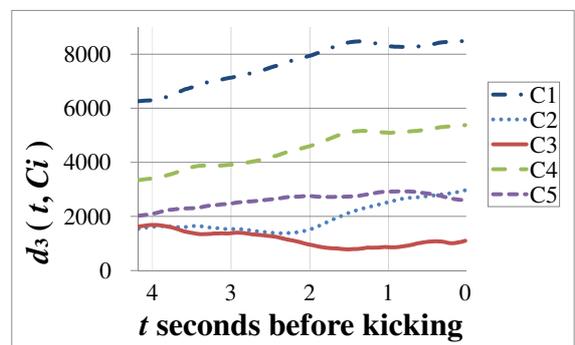
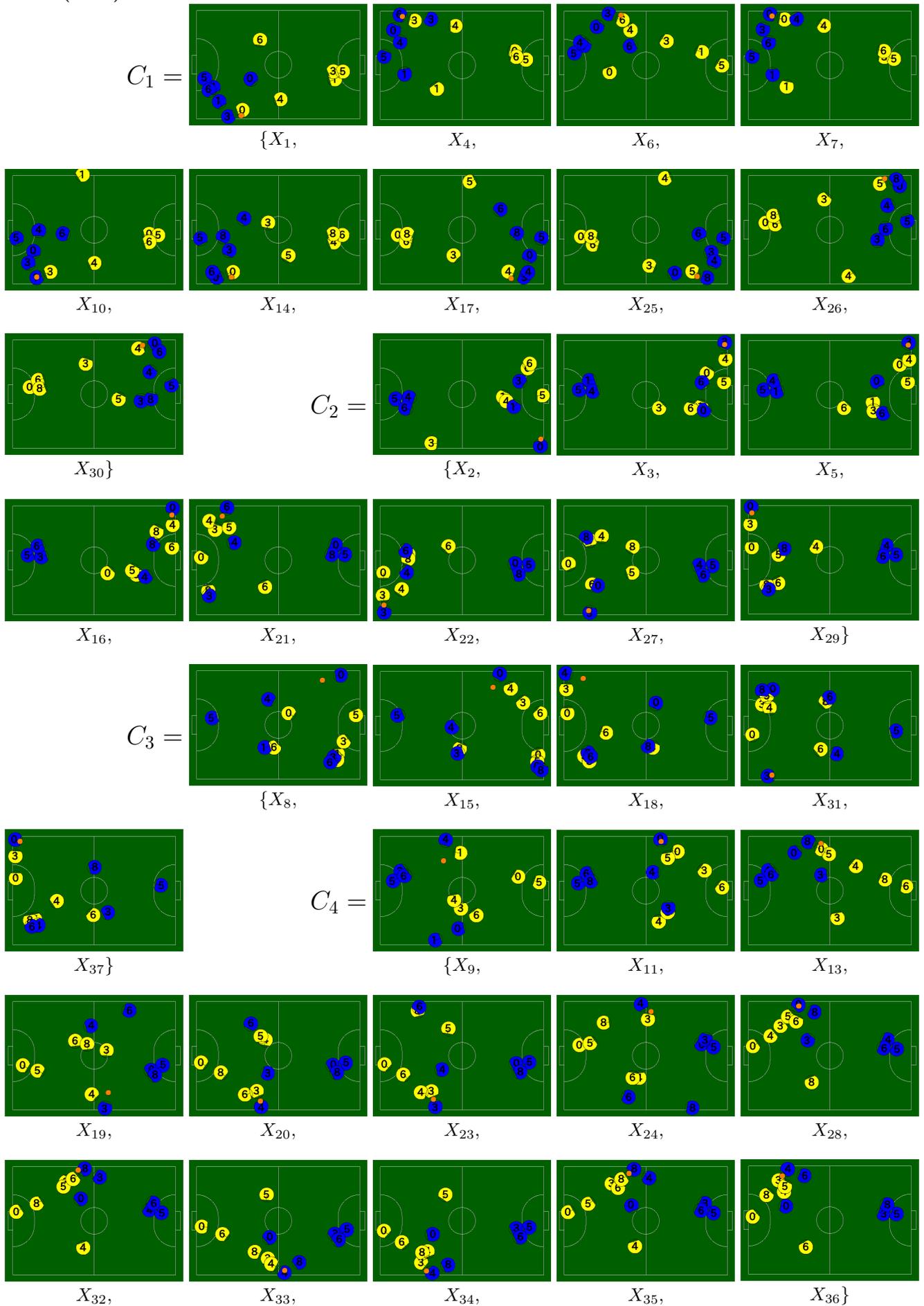
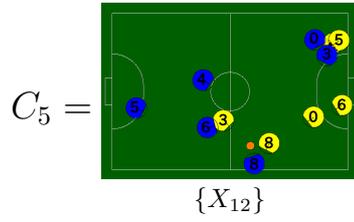


Figure 5: 各クラスターごとの式(8)の値。Referee Boxからセットプレー開始信号を受け取ってから、キッカーによるキックが完了するまでの推移。

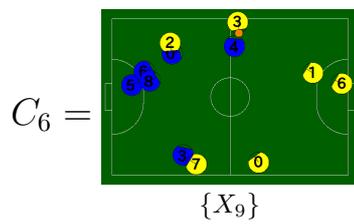
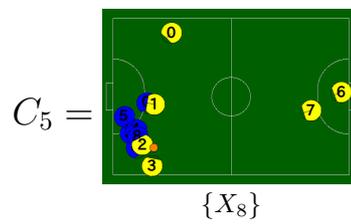
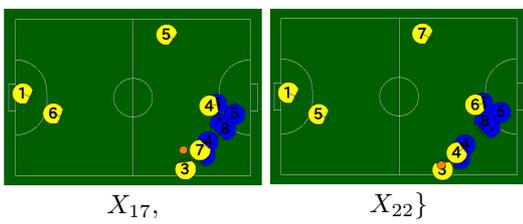
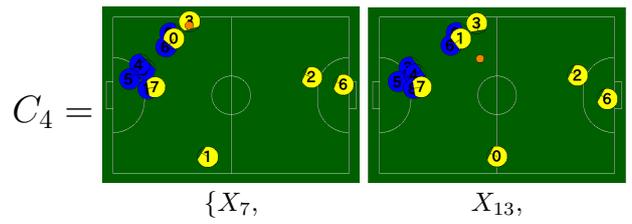
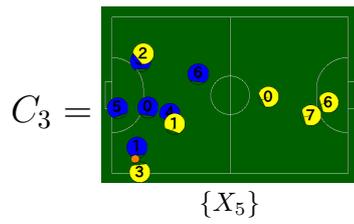
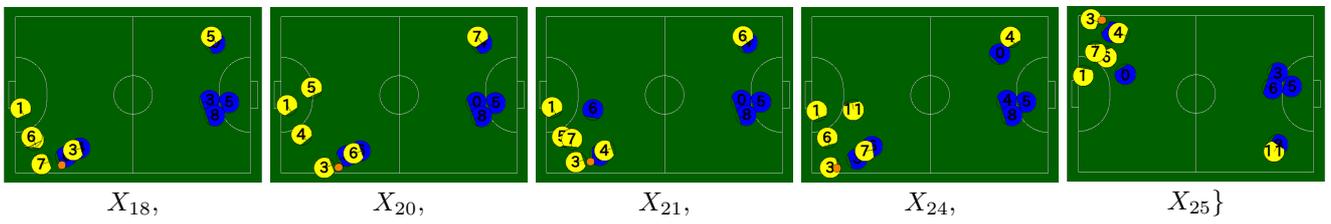
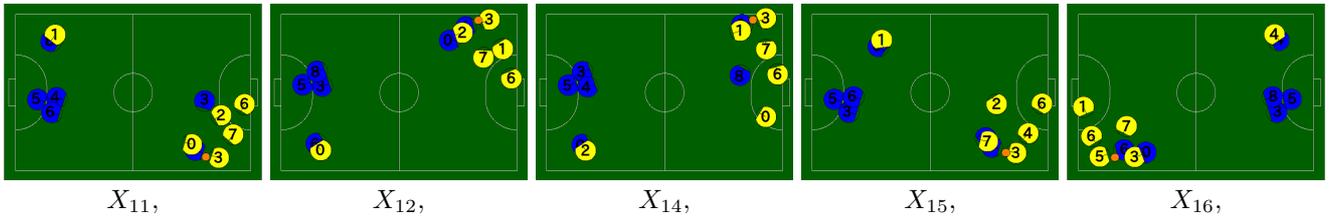
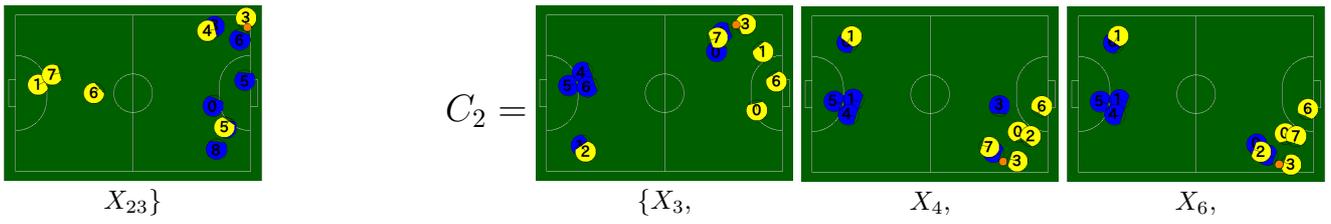
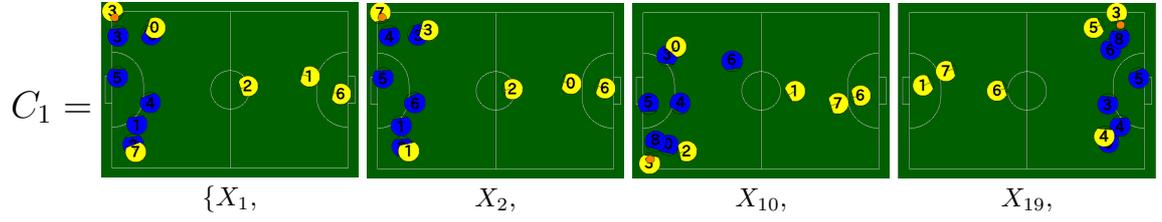
キック4秒前の時点で、クラスター C_1, C_4 は $d_3(t, C_i)$

Skuba(Blue)





ZJUNlict(Yellow)





が高いことから、この時実行されている戦略は、これらのクラスターに対応する戦略とは異なることが分かる。2秒前までは、クラスター C_2, C_3 が小さな値をとっているが、以降は C_2 の値が大きくなる。これは、2秒前に Skuba の ID:3 のロボットが敵陣に飛び出してくるためである。その後、キック1秒前に同じように ID:8 のロボットが飛び出してくるが、これらの動作に関わらず、クラスター C_3 のみ、 $d_3(t, C_i)$ が Referee Box から信号を受け取った時刻から常に低い値で推移しており、式 (8) を用いれば過去に実行されたクラスター C_3 に対応する戦略が、今もう一度実行されそうであることが予測できる。

クラスター C_3 に対応する戦略は、全てディフェンスエリアから飛び出してきた、センターライン付近ニアサイドのロボットへパスを行っていた。したがって、同じ位置関係にいる、ID:8 のロボットがシュートを行う可能性が高く、2秒前にとび出してくる ID:3 のロボットはおとりロボットである可能性が高いと判断できる。ID:8 のロボットに対して、味方ロボットにマークに向かわせるなどの守備行動を、キックの2~4秒前に行わせることで、この戦略を無効化することは十分に可能である。

7 おわりに

本論文では、2つの試合局面間の非類似度 d を定義し、 d によって複数の局面のクラスター分析を行うことで、相手の戦略を分類・分析する手法について提案した。そして、提案手法を自チームの試合へ適用することで、その有効性を確認した。また、他チームの試合にも適用し、実際に敵の戦略を分類・分析することに成功した。さらに、分類結果から相手の戦略をリアルタイムに学習する手法についても考察した。今後は、戦略分類のさらなる高精度化が課題である。

参考文献

- [1] Thanakorn Panyapiang, Krit Chaiso, Kanjanapan Sukvichai and Phawat Lertariyasakchai, “Skuba 2012 Extended Team Description”, 2012
- [2] Michael Bowling, Brett Browning and Manuela M. Veloso, “Plays as Effective Multiagent Plans Enabling Opponent-Adaptive Play Selection”, International Conference on Automated Planning and Scheduling, 2004
- [3] Felipe W. Trevizan and Manuela M. Veloso, “Learning Opponent’s Strategies In the RoboCup Small Size League”, International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, Springer, 2010
- [4] Ubbo Visser and Hans-Georg Weland, “Using Online Learning to Analyze the Opponents Behavior”, RoboCup 2002: Robot Soccer World Cup VI, pp.78-93, Springer, 2003
- [5] David L. Davies and Donald W. Bouldin, “A Cluster Separation Measure”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-1(2), pp.224-227, 1979
- [6] Herbert A. Sturges, “The Choice of a Class Interval”, Journal of the American Statistical Association, Vol.21, No.153, pp.65-66, 1926
- [7] “Laws of the RoboCup Small Size League 2012”, viewed April 4th 2013, http://robocupssl.cpe.ku.ac.th/_media/rules:ssl-rules-2012.pdf
- [8] “ k -means clustering”, viewed April 4th 2013, http://en.wikipedia.org/wiki/K-means_clustering
- [9] “Ward’s method”, viewed April 4th 2013, http://en.wikipedia.org/wiki/Ward%27s_method