

ロボカップサッカーシミュレーションにおける カウンターアタックの自動抽出

SVM based extraction of counter attack in RoboCup Soccer Simulation

○小林 佑輔 (北海道大学大学院情報科学研究科)

川村 秀憲 (北海道大学大学院情報科学研究科)

鈴木 恵二 (北海道大学大学院情報科学研究科)

Yusuke KOBAYASHI, (Hokkaido Univ)

Hidenori KAWAMURA (Hokkaido Univ)

Keiji SUZUKI (Hokkaido Univ)

koba@complex.ist.hokudai.ac.jp,kawamura@complex.ist.hokudai.ac.jp,suzuki@complex.ist.hokudai.ac.jp

Recently, multiagent systems has attracted much attention. RoboCup Soccer Simulation is treated as a test bed of these. In real soccer, the analysis of games in terms of team behavior has been studied, however, it has not been done in RoboCup Soccer Simulation. In this study, we aim to facilitate the analysis of the team behavior and to clarify the involvement of the team possession type in result of games in RoboCup Soccer Simulation. In particular, we construct a method of detecting counter attack, one of team possession type and we analyze the log files of games. After considering the feature quantities to detect, we detect counter attack using support vector machine based on four feature quantities. As a result, this detector can detect in 77%. Using this detector will reduce the burden of check the log data in visual.

Key Words: RoboCup, multiagent system, coordinative behavior

1. はじめに

近年, マルチエージェントシステムが注目を集めており, そのテストベッドとしてロボカップサッカーシミュレーションが用いられることも多い.

現実のサッカー (以下, 実サッカー), ロボカップサッカーに限らず, スポーツにおいて取得した情報を基に試合の分析や自チームの分析を行うことはチームを強化していく上で重要である. 特に, ロボカップサッカーには実サッカーのように突出した能力を持つ選手は存在しない. そのため, チームがどのような協調行動をとるのが重要であり, そのためは協調行動の分析が不可欠である.

情報の取得方法には様々な手法があるが, その一つに

試合時に記録されるログファイルから情報を得ることが挙げられる. ロボカップサッカーシミュレーションのチーム開発者はこのログファイルを様々なログプレイヤーで再生し, 情報を得る. また, ログファイルの中からチーム設計者が自チームに取り入れたいエージェントの行動を抜き取り, 模倣学習させるという方法もある.

しかしながら, ログファイルからの情報の取得は目視によることが多く, 協調行動の分析手法は確立されていない. そのため本研究では, 実サッカーにおける支配タイプに注目したロボカップシミュレーションの分析手法の構築を目指し, 支配タイプの中でもカウンターアタックの自動検出を検討する. 従来手法では個々のエージェントをコーディングした結果として現れていた協

調行動を、目視によって確認していたため、非常に手間がかかっていた。自動検出器に頼ることで、協調行動の確認作業を容易にし、より効率的なチーム設計が可能になると考える。なお、自動検出にはサポートベクターマシン（以下、SVM）を使用する。

2. 支配タイプとチームポゼッション

[RICHARD ら 1997]^[3]によるサッカーの試合を分析する際の基本構成単位である。チームポゼッションはチームがボールを得たときに開始され、ボールがフィールド外に出た場合、敵プレイヤーにボールを奪われた場合、ルール違反があった場合のいずれかが発生した際に終了する。チームポゼッション中の協調行動を分類するために以下の支配タイプを使う。

支配タイプとは A. Tenga らが実サッカーの試合分析のために使用した、相反する攻撃方法を表現するものであり以下の四つの分類から成る。

- (1) カウンターアタック（速攻）
- (2) ポゼッションサッカー（遅攻）
- (3) セットプレー
- (4) その他（時間稼ぎ、フェアプレーなど）

A. Tenga らの研究^[2]では、実際に 200 個のチームポゼッションのサンプルを、2 人の観測者に目視によって分類を行わせた。本研究では支配タイプのなかでもカウンターアタックの検出を目的としているが、カウンターアタックが一体どのような状況を示しているのかが一般的に曖昧である。そのため、A. Tenga らの文献を始めとする、実サッカーにおける文献や書籍を基に、カウンターアタックの状況を示すものとして 3 つの項目を決めた。

- (1) 相手の守備の崩れを利用
- (2) 少ない人数での攻撃
- (3) 敵陣へのボール運び

今後、この 3 つの項目がカウンターアタックの状況を示すものとして扱う。

本研究は 3 つのフェーズから成る。一つ目のフェーズでは SVM で使用する学習データをロボカップサッカーのログファイルから抽出して作成する。二つ目のフェーズでチームポゼッションが支配タイプの中で何に分類

されるのかを判別するための特徴量について検討し、三つ目のフェーズではこの特徴量に基づいて SVM による検出器を作成する。

3. 学習データの作成

前述の通りに定めた、カウンターアタックの状況を示す三つの項目を基に、RoboCup の 2009 年大会のログファイルの中からカウンターアタックのログデータ 51 個とその他の支配タイプのログデータ 125 個を目視で抽出した。今後、特徴量の検討に当たってはここで抽出したログデータを使用する。

4. 特徴量の検討

前述の 3 つの項目をもとに、SVM で使用する特徴量について検討する。

4.1 ボールの移動から見る特徴量

項目の中の『敵陣へのボール運び』について着目し、チームポゼッション中のボールの移動について考える。本研究ではチームポゼッション中のボールの移動距離というものを、『チームポゼッション開始時のボールと敵陣ゴール中心との距離』と『チームポゼッション終了時のボールと敵陣ゴール中心との距離』の差としている。そのため、チームポゼッション中のボールの移動距離とその単位時間当たりの値であるボールの速度の二つについて検討した。その結果が、図 1 と図 2 である。

この二つのグラフを見る限り特徴量を検討する上で大きな差を見ることは出来ないが、カウンターアタックが速攻と呼ばれているように、速さに関する性質を持つことから、ボールの速度を特徴量とする。

4.2 フォーマーションの崩れ方から見る特徴量

項目の中の『相手の守備の崩れを利用すること』について着目し、攻撃側と守備側のフォーメーションから特徴量を 2 つのフォーメーション分析手法について検討する。

4.2.1 Huberto のフォーメーション判別手法

[Huberto 2009]^[4]のフォーメーション判別手法を括

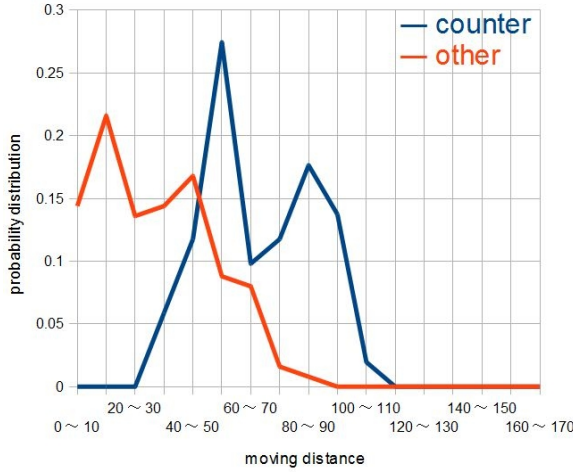


Fig. 1 Probability distribution of moving distance

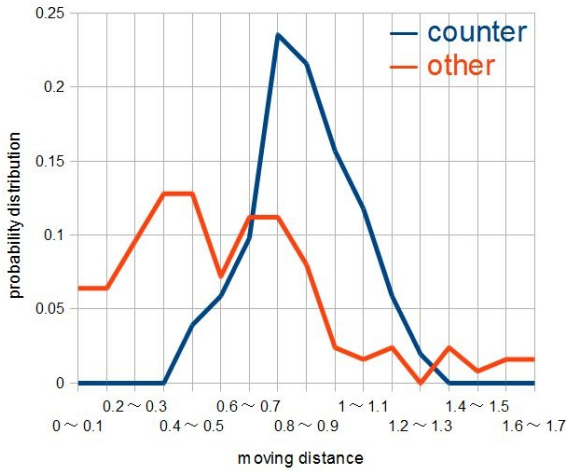


Fig. 2 Probability distribution of velocity

張したものを使用し、チームポジション中における攻撃側と守備側のフォーメーションの崩れ方をみることで、カウンターアタックとそれ以外の支配タイプに分類するための差異が現れることを期待する。拡張した点はテンプレートを使用していないことと、全エージェントの関係を記述していることである。この手法は図3のような方向に着目したエージェント同士の関係を用いて、エージェント同士の位置関係から二つのフォーメーションの間の類似度を見るものである。

この手法によってチームの基本フォーメーションとチームポジション終了時のフォーメーションの差分の累積である類似度を算出する。類似度の計算は以下のように行われる。まず、エージェントを

$$p_i (i = 1, 2, \dots, 11) \quad (1)$$

$$p_j (j = 1, 2, \dots, 11) \quad (2)$$

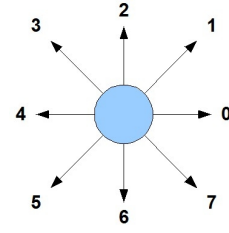


Fig. 3 Eight possible orientation values et al Huberto

とする (ただし, $i \neq j$)。さらに2人のエージェントの方向成分に着目した関係、つまり、エージェント i からエージェント j を見たときの方向成分 (図3) は

$$r_{p_i, p_j} \in 0, 1, \dots, 7 \quad (3)$$

とし、基本フォーメーション (T) とチームポジション終了時 (O) の関係の差分を、

$$F(r_{p_i, p_j}^T, r_{p_i, p_j}^O) = |r_{p_i, p_j}^T - r_{p_i, p_j}^O| \quad (4)$$

ただし、これは方向成分に関する変化量なので、

$$F' = \begin{cases} F' = 3 (F = 5) \\ F' = 2 (F = 6) \\ F' = 1 (F = 7) \\ F' = F (otherwise) \end{cases} \quad (5)$$

となる。これらから、類似度は次のように算出される。

$$S(T, O) = \sum_{i=1}^{10} \sum_{j=i+1}^{11} F'(r_{p_i, p_j}^T, r_{p_i, p_j}^O) \quad (6)$$

この結果、カウンターアタックとそれ以外のログデータそれぞれの類似度の確率分布は図4のようになった。この手法ではカウンターアタックとその他の支配タイプを分離できるような特徴量となっていない。

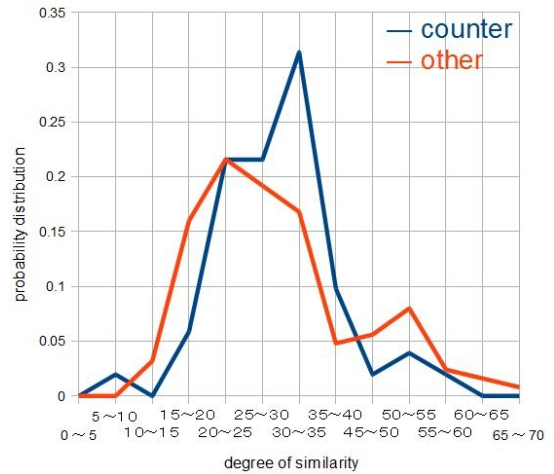


Fig. 4 Probability distribution of similarity

4.2.2 異方性評価指標を用いたフォーメーション分析

続いて、異方性評価指標（ γ 値）^{[5][6]}を用いたフォーメーション分析による特徴量の検討を行う。これは、異方性の強さを計るための指標である。 γ 値はエージェント同士の関係を単位ベクトルで表す。 γ 値の算出は以下のように行われる。

注目個体 i から n 番目の近傍個体へ向かう単位ベクトルを、

$$u_i^{(n)} = \begin{pmatrix} u_{ix}^{(n)} \\ u_{iy}^{(n)} \end{pmatrix} \quad (7)$$

とする。このベクトルを射影した 2×2 行列 $M^{(n)}$ の成分は、群れの総個体数を N としたとき次のようになる。本研究では、二次元空間のサッカーを扱うので、方向成分は x 方向と y 方向から成る。

$$M^{(n)} = \begin{pmatrix} (M^{(n)})_{xx} & (M^{(n)})_{xy} \\ (M^{(n)})_{yx} & (M^{(n)})_{yy} \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$(M^{(n)})_{\alpha\beta} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (u_i^{(n)})_{\alpha} (u_i^{(n)})_{\beta}, (\alpha, \beta = x, y) \quad (9)$$

今回は 1 チーム 11 人のサッカーゲームのため、 $N=11$ である。この行列 $M^{(n)}$ の最小固有値に対応する単位固有ベクトルを $W^{(n)}$ 、群れ全体の進行方向を示す単位ベクトルを V とすると γ 値は

$$\gamma(n) = (W^{(n)}, V)^2 \quad (10)$$

と計算される。1 番目～10 番目の近傍エージェントそれぞれに対して計算されるので、攻撃側・守備側それぞれに 10 個の γ 値が算出される。カウンターアタックとその他の支配タイプのログデータそれぞれに攻撃側の γ 値（計 10 個）と守備側の γ 値（計 10 個）を平均値にしたものを図 5 に示す。この図を見る限り、Huberto の手法（図 4）よりもカウンターアタックとその他の支配タイプのログデータとの間に明確な差異をみることができる。

5. 検出器の性能

これまでのことから、次の 4 つの特徴量を用いて 4 次元データとし、SVM を使用した検出器を作成した。

- 1) ボールを所持した選手数
- 2) ボールの速度
- 3) 守備側の 1 番目～10 番目の近傍の γ 値の平均値
- 4) 攻撃側の 1 番目～10 番目の近傍の γ 値の平均値

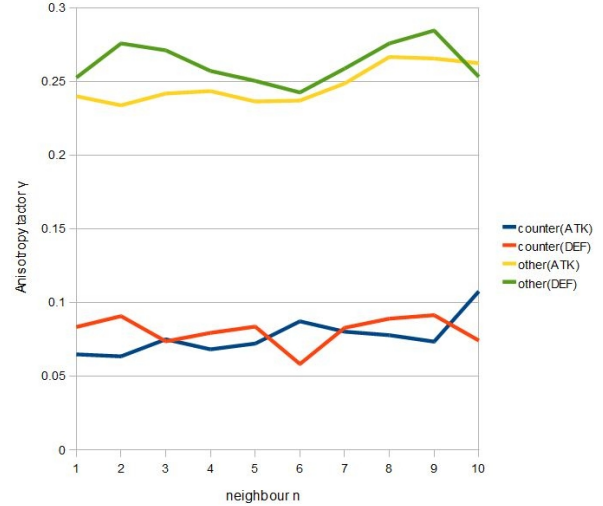


Fig. 5 Average of γ -values

この 4 次元データを基に、SVM を使用する。

カウンターアタック（正例）のログデータ 51 個とその他の支配タイプ（負例）のログデータ 125 個からランダムに学習用データ 15 個と評価用データ 20 個をそれぞれ選び出し、作成し検出器の性能評価を行う。この学習用データを基に SVM のモデルを作成し、評価用データの分類を行う。これを 5 回繰り返した結果が表 1 であり、77% の検出率となっている。

6. 結論

本研究ではカウンターアタックを自動検出するための学習データの作成手法を示し、検出のための特徴量を検討した。その結果として 4 つの特徴量を基に SVM を用いた検出器を構築することができた。結果、77% の検出率となった。

今後の課題としては、今回作成した検出器が正しく分類できなかったものの特徴を分析し、検出率の向上を目指すことであり、またカウンターアタック以外の支配タイプについても分類可能にするための特徴量を検討することである。

		counter	other	correct	total
1	counter	18	2	0.90	0.88
	other	3	17	0.85	
2	counter	18	2	0.90	0.83
	other	5	15	0.75	
3	counter	16	4	0.80	0.68
	other	9	11	0.55	
4	counter	11	9	0.55	0.68
	other	4	16	0.80	
5	counter	18	2	0.90	0.78
	other	7	13	0.65	
average					0.77

Table.1 Detection rate

参考文献

- [1] 山本晃義, 岡夏樹, 野田五十樹, サッカーエージェントにおけるログファイルを利用した模倣学習, The 19th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, (2005)
- [2] A. Tenga, D. Kanstad, L. T. Ronglan and R. Bahr, Developing a New Method for Team Match Performance Analysis in Professional Soccer and Testing its Reliability, International Journal of Performance Analysis of Sport, (2009)
- [3] RICHARD POLLARD and CHARLES REEP, Measuring the effectiveness of playing strategies at soccer, The Statistician, (1997)
- [4] Huberto Ayanegui-Santiago, Recognizing Team Formations in Multiagent Systems: Applications in Robotic Soccer, Lecture Notes in Computer Science 2009, Volume 5796/2009, 163-173
- [5] M. Ballerini, N. Cabibbo, R. Candelier, A. Cavagna, E. Cisbani, V. Lecomte, A. Orlandi, G. Parisi, A. Procaccini, and M. Viale, and V. Zdravkovic, Interaction ruling animal collective behavior depends on topological rather than metric distance: Evidence from a field study, distance: Evidence from a field study, Proceedings of the National Academy of Sciences USA, 105, 1232-1237, (2008)
- [6] 巻口誉宗, 井上純一, 異方性指標を適応度とする遺伝的アルゴリズムにより獲得される群知能シミュレーションにおける最適相互作用, The 20th Intelligent