

ロボカップサッカー小型リーグにおける行動抽出と行動を利用した相手戦略の学習

情報科学科 安達 勇介

指導教員：成瀬 正, 伊藤 正英

1 はじめに

行動の検出, 相手戦略の学習などの研究は, 知能ロボットにとってきわめて重要な課題である. 我々は, ロボットサッカーを例題としてこれらの研究を進めている. 従来の相手戦略に関する研究 [1], [2] では, ロボットの軌道が基準となっており, 行動という単位を扱っていない. 類似した軌道を取るプレーを学習するのではなく, 類似した行動を取るプレーを学習することができれば, 対策行動が立てやすくなるという利点がある. 本研究は, 新たに行動の単位で学習を行うことで, より相手の行動に則した相手戦略の学習を行うことを目的とする.

2 行動の抽出

行動抽出に関する浅野らの研究 [3] では, マークの検出 (シュート妨害型マーク, パス妨害型マーク, ボール保持者へのマーク), キックの検出とその意図の判別が行われている. また, 安井ら [4] は, [3] のキック検出について改良を行っている. 本研究ではキックの検出は [4] の手法を採用し, マークの検出は [3] の手法を改良したものを使用する. これらに加えて新たにパス待ちの検出を構築した.

3 類似度の定義とクラスタリング

行動同士の類似度を次のように定義する. まず, 行動の種類を $action = \{\text{NoData}, \text{MarkShoot}, \text{MarkPass}, \text{MarkBall}, \text{KickBall}, \text{KickShoot}, \text{KickPass}, \text{KickClear}, \text{WaitPass}\}$ とし, このうち $Kick = \{\text{KickBall}, \text{KickShoot}, \text{KickPass}, \text{KickClear}\}$ とする. このとき, c 回目のインプレーにおいて, n 番目のロボットに対して t 回行動抽出した行動系列 $A_c[n]$ を, 行動開始点 \vec{p}_s , 行動終了点 \vec{p}_e と合わせて, 次のように定義する.

$$A_c[n] = \left[\begin{pmatrix} action_{n_1} \\ \vec{p}_{s,n_1} \\ \vec{p}_{e,n_1} \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} action_{n_t} \\ \vec{p}_{s,n_t} \\ \vec{p}_{e,n_t} \end{pmatrix} \right]$$

また, この系列の k 番目の要素を $A_c[n][k]$ と表す.

2 つの行動 $A_{c_1}[n_1][t_1], A_{c_2}[n_2][t_2]$ の類似度 d_0 を重み α, β を用いて, 次のように定義する.

$$d_0(A_{c_1}[n_1][t_1], A_{c_2}[n_2][t_2]) = \begin{cases} \alpha \cdot 0 + \beta \cdot \text{p_distance} & (action_{n_1,t_1} = action_{n_2,t_2}) \\ \alpha \cdot 0.5 + \beta \cdot \text{p_distance} & (action_{n_1,t_1}, action_{n_2,t_2} \in \text{Kick}) \\ \alpha \cdot 1 + \beta \cdot \text{p_distance} & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

ここで, p_distance は, 開始位置と終了位置の距離の差を 0 から 1 の尺度で評価する評価値である.

次に, あるロボット n_1 とあるロボット n_2 の行動系列同士の類似度 d_1 を次のように定義する.

$$t_{min} = \min\{|A_{c_1}[n_1]|, |A_{c_2}[n_2]|\}$$

$$d_1(A_{c_1}[n_1], A_{c_2}[n_2]) = \sum_{i=1}^{t_{min}} d_0(A_{c_1}[n_1][i], A_{c_2}[n_2][i])$$

この定義では, 行動系列の長さは同じとは限らないため, 小さい方と同じ長さまで比較を行い, その和を類似度とする.

今までの式にロボット同士の対応関係を加味して, インプレー全体の行動系列 A_{c_1} と A_{c_2} 同士の類似度を求める関数 d_2 を次の式で定義する.

$$d_2(A_{c_1}, A_{c_2}) = \min_{\sigma \in S_6} \{\text{Tr}(FP_\sigma)\}$$

$$F = [f_{ij}]$$

$$f_{ij} = \{d_1(A_{c_1}[i], A_{c_2}[j])\}$$

ここで, P_σ は置換行列である [1]. これを用いて群平均法でクラスタリングを行う.

4 実験

2015 年世界大会における RoboDragons に対して, 提案手法でセットプレーの戦略を分類することができるか調べた. その試合の 1 つである RoboFEI 戦での RoboDragons に対して提案手法を適用した結果を図 1 に示す. X_i は i 回目のセットプレーを表し, 赤枠は各クラスターを示している.

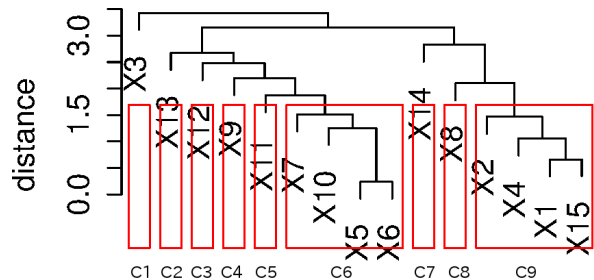


図 1 セットプレーの分類結果 (デンドログラム)

ここで, クラスタ C_6 には相手陣地奥でパスを行い, 失敗したプレーが 3 つ, 一方 C_9 には相手陣地奥でパスを行い, 成功したプレーが 3 つ含まれていた. プレーを行動とその開始点, 終了点という単位で分類することで, 従来手法では行えなかった成功, 失敗といった行動結果からの分類ができ, より行動の対策面での活用が期待できる.

5 おわりに

提案手法では行動という単位に着目した新しいアプローチで戦略の分類を行った. 本稿では第一ステップとして, 正解データの用意しやすいセットプレーでの検証を行い, その有効性を確かめることができた. インプレーに拡大した場合の有効性の検証と, 行動抽出法の改良, ならびにリアルタイムでの処理が今後の課題である.

参考文献

- [1] K. Yasui, et al. Analyzing and Learning an Opponent's Strategies in the RoboCup Small Size League, Proc. RoboCup Symposium, 2013.
- [2] C. Erdogan, et al. Action Selection via Learning Behavior Patterns in Multi-Robot Domains, Proc. IJCAI, 2011.
- [3] K. Asano, et al. Detection of basic behaviors in logged data in RoboCup Small Size League, Proc. RoboCup Symposium, 2008.
- [4] 安井ら, RoboCup 小型ロボットリーグにおけるキック検出手法の検討, 人工知能学会 AI チャレンジ研究会 SIG-Challenge, 2012.