

クラシファイアシステムにもとづく 共進化エージェントの対戦型ゲームへの適用 An Application of Coevolutionary Agents Based on Classifier System to Two Player Game

串田 淳一
Junichi Kushida

亀井 且有
Katsuari Kamei

立命館大学大学院理工学研究科
Computer Science
Ritsumeikan University

立命館大学理工学部
Computer Science
Ritsumeikan University

Abstract The purpose of two player game is that an agent beats an enemy. The optimal action will change by an enemy's action because player's action has dynamics. It is difficult to evaluate the optimal action. In this paper, we apply Classifier System(CS) to two player game. In our system, we evaluate an agent from the viewpoint of the coevolution. We show agents can learn the optimal action by CS. Furthermore, some results show the validity of this system.

1 はじめに

対戦型ゲームにおいて、種々の対戦相手に勝利することを目的とする場合、さまざまな戦術、戦略が必要となる。また、それは対戦相手やゲームの状況により常に変化するため、どのくらい有用なのか評価を行うことは困難である。

そこで本稿では、格子空間上で行う対戦型サッカーゲームにおいて、機械学習の一手法であるクラシファイアシステム (Classifier System:CS)[1] を、対立関係にある複数のエージェントに用い、サッカー型ゲームでの総当りのリーグ戦を行う。その際、各エージェントのルールベースの評価に共進化の概念を適用し、エージェントが対戦相手に勝利するための最適な行動の獲得、またその推移を検証する。

2 CS

クラシファイアシステムは GA を用いてルールの発見を行うプロダクションシステムである。図 1 にその構成を示す。各システムの役割は、以下の通りである。

ルールは、条件部と行動部に分けてビットで記述されルールベースに置かれる。そして、プロダクションシステムでは、環境から感覚を受け取り、ルールベースから適合したルールを探し、環境に出力として行動を与え

る。その行動に対する報酬が信頼度割り当てシステムによって、ルールの信頼度を増減させる。これらの操作ではルールの信頼度が変化するだけで、行動の改善は行われないため、ルール発見システムで GA により、新しいルールの生成を行う。

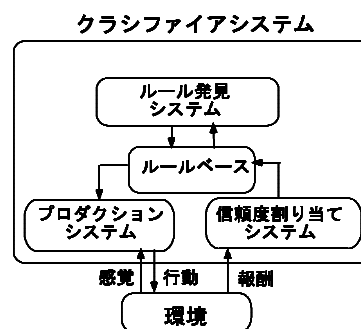


図 1 クラシファイアシステム

3 共進化の概念

競争関係にある複数の種が他の生存に影響を与え合いながら進化するメカニズムを共進化という。共進化は地球生命の進化において本質的な役割を演じてきた。共

進化では自分や相手が進化することによって自分たちの置かれた環境が動的に変化し続ける特徴があり、相手の行動に対して自分が有利になるような行動をとる。その結果、単独進化と比べて、より優れた行動が得ることができる [4]。

4 CSのサッカー型対戦型ゲームへの適用

ルールは「IF 条件 THEN 行動」の形式で表され、条件部と動作部から構成される。ルールベースは、移動、ドリブル、タックルで構成される。各ルールの条件部は、格子空間内の自分の座標、視野内のボールの座標、および相手エージェントの座標とし、行動はエージェントの移動方向で表現する。信頼度割り当てには bucket brigade algorithm 法を用いる。ゴール時、タックル成功時、ボールキープ時に使用されたルールに報酬を与え、それを序盤のルールに伝播させる。

5 共進化によるエージェントの評価

本稿では共進化を行う複数のエージェントを用いサッカー型ゲームでの対戦を行う。対戦方法は、すべてのエージェントと対戦を行う、総当りのリーグ戦とする。エージェント同士の対戦は一定数の試合を行い、勝利試合数が多いほうを勝者とする。

1回のリーグ戦が終了するごとに、他のエージェントに対しての勝数でリーグ内での順位を決定し、各エージェントはCSのルール発見システムでGAによる遺伝演算を行う。ここでは、信頼度が高い順から一定数のルールを選択することで保存を行う。さらに、交叉、突然変異により新しいルールを生成しルールベースを更新する。その際、順位の高いエージェントのルールベースに対しては保存するルールを多くし、突然変異、交叉によって得られる新しいルールを少なく設定する。また、順位が低いエージェントに対しては、保存するルールを少なくし、新しいルールを多くするよう設定する。

さらに、リーグ内で1位のエージェントのルールベースの中からルールを選択し、2位以下のエージェントのルールベースに追加する。以上の操作を行うことで、エージェント間での共進化を行う。

6 シミュレーション実験

6.1 実験環境

実験環境は、サッカー型対戦ゲームとし、図2に示す。7×7の盤面にエージェント2体とボール1個を配置する。両エージェントはボールをキープし、相手のゴール

まで移動させ得点する事を目的とする。エージェントが順に一回ずつ行動して1ステップ終了とし、一定ステップが経過したとき1試合終了とする。その際、得点数が多い方を勝ちとする。

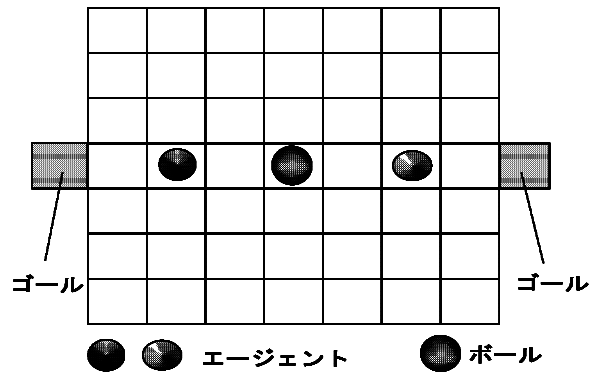


図2 実験環境

6.2 エージェントの視野

エージェントは図3のような視野を持ち、環境から感覚入力として視野情報を受け取る。感覚入力では、盤面での自分の位置、視界中の相手エージェントの位置、及び、ボールの位置を認識し、ルールベースから感覚入力に適合したルールを検索し行動を選択する。複数のルールが適合した場合は、ルールの信頼度によるルーレット選択を行い、決定する。また、適合するルールが存在しない場合には、行動部をランダムで決定したルールを生成する。

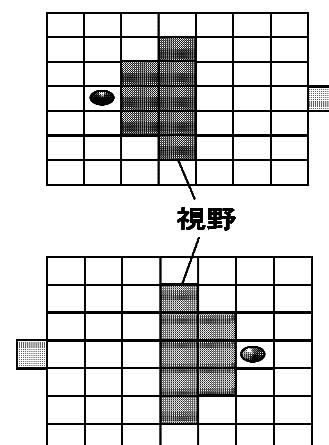


図3 エージェントの視野

6.3 エージェントの状態と行動

エージェントがボールと同じマスに移動した場合ボールキープとし、エージェントはオフェンス側となる。エージェントの行動はドリブルのルールベースから選択される。その際、もう一方のエージェントはディフェンス側となり行動はタックルのルールベースから選択される。両エージェントがボールを持っていない場合は移動となる。移動、ドリブル、タックルは周囲8方向に1マス移動できるものとする。エージェント同士の移動方向が同じマスだった場合はランダムでどちらかのエージェントが目的のマスに移動する。

6.4 タックルの成立条件

オフェンス側のエージェントとディフェンス側のエージェントが同じマスに移動した場合は、タックル成立となる。タックルは、成功すればボールを奪い目的のマスに移動することができる。タックルは2種類あり、図4のように相手の進行方向の正面から移動した場合のタックルの成功率は100%とし、図5のようにそれ以外の方向からは60%の成功率とする。失敗した場合は、オフェンス側がそのままボールをキープし続ける。

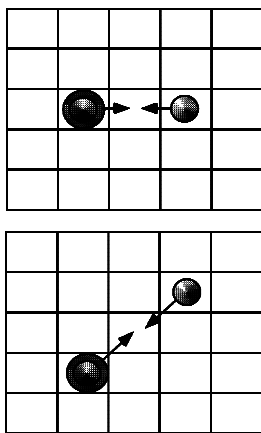


図4 正面からのタックルの例

7 実験結果

1試合の終了条件を40ステップ、1回の対戦は10試合とし6体のエージェントでリーグ戦を200回行った。共進化を行うエージェント1からエージェント5の初期ルールは、ランダムに生成したものをを用いる。エージェント6は、共進化を行ったエージェントとの比較を行うため、共進化を行わず、あらかじめCSで学習を終えた

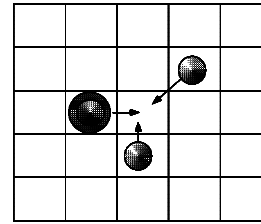


図5 正面以外からのタックルの例

ルールベースを用いた。実験結果として各リーグでのエージェントの勝利試合数を図6、図7に示す。

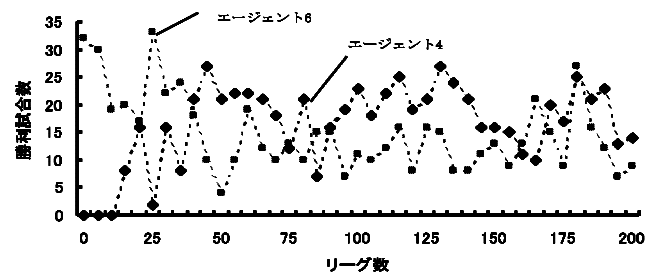


図6 各リーグでのエージェント4,6の勝利試合数

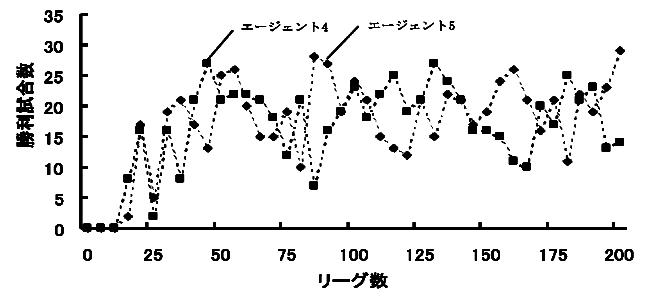


図7 各リーグでのエージェント4,5の勝利試合数

図6からわかるように、エージェント6の勝利試合数はリーグが進むにつれ徐々に減っていき、終盤では10勝程度まで減少する。一方、共進化を行ったエージェント4の勝利試合数は増加していき、途中でエージェント6の勝利試合数を上回ることが確認できる。

次に、図7から共進化を行ったエージェント4とエージェント5の勝利試合数を比較すると、両エージェントの勝利試合数は周期的に増減を繰り返しながら20勝程

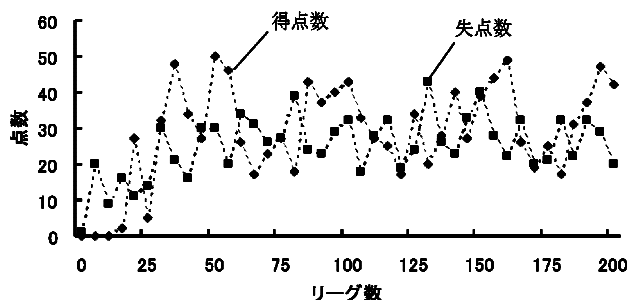


図 8 各リーグでのエージェント 5 の得失点数

度に収束していくことが確認できる。また、エージェント 5 の各リーグでの得点数、失点数の合計を図 8 に表す。ここでも得点、失点とも周期的に増減しながら収束していくことが確認できる。

8 考察

各リーグでの勝利試合数、得点に関して、周期的に増減を繰り返すような結果が現れた。その原因として、初めに得点する行動を獲得したエージェントに対し、他のエージェントがその行動を阻止するためディフェンス時の行動を学習する。そのため、一定世代が経つと得点数が減り、失点数が増え始めたと考えられる。このように、各エージェントが相手に対応した学習を繰り返すことによる行動の獲得の推移が、そのまま勝利試合数の増減に繋がったと考えられる。以上の結果から、各エージェントの強さはリーグを通して偏ることなく、常に変動しながら、共進化の流れに沿って行動の獲得が行われたと考えられる。

9 おわりに

本稿では、対戦型ゲームを実験環境としクラシファイアシステムを用いて、対戦を行うエージェント群が世代交代を繰り返しながら学習し、常に変動する環境での学習を行った。エージェントの学習に共進化を適用することで、共進化を行わず学習したエージェントと比べ、有用なルールを効果的に獲得することができ、その結果、より強いルールベースを生成することができた。今後は、対戦を行うエージェント数を増やし、集団対集団での対戦を行う予定である。

参考文献

- [1] 石淵: ファジィクラシファイアシステム, 日本ファジィ学会誌, vol. 10, No4, pp. 613-625 (1998)
- [2] 小島, 久保, 三上, 和田: GA を用いた共進化 Agent の追跡・回避行動の獲得, 第 7 回インテリジェント・システム・シンポジウム, pp. 345-347(1977)
- [3] 鎌谷, 阿部: クラシファイアシステムを用いたロボット学習に関する研究, 計測自動制御学会東北支部第 175 回研究集会 (1998)
- [4] 正畠, 山村: 対戦型ゲームにおける戦略の共進化, 知能システムシンポジウム, pp. 81-84(1998)
- [5] 山下, 間口, 小野 典彦, 小野 功: 異種エージェントによる対戦型ゲーム政策の共進化的獲得に関する実験的考察, システム制御情報学会, pp. 13-14(2001)
- [6] 間口, 小野 典彦, 小野 功: 対戦型ゲームにおける行動政策の共進化的獲得のための世代交代モデル, システム制御情報学会, pp. 13-14(2001)

[お問い合わせ]

〒 525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1
立命館大学理工学部

串田淳一

TEL:077-561-2807

Mail:kushida@spice.cs.ritsumei.ac.jp