

ACO を用いた RoboCup サッカーエージェントにおける 行動獲得手法の評価

笹岡 久行[†] 山田 太郎[‡]

旭川工業高等専門学校^{†‡}

1. はじめに

近年、メタヒューリスティクスの一手法である群知能に関する研究が盛んに行われている [1,2,3]. これらはマルチエージェントシステム (MAS) における最適化問題の解決等に適用され、その有効性が確認されている. この中で、アントコロニー最適化法 (ACO) は Dorigo らにより提案された群知能の一つの手法であり、蟻の採餌行動をヒントにした頑健なアルゴリズムとして知られている. 蟻の各個体はそれほど高度な知能を有するわけでも、各個体の行動を制御する監督者が存在するわけでもない. しかし、蟻の集団を一つのシステムと見なした場合、フェロモンと呼ばれる化学物質を媒介にしたコミュニケーション活動を通して、その行動は非常に効率が低いものと観察されている. 本研究ではこれらを人工的に実現し、その工学的な応用を目指している.

一方、MAS における研究の一つの分野として RoboCup サッカーシミュレーション (RSS) が提案され、人工知能研究の観点から、実世界に存在する問題を多く備えた良いテストベッドとなっている [4]. ここでは、仮想のサッカーフィールドに 22 体の自律エージェントとボールが存在し、さらに実時間での行動選択処理が必要となる. また、エージェントが利用可能な視覚情報や聴覚情報には、情報欠落や雑音等の不確実性が含まれており、エージェントの行動選択アルゴリズムには頑健性が不可欠となっている.

既に我々はこの RSS におけるサッカーエージェントに対して Simple-ACO (S-ACO) を適用した行動獲得手法の提案した [5]. この中で、提案手法におけるヒューリスティクス値の決定方法及びフェロモン濃度の更新処理について述べた. 本稿では、提案手法におけるフェロモン情報に対する更新処理の有効性を確認するために行った評価実験の結果について報告する.

2 提案手法

2.1 RSS サッカーエージェントへの S-ACO 適用における問題点

ACO の一手法である S-ACO を巡回サラリーマン問題 (TSP) に適用する場合 [1], 巡回すべき

都市の選択は、例えば、エージェントにより散布されたフェロモンの濃度、都市間の距離に求まるヒューリスティクス値及びこれらに関するパラメータにより決定される.

我々が提案した手法では、ACO におけるフェロモンを媒介としたコミュニケーション処理を、RoboCup サッカーエージェントに組み込む必要がある. しかし、TSP 等の ACO の先行研究における適用対象と比較し、今回の RSS は ACO を単に適用することは困難であった. なぜなら、マルチエージェント環境 (エージェントやサッカーボールの位置、チーム間の得点差や各エージェントの体力等) が実時間で変化することやエージェントが利用可能な情報に内在されている不確実性のためである. これらの要因に加えて、予め経路に関するコスト (TSP における都市間の距離) 等の環境の情報を得ることも困難である.

一方、RSS における試合での目標は自分が所属するチームの勝利、さらには自チームの得点を多く取ることや失点を減らすことにある. しかし、この観点だけではフェロモン濃度の更新頻度は極めて少なくなる. これは、RSS の試合ログにおける調査から、人間同士のサッカーの試合と同様に得点機会は数少ないことが分かっているからである.

2.2 S-ACO の適用

上述した要因から、我々はヒューリスティクス値を別途収集したシミュレーション結果を基にして正規化した. 具体的には、ヒューリスティクス値である適用対象問題におけるコスト値を計算する際、その初期値をシミュレーション結果からサッカーエージェントのボールの保持の状況とした. つまり、シミュレーション結果でのボール保持確率をベースとした. さらにそれらを正規化することによりこの値を決定した [5].

一方、ACO ではフェロモン濃度の更新により最適解へと近づくが、上述したように適用対象となる問題の特性によってはそれが困難となる. そこで、今回、フェロモン濃度の更新の処理に必要な値の決定には我々が既に提案した手法における従来研究 [6] を利用した.

3. 評価実験

提案手法を組み込むベースとなる RSS におけるサッカーエージェントとして UvA Trilearn 2003 Base [5] のソースコードを利用した. この UvA Trilearn 2003 Base チームのサッカーエージェントの基本的な行動アルゴリズムは図 1 に示す通りである.

Evaluation of Acquiring Method for Agents' Actions in RoboCup Soccer using Swarm Intelligence

[†] Hisayuki Sasaoka, Asahikawa National College of Technology, Dep. of Electronics and Computer Engineering

[‡] Taro Yamada, Asahikawa National College of Technology, Dep. of Electronics and Computer Engineering

- (i) ボールが自分にキック可能な位置にある場合、予め定められた方向（相手チームのゴール方向）へボールをキックする処理を実行
- (ii) 上記以外で自分がボールに最も近い選手である場合、自分がボールを蹴ることが可能となる位置まで移動
- (iii) 上記以外の場合、予め定められた位置へ移動（各エージェントに応じたポジションを予め設定）

図 1 : UvA Trilearn 2003 Base チーム
サッカーエージェントの基本的な行動アルゴリズム

さらに、このベースとなるエージェントがボールをキックする際、ボールを蹴る方向を決定する処理に対して提案手法[6]を適用した。つまり、ベースエージェントでは予め決められている位置(相手チームのゴールの方向)にしかボールを蹴り出さなかったのに対し、提案手法を組み込んだエージェントは適切な位置を決定し、その位置を目指してボールを蹴り出すことが可能となる。さらに、ACO におけるフェロモンと呼ばれる情報を媒介として、その決定に必要な閾値は処理されている。

提案手法を組み込んだエージェントにより構成するチームを Team A、ベースエージェントのみで構成するチームを Team B とした。一方、提案手法の有効性を考察するため、提案手法を組み込んだサッカーエージェントにおいてフェロモン情報の更新処理のみを取り除いたエージェントを用意した。このサッカーエージェントのみにより構成するチームを Team A' とした。これらのチームを利用し、RSS の環境下において 30,000 ステップ（5 試合分）のシミュレーションを実行した。この実験結果を表 1 に示す。

表 1 実験結果

| 試合 | ステップ数 | 得点 | |
|--------------------|---------------|-----------------|------------------|
| | | Team A 対 Team B | Team A' 対 Team B |
| ① | 1 ~ 6000 | 0 対 0 | 1 対 0 |
| ② | 6001 ~ 12000 | 3 対 4 | 1 対 3 |
| ③ | 12001 ~ 18000 | 1 対 1 | 2 対 1 |
| ④ | 18001 ~ 24000 | 1 対 0 | 0 対 3 |
| ⑤ | 24001 ~ 30000 | 3 対 1 | 2 対 1 |
| 総得点 | | 8 対 6 | 6 対 8 |
| 勝敗数 (左側のチームが基準) | | 2 勝 1 敗 2 分 | 3 勝 2 敗 0 分 |

データ数が十分ではないため、有意な差としては現れていないが、フェロモン情報の更新によるフェロモンの更新処理を組み込んだサッカーエージェントで構成する Team A の得点の向上と失点の減少が見られた。これらのことから、提案手法が有効に働いていることを確認できた。

4 おわりに

本稿では、提案手法におけるフェロモン情報に対する処理の有効性を確認するために、評価実験の結果について報告した。提案手法におけるフェロモン更新処理についての小規模の評価実験ではあったが、実験結果の比較から手法の有効性を確認した。

今後は、より深く提案手法の有効性を考察するために、大量の実験データを用いた評価実験を実施する予定である。そして、探索結果の多様性を保ちつつ、効率的に最適な行動へと収束させる方法についても検討を行う予定である。その一つとして、例えば探索結果を帰納的に汎化し、この中から新たな規則を獲得する処理である。これにより、単なる試行錯誤の繰り返しから獲得される行動規則とは異なるレベルの規則の獲得が可能になると考えている。

参考文献

- [1] M. Dorigo and T. Stuzle : Ant Colon Optimization, The MIT Press, 2004.
- [2] J.F. Kennedy, R. Eberhart and Y. Shi : Swarm Intelligence, Morgan Kaufmann Pub., 2001.
- [3] 大内, 山本, 川村 他 : 生命複雑系からの計算パラダイム, 森北出版, 2003.
- [4] 野田, 太田, 秋山 : ロボカップサッカーシミュレータ, 人工知能学会誌, Vol.20, No.5, pp. 50 - 58, 2005.
- [5] 笹岡, 山田 : ACO を用いた RoboCup サッカーエージェントにおける行動獲得手法の提案, 人工知能学会, 第 27 回 SIG-Challenge 研究会, 研究会資料, pp. 40 - 44, 2008.
- [6] H. Sasaoka, S. Muraki and K. Araki : "Soccer Agents Using Inductive Learning with Hand-Coded Rules", In Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetics, pp. 48 - 51, 2003.