

マルチエージェントシステムにおける ACO を用いた行動獲得手法の提案

笹岡 久行[†]

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[1-4]. これらは、例えば巡回セールスマン問題のような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. これらの群知能に関する研究の中で、アントコロニー最適化法(ACO)はDorigo らにより提案され、蟻の採餌行動をヒントにした頑健な手法として知られている. 実際の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と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高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.

2. 基本的な考え方

2.1 RoboCup レスキューシミュレーションリーグ

MAS における研究の一つの分野として RoboCup レスキューシミュレーションリーグが提案され、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[5,6]. ここでは、実在する都市あるいは仮想的な都市を仮想空間上へマッピングしたものを対象としている. そして、そこで発生する火災や建物の倒壊等の大規模災害から一般市民を救助する. これらの道路啓開、消火活動や救助活動等を点数により状況を視覚化する. つまり、消防、救急及び道路啓開の3種のエージェントが人命救助や火災消火等の行動する. これらの異なる役割を持つエージェントの協調行動の実現がこのシミュレーションリーグにおける重要な点となっている. そこで、本研究ではこの協調行動の実現のために、エージェントに対して ACO を適用する.

Acquiring Method for Agents' Actions in Multi Agent System using Ant Colony Optimization

[†]Hisayuki Sasaoka, Asahikawa National College of Technology

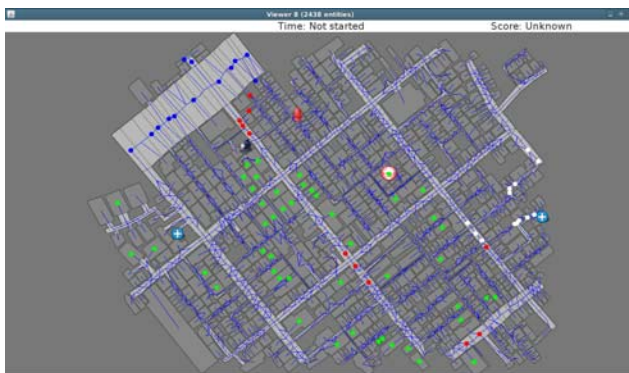


図1：シミュレーションの実行例
(シミュレーション実行前)



図2：シミュレーションの実行例
(300 ステップ経過後)

2.2 アントコロニー最適化法

この ACO は Dorigo らにより提案された群知能の一つの手法であり、上述した通りに蟻の採餌行動における最短経路選択行動に着目したものである. 蟻は、採餌行動において餌を発見した場合、経路上にフェロモンを散布する. 蟻は、複数経路がある場合、フェロモン濃度が濃い方を選択する特性を有し、これにより最短の経路が強化される. これは、採餌行動において、蟻は餌を発見した場合に巣への帰路においてその経路上に化学物質を散布する. 蟻のフェロモンは空気を媒介として拡散する. また、空気中のフェロモンは時間とともに蒸発し、濃度が下がる. このような蟻の行動やフェロモンの性質が相互作用し、蟻は複数経路からフェロモン濃度

が濃く最短である経路を選択する。

ACO では組み合わせ問題等における最適解は、フェロモンの濃度及び経路に対するコストに計算される確率に基づき選択により決定される。既に Simple-ACO (S-ACO) [1,4]が提案され、この手法では式 1 により経路選択のための確率値が計算される。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} & (j \in J_i^k) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases} \quad \dots \text{式 1}$$

この式 1 において、 τ はその経路におけるフェロモン強度、 η は対象となる問題におけるヒューリスティクス値、 J は選択可能な経路の集合、 i あるいは j は J に含まれる経路の端点をそれぞれ表わしている。

3. 予備実験

3.1 サンプルエージェント

各エージェントの行動に関しての考察を深めるため、RobCup2010[5],[7]において公開されているマップ (図 1) とサンプルエージェントを利用し、300 ステップ 15 回の予備実験を実施した。利用したマップの開始時のスコアは 117 であるが、火災による建物の消失や市民の救命失敗により、時間の経過とともに減点方式によりスコアは自動的に計算される。300 ステップ毎のスコアの平均は 9.273 であった。図 2 は 300 ステップ経過後の実行例を示す。図中の四角形あるいは多角形は建物を示し、図 1 と図 2 を比較し、色が濃い箇所は火災による消失を示している。

スコアの平均及び図 2 から分かる通り消火活動が十分に行われていない。今回利用したサンプルエージェントの消火に関する行動アルゴリズムの主要な部分は下記の通りである。

- (1) 消火用の水の確認
 - (1-a) 手持ちの水は無いが給水場所を把握している場合、給水場所へ移動
 - (1-b) 手持ちの水は無く給水場所も分からない場合、ランダムに移動
 - (2) 手持ちの水がある場合、火災場所へ移動

図 3：消火活動の主なアルゴリズム

3.2 サンプルエージェントへの ACO の適用

上記(1-b)と(2) では移動先がランダムに決定される。これは多くの場合、適切な移動ができないため、この決定処理に対し S-ACO を適用する。

しかし、探索経路が静的でしかも予め探索地図を知らされている問題と違い、各エージェントは τ 値や η 値は予め得ることはできない。しかも、状況はステップ毎に動的に変化する。

これらのことを踏まえ、エージェントは下記の処理を行うこととした。

- (A) もし給水した場合、給水場所を say コマンドにより他エージェントへ情報発信
 - (B) もし消火用の水が無くなった場合、火災場所を say コマンドにより他エージェントへ情報発信

図 4：消火活動における処理の追加

各エージェントが各活動を終え、発信する情報がここでのフェロモンに相当する。これは次の行動へと移る際に情報発信は終わり、また情報発信したエージェントの付近に位置するエージェントにしか伝搬されない。

4. 今後について

本稿では、本研究の基本的な考え方と予備実験の結果について述べ、さらにそこからの考察に基づき提案手法について述べた。今後、この提案手法を組み込んだエージェントを用いた実験システムを作成する。そして、それらを用いて評価実験を行い、その有効性を確認する予定である。

参考文献

- [1] M. Dorigo and T. Stuzle : Ant Colony 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 : マルチエージェントシステムの基礎と応用, コロナ社, 2002.
- [4] 中道, 有田: ACO におけるランダム選択に基づく多様性調節の効果, 情処学会論文誌, Vol.43, No.9, pp.2939-2946, 2004.
- [5] RoboCup Rescue Simulation Project ホームページ : <http://sourceforge.net/projects/roborecue/>
- [6] RoboCup Rescue Simulation リーグホームページ : <http://rc-oz.sourceforge.jp/pukiwiki/>
- [7] RoboCup 2010 ホームページ : <http://www.robocup2010.org/>