

# RoboCup レスキューシステムにおけるフェロモンコミュニケーションを用いた エージェント間の協調行動獲得手法の評価 Evaluation for Acquiring Method for Agents' Actions with Pheromone Communication in RoboCup Rescue System

笹岡 久行<sup>†</sup>  
Hisayuki Sasaoka<sup>†</sup>

## 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。これらの群知能に関する研究の中に、Dorigo らにより提案されたアントコロニー最適化法(Ant Colony Optimization: ACO) [1]があり、ネットワークルーティング等の種々の最適化問題に適用され、その有効性が確認されている[2]。蟻は、昆虫の中でも社会性の高い昆虫として知られ、その生態に関する生物学的研究は数多くなされている(例えば、文献[3,4])。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を行い、集団としては効率が良い行動を選択していることが明らかになっている。

本研究では ACO における simple-ACO をマルチエージェントシステムに適用する。今回、マルチエージェントシステムのテストベッドとして、RoboCup レスキューシミュレーションシステムを利用する[5-7]。そして、この中の 1 種類のエージェントに対して提案手法を組み込み、評価実験を行う。本稿では、その結果について報告し、そこから明らかになった問題点についての考察を述べる。

## 2. 基本的な考え方

### 2.1 ACO について

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。Dorigo らは、このような蟻の採餌行動に着目し、ACO を提案している[1]。

### 2.2 RoboCup レスキューシミュレーションシステム

RoboCup プロジェクトは、「西暦 2050 年までにサッカーの世界チャンピオンチームに勝てる、自律型ロボットのチームを作る」という目標に向かい人工知能分野やロボット工学分野等の研究者が参加しているランドマーク・プロジェクトのことであり[5]、RoboCup レスキューシミュレーションリーグはその中の 1 分野である[6,7]。

ここでは、シミュレーションシステム内で稼働する仮想都市において発生する火災や建物の倒壊等の大規模災害に関する情報や被災している一般市民の情報等をサーバプログラム群が管理する。一方、その仮想都市における消火活動、道路啓開活動や人命救助活動を行うエージェントプ

ログラムはそれぞれ自律的に動作する。そして、ビューアプログラムを用いてそれらの状況を視覚化し、ユーザへ提示する。

シミュレーションが開始されると、建造物の火災発生、地震等による道路閉塞や一般市民の被災が起り、それに伴う消火活動、道路啓開活動や一般市民の人命救助活動を上述のエージェントプログラムが担う。今回、研究の第一段階として、エージェントプログラムの中で消火活動を行うエージェントプログラムに対して提案手法を組み込む。

### 2.3 提案手法について

RoboCup レスキューシミュレーションシステムでは、より現実の災害状況を再現するため、各エージェントプログラムには、仮想都市に発生している全ての情報を予め与えられてはいない。各エージェントは自律的に動作し、各々が入手した情報しか知りえない。また、火災や道路閉塞等の災害状況も時々刻々と変化するが、そのままではその変化した情報は各々が取得した情報分しか反映することできない。そこで、各エージェント間でフェロモンを媒介とした情報共有を行い、各エージェントは効率良く行動することを目的とした。

消火活動には水が必要となる。しかし、RoboCup レスキューシミュレーションシステムにおける消火活動を行うエージェントには給水場所や一度に給水可能な水量等に制約がある。そのため、効率の良い給水行動を行い、結果として効率の良い消火活動を行うため、給水場所の情報共有に関して下記の提案アルゴリズムを適用した。

- (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

もし探索経路が静的かつ予め仮想都市の情報を知らされているならば、ACO における問題に関するヒューリスティクス値等を予め与えることは可能である。しかし、本研究における環境下では、エージェントが得られる情報は部分情報であり、その状況もシミュレーション時間毎に動的に変化する。また、システムにおいて仮想都市に物質を散布する行為や臭覚という概念はない。このため、フェロモンの散布行動の代替として、エージェントが有する say コマンドによるメッセージの発信処理を行った。このメッセージはシミュレーション時間で管理することにより、フェロモンの蒸発に相当する処理も可能となる。

## 3. 評価実験

### 3.1 実験方法

提案手法の有効性を確認するために評価実験を行った。本実験に際し、2 種類の消火活動を行うチームを用意した。なお、サンプルエージェントとは、RoboCup レスキューシミュレーションシステムのサーバ群のソフトウェアと一緒に

<sup>†</sup>旭川工業高等専門学校, Asahikawa National College of Technology

に配布されているエージェントプログラムである[6,7]. また, 消火活動を行うエージェントプログラム以外は双方とも同一条件とした.

Team A サンプルエージェントのアルゴリズム通りに給水を行う消火活動を行うエージェントで構成されたチーム  
Team B 提案手法の通りに給水および消火活動を行うエージェントから構成されたチーム

実験において使用するマップは, 同様にサーバ群のソフトウェアと一緒に配布されている Kobe マップ(スタート時のスコア 117.828 ポイント)を用い, 300step を1セットとし, 1500step (5セット分)のシミュレーションを実行した. さらに, 火災発生時の建造物への消火活動の成果や市民に対する救助活動の成果はスコア化され, エージェントの行動を評価する. つまり, 火事で燃焼せずに残った建造物の割合や救助され生存した市民エージェントの人数が集計され, 多くの建造物が残った場合や多くの生存者がいる場合はより高いスコアとなる.

### 3.2 実験結果

実験結果を表 1 に示す. 平均すると 0.182 ポイントと僅かではあるが Team B によるスコアの方が上回った. このことから, 提案手法によるエージェントの方がサンプルエージェントよりも効率良く動作したと判断できる.

表 1: 評価実験の結果

Sets of simulation	Team A	Team B
1st	9.456	<b>9.801</b>
2nd	9.687	<b>9.694</b>
3rd	9.535	<b>10.095</b>
4th	<b>9.774</b>	9.744
5th	9.521	<b>9.549</b>
Average	9.595	<b>9.777</b>

### 4. 考察

図 1 に実験において用いた仮想都市のマップを示す. このマップにおけるシミュレーション結果の例を図 2 に示す. この中の左図は Team B の 2 セット目終了時における結果, 同じく右図は Team B の 4 セット目終了時における結果の拡大図である. 両者はスコアだけを比較すると僅差ではあるが, 右図では中央の大きな道路閉鎖(右図の円内)が解消されている. 一方, 左図では同一部分(左図の円内)で多くのエージェントが通行できず, 渋滞が発生している. 各エージェントが円滑に活動するには, このような道路閉塞を早く修繕する必要がある. 今回, 異なる種類の役割を担うエージェント間でのフェロモンコミュニケーションは行なっていない. しかし, このような状態を解消するためには異なる種類の役割を担うエージェント間でのコミュニケーション処理が必要である.

一方, 我々はビューアプログラムにより状況を俯瞰的に見ている. このように全体の状況が把握できる場合, もしエージェントに直接指示することが可能であれば, 同じような失敗を繰り返すことはない. しかし, ACO ではフェロモン濃度に応じ, 確率的に行動決定処理を行う. これは局所解に陥ることを防ぐという利点がある反面, 本実験で見られるように性能の定常的な向上に繋がらない場合もある. このことから ACO の利点を保持しつつ, 他の機械学習手

法を組み合わせることにより, エージェントの性能向上を実現する処理が必要であると考察される. 提案手法では各エージェントはフェロモンを介してコミュニケーションを行なっている. このフェロモンの分布を入力とした機械学習処理を行うことで, この問題は解決されると考えている.

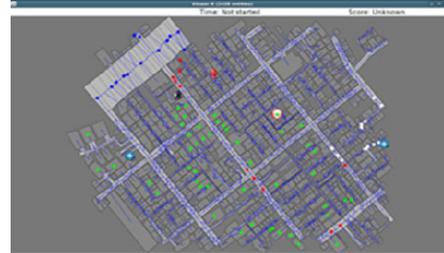


図 1: 実験に用いた仮想都市マップ

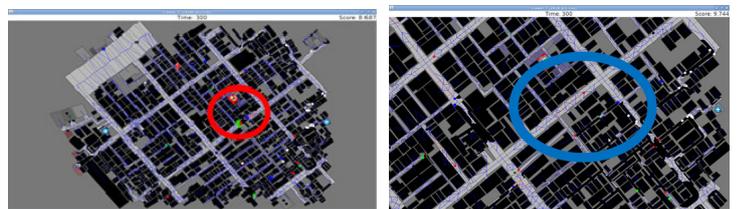


図 2: シミュレーション結果の例

### 5. おわりに

本稿では, マルチエージェントシステムに対して Simple-ACO を組み込む手法を提案した. また, RoboCup レスキューシミュレーションシステムを用いて評価実験を行い, その結果についても述べた. また, 実験結果に対する考察から, ①異なる種類のエージェント間のフェロモンコミュニケーションが必要であること, ②ACO を適用したエージェントの性能の定常的な向上のため, 機械学習処理が必要であるという問題点を考察した. 今後は, これらについて検討を深め, その解決を目指す予定である.

### 謝辞

本研究は科研費 基盤研究(C)(23500196)の助成を受けて行われたものである. また, 本研究では RoboCup プロジェクトにおいて公開されている各種プログラムを利用させて頂いた. ここに深謝いたします.

### 参考文献

- [1] M. Dorigo, V. Maniezzo and A. Colomni: Ant System: optimization by a colony of cooperating agents, Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on vol. 26, No. 1 pp. 29 - 41, (1996).
- [2] H. Hernandez, C. Blum, J. H. Moore: Ant Colony Optimization for Energy-Efficient Broadcasting in Ad-Hoc Networks, Proc. 6th International Conference ANTS 2008, Brussels, pp.25 -36(2008).
- [3] D. M. Gordon: Ants at work, THE FREE PRESS, New York (1999).
- [4] L. Keller and E. Gordon: the lives of Ants, Oxford University Press Inc., New York (2009).
- [5] RoboCup Project Official Homepage: <http://www.robocup.org/>
- [6] RoboCup Rescue 技術委員会 (編): 「ロボカップ レスキュー—緊急大規模災害救助への挑戦」, 共立出版, 東京(2000).
- [7] RoboCup Simulation League ホームページ:[<http://rc-oz.sourceforge.jp/pukiwiki>