原著論文

RoboCup Rescue Simulation System 環境下での異なるフェロモンコミュニケーション処理を行うエージェントが混在する Ant Colony Optimization の有効性†

笹岡 久行*

群知能の1つであるAnt Colony Optimization (ACO) アルゴリズムは、実際の蟻の採餌行動にヒントを得た最適化手法である。蟻はフェロモンと呼ばれる化学物質を用いたコミュニケーションを行うことで効率的に経路を発見している。さらに、実際の蟻の巣には勤勉に働く蟻と勤勉に働いてはいない蟻が一定の割合で混在しており、それらが混在することにより巣を効率的に運営されているということを生物学の研究者は報告している。また、これらの蟻の違いが蟻の持つフェロモン感度の差にあることも研究者らは報告している。そこで、我々はフェロモンへの対応が異なるエージェントが混在するACOによる最適化手法を提案する。今回、RoboCup Rescue Simulationを用いて評価実験を行った。その結果から提案手法の有効性を確認した。

キーワード：群知能、フェロモンコミュニケーション、アントコロニー最適化法、マルチエージェントシステム、ロボカップレスキューシミュレーション

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[1-3]。これらは、従来手法だけでは解決が困難であった巡回セールスマン問題(Traveling Sales person Problem: TSP)、ネットワークルーティングや複数ロボットの協調行動獲得等の種々の問題に適用され、その有効性が報告されている[4-7]。これらの群知能と呼ばれる手法のひとつに、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)がある[8, 9]。昆虫の一種である蟻は、そ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[10-14])。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通して、蟻たちは非常に効率が良

い行動を選択していることが観察されている。この中で蟻の採餌行動に対する生物学的な研究成果からヒントを得たACOは非常に頑健な手法として知られている。そこで、我々はACOのような生物が有する単純ではあるが頑健な仕組みを工学的に応用することを目的としている。

ACOでは実際の蟻がフェロモンを媒介としたコミュニケーションを行っていることにヒントを得て、フェロモンの散布と蒸発を繰り返す。そして、それ以前に獲得されたフェロモン分布に従い、確率的に最適解を求める。しかし、この手法では確率的に解を探索するというその性質から解への収束速度と解の候補となるものの多様性の維持は解決すべき問題として検討が継続されている。

一方、生物学的な研究成果から1つの蟻の集団には、そのフェロモン分布に忠実に従って行動する謂わいる「勤勉な蟻」とフェロモン分布にはあまり忠実ではない謂わいる「怠け者の蟻」が一定割合で含まれていることが報告されている。多様な蟻はそれぞれに役割を担い、それらが混在していることで巣の運営が効率的になされていることが明らかになっている[15, 16]。

生物学の分野におけるこれらの研究成果にヒントを得て、本研究ではACOにおいてフェロモンに対して対応が異なるエージェントを用意し、それらのエージェントを混在させる最適化手法を提案し、その有効

† Effectiveness of Ant Colony Optimization with Agents Implemented into Different Algorithms for Dispersing Pheromone in RoboCup Rescue Simulation System
Hisayuki SASAOKA

* 旭川工業高等専門学校電気情報工学科
Department of Electronics and Computer Engineering,
Asahikawa National College of Technology

性について考察した。

本論文の第2章ではRoboCup Rescue Simulation Systemの概略とこのシステムにおいて解くべき問題点についてまとめる。第3章では本論文において提案する手法について説明する。次に第4章では予備実験、第5章では評価実験について述べ、提案手法の有効性について考察をする。最後に第6章において、本研究をまとめ、さらに今回明らかになった新たな問題について言及する。

2. RoboCupについて

2.1 RoboCupプロジェクト

RoboCupプロジェクト[17, 18]は、その中心を担うRoboCupサッカーがその始まりであり、「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る。

このRoboCupプロジェクトにおけるひとつの分野としてRoboCup Rescue Simulation Leagueが提案され、マルチエージェント分野の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トとなっている。

仮想都市において発生する地震や火災、それに伴う建物の倒壊や道路閉鎖等の大規模災害に関する地理情報とそこで被災している一般市民の情報等をシミュレーションの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等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。

2.2 システム上のエージェント

RoboCup Rescue Simulation System[18, 19]の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とそこで被災している一般市民の情報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等を行うエージェントプログラムが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。

図1はシミュレーション開始時点での仮想都市のmapを表示し、図2はシミュレーションが進み、仮想都市が被災した状況を示す。この図中で、薄い灰色は道路、濃い灰色が建造物を示している。シミュレーションシステム内の時刻が進行し、建造物に対して火災が発生すると、建造物を表示する色が変化する。こ

れにより、発生した火災の状況が示される。図2では、仮想都市における多くの建造物の表示色は黒く変化している。これは都市の建造物がほぼ全焼していることを意味している。消火活動を行うエージェントは消火活動を行うことにより、火災による被害の拡大を抑えることが可能である。

また、道路上にある黒い部分は建造物の倒壊や道路の陥没により生じた道路の閉塞を示し、この部分を通常のエージェントが通行することはできない。道路啓開エージェントは道路啓開活動を行うことにより、そのような道路の不通を復旧させることが可能である。この活動により、他のエージェントが通行可能な状態となる。

火災や建造物の倒壊等により被災した市民が存在する。救急活動を行うエージェントはそのような市民を避難所へ移送する救助活動を行うことが可能である。これにより、より多くの人命救助を行う。

このように動作する各エージェントプログラムは、ビューアプログラムの中では丸印によって表示される。赤色の丸印が消火活動を行うエージェント (Fire-brigade agent)、青色の丸印が道路啓開活動を行うエージェント (Police-force agent)、白色の丸印が人命救助活動を行うエージェント (Ambulance agent)、そして、緑色の丸印が市民エージェント (Civilian agent)

図1 シミュレーション開始時点の仮想都市の表示例

図2 シミュレーション 300 ステップ後の表示例

を表している。

さらに、火災に対する建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、それによりエージェントを評価する。スコアは下式(1)により計算される。このスコアでは燃焼せずに残った建造物の割合や救助あるいは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して反映される。つまり、減災活動を効率的に実施した場合に高いスコアが算出される。

$$score = a \text{ number of surviving civilian agent} \times \sqrt{\text{rate of building damage}} \quad (1)$$

2.3 エージェントの抱える困難さ

RoboCup Rescue Simulation System では、より現実の災害状況を再現するため、各エージェントに、仮想都市のmap上の全ての情報を予め与えられてはいない。各エージェントプログラムは自律的に動作し、そのままでは各々が入手した情報しか知りえないのである。また、上述したような火災や道路封鎖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できない。このような制約があるため、各エージェント間で通信を行い、情報共有を行わない限り、各エージェントは効率良く行動することは困難である。

TSPは、マルチエージェントに関するテストベッドとして広く用いられている。TSPにおける各エージェントは、経路に関する全情報が予め各エージェントが知ることが可能であり、その情報は変化することはない。つまり、TSPでは予め情報を取得可能な静的な環境下で最適な経路を1つ求めれば良い。予め経路情報が与えられず、さらに環境が動的に変化するRoboCup Rescue Simulation System では、既にTSPにおける数多くの経路探索手法をそのまま適用することは困難である。

このために、本研究ではエージェントに対して動的に変化する環境に頑健に適用することが可能であるACOを用いる。今回は、エージェントの中で、まず消火活動を行うエージェントに提案手法を適用する。消火活動を行うエージェントでは持ち運ぶことが可能な水量には上限がある。さらに、その水を使い果たした際、給水可能な場所は決められている。しかし、その給水場所を予めエージェントは知らされていない。このため、給水場所への最短経路を探索することは消火活動を効率的に行うことになる。

3. 提案手法

3.1 アントコロニー最適化法

ACO[8]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。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)が提案され、この中で式(2)により経路選択のための確率値が計算される[8]。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_i^j} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} & (j \in J_i^j) \\ 0 & (\text{others}) \end{cases} \quad (2)$$

式(2)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ック値、 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表わしている。

我々は既に先行研究[20]等において式(2)の定数 α と β についての検討を行っており、本研究では $\alpha=0.8$ 、 $\beta=0.2$ を用いた。

3.2 経路探索に関する処理

下記にベースとなる消火活動を行うエージェントの給水に関するアルゴリズムを示す。

(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

エージェントがフェロモンの散布に関する情報を共有するためには、太田らにより提案されたRoboCup

レスキュー通信用ライブラリ[21]を利用した。給水処理を行った場合、それを他のエージェントに伝達する。一方、他のエージェントは伝達された情報に基づいて行動決定を行う。ここで、フェロモン濃度の計算には下式(3)を用いる。Stutzle らにより提案されたMAX-MIN Ant System(MM-AS)[9]ではその時点で最もフェロモン濃度が高い経路のみを強化し、解の収束を速める改良等を加えている。しかし、探索行動の初期状態ではそれが群全体の効率を悪くする影響を与えていることを確認した。そこで、フェロモン濃度の更新式にこれを抑制する係数を導入した。下式(3)において、 ρ はフェロモンの蒸発率、 $\tau_{ij}(t)$ は時刻 t におけるオブジェクト i から j の経路におけるフェロモン濃度、 ρ_{init} はシミュレーションの初期段階において増加を抑えるための係数、 $\Delta\tau_{ij}(t)$ は各エージェント行動に基づくフェロモンの増加量をそれぞれ意味している。

$$\tau_{ij}(t) \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \rho_{init}\Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (3)$$

我々は既に先行研究[22]において式(3)の定数 ρ と ρ_{init} についての検討を行っており、本研究では $\rho=0.9$ を用いた。また、 $\rho_{init}=0.5$ として、シミュレーションシステムにおける時間経過に相当するステップ数で0ステップ~50ステップの間に用いた。

3.3 エージェントのフェロモンに対する処理

我々は本研究において表1に示すように消火活動の際の異なる行動を選択するエージェントを3種類作成した。さらに、これらのエージェントA、B及びCだけで消防隊を構成するTeam A、B及びCをそれぞれ作成した。

第1章において述べたように実際の蟻の群れにおいても多様な行動を選択する蟻が混在し、この混在が巣全体の視点から観察すると効率的に働いている。しかし、生物学における蟻に関する研究もまだ途上であり、「このような状態が何故発生したのか」や「どの程度の割合でフェロモンに忠実あるいは非忠実であるのか」はまだ明らかにはされていない。そのため、表1に示す「散布されたフェロモン濃度に全く従わずにランダムに行動するエージェント」(Agent A)と「散布されたフェロモン濃度に勤勉に従うエージェント」(Agent C)と「その両者の中間のエージェント」(Agent B)を作成した。これらを混在させることにより各エージェントの行動に多様性が生まれ、従前の単一のエージェントの集団では生成することが不可能であった解の候補となるものを生成する。これにより、俯瞰的に集合を省みると、異なるタイプの個体間の行動の創発が全体の性能を向上させることを目指す。なお、本研究ではこれらのエージェントが混在する構成比率は予め決め、シミュレーション開始時から終了時まで一定とした。

ンダムに行動するエージェント」(Agent A)と「散布されたフェロモン濃度に勤勉に従うエージェント」(Agent C)と「その両者の中間のエージェント」(Agent B)を作成した。これらを混在させることにより各エージェントの行動に多様性が生まれ、従前の単一のエージェントの集団では生成することが不可能であった解の候補となるものを生成する。これにより、俯瞰的に集合を省みると、異なるタイプの個体間の行動の創発が全体の性能を向上させることを目指す。なお、本研究ではこれらのエージェントが混在する構成比率は予め決め、シミュレーション開始時から終了時まで一定とした。

4. 予備実験

4.1 実験方法

本予備実験では、各エージェントのベースとなるエージェントの能力を知る目的で上述したTeam A、B及びCを用いる。なお、消火活動を行うエージェント以外の道路啓開エージェントと救急エージェントのプログラムは同一のものを利用する。そして、シミュレーションを行う仮想都市には既に公開済みのKobeマップ(シミュレーション開始時のスコア=121.000、消防エージェント11体)を用い、300ステップを1セットとし、1500ステップ(5セット分)のシミュレーションを行った。なお、サーバプログラムとエージェントプログラム間の通信障害を防ぐために、ローカル有線ネットワーク環境において実験を実施した。

4.2 実験結果

シミュレーション結果のスコアを上述の式(1)によって計算されるが、その結果を表2に示す。この結果から、Agent Cにより消防隊が構成されているTeam Cが最も平均スコアが高く、全体として効率的に動作していたことが確認される。また、Team BとTeam CともにTeam Aよりもスコアが良かったことから、ランダムに行動するよりも既に我々が提案した手法に基づいて行動した方が効率的に行動できたことが確認された。

一方、我々は各チームにおいて1500ステップ(5セット分)のシミュレーションを実施したが、各チーム内

表1 タイプの異なるエージェント

Agent A	予め用意されたランダムに行動するエージェント
Agent B	提案手法を組み込んだエージェント
Agent C	経路選択に関する処理はAgent Bと同様に処理するが、フェロモンの散布は各時点の最適経路にしか行わないエージェント

表2 予備実験の結果

Sets of simulation	Team A	Team B	Team C
1 st	18.172	17.351	20.326
2 nd	16.795	17.509	19.320
3 rd	13.521	17.743	18.591
4 th	16.521	18.126	21.968
5 th	17.950	20.508	18.372
Averages	16.592	18.247	19.715

のスコア間に大きな差は確認されなかった。このことから、本研究ではシミュレーションの実施回数を1500ステップ(5セット分)として、次章における評価実験を実施した。

5. 評価実験

5.1 実験方法

異なるタイプのエージェントを混在させることの有効性を確認するため、表1のエージェントを用い、表3に示す通りに構成比率を変えた7種類のチームを用意した。また、消火活動を行うエージェントの構成比率以外、他の役割を担うエージェントおよび実験条件、シミュレーション環境は全て予備実験と同一にした。

表3 異なるエージェントを混在させた評価実験用の各チーム

Team D	Agent A を約 34%, Agent B を約 33%, Agent C を約 33%とした割合から構成される消防隊を有する。
Team E	Agent A を約 50%, Agent B を約 25%, Agent C を約 25%とした割合から構成される消防隊を有する。
Team F	Agent A を約 25%, Agent B を約 50%, Agent C を約 25%とした割合から構成される消防隊を有する。
Team G	Agent A を約 25%, Agent B を約 25%, Agent C を約 50%とした割合から構成される消防隊を有する。
Team H	Agent A と Agent B を約 40%, Agent C を約 20%とした割合から構成される消防隊を有する。
Team I	Agent B と Agent C を約 40%, Agent A を約 20%とした割合から構成される消防隊を有する。
Team J	Agent A と Agent C を約 40%, Agent B を約 20%とした割合から構成される消防隊を有する。

表4 評価実験の結果

Sets of simulation	Team D	Team E	Team F	Team G
1 st	21.163	20.190	17.967	21.163
2 nd	17.845	19.787	21.036	17.845
3 rd	19.760	18.853	21.612	19.760
4 th	19.610	18.634	19.024	19.610
5 th	18.663	17.827	18.818	18.663
Averages	19.408	19.058	19.691	19.408

Sets of simulation	Team H	Team I	Team J
1 st	21.161	20.833	16.418
2 nd	22.308	19.505	16.429
3 rd	20.850	18.743	16.419
4 th	22.391	18.126	16.869
5 th	22.936	20.508	21.128
Averages	21.929	18.247	17.453

5.2 実験結果

実験結果を表4に示す。この結果からTeam Hの結果が最も優れていた。また、この結果と予備実験結果との間で比較しても、Team Hの結果が優れていた。これは、異なるアルゴリズムを有するエージェントが混在することによりエージェント間で経路探索に関する創発がおこり、単一種類のエージェントのみでは獲得が困難であった経路を獲得できたと考察される。

5.3 考察

5.3.1 提案手法の他のmapへの適用について

我々の先行研究[23]において、提案手法は本評価実験以外のシミュレーション用mapとシナリオにおいても有効に働くことは確認されている。

しかし、本研究においてエージェントの構成比率は予備の実験における試行錯誤を繰り返した結果から得られたものである。さらに、実験開始前に割り当てられ、シミュレーション中には変更はしていない。今後、提案手法の適応能力を向上させるため、異なるエージェントを混在させる構成比を動的に変化させる手法を検討する予定である。

5.3.2 異種エージェント間の協調行動

本実験におけるmapには給水ができる場所の周辺に大きな道路閉塞があった。そのため、提案手法を組み込んだエージェント同士が協調行動を行なっても、道路を通行することが不可能であった。これは、シミュレーションビューアのスクリーンキャプチャ画像のように俯瞰的に観察すると、各エージェントがより円滑に活動するためには、このような道路閉塞を最初に修繕し、エージェントの渋滞を解消する必要があると考えることは可能である。

RoboCup Rescue Simulation System には今回提案手法を適用した消防活動を行うエージェントの他に2種類(救急エージェントや道路啓開エージェント)のエージェントが動作している。本研究では、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っていない。今後は、異なる役割を担うエージェント間での通信が必要であると考察される。

5.3.3 フェロモンパターンの学習

上述したようにユーザはシミュレーションにおける被災状況を俯瞰的に見ることが可能であるため、例えば上記5.3.2節における本実験で使用したmapの問題点等は減災活動のための知識として獲得し、蓄積し、もしエージェントに直接指示することが可能であれ

ば、同じ失敗を繰り返すことはない。しかし、ACOやMM-ASのような最適化手法ではエージェントの各行動の決定が確率的に行われる。つまり、フェロモン濃度に応じ、ランダムに決定処理が行われる。この行動選択処理におけるランダム性は局所解に陥ることを防ぐという利点がある反面、今回の評価実験で見られるようにスコアの定常的な向上には繋がっていない。

そこで、利点を保持しながら他の機械学習手法を組み合わせることで、エージェントの性能を向上させることが必要である。つまり、ACOにおいて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。そのフェロモン分布パターンの学習処理を行うことで、この問題が解決されると考えられる。

6. おわりに

本論文では、アントコロニー最適化法(ACO)における解の候補の多様性を維持し、その性能向上を目的とし、フェロモンに対する対応が異なるエージェントが混在するACOを用いた最適化手法を提案した。そして、RoboCup Rescue Simulation Systemを用いて実験を行った。その結果、ACOを適用したエージェントを単一のエージェントで動作させるよりも提案手法の方が性能において上回っており、手法の有効性を確認した。今後は、考察において述べたように、異なるエージェントの構成比率の動的に変化させ環境に適應させる手法、異なる役割を有するエージェント間の協調行動の獲得手法およびフェロモン分布からの学習処理についての検討を行う予定である。

謝辞

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や実験用データを利用させて頂いたことを感謝します。

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、本研究は豊橋技術科学大学「次世代シミュレーション技術者教育プログラム」の助成を受けて行われたものである。ここで、感謝します。

参 考 文 献

- [1] Bonabeau, E., Dorigo, M., Theraulaz, G.,: *Swarm Intelligence From Natural to Artificial Systems*, Oxford University Press (1999).
- [2] 大内東, 山本雅人, 川村秀憲, 柴肇一, 高柳俊明, 當間愛晃, 遠藤聡志, *生命複雑系からの計算パラダイム*, 森北出版 (2003).
- [3] Bonabeau, E., Dorigo, M., Theraulaz, G.,: *Inspiration for optimization from social insect behaviour*, Nature, Vol. 406, Number 6791, pp.39-42, (2000).
- [4] Hernandez, H., Blum, C., Moore, J. H., : *Ant Colony Optimization for Energy-Efficient Broadcasting in Ad-Hoc Networks*, in *Proc. 6th International Conference, ANTS 2008*, Brussels, pp.25-36, (2008).
- [5] D'Acerno, L., Montella, De Lucia, B. F., : *A Stochastic Traffic Assign Algorithm Based Ant Colony Optimisation*, in *Proc. 5th International Conference, ANTS 2006*, Brussels, pp.25-36, (2006).
- [6] Balaprakash, P., Birattari, M., Stützle, T., Dorigo, M.,: *Estimation-based ant colony optimization and local search for the probabilistic traveling salesman problem*, *Journal of Swarm Intelligence*, vol.3, Springer, pp. 223-242, (2008).
- [7] O'Grady R., Groß R., Christensen A.L., Dorigo M., *Self-Assembly Strategies in a Group of Autonomous Mobile Robots*, *Proc. of the 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Systems*, Maui, pp.318-323, (2001).
- [8] Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colnari, A., : *The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents*. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. B-26*, pp.29-41, (1996).
- [9] Stützle, T., and Hoos, H.H., 2010: *MAX-MIN ant system*. *Future Generation Computer System* 16 (8), pp.889-914 (2000).
- [10] Hölldobler B., Wilson E. O., : *Journey to the Ants*, The Belknap Press of Harvard University Press, Londo (1994).
- [11] Gordon D., : *Ants at Work*, THE FREE PRESS, New York (1999).
- [12] Keller, L., Gordon, E.,: *the lives of Ants*, Oxford University Press Inc., New York (2009).
- [13] Wilson, E. O., Duran, J. G., : *Kingdom of ants*, The John Hopkins University Press, Baltimore (2010).
- [14] 東正剛, 辻和希 (共編): *社会性昆虫の進化生物学*, 海游社, (2011).
- [15] Ishii, Y. and Hasgeawa, E., : *The mechanism underlying the regulation of work-related behaviors in the monomorphic ant, Myrmica kotokui*, *Journal of Ethology* January 2013, Vol.31, Issue 1, pp.61-69 (2013).
- [16] 長谷川英祐: *働かないアリに意義がある, メディアファクトリー新書*, (2010).
- [17] 浅田稔 (編著): *RoboCup Soccer ロボットの行動 学習・発達・進化*, 共立出版, (2002).
- [18] RoboCup-Rescue 技術委員会, *ロボカップ日本委員会 (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 (2000).
- [19] RoboCup Rescue 競技ホームページ:
<http://robocuprescue.sourceforge.net/>
- [20] Sasaoka H., : *Approach for Agent Actions' Acquiring Method using Ant Colony Optimization*, *Proceedings of Joint 5th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 11th International Symposium on Advanced Intelligent Systems*, pp.117-120, (2010).
- [21] Oota, T., and Toriumi, F.,: *SUNTORI: RoboCupRescue 2011-Rescue Simulation Infrastructure Communication Library between agents and centers*, RoboCup

- 2011 Rescue Simulation League Infrastructure Competition, CD-ROM, (2011).
- [22] Sasaoka, H., :Evaluation for Acquiring Method for Agents' Actions Using Pheromone Communication in Multi-Agent System, J. of Machine Learning and Computing, Vol.3, No.1, pp.103-106, DOI:10.7763, (2013).
- [23] Sasaoka, H., :Acquiring Method for Agents' Actions using Pheromone Communication between Agents, Proc. of 5th International Conference on Evolutionary Computation Theory and Applications, pp.91-96, (2013).

(2013年9月17日 受付)

(2014年2月4日 採録)

[問い合わせ先]

〒071-8142 北海道旭川市春光台2条2丁目

旭川工業高等専門学校 電気情報工学科

笹岡 久行

TEL : 0166-55-8091

FAX : 0166-55-8091

E-mail : sasa@asahikawa-nct.ac.jp

著者紹介

ささおか ひさゆき
笹岡 久行 [正会員]

2000年北海学園大学大学院工学研究科博士課程電子情報工学専攻修了。同年 旭川工業高等専門学校電気工学科助手。2002年 旭川工業高等専門学校電気工学科講師。2003年 旭川工業高等専門学校電気情報工学科助教授。博士(工学)。現在、旭川工業高等専門学校電気情報工学科准教授、機械学習、マルチエージェントシステムやユーザインタフェースの研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会、人工知能学会、日本教育心理学会、IEEE等、各会員。

Effectiveness of Ant Colony Optimization with Agents Implemented into Different Algorithms for Dispersing Pheromone in RoboCup Rescue Simulation System

by

Hisayuki SASAOKA

Abstract :

We have known the effectiveness for an algorithm of Ant Colony Optimization (ACO) and it has applied some applications. Real ants have communicated each other with pheromone materials and they search the shortest path from their colony to the place of foods. Researchers have reported the effectiveness of the algorithm for their applications. However there are some problems to resolve using this algorithm. One of them is a tradeoff problem between a convergence performance and a diversity of candidate for the optimized solution.

On the other hand, from observations for real ants and their colonies, researchers in the field of biology have reported that there are two types of ants in the colonies. One of them is hardworking ants and another type is not hardworking ants. Then we have introduced different types of agents with ACO and we aim to generate stigmergy between agents. We have done some evaluation experiments in RoboCup Rescue Simulation System. From the results, we have considered the results between ACO with mono-agents and ACO with some types of agents. We have confirmed the effectiveness of our proposed method.

Keywords : Swarm Intelligence, Pheromone Communication, Ant Colony Optimization, Multi-agent System, RoboCup Rescue Simulation

Contact Address : **Hisayuki SASAOKA**

*Department of Electronics and Computer Engineering, Asahikawa National College of Technology
2-2, Shunkohdai, Asahikawa, Hokkaido, 071-8142, Japan*

TEL : 0166-55-8091

FAX : 0166-55-8091

E-mail : sasa@asahikawa-nct.ac.jp