

複合型アントエージェントによる 巡回セールスマン問題

加 地 太 一

1. は じ め に

現在の理工学、社会科学はシステムを単純化することにより分析することに成功したが、その単純化のために本来のシステムのダイナミックスをとらえることができず、その限界が指摘されている。その原因として、多くのシステムは構成要素の機能が変化するとシステム全体も変化し、かつ、それによって構成要素自身の機能が変わるという普段の循環をもつ、いわゆる、複雑系システム[1]として構成されるからである。複雑系とは全体がバラバラに分解できる要素の単純な組合せで全体が構成されているようなシステムではなく、分解してみると本質が抜け落ちてしまうような特殊なシステムを「複雑」なシステムと呼ぶ。したがって、コンピュータの電子回路は一見複雑に見えるが複雑系とは言わない。現実世界においては生命、知能、社会などのシステムが考えられる。それに対するアプローチの一つとして構成的手法[1]がある。構成的手法はシミュレーションとアナロジーからなり、特に、複雑系科学ではアナロジーについての研究が重要になってきている。すなわち、ある対象を理解するために、その対象から抽出した特徴をもとにコンピュータ上に構成モデルを作り、その振る舞いを観察して構成モデルを修正していくことによって理解を計る。ここで、コンピュータ上に作られた構成要素のうち、特に主体性のあるものをエージェントと呼ぶ。また、生態系や社会における構成要素である生物、人間もエージェントである。

さらに、複雑系科学の一つの分野として、生態系、進化現象に着目しその解

明を追及する人工生命の研究が盛んになりつつあり、近年、そこからアナロジーを得た問題解決手法の研究への展開が進められている。本論分で扱うアントシステムアルゴリズムは蟻のコロニー形成（図1，[3]より引用）における人工生命モデルから着想を得ている。シンプルな能力を与えた蟻のエージェントを計算機上に実現し，そのエージェントによって問題の解決を計らせる。ここで扱う問題は情報科学，オペレーションズ・リサーチにおける代表的問題であるトラベリングセールスマン問題（TSP）を扱うこととする。TSPに対してはDorigo等[4]によって研究がなされており，それによると，Oliver30問題に対して有効な結果が示されたことを報告している。しかし，ランダムに都市を生成した問題ではその結果が必ずしも良くはない。本研究ではこのアントシステムアルゴリズムのエージェントが排出するフェロモンおよびエージェント集団の新たな構成を提案することにより改良を試みる。

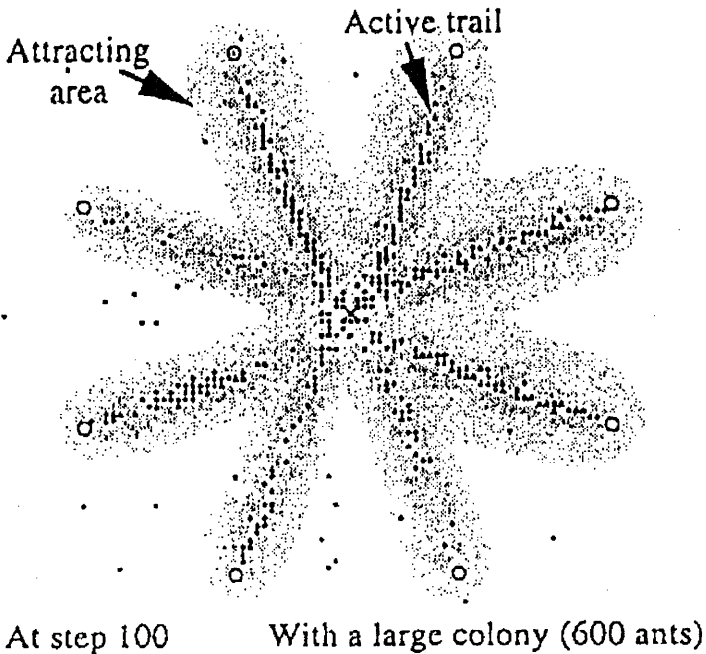


図1 コロニーにおけるアントの活動シミュレーション

2. 巡回セールスマン問題

TSP問題はグラフ $G(V, E)$ に対して、 n 個の都市（頂点）をおのおの一回訪問する最小の距離となる巡回路を発見する問題である。ここで、 V は n 個の都市を表す頂点集合、および E は各都市の経路を表す辺集合とし、各辺には距離が割り当てられる。その巡回路の数は、都市数が n とすれば、 $(n-1)!$ 通りとなり、スターリングの公式 ($n! \approx \sqrt{2\pi n} (n/e)^n$) よりほぼ n^n 通りと表すことができる。したがって、都市数の増加により指数関数的にすべての可能な道順の数が増加する組合せの爆発が起こり、その計算時間は数兆億年という天文学的計算時間を要することとなる。巡回セールスマン問題の応用としては電子部品のプリント基盤への自動装着システムにおける実装順序に利用されている。他にも配送計画など現実的問題への利用が計られている。

3. アントシステムアルゴリズムのパラダイム

蟻は女王を中心として社会生活を営み、明らかなカースト制の分化があり、仕事の分業などが見られる。そこで行われる情報通信は必ずしも複雑な情報処理や推論による高度なレベルのコミュニケーションを行っているわけではなく、フェロモン[2]と呼ばれる化学物質による非常に単純な枠組みのコミュニケーション手段を用いている。これにより、組織的活動を発現し、郡としての目的を達成している。

アントシステムアルゴリズムでは蟻の採餌の活動パターンに着目している。餌を取った蟻は、まず、興奮状態になり、腹部末端から道しるべフェロモンを地面につけながら帰巢する。仲間の蟻はフェロモンをたどって餌を発見するが、最初はフェロモンがうすくまばらなために効率は悪いが、帰巢する個体が増すにつれ、フェロモンは濃くなり、明らかな蟻の行列が形成される。その過程における行列が最短な経路を形成することに着想を得ている。

その事例を図2（[4]より引用）により示す。図2の(a)は採餌活動により形

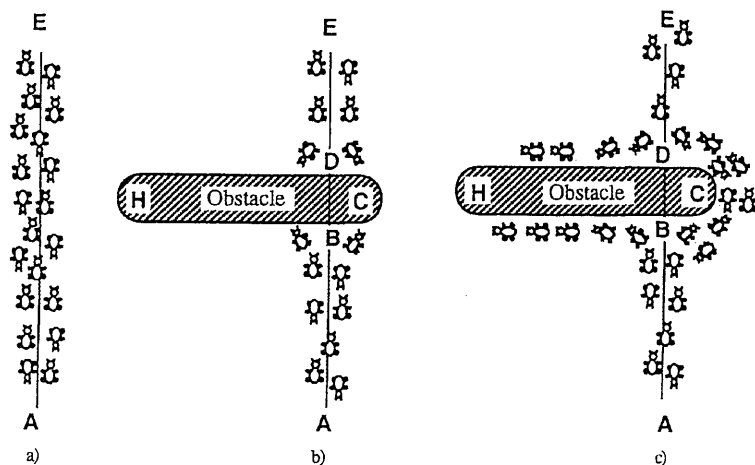


図2 蟻の活動パターン

成された蟻の行列である。この行列の上に障害物を置く(図2の(b))。ただし、BCとBHの距離が異なり、BCが短い。これによって、ポジションB(あるいはD)でフェロモン物質がとだえることにより、進行方向の情報を失う。したがって進行する蟻はほぼ等確率でCおよびH方向へ進むこととなる。ここでBCDの距離がBHDの距離より短いため、単位時間あたり通過する蟻の個体数はBCDの方が多くなる(図2の(c))。さらに、時間が経過するとパスBCDのフェロモン物質の密度が徐々に高くなり、逆にパスBHDへ進行する蟻は減少しフェロモン物質の密度は減少していく。結果として経路の短いパスBCDが形成される。この現象がアントシステムアルゴリズムのパラダイムの着想となり、アントシステムアルゴリズムへと展開される。

4. アントシステムアルゴリズム

TSPに対して計算機上に人工的なアントを m 個用意する。このとき、時間 t においてすべての頂点に存在するアントの総和は m となる。各アントは以下のシンプルな能力を持つ単純なエージェントである。

- アントは、2頂点間の距離とその辺に付着するフェロモン情報から導出された関数に従って確率的に次に進む都市を選択する (blindの状態ではない)。
- 巡回路が完成するまで、すでに訪れた都市を選択しない (メモリーを持つ)。
- 選択した経路にフェロモン情報を付加する。

$\tau_{ij}(t)$ は時間 t における辺 (i, j) の重要度を示すフェロモン情報とする。時間 t において各アントは次の都市に進み、その時間は $t+1$ とする。したがって、巡回路を完成し、アントシステムアルゴリズムにおける反復 l では $t=nl$ となる。各時点 t において、各辺のフェロモン情報の更新を以下のように行う。

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (1)$$

ρ は $1-\rho$ が反復時点においてフェロモンが蒸発する割合を示すパラメータである。また

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (2)$$

となる。

$\Delta\tau_{ij}^k$ (時間 t から $t+n$ の一反復における) は

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{if } k \text{ 番目のアントの巡回路が辺 } (i, j) \text{ を使用する。} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

であり、一反復の過程で k 番目のアントエージェントが辺 (i, j) に付着するフェロモン情報である。ここで、 Q は定数 (パラメータ) であり、 L_k は k 番目のアントの巡回路の長さである。すなわち、アント k が探索した巡回路が短ければフェロモン情報は多く巡回した辺に付着され、長ければ少なく付着されることとなる。また、 $\tau_{ij}(0)$ には小さな正の値である c を与えておく。

各アントが t から $t+n$ における巡回路生成の段階で、すでに訪れた都市を選択しないようにするために、一度訪れた都市が認識できるように通常禁止リ

スト $tabu^k$ (アント k が訪れた都市の集合) を設ける。ここで作成した禁止リストは各アントが頂点の要素に対応した一次元配列を持ち、配列の添字に都市番号を対応させる方式を取る。一度訪れた都市に対応する要素に flag を立てることによって、その都市を選択することを禁止する。この判定処理は $O(1)$ で可能になる。一反復終了後、すなわち巡回路の完成後配列要素は初期化することによりすべての都市を選択可能に復帰する。

以下に各アントエージェントが次に進む都市を確率的に選択するための推移確率の定義式を示す。ここで用いる値として先に求めた各辺のフェロモン情報 $\tau_{ij}(t)$ は大域の見地から辺 (i, j) を選択する可能性を高める。また、 η_{ij} は $1/d_{ij}$ であり、辺 (i, j) が短ければ大きな値を表す欲張りのな指標である。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in \{V-tabu^k\}} [\tau_{ik}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}]^\beta} & \text{if } j \in \{V-tabu^k\} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

α と β は $\tau_{ij}(t)$ と η_{ij} の重みを決定するパラメータである。すなわち、大域的な指標と欲張りのな指標のどちらかに重きを置くことにより、次の都市の選択の決定に反映させる。

以上で示したように、都市間の大域の見地からの好ましさ、および欲張りの見地からの都市間距離の長さによって確率的に都市を選択し巡回路を形成し完成後、大域的な指標を示すフェロモン情報を更新し同様な処理を繰り返すのがアントシステムアルゴリズムである。以下にそのアルゴリズムを示す。

アントシステムアルゴリズム

$t, \tau_{ij}(t)$ の初期化;

m 個のアントをランダムに各都市 (出発点) に配置する。;

while (Stop Criterion \neq True) do begin

 while (巡回路が完成していない) do begin

 for $k = 1$ to m do

 確率 $P_{ij}^k(t)$ によって現時点で訪問していない都市の中から次に進む都市 j を選択し移動する。

 end;

 for $k = 1$ to m do

 巡回路長 L_k を求め $\Delta\tau_{ij}^k$ を計算する。;

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k ;$$

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}$$

(フェロモン情報の更新を行う。);

$t = t + n$;

end.

5. アントシステムアルゴリズムの改善

5. 1 アントシステムアルゴリズムの性能

Dorigo 等はこのアルゴリズムに対して、他のメタヒューリスティック手法との比較を行い、その性能評価を試みた。ここでは Oliver30 のデータを用い、比較対象としては Tabu Search 法と Simulated Annealing 法の代表的メタヒューリスティック手法を採用している。表 1 [4] に論文中に示された実験結果を示す。その結果によ

表 1 Dorigo による数値実験結果

	Best	Average	Std. dev.
AS	420	420.4	1.3
TS	420	420.6	1.5
SA	422	459.8	25.1

るとアントシステムアルゴリズムは Tabu Search 法とほぼ同様な性能を示し、Simulated Annealing 法より良好な結果を示した。

しかし、頂点をランダムに生成した完全グラフに対しては劣性な解を得るにとどまった。表2と図3にその実験結果を示す。ランダムに生成した頂点数50から200までのグラフに対して、Simulated Annealing 法との対比を行った。

表2 従来型アントシステムアルゴリズムと Simulated Annealing

戦略 \ 頂点数	50	100	150	200
ant	570	805	1040	1161
sa	556	786	970	1113

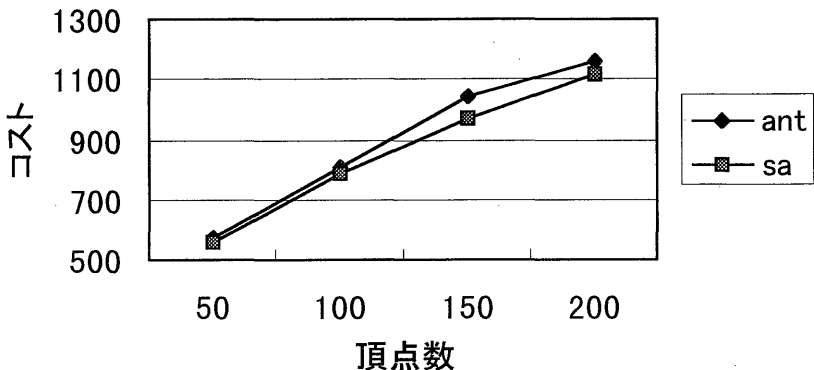


図3 従来型アントシステムアルゴリズムと Simulated Annealing

ここで、Simulated Annealing 法は2-OPT 近傍を採用している。また両アルゴリズムともそれぞれ10回の試行を行い、その平均を用いている。また、実験環境は Alpha Server 4000 (DEC) を用い、使用言語はC++を使用している。

さらに、アントシステムアルゴリズムによる解の探索過程での変化をその反復での最良解の値をもって図4に示す。図4に見られるように、初期ステップにおいて一挙に低い値へ変化を示すが、後の変化はほぼランダムウォークに近い動きを示している。このように従来のアントシステムアルゴリズムでは最適

解への収束性はほとんど見られていない。

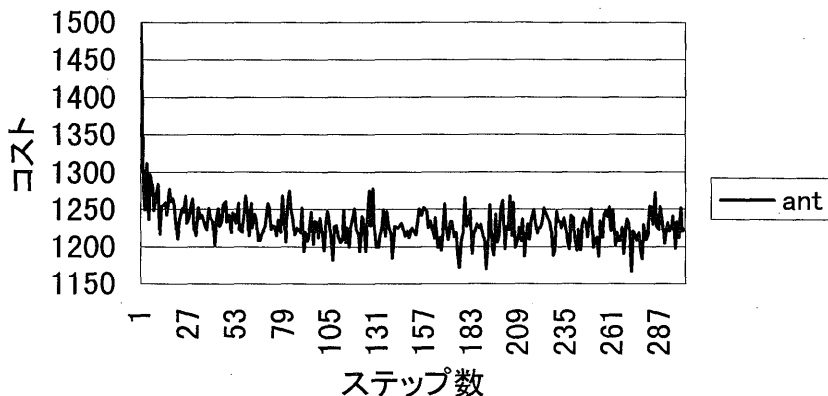


図4 従来型アントシステムアルゴリズムの各反復での最良解の変化過程

5. 2 フェロモン情報の強化

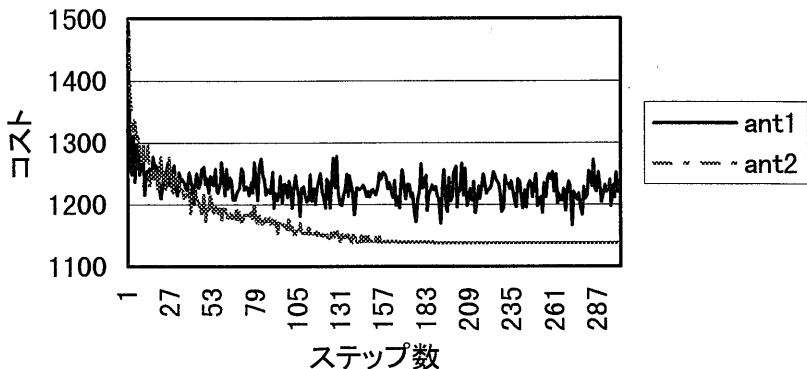
アントシステムアルゴリズムではフェロモンと呼ばれる情報を通じて、各エージェント間のコミュニケーションを取っている。各エージェントが探索した優良な巡回路長の情報はフェロモン情報を媒介として次世代のエージェント集団にコミュニケーションされ、このフェロモン情報をもとに優良な巡回路長を探索する。ここで、フェロモン情報は Q/L_k として計算され、巡回路長が短ければ大きな値を取り、長ければ小さい値を取る。しかし、図4の結果よりこの定義に基づくフェロモンの媒介によるコミュニケーションでは解の収束性まで到達しないことが示された。その原因として、優良な巡回路の情報がフェロモン情報に反映しておらず、最小な巡回路長の探索のためのコミュニケーションがなされていないことにある。

そこで、優良な巡回路を反映するフェロモンを強めることにより、各エージェント間のコミュニケーションをより最良な巡回路を探索するよう調整する。ここでは、各反復段階で優位な巡回路を求めたエージェントが付着するフェロモン情報を強化することにより実現を計る。すなわち、一反復での最良解を求

めたアントのフェロモンを $\sigma Q/L_k$ とし、他のエージェントと区別し優良化を行う。これによって、次世代に引き渡されるフェロモン情報は特化され次世代のエージェントでの解の収束性を強化するようコミュニケーションされ制御する。

図5に従来型アントシステムアルゴリズムとフェロモン強化による改良型アントシステムアルゴリズムによる一反復での最良解の変化を示す。それによると従来型アントシステムアルゴリズムはランダムウォークの動きを示すのに対して、フェロモン強化型アントシステムアルゴリズムは収束性を示し、さらに従来型アントシステムアルゴリズムより優位な解へ到達している。また、表3には従来型アントシステムアルゴリズム、フェロモン強化型アントシステムアルゴリズム、および、対比アルゴリズムとして Simulated Annealing アルゴリズムをそれぞれ10回試行し、その平均を示す。Simulated Annealing アルゴリズムでは近傍構造として2-OPT 近傍を採用している。

表3よりフェロモン強化型アントシステムアルゴリズムは従来型アントシステムアルゴリズムを凌駕する値を示している。しかし、対比アルゴリズムである Simulated Annealing アルゴリズムには及ばない結果となった。



ant 1 : 従来型アントシステムアルゴリズム

ant 2 : フェロモン強化型アントシステムアルゴリズム

図5 従来型アントシステムアルゴリズムとフェロモン強化型アントシステムアルゴリズムの最良解の変化

表3 フェロモン強化型アントシステムアルゴリズムに対するコストの比較

戦略 \ 頂点数	50	100	150	200
ant1	570	805	1040	1161
ant2	563	792	998	1129
sa	556	786	970	1113

5. 3 非協調型エージェントの導入によるコロニー形成

フェロモン強化により大幅な改善が見られたが、対比アルゴリズムである Simulated Annealing アルゴリズムに対して劣る結果となった。また、その収束性が強化されることにより、図5に示される通りある反復段階でその最良解は変動しなくなる。この原因としてはフェロモンの強化により選択するパスの範囲が限定されたことによるものと考えられる。しかし、フェロモンの強化により解の質が大きく改善されたことも事実であり重要な媒体操作である。このような、フェロモン物質が特定の辺に強く付着された状態でエージェントの活動が特定のパターンに限定されていく大きな理由はコロニーを形成するエージェントがすべて以下の式で記述される同一な思考能力しか持っていないことがあげられる。

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in (V - \text{tabu}^k)} [\tau_{ik}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}]^\beta}$$

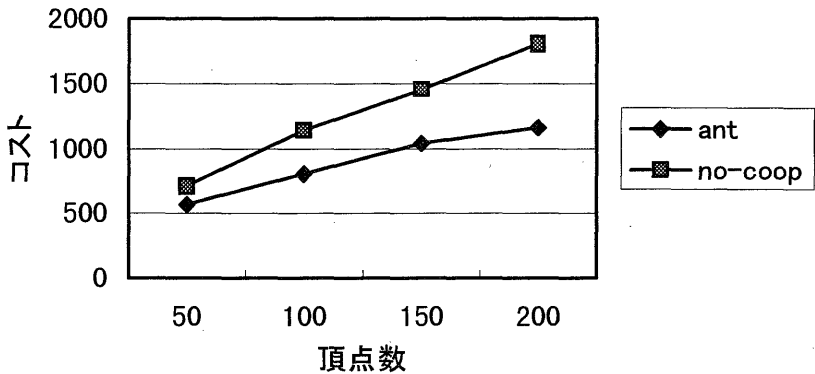
すなわち、集団構成が単一思考型であり多様性に欠如しており、ある段階までは急速な改善現象を見せるが、ある段階からは改善能力は失われシステムが定常状態に陥る。

これに対して解の探索に多様性を与えるために、思考性の異なるエージェントを導入する。ここで用いるエージェントの思考は従来型エージェントの思考にランダム性を導入しフェロモン情報および2点間の距離情報に左右されない

要素を組込む。これを非協調型エージェントと呼び、以下の確率で次の都市を選択する。

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta \cdot \Gamma^\rho}{\sum_{k \in (V - tabu_k)} [\tau_{ik}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}]^\beta \cdot \Gamma^\rho} \quad (5)$$

ここで、 Γ は与えられた定数であり、 ρ は乱数である。この思考にもとづくエージェントは数%の確率で方向性のない移動を行うこととなり、人工的情報に左右されない生物的活動に近くなるものと考えられる。ただし、非協調型エージェントのみの集団構成では図6に示されるよう従来型アントシステムアルゴリズムの値よりはるかに質の悪い結果となった。これは突発的な行動を行うエージェントのみの集団構成を取ったわけであるから自明の結果であろう。



ant : 従来型アントシステムアルゴリズム

no-coop : 非協調型エージェント (100%)

図6 非協調型エージェント (100%) による解コスト

しかし、この非協調型エージェントをフェロモン強化型アントシステムアルゴリズムのエージェント集団内に数十パーセント導入することによりシステム全体の多様性が増し、コスト改善につながる結果となった。その結果を表4に

示す。また、図7には収束性の変化を示す。これより明らかに、非協調型エージェントの組込みはシステムに振幅性を与え、フェロモン強化型アントシステムアルゴリズムによるシステムの定常化を防ぐ結果となった。

表4 非協調型アントシステムアルゴリズムに対するコストの比較

戦略 \ 頂点数	50	100	150	200
ant1	570	805	1040	1161
ant2	563	792	998	1129
ant3	556	779	965	1103
sa	556	786	970	1113

ant1 : 従来型アントシステムアルゴリズム

ant2 : フェロモン強化型アントシステムアルゴリズム

ant3 : フェロモン強化+非協調型エージェント

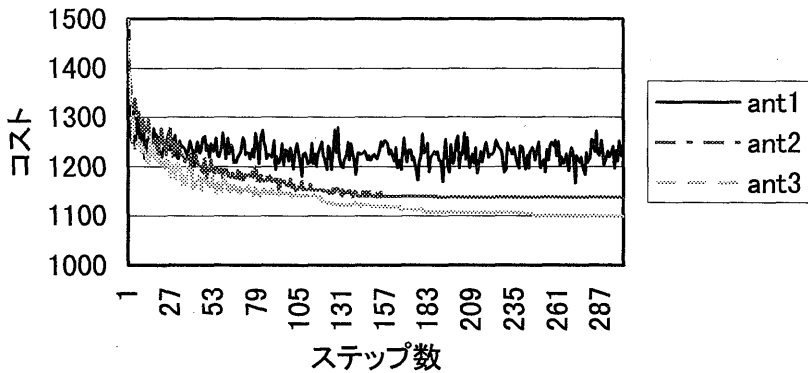


図7 非協調型アントシステムアルゴリズムに対する最良解の変化

6. お わ り に

アントシステムアルゴリズムは2頂点間の距離の短さを指標とする局所的な情報と、過去の巡回路の情報をコミュニケーションするフェロモン情報による大域的情報の組合せによって探索を行う近似解法である。従来型のアントシステムアルゴリズムではランダムなグラフに対しては他のメタヒューリスティックに劣る結果となったが、優秀なアントエージェントのフェロモンを強化し、さらに、思考の異なるアントをエージェント集団に組み入れるアルゴリズムを提案することにより Simulated Annealing 法に勝る結果を導出した。特に、一般社会においても同様であろうが、同一能力を持つエージェントによってのみ構成するのではなく、異なる能力をもつエージェントによって構成された組織構造が有効であることは興味深い。

以上より、複雑かつダイナミックスに富む組合せ最適化問題に対して、複数のエージェントが協調関係を築きながら組織的な共同を示すことによって有効な結果をもたらすことが示された。すなわち、マルチエージェント技法が組合せ最適化問題、および問題解決の新たなアプローチとなるであろうことが期待される。

参 考 文 献

- [1] 伊庭, 福原: 複雑系入門, NTT 出版 (1998)
- [2] Kawamura H., Yamamoto M., Mitamura T., Suzuki K. and Ohuchi: "Cooperative Search Based on Pheromone Communication for Vehicle Routing Problems", IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, Vol. E81-A, No. 6, pp. 1089-1096 (1998/6).
- [3] Kurumatani, K. and Nakamura, M. : "Formation Mechanism of Pheromone Pattern and Control of Foraging Behavior in an Ant Colony Model".
- [4] Dorigo M., Maniezzo V. and Colorni A. : "The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B, Vol.26, No.1, pp.1-26 (1996).