

コストの変動するグラフにおける経路探索手法 —AntNetの適用と改良—

鳥影 秀征* 山口 崇志** マッキン ケネス ジェームス** 永井 保夫**

あらまし 本研究ではテーマパークやイベント会場において経路決定の支援を行うシステムを構築することを最終目標とし、その部分問題であるコストの変動する重み付きグラフにおける経路探索問題に対して、AntNetを適用した。AntNetとは蟻コロニー最適化の考えを応用して提案された経路探索手法である。AntNetのアルゴリズムは、複数の蟻が以下のステップを任意の回数まで繰り返す。まず、蟻が始点から目的頂点までフェロモンを参照しながら、確率的に経路を選択していく。次に、完成した経路の評価に応じてフェロモンを分泌する。実験の結果、AntNetはグラフの規模が大きくなるほど、探索時間の面で有効であることを示した。しかし、コストの変動間隔が長い場合に、フェロモンの過成熟によって経路が固定されてしまい、解の精度が下がってしまう問題が明らかになった。そこで、この問題を解決するために、フェロモンの過成熟を防ぐことで解の精度を上げる手法を提案し、その評価を行った。結果として、実験を行った環境においては解精度が通常のAntNetによる探索と比較して3.89倍の精度と非常に良い結果が得られることを示した。

キーワード：経路探索、グラフ理論、ACO、AntNet、群知能

Path Search Method for Weighted Graphs with Weight Changes — Application and Improvement of AntNet —

Hideyuki SHIMAKAGE*, Takashi YAMAGUCHI**
Kenneth James MACKIN**, and Yasuo NAGAI**

Abstract In this research, we applied AntNet to shortest path problems in weighted graphs with weight changes. AntNet is a previously proposed method applying ant colony optimization. In the AntNet algorithm multiple ants repeat the following steps. First, each ant selects a path stochastically while referring to pheromone values from the source vertex to destination vertex. Next, pheromone is secreted according to the evaluation of each completed route. Through experiment it was verified that AntNet showed strong advantage over compared methods in calculation time for very large graphs. On the other hand, when the time interval between weight changes is extended, over-maturation of pheromone trails caused the search route to be fixed, leading to an increase in error. In order to overcome this problem, a new method to improve the accuracy by preventing over-maturation was proposed. It was verified by experiment that under the same conditions, the proposed method showed approximately 3.89 times search accuracy compared to normal AntNet.

Keyword : Path Search, Graph Theory, ACO, AntNet, Swarm intelligence

*東京情報大学 大学院 総合情報学研究科

Tokyo University of Information Sciences, Graduate School of Informatics (graduation in March, 2011)
2011年4月よりアイコムシステック株式会社所属

2011年8月1日受理

**東京情報大学 総合情報学部 情報システム学科

Tokyo University of Information Sciences, Faculty of Informatics, Department of Information Systems

1. はじめに

車両のナビゲーションシステムや、Webサーバを利用した電車の乗り換え案内サービスなど、ある地点からある地点への経路を案内するサービスが広く普及している。今後、携帯電話や全地球測位システム (Global Positioning System, GPS) の普及と高性能化により、駅や車両といった単位ではなく、人という単位での測定が可能になると予想される。本研究は今後、人という単位での測定が可能となった場合の為の基礎研究である。

テーマパークやイベント会場を回る際に時間が足りない為、行きたい場所を全て巡ることが出来ないという問題がある。これは、動的にコストの変動する重み付きグラフにおける経路探索問題に落とし込み、移動の効率化を図ることで改善できると考えられる。

類似研究分野としてテーマパーク問題が挙げられる。テーマパーク問題とは、テーマパークやイベント会場などのように、乗り物やブースに対して行列ができるような場において、それぞれの人々の目的や選好を考慮しつつ、全体の混雑度を減少させるためにはどうすればよいか研究する分野である [4] [14]。

本研究はテーマパークやイベント会場におけるユーザ支援システムを構築することを最終目標とし、その部分問題であるコストの変動する重み付きグラフにおける経路探索問題を効率的に解くアルゴリズムの構築を目指す。なお、本研究はテーマパーク問題のように、全体の混雑度を減少させることが目的ではなく、テーマパークやイベント会場において個人の目的や選好を考慮しつつ、限られた時間内により多くの目的地を巡る事ができるような経路を提示することが目的である。

2. コストの変動する重み付きグラフと経路探索手法

2.1 コストの変動する重み付きグラフ

本論文では、頂点 v_i の集合 V 、辺 $e_{i,j}$ の集合 E 、及び辺 $e_{i,j}$ の重み $w_{i,j}$ の集合 W から構成される重み付きグラフを $G=(V, E, W)$ と表す。頂点集合 V の要素数を $\|V\|$ 、辺集合 E の要素数を $\|E\|$ 、重み集合 W の要素数を $\|W\|$ と表す。

コストの変動する重み付きグラフとは、時間 t の経過と共に辺 $e_{i,j}$ のコストである重み $w_{i,j}$ が変動する重み付きグラフのことである [10]。ただし、頂点と辺の追加及び削除は発生しないものとするので、グラフのトポロジーは変化しない。また、1本の辺が同一の2頂点間を繋ぐ事はなく、負の重みを持つ辺も存在しないものとする。

$$\begin{aligned}
 G &= (V, E, W) \\
 V &= \{v_1, v_2, \dots, v_{\|V\|}\} \\
 E &= \{e_{i,j} \mid i, j=1, 2, 3, \dots, \|V\|; i \neq j\} \\
 W &= \{w_{i,j}(t) \mid i, j=1, 2, 3, \dots, \|V\|; i \neq j\} \\
 e_{i,j} &= \{v_i, v_j\}, v_i, v_j \in V \\
 W_{i,j}(t) &= t=1, 2, 3, \dots, t_{\max} \\
 \|E\| &= \|W\|
 \end{aligned} \tag{1}$$

2.2 最短経路問題

グラフ理論における最短経路問題とは、与えられた重み付きグラフの2つの頂点間を結ぶ道の中で、重みの総和が最小である道 (これを最短経路とよぶ) を求める問題である [7] [12]。また、ある重み付きグラフ $G=(V, E, W)$ が与えられたとき、出発頂点 v_s から目的頂点 v_d を結ぶ道を $P_{s,d}=(V', E', W')$ と表し、 $P_{s,d}$ における重み $w_{i,j} \in W'$ の総和を $T_{s,d}$ と表す。

$$\begin{aligned}
 P_{s,d} &= (V', E', W') \\
 V' &= (v_s, v_{s+1}, \dots, v_{d-1}, v_d) \\
 E' &= (e_{s,s+1}, e_{s+1,s+2}, \dots, e_{d-2,d-1}, e_{d-1,d}) \\
 W' &= (w_{s,s+1}, w_{s+1,s+2}, \dots, w_{d-2,d-1}, w_{d-1,d}) \\
 T_{s,d} &= \sum_{W_{ij} \in W'} W_{ij}
 \end{aligned} \tag{2}$$

2.3 コストの変動する重み付きグラフにおける最短経路問題

コストの変動する重み付きグラフにおいて最短経路を探索する場合、時間の経過によって辺の重み変動することがある為、最短経路が変わることがある [10]。

図1は時間 t の経過によって、辺 $e_{1,2}$ の重み $w_{1,2}$ が2から13、辺 $e_{7,8}$ の重み $w_{7,8}$ が10から5に変動している様子を示している。時間 t において、始点 v_5 から終点 v_3 への最短経路 $P_{5,3}$ は $V' = (v_5, v_2, v_3)$ 、 $T_{5,3}=5$ であるのに対し、時間 $t+1$ においては $V' = (v_5, v_6, v_3)$ 、 $T_{5,3}=10$ と最短経路が変動している様子が分かる。

また本研究では、ある時間 t において最短経路探索を行う際、探索中には辺の重み変動しないものとする。例えば、探索を開始した時間が t であったとき、その探索が終了するまでに幾つかの辺の重み変動し、時間 $t+5$ となって

いたとしても、探索が終了するまでは時間 t における辺の重みを参照し探索を行う。

$$\begin{aligned}
 P_{s,d} &= (V', E', W') \\
 V' &= (v_s, v_{s+1}, \dots, v_{d-1}, v_d) \\
 E' &= (e_{s,s+1}, e_{s+1,s+2}, \dots, e_{d-2,d-1}, e_{d-1,d}) \\
 W' &= (w_{s,s+1}(t), w_{s+1,s+2}(t), \dots, w_{d-2,d-1}(t), w_{d-1,d}(t)) \\
 T_{s,d} &= \sum_{W_{ij}(t) \in W'} W_{ij}(t)
 \end{aligned} \tag{3}$$

3. AntNetを適用した経路探索手法の提案

我々は、コストの変動する重み付きグラフに対して厳密解法による探索を行った場合、膨大な計算時間が掛かることを報告し、実時間で問題を解決する為に、問題空間を縮小する近似解法を提案した [10]。しかしながら、この近似解法では、グラフ全体の重みの変動が激しい場合に、あまり計算時間を削減できないことがわかった。そこで、異なるアプローチとしてコストの変動する重み付きグラフに対して、群知能手法の一つであるAntNetを適用した。AntNetは通信ネットワークの経路最適化を目的として提案された手法であり、通信ネットワークを詳細にモデル化した問題において有効性の検証が

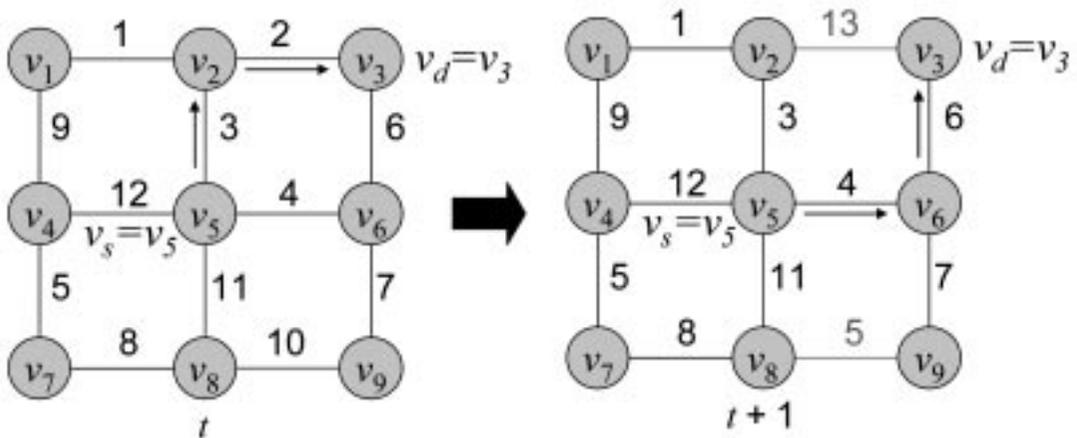


図1. コストの変動する重み付きグラフにおいて最短経路が変動する例

行われている [5] [8] [9]。我々はより AntNet の収束過程を明確にする為、一般的なコストの変動する重み付きグラフとして問題をモデル化し AntNet の検証を行った [11]。

以下では、AntNet を適用した経路探索手法のより詳細な評価を行う為に実施した探索時間の検証及び、解精度の検証について説明する。

3.1 AntNet を適用した経路探索手法

コンピュータネットワークにおいて、コンピュータ間で情報を送信する為の経路を見つけ出す手法をルーティング・アルゴリズムという。コンピュータネットワークにおいて、情報を送信する際、中継機器やネットワークの構造の変化によって最適な経路が毎回変わる可能性がある。そのような動的な環境において、情報を送信する為の経路を発見するルーティング・アルゴリズムを特に動的ルーティング・アルゴリズムと呼ぶ [2]。

AntNet は動的ルーティング・アルゴリズムとして蟻コロニー最適化 (Ant Colony Optimization, ACO) [1] の考えを応用して提案された、ロバストでかつ効率的なアルゴリズムである [3] [6]。

AntNet の大まかな処理の流れとしては、ネットワーク上の各ノード (ルータやサーバ等) からランダムな宛先ノードへ向けて蟻エージェントを放ち、ネットワークの負荷情報を収集し、フェロモンに基づくルーティングテーブルを構築するというものである。具体的な処理の流れを以下に示す。

まず、各頂点から蟻エージェントが配置され、出発頂点 v_s からランダムな目的頂点 v_d を目指して移動を続ける。途上の現在の頂点 v_i から目的頂点 v_d へ向かう際にある頂点 v_j を選択することの望ましさをフェロモン $\tau_{i,j,d}$ と表し、このフェロモン情報を元に式 (4) に従って次に移動する頂点を確率的に決定する (図 2 左)。

$$P_{i,j} = \frac{\tau_{i,j,d}}{\sum_{n \in N_i} \tau_{i,n,d}} \quad (4)$$

式 (4) において、 N_i は頂点 v_i から辺で接続されている近傍頂点の集合である。基本的に図 2 左のように、式 (4) に従って蟻エージェントが頂点を選択していき、訪れた頂点とその際に辿った辺の重みをメモリーに記録しておく。もし、一度訪れた頂点を再度選択してしまった場合には、近傍頂点集合から一様な確率で選択しなおす。それでも移動経路が閉路になってしまった場合には、メモリーから閉路となった部分のデータを削除する。このフェロモン情報を基に現在の頂点 v_i から目的頂点 v_d へ向かう動作をする蟻エージェントを前進アントと呼ぶ。この時、前進アントはフェロモン情報を基に現在の頂点 v_i から目的頂点 v_d への経路探索を行っていると考えることができる。

目的頂点 v_d に到着した蟻エージェントは、辿ってきた経路を出発頂点 v_s に到着するまで逆向きに移動する。この動作をする蟻エージェントを後進アントと呼ぶ。後進アントでは以下の処理により、前進アントが確率的により良い経路を選択するようフェロモン情報を後進する。その際、各頂点で保持されている変数の更新を行う (図 2 右)。各頂点 v_i で保持される変数は頂点 v_i から他の頂点 v_j までに辿った経路の重みの総和の平均 $\mu_{i,j}$ と分散 $\sigma_{i,j}^2$ 、およびフェロモン $\tau_{i,j,d}$ である。

逆向きに移動を行う際、頂点 v_j から頂点 v_i に移動したとき、頂点 v_i から目的頂点 v_d に到着するまでに通過した各頂点 v_l 間の $\mu_{i,l}$ 、 $\sigma_{i,l}$ を重みの合計 $T_{i,l}$ により更新する。また、 $T_{i,d}$ を基に近傍頂点 $n \in N_i$ に対するフェロモン情報を式 (5) のように更新する。

$$\tau_{i,n,d} \leftarrow \tau_{i,n,d} + \begin{cases} (1-r)(1-\tau_{i,n,d}) & \text{if } n=j \\ -(1-r)\tau_{i,n,d} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

式 (5) において $0 \leq r \leq 1$ であり、頂点 v_i から頂点 v_j へ移動したときにフェロモン $\tau_{i,j,d}$ は強化され、 $\tau_{i,j,d}$ 以外の $\tau_{i,n,d}$ に対するフェロモンが弱められることを意味している。 r は頂点 v_i から目

的頂点 v_d へ向かう際に辺 e_{ij} を選択することが望ましいほど値を小さくする。

具体的に r は以下の式 (6)、(7)、(8)、(9) を経て計算する。これらの式において変数 c 、 a 、 a' 、 ε 、 h 、 u はユーザパラメータである。

$$r_1 = \begin{cases} \frac{T_{i,d}}{c\mu_{i,d}} & \text{if } \frac{T_{i,d}}{c\mu_{i,d}} < 1 \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

$$r_2 = r_1 + \text{sign}(u - r_1) \text{sign} \left(\frac{\sigma_{i,d}}{\mu_{i,d}} - \varepsilon \right) f(\sigma_{i,d}, \mu_{i,d}) \quad (7)$$

$$f(\sigma, \mu) = \begin{cases} e^{-\frac{a\sigma}{\mu}} & \text{if } \frac{\sigma}{\mu} < \varepsilon \\ 1 - e^{-\frac{a'\sigma}{\mu}} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

式 (8) において e は自然対数の底である。

$$r = (r_2)^h \quad (9)$$

全ての蟻エージェントが変数の更新を終え、出発頂点 v_s に戻るまでを1世代とし、任意の世

代数まで探索を繰り返す。以上がAntNetの具体的な処理の流れである。

AntNetはグラフの大きさや辺の密度等、グラフの構造に影響を受けにくいロバストな動的ルーティング・アルゴリズムである。ある無向グラフにおける全ての2頂点の組み合わせの数は式 (10) によって求められる。

$$\frac{\|V\|^2 - \|V\|}{2} \quad (10)$$

例えば、頂点数が10個の無向グラフにおいて、全ての2頂点の組み合わせは45個となり、頂点数が増えた場合ワーシャルフロイド法のような厳密解法では実時間で計算が困難になる。これに対し、通常のAntNetでは、各頂点に配置された前進アントの働きによりランダムに設定された目的頂点へ向けた探索を行い、対応する後進アントの働きによりフェロモンを更新する。そのため、ルーティングテーブルを得ることができ、頂点数が多いグラフにおいてより効率的なルーティングテーブル構築が可能である。

3.2 AntNetの適用による探索時間の検証

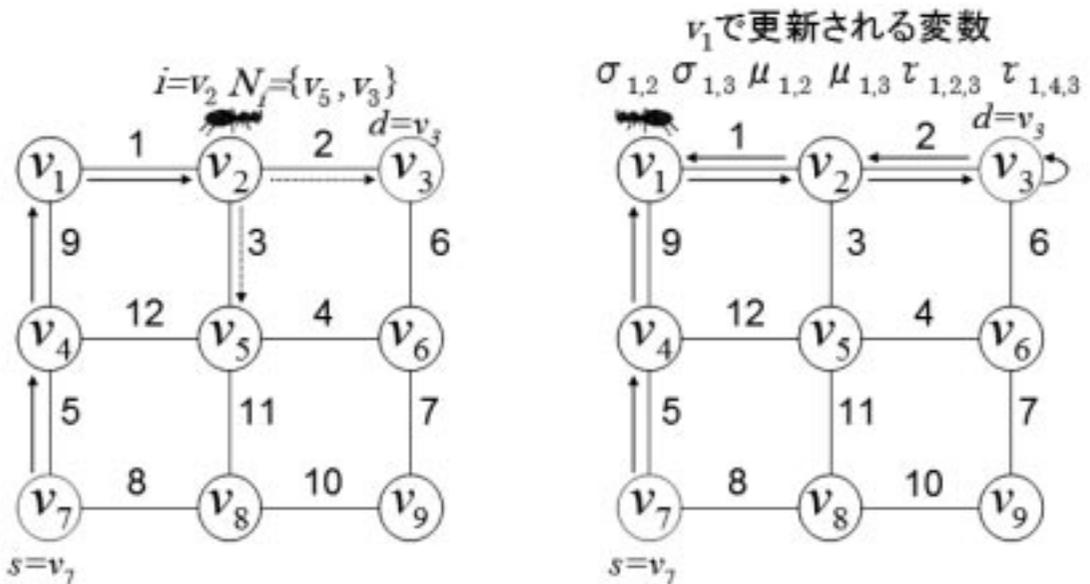


図2. 蟻エージェントの探索 (左図) と変数の更新 (右図)

以下の実験では、AntNetを適用した経路探索手法のより詳細な評価を行う為に探索時間の検証及び、解精度の検証を行った。さらに、解精度の検証によって分かった問題点を明らかにする為に、新たな実験を行った。

具体的なAntNetのアルゴリズムは前節3.1で説明した通りである。Caroらの論文 [3] よりAntNetの各ユーザパラメータは $c=2$ 、 $a=10$ 、 $a'=9$ 、 $\varepsilon=0.25$ 、 $h=0.04$ 、 $u=0.5$ と設定し、各フェロモンの初期値 $\tau_{i,j,d}=0.5$ に設定した。これらのユーザパラメータ及びフェロモンの初期値は本論文では、共通の値を設定した。

3.2.1 実験（探索時間の検証）

AntNetによる探索時間を検証する為に、AntNetの1世代毎の探索時間とワーシャルフロイド法による全探索の時間を比較する。ワーシャルフロイド法とは、ある重み付きグラフ G 中に存在する全ての頂点 v_n ($v_n \in V$) と、その他の頂点 v_m ($v_m \in V, n \neq m$) の全ての組み合わせについて最短経路を探索する代表的な厳密解法である。

探索する重み付きグラフは図3の頂点数50個、辺数が270個のグラフa及び、図4の頂点数1000個、辺数が4021個のグラフbの規模の異なる2つのグラフである。

このグラフにおける辺の重み w は2次元空間上のユークリッド距離を最小値とし、そこに正規分布に基づいた乱数値（混雑度）を加えた数



図3. 探索を行った頂点数50個、辺数が270個のグラフa

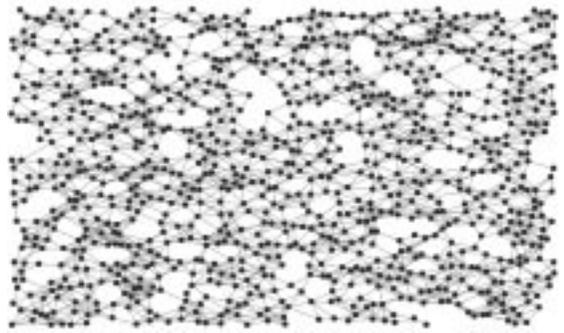


図4. 探索を行った頂点数1000個、辺数が4021個のグラフb

値を用いる。AntNetにより30000世代まで探索を進める過程で2000世代毎に全ての辺の重み w を変動させた。

また、ワーシャルフロイド法による全探索は、重み w が変動した際に1度ずつ行った。

3.2.2 結果（探索時間の検証）

図5、図6には規模の異なる2つのグラフにおいて2000世代間隔で辺の重み w を変動させた際のAntNetによる探索と、ワーシャルフロイド法による全探索に掛かった時間の関係を示す。各図において棒グラフがワーシャルフロイド法による全探索に掛かった時間、折れ線グラフがAntNetが1世代探索をする為にかかった時間を表している。

実験の結果、表1に示すようにグラフaにおいては、ワーシャルフロイド法による平均探索時間と比較して、AntNetによる30000世代全体の平均探索時間の方が2.5倍高速、最後から10000世代分の平均探索時間では2.8倍高速であった。また、グラフbにおいては、AntNetによる平均探索時間は30000世代全体で48倍、最後から10000世代分では92倍高速という結果になった。

3.3 AntNetの適用による解精度の検証（その1）

最適解に近い実行解を効率的に求める近似アルゴリズムの研究では、近似解と最適解がどれくらい離れているか、つまり、離れ具合を表す

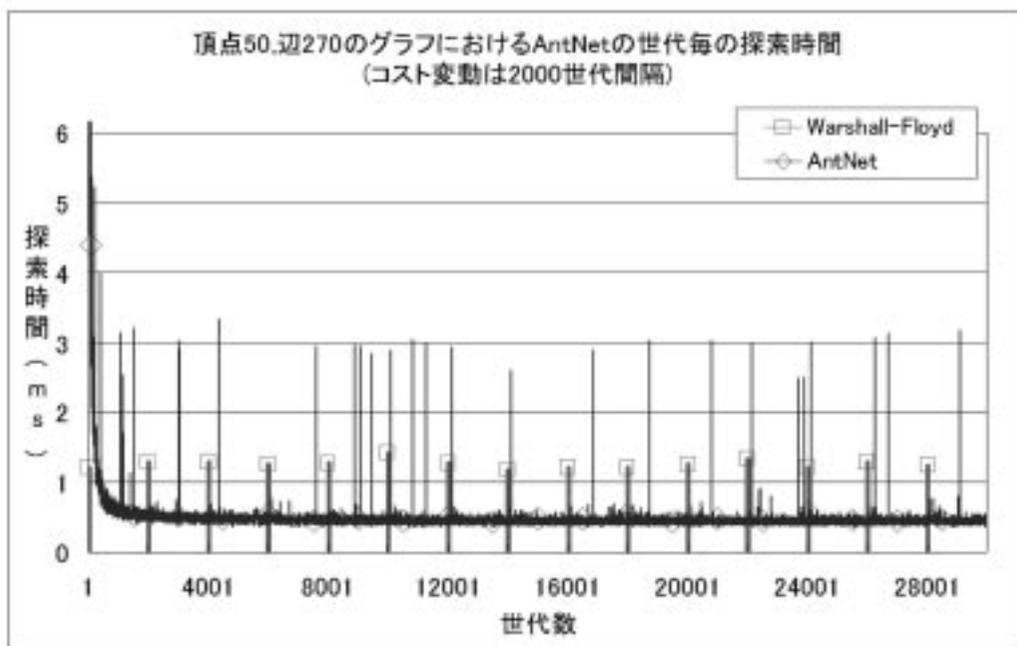


図5. 頂点数50個、辺数270個のグラフaにおける全探索とAntNetの探索時間

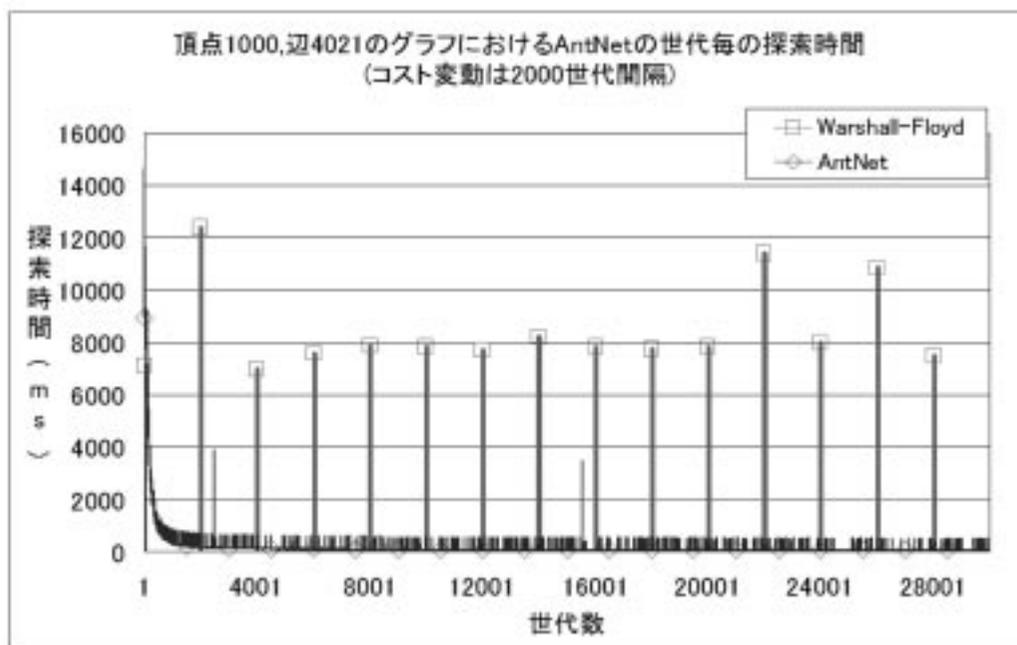


図6. 頂点数1000個、辺数4021個のグラフbにおける全探索とAntNetの探索時間

表1. AntNetとワーシャル-フロイド法の平均探索時間

	ワーシャル-フロイド法 による平均探索時間	AntNetによる 30000世代全体の 平均探索時間	AntNetによる 最後から10000世代分の 平均探索時間
グラフa	1.26ミリ秒	0.50ミリ秒	0.45ミリ秒
グラフb	8455.1ミリ秒	176.1ミリ秒	92.1ミリ秒

尺度として、近似比（=近似解/最適解）が提案されている [12] [13]。この近似比は近似解の良さを示しているのので、本論文では、解精度の検証に用いることにする。たとえば、最小化問題なら1以上であり、最大化問題であれば1以下となり、1に近いほど近似解が良い解であることを表す。この近似比を導入することで、近似精度が保証されたアルゴリズムを与えることが可能になる。

3.3.1 実験（解精度の検証）

AntNetによる解精度を検証する為に、AntNetによって得られた解と最適解との近似比を計算する。最適解はワーシャル-フロイド法を用いて探索する。本実験では通常のAntNetによる探索とフェロモンの更新に加え、前進アントを全ての2頂点間の数だけ生成し探索を行い集計することで最適解との近似比を計算した。

探索するグラフは前節3.2の探索時間の検証で用いた図3の頂点数50個、辺数が270個のグラフaである。AntNetで30000世代まで探索を進める過程で100世代、2000世代、5000世代のそれぞれの間隔でグラフ中の全ての重みを変動させ、最適解との近似比を計算する実験を行った。

また、重み w の変動は探索時間の検証と同じく正規分布に基づいた乱数によって決定した。

3.3.2 結果（解精度の検証）

図7、図8、図9には100世代、2000世代、5000世代のそれぞれの間隔で辺の重み w を変動させた際のAntNetによって得られた解と最適

解との近似比を計算した結果を示す。各図は最適解を1とした際の、AntNetによって得られた解の近似比を示している。

実験の結果、探索したグラフについて、重みが正規分布に基づき変動した場合は、100世代、2000世代、5000世代のどの世代間隔で重みを変動させても近似比が1.3程度まで収束することが分かった。

また、特に図8の1世代目以降と20001世代以降を比較すると、重みが変動した後の近似比の減少が見られなくなった。これは図9でも同様に見られる問題であるが、グラフに対してフェロモンの適応が進んだ状態で重みの変動が起きた場合、フェロモンの適応が適切に行われていない可能性を示している。

3.4 AntNetの適用による解精度の検証（その2）－重みを変動した際にフェロモンを初期化する実験－

前節3.3のAntNetによる解精度の検証において、世代を重ねて行くと重みの変動に依存するかのようになり近似比が上下し、探索による近似比の減少が見られなくなるということが起こった。これはAntNetが局所解に陥ってしまい、蟻エージェントが探索する経路が固定されてしまった為だと考えられる。

そこで、本節では、重みを変動した際にフェロモン情報を初期化することで、近似比がどの程度まで収束するかを調査する実験を行った。

3.4.1 実験（フェロモンを初期化する実験）

通常通りのAntNetによって得られた解と、重み w が変動した際にAntNetのフェロモン情報

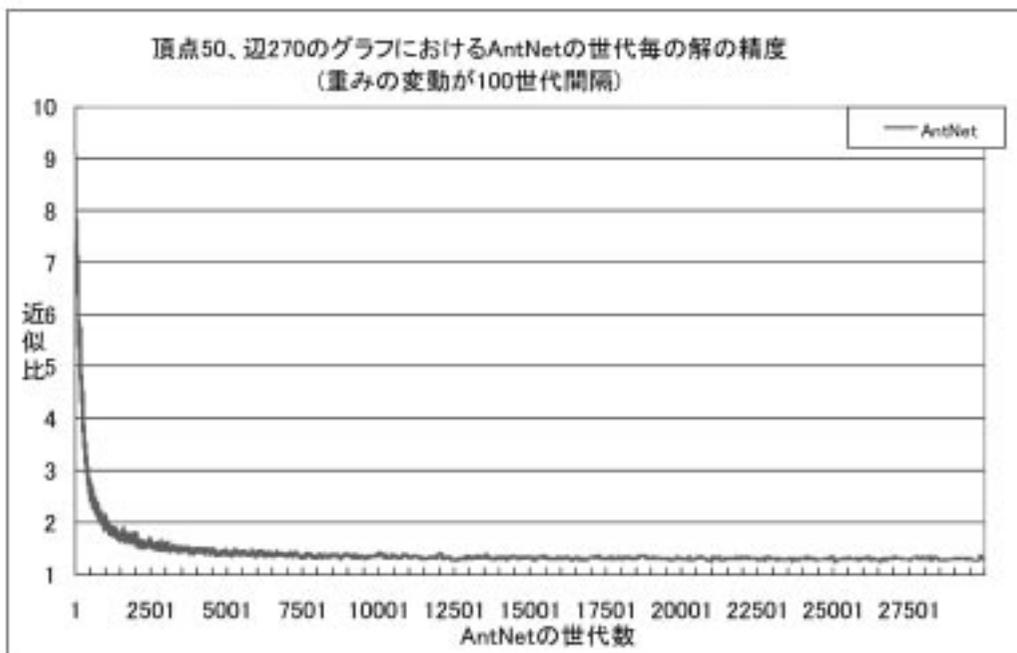


図7. AntNetによって得られた解の近似比 (重みの変動が100世代間隔)

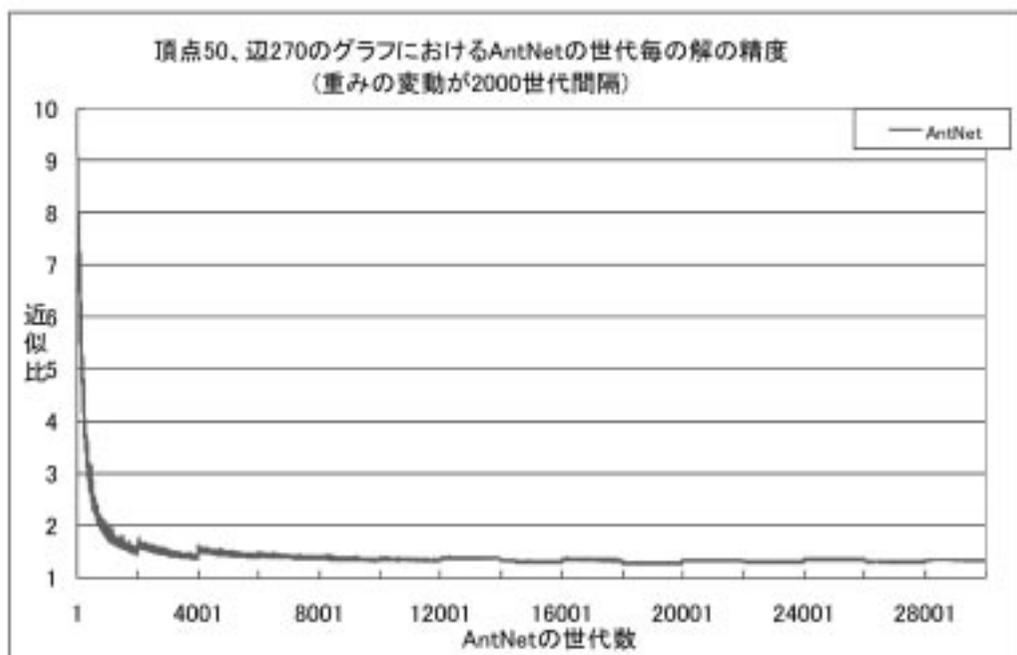


図8. AntNetによって得られた解の近似比 (重みの変動が2000世代間隔)

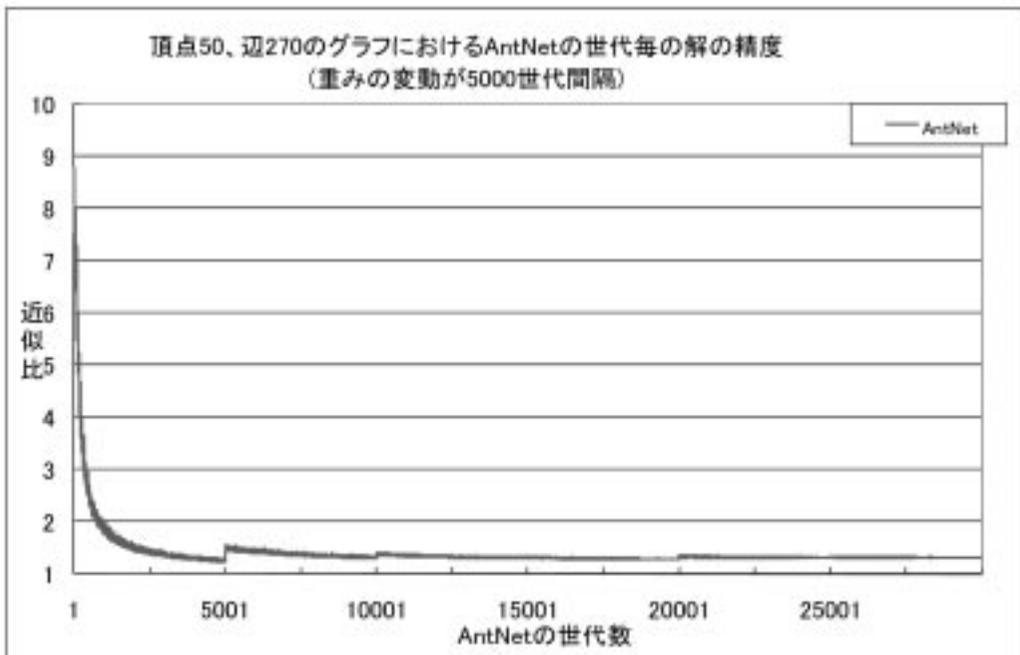


図9. AntNetによって得られた解の近似比 (重みの変動が5000世代間隔)

を初期化することで得られた解を比較する。前節3.3と同じように、それぞれ得られた解とワーシャル-フロイド法によって得られた最適解との近似比を計算する。また、フェロモン情報とは、各頂点 v_i で保存されている、頂点 v_i から他の頂点 v_j までの平均到達時間 μ_{ij} 、およびその分散 σ_{ij}^2 と、フェロモンの値 $\tau_{i,j,d}$ である。

探索するグラフは前節3.3と同じく図3の頂点数50個、辺数が270個のグラフaである。このグラフをAntNetが探索する過程で、5000世代

おきにグラフ中の全ての重みを変動させた。本実験では、重みの変動を3.2節、3.3節と同じく正規分布に基づいた乱数によって決定した場合と、より複雑な重み変動モデルであるマルコフ過程に基づいた乱数によって決定した場合の2つのパターンを検証した。ここでいうマルコフ過程に基づいた乱数とは、現在の重み $w(t)$ と、辺ごとに設定してある変動の幅から次の重み $w(t+1)$ を決定するというものである。例えば、現在の重み $w_{ij}(t)=100.0$ 、 e_{ij} の重み w_{ij} の変動の幅

表2. 各世代間隔で辺の重みを正規分布に基づき変動させた際のAntNetによって得られた解の近似比の平均

重み変動の間隔	30000世代全体 近似比の平均	20001 世代～30000世代まで 近似比の平均
100世代 (図7)	1.411	1.296
2000世代 (図8)	1.422	1.318
5000世代 (図9)	1.411	1.319

が「-10.0」から「+10.0」であったとき、次の重み $w(t+1)$ は「90.0」から「110.0」の区間から確率的に決定される。

正規分布に基づく乱数はある値を平均とする重みのばらつきをモデル化したものである為、重みの値が平均値周辺にある程度収まるのが予測できる。一方でマルコフ過程に基づく乱数は過去の重みの値を基に現在の重みの値を予測することが難しく、テーマパークやイベント会場での混雑度のモデルのような複雑な実問題を想定したモデルである。

3.4.2 結果（フェロモンを初期化する実験）

図10には1世代から30000世代まで探索する過程で、5000世代おきに正規分布に基づき重み変動させた際の探索結果を、図11には重みが100回変動した後の30000世代分の探索結果を示す。

また、図12、図13には重みの変動をマルコフ過程に基づいたものに変えて探索した結果を示す。

実験の結果、正規分布とマルコフ過程のどちらのパターンで重みを変動させた場合でも、重みの変動までの間隔が長い場合にはフェロモン情報を初期化した方が最終的に近似比が小さくなることが分かった。

また、マルコフ過程に基づき重みを変動させた場合は正規分布に基づき重みを変動させた場合と比較して、近似比が非常に大きくなることが分かった。特に、通常通りのAntNetによる探索では、一度目の重みの変化後、近似比が平均して10倍となった。500001世代から530000世代までの通常通りのAntNetによる探索では近似比が9.77倍となった。それに対してフェロモン情報を初期化した探索では4.69倍と、通常通りのAntNetと比較して低い値となった。

3.5 考察

3.2節のAntNetによる探索時間の検証では、グラフの規模が大きくなるほどワーシャルフロイド法による全探索と比較して、AntNetの探索が高速になっていくことが分かった。

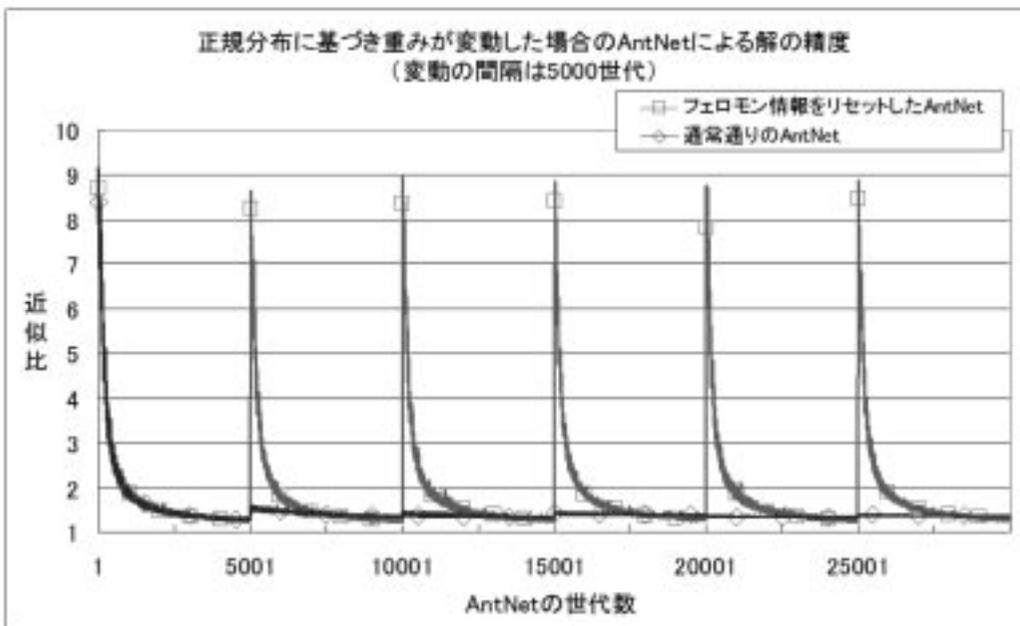


図10. 正規分布に基づき重み変動した場合のAntNetの解の近似比 (1世代から30000世代)

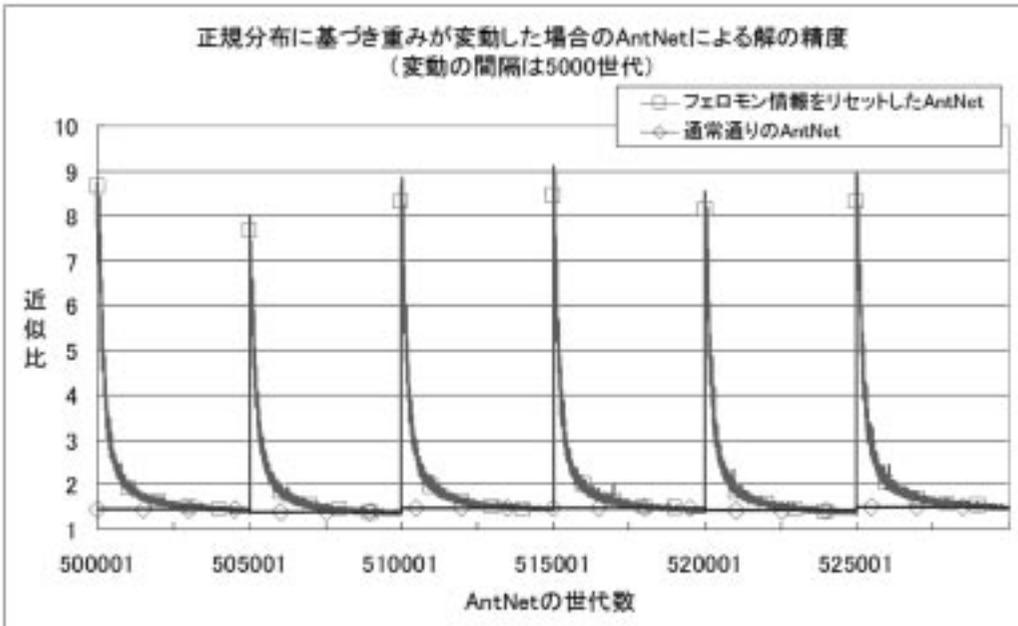


図11. 正規分布に基づき重みが変動した場合のAntNetの解の近似比
(重みが100回変動した後30000世代分(500001世代から530000世代まで))

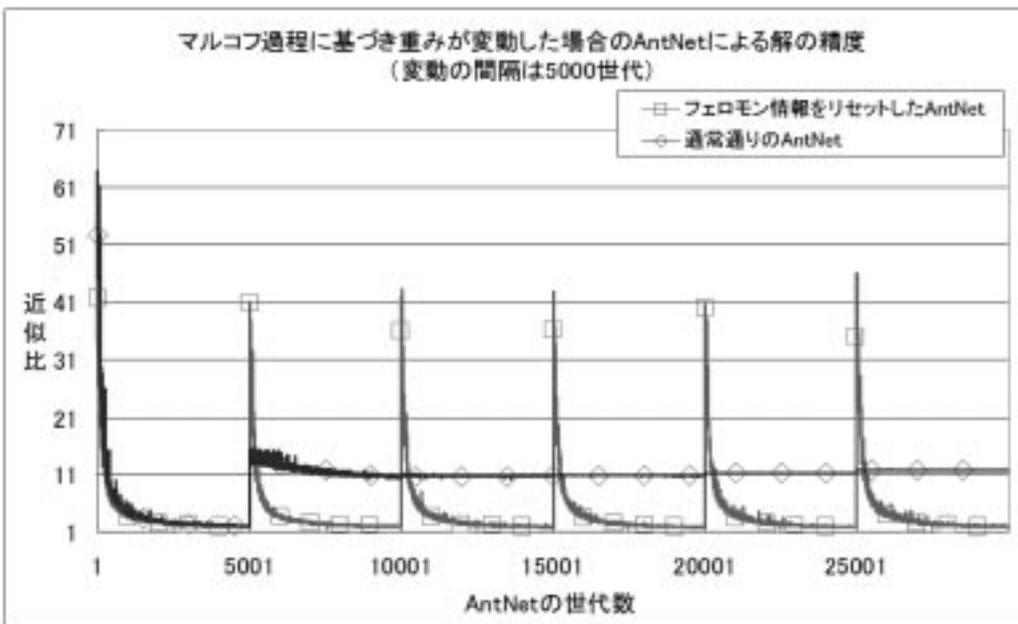


図12. マルコフ過程に基づき重みが変動した場合のAntNetの解の近似比
(1世代から30000世代)

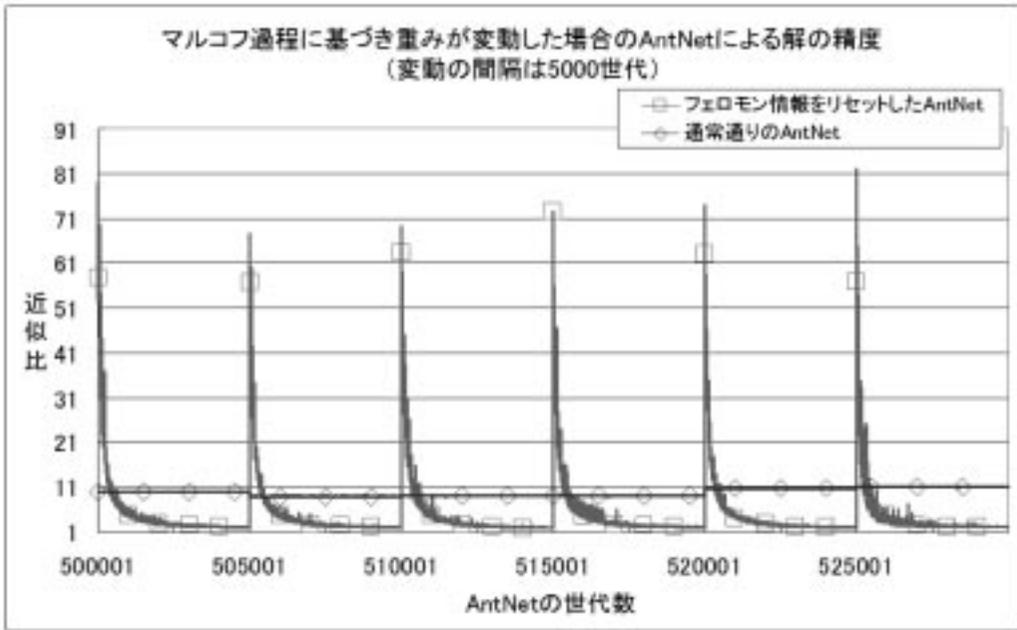


図13. マルコフ過程に基づき重みが変わった場合のAntNetの解の近似比
(重みが100回変動した後30000世代分(500001世代から530000世代まで))

また、3.3節のAntNetによる解精度の検証では、探索を行った正規分布に基づき重みの変動するグラフに関しては、重みの変動する時間的な間隔にかかわらず近似比が1.3倍程度まで収束することが分かった。

しかし、重みの変動までの間隔が長い場合に、世代を重ねて行くと重みの変動に依存するかのようになり近似比が上下し、探索による近似比の減少が見られなくなることが起こった。これはAntNetが局所解に陥ってしまった為だと考え、3.4節の重み w が変動した際にフェロモン情報を初期化する実験を行い、近似比がどの程度まで収束するかを調査した。

結果として、正規分布とマルコフ過程のどちらのパターンで重みを変動させた場合でも、重みの変動までの間隔が長い場合にはフェロモンを初期化した方が、最終的な近似比は小さくなることが分かった。

このように、局所解に陥ってしまうのは以下

のような理由が挙げられる。

重みの変動の間隔が長いとAntNetが良いと判断した経路に対して多くのフェロモンを分泌し、悪いと判断した経路にはフェロモンがほとんどなくなってしまふ。フェロモンがほとんど存在しない経路に対して蟻エージェントは探索に行くことがなくなってしまふ。

図14は時間 t の経過により辺 $e_{2,3}$ の重みが $w_{2,3}(t) = 300$ から $w_{2,3}(t+1) = 10$ に変動した様子を表した図である。

この図14の時間 t において、蟻エージェントが頂点 v_2 から頂点 v_6 へ向けて探索を行うことを考えると、 $w_{2,3}(t) = 300$ 、 $w_{2,4}(t) = 100$ であることから、より少ないコストで移動できる頂点 v_4 を選択することが望ましい。また、現在の頂点 v_2 から目的頂点 v_6 を目指す際の頂点 v_4 を選択することの望ましきであるフェロモン $\tau_{2,4,6}$ は、頂点 v_3 を選択することの望ましきであるフェロモン $\tau_{2,3,6}$ よりも大きな値となる。

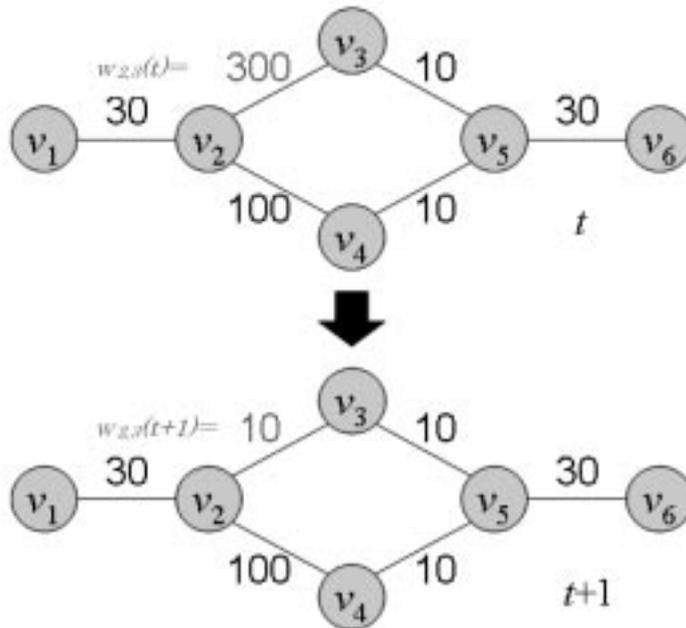


図14. 時間の経過による重みの変動

このまま重みの変動することなく時間が経過し、AntNetの世代が進むことによってフェロモン $\tau_{2,3,6}$ は非常に小さい値に、フェロモン $\tau_{2,4,6}$ は非常に大きい値になって行く。

その後、時間の経過によって重みが図14の時間 $t+1$ のように変化した場合、蟻エージェントが頂点 v_2 から頂点 v_6 へ向かう際に、頂点 v_4 を選択するよりも頂点 v_3 を選択する方が移動コストは少なくなるにも関わらず、非常に大きい値となっているフェロモン $\tau_{2,4,6}$ を参照し、ほぼ確実に頂点 v_4 を選択してしまう。さらに、AntNetにおいてフェロモン情報の更新は、蟻エージェントが通った道を基準に決定される為、重み w は小さいがフェロモンの値も非常に小さい為とその経路を選択することが出来ないということが起こる。このようにフェロモンが過剰に成熟し、より良い経路が選択できなくなってしまうことを本研究ではフェロモンの過成熟と呼ぶ。

本章の実験結果から、大規模なコストの変動する重み付きグラフに関しては、ある程度の近

似比を許容できるならば、速度の面において有効であることが分かった。しかし、重みの変動する間隔が長い場合に関してはAntNetがフェロモンの過成熟によって局所解に陥ってしまうことが分かった。その為、フェロモンの過成熟を解決することで、重みの変動する間隔が長い場合に関しても解の精度を上げることが出来ると考えられる。

4. AntNetを用いた経路探索手法の改良

コストの変動する重み付きグラフに対してAntNetを用いて経路探索を行う手法では、重みの変動間隔が長い場合にフェロモンの過成熟によって経路が固定されてしまい、結果として解精度が下がってしまうことが分かった。

そこで、本章ではフェロモンの過成熟を防ぐことで解精度を上げる手法を提案する。また、3章の3.4節では重みの変動があった際に単純に全てのフェロモン情報を初期化していたが、フェロモンの過成熟の影響がある部分に限定し

てフェロモン情報の初期化を行うことでより良い解を得ることを目的とする。

4.1 提案・実験

重みの変動間隔が長い場合フェロモンの過成熟によって、より良い経路が現れたとしても選択できなくなる。そこで、本章で提案するAntNetにおけるフェロモンの過成熟を防ぐ手法では、ある辺 e_{ij} の重み w_{ij} が大幅に減少した場合に、平均到達時間 μ_{ij} 、およびその分散 σ_{ij}^2 と、フェロモンの値 $\tau_{i,j,d}$ を初期化する。また、重み w が大幅に減少したかどうかを判断する為に閾値 θ というパラメータを設けた。

図15には、頂点数が6個の小規模なグラフにおいて提案手法がどのような状況でフェロモン情報の部分的な初期化を行うのか及び、その際に初期化される変数の例を示す。図15の例では、

$w_{2,3}(t) = 300$ から $w_{2,3}(t+1) = 10$ に変化し、その減少量は290と閾値 $\theta = 100$ を上回る為、辺 $e_{2,3}$ に関わるフェロモン情報を全て初期化している。

本章では、3章の3.4節で最適解との近似比が非常に大きくなった、マルコフ過程に基づき5000世代間隔で重み変動した場合に対して、通常のAntNetと提案手法及び、重み変動した際に全てのフェロモンを初期化した探索を行い、それぞれの手法による解精度と探索時間の比較を行った。

また、マルコフ過程に基づき重みの変動をさせる為に、各辺に対して1世代あたりの上限変化量が設定してある。本実験では、閾値 θ を全ての辺の上限変化量の平均値の95%に当たる値に設定した。

4.2 実験結果

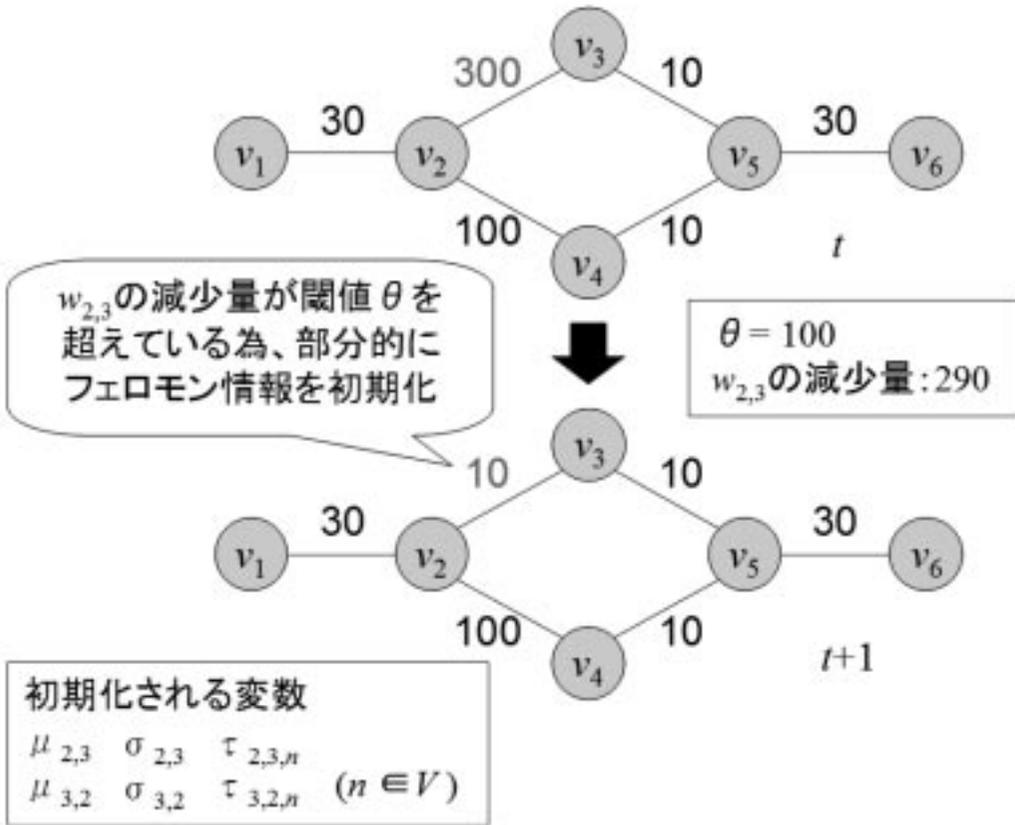


図15. フェロモン情報の初期化を行う状況と初期化される変数の例

図16、表3にはAntNetが500001世代から530000世代まで探索する過程で、5000世代おきにマルコフ過程に基づき重みを変動させた際の各手法による解精度を示す。

また、図17、表4には各手法による探索時間を示す。

4.3 考察

実験の結果、解精度に関しては表3に示すように、提案手法が通常のAntNetによる探索と比較して3.89倍、重みを変動した際に単純に全てのフェロモン情報を初期化して探索した場合と比較して2.08倍と非常に高い精度を出すこと

が出来ることが分かった。

また、500000世代から530000世代までの平均探索時間に関しては、表4に示すように各手法による差はほとんど見られず、提案手法は探索時間の面でも問題は無いと言える。

本実験では、閾値 θ を全ての辺に設定されている「重み w が1世代あたり変動することができる上限値」の平均の95%に当たる値に設定することで、解精度の面でも探索時間の面でも良い結果を得ることが出来た。重みの変動する間隔が長い場合に関しては、問題によって閾値 θ の値を調整することで、本実験のように良い結

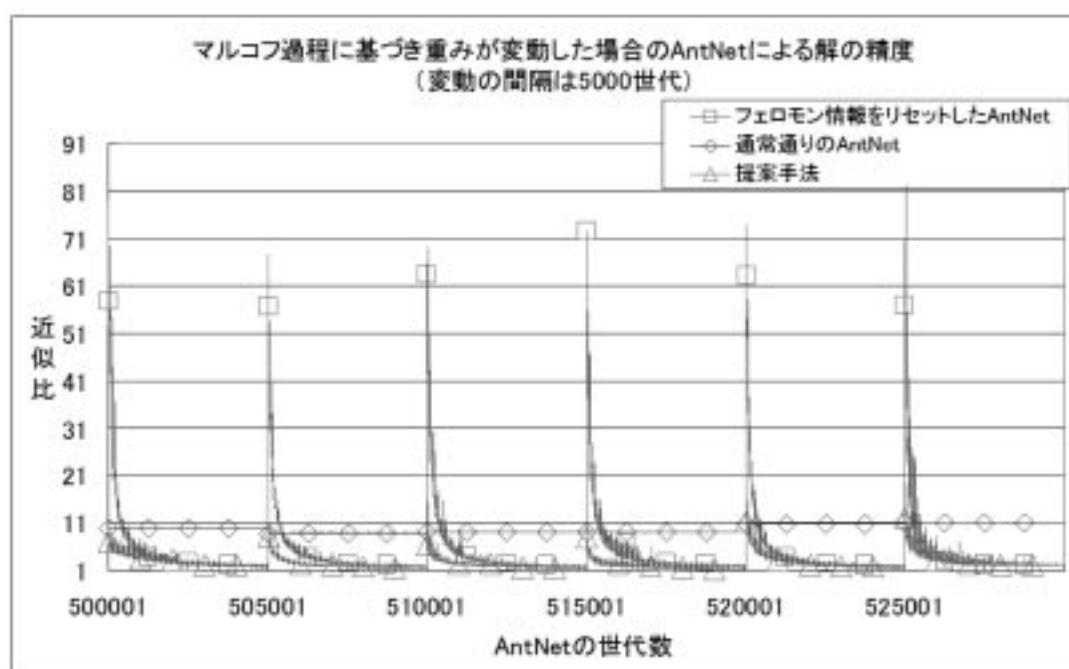


図16. マルコフ過程に基づき重みを変動した場合の各手法による最適解との近似比

表3. マルコフ過程に基づき重みを変動した場合の500001世代から530000世代までの各手法による近似比の平均

フェロモン情報をリセットした探索	通常通りのAntNet	提案手法
4.690	9.778	2.511

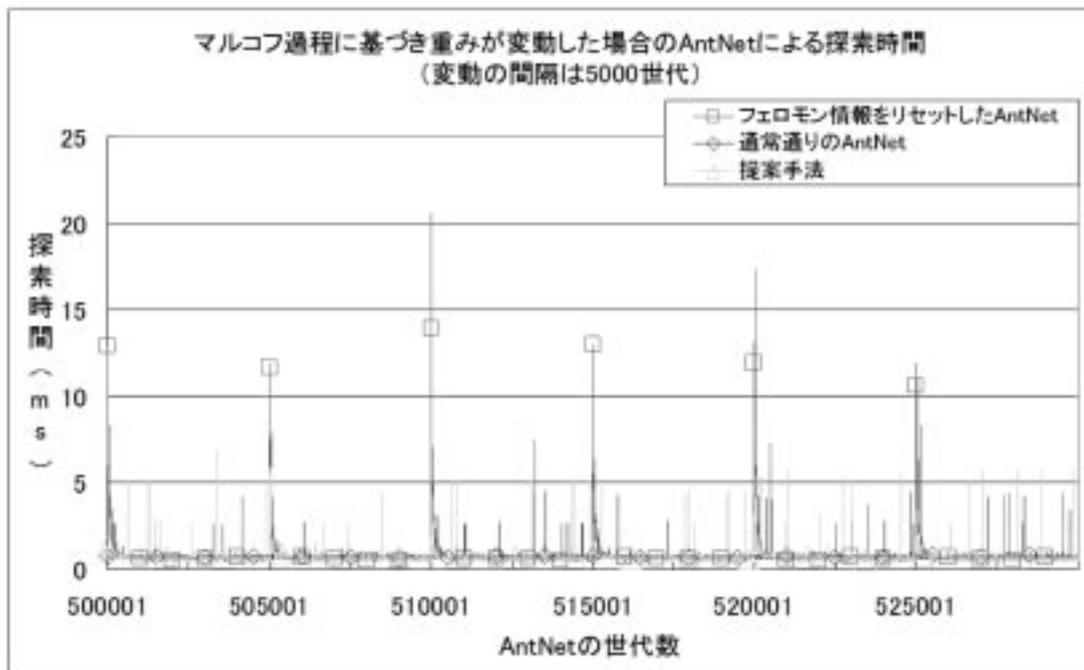


図17. マルコフ過程に基づき重みが変わった場合の各手法による探索時間

表4. マルコフ過程に基づき重みが変わった場合の500001世代から530000世代までの各手法による平均探索時間

フェロモン情報をリセットした探索	通常通りのAntNet	提案手法
0.7474ms	0.7398ms	0.7207ms

果が得られると考えられる。

5. おわりに

本研究ではテーマパークやイベント会場におけるユーザ支援システムを構築することを最終目標とし、その部分問題であるコストの変動する重み付きグラフにおける経路探索問題に対して、実時間で問題を解決する為の手法を提案してきた。

我々が過去の研究で提案した近似解法は、グラフ全体の重みの変動が激しい場合に、あまり計算時間を削減できないという問題があった。

そこで3章では異なるアプローチとして、群知能手法の一つであるAntNetをコストの変動する経路探索に適用した。従来、AntNetは通信ネットワークにおける経路最適化を詳細にモデル化した問題によって検証が行われているが、本研究では、より一般的な重み付きグラフによって問題をモデル化し、探索時間の検証及び、解精度の検証を行った。結果として、グラフの規模が大きくなった場合の探索時間におけるAntNetの有効性を確認した。一方で、本論文では、重みの変動間隔が長い場合に、フェロモンの過成熟と呼ぶ、世代を重ねるほどフェロモ

ンの成熟によって経路が固定されるAntNetの特性によって、重み変動後のグラフに対する適応が進まない問題を明らかにした。

そこで、4章では重みの変動があった周辺のフェロモンを初期化することでフェロモンの過成熟を防ぐ手法を提案し、実験により有効性の検証をした。結果として、探索時間の面では通常のAntNetによる探索とほとんど変わりなく探索することが出来るうえに、実験を行った環境においては解精度の面で通常のAntNetによる探索と比較して3.89倍の精度と非常に良い結果が得られた。一方で、提案手法は重み変動があった周辺のフェロモンを初期化する為、重み変動の頻度によって最適なパラメータ θ やフェロモンの適応過程が変わることが予想される。これらを明らかにする為、今後、異なる大きさや構造、重み変動モデルのグラフにおいて、提案手法の有効性検証を行う予定である。さらに、本論文の提案手法によって得られた経路情報を用いて、如何に多くの目的地を巡るかという組み合わせ最適化問題を解決し、本研究の最終目標であるテーマパークやイベント会場におけるユーザ支援システム構築を目指す。

【参考文献】

- [1] Alberto Colorni, Marco Dorigo, and Vittorio Maniezzo : Distributed Optimization by Ant Colonies, Appeared in Proceedings of ECAL-91, European Conference on Artificial Life, Paris, France, Elsevier Publishing, pp.134-142 (1991)
- [2] Andrew S. Tanenbaum : Computer Networks, 4th Edition, (2002), (水野忠則他訳、コンピュータネットワーク 第4版, 日経BP社 (2003))
- [3] Gianni Di Caro and Marco Dorigo : AntNet : A Mobile Agents Approach to Adaptive Routing, Technical Report, IRIDIA, Universite Libre de Bruxelles, pp.97-12 (1997)
- [4] 今川孝博, 川村秀憲, 車谷浩一, 大内東 : テーマパーク問題における予定情報共有システムの提案と有効性の検証、電子情報通信学会技術研究報告, Vol.106, No.585, pp.1-6 (2006)
- [5] J. S. Baras and H. Mehta : A Probabilistic Emergent Routing Algorithm for Mobile Ad Hoc Networks, In Proceedings of WiOpt03 : Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks, (2003)
- [6] 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 — アントコロニー最適化法・DNAコンピューティング・免疫システム, 森北出版 (2003)
- [7] Reinhard Diestel : Graph Theory, Springer-Verlag, (2000) (根上生也, 太田克弘訳, グラフ理論, シュプリンガー・フェアラーク東京 (2000))
- [8] S. S. Dhillon and P. V. Mieghem : Performance analysis of the AntNet algorithm, Computer Networks 51 pp.2104-2125, Elsevier Publishing (2007)
- [9] S. S. Dhillon, X. Arbona and P. V. Mieghem : Ant Routing in Mobile Ad Hoc Networks, 3rd International Conference on Networking and Services, (2007)
- [10] 髙影秀征, 山口崇志, マッキン ケネスジェームス, 永井保夫 : コストの変動する重み付きグラフにおける経路探索の為のグラフ分割手法の提案, 第8回情報科学技術フォーラム講演論文集 (FIT2009), pp.399-400 (2009)
- [11] 髙影秀征, 山口崇志, マッキン ケネスジェームス, 永井保夫 : コストの変動する重み付きグラフにおけるヒューリスティック経路探索手法の評価, 第9回情報科学技術フォーラム講演論文集 (FIT2010), pp.495-496 (2010)
- [12] Thomas H. Cormen, Charles E. Leiserson, and Ronald L. Rivest : Introduction to Algorithms, The MIT Press, (1990), (浅野哲夫, 梅尾博司, 和田幸一, 岩野和生, 山下雅史訳, アルゴリズムイントロダクション第2巻アルゴリズムの設計と解析手法, 第3巻精選トピックス, 近代科学社 (1995))
- [13] Vijay V. Vazirani : Approximation Algorithms, Springer-Verlag, (2001), (浅野孝夫訳, 近似アルゴリズム, スプリンガー・ジャパン (株) (2002))
- [14] 柳田靖 : テーマパークにおける巡回戦略の比較, 情報処理学会研究報告, Vol.2007, No.26, pp.15-22 (2007)