

Ant Colony System に基づいた 顧客輸送サービスのための車両巡回パターンの動的構築法

向 直 人[†] 渡 邊 豊 英[†]

現行のバス・システムでは、車両の配備台数は時刻表に依存している。また、車両の走行経路はバス停を経由した固定経路になっている。このような輸送サービスでは輸送要求の傾向の変化に柔軟に対応することは困難である。一方、タクシー・システムにおいては、時刻表やバス停は存在せず、ドライバの経験から獲得された知識に基づき、巡回経路や待機位置を決定している。しかし、その知識は断片化されており、システム全体のパフォーマンスを向上させるために有効に活用されていない。本稿は、顧客の輸送要求の傾向を学習することによって車両の動的な巡回パターン（巡回、待機）を決定する手法を提案する。提案手法は Ant Colony System と呼ばれる蟻の生態を模倣したアルゴリズムに基づいている。各車両は自身の輸送履歴を保持することで、道路上に巡回パターンを形成するための手掛かりを残す。手掛かりは顧客の発見を促す Pick-up Pheromone と巡回経路の形成を促す Delivery Pheromone の 2 種類のフェロモンで構成される。最後に、シミュレーションにより本手法を評価し、その結果を報告する。

Dynamic Construction of Routine Patterns for Transport Vehicles Based on Ant Colony System

NAOTO MUKAI[†] and TOYOHIDE WATANABE[†]

The most of existing bus systems incorporate fixed routes via bus terminals and fixed number of vehicles depending on timetables. Such static bus systems cannot be adapted to the dynamic changes of demand flows such as frequency and directions of transport demands. On the other hand, in the most of existing taxi systems, the transport routines of taxis depend on the empirical knowledge of taxi drivers. However, the knowledge is not exploited effectively to improve the system performance. Therefore, we propose a new adaptive system which enables dynamic routine patterns for transport vehicles by learning the flows of transport demands. Our idea is inspired by a heuristic algorithm called "Ant Colony System". Each vehicle leaves clues to construct dynamic routine patterns by storing its delivery history. The clues consist of two kinds of pheromones: "pick-up pheromone" which leads the finding of new customers and "delivery pheromone" which leads the constituting of routines. Finally, we report simulation results by using two flow patterns of transport demands.

1. はじめに

近年の位置情報システムの急速な進歩にとともに、都市における車両や人物の情報（位置や速度等）を集約可能になった。これにより、顧客の輸送要求に迅速に対応可能なオン・デマンド型輸送サービス^{11),12)}の実現は夢ではなくなった。しかし、現行の輸送サービスはこの技術進歩の恩恵を十分に活用できていない。バス・システムの多くは、車両の配備台数が時刻表に依存している、また、車両の走行経路はバス停を経由した固定経路となっている。このような

静的な輸送サービスでは、要求発生数や輸送方向等の変化に柔軟に対応することは困難である。一方、タクシー・システムにおいては、時刻表やバス停は存在せず、ドライバの経験から獲得された知識に基づき、巡回経路や待機位置を決定している。しかし、その知識はドライバごとに断片化されており、システム全体のパフォーマンスを向上させるために有効に活用されていない。

本稿は、要求傾向を学習することによって得られた知識をドライバ間で共有して、車両の巡回パターン（巡回、待機）を動的に構築する手法を提案する。巡回パターンは、巡回や待機といった車両の振舞いを表し、ドライバの意志決定を促す指標となる。提案手法は、Ant Colony System と呼ばれる蟻の生態を模倣

[†] 名古屋大学大学院情報科学研究科社会システム情報学専攻
Department of Systems and Social Informatics, Graduate School of Information Science, Nagoya University

したアルゴリズムに基づいている．蟻は餌を発見すると揮発性のフェロモンを分泌しながら巣に帰還する．他の蟻はフェロモンの軌跡をたどることで迷うことなく餌に到達できる．この餌の採取行動のモデルを最適化問題の解法に応用したものが Ant Colony System である．提案手法ではこの蟻の振舞いを車両に置き換え、巡回パターンの構築の手掛かりとする．各車両は自身の輸送履歴を保持する．履歴に基づき車両は道路上に 2 種類のフェロモンを残す．Pick-up Pheromone は顧客の発見を促し、Delivery Pheromone は巡回経路の形成を促す．このフェロモンの情報は全車両間で共有され、互いに知識を補完しながら、巡回パターンが構築される．

本稿の構成は以下である．2 章で提案手法の基となる Ant Colony System を紹介する．3 章で都市における輸送要求のモデルを定義する．4 章で巡回パターンを構築するための車両の振舞いについて述べる．提案手法を計算機シミュレーションにより評価し、5 章でその結果を報告する．最後にまとめと今後の課題を 6 章で述べる．

2. Ant Colony System

Ant Colony System^{(4)~(7)} は Colomni らによって提唱された分散ヒューリスティック・アルゴリズムの 1 つである．これまでに、巡回サラリーマン問題⁽¹⁾ や車両配送問題等の組合せ最適化問題^{(2),(3),(8)~(10)} に適用され、遺伝的アルゴリズムに代表される他の分散ヒューリスティックと同等以上の結果が示されている．

Ant Colony System は蟻の餌の採取行動を模倣することによって最適な組合せを探索する．蟻の餌の採取行動とは以下である．蟻の群生は、ほとんど盲目であるにもかかわらず、探索行動の試行錯誤により、巣から餌までの最短経路を発見することができる．これは、蟻が餌を発見すると揮発性のフェロモンを分泌しながら巣に帰還し、他の蟻がフェロモンの軌跡をたどることで迷うことなく餌に到達できるからである．最適化問題を解くための人工蟻も同様に振る舞う．具体例を以下に示す．図 1 に示すように、巣 (S) から餌 (G) までの最短経路の探索を試みる．10 匹の人工蟻が巣 (S) から餌を求めて出発すると仮定する． A に到達した人工蟻は B または C のいずれに向かうかの選択に迫られる．しかし、 A には手掛かり (フェロモン) が残されていないため等確率で B または C に遷移する．つまり、経路 $A-B-D$ 、経路 $A-C-D$ をたどる人工蟻はそれぞれ 5 匹ずつである．餌 G に到達すると、たどった経路の総距離 $\sum d$ に反比例

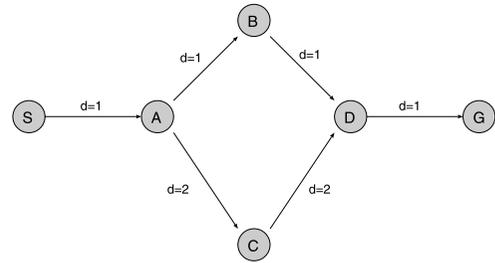


図 1 蟻の採取行動

Fig. 1 Searching for food source.

した量のフェロモンを経路上に分泌する．各人工蟻のフェロモンの保持量を Q とすると、分泌されるフェロモン量 p は、 $S-A-B-D-G$ をたどった人工蟻は $\frac{Q}{4}$ 、 $S-A-C-D-G$ をたどった人工蟻は $\frac{Q}{6}$ である．再度、10 匹の人工蟻を巣 (S) から餌 (G) に向かって出発させる． A に到達した人工蟻はフェロモンの強い B をより高い確率で選択するようになる．その選択率はフェロモン量の比 $B:C = \frac{Q}{4}:\frac{Q}{6}$ となり、経路 $A-B-D$ をたどる人工蟻は 6 匹、 $A-C-D$ をたどる蟻は 4 匹となる．以上のプロセスを繰り返すことで、最短となる可能性の高い経路上のフェロモンが強化され、探索領域が絞られる．結果的に、人工蟻はフェロモンの強い領域を優先して探索するようになり、効果的な最短経路が発見可能になる．

提案手法では、Ant Colony System を組合せ最適化手法として用いるのではなく、次章でモデル化する輸送要求の傾向学習に用いる．つまり、人工蟻の振舞いを車両に置き換え、巡回パターンの構築の手掛かりとなるフェロモンを分布することで、ドライバの意志決定を支援する．

3. 輸送要求モデル

本章では、都市における顧客の輸送要求をモデル化する．都市における交通網をグラフ G で与える．式 (1) で示すように、グラフ G はノード集合 N 、エッジ集合 E から構成され、それぞれ交差点、道路セグメントを表す．

$$\begin{cases} G = (N, E) \\ N = \{n_i : i = \{1, 2, \dots, N_{size}\}\} \\ E = \{e(n, n') : n, n' \in N\} \end{cases} \quad (1)$$

顧客集合 C を式 (2) で与える．顧客 c はグラフ G のいずれかのノード上に存在するとし、輸送要求はあるノードから他のノードへの移動と考える．

$$C = \{c_1, c_2, \dots\} \quad (2)$$

一般的な巡回サラリーマン問題では道路の存在を考

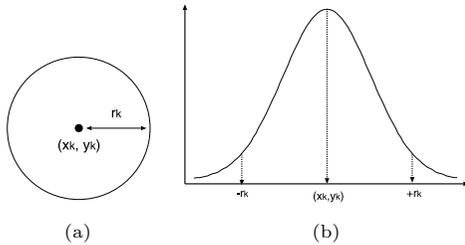


図 2 要求集中地域 a

Fig. 2 Concentration area of transport demands a .

慮せずに都市間の移動を仮定するが、提案モデルではそれとは異なり、道路上を車両が顧客を乗せて移動することで目的地まで送り届ける。よって、顧客要求 $dem(c)$ を式 (3) で与える。発生時刻を t_r 、乗車位置と降車位置をそれぞれ n_r, n_d とする。前日までに輸送要求を受け付けておくといった予約型の輸送システムであれば、すべての輸送要求が既知であるため、最適化アルゴリズムを用いて車両全体の振舞いを決定できる。しかし、提案モデルでは、要求はリアルタイムに発生するため、一括して処理することは困難である。このことから、輸送要求の傾向を学習することで車両の巡回パターン（巡回、待機）を決定することは有用であると考えられる。

$$dem(c) = (t_r, n_r, n_d : n_r, n_d \in N) \quad (3)$$

一般的に、顧客の乗降位置は一様分布ではない。たとえば、出勤時には住宅街からビジネス街へ向かう要求が頻繁に発生する。逆に、帰宅時にはビジネス街から住宅街または歓楽街への要求が多くなる。そこで、都市における顧客の流れを以下のように形式化する。まず、顧客の乗降が何らかの要因によって頻繁に発生する地域 a を式 (4) で定義し、要求集中地域と呼ぶ。ここでの要因とは、駅やデパートといったランドマーク、もしくは、住宅街やビジネス街といった地域の特徴を指す。要求集中地域 a の形状は、図 2 (a) に示すように、中心 (x_k, y_k) 、半径 r_k の円で近似される。顧客の乗降位置は近似円を中心に発生分布 $d_k(r)$ に従って決まる。提案モデルでは、図 2 (b) に示すような正規分布を採用した。つまり、要求の発生確率は、中心が最も高く、周辺に向かって低くなる。 z_k は円内部の発生率を制御するパラメータであり、正規分布の信頼区間である。たとえば、 $z_k = 1.96$ であれば、顧客の乗降は 95% の確率で円内部で発生する。

$$\begin{cases} A = \{a_k : k = 1, 2, \dots, A_{size}\} \\ a_k = ((x_k, y_k, r_k), (d_k(r), z_k)) \end{cases} \quad (4)$$

顧客の流れ f を、式 (5) で示すように、要求集中地

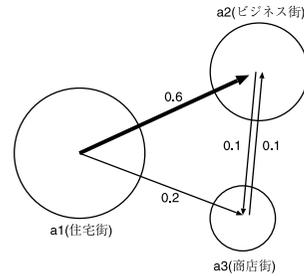


図 3 顧客の流れ f

Fig. 3 Flow of transport demands f .

域の組で表す。つまり、顧客の乗降位置はそれぞれ要求集中地域 a_i^r, a_i^d の発生分布に従って決まる。 p_l は相対的な要求発生頻度を表している。図 3 は、出勤時刻における住宅街・ビジネス街・商店街間の顧客の流れを表した例である。顧客の多くは住宅街からビジネス街に向けて移動しビジネス街にとどまる。また、低い発生確率で商店街へ向かう顧客もいる。

$$\begin{cases} F = \{f_l : l = 1, 2, \dots, F_{size}\} \\ f_l = ((a_i^r, a_i^d), p_l) : a_i^r, a_i^d \in A \end{cases} \quad (5)$$

以上に定義した輸送要求モデルに適した巡回パターンを持つ輸送システムの構築を次章で試みる。

4. 巡回パターンの動的構築法

本章では、輸送要求の傾向を学習することによって車両の巡回パターンを動的に構築する方法について述べる。最初に、車両の状態遷移を定義する。次に、車両のフェロモンの散布と感知について述べる。

4.1 輸送車両

車両の集合 V を式 (6) で与える。乗車人数の制限は考慮せず、1 組の顧客が乗車可能であるとす。

$$V = \{v_j : j = \{1, \dots, V_{size}\}\} \quad (6)$$

車両は空車状態 (Empty)、集客状態 (Pick-up)、配送状態 (Delivery) のいずれかの状態をとる。空車状態とは、新たな顧客要求の割当てを待っている状態である。集客状態とは、割り当てられた顧客を乗車位置 n_r まで迎えに行く状態である。配送状態とは、乗車させた顧客を降車位置 n_d まで輸送している状態である。図 4 は車両の状態遷移図を表している。顧客満足を向上させるには、空車状態における車両の振舞いが重要になる。たとえば、輸送要求の発生を予測し待機位置を決定することで顧客の待機時間を減らすことができる。ただし、1 カ所に固まることなく、適当な車両台数を分散して配置することも考慮しなければならない。

各車両は輸送の過程においてたどったノードとその

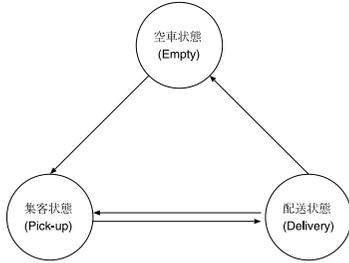


図 4 車両の状態遷移図

Fig. 4 State transition of transport vehicles.

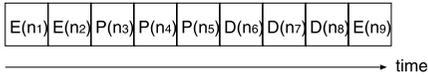


図 5 輸送履歴

Fig. 5 Transport history.

ときの車両状態の組合せを輸送履歴として保持する。図 5 は輸送履歴の例であり、 E は空車状態、 P は集客状態、 D は配達状態を表している。

本稿では、輸送要求の傾向をフェロモン分布という形で車両間で共有することにより、車両の振舞いがいかに改善されるかを示すことが目的である。よって、顧客の車両への割当ては、顧客から最短距離の車両に割り当てるという単純な方法を用いる。

4.2 フェロモンの分泌

車両は輸送履歴に基づき 2 種類のフェロモンをエッジ $e(n, n')$ に残す。Pick-up Pheromone は、輸送履歴中の集客状態でたどったエッジの集合 E^p に対して分泌され、顧客の発見を促す。つまり、現在地からどの方向へ向かえば顧客が存在したかという手掛かりを残すことによって、その位置に訪れた車両の効率的な待機位置を示すことになる。図 6 であれば、 n_3, n_4, n_5 が集客状態であるため、 $E^p = \{e(n_3, n_4), e(n_4, n_5)\}$ にフェロモンが残る。また、集客状態のエッジ $e(n, n')$ を輸送履歴に持つ車両集合を V_p 、各車両の Pick-up Pheromone の保持量を Q^p とすると、エッジ $e(n, n')$ への Pick-up Pheromone の分泌量 $Ph^p(n, n')$ は式 (7) で定義される。 Ph_v^p は車両 v のフェロモン分泌量であり、エッジ長 $|E_v^p|$ に反比例する。これは、顧客を発見するまでの距離（時間）が短いほど、有効なフェロモンであることを表している。

$$\begin{cases} Ph^p(n, n') = \sum_{v \in V_p} Ph_v^p \\ Ph_v^p = \frac{Q^p}{|E_v^p|} \end{cases} \quad (7)$$

Delivery Pheromone は、輸送履歴中の配達状態でたどったエッジの集合 E^d に対して分泌され、巡

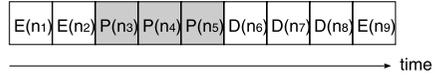


図 6 輸送履歴 (Pick-up Pheromone)

Fig. 6 Transport history (Pick-up Pheromone).

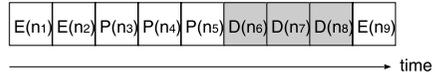


図 7 輸送履歴 (Delivery Pheromone)

Fig. 7 Transport history (Delivery Pheromone).

回経路の形成を促す。つまり、顧客をどこからどこへ配達したかという手掛かりを残すことで、車両は 1 力所に偏ることなく巡回することが可能となる。図 7 であれば、 n_6, n_7, n_8 が配達状態であるため、 $E^d = \{e(n_6, n_7), e(n_7, n_8)\}$ にフェロモンが残る。また、配達状態のエッジ $e(n, n')$ を輸送履歴に持つ車両集合を V_d 、各車両の Delivery Pheromone の保持量を Q^d とすると、エッジ $e(n, n')$ への Delivery Pheromone の分泌量 $Ph^d(n, n')$ は式 (8) で定義される。Pick-up Pheromone とは異なり、エッジ長に依存することなく、一定量のフェロモンが分泌される。

$$\begin{cases} Ph^d(n, n') = \sum_{v \in V_d} Ph_v^d \\ Ph_v^d = Q^d \end{cases} \quad (8)$$

分泌されたフェロモンは一定時間ごとに式 (9) に従って蒸発する。この機能によって、フェロモンの分布は収束することなく、顧客の流れ f の変化に動的に対応可能となる。

$$\begin{cases} Ph^p(n, n')_t = \kappa^p \times Ph^p(n, n')_{t-1} \\ Ph^d(n, n')_t = \kappa^d \times Ph^d(n, n')_{t-1} \end{cases} \quad (9) \quad (0 < \kappa^p, \kappa^d < 1)$$

空車状態の車両 v が、ノード n に存在したとき、ノード n' に遷移する確率 $Pr_v(n, n')$ は、式 (10) に示されるように、フェロモンの感知量の比によって決まる。ここで、 N' はノード n から到達可能なノードの集合である。係数 η_v^p, η_v^d は、車両ごとに異なり、感知するフェロモン量に差が生じる。たとえば、 η_v^p の割合が高ければ、顧客が発生する位置で待機する車両となり、逆に η_v^d の割合が高ければ、1 力所にとどまることなく、顧客の流れに沿って巡回する車両となる。

$$\frac{\eta_v^p Ph^p(n, n') + \eta_v^d Ph^d(n, n')}{\sum_{n_i \in N'} \eta_v^p Ph^p(n, n_i) + \eta_v^d Ph^d(n, n_i)} \quad (10)$$

結果的に、車両の空車状態における振舞いはフェロモンを介したフィードバック制御となる。図 8 で示す

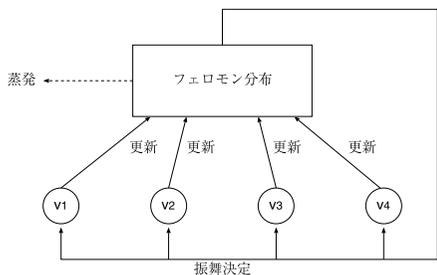


図 8 フィードバックによる振舞い制御
Fig.8 Behavior control by feedback.

ように、全車両は 1 つのフェロモン分布を共有する。各車両は輸送履歴に基づいてフェロモン分布を更新する。また、フェロモンは一定時間ごとに蒸発する。更新されたフェロモン分布によって、空車状態の車両の振舞いが決定される。このプロセスが繰り返されることにより動的に顧客の流れに順応することができる。

5. 実 験

本章では本手法を計算機シミュレーションにより評価し、その結果を報告する。

5.1 環境設定

キャンパス (800 × 800 ピクセル) 上に格子状の道路ネットワーク (20 × 20) を設置し、10 台の車両を配備する。車両は顧客を最短経路で輸送するものとし、単位時間 $1t$ につき 1 ノード遷移可能とする。また、顧客は最短時間で輸送可能な車両に割り当てられる。輸送要求の発生確率を $0.1/t$ から $0.3/t$ まで変化させ、フェロモンの感知係数 (η^p, η^d) の比率による、顧客の平均待機時間 (要求が発生してから車両が乗車位置に到着するまでの時間) の差を調べた。シミュレーションの総サイクルを $10,000t$ とし、最初の $3,000t$ をフェロモンの学習に、残りの $7,000t$ を評価に用いた。よって、学習中に少なくとも約 300 の要求が発生することになる。本実験環境において、この発生数は、輸送要求の発生分布を学習するために十分なサンプル数である。表 1 は実験で用いた感知係数の 7 つのパターンを示している。PT1 はフェロモンを感知せず等確率でノードを遷移する。PT2 は Delivery Pheromone, PT7 は Pick-up Pheromone のみをそれぞれ感知する。PT3 から PT6 は、両フェロモンを混合して感知するが、その比率が異なる。各パターンごとにシミュレーションを 10 回試行し、その平均をそれぞれの結果とした。また、車両の各フェロモンの保持量をそれぞれ、 $Q^p = 5, Q^d = 1$ とし、フェロモンの蒸発率 κ^p, κ^d をともに 0.99 とした。

表 1 感知係数のパターン
Table 1 Patterns of sensors.

Pattern	η^p	η^d
PT1	0.0	0.0
PT2	0.0	1.0
PT3	0.2	0.8
PT4	0.4	0.6
PT5	0.6	0.4
PT6	0.8	0.2
PT7	1.0	0.0

5.2 実 験 1

図 9(a) に示すように、4 つの要求集中地域を配置し、均等な確率で反時計回りに 4 つの顧客の流れを発生させた。発生分布 $d(r)$ は正規分布に従い、信頼区間 z は 1.96 とした。

図 9(b), (c), (d) はエッジに分泌された学習後のフェロモンの平均量を表している。(b) は PT2, (c) は PT4, (d) は PT7 にそれぞれ対応している。(b) では、要求集中地域をつなぐようにフェロモンが分布している。車両は 1 カ所にとどまることなく要求集中地域間を巡回する。一方、(d) では、要求集中地域に強くフェロモンが分布している。車両は近接する要求集中地域にとどまるようになる。(c) は (b), (d) の組合せであり、フェロモン量に従って、確率的に待機するか巡回するかが決まる。

図 10 は顧客の平均待機時間を表している。PT1 はフェロモンを感知せず等確率でノード間を遷移する。このため、待機時間は他のパターンと比較して大きい値となった。PT2 は、PT1 とほぼ同等の結果しか得られなかった。車両は、Delivery Pheromone のみを感知するため、つねにエリアを巡回するようになる。これにより、車両はエリア全体に分散して配置されるが、要求の発生位置にとどまることがないため、待機時間の減少は見られなかった。PT7 は、全パターン中で最も悪い結果となった。車両は、Pickup Pheromone のみを感知するため、近接の要求発生地域にとどまるようになる。しかし、エリア全体に均等に配置されず偏りができてしまう。両フェロモンを組み合わせた PT3, PT4, PT5, PT6 は良い結果を示した。その中でも、ほぼ均等にフェロモンを感知する PT4, PT5 は特に良い結果となった。フェロモンを組み合わせることで、輸送要求発生地域にとどまる車両と、一定の確率で巡回する車両が、バランス良く分担されたことが理由と考えられる。

5.3 実 験 2

図 11(a) に示すように、4 つの要求集中地域を配置し、上下間で分断した 2 つの顧客の流れを発生させ

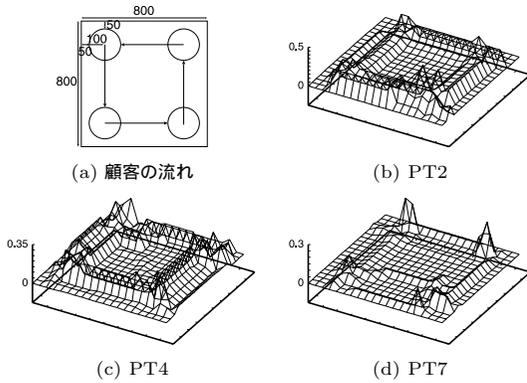


図 9 実験 1：フェロモン分布

Fig.9 Experiment 1: Pheromone distribution.

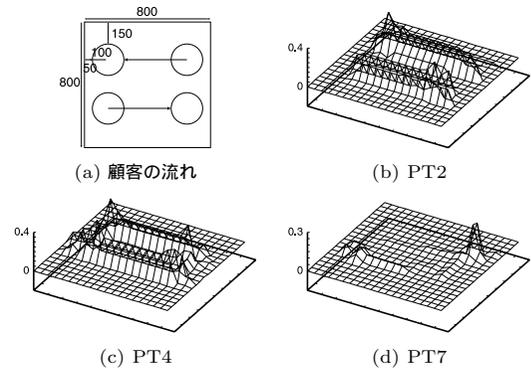


図 11 実験 2：フェロモン分布

Fig.11 Experiment 2: Pheromone distribution.

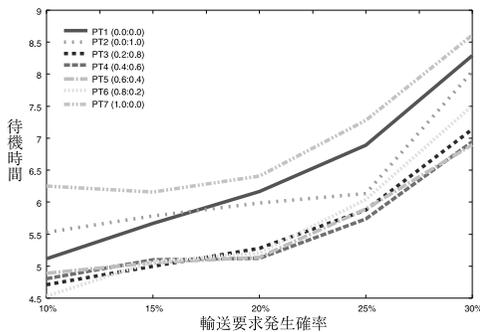


図 10 実験 1：平均顧客待機時間

Fig.10 Experiment 1: Average of waiting time.

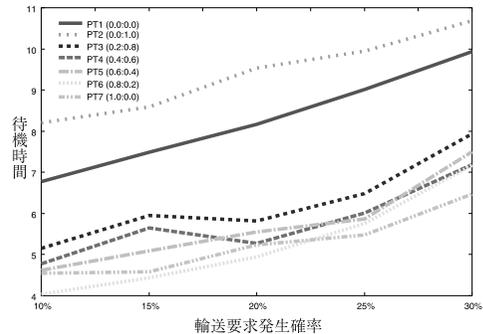


図 12 実験 2：平均顧客待機時間

Fig.12 Experiment 2: Average of waiting time.

た．実験 1 と同様に，発生分布 $d(r)$ は正規分布に従い，信頼区間 z は 1.96 とした．

図 11 (b)，(c)，(d) は，エッジに分泌された学習後のフェロモンの平均量を表している．(b) では，輸送要求の乗車位置と降車位置をつなぐようにフェロモンが分布し，特に降車位置にフェロモンが多い．一方，(d) では，輸送要求の乗車位置に強くフェロモンが分泌されている．(c) は (b)，(d) のフェロモンを組み合わせることによって，全体を巡回するようなフェロモン分布になっている．

図 12 は顧客の平均待機時間を表している．実験 1 と同様，フェロモンを感知しない PT1 の待機時間は他のパターンと比較して大きい値となった．実験 2 では，Pick-up Pheromone を強く感知するパターンが良い値を示した．逆に，Pick-up Pheromone をまったく感知せず，Delivery Pheromone だけを感知する PT2 は PT1 より悪い値となった．これは，顧客の流れは 2 つしかなく，Pick-up Pheromone のみを用いても，車両配置に大きな偏りが発生しなかったことが理由と考えられる．

5.4 考 察

実験より，各フェロモンの果たす役割が明らかになった．Pick-up Pheromone は，車両の振舞いを決定する中心的な役割を果たす．車両は，Pick-up Pheromone をたどることにより，近接の要求発生地域にたどり着くことができる．これにより，顧客の待機時間が減少する．一方，Delivery Pheromone は，Pick-up Pheromone の補助的な役割を果たす．すべての車両が近接の要求発生地域に集中しようとする時，全体的な位置のバランスが悪くなる．そこで，車両は，Delivery Pheromone をたどることにより，ほかの Pick-up Pheromone の強い領域を発見する．これにより，車両はほかの要求発生地域に移動し，全体的な位置のバランスを保つことができる．しかし，実験 1 のように，両フェロモンの感知比率が正しく設定されないと，車両配置のバランスが悪くなり，良い結果が得られない．また，実験 2 のように，補助的役割であるはずの Delivery Pheromone が強過ぎると，車両は要求発生地域にたどり着けないことがある．提案手法では，車両間でフェロモン分布のみを共有しており，互いの位置等は共有していない．今後は，車両間の位置関係を

考慮しながら、フェロモンの感知係数を動的に変化させ、より効率的な振舞いを選択する必要があると考えている。

次に、本手法の有効性の試算を以下に述べる。単位時間あたりの輸送要求の発生確率を P_c 、車両台数を V_{size} とする。また、1日の輸送サービスの稼働時間(開始時刻から終了時刻まで)を $T_{service}$ とする。このとき、1台あたりの平均顧客数 C_{size}^v は式(11)で表される。

$$C_{size}^v = \frac{T_{service} \times P_c}{V_{size}} \quad (11)$$

よって、各顧客に割り当てられるサービス時間 $T_{service}^c$ は式(12)となり、 $T_{service}$ とは独立して定まる。

$$T_{service}^c = T_{service} \div C_{size}^v = \frac{V_{size}}{P_c} \quad (12)$$

また、各顧客に割り当てられるサービス時間 $T_{service}^c$ は式(13)とも表せる。 T_{pickup}^c は要求が発生してから車両が乗車位置に到着するまでの時間(顧客待機時間)、 $T_{delivery}^c$ は顧客を乗車位置から降車位置まで輸送する時間(顧客乗車時間)、 T_{empty}^c はそれ以外の時間をそれぞれ表す。

$$T_{service}^c = T_{pickup}^c + T_{delivery}^c + T_{empty}^c \quad (13)$$

本手法は、空車状態における車両の振舞いを支援するための手法である。つまり、自由に行動が可能な T_{empty}^c 間に、効果的な行動を選択し、 T_{pickup}^c を減少させることが目的である。ここで、サービス時間全体に占める、 T_{empty}^c の比率 R_{empty} を空車率と定義し、式(14)で与える。

$$R_{empty} = \frac{T_{empty}^c}{T_{service}^c} \quad (14)$$

ここで、実験環境における有効性を考察する。車両数 V_{size} は10、輸送要求の発生確率 P_c は0.1、 \dots 、0.3であるため、各顧客に割り当てられるサービス時間 $T_{service}^c$ は約100、 \dots 、33となる。また、両実験結果から、 T_{pickup}^c を約7、 $T_{delivery}^c$ を約18とおく。これらより、 $P_c = 0.1$ のとき、空車率 R_{empty} は約75%、 $P_c = 0.3$ のとき、空車率 R_{empty} は約24%となる。

実験1において、フェロモンを利用しないPT1と、平均待機時間が最小となったPT4の比較を表2に示す。空車率が75%のとき、待機時間を約6%程度しか減少させられないのに対し、空車率が24%のとき、待機時間を約17%減少させることができた。空車率が高い状況では、自由に行動可能な時間が長いいため、フェロモンに頼らなくても(ランダムに行動したとしても)、空車両が均等に配置されることが、待機時間の減少率が低い理由であると考えられる。一方、空車率

表2 実験1の結果比較

Table 2 Comparison result of experiment 1.

パターン	待機時間(空車率75%)	待機時間(空車率24%)
PT1	5.1	8.3
PT4	4.8	6.9

表3 実験2の結果比較

Table 3 Comparison result of experiment 2.

パターン	待機時間(空車率75%)	待機時間(空車率24%)
PT1	6.8	9.9
PT7	4.5	6.5

が低い状況では、自由に行動可能な時間が短いため、フェロモンに従い効果的な行動を選択することで、待機時間の減少率を高めることができたと考えられる。

実験2において、フェロモンを利用しないPT1と、平均待機時間が最小となったPT7の比較を表3に示す。実験1とは異なり、空車率が75%、24%のどちらにおいても、待機時間の減少率は約34%となった。これは、輸送要求のパターンにおいて、乗車・降車位置間の距離が大きいため、ランダムな行動選択では乗車位置への到達が困難であることに加え、Pick-up Pheromone による車両の配置が効果的に働いたためであると考えられる。このような場合、フェロモンに従うことで、待機時間を大きく減少させることが可能となる。

6. まとめ

本稿は、顧客の輸送要求の傾向を学習することによって車両の巡回パターンを動的に構築する手法を提案した。提案手法はAnt Colony Systemと呼ばれる蟻の生態を模倣したアルゴリズムに基づいている。車両は、顧客の発見を促すPick-up Pheromoneと巡回経路の形成を促すDelivery Pheromoneを分泌・感知することにより振舞いを決定する。シミュレーションにより、提案手法の有効性とフェロモンの重みバランスが密接な関係にあることを示した。

今後は、より複雑な道路網や輸送要求モデルにおける、より効果的なフェロモンの分泌方法と、分布の抽象化が必要になると思われる。また、先に述べたように、フェロモンの最適な重みバランスを動的に決定する手法を考慮しなくてはならない。

参考文献

- 1) Bianchi, L., Gambardella, L. and Dorigo, M.: An ant colony optimization approach to the probabilistic traveling salesman problem, *Proc. PPSN-VII, 7th International Confer-*

- ence on *Parallel Problem Solving from Nature*, pp.883–892, Springer Verlag (2002).
- 2) Bullnheimer, B., Hartl, R. and Strauss, C.: Applying the Ant System to the Vehicle Routing Problem, *Proc. 2nd International Conference on Metaheuristics* (1997).
 - 3) Bullnheimer, B., Hartl, R. and Strauss, C.: An Improved Ant System Algorithm for the Vehicle Routing Problem, *Proc. 6th Viennese Workshop on Optimal Control, Dynamic Games, Nonlinear Dynamics and Adaptive Systems*, Vienna, Austria (1999).
 - 4) Coloni, A., Dorigo, M. and Maniezzo, V.: Distributed Optimization by Ant Colonies, *Proc. European Conference on Artificial Life*, Varela, F. and Bourgine, P. (Eds.), pp.134–142, Elsevier Publishing, Paris, France (1991).
 - 5) Coloni, A., Dorigo, M. and Maniezzo, V.: An investigation of some properties of an ant algorithm, *Proc. 2nd Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Maenner, R. and Manderick, B. (Eds.), pp.509–520, Brussels, Belgium (1992).
 - 6) Dorigo, M. and Gambardella, L.: Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, Vol.1, No.1, pp.53–66 (1997).
 - 7) Dorigo, M., Maniezzo, V. and Coloni, A.: Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents, *IEEE Trans. Sys., Man, Cybernetics*, Vol.26, No.2, pp.29–41 (1996).
 - 8) Gambardella, L.M., Taillard, É. and Agazzi, G.: MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows, *New Ideas in Optimization*, Corne, D., Dorigo, M. and Glover, F. (Eds.), pp.63–76, McGraw-Hill (1999).
 - 9) Montemanni, R., Gambardella, L., Rizzoli, A. and Donati, A.: A new algorithm for a Dynamic Vehicle Routing Problem based on Ant Colony System, *Proc. ODYSSEUS 2003: 2nd International Workshop on Freight Transportation and Logistics*, Palermo, Italy, pp.27–30 (2003).
 - 10) Tian, Y., Song, J., Yao, D. and Hu, J.: Dynamic Vehicle Routing Problem using Hybrid Ant System, *Proc. 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp.970–974 (2003).
 - 11) 太田正幸, 篠田孝祐, 野田五十樹, 車谷浩一, 中島秀之: 都市型フルデマンドバスの実用性, 技術報告 2002-ITS-11-33, 情報処理学会高度交通システム研究会研究報告 (2002).
 - 12) 野田五十樹, 太田正幸, 篠田孝祐, 熊田陽一郎, 中島秀之: デマンドバスはベイするか?, 技術報告 2003-ICS-131, 情報処理学会研究報告 (2003).
(平成 16 年 12 月 10 日受付)
(平成 17 年 9 月 2 日採録)



向 直人 (学生会員)

名古屋大学大学院情報科学研究科
博士後期課程在学中。2003 年名古屋
工業大学大学院工学研究科博士前
期課程修了。地理情報システムと高
度道路交通システムの研究・開発に
従事。日本データベース学会学生会員。



渡邊 豊英 (正会員)

名古屋大学大学院情報科学研究科
教授。1974 年京都大学大学院工学研
究科修士課程修了。1975 年同大学院
工学研究科博士課程中退。工学博士。
統合化環境, 分散協調環境, データ
ベース環境, 教育支援システム, 文書理解に興味を持つ。
電子情報通信学会, 日本ソフトウェア科学会, 人工知能学会,
システム制御情報学会, 教育システム情報学会, 日本データベース学会
会員, ACM, IEEE-CS, AAAI, AACE 各会員。