

# フェロモン値の再構成機能を有するACOによる集配送計画問題の解法

三 沢 英 貴

Hidetaka MISAWA : Applying ACO with the Reconstruction Ability of Pheromone Values to Mixed VRPB

鳥取短期大学研究紀要 第66号 抜刷

2012年12月

# フェロモン値の再構成機能を有するACOによる集配送計画問題の解法

三 沢 英 貴

Hidetaka MISAWA : Applying ACO with the Reconstruction Ability of Pheromone Values to Mixed VRPB

集配送計画問題は、配送や集荷要求を持つ顧客に対し、複数の配送車両の最も効率的な集配送ルート集合を決定する極めて複雑な組合せ最適化問題である。アントコロニー最適化法は、局所探索能力が高く、収束時のフェロモン値を探索履歴として保存する特徴を持つ。本論文では、これらの特徴をより強化するために2種類の局所探索とフェロモン値の再構成機能を追加した手法を提案、顧客の要求が変化する集配送計画問題へ適用し、その有効性を検証した。

キーワード：集配送計画問題 組合せ最適化 群知能手法 アントコロニー最適化法

## 1. 緒言

配送計画問題 (Vehicle Routing Problem : VRP) は、デポ (配送センター) より出発した複数の配送車両が対象の顧客を訪問してデポへ戻るための最も効率的な配送ルートの集合を考える問題であり、極めて複雑な組合せ最適化問題である。実社会においては、宅配車両の運搬ルート、ゴミ収集車両の収集ルート等の決定において発生する問題である。VRP は、配送車両の積載容量のみを考慮した問題 (Capacitated VRP : CVRP)、顧客を訪問する際の時間制約を考慮した問題 (VRP with Time Window : VRPTW)、配送および集荷も考慮した集配送計画問題 (VRP with Pick-up and Delivery : VRPPD, Mixed VRP with Backhauls : Mixed VRPB)、複数デポを考慮した問題 (Multi Depot VRP : MDVRP) 等のように種々の制約条件によって分類される<sup>1)~5)</sup>。本論文では、配送および集荷を考慮する問題である集配送計画問題を対象として取り扱う。集配送計画問題は、配送要求顧客 (Linehaul Customer : 以後、L 顧客) と集荷要求顧客 (Backhaul Customer : 以後、B 顧客) が存在し、L 顧客訪問後に発生する積載余裕 (積荷の減少分) を考慮して

効率的な集配送ルートの集合を生成する必要がある。当然のことながら実社会では、前日と同様な要求の顧客ばかりとは限らず、配送および集荷要求とその積荷量が変動する可能性を考える必要がある。

近年では、自然界における蟻の採餌行動を模倣、数学的にモデル化したアントコロニー最適化法 (Ant Colony Optimization : ACO) が提案され、巡回セールスマン問題 (TSP)、ジョブショップスケジューリング問題 (JSP) だけでなく、VRP 等へも適用されている<sup>6)~9)</sup>。代表的な群知能手法である ACO は、対象問題固有の情報を利用したヒューリスティックルール値と解の評価値より構成されるフェロモン値の2つの値に依存する確率的な探索手法である。更に ACO は、局所探索能力が高い、収束時までの解の探索履歴をフェロモン値として保存する機能を有するという特徴を持つ<sup>10)</sup>。特に後者は、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA)<sup>11), 12)</sup> 等のメタ手法が持たない特徴である。自然界の蟻は、フェロモンを頼りに巣餌間における効率的ルートを探査する。仮に効率的ルートに障害物が発生した場合、蟻は複数存在する迂回ルートの中で、より効率的なルートを生成していく。つまり、障害物により途切れたフェロモンを現在のフェロモンに基づいて再構成していると考えられることができる。対象問題の

制約条件が変化した場合、ACO 以外のメタ手法では、再度、問題を解くことで対応し、場合によっては、解の表現方法 (GA の染色体表現等) を見直す必要性が発生する。しかし、ACO では前述した特性 (フェロモンの再構成) を利用することにより、動的なネットワーク問題や種々の制約条件が変化する問題への適用が期待できる。

そこで、本研究では前述した ACO の 2 種類の特徴を強化、応用した集配送計画問題の解法を提案する。提案手法は、ACO の局所探索能力をより強化するための 2 種類の新たな局所探索処理と過去に得られた解の探索履歴に基づいてフェロモン値を再構成する機能を有する。また、顧客の要求が変化するモデルへ提案手法を適用し、有効性を検証する。

## 2. 集配送計画問題

### (1) 集配送計画問題の種類

集配送計画問題は、2 種類の問題に分類される。1 つは、比較的大きな積荷を前提とし、積荷の積載位置を考慮しなければならないために全ての配送要求を満たした後に集荷要求を満たすようなルートを考える問題である (Classical VRPB)。もう 1 つは、Classical VRPB と比較して、比較的小さな積荷を前提としているため配送と集荷要求の混合ルートを考える問題 (Mixed VRPB) であり、本研究では Mixed VRPB を対象とする。以下、各問題の違いを図示する。

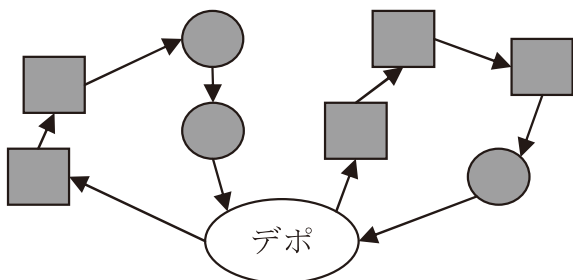


図 1 Classical VRPB (■ : L 顧客, ● : B 顧客)

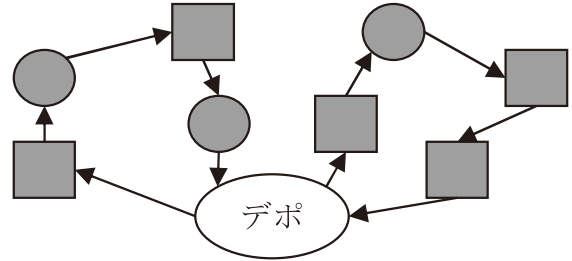


図 2 Mixed VRPB (■ : L 顧客, ● : B 顧客)

### (2) 数学的定式化

#### 1) 記号の定義

定式化に用いる記号の定義を次に示す。

$m$  : 配送車両数

$v$  : 配送車両番号 ( $v = 1, 2, \dots, m$ )

$n$  : 顧客数

$i, j$  : 顧客番号 ( $i, j = 0 : depot$ )

$c_{ij}$  : 顧客  $i, j$  間の移動コスト

$x_{ij}^v$  : 配送車両  $v$  のルートに経路  $i \rightarrow j$  が属す場合は

1, それ以外は 0 の値をとる変数 ( $i \neq j$ )

$Q$  : 配送車両の積載容量

$d_i$  : 顧客  $i$  の積荷量 (配送)

$s_i$  : 顧客  $i$  の積荷量 (集荷)

$l_i^T$  : 時刻  $T$  の次点で未配送の場合 1, それ以外は 0 の値をとる変数 ( $i \neq j$ )

$b_i^T$  : 時刻  $T$  の次点で集荷済の場合 1, それ以外は 0 の値をとる変数 ( $i \neq j$ )

#### 2) 定式化

〈目的関数〉

総集配送ルート長最小化

集配送計画問題では、全配送車両のルートの総移動距離 (移動コスト) の最初化を考える。本論文においては、式(1)、式(2)で表される。ここで、 $Cost^v$  は配送車両  $v$  のルートの総移動距離を示す。

$$F_{MixedVRPB} = \sum_{v=1}^m Cost^v \rightarrow \min \quad (1)$$

$$Cost^v = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n c_{ij} x_{ij}^v \quad (2)$$

〈制約条件〉

集配送可能制約

各配送車両のルートにおける配送 (または集荷) 用の積荷量の合計は、車両の積載容量を超えてはな

らない。

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n d_i x_{ij}^v \leq Q \quad (3)$$

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n s_i x_{ij}^v \leq Q \quad (4)$$

積載可能制約

各配送車両のルートのかなるタイミングにおいても、現在積載している配送および集荷用の積荷量の合計が、積載容量を超えてはならない。

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n d_i x_{ij}^v l_i^T + \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n s_i x_{ij}^v b_i^T \leq Q \quad (5)$$

その他の制約

全配送車両は、デポから出発してデポへ戻る。

$$\sum_{j=1}^n x_{j0}^v = 1 \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i0}^v = 1 \quad (7)$$

各顧客は、いずれかの配送車両により一度だけ訪問される。

$$\sum_{v=1}^m x_{ij}^v = m \quad \text{if } i = 0 \text{ or } j = 0 \quad (8)$$

$$\sum_{v=1}^m x_{ij}^v = 1 \quad \text{otherwise}$$

$$\sum_{i=0}^n x_{ij}^v - \sum_{i=0}^n x_{ji}^v = 0 \quad (9)$$

### 3. 提案手法

#### (1) モデルの概要と提案手法の概念

本研究で対象とするモデルは、前日の要求は配送（集荷）であったが、翌日の要求は集荷（配送）というように前日と異なる要求を持つ顧客の存在も考慮するものである（表1）。また、提案手法は前日のルートの探索履歴と前日から翌日への要求変化の情報を利用して翌日のルートを効率的に探索するものであり、その適用概念を図3へ示す。

次節以降、提案手法の具体的な手順および処理について述べる。

#### (2) 提案手法の具体的手順

ACOを基礎とした提案手法の手順について具体的に述べる。

**手順1**： $m$ 匹の人工蟻（配送車両を人工蟻としてモデル化）をいずれかの顧客へ非重複で配置する。各顧客間および各顧客とデポ間のフェロモン値を初期値へ設定、各人工蟻が配置された顧客を各配送車両

表1 前日と翌日の要求の変化

	顧客1	顧客2	顧客3	顧客4
前日の要求	配送	集荷	配送	集荷
翌日の要求	集荷	配送	配送	集荷

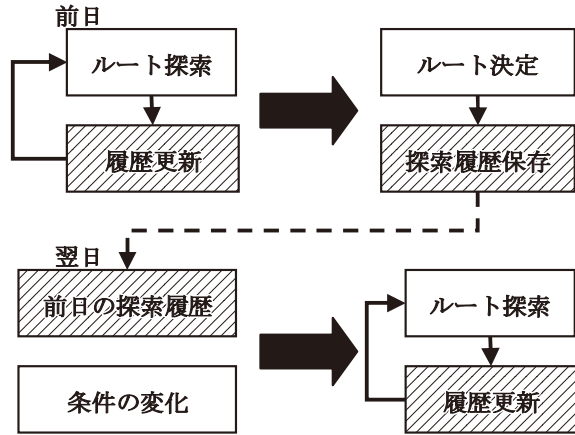


図3 提案手法の概念

が最初に訪問する顧客とする。一定ステップ数（ $s\_start$ ）が経過した後、人工蟻の初期位置をデポへ再設定、蓄積されたフェロモン値に基づき、最初に訪問する顧客を決定する。

**手順2**：人工蟻（1, 2, ...,  $m$ ）は、式(10)の確率  $P_{ij}^k$  に従って、次に訪問する顧客を決定する。

$$P_{ij}^k = \frac{\tau_{ij} \eta_{ij}}{\sum_{h \in \Omega} \tau_{ij} \eta_{ij}} \quad (10)$$

$$\eta_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^n d_i \gamma_i^k + d_j}{c_{ij} + c_{j0}} \quad (11)$$

式(11)は、新定義のヒューリスティックルールであり、代表的なヒューリスティックルール<sup>13)</sup>では考慮されていない積載効率（移動コストと積載量の関係）を考慮している。また、新たな記号の定義を次へ示す。

$\tau_{ij}$ ：顧客間のフェロモン値（ $i \neq j$ ）

$\eta_{ij}$ ：顧客間のヒューリスティックルール値（ $i \neq j$ ）

$\Omega$ ：未訪問顧客の集合

$\gamma_i^k$ ：人工蟻  $k$  が訪問済の場合は1、それ以外は0の値をとる変数

**手順3**：ルート生成中に積載容量を超過したルートが得られた場合、局所探索処理①を適用した後、デポへ戻りルート生成を終了する。局所探索処理①に

については次節で述べる。

**手順4**：未訪問顧客の集合が空になった時点で、1つのルート集合（各配送車両のルート集合）が生成される。 $n$ 個のルート集合が生成されるまで、手順1～手順4を繰り返す。

**手順5**： $n$ 個のルート集合が生成された時点で局所探索処理②を適用する。局所探索処理②についても次節で述べる。

**手順6**：式(12)、式(13)を用いてフェロモン値の更新を行う。手順6終了までの処理を1ステップと呼ぶ。

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \sum_{\mu=1}^{\sigma} \frac{\Delta\tau_{ij}^{\mu}}{\mu} \quad (12)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{\mu} = \frac{1}{F_{MixedVRPB}} u_{ij}^{\mu} \quad (13)$$

$\rho$ ：蒸発係数（ $0 \leq \rho < 1$ ）

$\mu$ ：各ステップで得られた  $n$  個のルート集合の順位

$\sigma$ ：フェロモン値の更新へ利用するルート集合の順位管理変数（順位の上限を管理）

$u_{ij}^{\mu}$ ： $\mu$ 番目のルート集合に経路  $i \rightarrow j$  が属す場合は1，それ以外は0の値をとる変数（ $i \neq j$ ）

**手順7**：フェロモン値の差が大きくなりすぎた場合、非常に狭い探索領域に絞られてしまい局所解に陥ってしまう可能性が大きくなる。そこで、一定ステップ数（ $s\_check$ ）毎に現時点での最良解をチェックして前回までの最良解と変化がなければ、式(14)、式(15)によりフェロモン値の底上処理を行う。本処理により、局所解へ陥る可能性を低下させ、探索領域の幅を広げることが可能となる。

$$\tau_{ij} = \tau_{ij} + \frac{\tau_{ave}^{best}}{2} \quad (14)$$

$$\tau_{ave}^{best} = \frac{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \tau_{ij} y_{ij}^{best}}{m + n} \quad (i \neq j) \quad (15)$$

$\tau_{ave}^{best}$ ：現時点での最良解を構成している全経路間のフェロモン値の平均値

$y_{ij}^{best}$ ：現時点での最良解に経路  $i \rightarrow j$  が属す場合は1，それ以外は0の値をとる変数（ $i \neq j$ ）

**手順8**：あらかじめ定められたステップ数となるまで手順1～7を繰り返す。

### (3) 局所探索との併用

ACOは、フェロモン値とヒューリスティックルール値の2種類の値を用いた確率的探索手法であり、局所探索能力に優れている。この特性を強化するため、2種類の新たな局所探索処理を追加する。

#### 1) 局所探索処理①

代表的なACO解法では、積載容量を超過したルートが生成された場合、超過の原因となった顧客をルートから外し、デポへ戻ることによって実行可能解を生成している<sup>14)</sup>。しかしながら、超過の原因となった顧客を経路に組み込むことで得られる解の可能性を放棄している。そこで、次の局所探索処理を適用する。

**手順1**：積載容量の超過分を計算する。

**手順2**：生成中のルートに属す顧客の中から超過分以上の積荷量を持つ全ての顧客集合（ $\Omega\_over$ ）を生成する。ただし、 $\Omega\_over$ は超過の原因となった顧客と同種類の顧客（L顧客ならばL顧客）のみからなる集合である。

**手順3**：集合  $\Omega\_over$  に属す顧客と超過の原因となった顧客を入れ替えたルートを生成する。つまり、集合  $\Omega\_over$  に属する顧客数分だけ、新ルートを生成する。

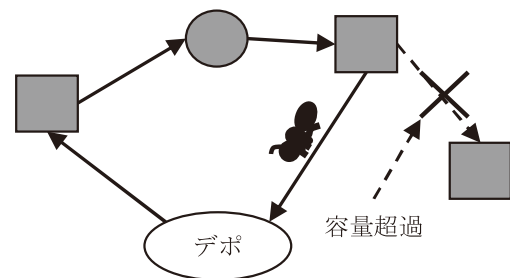


図4 積載容量超過時のルート生成例

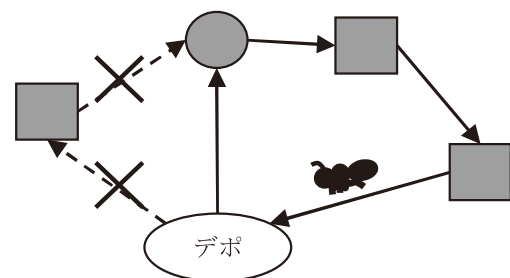


図5 局所探索処理①により得られるルート（例）

**手順 4** : 手順 1 ~ 手順 3 により得られたルートと代表的な ACO 解法により得られるルートを比較, 最良のルートを人工蟻  $k$  のルートとする (図 4, 図 5).

#### 2) 局所探索処理②

前節の**手順 5**において, 顧客数分のルート集合が得られる. 一般的には, 得られたルート集合を用いてフェロモン値の更新が行われるが, 解の質を向上させるため, 次の局所探索処理を適用する.

**手順 1** : 得られたルート集合から同要求の顧客を 2 つランダムで選択する.

**手順 2** : 選択された顧客を入れ替え, 新たなルート集合を生成する. 新ルート集合が実行可能ならば**手順 3**へ, 実行不可能ならば**手順 1**へ戻る.

**手順 3** : 新ルート集合が, 旧ルート集合より優れているならば採用, そうでなければ不採用とする.

**手順 4** : 顧客数分の配送ルート集合に対して本処理を一定回数ずつ適用する.

#### (4) フェロモン値の再構成

実社会においては, 配送と集荷の要求の変化, 配送量や集荷量の変化などを考慮したモデルに対応可能であることが要求される. ACO は, 探索終了時の解の探索履歴をフェロモン値として保存する特徴を持つ. そこで, 過去の探索履歴を基にフェロモン値を再構成することによって, 要求変化後の問題に対して即応, 解を探索させることが可能と考える. 本節では, 顧客の要望 (配送や集荷, その需要量) が変化した場合, 翌日のルートを効率的に生成するためのフェロモン値の再構成法および新たなルート集合生成法について述べる.

##### 1) 翌日のルート集合生成手順

**手順 1** : 前日のルート集合に翌日の顧客要求を当てはめて, 実行可能なルートの集合が生成されているかを確認する.

**手順 2** : 実行可能ならば, 前日のルート集合を得た時点のフェロモン値を初期フェロモン値として本章 2 節の手法を適用, 得られたルート集合を翌日のルート集合とする. 実行不可能ならば, **手順 3**への

処理を適用する.

**手順 3** : 前日のルートの特徴と合致するようにフェロモン値を再構成する. 再構成後のフェロモン値を初期フェロモン値として本章 2 節の手法を適用, 得られたルート集合を翌日のルート集合とする. 具体的な再構成手順は次項で述べる.

##### 2) 再構成手順

実行不可能となる原因の多くは次の 2 通りである. 1 つめは, 前日は L 顧客として扱われていたが, 翌日は B 顧客へ変化した場合 (図 6). 2 つめは, 前日は B 顧客として扱われていたが, 翌日は L 顧客へ変化した場合である (図 7). 上記 2 通りの変化がルート集合に単数 ~ 複数発生した場合, 前日のルート集合のフェロモン値をそのまま活用することは困難である. いずれの場合も積載容量が超過してしまい実行不可能となる.

実行不可能パターン 1 におけるフェロモン値の再構成手順を次に示す.

**手順 1** : ルート毎に前日のルートと比較して, 配送車両の積載容量を 100% とした場合の超過比率を計算する.

**手順 2** : 要求が変化 (L 顧客から B 顧客へ) した顧客 1 とその直前に訪問するデポを含む顧客 2 との間のフェロモン値を超過比率分だけ減少させる.

**手順 3** : 顧客 A から移動コストの小さい順に 3 つの L 顧客 (C 1 ~ C 3) 選択し, 顧客 B から距離の近い順に 3 つの L 顧客 (D 1 ~ D 3) を選択する (顧

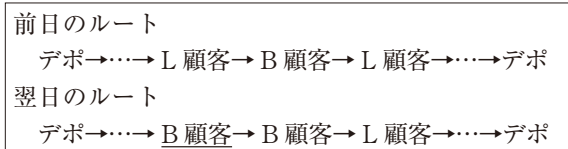


図 6 実行不可能パターン 1 (L 顧客 → B 顧客)

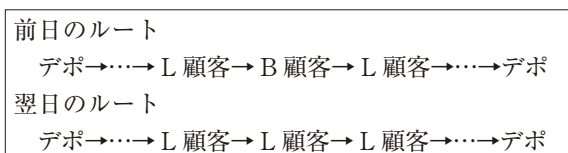


図 7 実行不可能パターン 2 (B 顧客 → L 顧客)

客 C と顧客 D が同様の場合も有りうる)。その後、顧客 A から (C1, C2, C3) までの移動コストと顧客 B から (C1, C2, C3) までの移動コストの和を算出する (3 通り)。 (D1~D3) 側についても同様の計算を行い、合計 6 通りの中から移動コストの小さい 3 つの L 顧客を決定する。

**手順 4** : 手順 3 で得られた 3 つの顧客と顧客 A との間のフェロモン値を手順 1 にて算出した超過比率分だけ増加させる。

実行不可能パターン 2 についても同様の考え方、つまり前日の集配送パターンに近づく様にフェロモン値を再構成する。その他、極端な積荷量の変化が原因で積載超過となり、実行不可能となる場合も存在するが、そちらは ACO アルゴリズム内においてフォローしている。

#### 4. 数値検証

##### (1) 遺伝的アルゴリズムとの比較

提案手法の有効性を検証するため、代表的解法である GA を用いた手法<sup>15)</sup> と提案手法を Mixed VRPB のベンチマーク問題 6 種<sup>16)</sup> に対して適用、比較を行った。本実験で用いる問題は、Backhaul の比率が (T~H) の順に変化し、各顧客が要求する配送・集荷量も変化する。そこで、問題 T を当日の顧客要求、問題 Q を翌日、問題 H を翌々日の顧客要求としたモデルで実験を行った。繰り返し回数は 50 回、実装には VC++6.0 を用いた。ベンチマーク問題の概要と実験用パラメータを表 2、表 3 へ、GA との比較結果を表 4、表 5 へ示す。また、GA のパラメータについては、文献 15) と全て同様に設定した。適用ステップ数 (GA では世代数) は、提案手法と GA とともに問題 T を 2 万回、問題 Q と問題 H は問題 T の 6 割とした。これは、翌日以降は前日までのフェロモン値を利用してフェロモン値の再構成を用いることから適用ステップ数を減少させても良いと判断したためである。

表 2 ベンチマーク問題概要

問題 No	CMT01			CMT02		
顧客数	50	50	50	75	75	75
配送車両数	5	5	5	12	12	12
積載可能量	160			140		
Backhaul(%)	T	Q	H	T	Q	H
	10	25	50	10	25	50

表 3 提案手法のパラメータ

初期フェロモン値	1.0
$\rho$	0.2
$\sigma$	$n/2$
$s\_start$	10
局所探索②の回数	10
$s\_check$	500

表 4 比較結果 (CMT01)

問題 No	提案手法		GA	
	最良解	平均	最良解	平均
CMT01T	707.0	715.4	1011.5	1045.3
CMT01Q	667.5	696.2	1002.7	1037.9
CMT01H	677.9	697.0	984.6	1023.9

表 5 比較結果 (CMT02)

問題 No	提案手法		GA	
	最良解	平均	最良解	平均
CMT02T	1325.7	1337.9	1780.6	1800.1
CMT02Q	1298.9	1312.8	1636.2	1754.5
CMT02H	1284.1	1318.8	1654.1	1738.5

##### (2) フェロモン値の再構成の有無による比較

前節の結果より、最良解と繰り返し実験における平均値については提案手法が優れていると分かる。しかしながら、当日の顧客要求と設定した各種問題 (CMT01T, CMT02T) についても優れた結果を示したため、フェロモン値の再構成の有効性については不明である。そこで、フェロモン値の再構成の有無について追加の実験を行った。本実験では、いずれの問題においても、Backhaul 率が 10% の問題を初日の顧客要求と仮定したモデルで実験を行っているため、翌日、翌々日の顧客要求と仮定した残りの問題 (問題 Q, 問題 H) に対してのみ比較実験を

表6 フェロモン値の再構成の有無による比較結果

問題 No	有		無	
	最良解	平均	最良解	平均
CMT01Q	667.5	696.2	728.9	750.9
CMT01H	677.9	697.0	725.7	751.3
CMT02Q	1298.9	1312.8	1328.3	1347.8
CMT02H	1284.1	1318.8	1311.4	1351.8

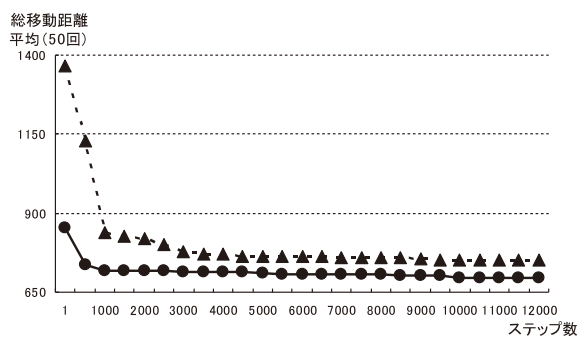


図8 実験結果(CMT01Q: ●再構成有, ▲再構成無)

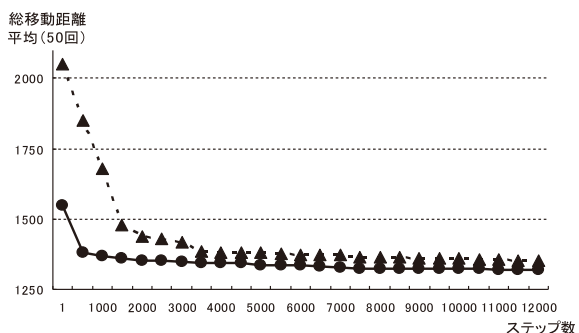


図9 実験結果(CMT02H: ●再構成有, ▲再構成無)

行った。実験パラメータなどの条件は、前節と同様である。実験の結果、得られた最良解と50回の繰り返し実験の平均値を表6へ示す。また、問題2種(CMT01Q, CMT02H)の収束時までの各ステップにおける最良解の平均(50回)の推移を図8、図9へ示す。

(3) 考察

表4、表5の結果からは、全ての問題について、提案手法が優れていることが分かる。GAでは、先頭の配送車両から順に積載容量上限近くまで各顧客の要求に対応した需要量(配送または集荷)を確保する個体表現を用いている。他方、提案手法では各配送車両と仮定した人工蟻がそれぞれ並列(仮想的)

に次訪問顧客を奪い合う形で各ルートを生成、2種類の局所探索と組み合わせて解を探索していく。さらに、翌日、翌々日の問題において、提案手法では、前日までのフェロモン値を活用(フェロモン値の再構成)した探索を行うが、GAでは再び初期個体集団から探索を行う。これらの違いが、得られる解の差となって表れていると考えることができる。また、提案手法では、ステップ数(GAでは世代数)を増加させることにより解の質が向上することも十分考えられる。確認のため、繰り返しステップ数、世代数ともに5万回で実験を行った結果、両手法ともに最大で現状の約0.8割~1.7割程度向上は見られたが、提案手法とGAで得られる解の差が大きく変化することは無かった。ただし、提案手法の計算時間については、GAの1.5倍~2倍程度の時間(Pentium IVの3.0GHzのコンピュータならば、約36秒~約90秒)を要した。GAと比較した場合、提案手法は人工蟻毎の確率計算、2種類の局所探索の処理時間に時間が必要であるため、上述した結果になったと推測できる。

表6の結果からは、いずれの問題においても、フェロモン値の再構成を適用した方が優れた結果を示した。図8と図9より、フェロモン値の再構成を適用する場合とそうでない場合では、初期ステップにおける解の質が大きく異なっていることが確認できる。この差異は、フェロモン値の再構成が有効に機能し、探索初期から優れた解を得ることに成功している結果から生じたものであることは明らかである。探索の初期から優れた解を得ることは、その後の探索に大きな影響をおよぼす。つまり、より優れた解を得るまでの探索ステップ数が非常に少なくなる可能性が大きくなる。これは、図8と図9に示されている評価値の推移からも明らかである。また、フェロモン値の再構成を考慮する場合、ステップ数を早めに打ち切ることが可能である。従って、制約条件が変化した後の問題に対する即応性を重視する場合には、非常に大きな利点となるだろう。



## 5. 結言

本論文では、フェロモン値の再構成機能を有したACOによるMixed VRPBの解法を提案した。アントコロニー最適化法は、局所探索能力が高く、収束時における解の探索履歴をフェロモン情報として保存、記憶する特徴を持つ。これらの特徴を強化するため、2種類の局所探索とフェロモン値の再構成機能を有した提案手法は、数値実験において優れた結果を示した。経験的ではあるが、多くの場合、メタ手法と局所探索を適切に併用することで優れた効果を得ることが可能であり、代表的な群知能手法であるACOとの組み合わせにおいても効果が確認された。さらに、フェロモン値の再構成は、探索履歴を効果的に活用するため、探索初期から優れた解を得ることが可能であり、その後の探索ステップ数の大幅な減少を実現した。本論文では、Mixed VRPB固有の特徴に合わせたフェロモン値の再構成を提案したが、探索履歴を有効に活用して制約条件変化後の問題や動的な問題などに対応させるという概念自体は幅広く適用可能であると考えられる。ただし、最適問合せ問題（データベースにおけるクエリの高速最適化）など1秒単位での計算時間短縮を要求する問題に対しては、解の精度と計算時間のバランスを慎重に考慮する必要がある。今後は、即応性を維持した状態で、より解の精度を高める方法、計算時間を短縮させる方法などについて研究を進める予定である。

## 参考文献

- 1) T. K. Ralphs, L. Kopman, W. R. Pulleyblank, and L. E. Trotter Jr, "On the Capacitated Vehicle Routing Problem", *Math. Program., Ser. B* 94, 2003, pp. 343-359.
- 2) Chia-Ho. CHEN and Ching-Jung. TING, "A HYBRIDE ACS FOR THE VEHICLE ROUTING PROBLEM WITH TIME WONDOW", *journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 2005, Vol. 6, pp. 2822-2836.
- 3) K. Doerner, R. F. Hartl, and M. Reimann, "Ant Colony Optimization applied to the Pickup and Delivery Problem", Department of Management Science, University of Vienna, Austria, Working Paper, November 9, 2000.
- 4) A. Wada and S. Salhi, "An Ant System Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Backhauls", *MIC 2001 - 4<sup>th</sup> Metaheuristics International Conference*, 2001, pp. 199-203.
- 5) B. Crevier, J. F. Cordeau, and G. Laporte, "The multi-depot vehicle routing problem with inter-depot routes", *European Journal of Operational Research*, Vol. 176, issue. 2, 2007, pp. 756-773.
- 6) 電気学会 応用調査専門委員会「進化技術ハンドブック」, 近代科学社, 2010, pp. 168~174.
- 7) M. Dorigo and L. M. Gambardella, "Ant Colony System: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 1, No. 1, 1997, pp. 53-66.
- 8) A. Colorni and M. Dorigo, "Ant system for Job-shop scheduling", *Beijian Journal of OR*, Vol. 34, No. 1, 1994, pp. 39-53.
- 9) B. Bullnheimer, R. F. Hartl, and C. Strauss, "An improved ant system algorithm for the vehicle routing problem", *Annals of OR*, Vol. 89, 1999, pp. 319-328.
- 10) 伊庭斎志「進化論的計算手法」人工知能学会編集, オーム社, 2005, pp. 143~158.
- 11) 北野宏明「遺伝的アルゴリズム1~4」, 産業図書, 1993~2000.
- 12) 白石洋一(訳)「組合せ最適化アルゴリズムの最新手法」—基礎から応用まで—, 丸善株式会社, 2002, pp. 95~156.
- 13) M. Reimann, K. Doerner, and M. Stummer, "A saving based Ant System for the vehicle routing problem", *proc. of Genetic and Evolutionary*

- Computation Conference, 2002, pp. 1317-1325.
- 14) M. Dorigo and T. Stutzle, "Ant Colony Optimization", The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2004.
- 15) C. Prins, "A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem", Computers & Operations Research, Vol. 31, No. 12, 2004, pp. 1985-2002.
- 16) Stefan Røpke's Homepage, <http://www.diku.dk/~sropke/>