Vol.2009-MPS-75 No.1
2009/9/10

局所クラスタリング組織化法による配送路問題の解法

坂本 延寛[†1] 鈴木 育男[†1] 渡辺 美知子[†2]
山本 雅人[†1] 古川 正志[†1]

配送計画問題とは複数の車両を用いて倉庫から顧客へ品物を配送する経路長を最小化する問題である．この問題は，輸送，流通やロジスティクス等の分野の中心的な問題であり，数多くの実用的応用を持つ．また，この問題は NP 困難なクラスに属するため，厳密解法では問題の規模が増大すると実用的な時間内で最適解を得ることが難しく，近似解法，特にメタヒューリスティクスによる研究が多くなされてきた．

本研究では，メタヒューリスティクス手法の一つである局所クラスタリング組織化法を用いた配送計画問題の解法を提案し，ベンチマーク問題を用いた数値計算実験によりその有効性を検証する．さらに，局所クラスタリング組織化法は大規模問題に適した手法であるため，ベンチマーク問題より問題規模の大きな問題をランダムに作成し，数値計算実験で大規模問題に対する有効性も同様に検証する．

A New Solution for Vehicle Routing Problem Using Local Clustering Organization

Nobuhiro SAKAMOTO,[†1] Ikuo SUZUKI,[†1]
Michiko WATANABE,[†2] Masahito YAMAMOTO[†1]
and Masashi FURUKAWA[†1]

The Vehicle Routing Problem (VRP) is a well-known combinatorial optimization problem and has been widely studied because it arises in many situations. The objective of VRP is to find out m Hamilton paths for m vehicles, each of which delivers some goods (items) to demanded customers from a depot place and return to the same place under some criteria and constraints. This study proposes a new solution on VRP, applying " Local Clustering Organization (LCO) ". LCO is a meta-heuristic method developed by one of our authors to give a highly accurate solution to the large-scale traveling salesman problem (TSP). It can deal with almost a hundred of thousands cities ' TSP. The advantage of LCO is that it only uses costs among cities unlike recently developed other meta-heuristic solutions request cities ' coordinates such as the self-organizing map (SOM) and the ant colony optimization (ACO). For the use of LCO to VRP, the algorithm of LCO is modified. Furthermore, a revised solution representation is presented. The proposed method and other meta-heuristic methods are attempted to solve some benchmark problems and randomly generated problems as numerical experiments. The experiments verify that the proposed method bring us good solutions in term of computation time and solution's accuracy.

1. はじめに

配送計画問題 (Vehicle Routing Problem, VRP) とは，複数台の車両を用いて倉庫から顧客へ品物を配送する経路を決定する問題の総称である．一般的に，その目的は制約条件を満たし総経路長が最小となる経路を探索することである．この問題は，運送，流通やロジスティック分野の中心的な問題であり，数多くの現実的な応用を持つ．これは，運送やロジスティックに関わる多くの業界では，輸送コストが大きな割合を占めているために，その最適化によって多くのコスト削減が期待できるためである．実際，流通分野でのコストが最適化により 5% から 20% 削減されたと報告されている[16)]．また，VRP は良く知られた組合せ最適化問題であり，NP 困難である．本研究では，VRP に対し局所クラスタリング組織化法 (Local Clustering Organization, LCO)[8)] を用いた解法を提案する．LCO は，大規模な TSP に対し高速に近似解を得ることを目的に開発された手法であり，数値計算実験により TSP に対する有効性が示されている．LCO はランダムに順序付けした解の要素に対し局所的なクラスタリングを繰り返すことで最適化を行う手法である．VRP は TSP としての特徴も有することから，LCO を用いた場合の有効性も同様に示されることが期待される．さらに，一般的に VRP の有効性の検証に使用されるベンチマーク問題[4)] は問題のサイズ (顧客数) が最大 200 程度と比較的小さい．よって，より大規模な問題をランダムに作成し，大規模な問題に対する有効性も同様に検証する．

以下では，2 章で関連研究の説明，3 章で LCO の学習原理とアルゴリズムの概略，4 章で LCO の VRP に対する適用方法，5 章で数値計算実験の結果を示す．最後に 6 章で本研究のまとめを行う．

†1 北海道大学情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University
†2 北見工業大学 工学部 機械工学科
Department of Mechanical Engineering, Kitami Institute of Technology

2. 関連研究

VRP は 50 年ほど前に提案され[6]，それ以来厳密解法および近似解法を用いた数多くの研究がなされている．しかし，一般的に顧客数が 50 以上の場合，最適解を求められる厳密解法は知られていないと報告されている[10]．これは，VRP が NP 困難な問題であることに起因し，これ以上の規模の問題に対しては近似解法が有効とされている．近似解法には，"Constructive method"[5]，"Two-phase method"[7],[14]，"Improvement method"[15],[17] などがある．さらに，近年ではメタヒューリスティクスによる解法の研究も数多く行われ，従来より高精度な近似解を高速に得ている．メタヒューリスティクスは，特定の解法ではなく，幅広い問題に対し対応可能なアルゴリズムの基本的な枠組みを指す．メタヒューリスティクスに属する解法には，焼きなまし法 (Simulated Annealing, SA)[12],[17]，タブーサーチ (Tabu Search, TS)[14],[9],[13])，遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA)[2],[1]，蟻コロニー最適化 (Ant Colony Optimization, ACO)[11],[3] などがある．この中でもタブーサーチが VRP に対して最も成功したメタヒューリスティックであるとされる．実際，14 個のベンチマーク問題のうち 12 個において[14] が，2 個において[13] がそれぞれ現在知られている最良解を求めている．

3. 配送路問題の定式化

この章では本研究で扱う VRP について定式化を行う．

3.1 記号の定義

以下に必要な記号を定義し，その上で VRP を定式化する．

n	: 顧客数
m	: 車両台数
N	: 顧客の集合 $\{N_i : i = 1, 2, ..., n\}$
M	: 車両の集合 $\{M_i : i = 1, 2, ..., m\}$
q_i	: 顧客 N_i の需要量
s_i	: 顧客 N_i での作業時間
$c(N_i, N_j)$	: 顧客 N_i, N_j 間の距離（移動時間）
L	: 車両の移動距離（時間）の上限
Q	: 車両の積載量の上限
x_{ijk}	: 車両 k が顧客 i へ配送した後に j へ配送すれば 1, そうでなければ 0

3.2 対象とする VRP

本研究で対象とする VRP の目的は，車両の移動距離（時間）の総和を最小化することであり，制約条件は以下の通りである．

1. 車両は倉庫から出発し倉庫へ戻る
2. 顧客は一台の車両で一度だけ配送される
3. 車両が配送する品物の総量は車両の積載量の上限 Q を超えない
4. 車両の移動距離（時間）は上限 L を超えない

また，本研究では顧客集合 N，顧客間の距離（移動時間） c_{ij}，顧客の需要量 q_i，顧客での作業時間 s_i，車両の移動距離（時間）の上限 L，車両の積載量の上限 Q は既知とする．

本研究で扱う VRP の目的は車両の総移動距離（時間）を最小化することであり，以下の式で表現できる．

$$\text{minimize} \sum_{k=0}^{m}\sum_{i=0}^{n}\sum_{j=0}^{n} x_{kij}(c_{ij} + s_i) \tag{1}$$

さらに，各制約条件は以下の式で表現できる．

$$\sum_{k=0}^{m}\sum_{j=0}^{n} x_{k0j} = m \tag{2}$$

$$\sum_{k=0}^{m}\sum_{j=0}^{n} x_{kij} = 1 \quad (i = 1, 2, ..., n) \tag{3}$$

$$\sum_{k=0}^{m}\sum_{i=0}^{n} x_{ki0} = m \tag{4}$$

$$\sum_{k=0}^{m}\sum_{i=0}^{n} x_{kij} = 1 \quad (j = 1, 2, ..., n) \tag{5}$$

$$x_{kij}(1 - x_{kij}) = 1 \tag{6}$$

$$\sum_{i=0}^{n} q_i \sum_{j=0}^{n} x_{kij} \leq Q \tag{7}$$

$$\sum_{i=0}^{n}\sum_{j=0}^{n} x_{kij}(c_{ij} + \delta_i) \leq L \tag{8}$$

4. 局所クラスタリング組織化法

この章では，局所クラスタリング組織化法 (Local Clustering Organization, LCO)[8) の概要を説明する．LCO は要素間のコストが定義された問題の解に対し，局所的なクラスタリングを繰り返すことで最適化を行う最適化手法である．クラスタリングの際には，解のランダムに選択した要素を起点とし，その周辺の要素集合内で評価関数に基づく順序付けを行う．この概念は自己組織化マップ (Self-Organizing Map, SOM) におけるニューロンの自己組織化に基づいている．SOM を組合せ順序問題に適用した場合，入力ベクトルに対するシナプスベクトルの局所的な学習により，ニューロンの自己組織化を結果的に行っている．しかしながら，組合せ順序問題において，入力ベクトルおよびシナプスベクトルとみなせる情報が与えられない問題も存在し，そのような場合には SOM を適用することは困難である．そこで，LCO では SOM におけるシナプスベクトルを用いた学習の代わりとして，費用関数による局所的なクラスタリングを行うことで，費用関数のみに基づいた最適化を可能としている．

5. LCO の VRP への適用

LCO を VRP へ適用するためには，VRP における解要素の順序解と，その順序解を評価する方法が必要となる．本研究では，LCO を VRP へ適用するための解表現を次のように定める．

5.1 解 表 現

まず，VRP を LCO で扱うための順序解の要素として，顧客番号 $1, \ldots, n$ と倉庫を表す番号 0 を用いる．ここで，各車両は倉庫から出発し，割当てられた顧客へ順に配送した後，倉庫へ戻る．よって，各車両の経路は，倉庫を表す 0 を先頭とし，配送先の顧客番号が配送順に並べ，最後に再び 0 が並ぶ順列で表現できる．さらに，各車両の先頭と最後は必ず 0 のため，ある車両の先頭と別の車両の最後を連結し，各車両の経路全体でリング状のトポロジーを形成する．図 1 に顧客数 10，車両台数 3 の場合の例を示す．

LCO の局所的なクラスタリングは，順序付けられた解要素の交換や，要素間の解要素順序の逆転（逆位）を解に対する基本操作とする．従って，順序解表現上の任意の要素に対し基本操作を適用しても，矛盾の無い順序解表現を維持し，評価を行えなければならない．上記の解表現はこの条件を満たしており，車両は倉庫から出発し最後に倉庫へ戻るという制約と，顧客は一台の車両に一度しか配送されないという制約を必ず満たす．ただし，車両の積載量が上限を超えないという制約と，車両の移動距離（時間）が上限

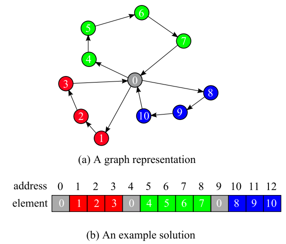

図 1 An example solution of VRP

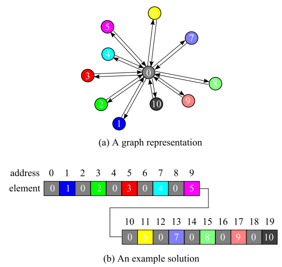

図 2 An example initital solution of VRP

を超えないという制約を満たすかの判定は，要素の交換によって変化した順序解を評価しなければ行えない．また，解集合のうち，制約条件を満たすものは実行可能解，満たさないものは実行不可能解と呼ばれる．本研究では，実行可能解の集合内で解の探索を行うため，操作の結果実行不可能解へ遷移する場合は，その操作をキャンセルし操作適用前の解に戻すこととする．

5.2 初 期 解

本研究では，実行可能解の集合内のみで探索を行うため，初期解も実行可能解である必要がある．また，VRP には車両の移動距離（時間）と積載量の制約が存在するが，一台の車両が一人の顧客へ配送する状態は必ず制約条件を満たす．もし，この状態でも制約条件を満たさない場合は，実行可能解を持つ問題として成立しない．よって，初期解として一台の車両が一人の顧客へ配送する状態を用いる．この初期解を用いる場合，解の要素数は顧客数の 2 倍となる．図 2 に初期解の例を示す．

5.3 車両台数削減

一般的に，車両台数が少ないほど総移動距離（時間）は減少する．ただし，制約条件があるため最低限必要な台数が決まっている．また，前節の初期解を用いた場合，車両台数は顧客数と等しい．よって，この初期解にクラスタリングを適用した場合，解表現上で倉庫を表す 0 が隣り合い，どの顧客へも配送しない車両が存在することになる．さらに，二次元平面上に配置された顧客間のユークリッド距離を顧客間の移動距離（時間）とする場合，再びこの車両に顧客を割当てた際に総移動距離（時間）が減少することはない．よって，解表現上で隣合った倉庫を示す 0 の内ひとつを残し，残りは削除することとする．これによって，車両台数と解の要素数が減少する．図 3 にその例を示す．

5.4 アルゴリズムの変更

LCO を VRP に適用した解法のアルゴリズムを以下に示す．

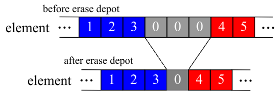

図 3 An example of erasing depot

1. 上記の初期解作成方法に従い初期解 S を生成する
2. S からランダムに c 番目の要素 S_c を選択し，S_c の左右 d までの要素を近傍集合 N_c として設定する．
3. 近傍集合 N_c に対し局所的なクラスタリングを行う．
4. 車両台数の削減
5. 一定回数解の改善が行われない場合終了する．それ以外は (2), (3) を繰り返す．

ここで，クラスタリングを行う近傍範囲を決定する d は，上限を解要素数の 1/2 としランダムで決定する．

5.5 局所クラスタリングアルゴリズム

前節のアルゴリズムでは，LCO を VRP へ適用した場合の局所的なクラスタリング方法が示されていない．

局所的なクラスタリングとは，S からランダム選択した c 番目の要素の近傍の要素集合 N_c に対して行われる，評価値に基づく要素の順序付けである．TSP の最適化において LCO では複数ののクラスタリング手法が用いられ，それらを確率的に混合することが有効であると示されている[8)]．これは，採用された複数のクラスタリング手法がそれぞれ異なる特性を持つため，混合することで単独のクラスタリング手法では到達できない近傍解に遷移することが可能であると考えられる．本研究では，TSP のために用いられた 3 種類のクラスタリング手法を利用し，近傍解への遷移判定を VRP に合わせ修正を行う．以下にその 3 種類のクラスタリング手法を示す．

5.5.1 単純交換法 (Simple Exchange Method, SEM)

単純交換法とは，解表現上で二要素の交換を解に対する基本操作とする手法である．この際，現在の解 S からランダムに選択した c 番目の要素と，その近傍要素集合 N_c 内の要素に対し，c の隣の要素から順次 c と交換を行うか判定し，制約条件を満たし評価値が改善される場合のみに交換を行う手法である．そのアルゴリズムを以下に示す．

1. $i = 1, k = i$ とする．
2. 近傍解 S' を，現在の解から c 番目の要素と $c + i$ を交換した解とする．
3. 交換後の近傍解が制約条件を満たし，評価値が改善されるかどうかを以下の式で判定し，条件を満たす場合 S を S' と置き換える．
$$C(S') \leq C(S) \wedge L(S') \leq L \wedge Q(S') \leq Q \tag{9}$$
ここで，$C(S)$，$C(S')$ は解 S，S' の総移動距離（時間），$L(S')$ は解 S' の最大移動距離（時間），$Q(S')$ は解 S' の最大積載量とする．
4. $k = -i$ とし (2)，(3) を行う．
5. $i > d(t)$ ならば終了する．そうでなければ $i = i + 1, k = i$ とし (2) へ戻る．

5.5.2 逆位交換法 (Inverse Exchange Method, IEM)

逆位交換法とは，解表現上で二要素間の要素の順序を逆転させること（逆位）を解に対する基本操作とする手法である．よって，IEM における近傍解 S' は，解 S から c 番目の要素と $c + i$ 番目の要素間の要素順序を逆転させた解とするその他の部分は SEM と同じなため詳細は省く．

5.5.3 平滑法 (Smoothing Method, SM)

平滑法とは，解表現上で二要素の交換を基本操作とする手法であり，その点では SEM と似た手法である．しかし，SM は交換を行う二要素の選択方法が SEM とは異なり，クラスタリングの起点となる要素番号 c を順次移動させつつ，SEM の総当りを行う手法である．以下にそのアルゴリズムを示す

1. $i = 0$，$j = 2$ とする．
2. 近傍解 S' を，現在の解から $c - d(t) + i$ 番目の要素と $c - d(t) + i + j$ を交換した解とする．
3. 交換後の近傍解が制約条件を満たし，評価値が改善されるかどうかを式 (9) で判定する．条件を満たす場合 S を S' と置き換える．
4. $j = j + 1$ とする．$j < d(t) - i$ なら (2) へ戻る．
5. $i = i + 1$，$j = 2$ とする．$i > d(t)$ ならば終了し，そうでなければ (2) へ戻る．

5.6 LCO の局所クラスタリングの拡張

従来の LCO の局所クラスタリングアルゴリズムでは，二要素の交換や，二要素間の逆位のみを基本操作とする．そこで，より多くの近傍解を探索することを目的とし，別の基本操作を用いたクラスタリング手法を採用する．用いる基本操作には，操作がなるべく簡単，かつ従来の LCO で採用されている基本操作では到達できない解にも到達できることが望ましい．よって，本研究ではその基本操作として，解表現上のある要素を

別の要素間に挿入することを採用する．

5.6.1 単純挿入法 (Simple Insert Method, SIM)

単純挿入法とは，解表現上である要素を別の要素間に挿入することを解に対する基本操作とする手法である．この際，現在の解 S からランダムに選択した c 番目の要素と，その近傍要素集合 N_c 内の要素に対し，c の隣の要素間に順次 c を挿入を行うか判定し，制約条件を満たし評価値が改善される場合のみに交換を行う手法である．そのアルゴリズムを以下に示す．

1. $i = 1, k = i$ とする．
2. 近傍解 S' を，現在の解から c 番目の要素と $c+i$ と $c+i+1$ 番目の要素間に挿入した解とする．以下にその遷移を示す．
   変更前:$(..., S_{c-1}, S_c, S_{c+1}, ..., S_{c+i}, S_{c+i+1}, ...)$
   変更後:$(..., S_{c-1}, S_{c+1}, ..., S_{c+i}, S_c, S_{c+i+1}, ...)$
3. 交換後の近傍解が制約条件を満たし，評価値が改善されるかどうかを式 (9) で判定する．条件を満たす場合 S を S' と置き換える．
4. $k = -i$ とし (3)，(4) を行う．
5. $i > d(t)$ ならば終了し，そうでなければ $i = i+1, k = i$ とし，(2) へ戻る．

6. 数値計算実験

LCO を用いた VRP の解法の有効性を検証するために数値計算実験を行う．クラスタリング手法の混合割合は SEM, IEM, SIM=1:1:1 とする．近傍要素集合 N_c を決定する値である $d(t)$ は，$d(t) = \alpha(m+n)/2$ で決定される．ここで，α は 0 から 1 の間でランダムに設定される実数とする．終了条件は解が一定回数更新されないこととし，その回数は 1000 回とする．本研究において，プログラムは C++で記述され，Core 2 Duo (3.00GHz) で実行される．各実験結果は 50 回の試行の結果を用いる．

6.1 ベンチマーク問題

数値計算実験では VRP の有効性検証によく利用されるベンチマーク問題を用いる．このベンチマーク問題は 14 種類の問題 (C1-C14) を含み，50 から 199 までの顧客と単一の倉庫から構成される．ここで，顧客と倉庫は二次元平面上に配置され，顧客間の移動距離（時間）は顧客間のユークリッド距離を用いる．また，14 種類の問題のうち C1-C10 の 10 種類は，二次元平面状に顧客をランダムに一様に配置した問題であり，C10-C14 の 4 種類は，顧客がいくつかのクラスターに別れ配置されている問題である．さらに，C1-C5, C11-C12 には各車両の移動距離（時間）の上限制約は存在しないが，C6-C10, C13-C14 には存在する．

6.2 大規模問題

上記のベンチマーク問題では，顧客数が 50 から 199 までである．LCO は本来大規模な問題に対して実用的な時間内で，高精度な近似解を得ることを目的に開発された手法である．そこで，より大規模な問題を独自に作成し数値計算実験を行う．実際に作成した問題のパラメータを表 2 に示す．

6.3 実験結果

ベンチマーク問題に対する実験結果を表 1 に示す．表 1 によると，LCO では問題 C12 でのみ最適解が得られている．また，現在知られている最良解との平均誤差は 4.12% となり，C11 においては 14.83% と他の問題に比べ特に悪い値が得られた．

大規模問題の実験結果を表 2 に，得られた最良解のうち (b) と (d) に対する最良解を図 4, 図 5 に示す．表 2 によると，顧客数 1000，2000 の問題に対しても，最大 86 秒と十分実用的な時間で，近似解が得られていることがわかる．

7. 結論

本研究では，大規模 TSP に対し有効な解法である LCO を VRP に適用し，VRP に対する LCO の有効性の検証を行った．以下にまとめと今後の課題を示す．

1. 本研究では，大規模 TSP に対し有効な LCO を用いた VRP の解法を提案した．そして，VRP の有効性のためによく使用されるベンチマーク問題を用い，数値計算実験により VRP に対する有効性の検証を行った．
2. LCO の改良のため，新たなクラスタリング手法として，単純挿入法 (Simple Insert Method, SIM) を提案した．この手法を導入した結果における解の改善に対する有効性を検証した．
3. 従来の VRP のベンチマーク問題は 50 以上 200 未満程度の顧客数である．LCO は大規模 TSP のために開発された手法であり，より大規模な VRP の問題を独自に作成し数値計算実験を行うことで，LCO の大規模な VRP に対する有効性の検証も行った．
4. 本研究では，新たなクラスタリング手法を追加したが，基本的には VRP の TSP としての特徴を利用して解の探索を行ってきた．そこで，今後の課題としては，より VRP へ適したクラスタリング手法の提案や修正を行うことを考えている．

参 考 文 献

1) Baker, B. and Ayechew, M.: A genetic algorithm for the vehicle routing problem, *Computers and Operations Research*, Vol.30, No.5, pp.787–800 (2003).
2) Berger, J. and Barkaoui, M.: A new hybrid genetic algorithm for the capacitated vehicle routing problem, *Journal of the Operational Research Society*, Vol.54, No.12, pp.1254–1262 (2003).
3) Chen, C. and Ting, C.: An improved ant colony system algorithm for the vehicle routing problem, *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers*, Vol.23, No.2, pp.115–126 (2006).
4) Christofides, N., Mingozzi, A. and Toth, P.: The vehicle routing problem, *Combinatorial optimization*, Vol.11, p.315338 (1979).

表 1 Benchmark Problem and Proposed Solution Result

prob.	n	Q	L	s	best published	proposed solution result best	average	worst	time
Uniform Problem									
C1	50	160	∞	0	524.61[14]	1.42	9.57	23.17	0.17
C2	75	140	∞	0	835.26[14]	3.37	7.22	13.40	0.55
C3	100	200	∞	0	826.14[14]	2.24	5.64	11.93	1.21
C4	150	200	∞	0	1028.42[14]	3.51	7.89	11.96	3.57
C5	199	100	∞	0	1291.45[13]	4.79	10.05	14.10	8.80
C6	50	160	200	10	555.43[14]	0.64	6.00	13.34	0.19
C7	75	140	160	10	909.68[14]	3.65	6.88	11.80	0.62
C8	100	200	230	10	865.94[14]	2.39	6.71	10.72	1.22
C9	150	200	200	10	1162.55[14]	3.85	8.45	12.82	4.23
C10	199	200	200	10	1395.85[13]	6.09	9.88	13.75	9.91
Clustered Problem									
C11	120	200	∞	0	1042.11[14]	14.83	23.26	35.69	2.19
C12	100	200	∞	0	819.56[14]	0.00	11.98	23.54	1.29
C13	120	200	720	50	1541.14[14]	8.49	15.14	25.79	2.31
C14	100	200	1040	90	866.37[14]	3.74	11.24	20.64	1.22
Average						4.21	9.99	17.33	

表 2 Large Scale Problems

prob.	n	Q	L	s	proposed solution result best	average	worst	time
(a)	1000	500	∞	0	42324	43076	44591	14.00
(b)	1000	500	2000	10	51818	52865	53844	13.73
(c)	2000	1000	∞	0	49096	50210	51504	86.99
(d)	2000	1000	2500	10	69016	69980	70897	80.22

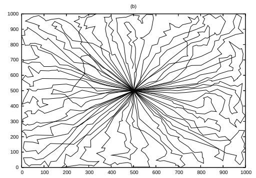

図 4 A best Solution of (b)

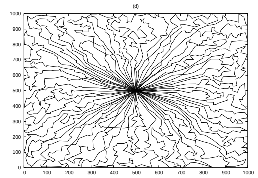

図 5 A best Solution of (d)

5) Clarke, G. and Wright, J.: Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points, *Operations research*, pp.568–581 (1964).
6) Dantzig, G. and Ramser, J.: The truck dispatching problem, *Management Science*, pp.80–91 (1959).
7) Fisher, M. and Jaikumar, R.: A generalized assignment heuristic for vehicle routing, *Networks*, Vol.11, No.2 (1981).
8) Furukawa, M., Watanabe, M. and Matsumura, Y.: Local Clustering Organization (LCO) Solving a Large-Scale TSP, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol.17, No.5, p.560 (2005).
9) Gendreau, M., Hertz, A. and Laporte, G.: A tabu search heuristic for the vehicle routing problem, *Management Science*, pp.1276–1290 (1994).
10) Golden, B., Assad, A. and Wasil, E.: Routing vehicles in the real world: applications in the solid waste, beverage, food, dairy, and newspaper industries, *The vehicle routing problem*, pp.245–286 (2002).
11) Mazzeo, S. and Loiseau, I.: An ant colony algorithm for the capacitated vehicle routing, *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, Vol.18, pp.181–186 (2004).
12) Osman, I.: Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem, *Annals of Operations Research*, Vol.41, No.4, pp. 421–451 (1993).
13) Rochat, Y. and Taillard, É.: Probabilistic diversification and intensification in local search for vehicle routing, *Journal of heuristics*, Vol.1, No.1, pp.147–167 (1995).
14) Taillard, E.: Parallel iterative search methods for vehicle routing problems, *Networks*, Vol.23, No.8 (1993).
15) Thompson, P. and Psaraftis, H.: Cyclic transfer algorithms for multivehicle routing and scheduling problems, *Operations Research*, pp.935–946 (1993).
16) Toth, P. and Vigo, D.: An overview of vehicle routing problems, *The Vehicle Routing Problem*, pp.1–26 (2002).
17) VanBreedam, A.: Improvement heuristics for the vehicle routing problem based on simulated annealing, *European Journal of Operational Research*, Vol.86, No.3, pp.480–490 (1995).