

多目的化の概念を用いた 単目的 Vehicle Routing 問題へのアプローチ

渡 邊 真 也[†] 榊 原 一 紀[†]

本論文では、総移動距離最小化を目的とした Vehicle Routing 問題 (VRP) に対してカスタマの割当てに関する評価基準を追加した多目的最適化に基づく新たな解法の提案を行う。一般に、VRP におけるカスタマの割当て決定と順路 (経路) 決定のうち、カスタマの割当てが探索の成否により重要な影響を持っていることが知られている。そこで、その性質を効果的に探索に活かす方法として、割当て決定に関する評価項目を新たに評価基準として加える多目的化のアプローチを考案した。VRP における代表的なベンチマーク問題を用いた数値実験により、従来までの「総移動距離」だけを評価基準とした場合、「総移動距離と車両台数」を評価基準とした場合に比べ提案する多目的化した場合の有効性を確認した。

A Multiobjectivization Approach for Vehicle Routing Problems with Single Objective

SHINYA WATANABE[†] and KAZUTOSHI SAKAKIBARA[†]

This paper presents a new approach for vehicle routing problems (VRPs), which are generally defined as problems of minimizing the total travel distance. We propose a new approach that treats VRPs as multi-objective problems. In the proposed approach, a newly defined objective related to assignment of customers is added. The assignment has a more important influence on the search results than routing. Therefore, we can expect to increase the search ability by adding new objectives related to assignment. We investigated the characteristics and effectiveness of the proposed approaches by comparing the performance on conventional approaches and the proposed approaches.

1. はじめに

配送計画、運搬経路問題として知られている Vehicle Routing Problem (VRP) は、配送センタ (Depot) から複数の需要地への配送を効率的に行おうとする配送ルート決定問題であり、非常に実務的な問題として 1950 年代より現在まで数多くの研究がなされてきた¹⁾。また近年、デマンドバス といった新たな交通システムの誕生により VRP に対する注目が改めて強まってきている。

VRP は、制約として与えられた車容量を満たしたうえで複数の車両を用いてすべてのカスタマを訪れる経路集合から、車両に対するカスタマの割当て、各車両でのカスタマの訪問順序を決定する問題であり、一般には車の台数 (ルートの数) とカスタマを訪れるのに必要な総移動距離の最小化を目的とする。これまで VRP に対しては、分枝限定法や数理計画法といった

厳密解法から局所的探索法 (Local Search: LS)²⁾ やシミュレーテッドアニーリング (Simulated Annealing: SA)、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)³⁾ といったメタヒューリスティックまで様々な解法が適用されており、数多くの適用例が報告されている¹⁾。

一方、多目的最適化問題に対して GA などの進化的手法を適用する進化的多目的最適化 (Evolutionary Multi-criterion Optimization: EMO) に関する研究が近年さかに行われるようになり大きな進歩をみせている⁴⁾。この EMO におけるユニークな取り組みの 1 つとして、単目的最適化問題に対して評価関数を何らかの形で複数目的化し、EMO を適用するという多目的化 に関する研究があり、いくつか興味深い報告が行われている^{5),6)}。この多目的化の最大の特徴は、

デマンドバスとは乗客の要求に応じて乗降場所を自由に変更できる乗合いバスのことである。

単目的を多目的に変換することを意味する多目的化 (multiobjectivization) という言葉は、Knowles らにより用いられているものである⁵⁾。

[†] 立命館大学情報理工学部

College of Information Science & Engineering, Ritsumeikan University

本来の目的とは異なる視点に立つ別の目的を追加することにより、本来の目的だけを扱っていた場合よりも良好な結果を得る点である。

本論文では、VRP に対して上述の多目的化の概念を利用した新たな解法の提案を行う。VRP における複数の目的を同時最適化するために EMO を利用した研究^(3),7),8) は数多く行われているものの、その多くは車の台数と総移動距離、車の台数と総移動時間といった VRP の持つ本来的な目的をそのまま多目的として扱っている。対して、本論文では VRP におけるカスタマ割当てに関する評価を新たな評価項目として加えた多目的化に基づく新たな解法の提案を行う。一般に、VRP におけるカスタマの割当て決定と順序（経路）決定のうち、カスタマの割当てが探索の成否により重要な影響を持っていることが知られている。そこで、総移動距離だけを対象としていた場合に比べ、提案する割り当て決定に関する評価を新たに追加する方法は、総移動距離最小化においてより良好な結果を得られると期待することができる。

本論文では、提案する解法の有効性を検証するためにいくつかの数値実験を行った。対象問題としては、Capacitated VRP (CVRP) において代表的なベンチマーク問題である Taillard らの問題を利用した。また、実験では Deb らにより提案された多目的 GA 手法 (NSGA-II) を使用した⁹⁾。

2. Vehicle Routing Problem

VRP にはその制約の種類に応じて様々な派生形が存在するが、本論文では最も単純な積載量制約付き VRP (Capacitated VRP: CVRP) を扱う。

本研究で対象とする VRP を次のように定義する。複数台の車を用いて N 人のカスタマを巡る。各車はデポ (Depot) と呼ばれる出発地点から、割り当てられたカスタマ集合をすべて巡り、デポに戻る。このとき車によるカスタマの通過順をルート（巡回路）と呼ぶ（図 1 参照）。各車は i 番目のカスタマ地点 u_i において w_{u_i} の需要量（重量）を積み込むものとする。カスタマ u_i とカスタマ u_j 間は、距離コスト c_{u_i, u_j} で接続されているものとする。車がルートをめぐる間、積載量が容量 W 以下となるといった制約が課せられる。

VRP の評価については様々なものが考えられるが、本研究では総移動距離 F_{sum} を取り上げ目的関数とする。本論文で扱う目的関数を以下に示す。

$$\text{minimize } F_{\text{sum}} = \sum_{m=1}^M c^m \quad (1)$$

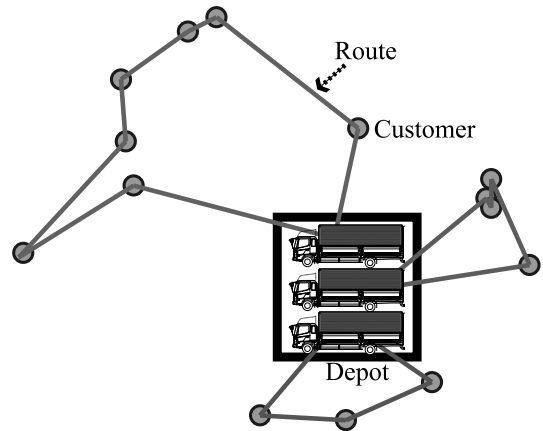


図 1 VRP の概念図

Fig. 1 The concept figure of VRP.

式 (1) における M は使用するルートの総数であり、 c^m は m 番目のルートにおける距離コストを表す。 c^m の定義を以下に示す。

$$c^m = c_{0, u_1^m}^m + \sum_{i=1}^{n_m-1} c_{u_i^m, u_{i+1}^m}^m + c_{u_{n_m}^m, 0}^m \quad (2)$$

式 (2) における $c_{i,j}^m$ は m 番目のルートにおけるカスタマ i から j までの距離コストを表している。また、 u_i^m は m 番目のルートにおいて i 番目に巡るカスタマを表しており、 0 はデポを意味している。 n_m は m 番目のルートが巡回するカスタマの総数を表しており、本論文では巡回すべき全カスタマ数を $N = \sum_{m=1}^M n_m$ とする。

次に、各ルートにおける積載量制約に関する式を示す。本論文では、すべてのルートにおいて同一の積載量制約 W を使用した。

$$W \geq w^m = \sum_{i=1}^{n_m} w_{u_i^m}, \quad (m = 1, \dots, M) \quad (3)$$

式 (3) における w^m は、 m 番目のルートにおける総積載量であり、 $w_{u_i^m}$ は m 番目のルートにおいて i 番目に巡るカスタマの需要量を表している。

これにより VRP は、容量に関する制約、およびすべての地点を巡るといった制約を満たし、かつ評価が最小となるような配送計画、すなわち

- (1) 車への地点の割当て（以下、決定 (1) と呼ぶ）、
 - (2) 各車の地点を巡る順序（以下、決定 (2) と呼ぶ）、
- を決定する問題であるととらえられる。

3. Vehicle Routing Problem の多目的化

本論文では、VRP に対して前章末尾で触れた決定

(1) を陽に評価する新たな目的を追加した多目的化手法を提案する．以下，多目的化を導入する目的および決定 (1) を陽に評価するための新たな評価方法について説明する．

3.1 提案する多目的化の目的

上述のとおり VRP では，2 種類の決定を行う必要があるが，カスタマを巡る順序決定（決定 (2)）に比べて割当ての決定（決定 (1)）は探索の成否により重要な影響を持っている．これは，決定 (1) が決定 (2) に対する上位の問題となっており，たとえ最適な順序を決定したとしても割当てが適切でなければ良好な結果を得ることができないためである．

しかしながら，これまで VRP において割当てに関する評価を陽に組み入れた事例はない．決定 (1) と決定 (2) を段階的に解く多段階法などの例では，決定 (1) に対して LS やタブー探索法を適用し，決定 (2) に対してヒューリスティクスを用いる事例¹⁰⁾などは報告されているが，目的として決定 (1) を陽に扱う仕組みは組み込まれていない．また，SA を用いて使用する車の数（ルートの数）を最小化し，そのうえでカスタマの順序を入れ替えることにより総移動距離を最小化する 2 段階解法の例も報告されている²⁾が，車の数の最小化は直接的に割当てに関する評価を行っているわけではない．

そこで本論文では，カスタマの割当ての決定（決定 (1)）を陽に評価項目として扱うための方策として，多目的化の概念を利用した新たな解法の提案を行う．提案する手法では，本来の目的（総移動距離）にカスタマの割当ての決定（決定 (1)）を評価するための新たな目的を追加し，VRP を多目的最適化問題として扱う．

提案手法では 2 つの決定に関する評価を独立に扱っているが，上述の多段階法のように 2 つの決定に対して個別の解法を導入しているのではなく，2 つの決定に対して同一の解法を用いている．これは，VRP を多目的最適化問題として扱うことにより，異なる 2 つの決定に関する評価を同時にかつ独立して扱えるためである．

3.2 カスタマの割当ての決定に関する評価方法

本論文では，カスタマの割当ての決定（決定 (1)）を評価するための新たな評価方法として Handl らによって提案された多目的クラスタリング (Multiobjective clustering with automatic determination of the number of clusters: MOCK)¹¹⁾において使用されている評価関数を利用する．

クラスタリングにおけるクラスタは，VRP における 1 つのルートに含まれるカスタマ群として，データ

点は各カスタマとしてとらえることができる．そのため，MOCK において用いられている評価関数は VRP におけるカスタマの割当てに関する評価として利用することができる．

MOCK では得られたクラスタ群を評価する方法として，以下の 2 つの評価関数を利用している．

- (1) クラスタのコンパクトさに関する評価関数
- (2) 局所的なデータ点の連結性に関する評価関数

上記のうち，前者はクラスタ群の密度（コンパクト性）を評価するためのものであり，後者は近傍データどうしが同じクラスタグループに属しているかといった局所的なデータ点の連結具体を評価するものである．

クラスタのコンパクト性を評価するために，下記に示すクラスタの中心と各点との偏差を利用している．

$$\text{Dev}(C) = \sum_{C_k \in C} \sum_{i \in C_k} \delta(i, \mu_k) \quad (4)$$

式 (4) において C はすべてのクラスタの集合を意味しており， μ_k はクラスタ C_k の中心を意味している． $\delta(\cdot, \cdot)$ は選択された距離関数（本論文ではユークリッド距離）を意味する．

また，局所的なデータ点の連結性の評価として，下記に示す近傍データどうしが同じクラスタグループに属しているかどうかを評価する関数を利用している．

$$\text{Conn}(C) = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^L x_{i, nn_i(j)} \right), \quad (5)$$

$$x_{i, nn_i(j)} = \begin{cases} \frac{1}{j} & \text{if } \exists C_k : i, nn_i(j) \in C_k \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

ここで $nn_i(j)$ はデータ i における j 番目の近傍個体を意味しており， L は，連結性の評価に関わる近傍の数を決定するパラメータである．また， $x_{i, nn_i(j)}$ はデータ i とデータ i における j 番目の近傍個体が同一クラスタに属しているかに関するペナルティ値を表す．

式 (5) は，もし j 番目の近傍個体が同じクラスタ（グループ）に属していなければ， $\frac{1}{j}$ をペナルティ値として加えることを意味しており，この値が大きければ大きいほど近傍個体が同じクラスタに属していないことを意味している．

前述の分散を用いた $\text{Dev}(C)$ では各クラスタごとのまとめ具合を表しているのに対して，この連結性 $\text{Conn}(C)$ では近傍個体がどの程度，同一のグループにまとめあげられているかを示している．重要な点は， $\text{Dev}(C)$ と $\text{Conn}(C)$ がクラスタ数についてトレードオフの関係にあることである．クラスタ数が多いほど各クラスタの $\text{Dev}(C)$ は小さくなるが，近傍点どうし

が同じクラスタに属さなくなるため $\text{Conn}(C)$ は大きくなる。

本論文では、上記の2目的のうちどちらか片方もしくは両方を加えた多目的化について検討を行い、割当て評価導入による効果について考察する。

4. GA による解法構成

本論文では、3章で述べた多目的化したVRPに対してGAに基づくEMO手法の適用を試みる。本章では、多目的化したVRPに対してGAを適用するための解法構成について説明する。

4.1 遺伝子表現

VRPに対するGAのコーディング方法には様々な方法が提案されているが、本実験ではすべてのルートをそのまま遺伝子として用いた。すなわち、各ルートを表現する表現型を直接遺伝子型として扱った。そのため、本実験ではコーディング、デコーディングの作業は発生しない。

また、式(4)、式(5)の評価方法としては、各ルートに含まれるカスタマ群にデポを合わせたものを1つのクラスタ($C_k(C_k \in C)$)として扱い各評価項目の評価を行った。つまり、式(4)、式(5)中におけるデータ点*i*として各ルートに含まれるカスタマ群とデポの地点番号を対応させる。

4.2 初期個体生成

問題の持つ積載量および平均需要量(重量)からルートに含まれる平均カスタマ数を求めることができる。本実験では、初期個体の生成として各ルートに含まれるカスタマ数が平均カスタマ数となるようにランダムに個体を生成した。

4.3 交 叉

表現型をそのまま遺伝子型として扱ったため、一般にスケジューリング問題などで使用されているPMX, OX, EXといった交叉手法を適用することはできない。

そのため、本研究では親の持つルート情報をできるだけ形質遺伝する新たな交叉手法を考案した。ここでは、考案した交叉手法を部分ルート形質交叉(Partially Route Inheritance Crossover: PRIC)と呼ぶ。本手法は、一方の親の持つ半数のルートをそのまま子へコピーし、選択されたルートに含まれないカスタマについてはもう一方の親のルート情報をもとに受け継ぐという交叉を行っている。親の持つルート情報をどれだけそのまま残すかは、交叉の性能に大きく関わってくる。ここでは、交叉によりそれぞれの親の性質を半分ずつ受け継がせるため一方の親における半数のルートをそのまま子供へコピーする方法を用いた。以

下、PRICのアルゴリズムについて示す。

Step 1: ランダムに2つの親(親1, 親2)を選択する。

Step 2: 親1の持つルートから約半数のルートを選択し、子にコピーする。

Step 3: 選択されたルートに含まれないカスタマを親2のルートから子にコピーする。Step 2およびStep 3によりコピーされたルート総数が、親1のルート総数を超えていた場合、Step 4へ。そうでなければ終了。

Step 4: 親1のルート総数と等しくなるまで、Step 3によりコピーされたルートを下記の手順に従い統合する。

Step 4-1: Step 3によりコピーされたすべてのルートに対して含まれるカスタマ数の少ないもの順にソートを行う。

Step 4-2: ソート順に各ルートと最も近いルートを選び統合を行う。ルート間の距離としては、ルートに含まれる全カスタマとデポから求める各ルートの中心座標間のユークリッド距離を用いた。そのため、統合は中心座標間の距離が最も近いルートとの間で行われる。統合では、選ばれたルートの末尾にルートに含まれているカスタマを加えるという操作を行う。

上記のStep 4では、カスタマ数の少ないルートを別のルートに統合する操作を行っている。これは、親1から選ばれなかったカスタマを親2のルートに基づき選択すると、含まれるカスタマ数の少ないルートが多数作成され、全体としてのルート数が膨大となるためである。

本交叉手法により、単に親のルートを遺伝するだけでなく、ルートごとの統合、分割およびカスタマの入替えの効果を期待することができる。図2に本交叉手法の概念図を示す。

4.4 突然変異

突然変異としては、下記に示す6つの操作のうち1つをランダムに行うという方法を用いた。

- 1) 2-opt*(asterisk)¹⁾
- 2) or-opt¹⁾
- 3) Relocate Operator¹⁾
- 4) Exchange Operator¹⁾
- 5) 異なるルートの統合
- 6) 同一ルートの分割

上記のうち、2-opt*は異なるルート間における部分巡回路の交換を行う手法であり、or-optは同一ルート

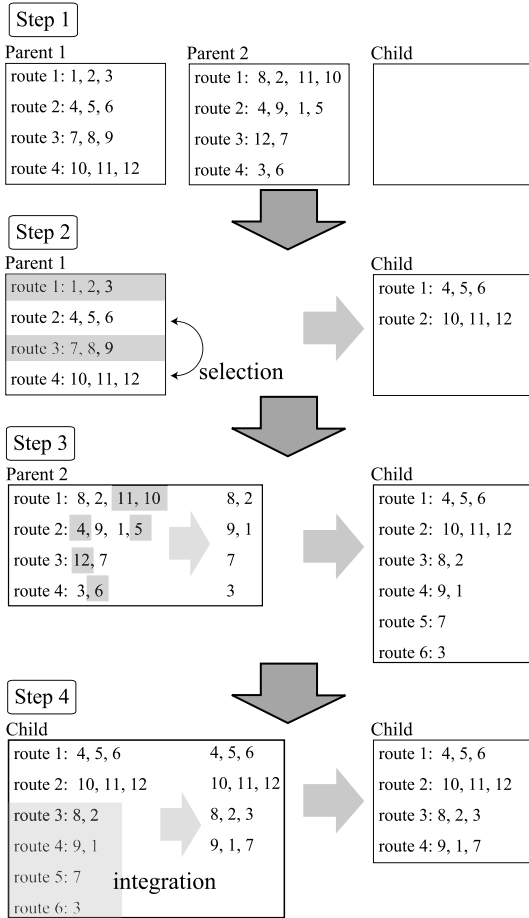


図 2 PRIC の概念図

Fig. 2 The concept figure of PRIC.

内における部分巡回路の入替えである。また、Relocate Operator は異なるルート間において一方に含まれるカスタマ 1 つを他方のルートに挿入する方法であり、Exchange Operator は異なるルート間のそれぞれからカスタマを 1 つ選びお互いに交換する方法である。

多くの研究において、様々な突然変異手法（損動）を組み合わせることが探索に効果的であることが知られている¹⁾。本研究では、性質の異なる 6 つの突然変異を組み合わせ、より効果的な探索の実現を試みる。

4.5 ルート（部分巡回路）における出発・到着地点の決定

本実験では、評価の段階において各ルートの出発・到着地点の決定を行っている。具体的には、saving 法¹⁾の考えに基づき、ルートに含まれる各カスタマ間に出発・到着地点を挿入したときの総移動距離が最小となる場所へ挿入する。このことにより、各カスタマ順序

表 1 GA パラメータ

Table 1 GA parameters.

population size	200
crossover rate	1.0
mutation rate	1/bit length
number of trials	30

において最適なデポの挿入位置を求めることができる。

4.6 制約違反に対する扱い

VRP における積載量制約を違反しているルートに対しては、ルートを分割する方法を用いた。具体的には、違反を満たさない範囲のカスタマ順序で 1 つのルートを作成し、それ以降のカスタマ順序から別のルートを生成した。そのため、本実験におけるすべての解は積載量制約を満たしている。

5. 数値実験

本論文では、前章で提案した多目的化の有効性を検証するため数値実験を行った。適用手法としては、Debらにより提案された NSGA-II を使用した⁹⁾。また、対象問題としては、Capacitated VRP (CVRP) において代表的なベンチマーク問題である Taillard らの問題を利用した。実験に使用したパラメータを表 1 に示す。

以下、実験結果および考察について述べる。

5.1 例題

我々は、VRP に対するベンチマーク問題として tai75c, tai100d の 2 つの例題およびそれらの問題における各カスタマの持つ需要量（重量）の変動係数を変化させた 4 つの例題を新たに作成し用いた。作成した 6 つの例題のパラメータを表 2 に示す。なお、表中にはカスタマ数 (N)、積載量制約 (W)、すべてのカスタマにおける需要量（重量） w_i ($i = 1 \dots N$) の平均値 \bar{w} 、および変動係数 $C(w)$ を合わせて示す。

表 2 における、tai75c($C = 0$)、tai75c($C = 0.6$) は tai75c(original) におけるカスタマ需要量の変動係数が 0, 0.6 程度となるように各カスタマの需要量を変更した問題である（カスタマの位置、重量制約などは同じ）。tai100d($C = 0$) および tai100d($C = 0.8$) も同様に、tai100d(original) における変動係数が 0, 0.8 程度となるように各カスタマ需要量を変更した問題である。

カスタマ需要量の変動係数が小さいということは、

次の URL において公開されている。http://neo.lcc.uma.es/radi-aeb/WebVRP/index.html
変動係数とは、標準偏差を平均値で割ったものであり、データのばらつき度合いを示す指標である。

表 2 例題のパラメータ
Table 2 Problem instance.

Problem	N	W	\bar{w}	$C(w)$
tai75c($C = 0$)	75	1122	127	0.0
tai75c($C = 0.6$)	75	1122	163.2	0.6
tai75c(original)	75	1122	126.9	1.6
tai100d($C = 0$)	100	1297	136	0.0
tai100d($C = 0.8$)	100	1297	135.7	0.8
tai100d(original)	100	1297	135.7	1.6

表 3 NSGA-II の 5 通りの実装
Table 3 The five type experiments of NSGA-II.

method	f_1	f_2	f_3
Conventional 1	$f^{Eq.1}$	$f^{Eq.1}$	—
Conventional 2	$f^{Eq.1}$	The number of routes	—
Proposed 1	$f_1^{Eq.1}$	$f_2^{Eq.4}$	—
Proposed 2	$f_1^{Eq.1}$	$f_2^{Eq.5}$	—
Proposed 3	$f_1^{Eq.1}$	$f_2^{Eq.4}$	$f_3^{Eq.5}$

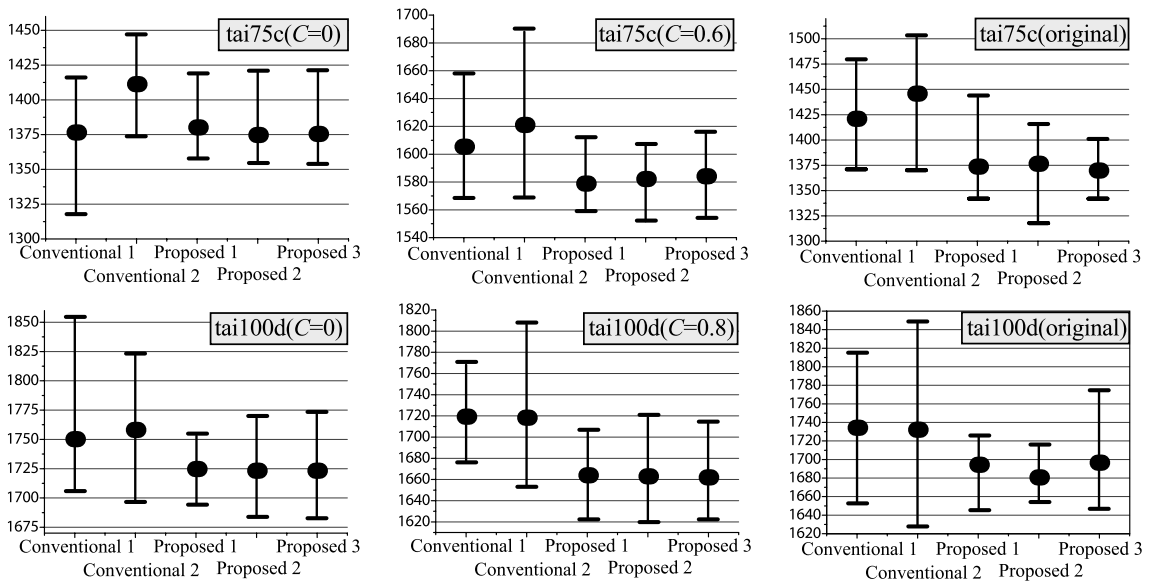


図 3 総移動距離に関する結果
Fig. 3 The results of the total travel distance.

各カスタマの持つ需要量が均一化されていることを意味する。需要量が均一化されているほど、単純に近いカスタマどうしが同じルートとなるようにカスタマの割当てを行えばよいため、カスタマの割当てに関して容易になる。逆に、変動係数が大きいほどカスタマ割当てが難しくなり、カスタマ割当てに関する性能が効いてくるものと思われる。

5.2 実験結果および考察

本実験では、NSGA-II における目的関数の設定として、表 3 に示す 5 通りの実装について実験を行った。表中におけるすべての場合において、第 1 評価関数は、各ルートの総和である総移動距離を表す式 (1) を用いている。従来手法として、総移動距離だけを目的とした場合 (Conventional 1)、ルート数 (車両数) の最小化を目的とした場合 (Conventional 2) を実装した。また、提案手法である多目的化した場合として式 (4) および式 (5) をそれぞれ第 2 評価関数として持つ場合、両方の関数を第 2、第 3 として持つ場合の 3 通りを用いた。

また、実験ではカスタマ数が 75 である tai75c($C = 0$)、tai75c($C = 0.6$) および tai75c(original) において 5000 世代、カスタマ数が 100 である tai100d($C = 0$)、tai100d($C = 0.8$) および tai100d(original) において 7500 世代の探索を行った。

6 つの例題に対する実験結果として 30 試行における評価値 (総移動距離) の最大値、最小値、平均値をグラフ化したものを図 3 に示す。また、30 試行における解のばらつきを評価するため、得られた解の評価値に関する標準偏差を図 4 に示す。なお、提案する 3 つの多目的化手法では各試行により得られた非劣解集合のうち総移動距離の最も良い解を最終的な解として扱っている。具体的には、各手法により得られた解のうち最良の f_1 (総移動距離) を持つ個体をその手法における最終的な解として用いた。

図 3 より提案している多目的化手法は、ほとんどの場合において従来手法よりも良好な結果が得られていることが分かる。特に問題規模の大きな問題、変動係数の大きな問題においてその差は顕著化している。ま

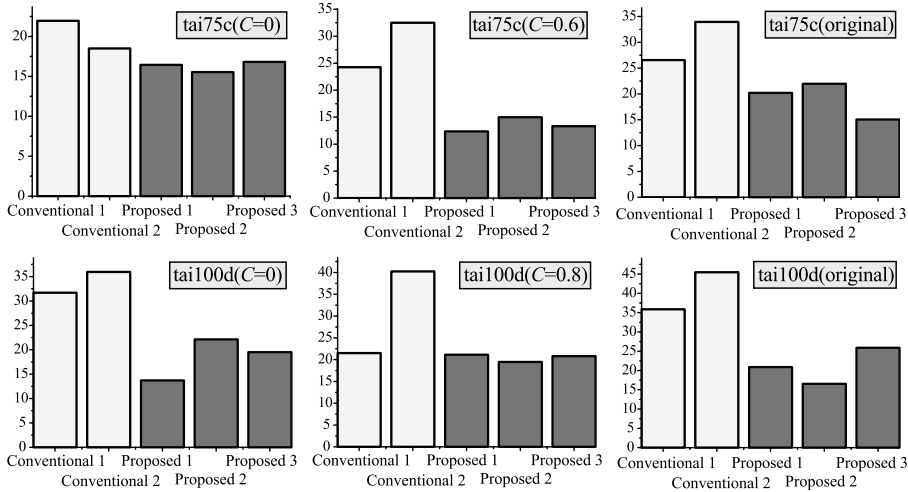


図 4 解の評価値に関する標準偏差
Fig. 4 The standard deviation of the solutions.

た、図 3 における最大値、最小値の幅および解のばらつき具合を表す図 4 から、提案手法により得られた解にはばらつきが少なく安定した結果が得られていることが分かる。このことより、提案する多目的化が VRP の総移動距離最小化において非常に効果的に働いていることが分かる。

探索履歴からの考察

ここで、提案した多目的化の効果をより詳細に検討するために各手法における総移動距離最小を持つ個体の世代ごとの推移について考察する。

tai100d(original) における最小の総移動距離を持つ個体の総移動距離 (式 (1)), ルート数 (車両数), クラスタのコンパクト性に関する評価値 (Dev(C), 式 (4)), データ点の連結性に関する評価値 (Conn(C), 式 (5)) の世代ごとの推移をそれぞれ図 5 に示す。図中における、横軸は世代数を対数軸で表したものである。また、各手法における結果は 30 試行平均の推移を表している。

図 5 から分かるように、それぞれの評価値は世代が進むに従って値が減少するという同じ傾向を持っているため、それぞれの評価値にはある程度強い関連性があることが推測できる。ただし、コンパクト性と連結性に関する結果のうち、提案する 3 つの手法の 200 世代以降においてわずかな評価値の上昇が認められることから、コンパクト性と連結性の極小値付近では総移動距離との相関が低いことが分かる。

各評価値のうち総移動距離に関しては、どの手法も同じような推移をたどっていることが分かる。ただし、総移動距離とルート数 (車両数) を目的として持つ

Conventional 2 が他の手法に比べて 300 世代あたりまで推移が緩やかであることが分かる。一方、ルートの数について見た場合、先ほどとは逆に Conventional 2 が他手法に比べて初期の世代においてより小さな値を示している。これは、他手法と違いルート数を明示的に有しているためと考えられる。

また、クラスタのコンパクト性に関する評価値 (Dev(C)) およびデータ点の連結性に関する評価値 (Conn(C)) では従来手法に比べて提案する 3 つの手法がより良好な値を示していることが分かる。興味深いのは、MOCK におけるこれら 2 つの評価値に関してその両方を持つ Proposed 3 が片方だけを持つ Proposed 1 および Proposed 2 よりも小さな値を示していることである。このことより、Proposed 3 における総移動距離の最小値を持つ解はどちらか片方だけを持つ多目的化よりもカスタムの割当て具合が優れているということがいえる。一方、ルート数 (車両数) 最小化を目的として持つ Conventional 2 におけるコンパクト性、連結性に関する評価値が総移動距離だけを目的とする Conventional 1 とほぼ変わらないことから、ルート数 (車両数) 最小化はカスタム割当てに関する評価に結び付いていないことが分かる。

6. ま と め

本論文では、多目的化の概念を利用した VRP に対する新たな解法の提案を行った。提案手法では、多目的クラスタリング (Multiobjective clustering with automatic determination of the number of clusters: MOCK) において用いられているデータ集合のまと

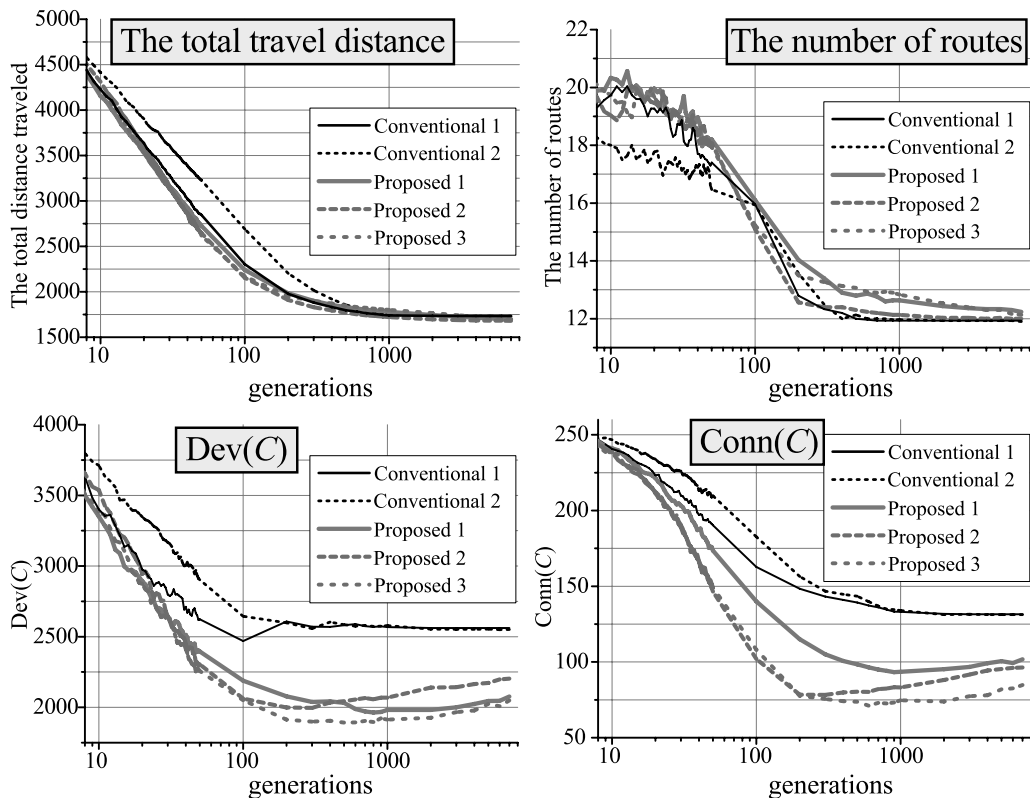


図 5 各評価値の推移

Fig. 5 The transition of the objective values.

まり具合に関する評価項目を VRP に導入することにより VRP におけるカスタマ割当てをより効果的に行うことを試みている。いくつかのベンチマーク問題を用いた数値実験より以下の事柄が明らかとなった。

- (1) MOCK に用いられる評価基準を VRP に追加することにより、ほぼすべての場合において性能が向上した。追加した評価基準は、データ集合のまとめり具合に関する評価基準と近傍のデータ点どうしがどの程度同じグループに属しているかに関するものの 2 種類である。実験結果より、性能が向上するだけでなく、試行ごとの解の分散も多目的化により減少することが分かった。
- (2) 従来手法および提案手法により得られた総移動距離最小を持つ個体の世代ごとの推移について検討を行った。その結果、MOCK に用いられる 2 つの評価基準のうちどちらかを用いるよりも、両方を用いる場合の方がそれら 2 つの評価値において良好な結果を得られることが分かった。また、実験によりルート数（車両数）最小化がカスタマ割当てに関する評価となっていない

いことが確認できた。

参考文献

- 1) Braysy, O. and Gendreau, M.: Vehicle routing problem with time windows — part 1: Route construction and local search algorithms, *Transportation Science*, Vol.39, No.1, pp.104–118 (2005).
- 2) Bent, R. and Van Hentenryck, P.: A two stage hybrid local search for the vehicle routing problem with time windows, *Transportation Science*, Vol.38, pp.515–530 (2004).
- 3) Potvin, J.Y. and Bengio, S.: The vehicle routing problem with time windows — part ii: Genetic search, *INFORMS Journal on Computing*, Vol.8, pp.165–172 (1996).
- 4) Deb, K.: *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. Wiley Chichester, UK (2001).
- 5) Knowles, D., Watson, A. and Corne, W.: Reducing local optima in single-objective problems by multi-objectivization, *Evolutionary Multi-Criterion Optimization. First International Conference, EMO 2001*, pp.268–282

- (2001).
- 6) 渡邊真也, 榊原一紀: 単目的最適化問題における多目的化とその有効性, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol.46, No.SIG 17(TOM 13), pp.70-79 (2005).
 - 7) Jozefowicz, N., Semet, F. and Talbi, E.: Parallel and Hybrid Models for Multi-objective Optimization: Application to the Vehicle Routing Problem, *Parallel Problem Solving from Nature—PPSN VII*, pp.271-280 (2002).
 - 8) Murata, T. and Itai, R.: Multi-objective vehicle routing problems using two-fold emo algorithms to enhance solution similarity on non-dominated solutions, *Evolutionary Multi-Criterion Optimization, Third International Conference, EMO 2005*, pp.885-896 (2005).
 - 9) Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. and Meyarivan, T.: A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II, *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, Vol.6, No.2, pp.182-197 (2002).
 - 10) Nanry, W.P. and Barnes, J.W.: Solving the pickup and delivery problem with time windows using reactive tabu search, *Transportation Research Part B*, Vol.34, pp.107-121 (2000).
 - 11) Handl, J. and Knowles, J.: Exploiting the Trade-Off—The Benefits of Multiple Objectives in Data Clustering, *Evolutionary Multi-Criterion Optimization. 3rd International Con-*

ference, EMO 2005, pp.547-560 (2005).

(平成 18 年 2 月 17 日受付)

(平成 18 年 4 月 6 日再受付)

(平成 18 年 8 月 30 日採録)



渡邊 真也 (正会員)

1977 年生. 2003 年同志社大学大学院工学研究科博士後期課程修了.

工学 (博士). 同年産業総合研究所生命情報科学研究センター特別研究員, 現在, 立命館大学情報理工学部

講師. 進化的計算, 最適設計, 並列処理等の研究に従事. IEEE, 日本知能情報ファジィ学会, システム制御情報学会各会員.



榊原 一紀 (正会員)

1999 年神戸大学工学部電気電子工学科卒業, 2004 年神戸大学大学院自然科学研究科博士後期課程修了, 同年立命館大学理工学部助手, 現在に

至る. 博士 (工学). スケジューリング問題のモデル化と解法, 進化・学習アルゴリズムの理論と応用に関する研究等に従事. 計測自動制御学会, システム制御情報学会各会員.