

Vehicle Routing 問題への多目的最適化に基づくアプローチ

渡邊 真也[†], 榊原 一紀[†]

[†] 立命館大学 情報理工学部

本論文では、総移動距離最小化を目的とした Vehicle Routing 問題 (VRP) に対してカスタマーの割り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 におけるカスタマーの割り当て決定と順路 (経路) 決定のうち、カスタマーの割り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、割り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に比べ提案する多目的化した場合の有効性を確認した。

An approach based on multiobjective optimization for vehicle routing problem

Shinya WATANABE[†], and Kazutoshi SAKAKIBARA[†]

[†] College of Information Science & Engineering, Ritsumeikan University

This paper presents a new approach for vehicle routing problem (VRP). VRP is generally defined as the problem to minimize the total distance traveled. We propose a new approach to VRP, which treat VRP as multiobjective problem in which newly defined objective related with assignments of customers is added. The result of assignment has a more important influence on search results than that of routing. Therefore, we can expect to increase the search ability by adding new object related with assignment. Through numerical examples, the effectiveness and the potential of the proposed approach have been examined.

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、配送センター (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⁾。

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盛んに行われるようになり大きな進歩を見せている²⁾。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¹に関する研究があり、幾つか興味深い報告が行われている^{4, 3)}。

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。一般に、VRP におけるカスタマーの割り当て決定と順路

(経路) 決定のうち、カスタマーの割り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、カスタマー集合のまと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 におけるカスタマー割り当てをより効果的に行う方法について検討を行った。

本論文では、提案する解法の有効性を検証するために幾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、実験では代表的な多目的 GA 手法である NSGA-II を使用した⁵⁾。

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。VRP における評価 (目的関数) については様々なものが考えられるが、本論文では総移動距離 F_{sum} を取り上げ、目的関数とする。

本論文で対象とする目的関数は、以下の式で表される。

¹ 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³⁾。

$$\text{Min. } \sum_{m=1}^M c^m \quad (1)$$

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 $c_{i,j}^m$ はカスタマー 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ーを表しており 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ーの総数を表しており, 本論文では巡回すべき全カスタマー数を $N = \sum_{m=1}^M n_m$ とする.

これにより VRP は, 容量に関する制約, および全ての地点を巡るといった制約を満たし, かつ評価が最小にするような配送計画, すなわち

- (1) 車への地点の割り当て (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捉えられる.

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) を評価するための新たな目的を追加した多目的化手法を提案する. 提案手法では, 決定 (1) の評価方法として Handl, Knowles 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)⁶⁾ において使用されている評価関数を利用する.

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

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.

$$\text{Dev}(C) = \sum_{C_k \in C} \sum_{i \in C_k} \delta(i, \mu_k) \quad (3)$$

式(3)において C は全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同士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.

$$\text{Conn}(C) = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^L x_{i, nn_i(j)} \right), \quad (4)$$

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

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.

式(4)は, もし j 番目の近傍個体と同じクラスタ (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と同じクラスタに属していないことを意味している.

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, 割り当て評価導入による効果について考察する.

4 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, 最も代表的な EMO 手法の 1 つである NSGA-II を使用した⁵⁾. 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²⁾.

以下, 使用した GA の構成および問題について説明を行い, 実験結果および考察について述べる.

4.1 GA による解法構成

本実験では, NSGA-II を用いて VRP を多目的化することによる効果について検討を行った.

GA パラメータとしては, 個体数 200, 交叉率 1.0, 突然変異率 遺伝子長分の 1, 終了世代 5000 世代として 10 試行を行った. また, 遺伝子型表現としては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. 以下, 本実験で用いた遺伝子操作について説明する.

²⁾ 次の URL において公開されている. <http://neo.lcc.uma.es/radi-aeb/WebVRP/index.html>

4.1.1 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ー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ー数が平均カスタマー数となるようにランダムに個体を生成した．

4.1.2 交叉

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，親の持つ約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ーについてはもう一方の親のルート情報を元に受け継ぐという交叉を行っている．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ーを親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全てのルートに対して含まれるカスタマー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．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ーを加えるという操作を行う．また，ルート間の距離としては中心間の距離を用いた．

上記のStep 4では，カスタマー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ーを親2のルートに基づき選択すると含まれるカスタマー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ーの入れ替えの効果を期待することができる．

表 1: The four type experiments of NSGA-II.

method	f_1	f_2	f_3
Conventional	$f^{Eq.1}$	—	—
Proposed 1	$f_1^{Eq.1}$	$f_2^{Eq.3}$	—
Proposed 2	$f_2^{Eq.1}$	$f_2^{Eq.4}$	—
Proposed 3	$f_2^{Eq.1}$	$f_2^{Eq.3}$	$f_3^{Eq.4}$

4.1.3 突然変異

突然変異としては，or-opt を用いた¹⁾．or-optは，個体の持つルートをランダムに1つ選び，長さ L の部分巡回路を入れ替えるものである．

4.1.4 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ー間に出発・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，各カスタマー順列において最適なデポの挿入位置を求めることができる．

4.1.5 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ー順列で1つのルートを作成し，それ以降のカスタマー順列から別のルートを生成した．そのため，本実験における全ての解は積載量制約を満たしている．

4.2 実験結果および考察

数値実験における例題として，tai75a，tai75b，tai100a，tai150aの4種類の問題を用いた．本実験では，NSGA-IIにおける目的関数の設定として，表1に示す4通りの実装について実験を行った．表中における全ての場合において，第1評価関数は，各ルートの総和である総距離を表す式(1)を用いている．また，多目的化した場合として式(3)および式(4)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．

4つの例題に対して得られた結果を図1に示す．図1は，10試行における各手法の最大値，最小値，平均値をグラフ化したものである．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距離の最も良い解を最終的な解として扱っている．

図1より提案している多目的化手法は，ほとん

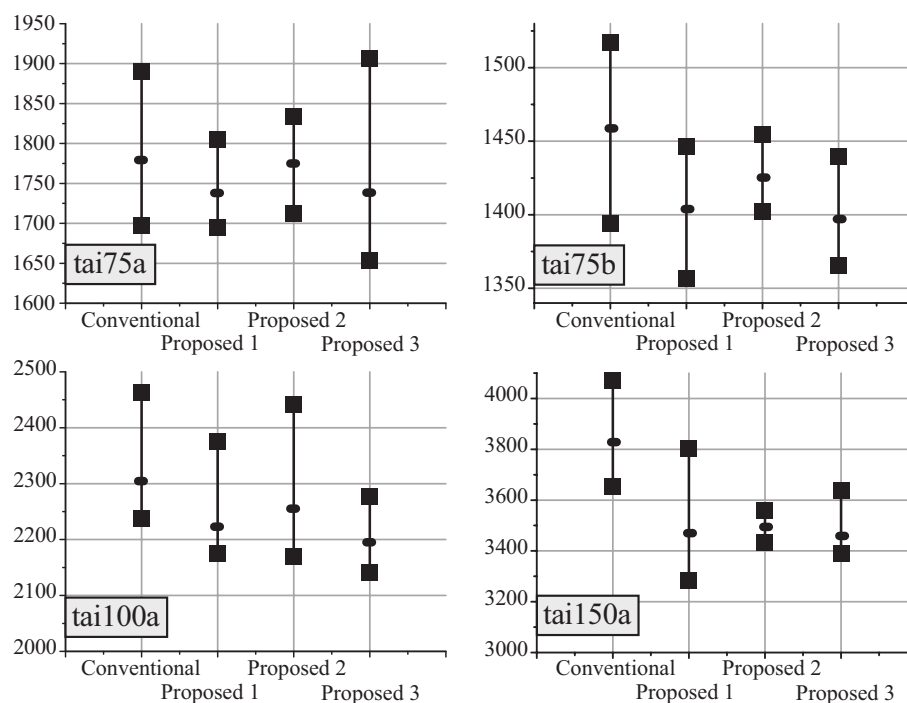


図 1: The results of the total cost.

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カスタマー数が 100, 150 の問題においてその差は顕著化している。このことより、提案する多目的化が VRP において非常に効果的に働いていることが分かる。また、提案する 3 つの手法を比較した場合、総合的には 3 目的化した提案手法 3 が安定した結果を示していることが分かる。

5 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において用いられているデータ集合のまとめり具合に関する評価項目を VRP に導入することにより VRP におけるカスタマー割り当てをより効果的に行うことを試みている。

数値実験から、全ての問題において提案する多目的化の優位性を示すことができ、提案手法の有効性を確認することができた。

参考文献

1) O. Braysy and M. Gendreau. Vehicle routing problem with time windows, part i: Route construction and local search algorithms. *Transportation Science*, Vol. 39, No. 1, pp. 104–118, 2005.

2) K. Deb. *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. Chichester, UK:Wiley, 2001.

3) D. Knowles, A. Watson, and W. Corne. Reducing local optima in single-objective problems by multi-objectivization. In *Evolutionary Multi-Criterion Optimization. First International Conference, EMO 2001*, pp. 268–282, 2001.

4) 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号), pp. 70–79, 2005.

5) K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 2, pp. 182–197, April 2002.

6) J. Handl and J. Knowles. Exploiting the Trade-Off—The Benefits of Multiple Objectives in Data Clustering. In *Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Third International Conference, EMO 2005*, pp. 547–560, 2005.