室蘭工業大学
学術資源アーカイブ
Muroran Institute of Technology Academic Resources Archive

大規模Vehicle Routing Problemに対するエリア分割と段階的統合に基づく新たな探索アプローチの提案

メタデータ	言語: jpn 出版者: 計測自動制御学会 公開日: 2016-02-17 キーワード (Ja): 大規模問題, エリア分割, 段階的統合 キーワード (En): Vehicle Routing Problem 作成者: 伊藤, 匡志, 渡邉, 真也, 榊原, 一紀 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10258/3868

室蘭工業大学
学術資源アーカイブ
Muroran Institute of Technology Academic Resources Archive

大規模Vehicle Routing Problemに対するエリア分割と段階的統合に基づく新たな探索アプローチの提案

著者	伊藤　匡志，渡邉　真也，榊原　一紀
雑誌名	計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会講演論文集
巻	2015
ページ	1044-1049
発行年	2015-11-18
URL	http://hdl.handle.net/10258/3868

大規模 Vehicle Routing Problem に対するエリア分割と段階的統合に基づく新たな探索アプローチの提案 *

伊藤 匡志　渡邉 真也 （室蘭工業大学大学院）　榊原 一紀 (富山県立大学)

概要 A proposed approach is specialized for large scale vehicle routing problems(VRPs) and based on area segmentation and gradual area integration mechanisms so as to avoid combinatorial explosion. The purpose of the proposed approach is to deconstruct large scale problem into small size sub-problems and gradually restore these to original state. Firstly, an original large scale problem is divided into some small sub-areas and optimal solutions in each sub-area are derived. When a best incumbent solution remains unchanged for a certain period, sub-areas are gradually integrated and new optimal solutions in a new integrated sub-area are newly searched through use of the obtained solutions in previous sub area. This gradual integration and optimization are iterated until every sub-area are integrated into the one (the original problem), and the optimal solution of original problem can be obtained at this time. The proposed approach aims to deconstruct large scale problem into small size sub-problems and perform more efficient search. Through some typical test problems, it was demonstrated that our approach could derive better results more effectively than conventional approach.

キーワード: Vehicle Routing Problem，大規模問題，エリア分割，段階的統合

1　はじめに

Vehicle Routing Problems（VRPs）は，配送計画問題または運搬経路問題と呼ばれ，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，実務的な問題として 1950 年代より数多くの研究がなされてきた [1, 2, 3]．

VRPs は，制約として与えられた各ビークルの積載量制約を満たした上で複数のビークルを用いてすべてのカスタマを訪れる経路決定問題であり，ビークルに対するカスタマの割り当て，および各ビークルでのカスタマの訪問順序を決定する問題である．これまで VRPs に対しては，様々な発見的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]．また，VRPs は総移動距離だけでなくビークルの台数，各経路間の移動距離の分散度合いなど本質的に多目的の要素を内包していることから，進化型多目的最適化（Evolutionary Multi-criterion Optimization，EMO）を VRPs へ応用した研究も数多く報告されている [2, 4, 5, 6]．

近年のコンピュータ高性能化及び情報のビッグデータ化に伴い幅広い分野で扱うデータや問題自体が大規模化しており，その対応が大きな課題となっている．VRPs においても，問題の大規模化により組み合わせ爆発，計算コストの増加などの問題が生じ，従来手法では現実的な時間内にユーザーが妥協できる品質の解を導出することが難しい．

そこで，上記の問題を解決，緩和する方策として，大規模問題を複数の小規模問題に部分問題化した上で適応的に統合する新たな最適化の枠組みを提案する．本提案手法の特徴は，カスタマの位置情報に基づき問題を小規模問題に分解することで探索の効率化を実現するメカニズムと小規模問題を段階的に結合することにより元の問題領域との差異を抑制するメカニズムの 2 つが共存していることである．

提案手法の有効性を検証するため，Cordeau らの設定した一定数以上のカスタマを有する 2 種類のテスト問題 [7] と作成した問題を対象に，問題の小規模化を行わない場合との比較実験を行い，提案手法の有意性について検証を行った．

2　Vehicle Routing Problems

Vehicle Routing Problems（VRPs）は Bin Packing Problem（BPP）などに見られる割り当てに関する決定と Traveling Salesman Problem（TSP）に代表される巡路に関する決定という異なる 2 種類の決定を内包する組み合わせ最適化問題である．

本研究では，最も単純な積載量制約のみを考慮する積載量制約付き VRPs（Capacitated VRPs，CVRPs）において複数のデポ（Depot）を用いる Multiple Depot VRPs（MDVRPs）[8] を対象とした．以下，CVRPs および MDVRPs について概説する．

2.1　Capacitated Vehicle Routing Problems

VRPs 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，積載量制約のみを考慮する CVRPs は下記のように定義することができる．

> 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全てを巡り，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）とよぶ．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．

CVRPs 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_{dist} および各ルートごとの移動距離の分散 F_{var} を取り上げ 2 目的最適化問題として定式化した．本論文で扱う目的関数を以下に示す．

*本研究は情報処理学会 北海道シンポジウム 2015 で発表したものである．

SY0010/15/0000-1044 © 2015 SICE

$$\min \quad F_{\mathrm{dist}} \quad = \quad \sum_{m=1}^{M} c^m \tag{1}$$

$$\min \quad F_{\mathrm{var}} \quad = \quad \sum_{m=1}^{M} (\bar{c} - c^m)^2 \tag{2}$$

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, $\bar{c}$ は各ルートの平均距離を表す．c^m の定義を式 (3) に示す．

$$c^m = c^m_{0,u^m_1} + \sum_{i=1}^{n_m-1} c^m_{u^m_i,u^m_{i+1}} + c^m_{u^m_{n_m},0} \tag{3}$$

式 (3) における $c^m_{u^m_i,u^m_j}$ は m 番目のルートにおけるカスタマ u_i から u_j までの距離コストを表している．また，u^m_i 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定義を式 (4) に示す．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．

$$W \geq w^m = \sum_{i=1}^{n_m} w_{u^m_i}, \quad (m = 1, \ldots, M) \tag{4}$$

式 (4) 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，$w_{u^m_i}$ 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 CVRPs は，容量に関する制約，およびすべてのカスタマ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) ビークルへのカスタマの割り当て

(2) 各ビークルがカスタマを巡る順路

を決定する問題であると捉えられる．

2.2 Multi-Depot Vehicle Routing Problems

本研究で扱う MDVRPs とは，CVRPs を一般化したデポの数が複数存在する VRPs のことである．

MDVRPs は，探索がより広範囲かつ大規模なカスタマが存在する問題へ対応しており，デポが複数存在することに関連して各ビークルは必ず同一のデポから出発し戻ってこなければならいという制約が上述の CVRPs 定義に追加されている．

3 提案手法

2 章では，VRPs がビークルへのカスタマの割り当てを決定する問題と，各ビークルがカスタマを巡る順序を決定する問題の 2 つに大別されることを述べた．従来手法ではこれら両方を最適化しているが，カスタマ数が増加するにつれ，莫大な計算時間が必要となる．一方，各ルートを単体で見た場合，TSP における単なる順路決定問題と捉えることができる．

そのため，本手法では順路決定に対しては，TSP の分野における効果的な解法として広く知られる LKH[9] を利用し，割り当て決定についてのみ EMO を用いる様にした．これは，作業を分担化することにより，カスタマ数の増加による探索負担の増加を軽減するためである．アルゴリズムの詳細は，Lin らの文献 [9] を参照のこと．

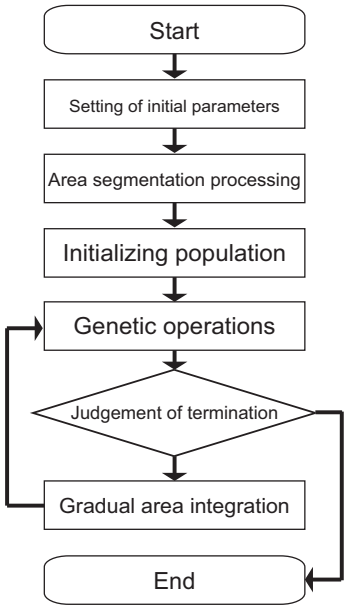


Fig. 1: Flowchart of the proposed approach.

また，本研究は大規模 VRPs に対する適用を想定しており，問題の大規模化に伴う組み合わせ爆発，計算コストの増大といった問題へ対応する必要がある．それらの問題に対して，問題領域分割に基づく部分問題化と段階的な部分問題統合という 2 つのメカニズムを併せ持つ新たな探索の枠組みを提案，実装している．

以下，提案手法の具体的な手順およびその中で実装されている主要なメカニズムについて説明する．また，本章の最後に VRPs の解法として本アルゴリズムの遺伝的操作に組み込んだ円形分割スキームについての概要を述べる．

3.1 提案手法の流れ

本手法では，問題領域の分割に基づく部分問題化を行い，その上で，部分問題に対する遺伝的操作を用いた探索および探索の進度に合わせた適応的な部分問題の統合操作を繰り返しながら元の問題に対する最適解の導出を試みている．

これは，大規模な問題に対して直接探索を試みるよりも，小規模な問題に分割し，そこで得られた部分解の情報を活用しながら徐々に元の問題規模に近づける形で探索した方が結果として効率のよい探索が実現できるという想定に基づいている．

問題の小規模化では，後述するように予め設定した分割サイズ（P）となるようにデポおよびカスタマのユークリッド空間上での位置に基づく領域分割を行っている．また，結合のタイミングとしては評価回数を利用しており，全小規模問題を探索後に評価回数が指定回数 (G_S) を超えていた場合に結合を行うものとした．

本提案手法は，具体的な最適化アルゴリズムそのものではなくその枠組みに関する提案であり，組み込む最適化アルゴリズムは特に限定しない．ただし，本研

究では将来的な応用事例として多目的の枠組みに基づく定式化を想定しているため，本論分では VRPs を多目的問題として扱い，それに対応した最適化アルゴリズムの実装を行った．

以下，提案手法の流れについて示す（Fig. 1）．

Step 0: 初期パラメータの設定

- N　　初期個体サイズ
- A　　アーカイブ個体サイズ
- P　　領域分割サイズ
- G_S　結合に関するパラメータ（使用評価回数の上限）
- E　　評価回数

Step 1: 問題の分割 (部分問題化)
後述する小規模化メカニズムを用いて問題が P 個の小規模問題となるように分割する (部分問題化)．ここで現在の問題数を表すパラメタ p を $p = P$ とする．

Step 2: 探索母集団の初期化
各小規模問題において N 個の個体を初期化する [1]．また，評価回数を表すパラメタ t を $t = 0$，現在の使用評価回数を表すパラメタ g_s を $g_s = 0$ とする．

Step 3: 遺伝的操作による探索
交叉，突然変異といった遺伝的操作による解の更新を行う．ここで全小規模問題を探索後に，g_s に現在の使用評価回数を代入する．

Step 4: 終了判定
もし，$G_S \leq g_s$ ならば，次の Step 5 へ．ただし，$p = 1$ かつ $E \leq g_s$ の場合には，探索を終了する．それ以外の場合（$E \leq g_s$），Step 3 へ戻り遺伝的操作による探索を繰り返す．

Step 5: 部分問題の統合
後述のメカニズムに基づき部分問題の統合を行い，p の更新を行う．対象問題の環境変化に伴い $G_S = G_S * 2$ を行った上で，Step 4 へ戻る．

上記の通り，提案手法の肝となるメカニズムは部分問題化と実現するための問題分割と部分問題の段階的統合である．以下，この 2 つのメカニズムの詳細について説明する．

3.2　問題の部分問題化

本手法ではまず問題領域全体をデポの数だけ分割した上で，さらに細かく領域を分割する多段階分割方式を採用した．最初のデポ数分への分割方法としては，各カスタマをユークリッド距離に基づき最近傍デポへ割り当てる操作を行い，2 段回目のさらに細かな分割では，各領域内でデポとの距離が最大なカスタマとそのカスタマからの距離が最大となるカスタマの 2 点間の中点を算出し，中点とデポを通る直線から領域を 2 つに分割していくという方法を用いた．

この分割メカニズムの詳細を下記に示す．

Step 1: 各カスタマを最近傍のデポへ割り当てることによりデポ数と同数の領域 $A_i (i = 1, \cdots, N)$ を生成する．

Step 2: 各領域 A_i 内で，デポからの距離が最大となるカスタマ a とそのカスタマからの距離が最大となるカスタマ b を選択する．

Step 3: Step2 で求めたカスタマ a，b の中点 M を求め，各領域内で M とデポを結んだ直線を分離境界線として，領域を 2 分割（再分割）する．

Step 4: 指定した領域数（部分問題数）に到達していたら終了．そうでなければ Step2 へ戻る．

ここで，分割メカニズムによる領域分割が問題領域（探索領域）の限定にどのように寄与しているのかについて述べる．提案手法では，本分割メカニズムにより分割された問題領域を個別の領域として扱うことで部分問題化している．

いま，部分問題化により問題領域 $\Re$ が P 個の部分領域 $(\Re_i (i = 1, \ldots, P))$ に分割されたものとする．その場合，各部分問題において扱うカスタマは次の制約を満たすものに限定される．

$$\forall u \in \Re_i \tag{5}$$

そのため，各部分問題において扱うカスタマは上記の式を満たす限られたカスタマだけとなり，大幅に探索空間が狭まることとなる．

3.3　部分問題の統合

部分問題同士を結合し，段階的に元の問題に戻すメカニズムについて説明する．

もし，この結合操作がなければ部分問題の解をそのまま足し合わせた解しか導出することができず，他の部分領域にまたがるようなルートを形成することができない．また，全ての領域を一度に結合すると，結合前後における問題環境の変化が大きくなるため，これまでの探索で得られた情報が必ずしも効果的に受け継がれない可能性がある．そこで本手法では，一部の部分問題同士の結合を段階的に繰り返していくことで，元の問題に近づけるアプローチを採用した．

本メカニズムにおける重要なポイントは，結合のタイミングと対象となる結合領域の選択である．本手法では，全部分問題を探索後に評価回数が指定回数 (G_S) を超えた段階を結合のタイミングとし，対象となる結合領域は，領域分割の順番を逆に辿る形で選択した．つまり，最後に分割を行った領域から順番に結合を行い，第 1 分割で分割をした領域同士を最後に統合する．

以下に結合メカニズムの手順を示す．

Step 1: 各部分問題で探索を行い，現在の評価回数 g_s が G_S 以上となるまで探索を行う．この条件が満たされた場合，Step 2 へ．

Step 2: 最後に分割した領域から順番に領域の結合を行う．その際，結合前の各領域の探索結果を結合後の探索初期個体に設定し，$G_S = G_S * 2$ として Step1 へ戻る．

上記の手順を繰り返すことにより，結合前後の情報を引き継ぎながら段階的に元の問題環境での最適化へと移行することが可能となる．

3.4　円形分割スキーム法

円形分割スキーム法は 1985 年に Haimovitch-Rinnooy Kan らによって提案された領域分割法の 1 手法である．この方法は，Gillet-Miller によって提案され

[1] そのため，全体としては $N \times P$ 個の個体となる．

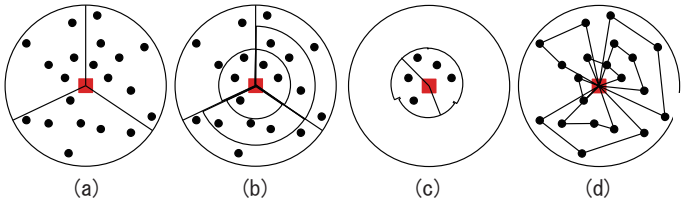


Fig. 2: Concept figures of circular partitioning scheme

Table 1: Problem Instances.

Problem	p08	pr06	X-n1001-k43-D2
Number of customers	249	288	1000
Number of depots	2	4	2

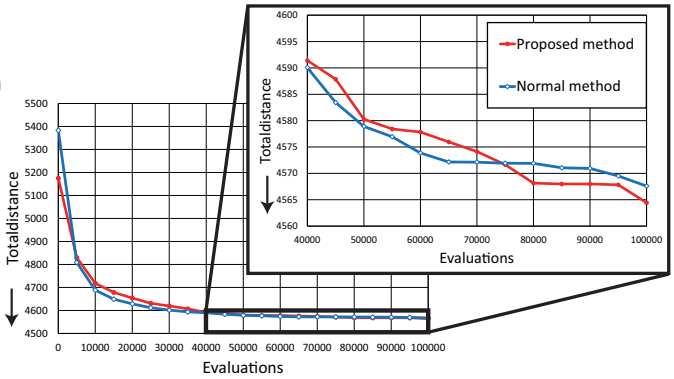


Fig. 3: Transitions of F_{dist} at p08

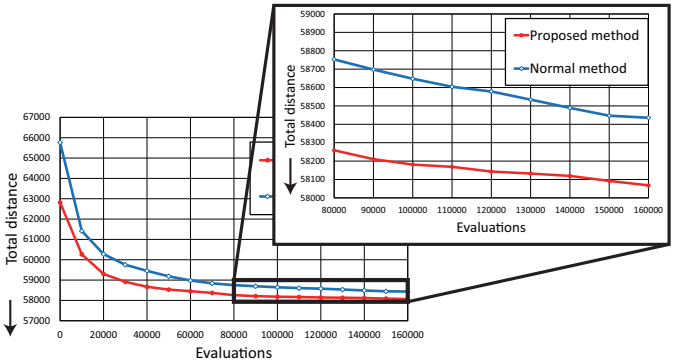


Fig. 4: Transitions of F_{dist} at X-n1001-k43-D2

た中心から出る半直線だけによって領域を扇形に分割するスイープ法（sweep method）に基づいた方法で，大規模問題に適しているといわれている．

この分割方法の詳細を下記に示すとともに，その概念図を Fig. 2 に示す．

Step 1: 領域を等面積の扇形に分割 (Fig. 2 の a)．

Step 2: Step1 で分割された領域を 1 ルートの積載量を超えないように，外側から順に弧によって分割 (Fig. 2 の b)．

Step 3: 最も内側の残った領域を，1 ルートの積載量を超えないように，半径方向の線によって分割 (Fig. 2 の c)．

Step 4: 分割した領域ごとにルートを決定 (Fig. 2 の d)．

4 数値実験

ここでは，提案手法の有効性の検証に関する数値実験を示す．具体的には，Cordeau らの設定した 2 種類のテスト問題 [7]（p08,pr06）と作成した問題の X-n1001-k43-D2 を使用し，提案手法と部分問題化を行わない方法（従来手法）との比較を行った．使用した問題特性を表にまとめたものを Table. 1 に示す．

本実験ではテスト問題に対して提案手法と部分問題化を行わない方法（従来手法）をそれぞれ 10 試行適用し，比較を行った．以下，3 つの問題の内 p08 と X-n1001-k43-D2 の 2 つの数値結果について述べる．

4.1 実験結果

各テスト問題における提案手法と従来手法の F_{dist} 推移図を Fig. 3 から Fig. 4 に示す．本推移図は両手法の各評価回数における最小の F_{dist} 値の推移を表しており，10 試行における平均値が出力されている．

最終的に得られた解集合の目的関数空間上における分布を Fig. 5 から Fig. 6 に示す．これらの結果は，10 試行中において F_{dist} に関する最良値が中央値をとる試行の場合の分布である．

Table 2: Used Parameters.

Parameter	p08	pr06	X-n1001-k43-D2
N	50		
A	250		
P	4	8	4
G_S	500	1000	
E	100000		160000

カスタマ数が少ない p08 では，提案手法と従来手法では大きな差が生じない同程度の結果が得られたが，カスタマ数が多い X-n1001-k43-D2 では提案手法の場合が優れた解を導出できた．また，探索序盤において提案手法は従来手法より優れており，探索初期に効率のよい探索を実現していることが分かる．

この結果から，問題領域の分割による探索効率の向上と分割処理により生じる部分最適化の影響を段階的結合により大幅に緩和するメカニズムは，よりカスタマ数の多い大規模問題において強みを持つと考えられる．

実際のルートに対する分析

ここで，p08 を用いて解探索により得られた実際のルートに基づく分析について述べる．提案手法の効果

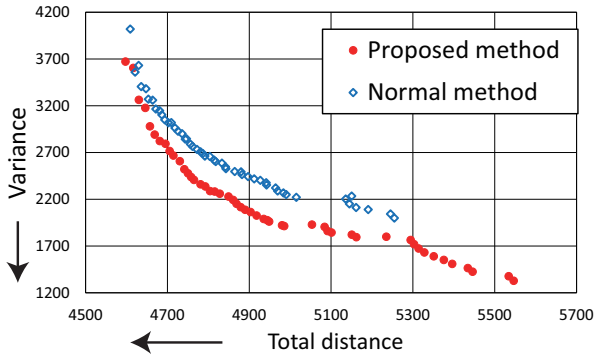


Fig. 5: The distribution map of the obtained solutions at p08

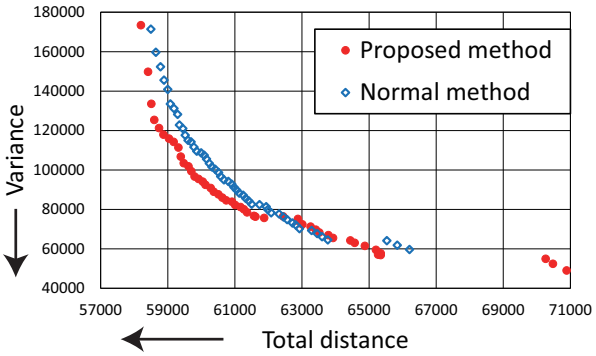


Fig. 6: The distribution map of the obtained solutions at X-n1001-k43-D2

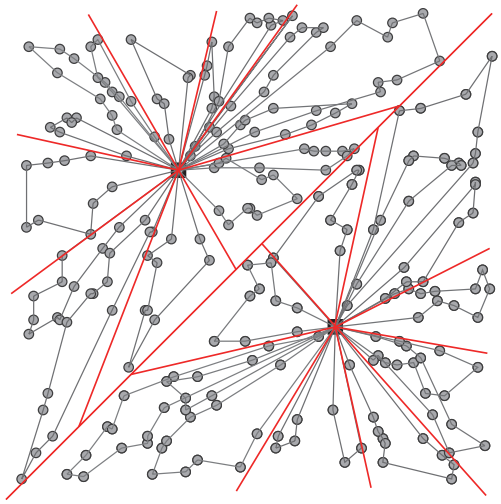


Fig. 7: Actual route of the proposed method's solution at the end of 1st generation at p08

を検証するため，既知の最良解と提案手法により得られた解候補の比較を通して提案手法により得られた解候補の質を詳細に検証することを目的とする．

問題を公開しているサイト [7] において公表されているこれまでに発見された最小の F_{dist} を持つルート（以

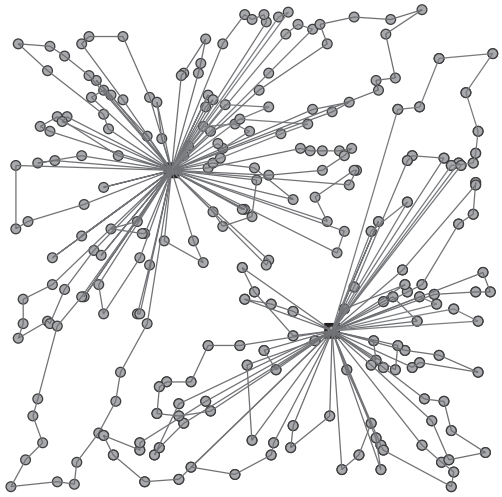


Fig. 8: Actual route of the conventional method's solution at the end of 1st generation at p08

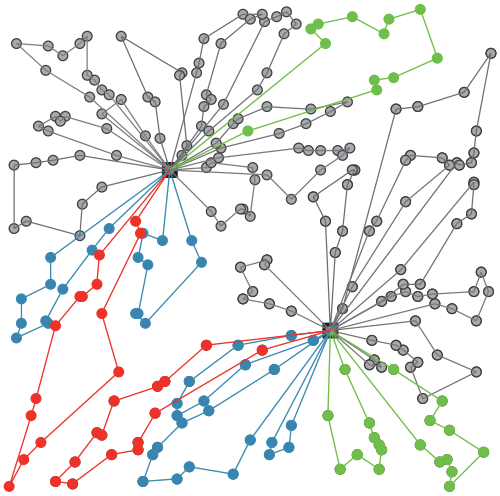


Fig. 9: Actual route of the final solution obtained by the proposed method

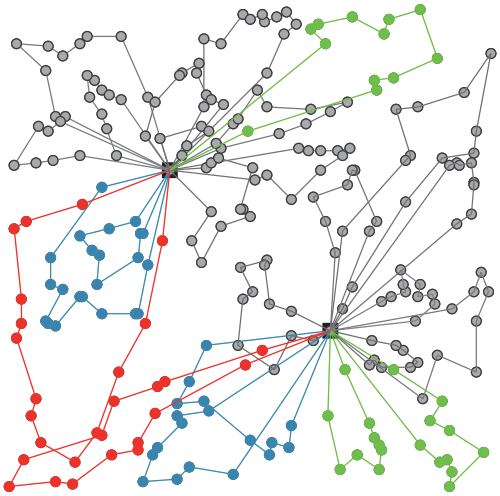


Fig. 10: The optimal route relevant to F_{dist}

降，最適ルートと呼ぶ）を Fig. 10 に，提案手法において得られた最終解のうち最小の F_{dist} を持つルートを Fig. 9 に示す．なお，最適ルートである Fig. 10 における F_{dist} が 4420 であるのに対して，提案手法の場合（Fig. 9）は 4564 である．また，両図における緑ルートは共通ルート，赤および青は両ルートが特徴的に異なっている部分を意味している．

両者を比較すると，ルート形状に幾つか特徴的な違いがあることが分かる．緑ルートに示されるように完全にカスタマが共通するルートがある一方，赤ルートに注目すると提案手法が問題の部分問題化の際に利用した境界線の影響を引きずり局所解に陥っている様子が分かる．また，青ルートに着目すると最適ルートが 2 重，3 重の多重ループの形状をとっているのに対して提案手法は単純な 1 重のループ形状となっており，ここでも部分問題化による影響が現れていることが読み取れることから,．これは，提案手法の初期のルート形状（Fig. 7）と最終解のルート形状（Fig. 9）に共通して花びらのように長細い楕円の 1 重ルートが多数みられることからも明らかであり，提案手法では最終解においても部分問題化による影響が根強く残っていることが分かる．

以上から，提案手法における部分問題化は，探索序盤において良質な解候補の導出に大きく寄与する一方，探索の終盤においても実際のルート形状にその影響が色濃く残っていることを確認することができた．

5 まとめ

本論文では，大規模 VRPs に対して問題領域の分割メカニズム（部分問題化）および部分問題の段階的結合メカニズムという 2 つの特徴を有する新たな最適化の枠組みを提案した．提案手法の特徴は，問題領域の分割による探索効率の向上と部分最適化の影響を段階的統合により緩和させることを両立させることにより，大規模問題に対する高効率な探索を実現している点である．Cordeau らの設定した 2 種類のテスト問題と作成した問題の X-n1001-k43-D2 に対する数値実験より，提案手法は問題の規模が大きくなるほど優れた解が導出できることが確認できた．

今後の展望としては，提案手法の解と最適解との誤差を縮めるため，段階的統合メカニズムについてさらなる改良を検討する予定である．具体的には，部分問題化の際に形成した境界線付近を集中的に探索する，積極的に多重ループが形成されるメカニズムを導入するなどの実装を考えている．

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) 渡邉真也, 榊原一紀. 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. 情報処理学会論文誌数理モデル化と応用（TOM）, Vol. 48, No. SIG2(TOM16), pp. 158–166, feb 2007.
3) 榊原一紀, 野一色学, 玉置久, 西川郁子. 配送計画問題に対する解空間の分解に基づく分散型メタヒューリスティック解法. 計測自動制御学会論文集, Vol. 44, No. 2, pp. 183–190, 2008.
4) N.Jozefowiez, F.Semet, and E.Talbi. Parallel and Hybrid Models for Multi-objective Optimization: Application to the Vehicle Routing Problem . In *Parallel Problem Solving from Nature—PPSN VII*, pp. 271–280, 2002.
5) T.Murata and R.Itai. Multi-objective vehicle routing problems using two-fold emo algorithms to enhance solution similarity on non-dominated solutions . In *Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Third International Conference, EMO 2005*, pp. 885–896, 2005.
6) J.Y. Potvin and S. Bengio. The vehicle routing problem with time windows - part ii: Genetic search . In *INFORMS Journal on Computing*, Vol. 8, pp. 165–172, 1996.
7) Multiple Depot VRP Instances— Vehicle Routing Problem. `http://neo.lcc.uma.es/vrp/vrp-instances/multiple-depot-vrp-instances/`.
8) Jianping Luo, Xia Li, and Min-Rong Chen. Multi-phase meta-heuristic for multi-depots vehicle routing problem . *Software Engineering and Applications*, pp. 82–86, 2013.
9) S.Lin and B.Kernighan. *An effective heuristic algorithm for the traveling-salesman problem.* . Operations Research, Vol. 21, pp. 498-516, 1973.