

大規模な配送計画問題に対するメタ戦略アルゴリズムの評価

Evaluation of a Metaheuristic Algorithm for Large Scale Vehicle Routing Problems

20N8100006J 小嶋 真義

中央大学大学院理工学研究科情報工学専攻 今堀研究室

2022年3月

要約: 配送計画問題とは, 集積所 (デポ) と呼ばれる特定の地点を出発した運搬車が複数の顧客へ荷物を配送する際に発生するコストが最小となる配送経路を求める問題である. 本研究では, グループ分け ALNS を用いて大規模な顧客データをグループ分けし, さらにその結果を, 制約付き巡回セールスマン問題と配送計画問題を解くための Lin-Kernighan-Helsgaun TSP ソルバーの拡張版, LKH-3 を用いて解くことで, 大規模な配送計画問題に対する近似解を得る手法を提案する. ベンチマーク問題に対する数値実験を通して提案手法を評価する.

キーワード: 配送計画問題, ヒューリスティック, LKH, 巡回セールスマン問題

1 序論

物流は生活と産業を維持するうえで重要な役割をはたしている. 様々な物資が物流を通じ, 必要な時に必要な場所へ届けられることによって産業と生活を支えている. 現在の日本が直面する課題として, 人口減少とそれともなう労働力不足への対応があげられる. 2015年から2050年にかけて, 生産年齢人口は約2400万人, 若年人口は約520万人減少し, その結果, 高齢化率は約27%から約38%へ上昇すると見込まれている [1]. また, 新型コロナウイルス感染症拡大に伴う巣ごもり消費の影響で, 2020年の同市場規模は大幅に拡大し, 物販系分野のBtoC-EC市場規模は, 前年の10兆515億円から2兆1818億円増加し, 12兆2333億円となった. 伸長率は21.71%であった. EC化率は8.08%と前年より1.32ポイント上昇した. 2013年の同市場規模が5兆9931億円であったので, 7年間で約2倍に拡大したことになる [2]. 生活に必要な物流を維持するために, 減少するドライバーの数や拡大する需要に対応できる効率的な配送経路を構築することが必要となる.

本研究では, 荷物を保管する1つの集積所 (デポ) から, 複数の車両で顧客に配送する状況を想定する. 荷物を運ぶ複数の運搬車において, 約500の顧客への配送経路の構築を行う. 本研究の目標はLKH-3とグループ分けALNSの二つのアルゴリズム組み合わせた実験結果の評価である.

2 配送計画問題

配送計画問題 (vehicle routing problem, VRP) は, 様々な制約条件の下で, 複数の車両を用いて全ての客をちょうど一回ずつ訪問するような経路集合の中で, コストが最小のものを求める問題である. これは, 代表的な組合せ最適化問題の一つであると同時に, 非常に実用性のある問題で, 郵便, 新聞配達, 廃棄物収集, 石油運搬やスクールバスのスケジューリングなどの応用を持つ. この問題はNP困難であることが知られており, 大規模な問題例

に対して厳密な最適解を求めることは現実的に極めて困難であると考えられている. そのような問題に対する現実的妥協策として近似解法があり, 配送計画問題に対しても種々の近似解法が提示されている.[3]

3 探索アルゴリズム

ヒューリスティックソルバーで用いられるアルゴリズムの基礎となる考えと, そこから構築されたアルゴリズムについて述べる.

3.1 λ -opt

λ -opt アルゴリズムは, 現在のツアーの λ 本の辺を, より短いツアーが達成されるような方法で λ 本の辺に置き換える. 言い換えれば, 各ステップにおいて, λ 本の辺を削除し, その結果得られたパスを新しい方法で組み合わせ, 場合によっては1つ以上のパスを逆にするすることで, より短いツアーが得られる.

この手法の欠点として, 削除/追加する辺の数 λ に対して近傍サイズ $O(n^\lambda)$ と急激に増加する点と, 改善解を得るために適切な λ をあらかじめ知ることが難しい点がある.

3.2 Lin-Kernighan アルゴリズム

λ -opt アルゴリズムの欠点に対し, Lin と Kernighan は, 可変 λ -opt アルゴリズムを導入することで欠点を解消した. このアルゴリズムは, 各反復ステップにおいて, λ の昇順の値に対して, λ 本の辺を交換することでツアーが短くなるかどうかを調べる. Lin-Kernighan アルゴリズムは, 巡回セールスマン (Traveling Salesman Problem, TSP) を解くための効率的な方法の一つである. λ -opt 法のように辺を交換するが, λ は動的に変化する. また, より良い解を探索する際に, 実行不可能な解を通るという特徴がある.

3.3 Lin-Kernighan-Helsgaun アルゴリズム

オリジナルのアルゴリズムの中心的なルールは, ツアーに含める辺を与えられた都市に最も近い5つの都市 (近隣都市) に限定するヒューリスティックルールである. このルールは, 短いツアーに対して探索を誘導し, 探索時間を大幅に減らすことができる. しかし, このルールを適用することで最適解が見つからなくなるという危険性もある. 例えば, あるインスタンスの最適解に含まれる辺で, その両端の顧客が互いの近隣都市に含まれない場合, アルゴリズムが最適解を得ることが困難になる. また, 探索に含める近隣都市の数を増やせば, アルゴリズムの計算時間も大幅に増えてしまう.

この問題に対し, Helsgaun は新たな尺度を導入することで Lin-Kernighan アルゴリズムを改良した.

4 ヒューリスティックソルバー

本研究で用いたヒューリスティックソルバー LKH-3 と、その元となった LKH-2 について説明する。

4.1 LKH-2

Lin-Kernighan-Helsgaun TSP solver は、巡回セールスマン問題に対する最先端のヒューリスティックソルバーである。Lin and Kernighan の可変深さ局所探索に基づいた TSP の局所探索ヒューリスティックを実装している。85900 都市のインスタンスを含む、これまでに得られたすべての解決済み問題に対して最適解を生成し、さらに、このアルゴリズムは、1904711 都市のインスタンス (World TSP) など、最適値が不明な一連の大規模なインスタンスの既知の最良解を改善した。しかし、実問題では限られたリソース、例えば、時間、優先順位などの制約が加わることが多くある。LKH-2 は、標準的な TSP に合わせて高度にカスタマイズされており、複雑な制約条件に対応できないため、このような状況での利用は非常に限られている。また、複数巡回セールスマンを含む問題を解くことは容易ではない [4]。

4.2 LKH-3

LKH-3 と呼ばれるこの拡張版のアルゴリズムは、LKH-2 に施設処理制約と複数巡回セールスマン問題 (mTSP) を加え、その変形である容量、時間枠、集配、距離の制約がある配送計画問題 (VRP) など、さまざまな有名な問題を解くことができる。LKH-3 の実装は、これらの問題を標準的な対称巡回セールスマン問題に変換し、ペナルティ関数によって制約条件を処理するというアイデアに基づいている。LKH-3 は、様々な種類のベンチマークインスタンスに対し、既知の最適解が得られることが多く、場合によっては既知の最良解を改善する解が見つかることが報告されている。このプログラムは、学術的、非商業的な使用のために無料で提供されており、ソースコードをダウンロードができる [4]。

5 グループ分け ALNS

本研究で用いたグループ分け ALNS について説明する。

5.1 グループ分け問題

グループ分け問題は、代表的な組合せ最適最適化の一つであり、数多くのバリエーションが実世界で応用されている。たいていのグループ分け問題は NP 困難であり、最適解を効率的に求めるアルゴリズムは存在しないと考えられている。グループ分け問題に対する実用的解法として、列挙法、近傍探索、遺伝的アルゴリズムなどの手法に基づくアルゴリズムが数多く提案されている。

5.2 ALNS

ALNS (Adaptive Large Neighborhood Search) は適応的的巨大近傍探索と呼ばれる局所探索ヒューリスティックである。一般的な局所探索ヒューリスティクスは現在の解に小さな変更を加える近傍移動で構築され、その近傍全体を調べる。これに対し、ALNS は巨大近傍というアプローチ発展させた適応的的巨大近傍を探索に用いる。

1 回の反復で解の 30% ~ 40% を再配置できる可能性のある非常に大きな手を使用するというアプローチ

探索中の履歴を参考にして選択確立を設定することで、複数の巨大近傍を適応的に使用するアルゴリズム

ALNS は、一般的な局所探索と比較して、複数の近傍を用いることで様々な特性のデータに適応できる。また、巨大近傍によって解空間の移動が容易になるという点が長所としてあげられる。しかし、短所として評価できる解の数が少なくなるという点がある。

6 実験データ

実験に用いるインスタンスデータクラスについて説明する。CVRPLIB [5] には複数のデータクラスがありその中でも、本研究で用いた Uchoa のデータクラスは、多くのインスタンスと同様に、顧客は平面上の座標が与えられ、顧客間の距離はユークリッド距離で定める。デポと顧客の座標は整数で、座標は x, y とともに 0 から 1000 の間にある。また、既存のベンチマークデータに対して、(1) 最先端のアルゴリズムにとって簡単すぎる。(2) 人工的すぎる。(3) 不均質で、実問題で見られる幅広い特性をカバーしていない。という欠点を解決するために作成されたデータである。より包括的でバランスのとれたインスタンスデータを提供するために、100 から 1000 の顧客からなる 100 の新しいインスタンスセットが提案されている。このインスタンスデータクラスは、「どのアルゴリズムが優れているか」を識別する能力を高めるだけでなく、アルゴリズムの性能をより統計的に分析することを可能にすることを目的としている。このインスタンスデータクラスは、問題により幅広い特性を用意することで従来のベンチマークより柔軟な手法の開発に有利となり、最終的には、実問題を解く際に起こりえる、珍しい顧客やデポの配置の特性による失敗のリスクを軽減させるとされている [6]。

デポの位置は三種類が設定されている。

- *Central (C)*: 座標空間の中央にデポを置く。
- *Eccentric (E)*: 座標空間の隅、(0, 0) にデポを置く。
- *Random (R)*: 座標の空間のランダムな点にデポを置く。

顧客の位置は三種類が設定されている。

- *Random (R)*: すべての顧客はランダムな位置に配置される。
- *Clustered (C)*: 顧客クラスターの元となる値 S を離散一様分布から選び出し、 S 個の点関数の出ず確率に従って座標上に配置される。
- *Random - clustered (RC)*: 顧客の半分以上が上記の方式でクラスター化され、残りの顧客はランダムに配置される。

顧客の需要量は、係数 CV を用いてランダムに生成された七種類が設定されている。

- *Unitary (U)*:すべての需要量が1である。
- *Small values, large CV*(1-10):1から10の需要量を持つ。
- *Small values, small CV*(5-10):5から10の需要量を持つ。
- *Large values, large CV*(1-100):1から100の需要量を持つ。
- *Large values, small CV*(50-100):50から100の需要量を持つ。
- *Depending on quadrant (Q)*:顧客が偶数象限にいる場合は1から50の需要量, それ以外は51から100の需要量を持つ。
- *Many small values, few large values (SL)*:顧客の70-95%は1から10の需要量を持ち, 残りの顧客は50から100の需要量を持つ。

7 解法の設計と数値実験による評価

問題設定や手法をもとに行った実験について説明し結果を報告する。CVRPLIB[5]にて提供されているインスタンスデータ Uchoa のうち, X-n502-k39, X-n513-k21, X-n524-k153, X-n536-k96, X-n548-k50 の五つに対して二つの手法で実験を行った。手法1はCVRPのインスタンスデータの各顧客が持つ需要量を用いて, 車両の一台分で運搬できる需要量で, 顧客のグループ分けをグループ分け ALNS を用いて行う。手法2は一つ目と同様のインスタンスデータに対し, 車両複数台分の需要量で顧客のグループ分けをグループ分け ALNS を用いて行う。

7.1 顧客データに対するグループ分け

まず, ヒューリスティックソルバー LKH-3 に入力するグループ分けについて説明する。グループ分け ALNS に顧客同士の距離行列と車両の容量を与える。距離行列を関係値として, 以下の式にしたがってグループ分けを行う。

- 記法, 定数, 変数の定義
 I : アイテムの集合
 G : グループの集合
 x_{ig} : アイテム $i \in I$ をグループ $g \in G$ に割り当てるかどうかを表す $0-1$ 変数
 r_{ij} : アイテム i, j 間の関係値, 顧客間の距離を表す。
 p : 容量を超えた分のペナルティを表す。

評価関数

$$\sum_{i=1}^{|I|} \sum_{j=i+1}^{|I|} \sum_{g=1}^{|G|} r_{ij} x_{ig} x_{jg} + p$$

各アイテムのペア間の値の総和を最小化

7.2 LKH-3 による解作成

LKH-3 は車両の容量によってグループ分けされた顧客グループごとに LKH-3 で解を作成する。手法1で1台分の車両について TSP の解を出力し, 手法2では3台もしくは, 5台分の容量で分けられたグループに対し, CVRP を解く。LKH-3 では, 制約の処理に与えられた制約にどれだけ違反しているかを表すペナルティ関数を用いている。

一般的なペナルティ関数の使い方は, ペナルティ値は目的関数値に加算されるが, LKH-3 ではこの二つの値は別々に扱われる。各ツアーには (P, C) というペアがあり, P はそのツアーのペナルティ, C はその移動距離である。 $T1$ と $T2$ を二つのツアーとすると, それぞれに $(P1, C1)$ と $(P2, C2)$ のペアがある。このとき, $(P1 < P2) \vee (P1 = P2 \wedge C1 < C2)$ であれば, $T1$ は $T2$ よりも優れていることとなる。つまり, LKH-3 はペナルティ値の最小化を第一の目的とし, 移動距離の最小化が第二の目的とした探索を行い, 解を作成する。

7.3 実験結果

表1 手法1の移動距離の総和

インスタンス	移動距離の総和	容量制約違反	下界
X-n502-k39	70382	0	69226
X-n513-k21	27051	0	24201
X-n524-k153	163450	0	154593
X-n536-k96	99413	0	94846
X-n548-k50	89086	0	86700

表2 手法2の移動距離の総和

インスタンス	移動距離の総和	容量制約違反	下界
X-n502-k39	70157	0	69226
X-n513-k21	25423	0	24201
X-n524-k153	154486	370	154593
X-n536-k96	98055	3	94846
X-n548-k50	87965	0	86700

表1と表2を比較すると, 移動距離の総和が全てのインスタンスで手法2の方が小さいことがわかる。しかし, 需要量に偏りがあるインスタンスでは容量制約違反が発生している。

容量制約違反を起こしたインスタンスに対して, 車両を追加した結果を表3に示す。

表3 車両を追加した結果

インスタンス	移動距離の総和	容量制約違反	下界
X-n524-k153	179807	0	154593
X-n536-k96	98055	0	94846

車両を追加したことによって, 容量制約違反がなくなった。しかし, デポから出る, デポに入るという動作が増え, 解の質が悪化している。

表 4 グループ分け ALNS も含めた計算時間

インスタンスデータ	手法 1	手法 2
X-n502-k39	4394 sec	1416 sec
X-n513-k21	1177 sec	778 sec
X-n524-k153	12620 sec	5661 sec
X-n536-k96	5960 sec	5770 sec
X-n548-k50	7515 sec	1539 sec

計算時間を手法 1 と 2 で比較すると、手法 1 の方が計算時間がかかる。

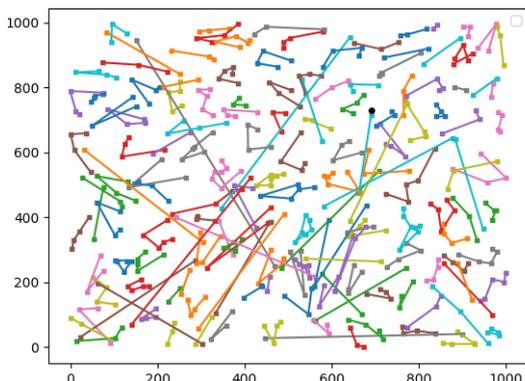


図 1 手法 1:X-n524-k153

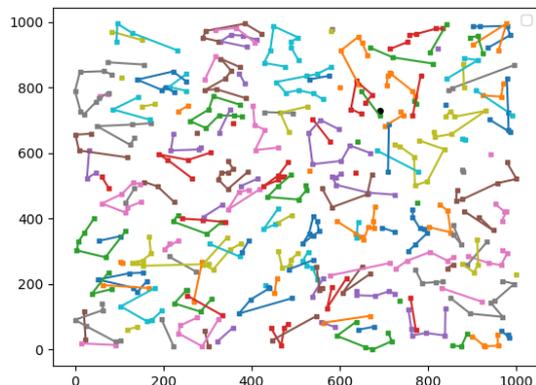


図 2 手法 2:X-n524-k153

8 考察

解の質に関して、手法 1 と手法 2 で比較すると、小規模な CVRP にグループ分けを行うことによって、配送経路として適切な解を構築できることがわかった。しかし、需要分布の偏りによって、グループの需要の総和が車両の容量の総和以下であっても容量制約違反を起こす。また、違反を起こしたグループに車両を追加しても解が悪化する。そのため、需要分布を考慮したグループ分け、容量制約違反を起こした場合の適切な車両の追加が必要になる。

計算時間を手法 1 と 2 で比較すると、手法 1 のほうが計算に時間がかかるという結果となった。これは各車両 1 台ごとに顧客をグループ分けするため、グループ数が多

くなり、手法 2 に比べてグループ分け ALNS に負担がかかるためだと考えられる。

9 まとめ

本研究では、車両を複数台用いる容量制約付き配送計画問題についてグループ分け ALNS と LKH-3 を用いた検証を行った。グループ分け ALNS で大規模な配送計画問題の顧客集合を小さな顧客集合に分け、各集合に対して LKH-3 を用いて解を得るという手法をとった。結果として、最適解を求めるには至らなかった。また、LKH-3 の動作時間を減らすことはできたが、ALNS をグループ分けするのに時間を要するため、計算時間の総和は大きなものになった。

今後の課題としては、グループ分け ALNS に与える適切な容量制約の探索があげられる。車両複数台分の容量のグループに分けた手法 2 では手法 1 に比べ改善したインスタンスもあるが、大幅に悪化したものもあった。これに対し、容量制約に余裕を持たせた適切な値を設定することで顧客を訪問できずに追加の車両を各グループで用意するということが避けられる。また、本研究では距離行列をグループに属するアイテムの関係値として用いたが、デポからの角度、需要量の差などを関係値として用いることがあげられる。

参考文献

- [1] 国土交通省「総物流施策大綱（2021 年度～2025 年度）本文」
<https://www.mlit.go.jp/seisakutokatsu/freight/content/001409564.pdf> (2022/01/12 参照)
- [2] 経済産業省「令和 2 年度 産業経済研究委託事業（電子商取引に関する市場調査）」
https://www.meti.go.jp/policy/it_policy/statistics/outlook/210730_new_hokokusho.pdf (2022/01/13 参照)
- [3] 橋本英樹, 今堀慎治, 柳浦睦憲, 茨木俊秀 : 移動時間コスト関数を考慮した時間枠つき配送計画問題に対する局所探索法 数理解析研究所講究録, vol.1349, pp.94-112, 2004.
- [4] Keld Helsgaun, An Extension of the Lin-Kernighan-Helsgaun TSP Solver for Constrained Traveling Salesman and Vehicle Routing Problems http://webhotel4.ruc.dk/~keld/research/LKH-3/LKH-3_REPORT.pdf (2022/02/06) 参照
- [5] CVRPLIB Capacitated Vehicle Routing Problem Library <http://vrp.atd-lab.inf.puc-rio.br/index.php/en/> (2022/02/13 参照)
- [6] Eduardo Uchoa, Diego Pecin, Artur Pessoa, Marcus Poggi, Thibaut Vidal, Anand Subramanian, New benchmark instances for the Capacitated Vehicle Routing Problem, European Journal of Operational Research, vol.257, issue.3, pp.845-858, 2017