

クラスタリング手法を用いた巡回セールスマン問題の近似解法

内田 純平† 穴田 一†

東京都市大学 知識工学部†

1. はじめに

現実の問題の多くは、最も効率が良い組み合わせを求める組み合わせ最適化問題に帰着できる。その中に、与えられた全てのノードを巡る最短のハミルトン閉路を求める巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem, TSP) がある。TSP には 基盤穿孔・配送計画・ゲノム解析など多くの工学的応用分野が存在し、これらの応用分野では大規模問題を解くことが要求されている。TSP では最適解を求める厳密解法よりも、実用的な時間内にできるだけ良い解を求める近似解法の研究が盛んである[1]。

そこで本研究では、新たな近似解法として TSP に適した新しい階層型クラスタリングを用いたアルゴリズムを構築した。クラスタリングされた各クラスタの重心で初期解を生成し、重心を一つずつクラスタに戻して最短経路になるように結ぶことを再帰的に行い、解を構築するアルゴリズムである。そして、TSPLIB[2]に掲載されているベンチマーク問題を用いて提案手法の評価実験を行い、その有効性を確認した。

2. 提案手法

2.1. クラスタリング

提案手法のクラスタリングは、生成されたクラスタ及び他のノード間で、クラスタリングと分裂を再帰的に行う階層型クラスタリングである。階層型クラスタリングの流れは以下の通りである。

① 初期の結合

与えられた問題から無作為に総ノードの $P_f\%$ を選び、選ばれたノードから最も近いノードとの距離を計算し、それらのノード間距離の平均を計算し、平均距離以下のノード間距離を持つノードの組み合わせをノード間距離が短い組み合わせから順に新たな 2 つ 1 組のクラスタとして認める。

② 分裂

①で生成されたクラスタ $i(i = 1, 2, \dots, n)$ 内のノード間のマンハッタン距離を ND_i とし、基準距離 SND を次式で定義する。

$$SND = \frac{\sum_{i=1}^n ND_i}{n} \quad (1)$$

(1)式を用いて $ND_i \geq SND$ であるクラスタ i を分裂する候補とし、分裂候補クラスタとする。全分裂候補クラスタの $P_s\%$ をノード間距離が大きいものから順に分裂する。

③ 結合

次式で表される SND' を求める。

$$SND' = n \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{SND_i} \right)^{-1} \quad (2)$$

ここで、クラスタではないノード間 i, j の距離を NBD_{ij} とする。そして、 $NBD_{ij} \leq SND'$ であるノード i とノード j を新たなクラスタとする。これをクラスタに含まれない全てのノードで繰り返す。そして、(2)式を用いて値を求め、 SND'' とする。

②, ③を以下の式で定義する終了条件を満たすまで繰り返し、

$$\left| \frac{SND' - SND''}{SND''} \times 100 \right| \leq th \quad (3)$$

ここで、 th は終了条件の閾値を表すパラメータである。

終了条件を満たした時を1つの階層とし、 p 回目に満たした階層を $l_p (p = 0, 1 \dots N)$ とする。

④ ノードの再設定

②, ③で生成されたクラスタの重心とクラスタリングされていないノードを新たなノードの集合とする。

全ノード数が M 以下になるまで①から④を繰り返し、最後の階層を l_N とする。

2.2. 解構築について

提案手法によってクラスタリングされたクラスタ (l_N) の重心で NN 法, 2-opt 法, Or-opt 法の順で用いて解を生成し、基準経路とする。次に、基準経路上のノードを無作為に 1 つ選ぶ。選ばれたノードを l_{N-1} 層でのクラスタ内のノードに戻し、それらのノードを両隣のノードに最短になるように繋ぐ。この更新を基準経路上の全てのノードに対して行い、それを新たな基準経路とする。経路の更新を l_1 まで繰り返し、解を構築する。ここで、この経路更新の様子を図 1 に示す。図 1 では、黒点をクラスタの重心、白点を該当する層で戻したノード、 l_N 層から l_0 層までの経路の更新を表している。

An approximation Algorithm for solving the Traveling Salesman Problem using Clustering Method
Jumpei Uchida†, Hajime Anada†, †Faculty Of Knowledge Engineering, Tokyo City University

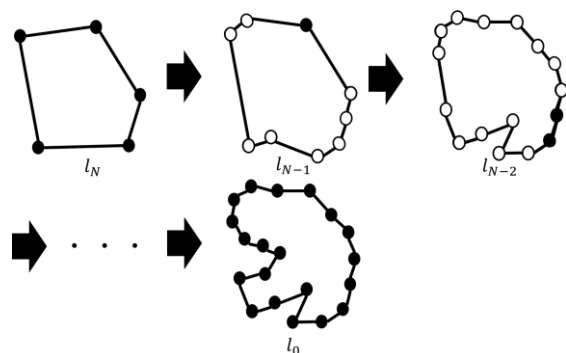


図1 経路更新の様子

経路更新を l_0 層まで行い、 l_N 層におけるクラスタつまり、最後にクラスタリングされたクラスタによって元の問題(l_0)を分割する。ここで、分割された様子を図2に示す。図2では、 l_N 層におけるノードの番号がクラスタ番号であり、そのクラスタに所属している l_0 層のノードを点線で囲んでいる。

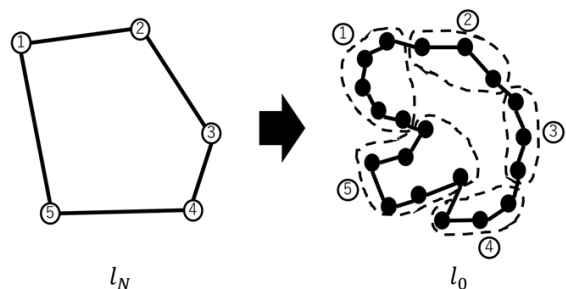


図2 分割の様子

最後にクラスタリングされたクラスタを利用して、解の改善を行う。まず、順にクラスタを選択し、選択されたクラスタとその両隣のクラスタに所属するノードで2-opt法とOr-opt法を行う。これを全てのクラスタについて行い、終了する。

2.3. アルゴリズムの流れ

- ① クラスタリング
提案手法を用いて階層型クラスタリングを行う。
- ② 初期経路作成
①で生成されたクラスタの重心をノードとみて、経路を作成する。これを基準経路とする。
- ③ 経路の更新
基準距離上の重心を一つずつクラスタに戻して最短経路になるように結ぶ。これを l_0 まで実行し
- ④ 解の改善
クラスタリングの結果を元に局所的な2-opt法とOr-opt法を行う。

3. 結果

提案手法の有効性を確認するため、TSPLIBに掲載されているTSPのベンチマーク問題であるlin105, pr107, pr152を用いて評価実験を行った結果を表1から表3に示す。本実験では、 $P_f = 10(\%)$ $P_s = 90(\%)$, $th = 0.1$, $M = 10$ とした。また、既存手法としてNN法と2-opt法を組み合わせたアルゴリズムを用いた。

表1: lin105の100試行の結果

lin105(最適解 14379)	既存	提案
平均誤差率(%)	4.6	4.4
誤差率の標準偏差		3.6
平均時間(秒)	9.6	0.8
最良誤差率		0.0

表2: pr107の100試行の結果

pr107(最適解 44303)	既存	提案
平均誤差率(%)	11.1	1.7
誤差率の標準偏差		0.3
平均時間(秒)	9.0	0.4
最良誤差率		0.7

表3: pr152の100試行の結果

pr152(最適解 73682)	既存	提案
平均誤差率(%)	4.2	2.4
誤差率の標準偏差		0.0
平均時間(秒)	23.8	0.9
最良誤差率		2.4

4. 今後の課題

各階層のクラスタリングにおいて、分裂の候補に対して一定の割合で分裂を行っている。しかし、結合と分裂を繰り返すにつれて分裂を行う必要があるクラスタは少なくなる。よって、今後はこの割合を線形、または非線形に減少させることで、各階層のクラスタリングの終盤では分裂数を少なくすることを考えている。

参考文献

[1] 内田純平, 穴田一: クラスタリング手法を用いたTSPの解法, 第33回人工知能学会全国大会, J4-J-1-02 (2019).
 [2] TSPLIB: elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsplib.html.