

多目的進化型人工神経回路網を用いた複数 TSP の解法

片田喜章[†], 渡邊真也^{††}

摂南大学[†], 室蘭工業大学大学院^{††}

1 はじめに

巡回セールスマン問題(TSP)は複数都市の地理情報が与えられ,セールスマンが全都市を訪問し重複なく一巡して出発した都市に戻る経路を求める問題である¹⁾. TSPは数理最適化の典型的な問題であり,厳密解法^{2, 3)}・メタヒューリスティクスを用いた解法^{4, 5)}の開発など多くの研究がある.典型的なTSPは1人のセールスマンの経路問題であるのに対し,複数人のセールスマンが担当する都市を決めて訪問する経路を求める問題は複数巡回セールスマン問題(Multiple Traveling Salesman Problem: MTSP)とよばれる.

MTSPでは従来,都市を割り当てる場合に訪問都市群が1つの塊を形成するような割り当てを実施することが多い^{6, 7)}.そして,割り当てられた都市群に対しそれぞれでTSPを解くという手法が用いられる⁸⁾.しかし,出発都市を全セールスマンで共通にする場合など,割り当てられる都市群が1つの塊を形成していることが総経路長の削減やTSPに分類される応用事例で独自に設定された評価指標の改善に寄与するとは限らない.

そこで,本研究では訪問都市群の割り当てを複数評価指標にもとづいて決定するために,多目的進化計算を用いて設計する人工神経回路網(ANNs)を使用することでこの問題を解決する.そして,割り当てられた都市群の巡回路をTSPで広く採用されている近似解法を用いて解く,二段階探索法⁸⁾を実施し,解探索性能を検証する.

2 都市クラスタリング手法

地理情報に基づいて訪問都市を割り当てる(分類する)手法を以降,都市クラスタリング手法と

よぶ.本研究では完全結合型フィードフォワードANNsを用いる(図1).ここで,入力正規化した都市座標の値 $x, y \in \{0.0, 1.0\}$,各ニューロンの活性化関数はシグモイド関数,出力の値はセールスマン k の選択確率とし,ソフトマックス関数により k を決定する.本設定を用いることにより,都市座標平面を非線形に分割することが可能になる.さらに多目的進化計算を用いてANNsを設計することで,複数評価指標にもとづく適応的な訪問都市割当てが期待できる.

ANNsの入力ノード数を N_i ,中間ノード数を N_h ,出力ノード数を N_o とすると,各ニューロンにバイアスを設定するため,ニューロン間の結合荷重の合計数は $N = (N_i + 1)N_h + (N_h + 1)N_o$ になる.図1は $(N_i, N_h, N_o) = (2, 4, 3)$ の場合を示している.

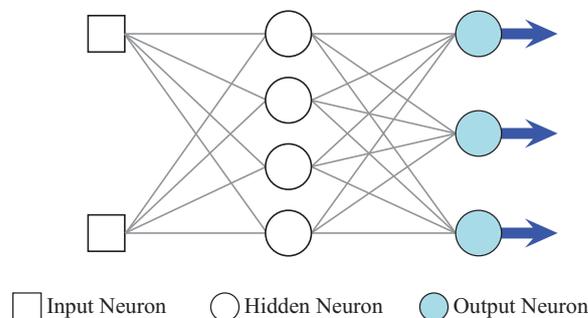


Fig. 1 フィードフォワード型人工神経回路網

3 進化型多目的最適化

2章で述べたANNsの重みの設計に実数値型の多目的進化計算であるMOEA/D-DE⁹⁾を適用する.MOEA/D-DEは多目的最適化問題を複数の単目的最適化問題に分割し原問題のパレートフロントを近似するMOEA/D¹⁰⁾と,実数値型の最適化問題を扱う差分進化(DE)のオペレータとPolynomial Mutationで構成されている.複数の単目的最適化問題を集約する関数として,文献¹⁰⁾では3種類が提案されているが,本研究では

Multi-Objective Evolutionary Artificial Neural Networks Approach to Multiple TSP

[†] Yoshiaki Katada(katada@setsunan.ac.jp)

^{††} Shinya Watanabe(sin@csse.muroran-it.ac.jp)

Department of Electrical and Electronic Engineering, Setsunan University (†)

College of Information and Systems, Muroran Institute of Technology (††)

Tchebycheff関数(式(1))を用いる .

$$g(\mathbf{x}|\lambda, \mathbf{z}^*) = \max_{1 \leq i \leq m} \{\lambda_i |f_i(\mathbf{x}) - z_i^*|\} \quad (1)$$

ここで, m は目的関数の数, \mathbf{z}^* は参照点, λ は重みベクトルを表す. 参照点は探索中に得られた各目的関数 f_i の最小値が用いられる場合が多い. 重みベクトルの要素は文献¹⁰⁾ に倣って $\{0/H, 1/H, \dots, H/H\}$ のいずれかを取り, $\sum_1^m \lambda_i = 1$ を満たすものとする. $m = 2$ のときの重みベクトルを図2に示す.

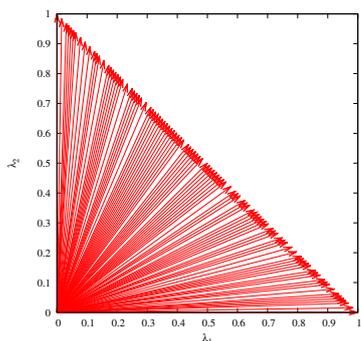


Fig. 2 2目的空間における重みベクトル

4 MTSPの目的関数

L_k を k 番目のセールスマン ($k \in \{1, 2, \dots, K\}$) が担当する都市の巡回路長, K はセールスマン数とする. MTSPではセールスマン全員分の巡回路長を評価する. 本研究では平均巡回路長(式(3))を評価する. さらに, 各セールスマンの巡回路長をなるべく均等化したい. このために L_k に関する最大値や平均値¹¹⁾, 分散, 標準偏差⁷⁾ が評価されることが多い. 本研究では, 均等化係数⁶⁾ とよばれる(式(4))を採用する. したがって, 2目的最小化問題 ($m = 2$) を解くことになる.

$$\text{minimize} \quad F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x})) \quad (2)$$

$$f_1 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K L_k \quad (3)$$

$$f_2 = \frac{\max_{1 \leq k \leq K} L_k - \min_{1 \leq k \leq K} L_k}{\max_{1 \leq k \leq K} L_k} \quad (4)$$

5 計算機実験

5.1 問題設定

本稿では, TSPのベンチマーク¹²⁾ の中から, fn14461(以下, 4461都市問題)を対象とする(図3).

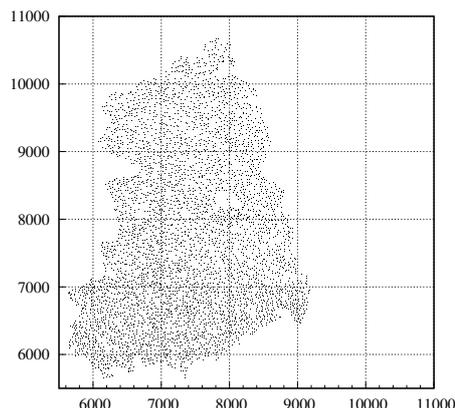


Fig. 3 4461都市問題

さらに出発都市に関して下記の設定を行う.

1. 出発都市は, 出発都市以外の全都市配置がつくる凸包の外側に設置する. すべてのセールスマンはこの都市を共通の出発都市とする. 上記4461都市問題では(5500, 5500)の位置に出発都市を設置する.
2. 出発都市以外の全都市配置の中心に出発都市を設置する. すべてのセールスマンはこの都市を共通の出発都市とする.
3. 割り当てられた都市群毎に出発都市を設置する. したがって, 各セールスマンは共通の出発都市をもたない.

5.2 計算機実験設定

2章で述べたANNsの結合荷重値 $w \in \{-4.0, 4.0\}$ を4章で述べた2目的最小化問題の設計変数とする. 本問題設定ではANNsの出力ノード数 N_o はセールスマン数 K と等しくなる. 本稿では $K = 3$, $(N_i, N_h, N_o) = (2, 4, 3)$ として, 各設定に関してMOEA/D-DEを10試行実行した. MOEA/D-DEに関する設定パラメータを表1に示す.

都市クラスタリングによって割り当てられた都市群の巡回路をTSP近似解法(LKH-2.0.9)^{13, 14)}

Table 1 MOEA/D-DEの設定パラメータ

N	100	T	10
δ	0.9	n_r	2
F	0.5	CR	1.0
重みベクトル数	100	評価回数	20000

を用いて解く。MOEA/D-DEの1個体の評価に関して、LKHの実行時間を1sとし、5-opt, no-patching($C = 0$)と設定する。

また、提案する多目的進化型ANNs(以下、必要に応じてeannと記す)と比較するために、都市クラスタリング手法としてk-means法を採用し、上記LKHを適用した実験を行った。共通の出発都市をもつ場合、出発都市をクラスタリングに含めるk-means法(kmeans w/ depo)と含めないk-means法(kmeans w/o depo)を計算する。MOEA/D-DEの個体数を考慮し、100試行実行した。

5.3 計算機実験結果

5.3.1 パレートフロント

図4-6に多目的進化型ANNsに関して典型的な試行の結果およびk-means法の結果を示す。出発都市をクラスタリングに含めるk-means法と含めないk-means法は同じような値を示したため、結果が重なって表示されている。いずれの場合も多目的進化型ANNsの解がk-means法の解を優越している。

出発都市の位置により f_1 の値は当然異なるが、共通の出発都市をもつ場合(図4,5)、多目的進化型ANNsで得られた非劣解集合の中に f_1 がより小さく、かつ、 f_2 がより小さい解があり、k-means法と比較して提案手法の有効性が確認できる。これは、多目的進化型ANNsが f_1 と f_2 を改善するアプローチであるのに対し、k-means法は都市間距離の近さだけで都市群を各セールスマンに割り当てるので、 f_2 を改善する要因をもたないためである。

一方、共通の出発都市をもたない場合(図6)、多目的進化型ANNsで得られた非劣解集合の中に f_2 がより小さい解があるものの、非劣解のいずれもが f_1 に関してk-means法と比較してそれほど良い結果が得られていない。

5.3.2 選好解

多目的進化型ANNsで得られた非劣解集合から、 f_2 が0に近くなくても f_1 が小さい解が良いという観点から筆者が主観で選んだ選好解の各目的関数値および割り当て都市群の巡回路長を表2-4に示す。 f_1 を主として選んだ解であっても、 f_2 に関して多目的進化型ANNsで得られた解はkmeansによって得られた解の約30~40%であり、各セールスマンの巡回路長が平均化されていることがわかる。以降では、これら選好解について述べる。

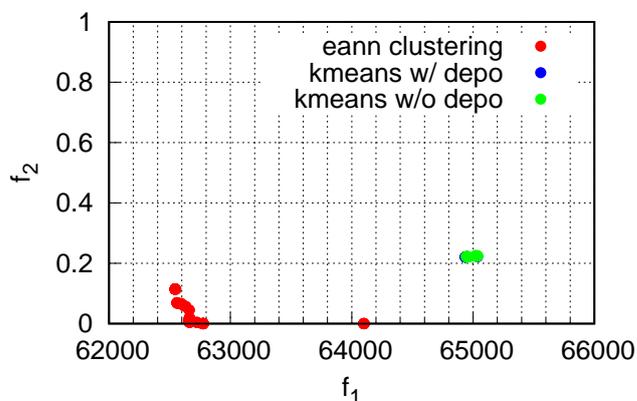


Fig. 4 出発都市が外側に位置する場合のパレートフロント

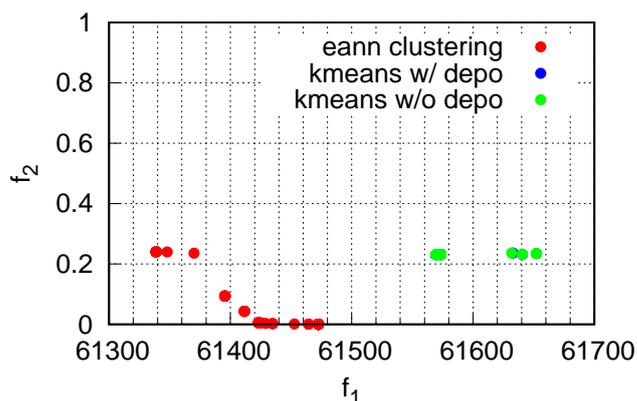


Fig. 5 出発都市が中心に位置する場合のパレートフロント

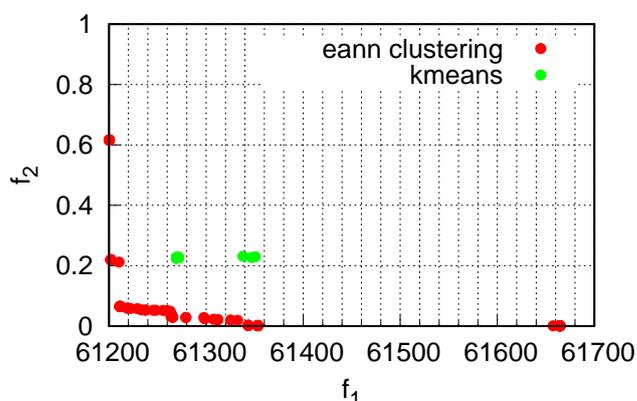


Fig. 6 割り当て都市群ごとに出発都市をもつ場合のパレートフロント

Table 2 出発都市が外側に位置する場合に得られた巡回路長と目的関数値

	ANN	kmeans w/ depo	kmeans w/o depo
L_1	60143.6	59636.3	59221.2
L_2	62874.8	59167.5	59556.1
L_3	64658.7	76038	76038
f_1	62559.0	64947.3	64938.4
f_2	0.069829	0.221869	0.221164

Table 3 出発都市が中心に位置する場合に得られた巡回路長と目的関数値

	ANN	kmeans w/ depo	kmeans w/o depo
L_1	58532.1	54669.2	54669.2
L_2	64557.0	58952	58952
L_3	61097.5	71087.8	71087.8
f_1	61395.5	61569.7	61569.7
f_2	0.0933272	0.230963	0.230963

図7(a), 8(a), 9(a)は0.01刻みで100 × 100の格子状に分布した10000個の点の位置座標をANNに入力したときの出力 $k \in \{1, 2, 3\}$ を色で示し, 都市の位置には黒点が記してある. これらはANNsが入力空間(都市座標平面)をどのように分割しているかを示している.

これに基づいてeannによって得られた巡回路を図7(b), 8(b), 9(b)に示す. 割当てられた都市群が縦に長い, カーブしている, 扇状に広がっているなどの特徴がある. また, 出発都市が都市群の外側に位置する場合, 都市群の中心に出発都市を設置する場合や共通出発都市を持たない場合と比較して, 都市の割り当て方が大きく異なることがわかる. kmeansによって割り当てられた都市群の巡回路を図7(c), 7(d), 8(c), 8(d), 9(c)に示す. 黄色でプロットしたクラスタ中心のまわりに都市が割り当てられており, 出発都市の位置はあまり影響を与えていないように思われる.

以上より, 提案手法では出発都市の位置に適応して, 各セールスマンで平均化された短い巡回路を獲得できていることがわかる.

Table 4 割り当て都市群ごとに出発都市をもつ場合に得られた巡回路長と目的関数値

	ANN	kmeans w/ depo
L_1	58799.7	54661.9
L_2	61998.3	58539.9
L_3	62840.0	70607.7
f_1	61211.1	61269.8
f_2	0.0642263	0.225837

6 おわりに

本研究では複数巡回セールスマン問題に対し, 多目的進化計算を用いて設計する人工神経回路網を用いて訪問都市群の割り当てを行い, 割り当てられた都市群の巡回路を近似解法を用いて解く手法を提案した. 4461都市問題に適用し, k-means法よりも提案手法は良い目的関数値を示した. また, 提案手法は出発都市の位置に適応して, 各セールスマンで平均化された短い巡回路を獲得できていることがわかった.

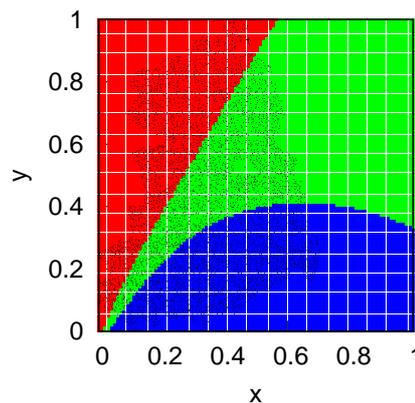
今後, セールスマン数を増やした実験を行う. これらの結果をもとに, 複数ドローンの飛行経路計画問題に取り組む予定である. 出発都市を離着陸を行う地点, 巡回する都市を通過点(ウェイポイント)に対応させて考えるとMTSPと捉えられる. また, 一般的なMTSPではセールスマン同士の経路が交錯していても問題にしないが, 複数ドローンの飛行経路計画では交錯は衝突につながるため, 衝突回避を目的関数に含めた実験を行っていきたい.

謝辞

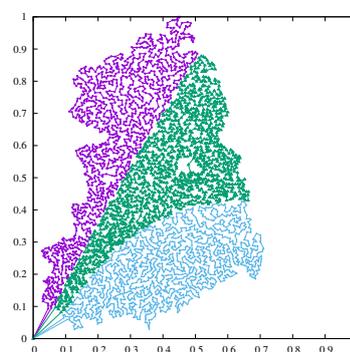
本研究は科研費(21K12081)の助成を受けたものである.

参考文献

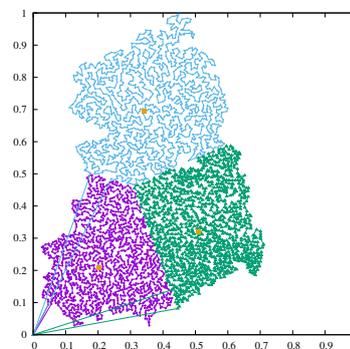
- 1) 山本, 久保 「巡回セールスマン問題への招待」朝倉書店, 1997
- 2) ウィリアム・J・クック「驚きの数学 巡回セールスマン問題」青土社, 2013
- 3) Concorde TSP solver, <http://www.math.uwaterloo.ca/tsp/concorde/>
- 4) 永田, 小林, 巡回セールスマン問題に対する交叉: 枝組み立て交叉の提案と評価, 人工知能学会誌, Vol.14, No.5, pp.848-859, 1999
- 5) M. Dorigo, K. Socha, An Introduction to Ant Colony Optimization, Approximation Algorithms and Metaheuristics, CRC Press, 2007
- 6) 渡邊, 小野, 松永, 金川, 高橋, ファジィc-means法を用いた複数巡回セールスマン問題の一解法, 日本ファジィ学会誌, Vol.13, No.1, pp.119-126, 2001
- 7) 坂本, 延寛, 鈴木, 山本, 古川, 渡辺: 局所クラスタリング組織化法によるn-TSPに解法, 2008年度精密工学会北海道支部学術講演会講演論文集, pp.35-36, 2008
- 8) X. Xu, H. Yuan, M. Liptrott, M. Trovati: Two Phase Heuristic Algorithm for The Multiple-travelling Salesman Problem, Soft Computing, **22**, pp.6567-6581, 2018
- 9) H. Li, Q. Zhang, Multiobjective Optimization Problems With Complicated Pareto Sets, MOEA/D and NSGA-II, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 13, No. 2, pp.284-302, 2009
- 10) Q. Zhang, H. Li, MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 11, No. 6, pp.712-731, 2007
- 11) I. Vandermeulen, R. Groß, A. Kolling: Balanced Task Allocation by Partitioning the Multiple Traveling Salesperson Problem, In Proc. of the 18th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2019), pp.1479-1487, 2019
- 12) TSPLIB, <http://comopt.ifl.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>
- 13) K. Helsgaun, General k-opt submoves for the Lin-Kernighan TSP heuristic, *Mathematical Programming Computation*, 1:119-163, 2009
- 14) LKH-2.0.9 <http://webhotel4.ruc.dk/~keld/research/LKH/>



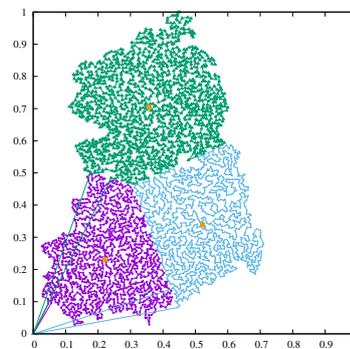
(a) eannによる割当て



(b) eannによる巡回路

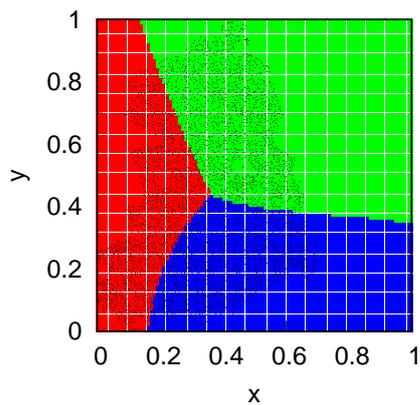


(c) 出発都市をkmenasに含めない場合の巡回路

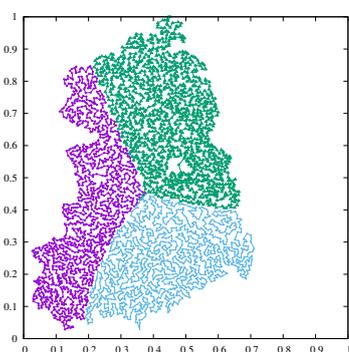


(d) 出発都市をkmenasに含める場合の巡回路

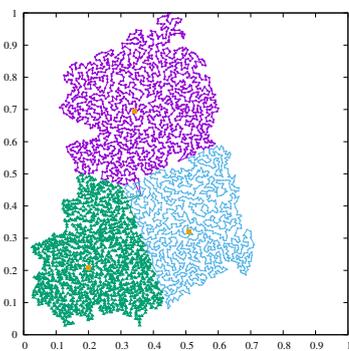
Fig. 7 出発都市が外側に位置する場合に得られた巡回路



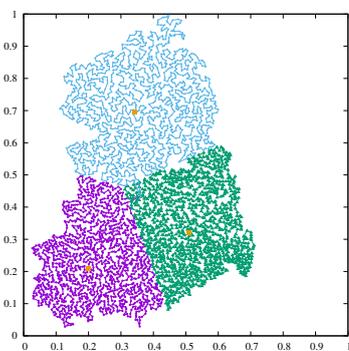
(a) eannによる割当て



(b) eannによる巡回路

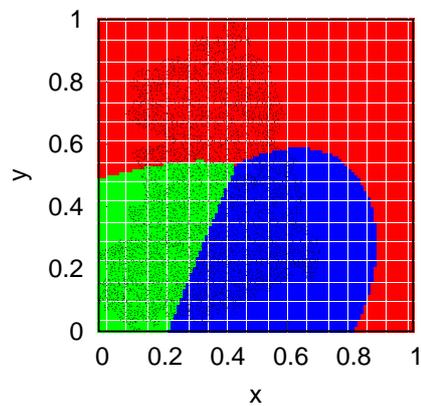


(c) 出発都市をkmenasに含めない場合の巡回路

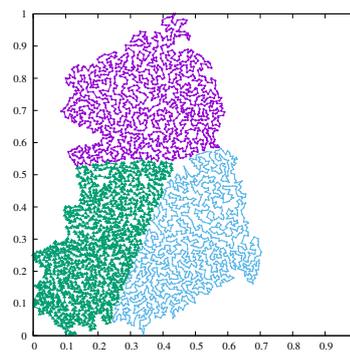


(d) 出発都市をkmenasに含める場合の巡回路

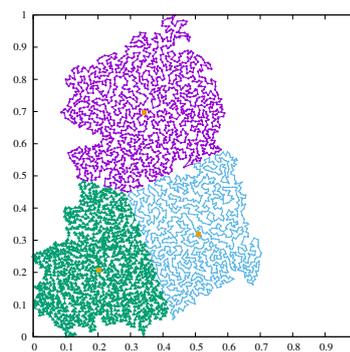
Fig. 8 出発都市が中心に位置する場合に得られた巡回路



(a) eannによる割当て



(b) eannによる巡回路



(c) kmenasによる巡回路

Fig. 9 割り当て都市群ごとに出発都市をもつ場合の巡回路