

可変ニューロンを持つ SOM の SPP/n-TSP への適用

旭川高専 ○小林大祐 渡辺美知子 古川正志

要旨

多重ニューロンを採用した SOM-TSP 法により最短経路問題(SPP), n 人巡回セールスマン問題(n-TSP)の解法をこれまでに開発してきた. 本研究では参照点間のニューロンを可変とし, これらの問題を解く方法を提案し, その有効性を数値計算実験で検証する.

1. はじめに

現在, 工場内で用いられている無人搬送車(AGV)はより柔軟な多品種少量生産の実現に向けて, 被加工物の搬送における重要な位置を得ている. その理由として挙げられるのは, 工場内のさまざまな場所に, 多種の被加工物を搬送できるという柔軟な搬送能力にある. しかし, AGV の無人運転には, 搬送経路をプログラムするか, 何らかの方法によりその経路を獲得しなくてはならず, それが運用上の難点である. これまで AGV 走行地図の獲得には, GA や Q 学習などによる自律学習の方法が提案されている^{1), 2)}.

本研究では複数の AGV 走行地図の同時獲得を目的とし, これまでに多重ニューロンを採用した SOM-TSP 法による最短経路問題(SPP), n 人巡回セールスマン問題(n-TSP)の解法を開発してきた. 今回は参照点間のニューロンを可変とすることにより, より効率的にこれらの問題を解く方法を提案し, 数値計算実験によりその有効性を検証する.

2. 自己組織化マップ (SOM)

SOM³⁾とはT. Kohonenにより1981年頃に開発された, 入力層と競合層からなる2層ネットワーク(図1)である. ネットワークは入力層のノード(入力ノード)と競合層のノード(競合ノード)が重みつきシナプス(リンク)で完全結合され, 競合層のノードはあらかじめ設定されたトポロジー構造を持っている. その学習アルゴリズムは以下で与えられる.

- (1) 入力ベクトルが与えられると, 入力ノードは入力ベクトルの対応した要素の値に設定される.
- (2) 競合ノードは, 入力と重みとの距離を計算し, 最小の距離をもつ唯一の勝者ノードを決定する.
- (3) 勝者ノードの近傍ノードの重みを入力と重みとの距離を利用して更新する.

3. SOM-TSP 法について

SOM-TSP 法とは, コホーネンの自己組織化マップを巡回セールスマン問題に適用したものであり, プリント基板上の表面実装の最適化などに採用されている. そのアルゴリズムは以下に示される.

- (1) n 都市を座標値 $x_i = (x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, n)$ で参照点として設定する.
- (2) あらかじめ与えた都市群に, 初期経路を都市より十分多い円状のトポロジーで結合された点(ノード)の連結として与える.

- (3) 無作為に選択された都市 x_i に対してユークリッド距離 $d_i(x_i, w_j)$ が最小となるシナプス w_j をもつノード j を以下の式で選択する. ここで, $\| \cdot \|$ はノルムを表す.

$$d_i(x_i, w_j) = \operatorname{argmin}_j \|x_i - w_j\|. \quad \dots(1)$$

- (4) ノード j とその近傍範囲 $\pm \delta$ にあるノード $[j-\delta, j+\delta]$ を選択された都市に向かって更新する(図2). 更新式は,

$$w_j = w_j + \varepsilon(x_i - w_j), \quad j = (i-\delta, i-\delta+1, \dots, i+\delta) \quad \dots(2)$$

ここで, ε は学習率係数である.

- (5) 近傍の個数(2δ)を徐々に減らしながら(3)~(4)を繰り返す. また, 学習率係数 ε には焼きなまし(アニーリング)処理を行う.

上記のアルゴリズムにより円状の経路は連続的に学習を行いながら成長し(図2), 各々の都市座標に各ノードのシナプスベクトルが一致した時に最良経路が得られる.

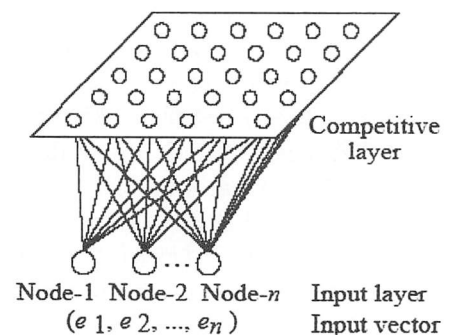


図1 SOM(Self-Organized Maps)

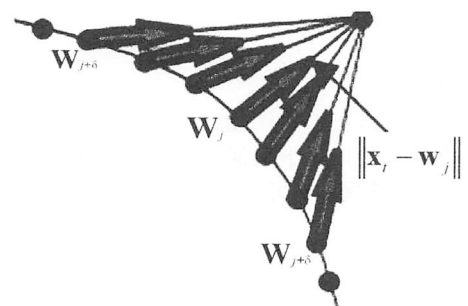


図2 経路生成過程

4. 多重ノード SOM

多重ノード SOM⁴⁾とは、著者らが開発した SPP や n-TSP を SOM-TSP 法で解く際に有効な手段である。多重ノード SOM のアルゴリズムを以下に示す。

- (1) 初期トポロジー生成後、固定点を選択し、任意の箇所固定する。
- (2) SOM-TSP 法を適用する。
- (3) 固定点を多重ノードにするため、固定点から $\pm m$ 点 (両端開放のトポロジーの場合は端点から m 点と、もう一方の端点までの m 点) のノードを固定点ノードと同一のシナプスを持たせる学習を行う。
- (4) (2)~(3)を近傍範囲 δ が1になるまで行う。

上記のアルゴリズムを採用することにより、SPP は経路が交差することなく最良解を得ることができる。また、n-TSP への適用については、固定点を多重とすると経路間や分割経路同士での交差がみられる。そこで固定点を1点とし、多重点を制約付きで開放することにより交差を除去できる。SPP/n-TSP の実験例を図3~4に示す。

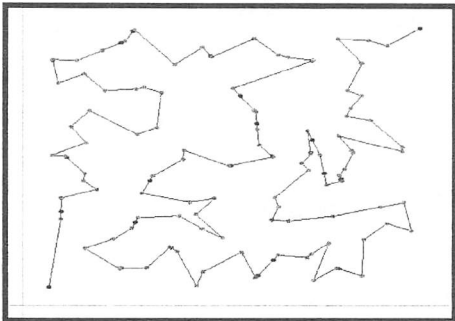


図3 多重ノード SOM による SPP の解

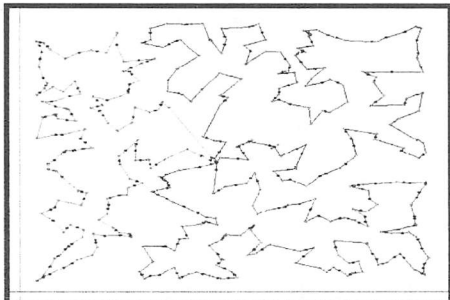


図4 多重ノード SOM による n-TSP の解

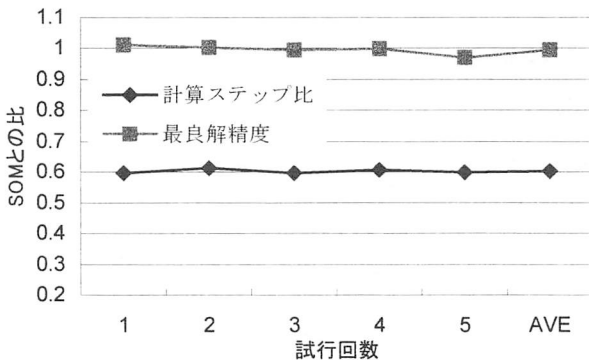


図5 SOM と VNN-SOM との比較

5. 可変ニューロン SOM (Variable Number Neurons SOM : VNN-SOM)

今回は一般的な SOM-TSP 法に VNN-SOM を適用する。そのアルゴリズムを以下に示す。

- (1) 従来型の SOM-TSP 法を行う。
- (2) 近傍範囲 δ が減少する時、ある参照点 x_i から最も近い距離にあるノード j を選択し、データベースに記憶する。
- (3) (2)を全ての参照点に対して行う。この時、データベースと重複したノードは除外し、常に新しいノードをデータベースに記憶する。
- (4) データベースに記憶されたノード間に、均等にノードを配置する。
- (5) (1)~(4)を解が収束されるまで繰り返す。

上記のアルゴリズムを用いた数値計算実験を行った。

図5は従来型の SOM-TSP 法の計算ステップ数と最良解精度を1とした場合の上記のアルゴリズムとの比較を表したグラフである。図に示されるように VNN-SOM を用いた場合、最良解の精度はほとんど変わらずに従来型 SOM-TSP 法の約 60% 程度のステップ数で最良解を得られることが判明した。この理由としては、ノードを近傍範囲 δ が減少するたびに最適な配置と個数にできるためである。従来型の SOM-TSP 法の場合、参照点の3倍程度のノードがなければ解が得られないことが確認できている。しかし本研究の手法では計算初期には参照点より少ないノード数で計算が可能である。また、計算終期にはノードが全体的に広がり、そのためデータベースと重複するノードが減少する。これにより全体のノード数は増加しながら解が収束するために、解の精度が低下しない。これにより少ない計算数で最良解が得られる。図6に VNN-SOM を用いた TSP の実験例を示す。

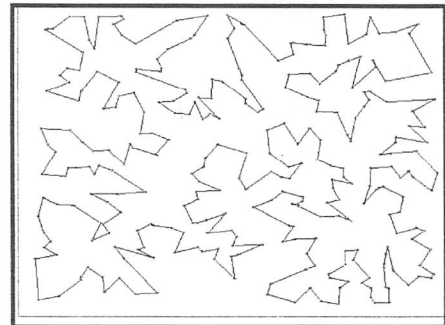


図6 VNN-SOM により得られた TSP の解

6. おわりに

可変ニューロン SOM を提案した。開発した手法は数値計算実験の結果から、SOM-TSP 法の計算速度を飛躍的に速めることが示された。また、この後より効率的に AVG 走行地図を獲得するために、VNN-SOM と多重ニューロン SOM を組み合わせた手法を SPP/n-TSP に適用し、数値計算実験により有効性を確認することを予定している。

参考文献

- 1) 渡辺, 加藤, 古川, 嘉数, "簡易SDM を用いたシーン獲得によるAGV の経路獲得", 日本機械学会[No.99-9]ロボティクス・メカトロニクス講演会'99講演論文集, 2P1-27-019,1999
- 2) 千葉, 太田, 井上, 新井, "AGV 群の走行経路と行動計画の統合的設計", 日本機械学会[No.00-2]ロボティクス・メカトロニクス講演会'00講演論文集, 2P1-33-039,2000
- 3) T. Kohonen, "Self-Organizing Maps", Springer, 1995
- 4) 小林, 渡辺, 古川, "n 台の搬送車経路決定問題への SOM の適応", 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 '04 講演論文集, 2P2-L1-28, 2004