

コホーネンモデルの最適化問題への応用

3Q-2

北折 健 村越 英樹 舟久保 登

東京都立科学技術大学 電子システム工学科

1 はじめに

ニューラルネットワークのひとつに、自己組織化モデルがある。コホーネンによって提案された自己組織化モデルを最適化問題に応用し、最適化機械としての能力の評価と、その能力を高めるための新しいアルゴリズムの提案を行う。

2 コホーネンの自己組織化モデルと巡回セールスマン問題

コホーネンは二つのシナプス層を想定した [1]。入力層は、出力層のすべてのニューロンにシナプス結合している。入力層から入った入力パターンは、出力層のネットワーク内に蓄積された結合荷重との比較を繰り返して、自己組織化を行う。ここで外界に、特徴空間 $S = \{x_0, x_1, \dots, x_i, \dots, x_{k-1}\}$ を仮定する。 n を入力層の細胞数とし、 $w_j(t) = (w_{j0}, w_{j1}, \dots, w_{j(n-1)})$ ($0 \leq j \leq l-1$) を時刻 t における入力層から出力細胞 j への結合荷重とする。この w_j を乱数で初期化し、出力細胞 j の近傍範囲 $N_j(0)$ を大きく設定する。 $x_i(t)$ ($0 \leq i \leq k-1$) を時刻 t における入力層の状態を表すものとし、これを特徴空間 S よりランダムに選ぶ。入力ベクトルと結合荷重との距離を次のように定義する。 $d_j = \|x_i(t) - w_j(t)\|$ 。 d_j が最小となる出力細胞を j^* とし、細胞 j^* と $N_{j^*}(t)$ で定義される近傍への結合荷重を、 $w_j(t+1) = w_j(t) + \varepsilon \eta(t) \{x_i(t) - w_j(t)\}$ で更新する。 j は、 $N_{j^*}(t)$ に含まれるすべての細胞である。 $\eta(t)$ ($0 < \eta(t) < 1$) および N_{j^*} は、時間と共に減少していく。以上を繰り返して、細胞の結合荷重と入力ベクトルの近似度を増加させる。 N_{j^*} で定義された近傍細胞についても、入力ベクトルとの距離を減少させる。これにより、任意の次元を持つ入力ベクトルの空間的な順序関係や位相情報を保持したまま、入力ベクトルを出力層の細胞上にマッピングできる。

「巡回セールスマン問題」とは、同じ都市を2度訪

れることなく、いかに最短距離ですべての都市を訪問するかという問題である。都市の位置ベクトルを特徴空間としてネットワークに与える解法が提案されている [3]。単位正方形内に都市をランダムに配置する。都市の座標を $x_0, x_1, \dots, x_i, \dots, x_{N-1}$ にそれぞれ割り当て、 x の集合を特徴空間 S とする。出力細胞は1次元の配列 $u_0, u_1, \dots, u_j, \dots, u_{l-1}$ とし、各細胞は添字に対応した荷重ベクトル $w_0, w_1, \dots, w_j, \dots, w_{l-1}$ を持っている。都市の重心を $g(g_x, g_y)$ とし、半径 r の円上に細胞 u が並ぶように w の初期状態をとる。配列上で隣合う細胞はここでもその順序関係を保っているものとする (図1)。配列上で隣接関係のある細胞間に線を引く。 x と w を同じ座標上にプロットする。以上の手順を繰り返して、すべての位置ベクトル x_i に少なくとも一つの荷重ベクトル w_j が一致したならば、出力細胞 u の配列順に従い都市間の距離を計算する。

3 シミュレーション

3.1 従来のコホーネンモデル

$\eta(t) = \exp(-(w_{j^*} - w_j)^2 / 2(\sigma(t))^2)$, $\sigma(t) = 50 \cdot 0.02^{t/t_{max}}$, また近傍領域 N_c を含めた結合荷重の更新を $t=1$ とした。都市数=10, 細胞数=40, $r=0.2$, また $t=t_{max}=10,000$ で終了しない場合はそこで実験を打ち切った。以上の試行を100回繰り返した。

表1: 10都市の結果

ε	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
収束率	0.98	0.99	1.00	1.00	1.00
最適解到達率	0.58	0.47	0.36	0.25	0.15
平均収束回数	1517	862	712	612	515

しかし、都市数が増加するに連れて図(3, 4)の状態が起りやすくなり、最短距離に到達しにくくなる。これを選けるため、結合荷重の更新に次のような制約条件を付加する。

3.2 結合荷重更新の制約条件

もし、荷重荷重の更新後、経路が交差した状態 (図(3, 4)) が現われた場合、その結合荷重ベクトルの更新は破棄し、更新前の値を継続するものとする。都市数=15~35と変化させ、 $t=10,000$ で終了しない場合

Application of Kohonen's Self-Organizing Maps to Optimization Problem

Ken Kitaori, Hideki Murakoshi, Noboru Funakubo
Department of Electronic Systems Engineering
Tokyo Metropolitan Institute of Technology
6-6 Asahigaoka, Hino, Tokyo 191, Japan

はそこで実験を打ち切った。εの値を0.1から0.9まで変化させたときの、収束率、イテレーション回数、及び平均収束経路率を求めた。平均収束経路率とは、収束した試行において、従来のモデルによる経路の長さに対する、本研究による経路の長さの比である (Fig.5, 6, 7).

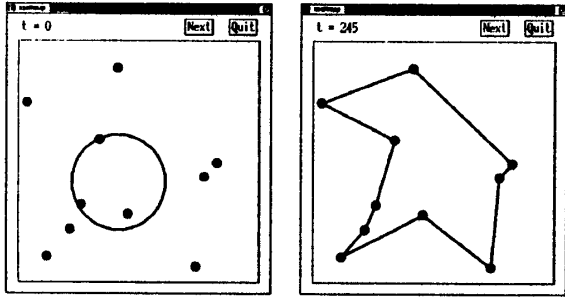


図1: 出力細胞 初期状態 図2: 出力細胞 収束状態

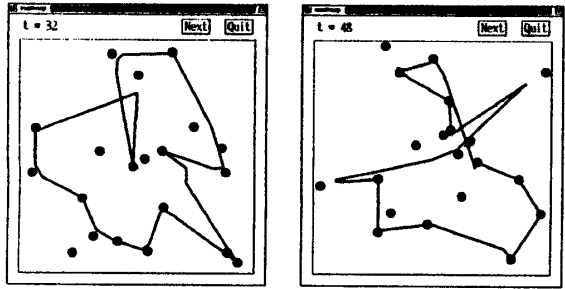


図3: 交差した状態1 図4: 交差した状態2

4 結論

コホーネンの自己組織化モデルによる、最適化機械としての能力を検証した。また、本研究による結合荷重更新に制約条件を付加することにより、経路の長さの改善がみられた。その反面、収束率および平均収束回数が悪化した。図(3,4)の状態の場合、結合荷重の更新をすべて破棄しているからである。今後の課題として、更新を破棄せず何らかの処理を行うことにより、収束率の改善を行ないたい。

参考文献

- [1] T.Kohonen 著, 中谷 和夫 監訳. 自己組織化と連想記憶, シュプリンガー・フェアラーク東京, 1993.
- [2] Helge Ritter et al., *Neural Computation and Self-Organizing Maps*, Addison Wesley, 1991.
- [3] B.Angeniol et al., *Self-Organizing Feature Maps and the Traveling Salesman Problem*, *Neural Networks*, 1, 289-293, 1988.

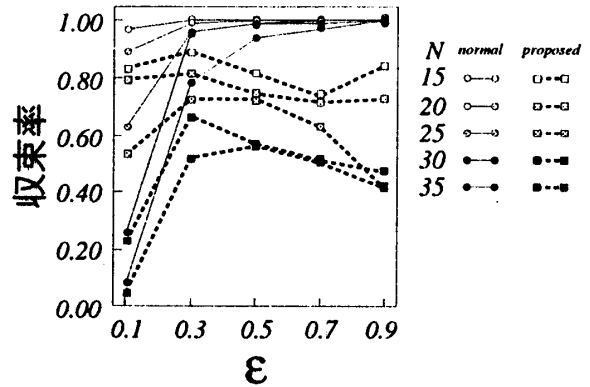


図5: 収束率

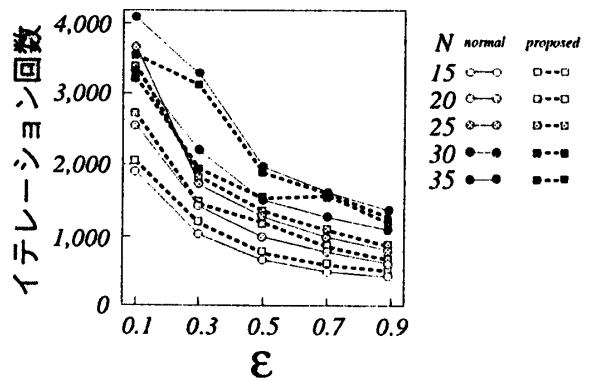


図6: イテレーション回数

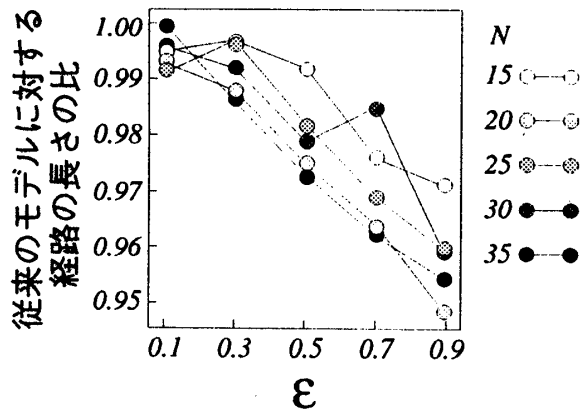


図7: 平均収束経路率