



難問への挑戦

教養のページ

武藤 佳恭 岡 宗一

武藤佳恭：慶應義塾大学環境情報学部
岡 宗一：慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科

Neural Computing for Solving Intractable Problems. By Yoshiyasu TAKEFUJI, Nonmember (Faculty of Environmental Information, Keio University, Fujisawa-shi, 252 Japan), and Souichi OKA, Nonmember (Media & Governance, Keio University, Fujisawa-shi, 252 Japan).

1. はじめに

ニューラルネットワークは、学習・最適化・自己組織化（セルフオーガニゼーション）の三つのモデルに分類される。学習はバックプロパゲーションに代表されるような教師付きの学習モデルで、文字の認識や天気予測など、古く

から最もよく研究されてきた分野である。最適化は固定型のリカレント・ニューラルネットワーク⁽¹⁾を用いたモデルで、数学の難問やゲーム問題や資源配置問題などを解決することができる。自己組織化は学習と最適化を組み合わせた教師なしの学習モデルで、MRI およびリモートセンシング画像の自動診断などに応用するこ

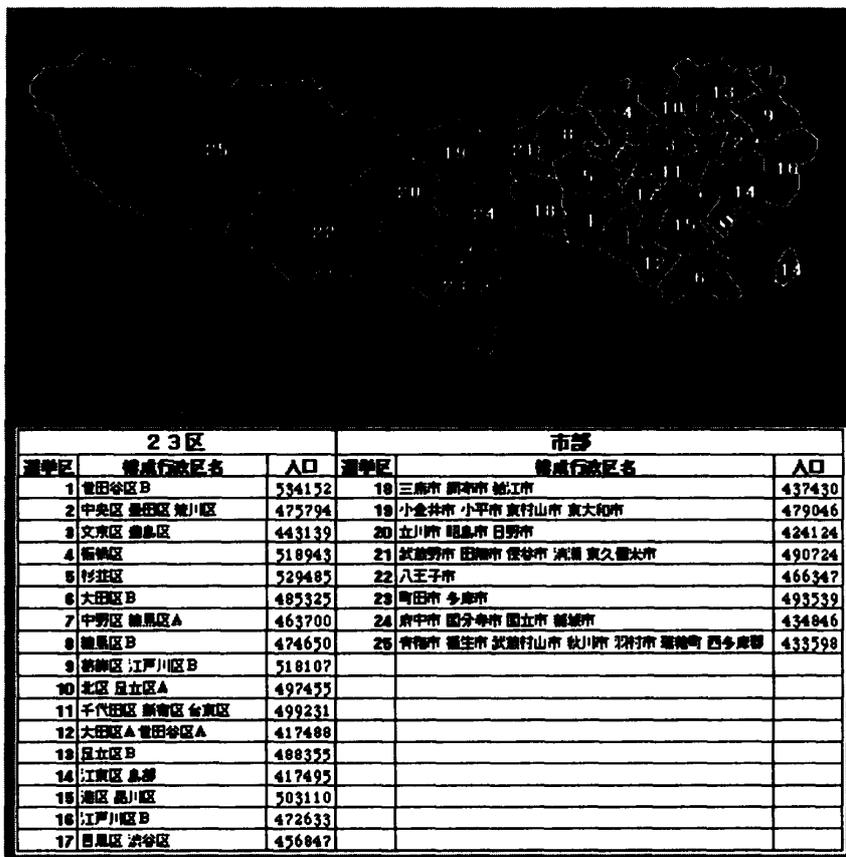


図1 東京都の小選挙区区割のシミュレーション結果

8	6	29	34	11	42	25
3	38	40	15	7	17	41
1	37	21	9	12	32	5
16	24	4	20	26	19	18
36	30	39	14	35	10	2
23	22	33	28	31	13	27

現在までの最適配置

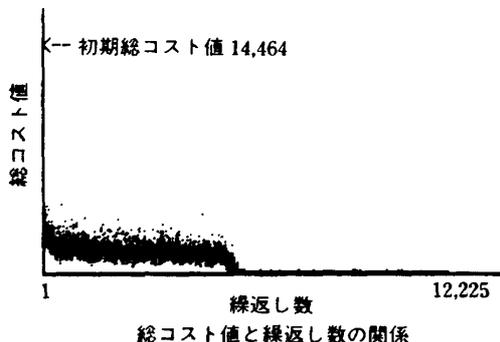


総コスト値と繰返し数の関係

(a) 42ファシリティベンチマーク問題

22	23	3	48	12	40	49
44	2	31	27	43	11	39
37	16	6	38	45	29	46
30	33	5	34	20	18	28
21	8	10	35	41	14	25
19	32	15	9	42	7	26
17	4	24	1	13	36	47

現在までの最適配置



総コスト値と繰返し数の関係

(b) 49ファシリティベンチマーク問題

図2 42および49ファシリティベンチマーク問題のシミュレーション結果

とができる。

本稿では、最適化の応用例として小選挙区区割問題と資源配置問題を、自己組織化の応用例

としてMRIおよびリモートセンシング画像の自動診断を解説するほか、バルーンネットワークニューロンという人工生命とニューラルネットワークの融合モデルを用いて幾何の難問題を解決した例も紹介している。

用語解説

リカレント・ニューラルネットワーク
 フィードフォワード型のニューラルネットワークと対比され、リカレント型はフィードバックをもつニューラルネットワークを指す。論理回路での組合せ回路がフィードフォワード型、順路回路がリカレント型に相当する。

ヒステリシス・マッカロックピッツニューロン
 マッカロックピッツニューロンにヒステリシス特性がついたものをヒステリシス・マッカロックピッツニューロンといい、システム内での激しい振舞いを鎮静する働きがある。

ファシリティベンチマーク問題
 ファシリティレイアウト問題におけるベンチマーク問題で、30年以上にわたってORの分野で使われている性能評価問題である(解の質と計算時間)。より効率良く資源を配置して総コストを下げることを目的としている。

2. 小選挙区区割問題

1994年12月、衆議院の小選挙区比例代表並立制導入に伴う全国300の小選挙区の区割法が成立した。この区割作業は、「人口の格差を2倍に抑える」「飛び地にしない」などの様々な条件があり、条件が増えると手作業による最適な区割が困難な問題である。実際の選挙区作成は手作業で行われたが、我々は、ニューラルネットワークを用いてコンピュータで選挙区を自動作成することを試みた(図1)。東京都を例にシミュレーションした結果、人口格差で実際の小選挙区よりも格差の小さい区割を行うことができた¹⁾。シミュレーションには、ヒステリシ

ス・マッカロックピッツニューロン⁽¹¹⁾というニューロンが用いられている。

3. 資源配置問題

資源配置問題はORの分野で長年にわたって研究されており、「 N 個の資源をそれぞれどこに配置すれば最もトータルコストが小さくできるか」という問題である。我々は二次元のマキ

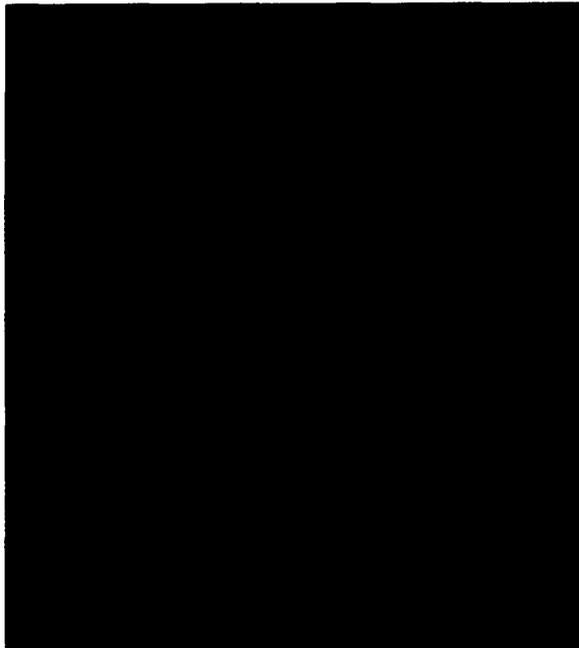


図3 自己組織化を用いたMRI画像のクラスタリング結果

シマムニューロンを提案してこの問題を解決し、42および49ファシリティベンチマーク問題⁽¹¹⁾で世界記録を樹立している⁽¹²⁾(図2)。

4. イメージのクラスタリング問題

学習しながら最適化を進めていく自己組織化(セルフオーガニゼーション)において、我々は一次元のマキシマムニューロンを用いた新しい手法を提案している。この手法は従来の常識を超えた数百万個のニューロンを扱う大規模ネットワークで、これまで標準とされてきたKohonenの提案する手法に比べて、係数調整の労力が取り除かれ、極小解に陥る可能性が低いという優れた特徴がある。この技術を応用して、我々はMRI画像の自動診断に成功しており⁽¹³⁾(図3)、リモートセンシング問題でも極めて有効であることがわかっている⁽¹⁴⁾(図4)。

5. 未解決幾何問題

「正方形の中に N 個の点を置き、それぞれの2点間の最小距離を最大にするような N 個の点の座標を求めよ」という有名な幾何の難問題がある。 N が10を超えると数学的に計算して解を求めることは不可能であり、コンピュータを用いたとしても、これまで有効なアルゴリズム

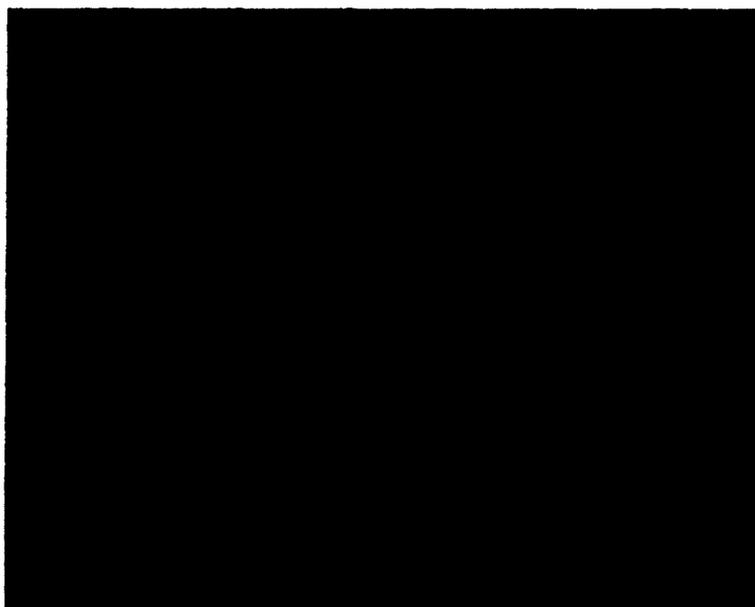
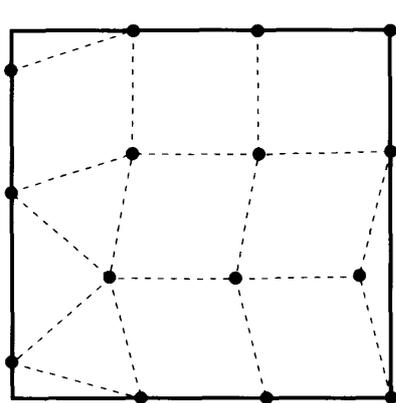


図4 自己組織化を用いたリモートセンシング画像のクラスタリング結果



- $d_{15} = 0.338606$
- 1(0.661383, 0.000000)
 - 2(1.000000, 1.000000)
 - 3(0.322775, 0.000000)
 - 4(0.661394, 0.338606)
 - 5(0.927215, 0.669309)
 - 6(0.322783, 0.338607)
 - 7(0.661392, 1.000000)
 - 8(0.322783, 1.000000)
 - 9(0.249997, 0.669306)
 - 10(1.000000, 0.000000)
 - 11(1.000000, 0.338614)
 - 12(0.000000, 0.102323)
 - 13(0.000000, 0.897683)
 - 14(0.000000, 0.440930)
 - 15(0.588605, 0.669297)

(a) 新解

- $d_{15} = \frac{14-3\sqrt{3}}{26}$
- 1($\frac{12+3\sqrt{3}}{26}, 0$)
 - 2(1, 1)
 - 3($\frac{3\sqrt{3}-1}{13}, 0$)
 - 4($\frac{12+3\sqrt{3}}{26}, \frac{14-3\sqrt{3}}{26}$)
 - 5($\frac{69-12\sqrt{3}}{52}, \frac{40-3\sqrt{3}}{52}$)
 - 6($\frac{3\sqrt{3}-1}{13}, \frac{14-3\sqrt{3}}{26}$)
 - 7($\frac{12+3\sqrt{3}}{26}, 1$)
 - 8($\frac{3\sqrt{3}-1}{13}, 1$)
 - 9($\frac{1}{4}, \frac{40-3\sqrt{3}}{52}$)
 - 10(1, 0)
 - 11($1, \frac{14-3\sqrt{3}}{26}$)
 - 12($0, \frac{5\sqrt{3}-6}{26}$)
 - 13($0, \frac{32-5\sqrt{3}}{26}$)
 - 14($0, \frac{8+2\sqrt{3}}{26}$)
 - 15($\frac{41-6\sqrt{3}}{52}, \frac{40-3\sqrt{3}}{52}$)

(b) 最良解

図5 n=15における新解および最良解

ムが存在しなかった歴史的な未解決問題である。この問題をニューラルネットワークを用いて解くために、我々はバルーンネットワークという新しいモデルを提案している。このニューロンは時間がたつにつれて次第に膨らんでお互いにつぶれ合い、押し合いへし合いしながら成長する。これ以上バルーンネットワークニューロンが膨れることができない寿司詰め状態に達したとき、それぞれのニューロンの中心がN個の点の解の座標となる。我々はこの手法を用いて15点問題を解き(図5)、これまでの世界記録0.337を破る0.3386という新記録を樹立した⁽⁵⁾(正方形の一辺の長さは1とする)。

各研究の詳しい内容・手法については、参考資料および<http://www.neuro.sfc.keio.ac.jp/>を御覧頂きたい。

文 献

(1) T. Saito, and Y. Takefuji, "Neural Computing Approach to Japanese Electoral System," IEEE Int. Conf. on Neural Networks Proceedings, vol.5, pp.2202-2207, 1995.

(2) K. Tsuchiya, S. Bharitkar, and Y. Takefuji, "A Neural Network Approach to Facility Layout Problems," in European Journal of Operational Research, vol.89, no.3, pp.556-563, 1996.

(3) S.C. Amatur, D. Piraino, and Y. Takefuji, "Optimization Neural Networks for the Segmentation of Magnetic Resonance Images," IEEE Trans. Med. Imaging, vol.11, no.2, pp.215-220, 1995.

(4) 武藤佳恭, "ニューラルネットワークによる並列処理のおもしろさ," 第3回農林水産省 農業環境技術研究所 計測と情報解析研究会, 1995.

(5) K. Fujisawa, and Y. Takefuji, "A Balloon net discovering improved solutions in one of unsolved problems in geometry: a problem of spreading points in a unit square," IEEE Int. Conf. on Neural Networks Proceedings, vol.5, pp.2208-2210, 1995.



たけふじ よしやす
武藤 佳恭

1983 慶大大学院博士課程電気工学了, 王博。1988 からケースウエスタンリザーブ大学電気工学準教授, 1992 から慶大・環境情報助教授, 1980 情報処理学会 20周年論文賞, 1995 高柳 Research 賞, ほかに受賞多数。



おか そういち
岡 宗一

1996-03 慶大・環境情報卒。現在, 同大学院政策・メディア研究科修士課程在学中。ニューラル研究所主任研究員。農林水産省農業環境技術研究所とリモートセンシング画像処理を協同研究する。1995-11より, 「bit」(共立出版)に「ニューラルコンピューティングの遊び方」を連載している。