

解 説



様々な角度から見たニューラルネットワークの将来像

6. ニューロ・コンピューティングによる
組合せ最適化問題の解法

— 現 状 と 将 来† —

五 十 嵐 治 一†

1. シミュレーテッド・アニーリング法と
Hopfield-Tank の方法

Kirkpatrick らによるシミュレーテッド・アニーリング法 (SA 法)¹⁾と, Hopfield と Tank によるアナログニューロンモデルを用いた組合せ最適化問題の解法 (HT 法)²⁾は, 発表当時から現在に至るまで, 多方面にわたる研究者や技術者に大きな影響を与えてきた. 前者の SA 法は, 統計物理学における熱平衡状態の確率分布 (Gibbs 分布) の性質を利用したもので, ローカル・ミニマムからの脱出が可能であり, 原理的には最適解を求めることができる. 後者の HT 法は, 統計物理学の観点からみると, 離散値を取るニューロンの熱平衡系に平均場近似を施し, 自由エネルギーの極小値を繰り返し計算で求めていることに相当する. この場合, HT 法でのニューロンの入出力関係を表すシグモイド関数の傾きが SA 法での体系の温度に対応し, この傾きを徐々に大きくすることにより SA 法でのアニーリングを近似的に実現することができる. また, 最初からシグモイド関数の代わりにステップ関数や折れ線状の関数を用いた 2 値ニューロンによる HT 法も, 組合せ最適化問題に数多く適用されている.

SA 法は, 低温になるにつれて熱平衡状態への到達時間が長くなり, また, 冷却速度をきわめてゆっくりとする必要があることから, 組合せ最適化問題に適用することには, 計算時間の点で問題があるとされてきたが, 巡回セールスマン問題, LSI 回路などの最適配置問題, 操業計画や配送などのスケジューリングの問題, レンズなどの自動設計, 画像修復などの多くの問題に適用されてい

る³⁾. SA 法の良い点は, HT 法と異なり, 必ずしもニューロンにより問題を定式化する必要がないことである. たとえば, Kirkpatrick らによる巡回セールスマン問題の解法では, 各都市に対応した記号を訪問順に並べた 1 次元リストを解の表現に用いている. 解の表現を工夫することにより, 冗長性をなくし, 計算時間の短縮をはかることができる.

一方, HT 法は, ニューロンの状態により解を表現する. SA 法と異なり, 体系の状態は初期状態により定まるエネルギー (または, 自由エネルギー) の極小状態に向かって決定論的に更新されていくために, きわめて短時間で近似解を得ることができる. したがって, SA 法に比べて大規模な問題の解法に向いていると考えられる. 現在までに, グラフ理論, ゲーム理論, 離散数学, 分子生物学, VLSI 設計, 経営工学, コンピュータ・ビジョンなどの広範囲の分野における組合せ最適化問題に適用されている⁴⁾.

2. エネルギー関数中の制約項の重み係数の
問題

SA 法においても HT 法においても, 多くの場合, すべての制約条件を満足した解 (実行可能解) 以外の, 意味のない解がエネルギー最小状態とならないように, エネルギー関数中に, 制約条件を表した制約項を付け加えるなどの対策が必要である. このように, 制約項をエネルギー関数に加法的に付け加える際には, 項の重み係数の値が問題となる場合が多い. これらの重み係数の決定法には, 係数の個数が少ない場合や, 係数の大小により結果がどう変化するか予測がつく場合には, 実際に解を求めてその結果により重み調整を行い, 重みの最適な値の範囲を二分探索法的に絞っていく試行改良型の方法や, アニーリング途中で制約

† Solutions for Combinatorial Optimization Problems Using Neural Computation by Harukazu IGARASHI (ATR Human Information Processing Research Labs.).

†† (株)ATR 人間情報通信研究所, 現在, (株)リコー

条件を満たす状態が出現しやすくなるように自動的に重みを調整する2層確率場モデル⁵⁾を用いた方法などがある。あるいは、実行可能解だけが極小解となるための重み係数の満たす条件を、エネルギー関数から解析的に直接求めてしまう試み⁶⁾がなされているが、重み係数値の一般的な決定法はまだ確立したとは言えず、今後の研究課題の一つである。

3. Hopfield-Tank の方法の周辺

HT 法では決定論的に解を求めることが高速性をもたらしている。同じように決定論的に解を求める方法として、エネルギー関数が二次形式であれば、最大固有値に対する方向を求めて利用する方法^{7),8)}や、多重一次形式に帰着させて解く方法⁹⁾なども提案されているが、組合せ最適化問題の解法としての汎用性という点に問題が残る。

また、HT 法を発展させたモデルとして、体系の状態を実行可能解に収束させるために、実行可能解の空間に状態を射影しながら求解を行う方法⁸⁾や、ニューロン間の競合を行わせる (Winner-take-all) 方法や、ニューロンの動作方程式に hill-climbing 項⁴⁾やノイズ項を付加してローカル・ミニマムからの脱出をはかる方法などが提案されている。このように、実行可能解を得る手段やローカル・ミニマムから逃れ出る手段も今後の重要な研究対象である。

4. その他のニューロ的アプローチ

SA 法や HT 法以外にも、Kohonen の自己組織化のモデルからヒントを得た弾性ネット (EN 法) を用いた方法¹⁰⁾が、大規模な巡回セールスマン問題などに適用されて大きな成果をあげている。EN 法では適用できる組合せ最適化問題の範囲が限定されるが、EN 法に適した問題には強力な解法に成り得ると考えられる。

最近では、HT 法でよく用いられるシグモイド素子の代わりに、カオス・ニューロンを用いた方法¹¹⁾が巡回セールスマン問題で良い結果を得たとの報告がなされている。しかし、理論的な根拠は示されておらず、初期状態や重み係数などのパラメータの値に結果が依存しやすいとの報告もある。また、生物進化 (選択淘汰・突然変異) にヒントを得た遺伝的アルゴリズム (GA 法) を用い

た解法¹²⁾が、多くの組合せ最適化問題において良い結果を与えることが報告されている。GA 法は SA 法と同様に、確率的な探索法的一种と言えるが、SA 法では統計物理学のような理論的な基礎があるのに比べて、GA 法ではそれに相当する理論的な裏付けがないのが弱点である。コンピュータの計算能力に頼った力まかせの解法であるという感が否めない。しかし、カオス・ニューロンモデルも GA 法も、数理科学関連の多くの研究者を巻き込んで研究が続けられており、今後の発展が期待できる。

5. 将来に向けて

以上、4つの章にわたり、簡単にニューロ・コンピューティングによる組合せ最適化問題の解法について現状をまとめてきた。以下では、研究の進むべき方向についていくつかの点を指摘したい。

第一に、良質な近似解を高速に求めることが必要である。ニューロ・コンピューティングを用いる利点は、分枝限定法のような数え上げによる最適解の発見にあるのではなく、近似解でも良いから高速に解を求めることにある。良質な近似解を高速に求めるには、高速な計算機を使用することや、アルゴリズムを並列化して並列計算機を用いること、LSI チップなどの専用ハードウェアを作成することなどが考えられる。現在のワークステーションや並列計算機のめざましい発展は、ニューロ・コンピューティングにとって力強い追い風が吹いている状態と言える。

第二に、組合せ最適化問題の解法として汎用性のあるモデルやアルゴリズムをめざすことである。ある問題だけに適用できる特殊な解法を研究することや、簡単な例題だけに適用して性能を評価することも意味がない。なぜならば、現実の組合せ最適化問題は、巡回セールスマン問題のような簡単な問題ばかりではないからである。たとえば、トラック (複数台) で荷物を運ぶ配送計画問題を考えてみても、配送先での乗り入れ可能な車両種の指定、停車時間の制限、配送時刻の指定、車両の積載量の上限などの様々な制約条件の下で、各車両の配送時間の総和を小さくする、全配送完了時刻を早くする、運転時間の拘束時間の偏りを小さくするなどの多目的な最適化問題を解く

必要がある。現実の社会に存在する複雑な組合せ最適化問題を解くことができ、実用化されるためには、組合せ問題の解法としての汎用性が要求される。

最後に、他の最適化手法や AI 的手法などとニューロ・コンピューティングとのハイブリッド化である。シンプレックス法や準ニュートン法、あるいは最近の内点法などの OR 技法とニューロ・コンピューティングとの組合せや、プロダクション・システムやフレームなどの知識表現や推論機構の利用や、ファジィ理論の利用などが考えられる。また、統計物理学をはじめとする多くの数理学関連の分野からのアプローチも重要であろう。

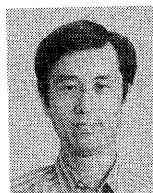
これら三つの方向性を考慮して、現実社会にある複雑な組合せ最適化問題について、実用に耐えるだけの高精度の解を高速に求めることができれば、生産、設計、制御、計画、販売、土地利用、経済運用、物流などの広範囲にわたるニューロ・コンピューティングによる解法の実用化が可能になると筆者は予想している。最後に、紙数の制限と筆者の理解力不足から紹介できなかった研究例が多数あったことをお詫びする。

参 考 文 献

- 1) Kirkpatrick, S., Gelatt, Jr. C.D. and Vecchi, M. P.: *Optimization by Simulated Annealing*, *Science*, Vol. 220, pp. 671-680 (1983).
- 2) Hopfield, J.J. and Tank, D.W.: *Neural Computation of Decisions in Optimization Problems*, *Biol. Cybern.*, 52, pp. 141-152 (1985).
- 3) Aarts, E. and Korst, J.: *Simulated Annealing and Boltzmann Machines*, p. 272, John Wiley & Sons (1989).

- 4) Takefuji, Y.: *Neural Network Parallel Computing*, p. 230, Kluwer Academic Publishers (1992).
- 5) 五十嵐治一: シミュレーテッドアニーリング法におけるエネルギー関数中のパラメータ値の決定法, 信学論 D-II, Vol. J75-D-II, No. 7, pp. 1232-1240 (1992).
- 6) 松田 聖: 対称結合神経回路網における解の安定性について, 信学技報, NC93-8 (1993).
- 7) Aiyer, S. V. B., Niranjana, M. and Fallside, F.: *A Theoretical Investigation into the Performance of the Hopfield Model*, *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 1, pp. 204-215 (1990).
- 8) Aiyer, S. V. B.: *Solving Combinatorial Optimization Problems Using Neural Networks*, *Tech. Rep. CUED/F-INFENG/TR 89*, Cambridge University Engineering Department.
- 9) 上坂吉則, 尾関和彦: パターン認識と学習のアルゴリズム, p. 189, 文一総合出版 (1990).
- 10) Durbin, R., Szeleski, R. and Yuille, A.: *An Analysis of the Elastic Net Approach to the Traveling Salesman Problem*, *Neural Computation*, Vol. 1, pp. 348-358 (1989).
- 11) 野沢 浩: 大域結合写像としてのニューラルネットワークモデルとその応用, 信学技報, NLP 92-36 (1992).
- 12) 北野宏明(編): 遺伝的アルゴリズム, p. 328, 産業図書 (1993).

(平成 5 年 11 月 30 日受付)



五十嵐治一 (正会員)

昭和 31 年生。昭和 54 年東京大学教養学部基礎科学科卒業。昭和 59 年同大学院博士課程修了。同年 4 月(株)リコー入社。平成 2 年 4 月より平成 6 年 3 月まで(株)ATR へ出向。現在、(株)リコー情報通信研究所に勤務。ニューロ・コンピューティングの研究に従事。理学博士。物理、人工知能、電子情報通信学会各会員。

