5M－3

相互結合型ニューラルネットワークのスプリアス状態回避法の検討

藤原浩一　松井伸之
姫路工業大学 工学部 情報工学科

1. はじめに

Hopfield によって提唱された相互結合型ニューラルネットワークは、エネルギー関数を極小化するダイナミックスを持つことが示されているが、このエネルギー関数には複数の極小値があり、局所的な極小値へ捕捉され最小値へ到達しないという問題が内在している。このスプリアス状態を回避する有効な手法として、ガウシアンマシン[1]等のノイズを利用する確率的なネットワークモデルやカオスを用いたカオスニューラルネットワークモデル[2]が提案されている。ノイズを利用したモデルでは、ノイズはランダムであり、ノイズとネットワークの状態の遷移時間には相関がない。しかし、現実には、膜電位の振動などによって、ニューロンの応答特性が規則的にゆらいでいることが観測されている[3]。しかしながら、このようなゆらぎの効果が、実際、ニューラルネットワークにおいてどのような効果をもたらしているかは余り明らかにされていない。そこで、ニューラルネットワークにおける規則的なゆらぎの効果を明らかにする試みとして、これらの生理学的知見に基づいて、相互結合型ニューラルネットワークに時間的周期を持つゆらぎを導入する手法を提案し、その効果を調べることが本研究のねらいである。一般には、規則的なゆらぎ手法を導入するよりも、ノイズを用いた手法の方がこの種の回避問題には効果的であると信じられているが、この効果のスプリアス状態回避への影響をTSPをベンチマークとして詳細に検討したので報告する。

2. しきい値ゆらぎニューラルネットワーク

n 個のニューロンが相互に結合されたネットワークを考える。その中のニューロン i への入力を u_i とし、出力を v_i とすると、ニューロンの状態更新は、次式のように表される。

$$u_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} v_j + h_i \qquad (1)$$

$$v_i = g(u_i) = \frac{1}{2}\left\{1 + \tanh(u_i/u_0)\right\} \qquad (2)$$

ここで、w_{ij} はニューロン j から i への結合荷重、h_i はニューロン i のしきい値、u_0 は出力関数の曲線の傾きを制御する定数である。

相互結合型ニューラルネットワークにおいて、ニューロンの集団的状態の遷移を知るために、ネットワークのエネルギー関数が、次式のように定義される[4]。

$$E = -\frac{1}{2}\sum_{i}^{n}\sum_{j \neq i}^{n} w_{ij} v_i v_j - \sum_{i}^{n} h_i v_i \qquad (3)$$

本研究では、スプリアス状態を回避する手法として、(1)式におけるしきい値 h にネットワークの状態の遷移時間によって変化する周期的なゆらぎ関数 $f(t)$ を導入する。

$$h = \theta + f(t; \alpha, \beta) \qquad (4)$$

ここで、θ は従来のモデルと同様の時間にかかわらず一定な項である。またパラメータ α, β はそれぞれゆらぎの振幅、周波数を表している。

3. 計算機シミュレーション

しきい値ゆらぎを持つ相互結合型ニューラルネットワークの計算機シミュレータによってTSPを解かせ、性能の解析を行った。

A Method of Avoiding Spurious State in Recurrent Neural Network
Koichi Fujiwara　Nobuyuki Matsui
Himeji Institute of Technology
2167 Shosha, Himeji, Hyogo 671-22, Japan

しきい値のゆらぎである(4)式の $f(t;\alpha,\beta)$として、本研究で用いた周期的ゆらぎ関数は、1) sin 関数、2) 方形波関数、3) 三角波関数の３つである。

4. 結果

状態の更新20000回を1試行とし1000試行を行った結果として、全試行における最適解である最短距離の巡回経路が得られた割合を以下に示す。

ゆらぎのパラメータ α,βを、各種のゆらぎそれぞれについて変化させて最適解に収束した割合の一例を図１に示す。従来の他のモデルとの比較として、それぞれの最適解の割合を表１に示す。また、ネットワークの状態更新によるエネルギー関数の変化の一例を図２に示す。

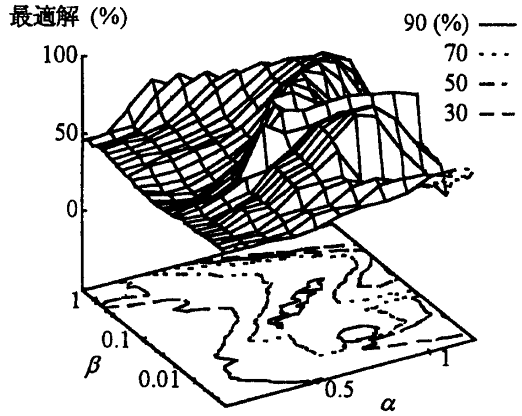

図１ TSPの最適解（sin 関数）

表１　最適解の割合

モデル	パラメータ(α,β)	最適解の割合
sin 関数(本報告)	(0.8, 0.008)	94.4%
方形波関数(本報告)	(0.6, 0.002)	80.3%
三角波関数(本報告)	(0.9, 0.008)	95.9%
一様乱数(本報告)		59.4%
Hopfield モデル[1]		36.2%
Boltzmann Machine[1]		0.6%
Gaussian Machine[1]		36.6%
Chaos Neural Net[2]		98.1%

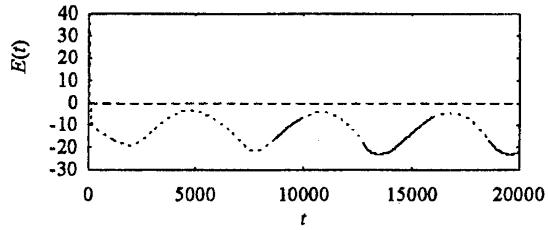

図２ エネルギー関数の変化
(sin 関数, a=0.7,b=0.06)
（実線は、最適解を出力している状態、
点線は、その他の状態を示す。）

5. むすび

本研究では、従来の相互結合型ニューラルネットワークのニューロンのしきい値に時間的に周期を持つゆらぎを導入し、そのベンチマークとしてTSPを用い、性能の解析を行った。その結果、表１より、本モデルのしきい値のゆらぎ手法は、カオスを用いた手法[2]と同等の能力を有し、簡単な手法にもかかわらず、最適化問題を解く能力の改善に対して有効であることが示された。

今後の課題として、本手法のTSP以外の問題における適応性を調べること、情報処理におけるゆらぎの積極的役割を明らかにすること、ゆらぎの有効性の理論的解析などが挙げられる。

参考文献

[1] 秋山, 山下, 梶浦, 安西, 相磯 : “ガウシアンマシンによる組合せ最適化”, 信学技報, MBE88-183, pp.163-168 (1989)

[2] 野沢 : “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, NLP92-36, pp.11-18 (1992)

[3] 合原 他 : “ニューラルシステムにおけるカオス”, 東京電気大学出版局 (1993)

[4] J.J.Hopfield and D.W.Tank : “‘Neural’ Computation of Decisions in Optimization Problems”, Biol. Cybern. 52, pp.141-152 (1985)