

カオスニューロンモデルによる周期的パターンの獲得

1 T-9

木下 靖文 横井 浩史 嘉数 侑昇
北海道大学工学部

1 はじめに

神経細胞の不応性を考慮することにより、その応答を定性的に再現するカオスニューロンモデル [1] というモデルがある。従来それは、静的なパターンを全結合型のネットワークの結合係数に埋め込み、それを想起させる、連想記憶モデルの想起能力の向上などに用いられてきた。同様の方法で動的なパターンを埋め込むことも可能であるが、その学習法は、OFF-Line型である。しかし、処理内容のすべてをあらかじめ設計することが困難である場合、または環境が時間により変化し、絶えずその挙動を更新する必要がある場合、リアルタイムに挙動を評価し変化させる、ON-Line型の学習が必要となる。

そこで、本稿では、カオスニューラルネットワークにより、動的なパターンを処理する際の ON-Line 学習法を提案する。そして、計算機による実験を通してその性質について検証する。

2 カオスニューラルネットワーク

ここで用いるカオスニューラルネットワークモデルを、式 (1) ~ (4) に示す [1]。ネットワーク構造は全結合型である。

$$\eta_i(t+1) = k_f \eta_i(t) + \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j(t) \quad (1)$$

$$\zeta_i(t+1) = k_r \zeta_i(t) - \alpha x_i(t) - a_i \quad (2)$$

$$x_i(t+1) = f(\eta_i(t+1) + \zeta_i(t+1)) \quad (3)$$

$$f(y) = \frac{1 - e^{-y}}{1 + e^{-y}} \quad (4)$$

ここでは、

- $x_i(t)$: 時刻 t における i 番目のニューロンの出力
- k_f, k_r : 時間減衰定数 ($0 \leq k_f, k_r < 1$)
- w_{ij} : j 番目ニューロンから i 番目ニューロンへの結合係数
- a_i : i 番目ニューロンへの外部入力

ネットワークの結合係数に系列パターンを埋め込む場合、その相関をとる以下の方法がよく用いられる。

Acquisition of periodic pattern using Chaos Neural Network
Yasufumi Kinoshita, Hiroshi Yokoi, Yukinori Kakazu
Faculty of Engineering, Hokkaido University
Kita-13 Nishi-8, Kita-ku, Sapporo, Hokkaido

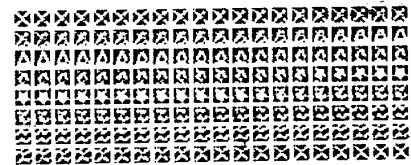


図 1: なめらかな系列

一周 N 個から成るパターン (u_1, u_2, \dots, u_N) を埋め込む場合、係数行列 $W = (w_{ij})$ は

$$W = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_{i+1} u_i^T \quad (5)$$

のようになる。(通常、 $l = 1$)

3 ON-Line 学習法

ここで、前述のカオスニューラルネットワークが動的パターンを処理する為に、本稿で提案する ON-Line 学習法について記述する。

時刻 $t-1$ から t への状態遷移が評価された場合、 j 番目ニューロンから i 番目ニューロンへの結合係数 w_{ij} は、以下の式 (6)、(7) に従い更新される。

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij} \quad (6)$$

$$\Delta w_{ij} = \beta \frac{|x_i(t) - x_i(t-1)| |x_j(t) + x_j(t-1)|}{2} \cdot (x_i(t)x_j(t-1) - w_{ij}(t)) \quad (7)$$

信号の受け側が状態変化し、送り側が状態変化しなかった場合に結合係数が強化されるようになっている。

4 計算機実験

4.1 予備実験

カオスニューラルネットワークの動的パターンの想起に関する性質を調べるための予備実験について述べる。

ネットワークは 100 個のニューロンから構成される全結合型で、すべてのニューロンが、いわば出力層である。まず、100 ピクセルで一周 160 パターンから成る、なめらかな系列を用意する。(図 1) ここでいう「なめらか」とは隣合うパターンの差異が少ないという

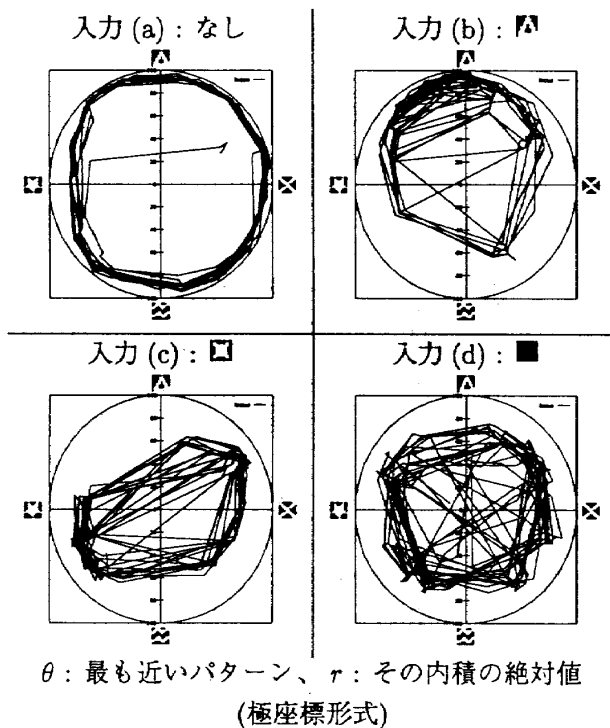


図 2: それぞれの入力に対する想起の様子

意味である。そして、用意した系列を結合係数行列に、式(5)のようにして埋め込む。(ここでは、 $l=4$)

さまざまな入力に対するネットワークの挙動を図2に示す。グラフは、埋め込んだ系列に対する、発火状態の時間変化の軌跡を表わしたものである。入力が記憶パターンに近い場合(b,c)は、そこを中心とした想起が起こり、入力がどの記憶パターンからも遠い場合(d)には、多くの記憶パターン付近を遍歴する状態となることが読み取れる。

結果、ネットワークは系列パターンの想起に適し、入力に応じて状態遷移の「ゆらぎ」が変化する性質を持つことが言える。

4.2 ON-Line 学習

さらに、前述の ON-Line 学習法の有効性を検証する実験について述べる。

ネットワークは前回同様 100 個のニューロンより構成される全結合型で、そのうち、25 個は出力層、75 個は隠れ層である。係数行列の初期状態は、 $-0.1 \sim 0.1$ の乱数で決定される。

ここでのネットワークへの評価は、次のように設定した。ネットワークの出力層と、目標となる 25 ビットの任意のパターン 4 つ (A, B, C, D) それぞれとの内積をとり、その中で絶対値が最大のものが、

- 5 ~ 10 の場合にはそのパターン
- 10 ~ 25 の場合はその次のパターン

との内積の絶対値が次のステップで増加した時評価される。

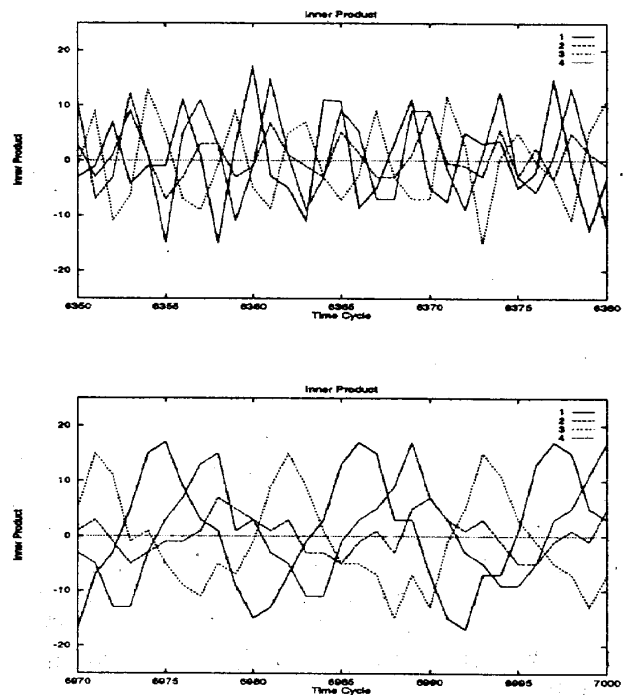


図 3: 4 パターンとの内積の変化

4 つのパターンそれぞれに対する内積の時間による変化を図 3 に示す。評価を得られる挙動を探索する段階 (図上) から、それをふまえてさらに評価を得続ける系列を探索していく様子 (図下) が読み取れる。はじめのうちは入力、状態が「未知」のものであるため、発火状態は、広い範囲を探索するが、記憶が増えると、そこを中心とした探索となるのだと考察される。ここで注目すべき点は、有用な記憶は失われることなく探索に役立っているということである。

図 3 下のグラフでの、ピーク (正負とも) の現れる順番を見ると、ネットワークは、A → B → C という系列を、それらの中間のパターンも含めて「獲得」したといえる。D が系列に組込まれなかったのは、B との類似性があるため (内積: 9) と考えられる。

5 おわりに

本稿では、カオスニューラルネットワークを用いて動的なパターンを処理する際の、ON-Line 学習法を提案し、計算機実験によりその有効性を検証した。

学習が上手く進む為の条件の解析、その条件を保つための方法の開発などが今後の課題となる。

参考文献

[1] K. Aihara, & T. Takabe, & M. Toyoda, (1990). Chaotic neural networks. *Physics Letters A*, 144, 6, 7, 333-340

[2] 甘利俊一, 「神経回路網の数理」(産業図書, 1978)