

高次自己相関型モデルの連想記憶における類似度とマスキング手法

Distance between the patterns and Masking on Associative Memory of Higher Order Correlation Model

吉元 宏幸[†] 濱川 恭央[‡]
Hiroyuki Yoshimoto Yasuo Hamakawa

1. はじめに

人間の脳は計算・記憶・連想・汎化などの機能を有している。この脳の機能の一部を実現する研究は以前から盛んに行われており、記憶した事柄を次々と思い出す連想記憶の研究も行われている。しかし連想記憶の研究は、系列パターン（記憶内容）と認識結果の対応付けが難しく、あまり研究されていない。また、系列パターンの連想記憶を実現する場合、系列パターン同士が似通っている場合が多く、誤認識や想起の失敗が起きるため、相関が小さいランダムパターンを系列パターンとしたシミュレーションが行われている[1][2]。

本研究では、結合荷重の学習に二次自己相関型モデルを採用し連想記憶を実現する。まず、相関が小さいランダムパターンの連想記憶が実現できることを示す。次に、相関がある系列パターンの連想記憶が実現しにくいことを示す。さらに、相関がある系列パターンの連想記憶を実現するため、相関を小さくするマスキング手法を提案し、マスキング手法の有用性を示す。

2. シミュレーションモデル

2.1 ニューロンモデル

本研究では、二次のニューロンモデルとして積結合モデルを採用する（図1参照）。二次の積結合モデルは、いくつかの入力の中から2つを選び、その積に結合荷重を付加する。二次の積結合モデルを採用することで、従来のニューロンモデルに比べ結合荷重の数が N 個から N^2 個に増加し、それに伴い記憶可能な系列パターン数も飛躍的に増加する[1]。

ニューロン i の時刻 t における内部ポテンシャル u_i を式(1)に示し、次時刻の出力を式(2)に示す。

$$u_i(t) = \sum_{j=1}^{N-1} \sum_{k=j+1}^N w_{ijk} x_j(t) x_k(t) \quad (1)$$

$$x(t+1) = \text{sgn}[u_i(t) - h + bx(t)] = \begin{cases} 1(u_i \geq 0) \\ -1(u_i < 0) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、出力関数にはシグモイド関数 $\text{sgn}[]$ を採用する。また、 b はニューロン自身へのフィードバック（自己結合）、 N はニューロン数、 w_{ijk} は結合荷重、 h はニューロンの閾値である。

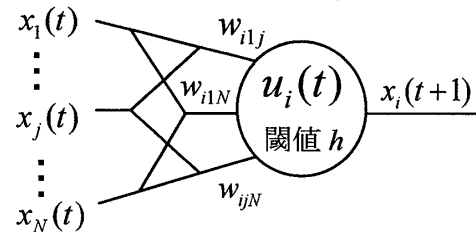


図1 ニューロンモデル

2.2 自己相関モデル

系列パターンを学習する方法として、自己相関型モデルを採用する。自己相関型モデルは、系列パターンとある定数からの差分により結合荷重を決定する。二次の積結合モデルにおいて、ニューロン i にニューロン j, k の出力が積入力される時の結合荷重 w_{ijk} を式(3)に示す[3]。

$$w_{ijk} = \frac{1}{N^2 C_2} \sum_{\mu=1}^M (s_i^{\mu+1} - a_i)(s_j^{\mu} - a_j)(s_k^{\mu} - a_k) \quad (3)$$

ここで、 s_i^{μ} は系列パターン $S^0 \rightarrow S^1 \rightarrow \dots \rightarrow S^M$ の μ 番目のパターン $S^{\mu} = \{s_1^{\mu}, \dots, s_N^{\mu}\}$ の i 番目の要素、 N はニューロン数、 M は系列パターン数、 a は定数である。また、回路網の構成は、複数のニューロンを相互に結合して構成した相互結合型ネットワークを採用する。

3. シミュレーション

3.1 シミュレーション手順

系列パターンの連想記憶のシミュレーションは以下の手順で行う。

1. 各パラメータの値を設定する。
2. 系列パターン $S^0, S^1, \dots, S^M$ を設定する。
3. 式(3)に従い結合荷重を決定する。
4. 初期値として S^0 に似たパターン $x(0)$ を与える。
5. 式(1), (2)に従って $x(1)$ を決定し、 $x(1)$ と S^1 の類似度 d_1 を計算する。以下同様に $x(2)$ と $S^2, \dots, x(M)$ と S^M の類似度を計算する。

また、シミュレーションによる想起の正確さを判断する尺度として類似度を定義する。類似度 d_i は式(4)と定義する。

$$d_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i x_i(t) \quad (4)$$

ここで、 $S = \{s_1, \dots, s_N\}$, $x(t) = \{x_1(t), \dots, x_N(t)\}$ であり、前者はネットワークがとるべき状態を、後者は時刻 t におけるネットワークの状態を表しており、 d_i が 1 であればネットワークの状態が完全に一致したことになる。本研究では、 d_i が 0.93 以上であれば想起成功と定義する。

以下、各パラメータはニューロン数 $N=256$ 、系列パターン数 $M=10$ 、自己結合 $b=0$ 、閾値 $h=0.0$ とする[2]。

[†] 鹿児島工業高等専門学校電気情報システム専攻
Electric information system engineering major, Kagoshima
National College of Technology

[‡] 鹿児島工業高等専門学校情報工学科 Department of
information engineering, Kagoshima National College of
Technology

表1 パターン間の類似度

	最小値	最大値
ランダムパターン	0%	17%
固定パターン (マスキング無)	30%	74%
固定パターン (マスキング有)	0%	52%

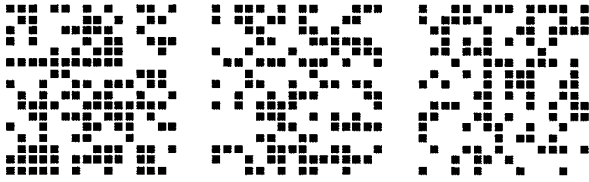


図2 ランダムパターンの例

3.2 ランダムパターン

系列パターンにランダムなパターンを採用し、連想記憶のシミュレーションを行った。系列パターンは式(5)の確率に従い生成した。

$$\Pr\{s_i^\mu = -1\} = p \quad (5)$$

ここで、 $\Pr\{\cdot\}$ は事象 $\{\cdot\}$ の起こる確率を表している。また、パターン間の相関を $\bar{s}=1-2p$ と定義する。今回は、系列パターン数を10とし、 $\bar{s}=0.0$ となるように $p=0.5$ として相関の無い系列パターンを生成した。また、 $a_i = a_j = a_k = \bar{s}$ とした[1][3]。

表1にパターン間の類似度(式(4)参照)の最小値と最大値を示し、図2にランダムパターンの例を示す。表1より、ランダムパターンはパターン間の類似度が小さくなっていることが分かる。これによりランダムパターンを用いた連想記憶のシミュレーションは実現可能となった。

3.3 固定パターン

「あ」から「こ」のひらがな10個を固定パターンとして採用し、連想記憶のシミュレーションを行った。このパターンはETL文字データベース、ETL8から引用した。図3に固定パターンの例を示す。また、相関 $\bar{s}$ はひらがな10枚の固定パターンの平均値とし、 $a_i = a_j = a_k = \bar{s}$ とした。

シミュレーション結果のうち想起失敗した例を図4に示す。表1より、固定パターンを用いた場合はランダムパターンと比べてパターン間の類似度が大きくなり、連想記憶のシミュレーションが実現しにくいことが分かる。

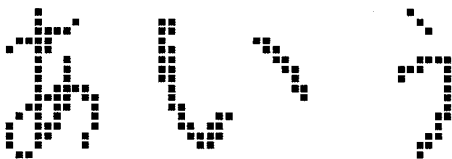


図3 固定パターンの例

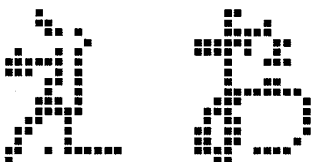


図4 想起失敗の例

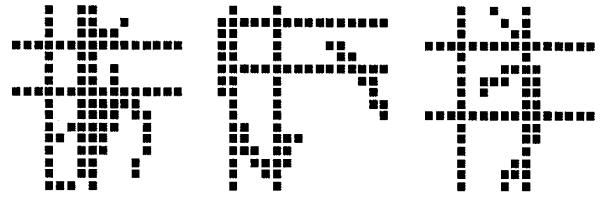


図5 マスキング付加パターンの例

4. マスキング手法

4.1 マスキングの設定

系列パターンに固定パターンを採用した場合、パターン間の類似度が大きく、想起に失敗する。そこで、パターン間の類似度を小さくする手法としてマスキング手法を提案する。

マスキング手法では、固定パターンをニューラルネットワークに学習させる前に、固定パターンに縦2本、横2本の4直線をマスキングとして付加する。この直線の位置はランダムに決定する。マスキングを付加した固定パターン例を図5に示す。

4.2 シミュレーション結果

系列パターンを固定パターンとし、マスキング手法を採用した連想記憶のシミュレーションを行った。シミュレーション方法は3.3節と同様とした。結果、系列パターンを固定パターンとしたシミュレーションが実現可能となった。表1より、マスキングを付加することでパターン間の類似度が小さくなったことが分かる。これより、パターン間の類似度を小さくすることで連想記憶のシミュレーションが実現できた。

5. 結論

系列パターンを扱った連想記憶のシミュレーションにおいて、パターン間の類似度が小さい場合、想起は容易に行えた。しかし、パターン間の類似度が大きい場合、想起に失敗しやすい。この結果から、自己相関モデルを用いた連想記憶のシミュレーションは、学習させるパターン間の類似度の大小に影響されることが分かった。そこで、パターン間の類似度を小さくするマスキング手法を提案し、系列パターンとしてより現実的な固定パターンを用いた場合でも想起が可能となることを示した。つまり、マスキング手法が自己相関型の連想記憶において有効であることを示した。

今後は、系列パターン数の増加に対応するため、ランダムパターンのマスキングを検討していく。

参考文献

- [1] Y. Hamakawa, H. Miyajima, N. Shigei and T. Tsuruta, "On some properties of higher order correlation associative memory of sequential patterns," Journal of Signal Processing, vol.8, No.3, pp.225-234, May 2004.
- [2] 大浦寛, "高次神経回路網における連想記憶のパラメータに関する研究", 電子情報通信学会九州支部 学生講演会, D-60, 2008.
- [3] 矢内 浩文, 沢田 康次, "系列を連想する神経回路網モデルの性質", 電子情報通信学会, Vol.J73-D-II No.8, pp.1192-1197, 1990.