

高次微分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 Differential Correlation Model

飛佐 洋平[†] 濱川 恭央^{*}
Youhei Tobisa Yasuo Hamakawa

1. はじめに

ニューラルネットワーク (以下 NN) による系列パターンの連想記憶は、静的パターンの連想記憶よりも人間の記憶を考慮する上で現実的であり、様々なニューロンモデルや学習法が提案されている[1]。また、矢内ら[2]により提案された微分相関型モデルは、記憶容量の増加やロバスト性があることが示されている[3][4]。これらの研究では、系列パターンと記憶内容あるいは認識結果の対応付けが定式化しにくいことから、系列パターンを無相関ランダムパターンとしている。しかし、現実的な連想記憶では、相関をもつ系列パターンが多く、その想起は成功しにくいことがわかっている。

本論文では、高次微分相関型モデルによる系列パターンの連想記憶をシミュレーションにより実現する。相関をもつ系列パターンの想起を成功させる為、マスキング手法を提案する。本手法により、従来の無相関ランダムパターンだけでなく、相関をもつ系列パターンの想起が可能となることを示す。

2. ニューロンモデル及び微分相関型モデル

2.1 積結合モデル

積結合モデルは、全入力の中から任意の n 個の入力を取り出し、それらの積に結合荷重を与え、全ての組み合わせの和を入力とするニューロンモデルである。ここで、 n は次元数を表す。本論文では 2 次の積結合モデルを採用する (図 1 参照)。このモデルの時刻 t における内部ポテンシャル $u_i(t)$ と出力は次式で表される。

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

$$x_i(t+1) = \text{sgn}[u_i(t) + b x_i(t) - h] = \begin{cases} -1 (u \leq 0) \\ 1 (u > 0) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 N はニューロン数、 x_j は入力、 w_{ijk} は結合荷重、 $\text{sgn}[]$ はシグモイド関数、 b はニューロン自身へのフィードバック (自己結合) の大きさ、 h はニューロンの閾値を表す。積結合モデルは、内部ポテンシャルに積の項の線形和を含む為、従来のニューロンモデルよりも結合荷重数が増加する。これにより、記憶可能な系列パターン数の増加等が期待できる。また、ネットワーク構成は、信号のフィードバックが存在する相互結合型 NN を採用する。

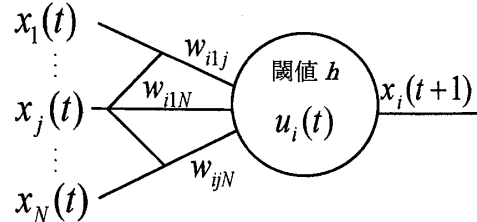


図 1 積結合モデル

2.2 微分相関型モデル

微分相関型モデルは、時間軸における入力と出力パターン間の差の相関を神経回路網の結合荷重に埋め込むモデルである。2 次の積結合モデルにおける微分相関型モデルの結合荷重は式(3)で表される。

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

ここで、 s_i^μ は μ 番目の系列パターン中の i 番目の要素であり、添字の i と μ が異なる状態の系列パターンの各要素は互いに独立である。また、 $N C_2^\mu$ は N 個から 2 個を取り出す組み合わせ(combination)を表す。本論文では、2 次の微分相関型モデルを採用する。

3. 相関をもつ系列パターンを用いた連想記憶

3.1 シミュレーション

2 節で定義したモデルを用い、連想記憶のシミュレーションを行う。想起成功の有無、想起結果の精度を示すものとして類似度 l_μ を式(4)に定義する。

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

これは、 μ 番目の系列パターン $S^\mu = (s_1^\mu, \dots, s_N^\mu)$ と時間 t における NN の状態 $\mathbf{x}(t) = (x_1(t), \dots, x_N(t))$ との差分を表し、類似度が 1 に近いほど NN の状態と想起すべきパターンの差分が少なく類似していることを表す。

相関を持つ系列パターンとして、電子技術総合研究所 (現:産業技術総合研究所) で収集された ETL 文字データベースの中の ETL8 を採用しシミュレーションを行う。また、系列パターン数 $M=5$ 、ニューロン数 $N=441$ とし、その他のパラメータは文献[5]より $b=1$ 、 $h=0$ とする。記憶させる系列パターンを図 2 に示す。想起結果を図 3 に示し、系列パターン間の類似度の最小値と最大値を表 1 に示す。



図 2 系列パターン

[†] 鹿児島工業高等専門学校電気情報システム工学専攻
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



図3 想起結果(マスクング無し)

図3より得られた想起結果は、正しい結果とならなかった。原因として、相関を持つ系列パターンは、無相関ランダムパターンに比べ相関が多い為、表1のように系列パターン間の類似度が高くなり想起に失敗したと考えられる。

3.2 マスキング手法

3.1項の結果から、系列パターン間の類似度によって想起成功の有無が決まることがわかった。そこで系列パターン間の類似度を下げ、想起を成功させるマスキング手法(ここでは、縦横マスキングとランダムマスキングの総称)を提案する。概要図を図4に示し、アルゴリズムを以下に示す。

1. 各パラメータの設定。
2. S^0, S^1, \dots, S^M にマスキングを付加。 S^0, S^1, \dots, S^M とする。
3. 系列パターン S^0, S^1, \dots, S^M を入力。
4. 式(3)に基づいて結合荷重を計算。
5. NN にパターン S^0 に似たパターン $x(0)$ を初期値として与える。
6. 式(1)と式(2)に基づいて $x(1)$ を決定。
7. 式(4)から $x(1)$ と S^2 の類似度 l_2 を計算。
8. 6~7の繰り返し。
9. 設定した遷移回数を超えたら終了。

この場合に連続する l_μ が 0.93 より大きい場合を想起に成功したと仮定する。

3.2.1 縦横マスキング

第一の手法として、縦横マスキングを提案する。図2(a)のパターンに図2(b)のように縦横2本のマスキングを付加し、NNに記憶させる。シミュレーション結果を図5に示し、系列パターン間の類似度を表1に示す。縦横マスキングにより、表1のように系列パターン間の類似度を下げることが成功した。さらに、系列パターン間の類似度を下げたことで、 $l_\mu=1.00(\mu=0\sim4)$ となり、図5のように正しい想起結果を得ることができた。よって、縦横マスキングが微分相関型モデルの連想記憶に有効であることが示された。また、図5より微分相関型モデルの連想記憶では、系列パターンを一つおきに想起することを示した。これより、文献[3]の理論解析結果の裏付けができた。

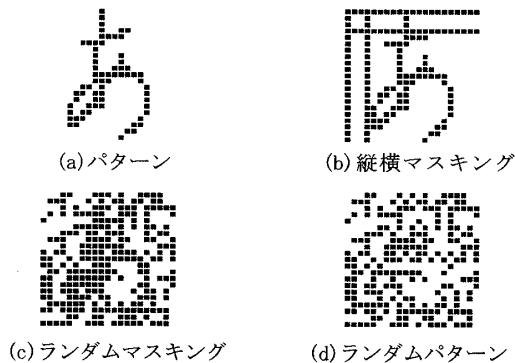


図4 マスキング手法概要

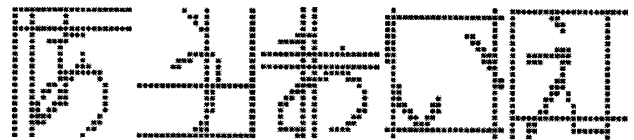


図5 想起結果(縦横マスキング後)

表1 系列パターン間の類似度

	マスクング無し	縦横マスクング	ランダムマスクング
最小値	0.46	0.05	0.02
最大値	0.65	0.35	0.08

3.2.2 ランダムマスキング

第二の手法として、系列パターンにランダムパターンを付加するランダムマスキングを提案する。図2(a)のパターンに(d)のランダムパターンを付加し、(c)の状態ではシミュレーションを行う。系列パターンに付加するランダムパターンの各要素は式(5)を基に生成する。ここで、 $\Pr\{\cdot\}$ は事象 $\{\cdot\}$ の起こる確率を表し、 M を系列パターン数、 N をニューロン数とする。 s_i^μ は μ 番目のランダムパターン中の i 番目の要素を表す。

$$\Pr\{s_i^\mu = -1\} = p$$

$$\mu \in \{1, \dots, M\} \quad i \in \{1, \dots, N\} \quad (5)$$

系列パターン間の類似度を表1に示す。ランダムマスキングにより、表1のように縦横マスキングからさらに系列パターン間の類似度を下げ、 $l_\mu=1.00(\mu=0\sim4)$ となった。よって、ランダムマスキングも縦横マスキングと同様に微分相関型モデルの連想記憶に有効であることが示された。

4. 結論

本論文では、高次微分相関型モデルの連想記憶において、相関をもつ系列パターンの想起を成功させる為、マスキング手法を提案した。本手法により、系列パターン間の類似度によって想起成功の有無が決まる事を示した。さらに、系列パターン間の類似度を減少させることで、想起に成功する事を確認した。

本手法では、想起結果にマスキングが付加された状態であったため、視覚的な想起の確認が困難であった。今後は、 M を増やしてシミュレーションを進め、想起結果からのマスキングの削除方法を検討する。

参考文献

- [1] S. Amari, "Statistical Neurodynamics of Various Versions of Correlation Associative Memory", Proceedings of IEEE conference on Neural Networks, pp.1-633-1-640, 1988.
- [2] 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," 信学論(D-II), vol. J73-D-II, no.8, pp.1192-1197, Aug. 1990.
- [3] H. Miyajima, N. Shigei, and Y. Hamakawa, "Higher order differential correlation memory of sequential patterns," Neural Networks, 2004. Proceedings. 2004 IEEE International Joint Conference on, vol.2, pp.891-896, July 2004.
- [4] H. Miyajima, N. Shigei, and Y. Hamakawa, "Transition properties of higher order associative memory of sequential patterns," Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, Volume 3215/2004, pp.855-861, Springer Berlin, Heidelberg, 2004.
- [5] 立川雄一郎, "微分相関モデルによる連想記憶のパラメータに関する研究," 第16回電子情報通信学会九州支部 学生講演会, D-60, 鹿児島工業高等専門学校, 2009.