5M-02

パラメータの自動調整が可能なカオス連想メモリ

岡田達哉　長名優子

東京工科大学 コンピュータサイエンス学部

1　はじめに

生物の脳に見られるような柔軟な情報処理を行う手法として，ニューラルネットワークに関する様々な研究が行われている．そのなかで，人間の連想記憶機能に着目した多くの連想記憶モデルが提案されている [1]–[3]．また，カオスニューロンモデルから構成されるカオス連想メモリが提案されており，記憶したパターンを動的に想起できることが知られている [4]．しかし，動的な想起能力は不応性のスケーリングファクタなどのカオスニューロンのパラメータに依存していることが知られている．適切なパラメータの値はニューロン数によって異なるため，パラメータを試行錯誤によって決めなければならないという問題がある．

本研究では，パラメータの自動調整が可能なカオス連想メモリを提案する．提案モデルでは，パラメータの自動調節が可能なカオス多方向連想メモリと同様に内部状態に応じて不応性のスケーリングファクタを時間的に変化させることで，手動でパラメータを調整した時間的に変化する不応性のスケーリングファクタを有するカオス連想メモリ [5] と同程度の動的な想起能力を実現させる．

2　カオスニューロンモデル

カオスニューロンモデル [4] は，実際の神経細胞に見られる時空間加算，不応性，連続値出力を考慮することによって従来のニューロンモデルにカオスを導入したものである．カオスニューロンのダイナミクスは以下のように表される．

$$x(t+1) = f\left(A(t) - \alpha\sum_{d=0}^{t} k^d x(t-d) - \theta\right) \quad (1)$$

ここで，$x(t)$ は時刻 t におけるニューロンの出力，$A(t)$ は時刻 t における外部入力，α は不応性のスケーリングファクタ $(0 < \alpha)$，k は時間減衰定数 $(0 \leq k < 1)$，θ はニューロンの閾値である．また，関数 $f(\cdot)$ はニューロンの内部状態と出力との関係を与える出力関数であり，以下のようなシグモイド関数で与えられる．

$$f(u) = \frac{1}{1+\exp(-u/\varepsilon)} \quad (2)$$

ここで，ε はシグモイド関数の傾きを決めるパラメータである．なお，本研究では学習パターンとしてバイポーラパターンを用いるため，出力関数として -1 から 1 の範囲の値をとるような以下のようなシグモイド関数を用い，閾値を 0 としている．

$$f(u) = \tanh\left(\frac{u}{\varepsilon}\right) \quad (3)$$

カオスニューロンモデルは時間減衰定数や不応性のスケーリングファクタなどのパラメータを適切に設定することによってカオス的な応答を生成することができる．

3　パラメータの自動調整が可能なカオス連想メモリ

ここでは，提案するパラメータの自動調整が可能なカオス連想メモリについて説明する．このモデルはカオス連想メモリ [4] に基づいたモデルであり，カオスニューロンモデルの状態がカオスによって変化することで記憶させた複数の 2 値パターンを動的に想起することができる．

3.1　構造

カオス連想メモリは図 1 のように複数のカオスニューロンモデルから構成されており，各ニューロンは互いに結合している．ただし，自己結合は存在しない．

3.2　学習過程

P 個の学習パターンを記憶させる場合，カオス連想メモリでは，ニューロン間の重み行列 $\boldsymbol{w}$ を相関学習により以下のように決定する．

$$\boldsymbol{w} = \sum_{p=0}^{P} \boldsymbol{x}^{(p)}\boldsymbol{x}^{(p)T} - P\boldsymbol{I} \quad (4)$$

Chaotic Associative Memory with Adaptive Scaling Factor
Tatsuya Okada and Yuko Osana (Tokyo University of Technology, osana@stf.teu.ac.jp)

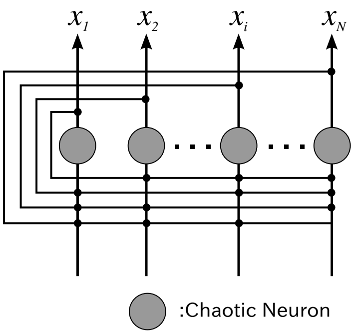


図 1: カオス連想メモリの構造

ここで，$\boldsymbol{x}^{(p)}$ は p 番目の学習パターンのベクトル，T は転置，$\boldsymbol{I}$ は単位行列を表す．

3.3 想起過程

ニューロン i の時刻 $t+1$ における出力 $x_i(t+1)$ は

$$x_i(t+1)=f\left(\sum_{j=1}^{N} w_{ij} \sum_{d=0}^{t} k_m^d x_j(t-d) - \alpha(t, I(t)_{max}) \sum_{d=0}^{t} k_r^d x_i(t-d)\right) \quad (5)$$

で与えられる．ここで，N はニューロン数，w_{ij} はニューロン j から i への重み，k_m, k_r は時間減衰定数，$x_j(t)$ は時刻 t におけるニューロン j の出力，$\alpha(t)$ は時刻 t における時間的に変化する不応性のスケーリングファクタを表す．また，提案モデルでは，$\alpha(t, I(t)_{max})$ は時刻 t までの内部状態の最大値が $I(t)_{max}$ のときの時刻 t における不応性のスケーリングファクタ $\alpha(t, I(t)_{max})$ であり，

$$\alpha(t, I(t)_{max}) = a(I(t)_{max}) + b(a(I(t)_{max})) \sin\left(c \cdot \frac{\pi}{12} \cdot t\right) \quad (6)$$

で与えられる．ここで，$I(t)_{max}$ は時刻 t までの内部状態の最大値を表しており

$$I(t)_{max} = \max\{I(t), I(t-1)_{max}\} \quad (7)$$

である．また，$I(t)$ は時刻 t における不応性の項を除いた内部状態の絶対値の平均値であり

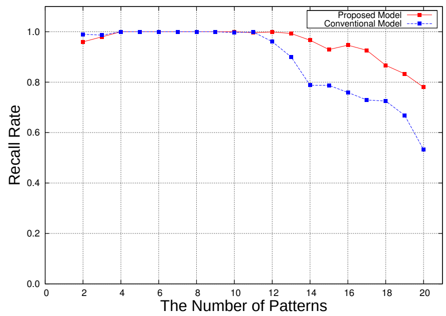
$$I(t) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\sum_{j=i}^{N} w_{ij} \sum_{d=0}^{t} k_m^d x_j(t-d)\right| \quad (8)$$

で与えられる．また，不応性のスケーリングファクタのパラメータである $a(I(t)_{max})$, $b(a(I(t)_{max}))$ は

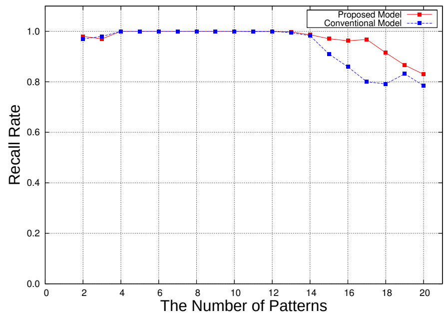
$$a(I(t)_{max}) = \begin{cases} 2.97 (I(t)_{max} \leq 3.4106) \\ -4.7006 I(t)_{max} + 19.002 \\ \quad (3.4106 < I(t)_{max} \leq 3.634) \\ 1.92 (3.634 < I(t)_{max}) \end{cases} \quad (9)$$

$$b(a(I(t)_{max})) = 0.9532 a(I(t)_{max}) - 0.0516 \quad (10)$$

のように決定する．



(a) ニューロン数 500



(b) ニューロン数 600

図 2: 動的想起能力の比較

4 計算機実験

図 2 に提案モデルと手動でパラメータの調整を行ったモデルにおいて動的想起能力の比較を行った結果を示す．提案モデルにおいて手動で調整した場合と同等もしくはそれ以上の想起能力が実現できていることが分かる．

参考文献

[1] K. Nakano : "Associatron – a model of associatibe memory," IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, Vol.2, No.1, pp.380–388, 1972.

[2] J. J. Hopfield : "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilitics,"Proceedings of the National Academy of sciences of the USA, Vol.79, pp.2554–2558, 1982.

[3] M. Hagiwara : "Multidirectional associative memory," Proceedings of IJCNN, Washington D.C., Vol.1, pp.3–6, 1990.

[4] K. Aihara, T. Takabe and M. Toyoda : "Chaotic neural networks," Physics Letter A, Vol.144, No.6 & 7, pp.333–340, 1990.

[5] Y. Osana: "Recall and separation ability of chaotic associatibe memory with variable scaling factor," Proceedings of IEEE and INNS International Joint Conference on Neural Networks, Hawaii, 2002.