

パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリの想起能力に関する検討

中村翼 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

生物の脳や神経系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の研究が盛んに行われており、多くの連想記憶モデルが提案されている。そのようなモデルの1つとして、パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリ [1] が提案されている。このモデルでは、四元数ニューロンモデル [2] とカオス四元数ニューロンモデル [3] を用いることで多値パターンの1対多の連想を実現しており、各時刻における内部状態の値を用いてパラメータを自動調整している。このモデルでは、試行錯誤によってパラメータを調整したカオス四元数多方向連想メモリ [4] と同程度の1対多の想起能力が得られることが確認されている。

ここでは、パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリ [1] において想起能力に関する調査を行った結果について報告する。

2 パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリ

ここでは、本研究で用いるパラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリ [1] について説明する。このモデルはカオス四元数多方向連想メモリ [4] に基づいたモデルである。

2.1 構造

パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリは、3つ以上の層から構成されている。各層は、キー入力部と文脈情報部の2つに分けられている。キー入力部は四元数ニューロンモデルから、文脈情報部はカオス四元数ニューロンモデルから構成されている。

2.2 学習過程

Association Ability of Chaotic Quaternionic Multidirectional Associative Memory with Adaptive Scaling Factor
Tsubasa Nakamura and Yuko Osana (Tokyo University of Technology, osana@stf.teu.ac.jp)

相関学習や直交学習では1対多の関係にある学習組を記憶することはできない。パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリでは、1対多の関係にある学習組に文脈情報を付加することで擬似的に1対1の関係に変換し、1対多の関係にある学習組の記憶を実現している。

M 個の層から構成されるパラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリでは、文脈情報を付加したパターンを用いて各層の間の重みを直交学習により以下のように決定する。

$$w^{xy} = X_y (X_x^* X_x)^{-1} X_x^* \quad (1)$$

$$w^{yx} = X_x (X_y^* X_y)^{-1} X_y^* \quad (2)$$

ここで、*は共役転置、 -1 は逆行列を表す。また、 X_x 、 X_y はそれぞれ x 層、 y 層に記憶させる学習パターン行列である。

2.3 想起過程

パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリでは、2.2で述べたように文脈情報を付加した学習組を用いて学習を行うが、想起時には文脈情報が未知であると考えるのが自然であるため、キー入力のみからの想起を行う。

Step 1: x 層への入力

x 層にパターンを入力する。

Step 2: x 層から x 層以外の層への伝搬

x 層にパターンが入力された場合、 x 層以外の層のキー入力部へと情報が伝搬される。 y 層 ($y \neq x$) のキー入力部のニューロン k の出力 $x_k^y(t)$ は

$$x_k^y(t) = f \left(\sum_{j=1}^{N^x} w_{kj}^{yx} x_j^x(t) \right) \quad (3)$$

で与えられる。ここで、 N^x は x 層のニューロン数を表す。また、 w_{kj}^{yx} は x 層のニューロン j から y 層のニューロン k への重み、 $x_j^x(t)$ は時刻 t における x 層のニューロン j の出力を表す。また、 $f(\cdot)$ は出力関数

であり，以下のように与えられる．

$$f(\mathbf{u}) = f^{(e)}(u^{(e)}) + f^{(i)}(u^{(i)})i + f^{(j)}(u^{(j)})j + f^{(k)}(u^{(k)})k \quad (4)$$

$$f^{(e)}(u) = f^{(i)}(u) = f^{(j)}(u) = f^{(k)}(u) = \tanh\left(\frac{u}{\varepsilon}\right) \quad (5)$$

ここで， i, j, k は虚数単位， $u^{(e)}$ はニューロンの内部状態の実部， $u^{(i)}, u^{(j)}, u^{(k)}$ はニューロンの内部状態の虚部， ε は関数の傾きを決めるパラメータである．

Step 3 : x 層以外の層から x 層への伝搬

x 層のキー入力部のニューロン j の出力 $x_j(t+1)$ は

$$x_j(t+1) = f\left(\sum_{y \neq x}^M \left(\sum_{k=1}^{n^y} w_{jk}^{xy} x_k^y(t)\right) + v A_j\right) \quad (6)$$

与えられる．ここで， w_{jk}^{xy} は y 層のニューロン k から x 層のニューロン j への重み， v は外部入力に対する重み， A_j は x 層のニューロン j への外部入力の大きさを表す．また， x 層の文脈情報部のニューロン j の出力 $x_j(t+1)$ は

$$x_j(t+1) = f\left(\sum_{y \neq x}^M \left(\sum_{k=1}^{n^y} w_{jk}^{xy} \sum_{d=0}^t k_m^d x_k^y(t-d) - \alpha(t, I(t)_{max}) \sum_{d=0}^t k_r^d x_j(t-d)\right)\right) \quad (7)$$

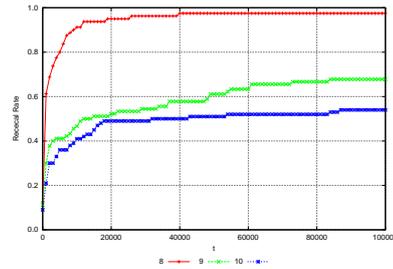
与えられる．ここで， k_m, k_r は時間減衰定数， $\alpha(t, I(t)_{max})$ は時刻 t までの内部状態の最大値が $I(t)_{max}$ の場合の不应性のスケーリングファクタである．提案モデルでは $\alpha(t, I(t)_{max})$ は

$$\alpha(t, I(t)_{max}) = a(I(t)_{max}) + b(a(I(t)_{max})) \sin\left(c \cdot \frac{\pi}{12} \cdot t\right) \quad (8)$$

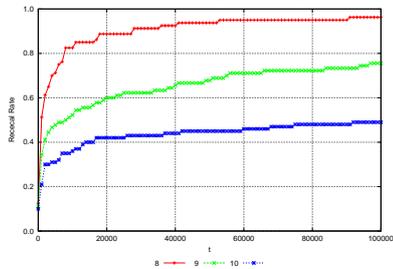
としている．ここで， $I(t)_{max}$ は文脈情報部のニューロンの不应性の項を除いた内部状態の絶対値の時刻 t までの最大値を表す． $a(I(t)_{max}), b(a(I(t)_{max})), c$ は $\alpha(t, I(t)_{max})$ の関数の形を決める係数であり．以下のように決定する．

$$a(I(t)_{max}) = \begin{cases} 0.0801I(t)_{max} + 0.0168 & (15 \leq I(t)_{max}) \\ 1.2 & (I(t)_{max} < 15) \end{cases} \quad (9)$$

$$b(a(I(t)_{max})) = \begin{cases} 0.0745a(t)I(t)_{max}^3 - 0.556a(I(t)_{max})^2 + 2.161a(I(t)_{max}) - 0.7553 & (1.2 < a(I(t)_{max})) \\ 1.2 & (a(I(t)_{max}) \leq 1.2) \end{cases} \quad (10)$$



(a) 手動調整 [4]



(b) 自動調整 [1]

図 1: 想起時間による想起率の変化

Step 4 : 繰り返し

Step2, 3 を繰り返す．

3 計算機実験

1 対 8~10 のパターンを記憶させたパラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリ [1] と 試行錯誤によりパラメータの調整を行ったカオス四元数多方向連想メモリ [4] において 1 対多の想起能力の想起時間による想起変化を調べた結果を図 1 に示す．いずれのモデルにおいても，想起時間が長くなると起能力が高くなっていることが分かる．

参考文献

- [1] M. Shiraishi and Y. Osana : “Improved chaotic quaternionic multidirectional associative memory with adaptive scaling factor of refractoriness,” Proceedings ICONIP, Kyoto, 2016.
- [2] T. Isokawa, H. Nishimura, N. Kamiura and N. Matsui : “Fundamental properties of quaternionic Hopfield neural network,” International Journal of Neural Systems, Vol.18, No.2, pp.135–145, 2008.
- [3] Y. Osana : “Chaotic quaternionic associative memory,” Proceedings of IJCNN, Brisbane, 2012.
- [4] T. Okutsu and Y. Osana : “Chaotic quaternionic multidirectional associative memory,” Proceedings of NOLTA, 2014.