

# 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

伊藤良平 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

カオス四元数多方向連想メモリ [1] 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いる。しかし、1 対多の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四元数ニューロンモデル [3] のパラメータに依存しており、適切なパラメータは試行錯誤によって決定する必要がある。

本研究では、パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリを提案する。提案モデルではカオス四元数ニューロンモデルの内部状態に応じて不応性のスケーリングファクタを動的に変化させることでパラメータの自動調整を実現する。

## 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

提案す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はカオス四元数多方向連想メモリ [1] 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おり、図 1 の例では X 層、Y 層、Z 層の 3 つの層から構成されている。各層は、図 1 に示すようにキー入力部 (Key Input Part) と文脈情報部 (Context Part) 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

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

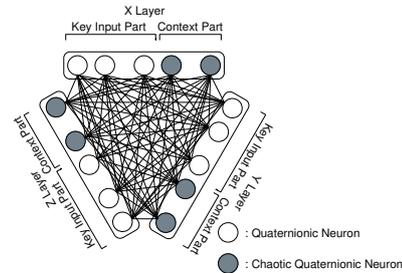


図 1: パラメータの自動調整が可能なカオス四元数多方向連想メモリの構造

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り

$$X_x = \{X_x^{(1)}x, \dots, X_x^{(p)}, \dots, X_x^{(P)}x\} \quad (3)$$

$$X_y = \{X_y^{(1)}, \dots, X_y^{(p)}, \dots, X_y^{(P)}\} \quad (4)$$

で与えられる。ここで、 $P$  は学習させるパターンの数を表す。

### 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、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。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、パターンがキー入力部に与えられると、文脈情報に相当する部分のカオス四元数ニューロンの状態がカオスによって遷移することにより 1 対多の想起が行われることが期待できる。

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

$M$  個の層から構成されるネットワークの  $x$  層に入力が与えられた場合、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は以下のように行う。

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

$$x_k^y(t) = f \left( \sum_{j=1}^{N^x} w_{kj}^{yx} x_j^x(t) \right) \quad (5)$$

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。

$$f(\mathbf{u}) = f^{(e)}(u^{(e)}) + f^{(i)}(u^{(i)})i + f^{(j)}(u^{(j)})j + f^{(k)}(u^{(k)})k \quad (6)$$

$$f^{(e)}(u) = f^{(i)}(u) = f^{(j)}(u) = f^{(k)}(u) = \tanh \left( \frac{u}{\varepsilon} \right) \quad (7)$$

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、 $\varepsilon$  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

$$x_j(t+1) = f \left( \sum_{y \neq x}^M \left( \sum_{k=1}^{n^y} w_{jk}^{xy} x_k^y(t) \right) + vA_j \right) \quad (8)$$

で与えられる。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

$$x_j(t+1) = f \left( \sum_{y \neq x}^M \left( \sum_{k=1}^{n^y} w_{jk}^{xy} \sum_{d=0}^t k_m^d x_k^y(t-d) \right) - \alpha(t, I) \sum_{d=0}^t k_r^d x_j(t-d) \right) \quad (9)$$

で与えられる。ここで、 $k_m, k_r$  は時間減衰定数、 $\alpha(t, I)$  は時刻  $t$  における内部状態の値が  $I$  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  $\alpha(t, I)$

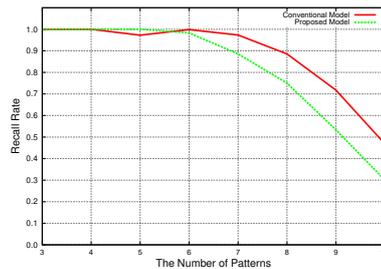


図 2: 4 層のモデルにおける 1 対多の想起能力の比較

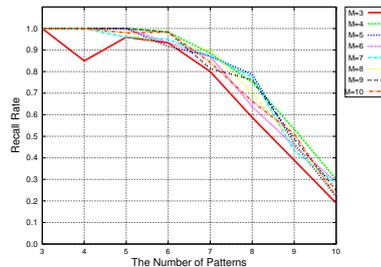


図 3: 提案モデル 1 対多の想起能力

は

$$\alpha(t, I) = a(I) + b(a(I)) \sin \left( c \cdot \frac{\pi}{12} \cdot t \right) \quad (10)$$

としている。ここで、 $I$  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平均値を表す。 $a(I), b(a(I)), c$  は  $\alpha(t, I)$  の関数の形を決める係数である。 $a(I)$  と  $b(a(I))$  の変化のさせ方については、 $a, b$  の様々な組み合わせに対して実験を行い、想起率が高くなるときの内部状態との関係に基づいて決定する。

Step 4: 繰り返し

Step2, 3 を繰り返す。

### 3 計算機実験

提案モデル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 [1] との 1 対多の想起能力の比較を行った。提案モデルにおいて、いずれの場合にも手動でパラメータ調整を行ったのと同程度の想起能力が得られることを確認した。図 2 に 4 層のモデルにおける結果を示す。また、3~10 層のモデルにおける想起率を図 3 に示す。

### 参考文献

- [1] T. Okutsu and Y. Osana: "Chaotic quaternionic multidirectional associative memory," Proceedings of NOLTA, Luzern, 2014.
- [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.