5M-03

パラメータの自動調整が可能なカオス複素連想メモリ

中野千具早　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

多くの連想記憶モデルが提案されているが，それらの多くは2値パターンの連想しか扱うことができない．これに対して，複素数値を多値に割り当てることで多値パターンの連想を扱うことができる複素ニューロンモデル [1] が提案されている．また，複素ニューロンモデルとカオスニューロンモデル [2] を合わせたカオス複素ニューロンモデル [3] が提案されており，自己想起型のホップフィールドネットワーク [4] にカオス複素ニューロンモデルを導入したカオス複素連想メモリ [3]，相互想起型の多方向連想メモリ [5] に複素ニューロンモデルとカオス複素ニューロンモデルを導入したカオス複素多方向連想メモリ [6] が提案されている．

ニューロンモデルから構成される連想メモリでは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 [2][7]．しかしながら，カオスの性質を利用した連想メモリでは想起能力がカオスニューロンモデルの不応性のスケーリングファクタのパラメータに依存するという問題がある [8]．これらのモデルにおいて，適切なパラメータの値は，ニューロン数や層の数などネットワークの大きさ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．

本研究では，パラメータの自動調整が可能なカオス複素連想メモリを提案する．提案モデルでは，カオス複素ニューロンモデルの不応性のスケーリングファクタのパラメータと動的想起能力の関係を検討し，その結果に基づいてパラメータの自動調節を実現する．

2　パラメータの自動調整が可能なカオス複素連想メモリ

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複素連想メモリについて説明する．このモデルはカオス複素連想メモリに基づいたモデルであり，多値パターンの動的な想起を実現することができる．多値パターンは，複素平面上の単位円を S 等分した位置にある点を多値 (S 値) に対応させることで表現する．

Chaotic Complex-Valued Associative Memory with Adaptive Scaling Factor
Chigusa Nakano and Yuko Osana (Tokyo University of Technology, osana@stf.teu.ac.jp)

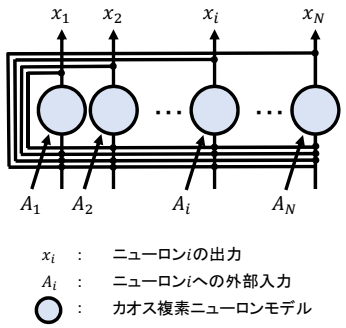


図 1: カオス複素連想メモリの構造

2.1　構造

カオス複素連想メモリは，図1に示すようにホップフィールドネットワークと同様の構造を持つ．各ニューロンはカオス複素ニューロンモデルであり，ニューロンどうしは相互結合している．自己結合はなく，ネットワークの状態の更新は非同期に行われる．カオス複素連想メモリでは，カオス複素ニューロンモデルの出力がカオスによって変化することで動的な想起が実現される．

2.2　学習過程

カオス複素連想メモリにおいて，重み行列は相関学習で以下のように決定する．

$$w = \sum_{p=1}^{P} \boldsymbol{x}^{(p)} \boldsymbol{x}^{(p)*} - P\boldsymbol{I} \tag{1}$$

ここで，$\boldsymbol{w}$ は重み行列，P は学習パターンの数，$\boldsymbol{x}^{(p)}$ は p 番目の学習パターン，$*$ は共役転置，$\boldsymbol{I}$ は単位行列を表す．

2.3　想起過程

カオス複素連想メモリでは，時刻 $t+1$ におけるニューロン i の出力 $x_i(t+1)$ は

$$x_i(t+1) = f\left(\sum_{d=0}^{t} k_s^d A_i(t-d) + \sum_{j=1}^{N} w_{ij} \sum_{d=0}^{t} k_m^d (t-d) - \alpha(t, I(t)_{max}) \sum_{d=0}^{t} k_r^d x_i(t-d)\right) \tag{2}$$

Copyright ©2017 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

で与えられる．ここで，$x_i(t)$ は時刻 t におけるニューロン i の出力，$A_t(t)$ は時刻 t におけるニューロン i への外部入力，w_{ij} はニューロン i と j の間の重みであり，これらは複素数値をとる．また，k_s, k_m, k_r は時間減衰定数，N はニューロン数，$\alpha(t, I(t)_{max})$ は時間的に変化する不応性のスケーリングファクタであり，これらは実数値をとる．$\alpha(t, I(t)_{max})$ は，提案モデルでは

$$\alpha(t, I(t)_{max}) = a(I(t)_{max}) + b(a(I(t)_{max})) \sin\left(c\frac{\pi}{12}t\right) \tag{3}$$

のように変化させる．$a(I(t)_{max})$，$b(a(I(t)_{max}))$，c は実数値であり，時間的に変化する不応性のスケーリングファクタの変化のさせ方を決めるパラメータであり，以下のように決定する．

$$a(I(t)_{max}) = \begin{cases} 21.504 I(t)_{max} - 17.259 \\ (I(t)_{max} \leq 1.401405) \\ 13 \\ (1.401405 < I(t)_{max}) \end{cases} \tag{4}$$

$$b(a(I(t)_{max})) = a(I(t)_{max}) \tag{5}$$

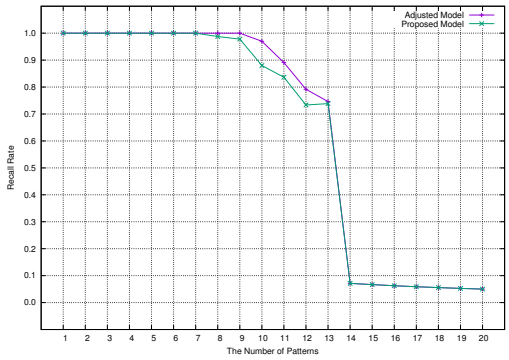
$f(\cdot)$ は出力関数であり，以下のように表される．

$$f(u) = \frac{\eta u}{\eta - 1.0 + |u|} \tag{6}$$

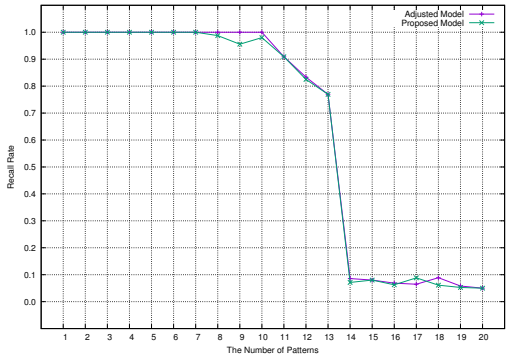
ここで，u は内部状態の値，η は 1.0 より大きい係数を表す．出力関数は，内部状態の値を単位円に近づけるように変換する．

3 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の想起能力が実現できていることが分かる．



(a) ニューロン数 100



(b) ニューロン数 500

図 2: 動的想起能力の比較

参考文献

[1] 根本 幾, 河野 知志 : “神経回路網の複素数値化の試み,” 電子情報通信学会論文誌 D-II , Vol.J74, No.9, pp.1282 – 1288, 1991.

[2] K. Aihara, T. Takabe and M. Toyoda : “Chaotic ncural networks,” Physics Lcttcr A, Vol.144, No.6 & 7, pp.333 – 340, 1990.

[3] M. Nakada, and Y. Osana : “Chaotic complcx-valucd associative mcmory,” Proceedings of Intcranational Symposium on Nonlincar Thcory and its Applications, Vancouver, 2007.

[4] J. J. Hopfield : “Neural networks and physical systems with emergent collcctive computational abilities,” Proccedings of the National Acadcmy of Sciences of the USA, Vol.79, pp.2554 – 2558, 1982.

[5] M .Hagiwara : “Multidircctional associative memory,” Proccedings of IEEE and INNS Intcrnational Joint Confcrence on Neural Networks, Washington D.C., Vol.1, pp.3 – 6, 1990.

[6] Y. Shimizu and Y.Osana : “Chaotic complcx-valucd multidircctional associative memory,” Proceedings of IASTED Artificial Intelligence and Applications, Innsbruck, 2010.

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

[8] A. Yoshida and Y. Osana : “Chaotic complex-valued multidiectional associative memory with variable scaling factor – One-to-many association ability –,” Proceedings of IEEE and INNS International Joint Conference on Neural Networks, San Jose, 2011.

[9] T. Chino and Y. Osana : “Chaotic Complex-Valucd Multidireetional Associative Memory with Adaptive Scaling Factor,” Proceedings of IEEE and INNS International Joint Conference on Ncural Information Processing, Daegu, 2013.

[10] H. Sato and Y. Osana : “Improved chatic multidirectional associative memory,” Proceedings of International Conferece on Aruficial Neural Networks, Barcelona, 2016.

Copyright ©2017 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.