A Transient Chaotic Associative Memory Model with Temporary Stay Function

Masanao Obayashi Member (Yamaguchi University, m.obayas@yamaguchi-u.ac.jp)

Kenichiro Narita Non-member (Yamaguchi University, narita@nn.csse.yamaguchi-u.ac.jp)

Kunikazu Kobayashi Non-member (Yamaguchi University, koba@yamaguchi-u.ac.jp)

Takashi Kuremoto Non-member (Yamaguchi University, wu@yamaguchi-u.ac.jp)

Keywords : transient chaos, associative memory, temporary stay function

When chaotic characteristic is given to neurons which constitute the associative memory model, model operates to change its state dynamically by the fact that chaotic transition is repeated. But because operation is chaotic, it has the fault that whether presence of target pattern retrieval on display is or not is difficult. This is because that each neuron does not stay in a pattern retrieval state. On the one hand, Lee oscillator based auto-associative network, which transits from chaos state to stable state (non chaos) transiently, has the characteristic that the retrieval speed is fast and memory capacity is large, but chaotic dynamics is not seen after model converges to stable state.

In this research, a memory model with above both networks merits is proposed. Our proposed neuron is as follows,

$$z(t+1) = f(RBF(\mu, \sigma^2) \cdot chaos(t) + (1 - RBF(\mu, \sigma^2)) \cdot z(t) + I_{out}(t)) \quad (1)$$

$$RBF(\mu, \sigma^2) = e^{-\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}} \quad (2)$$

$$f(x) = \tanh(\varepsilon \cdot x) \quad (3)$$

The proposed neuron with Eq.(1)~(3) has the dynamics which is similar to Lee oscillator. The Hopfield Network(HN) type memory model which consists of the proposed neurons reached having the character which is similar to that of HN which consists of Lee oscillators, but dynamic transition of the network state from an attractor to the other ones is not seen after retrieval.

Therefore, a new function, which makes networks staying during a certain time at a retrieval pattern, this is not possible for the conventional chaotic neural networks, is added to above proposed neurons, by introducing the reduction of external input shown in Eq.(4)~(10).

$$I_{out}(t) = S_{rate} \cdot I(t) \quad (4)$$

$$S_{rate} = \beta \quad \text{if } B(t-1) < 0 \ \& \ B(t) > 0 \quad (5)$$

$$S_{rate} = A(t) \quad \text{Otherwise.}$$

$$A(t) = \frac{4.0}{\max_t(I) + \min_t(I)} \quad (6)$$

$$B(t) = k_r \cdot B(t-1) - \alpha \cdot x(\Delta I(t)) + a \quad (7)$$

$$B(t) = B_{\max} \quad \text{if } B(t) > B_{\max} \quad (8)$$

$$\Delta I(t) = |I(t) - I(t-1)| \quad (9)$$

$$x(\Delta I(t)) = 2 \quad \text{if } \Delta I(t-1), \Delta I(t) = 0 \ \& \ B(t-1) > 0 \quad (10)$$

$$x(\Delta I(t)) = 0 \quad \text{Otherwise.}$$

Simulation is carried out for the confirmation of the above ability, consisting the proposed neuron based associative memory

model. Fig. 1 shows the stored patterns. Fig. 2 shows change of the network energy function value according to progression of the steps. We can see some constant value line named (a)~(l). This means that the network recollects a pattern and stays there for a while, then re-chaos operation starts. The retrieval patterns at each symbol(a)~(l) are shown in Fig.3. In Fig.3, the proposed model recollects the stored patterns precisely. Other characteristics is, not described in this abstract (refer to main paper), that the capacity of the stored patterns of the proposed model is higher than chaotic neural network by Aihara et.al..

Fig. 1. Stored patterns

Fig. 2. Change of the energy function value of the proposed model

Fig. 3. State transition of the proposed model for each period in Fig.2

一時的滞留機能を持つ過渡的カオス連想記憶モデル

正 員 大林 正直* 非会員 成田顕一郎*
非会員 小林 邦和* 非会員 呉本 堯*

A Transient Chaotic Associative Memory Model with Temporary Stay Function

Masanao Obayashi*, Member, Kenichiro Narita*, Non-member,
Kunikazu Kobayashi*, Non-member, Takashi Kuremoto*, Non-member

When chaotic dynamics is given to the neurons that compose the associative memory model, it searches for stored patterns in a pattern space chaotically. However, it has the fault that the judgment for whether the stored pattern is recollected or not is difficult because its behavior is always chaotic. As all dynamics of the chaotic neurons are chaotic, chaotic transition is repeated. One side, transient-chaotic associative network (TCAN) Lee proposed changes from the state of chaos to the state of stability (non-chaos) transiently. Additionally, it has the fast recollection speed, and has the characteristic, high memory capacity. However, the states of TCAN do not change chaotically. Based on these results, this paper proposes a transient chaotic associative memory model with temporary stay function (TCAMMwithTSF) which has two abilities: one is the fast speed at the states of the model converge to a stored pattern, like TCAN, the other is the ability that it searches the stored pattern in a pattern space chaotically, like chaotic neural networks. Finally, it is verified that what character TCAMMwithTSF has and its usefulness through simulation study.

キーワード：過渡的カオス，連想記憶，一時的滞留機能

Keywords : transient chaos, associative memory, temporary stay function

1. まえがき

生体の嗅覚系神経回路網にカオスの存在が示唆されるデータが発表され⁽¹⁾，また，人間の脳が持つ高度な情報処理機能にカオスが重要な役割をはたしているのではないかと研究もなされている⁽²⁾。合原らは，ニューロンにおいてもカオス現象が観測されることをヤリイカ巨大軸索を用いた電気生理学の実験によって明らかにし⁽³⁾，カオスダイナミックスを有するカオスニューロンモデルとしてモデル化し，これを構成要素とする相互結合型カオスニューラルネットワーク (Chaotic Neural Network : CNN) を提案している⁽⁴⁾。この CNN を用いた自己想起型連想記憶モデルでは，ネットワークに記憶された複数のパターンを動的に想起可能なことが知られている (カオスの遍歴)。このカオスの遍歴は従来の Hopfield Network (HN)⁽⁵⁾の自己想起型連想記憶モデルにはない特徴で，カオスニューロンの不応性の影響により，局所安定点から状態が突発的に変化することにより発生する⁽⁶⁾。しかしながら，この CNN を用いた連想記憶モデルで

はカオスの遍歴機能による動的なパターン想起がなされるもののパターン想起状態でカオスの遍歴を一時的に停止する制御機能は有していない。顔画像，風景画像等を連想記憶モデルへ取り込み，想起されたパターンを目視により確認する場合，想起状態で一定時間停止状態を保つことは有用かつ必要な機能と考えられる。

一方，生物に存在すると考えられているリズム的なパターンを生成する神経系をモデル化した神経振動子があり，その一つに Lee Oscillator がある。Lee は Lee Oscillator を提案すると共に，これを構成要素とする Hopfield 型連想記憶モデルである Transient-Chaotic Autoassociative Network (TCAN) を提案している⁽⁷⁾。このモデルでは，シグモイド関数を利用した，興奮，抑制，入力 の 3 つのニューロンで一個のニューロン (oscillator) を構成し，その出力として過渡的カオスを発生させ，記憶パターンへ収束しやすい状況を作り出している。この過渡的なカオス機能により，状態空間を正確に素早く探索し，記憶パターンに収束するという特性を持っている反面，記憶パターン間をカオス的に遷移するようなカオスの遍歴機能を有していない。

本研究では，CNN のカオスの遍歴機能，及びパターン想起後一時的な滞留機能を持つ過渡的カオス連想記憶モデル

* 山口大学大学院理工学研究科
〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1
Graduate School of Science and Engineering Yamaguchi University
2-16-1 Ube city Tokiwadai, Yamaguchi 755-8611

(Transient Chaotic Associative Memory Model with Temporary Stay Function : TCAMMwithTSF) を提案する。

ネットワーク状態のカオス、非カオスの制御を実現する方法として、カオスニューロンのパラメータを調整する方法⁽⁸⁾が既に提案されているが、本研究ではパラメータの調整によらず、内部状態の変化のみで自動的にカオス、非カオス間の遷移を実現する。

提案法ではニューロンを合原らのカオスニューロンと動径基底関数 (Radial Basis Function : RBF) を組み合わせて、内部状態をつくり、ニューロン出力として過渡的カオスを獲得している。この RBF の広がり調整することで、入力に対するニューロン出力のカオス領域が設定しやすいという特徴をもっている。また、Lee の TCAN が、ある記憶パターン出力状態で停止するのにに対し、TCAMMwithTSF では、記憶パターンを出力している状態を一時的に継続し、縮小ニューロンの作用により、ネットワークが非カオス状態からカオス状態へ自動的に遷移する、カオスの遍歴を実現している。

本論文の構成は以下の通りである。第 2 章では、CNN とその特性について、第 3 章では提案ニューロンの構成と過渡的カオス連想記憶モデル (TCAMM) が持つ性質について、第 4 章では一時的滞留機能を持つ TCAMM (TCAMMwithTSF) について、第 5 章では提案した TCAMMwithTSF に関する計算機シミュレーションにより、その有効性を確認する。そして、第 6 章はまとめである。

2. カオスニューラルネットとその特性

合原らは従来のニューロンモデルに生物のニューロンが示すカオス応答を取り入れ、カオスニューロンとしてモデル化し、これを要素とするネットワーク (CNN)⁽⁴⁾を構成した。CNN は次式で表される。

$$x_i^c(t+1) = f(y_i^c(t+1) + z_i^c(t+1)) \quad (1)$$

$$y_i^c(t+1) = k_r y_i^c(t) - \alpha x_i^c(t) + a_i \quad (2)$$

$$z_i^c(t+1) = k_f z_i^c(t) + I_{out}(t) \quad (i=1, \dots, n) \quad (3)$$

$$f(x) = \tanh(\varepsilon \cdot x) \quad (4)$$

ここで、 $x_i^c(t)$ は時刻 t での i 番目のカオスニューロンの出力値、 n はニューロン数、 $y_i^c(t)$ は i 番目ニューロンにおける不応性に関する内部状態項、 $z_i^c(t)$ は i 番目ニューロンにおける相互作用に関する内部状態項、 a_i は i 番目ニューロンにおける外部入力と閾値の複合項、 k_r 、 k_f はそれぞれ、不応性、フィードバック項に関する時間減衰定数、 α は定数パラメータ、 $f(\cdot)$ は活性化関数、 ε は活性化関数の傾きに関するパラメータである。 $n=1$ の場合、即ち、カオスニューロンへの種々の定数外部入力 (I_{out} = External Stimulus (I)) に対するニューロンの出力を Fig.1 に示す。Fig.1 は、各変数 x, y, z の初期値を 0 とし、初期値の影響がなくなるように、更新を十分繰り返した後、最後の 10 ステップのニューロン

Fig. 1. Dynamics of a chaotic neuron

Table 1. Parameter set used in the CNN

Symbol	Quantity	values
ε	slope of sigmoid function	5.0
α	scaling parameter	10.0
k_f	decay parameter for internal state	0.3
k_r	decay parameter for mutual interaction state	0.99
a_i	composite term of external input and threshold of i -th neuron magnetization	3.0

(a) Stored patterns

(b) Input patterns with noise (rate of noise/signal = 0.2)

Fig. 2. Stored patterns and input patterns

出力をプロットしたものである。尚、定数外部入力は 10^{-4} 刻みで与えた。Fig.1 より外部入力の広い範囲でカオス状態であることがわかる。

CNN の特性

CNN を用いた連想記憶シミュレーションを行う場合、 i 番目ニューロンと j 番目ニューロンとのニューロン間の結合荷重 ω_{ij} を用いて (3) 式の I_{out} は次式で表わされる。

$$I_{out}(t) = \sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_j^c(t)$$

$$\omega_{ij} = \frac{1}{N_p} \cdot \sum_{p=1}^{N_p} x_i^p \cdot x_j^p \quad (5)$$

ここで N_p は記憶パターン数、 x_i^p はネットワークに記憶されている i 番目ニューロンの p 番目記憶パターンである。

CNN 特性確認シミュレーション

Table 1 にシミュレーションに用いたパラメータの値を、Fig.2 はニューロン数 $n=100$ の場合の記憶パターン(a)とそれぞれに 20% のノイズを含んだ初期パターンの例(b)を示

Fig. 3. Change of retrieval patterns at first 5 episodes

す。シミュレーションでは $4(=N_p)$ 個のパターン (Fig.2(a)) を記録し、4 個のうち一つの記録パターンに 20% のノイズパターンを初期パターン (Fig.2(b)参照) としてネットワークを動作させた。初期状態から 1 ステップでネットワーク内のいずれか 1 個のニューロンの状態が更新されるとし、全てのニューロンが更新されたサイクルを 1 エピソードと定義する (ネットワークを動作させる場合、全ニューロンを同時に更新する同期式とニューロンを 1 個ずつ更新する非同期式があるが、ここでは、Hopfield モデルで仮定されている非同期式を採用した)。Fig.3 に K,H,N,Y それぞれに 20% のノイズを付加したパターンを初期状態としてそれぞれ個別にネットワークを動作させ、それぞれの初期パターン (列表示) から最初の 5 エピソード (行表示) の状態を示す。CNN においては、いずれの場合においても、複数のエピソード経過後、初期パターンに依存せず複数の記録パターンと類似パターンにはなるものの、両者は正確に一致していない。Fig.4 はそのときのネットワークのステップ毎のエネルギー関数値の変化の一例である。これより、CNN の場合、想起パターンと記録パターンの一致・不一致に関係なく、非周期的な遷移をしていることが分かる。また、エネルギー関数の定義は下記としている。

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_i^c x_j^c \dots\dots\dots (6)$$

CNN 記憶容量調査シミュレーション

次に、CNN の記憶容量について調査した。ニューロン数 n ($n=10,20,\dots,100$) で構成したネットワークに 1~10 個のランダムなパターンを記録させ、記録させたパターンに 20% のノイズを含ませたパターンを初期状態として与えてネットワークを動作させた。100 エピソード繰り返し、その間に記録パターンを正確に想起できたパターン数を想起パターン数とした。これを 1 試行としてこれを 1000 回試行し、

Fig. 4. Change of values of energy function in case of CNN

Fig. 5. Retrieval ability of CNN

その想起パターン数の平均の変化を示したものを Fig.5 に示す。いずれのニューロン数においても想起成功パターン数は 2 を超えていない。シグモイド関数を活性化関数とする従来の静的な自己想起型連想記憶モデルの最大記憶容量が約 $0.15N$ (N はニューロン数) に比較し、この想起成功率の低さは、記録パターンを正確に想起できた場合を想起成功とする条件の厳しさとカオス的動作、及び偽記憶によるものと考えられる。即ち、前者においては、状態遷移により記録パターンの近傍まで接近するもののカオス的動作により、遷移を続け、記録パターンと一致することなく遠ざかることによる。

3. 提案ニューロンと過渡的カオス連想記憶モデル (TCAMM)

前章で述べたように、カオスニューラルネットワークはカオス的遍歴機能により、動的にパターン空間を探索し、記録パターンと類似のパターンを想起するが正確に想起せず、記録パターンと一致した場合のみを想起成功とするとその記憶容量は Fig.5 に示すとおり、かなり低いものとなる。そこで、記憶容量の改善を目的とし、合原らのカオスニューロンと動径基底関数を組み合わせた新たなカオスニューロンを提案する。その提案ニューロンを (7)(8) 式に示す。そして、提案ニューロンに対して、-1 か 1 までの連続な外部

Fig. 6. Dynamics of the proposed neuron ($(\sigma^2 = 0.16)$) Fig. 7. Basic shape of chaotic field ($g(I, 0, \sigma^2) \cdot x^c(t)$) Fig. 8. Basic shape of neuron dynamics ($(1 - g(I, 0, \sigma^2)) \cdot w(t)$)

入力に対する提案ニューロンの出力を Fig.6 に示す。提案ニューロンは限られた領域においてカオス状態を示していることが分かる。

$$w(t+1) = f(g(I_{out}, \mu, \sigma^2) \cdot x^c + (1 - g(I_{out}, \mu, \sigma^2)) \cdot w(t) + I_{out}(t)) \quad \dots\dots\dots (7)$$

$$g(x, \mu, \sigma^2) = e^{-\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}} \quad \dots\dots\dots (8)$$

ここで $w(t)$ は時刻 t における提案ニューロンの出力、 $x^c(t)$ はカオスニューロンの出力 ((1)~(3)式)、 $f(\cdot)$ は活

Fig. 9. Retrieval ability of TCAMM

性化関数 ((4)式)、 $g(x, \mu, \sigma^2)$ は動径基底関数 (Radial Basis Function : RBF)、 μ は RBF の平均、 σ^2 は RBF の分散 (Fig.7,8 参照)、 $I_{out}(t)$ は時刻 t でのニューロンへの外部入力である。提案するニューロンの出力波形 (Fig.6) は、その内部項であるカオス領域を決定する項 ($g(I_{out}, \mu, \sigma^2) \cdot x^c(t)$) (Fig.7 参照) と、基本的な活性化関数のダイナミクスを決定する項 ($(1 - g(I, \mu, \sigma^2)) \cdot w(t)$) (Fig.8 参照) の二つのダイナミクスを統合したものと言える。

提案ニューロンとカオスニューロンダイナミクス (Fig.1) との違いはそのカオス領域の違いにある。カオスニューロンのカオス領域はかなり広い。しかるに提案ニューロンのダイナミクスは合原らの提案したカオスニューロンダイナミクスを利用し、動径基底関数を用いることでカオス発生領域に制限をかけており、その領域は動径基底関数の分散で調整可能な制限された領域となっている。提案するニューロンのダイナミクスでは、他ニューロンからの入力を含めた外部入力小さい間はカオス的動作を、外部入力が大きくなると通常の Hopfield の静的連想記憶モデルのような収束動作を行うことを期待している (Fig.6 参照)。本提案ニューロンを用いて Hopfield 型ネットワークを構成し、連想記憶能力を検証した。想起成功条件は 2 節の CNN のシミュレーションの場合と同様である。その結果を Fig.9 に示す。記憶容量が CNN (Fig.5) に比較し、各段に向上していることが分かる。

提案ニューロンはカオス領域が限定されていることから、過渡的カオスの動作をし、その後、あるパターンへ収束する。但し、収束後、再度、他の記憶パターンへ 20% のノイズを付加したパターンを初期パターンとして動作させる。これを全てのパターンについて実施した。即ち、提案法である TCAMM を用いた場合、数エピソードで記憶パターンもしくは偽記憶パターンへ収束するので、収束したパターンについて記憶パターンとの一致・不一致で想起の有無を判定しており (Fig.9)、合原らの CNN の場合、収束

しないので 100 エピソードで打ち切り、100 エピソード中での記銘パターンの想起の有無を判定している (Fig.5)。

4. 一時的滞留機能を持つ過渡的連想記憶モデル (TCAMMwithTSF)

提案したニューロダイナミクスは過渡的カオス動作を行い、正確な記銘パターンを想起するものの収束してしまい、CNN のようなカオスの遍歴機能を持たない。そこで、この連想記憶モデルに動的なパターン空間探索能力 (カオスの遍歴機能) を持たせるため、あるパターンに収束後、不応状態になり、一定時間経過後、再度カオス状態に遷移する能力、即ち、一時的滞留機能 (TSF) を付加する。

即ち、提案ニューロンに合原らの提案したカオスニューロンにみられるような不応時間を与え、さらに外部入力値を適宜縮小させ、状態をカオス領域へ変移させるための縮小ニューロン ((9)式~(15)式) を導入する。

$$I_{out}(t) = S_{rate} \cdot I(t) \quad (9)$$

$$S_{rate} = \beta \quad \text{if } B(t-1) < 0 \ \& \ B(t) > 0$$

$$S_{rate} = A(t) \quad \text{Otherwise.} \quad (10)$$

$$A(t) = \frac{4.0}{\max_t(I) + \min_t(I)} \quad (11)$$

$$B(t) = k_r \cdot B(t-1) - \alpha \cdot x(\Delta I(t)) + a \quad (12)$$

$$B(t) = B_{\max} \quad \text{if } B(t) > B_{\max} \quad (13)$$

$$\Delta I(t) = |I(t) - I(t-1)| \quad (14)$$

$$x(\Delta I(t)) = 2 \quad \text{if } \Delta I(t-1), \Delta I(t) = 0 \ \& \ B(t-1) > 0$$

$$x(\Delta I(t)) = 0 \quad \text{Otherwise.} \quad (15)$$

ここで、 S_{rate} は縮小率、 β は設定最高縮小率、 $A(t)$ は縮小率算出項、 $B(t)$ は不応性に関する状態項、 $B_{\max}$ は不応性項最大限界値、 $x(t)$ はネットワーク収束判定項、 $I(t)$ は外部入力、 α は定数パラメータ、 k_r は不応性に対する時間減衰定数、 a は外部入力と閾値の複合項である。これら不応性に関する項目は 2 節の CNN と同様である。(6)式の提案ニューロンへの外部入力値は(9)式に示す縮小率の割合に縮小される。

縮小の第一の目的は、外部入力値をほぼ-1~1 の範囲にスケールさせることである。ここで、外部入力値をどれだけ縮小させるか、が問題となるが、外部入力値を必要以上に縮小させると縮小された外部入力値のため、提案ニューロンはカオスニューロンと同様な、カオス的なダイナミクスを出力する。この場合、合原らのカオスニューロンと同じく動的なパターン空間の探索は行えるが、ネットワークを一時的に収束させることは困難となる。また各ニューロンに入力される外部入力値の大きさは TCAMM withTSF の構成ニューロン数、記銘パターンにより決定される結合重みにより変化するため、各ニューロン個別に随時

適切な値を設定する必要がある。そこで縮小率を(11)式のようにした。過去最大の外部入力値と過去最小の外部入力値を用いることで、どのような TCAMM withTSF にでもある程度対応可能な縮小率を設定することができる。

また(10)式に示すように、縮小率は不応性に関する状態項 $B(t)$ により変化する。 $B(t)$ は提案ニューロンの不応性を制御する項であり、 $B(t)$ が負数の場合、不応状態を示す。また、ネットワーク収束判定項 $x(\Delta I(t))$ は、外部入力の前時刻との差分が 0 ($\Delta I(t-1) = \Delta I(t) = 0$) の場合かつ縮小ニューロンが活性時のみ値を持つ。ここで、HN の特性よりネットワークが記銘パターン想起に向かって遷移している場合は外部入力に変化し、ネットワークが安定状態になったとき変化がなくなることを考慮すると、 $B(t)$ はネットワークが安定状態に移行した、つまり何らかのパターンを想起した場合のみ負数を取り、それ以外の場合は正数をとることになる。そして、ニューロンが更新されるたびに $B(t)$ に a が加算される。このようにして更新を重ね、 $B(t)$ が正数になるまでの間、提案ニューロンは不応状態となる。

設定最高縮小率 β はきわめて小さな値を設定しておく必要がある。これは不応状態より復帰したとき、提案ニューロンを再度カオス状態にするためである。不応状態から抜け出したニューロンは一定時間、極度に縮小させられた外部入力を受け取ることでカオス状態に遷移し、再度動的なパターン空間探索を行う。このような機能を持つ縮小ニューロンを導入することにより、提案ニューロンは収束性もちつつ、一定時間経過後、合原らの提案したカオスニューロンのようなカオスの遍歴を行うことが可能となる。Table 2 に検証に用いたパラメータを示す。縮小ニューロン関連は不応答状態が最低 4 ステップは保たれるように設定している。

Table 2. Parameters for experiment

parameter			value
parameters on neuron dynamics			
	slope parameter of sigmoid function	ε	5.0
	mean of RBF	μ	0.0
	variance of RBF	σ^2	0.01
	scaling parameter for internal state	α	10.0
	decay parameter for internal state	k_r	0.99
	decay parameter for mutual interaction state	k_f	0.3
	composite term of external input and threshold	a	3.0
parameters on reduced neuron			
	initial value of term calculating reduction ratio	$A(0)$	1.0
	initial value of refractory state	$B(0)$	0.0
	maximal reduction ratio	β	0.001
	scaling parameter for refractory state	α	10.0
	maximal value of refractory state	$B_{\max}$	12.0
	decay parameter for refractory state	k_r	0.99
	composite term of external input and threshold	a	3.0

ところで、TCAMMwithTSF では、TCAMM における一時的な収束状態から、縮小ニューロンの導入により、外部入力を縮小させたが、逆に、Fig.6 において、RBF の広がり(σ)

Fig. 10. Values of energy function of TCAMMwithTSF

Fig. 11. States transmission of TCAMMwithTSF

Fig. 12. Retrieval ability of TCAMMwithTSF

を変化させることで、提案法と同様な目的を実現させることも考えられる。しかしながら、本提案では、パラメータを人為的に変化させるのではなく、あくまでも内部状態の変化でカオスの遍歴の実現を目的としているため、RBF の σ は固定とし、 σ による調整は行わない。

5. 計算機シミュレーション

〈5・1〉 TCAMM with TSF としての動作 提案ニューロンを用いて TCAMMwithTSF を構成する。シミュレーションで使用したパラメータを Table 2 に示す。これらは試行錯誤にて設定し、結果的に記憶容量が最大となったものを表記している。TCAMMwithTSF を構成するにあたり、ニューロンへの外部入力 $I_i(t)$ ((9)式)を(16)式のように修正する。

$$I_i(t) = \sum_{j=1}^N \omega_{ij} w_j(t) \quad (16)$$

ここで、 $I_i(t)$ は TCAMMwithTSF を構成する i 番目ニューロンへの外部入力、 ω_{ij} は i 番目ニューロンと j 番目ニューロン間の結合重み ((5)式参照)、 $w_j(t)$ は j 番目ニューロンの出力値である。この TCAMMwithTSF に 4 つのパターンを記憶して想起させた (Fig.2 参照)。このときのエネルギー関数の遷移 (Fig.10) において、所々にあるエネルギー関数値が一定期間継続している箇所が、TCAMMwithTSF が記憶パターンまたは偽記憶パターンに一時的に収束している箇所である。Fig.11 には Fig.10 のエネルギー関数値が一定期間継続しているとき (a,b,...,l) のネットワークの想起パターンを示す。これらより、提案ニューロンで構成された連想記憶モデルは CNN の正確とは言えない想起状態 (Fig.3) と違い、Fig.4 のような動的なパターン空間の探索を進めつつ、多くの場合で正確な記憶パターンへ一時的に収束し、その後カオスの探索を行っていることがわかる。

〈5・2〉 記憶容量 次に TCAMMwithTSF の記憶容量の調査を行った。方法は 2 節のカオスニューラルネットワークの記憶容量調査と同様である。その結果を Fig.12 に示す。合原らの CNN を用いた連想記憶モデルの容量より増加していることが分かる (Fig.5 参照)。提案モデルはあるパターンを想起後、一定期間想起状態を保持し、その後、カオスの遷移により、更に記憶パターンを探索するという意味では CNN と同じ想起条件と言える。即ち、提案法は、ある記憶パターンにノイズを付加した初期パターンから探索を開始し、あるパターンを想起した状態を一定時間継続し、その後、カオスの探索を続けるという当初の目的を達し、かつ、その記憶容量もカオスの遍歴機能を持つ CNN の記憶容量を超えている。

6. まとめ

本論文では、合原らの提案したカオスニューロンと動径基底関数 (RBF) を組み合わせたニューロンを提案し、提案ニューロンを用いて、過渡的カオス状態を経由し、より正確な記憶パターンへ収束する連想記憶モデル (TCAMM) の提案を行った。さらに、提案ニューロンに新たに外部入力

値の縮小機能を導入することにより、従来のカオスニューロンにはできなかった記銘パターン（偽記銘パターンを含む）での一定時間の滞留とその後のカオスの遍歴を実現した（TCAMMwithTSF）。

しかしながら、今回提案の方法では、過度的カオス連想記憶（TCAMM）による記憶能力はある程度改善されているが、縮小ニューロンを追加した TCAMMwithTSF では記憶能力が低下している。さらに、縮小ニューロンは、設定すべきパラメータも多く、式も複雑である。今後の課題として、記憶能力低下の要因である縮小ニューロンの構成方法の工夫による記憶能力の改善がある。さらには、実用的な応用、例えば、目視による特定の顔画像のディスプレイ上での認識など、を考慮すれば、2 値での取り扱いから多値への拡張、記憶容量の実用レベルへの拡大が挙げられる。

（平成 20 年 3 月 19 日受付，平成 20 年 7 月 19 日再受付）

文 献

- (1) C. A. Skarda and W. J. Freeman : “How brains makes chaos in order to make sense of the world”, *Behavioral and Brain sciences*, Vol.10, pp.161-195 (1987)
- (2) A. Babloyants and J. M. Salazar : “Evidence of chaotic dynamics of brain activity during the sleep cycle”, *Physics Letters A*, Vol.111, pp.152-156 (1985)
- (3) K. Aihara, G. Matsumoto, and M. Ichikawa : “An alternating periodic-chaotic sequence observed in neural Oscillations”, *Physics Letters A*, Vol.111, No.5, pp.251-255 (1985)
- (4) K. Aihara, T. Tanabe, and M. Toyoda : “Chaotic Neural Networks”, *Physics Letters A*, Vol.144, pp.333-340 (1990)
- (5) J. J. Hopfield : “Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons”, *Proceedings of the National Academy of Sciences U.S.A.*, Vol.81, pp.3088-3092 (1984)
- (6) M. Adachi and K. Aihara : “Associative Dynamics in Chaotic Neural Network”, *Neural Networks*, Vol.10, pp.83-98 (1997)
- (7) Raymond S. T. Lee : “A Transient-chaotic Auto-associative Network (TCAN) Based on Lee Oscillators”, *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol.15, No.5, pp.1228-1243 (2004)
- (8) K. Aihara : “Chaos Seminar”, Chapter.7, Kaibundo (1994) (in Japanese)
合原一幸編：「カオスセミナー」，7 章，海文堂（1994）

大 林 正 直

（正員）1975 年 3 月九州工業大学工学部電気工学科卒業。1977 年 3 月九州大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻修了。1977 年 4 月（株）日立製作所入社大みか工場勤務。1989 年 4 月九州大学工学部助手。1997 年 7 月同助教授。1998 年 4 月山口大学工学部助教授 2001 年 7 月同教授。2006 年 4 月同大学院理工学研究科教授。現在に至る。計測自動制御学会，日本知能情報ファジィ学会，日本ロボット学会，人工知能学会，米国電気電子学会の各会員。博士（工学）。

成 田 顕一郎

（非会員）2004 年 3 月山口大学工学部知能情報システム工学科卒業。2006 年 3 月山口大学大学院理工学研究科博士前期課程知能情報システム工学専攻修了。2006 年 4 月富士通（株）入社。現在に至る。

小 林 邦 和

（非会員）1991 年 3 月山口大学工学部電子工学科卒業。1993 年 3 月同大学院工学研究科博士前期課程知能情報システム工学専攻修了。1994 年 3 月同大学院工学研究科博士後期課程システム工学専攻退学。1994 年 4 月同大工学部知能情報システム工学科助手。2007 年 4 月同大学院理工学研究科助教。現在に至る。米国電気電子学会，電子情報通信学会，日本神経回路網学会の各会員。

呉 本 亮

（非会員）1986 年 7 月中国上海機械学院大学（現：上海理工大学）システム工学科卒業。1986 年 8 月中国機械工業部（省）北京機械工業自動化研究所。1996 年 3 月山口大学大学院理工学研究科博士前期課程知能情報システム工学専攻修了。1997 年 3 月同大学院理工学研究科博士後期課程システム工学専攻退学。1997 年 4 月同大工学部知能情報システム工学科教務員。2005 年 4 月同助手。2007 年 4 月同大学院理工学研究科助教。現在に至る。電子情報通信学会会員，米国電気電子学会の各会員。