

カオスニューラルネットワークを用いた周期的連想記憶に関する研究

日大生産工(院) ○佐藤 良彰 日大生産工 山内 ゆかり

1. まえがき

ニューラルネットワークでは、連想記憶を行うことができる。さらに、双方向連想記憶（Bidirectional Associative memory：BAM）では、関連する情報を想起できる。そして、廣澤らが提案した Chaotic Neural Network with Time Delay Term for Sequential Patterns (CNNTDSP)¹⁾では、周期パターンの想起を可能としている。本研究では、CNNTDSPを改良し、階層構造の周期パターンを想起するモデルを提案する。

2. CNNTDSP

まず、本研究の提案モデルの基となる Chaotic Neural Network with Time Delay Term for Sequential Patterns (CNNTDSP)¹⁾について説明する。

CNNTDSPは廣澤らが提案した周期パターンの想起を可能とするモデルである。

2.1 周期パターン

周期パターンについて図1に示す。

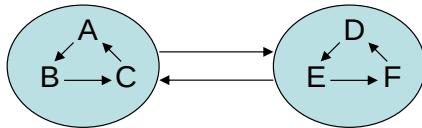


図1 周期パターンについて

図1に示している例での周期パターンは、Aを与えると次はBが想起され、次にCが想起され、Aが想起されるという周期パターンが2つあり、この2つが相互結合をなしている。

2.2 ネットワーク構造

双方向連想記憶で用いる相互結合型ニューラルネットワークは2つの結合荷重 w と v があり、各ニューロンはカオスニューロンである。ネットワーク構造について図2に示す。

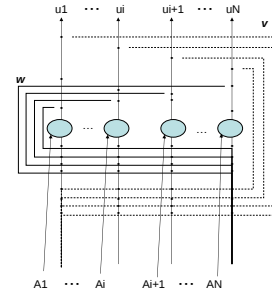


図2 ネットワーク構造

2.3 ニューロンの更新

i 番目のニューロンの更新は次式となる。

$$u_i(t+1) = g \left[\sum_{d=0}^t k_s^d A_i(t-d) + \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_{d=0}^t k_{m_i}^d u_j(t-d) + \sum_{j=1}^N v_{ij} \sum_{d=0}^t k_{m_i}^d u_j(t-T-d) - \alpha \sum_{d=0}^t k_r^d u_j(t-d) \right] \quad (1)$$

$$g(u) = \tanh(u / \varepsilon) \quad (2)$$

$u_i(t)$: 時刻 t における i 番目のニューロンの出力

$A_i(t)$: 時刻 t における i 番目の外部入力

T : 遅延時間の定数

w_{ij} 、 v_{ij} : j 番目から i 番目のニューロンへの結合加重

α : 不応性の倍率

$k_s, k_{mf}, k_{ms}, k_{mc}, k_r$: 減衰率

$g(\cdot)$: 出力関数

ε : 傾きのパラメータ

2.4 学習過程

結合荷重の学習には Quick Learnig²⁾を用いる。Quick Learnig にはヘブ学習と PRLAB (Pseudo-Relaxation Learning Algorithm for BAM)³⁾の2種類の学習を用いる。

2.4.1 Auto Association

Auto Association とはノイズの入った入力パターンにたいしてノイズのないパターンを想起する連想記憶のことで、結合荷重 v によりパターンを記憶する。学習初期はヘブ学習を用い、その後 PRLAB を用いる。ヘブ学習

$$v_{ij} = \begin{cases} \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^{P(s)} X_i^{(s,p)} X_i^{(s,p)}, & \text{if } i \neq j \\ 0, & \text{if } i = j \end{cases} \quad (3)$$

S : 周期パターンの数

$P(s)$: s 番目の周期パターンに含まれるパターン数

$X_i^{(s,p)}$: トレーニングパターン p の配列(数列) s の i

番目の要素

PRLAB

$$\sum_{j=1}^N v_{ij} X_i^{(s,p)} X_j^{(s,p)} \leq 0 \quad (4)$$

を満たすとき、

$$\Delta v_{ij} = \frac{\lambda}{N+1} \left(\sum_{k=1}^N v_{ik} X_k^{(s,p)} - \xi X_i^{(s,p)} \right) X_j^{(s,p)} \quad (5)$$

で更新する。

ξ ($\xi > 0$) : 偽の緩和定数

λ ($\lambda \in (0,2)$) : 定数

ここで、 $v_{ij}=v_{ji}$ 、 $v_{ii}=0$ である。

2.4.2 Hetero Association

Hetero Association とは入力パターンに対して関連したパターンを想起する連想記憶のことで、結合荷重 w により周期パターンを記憶する。Hetero Association においても Auto Assosication と同様にヘブ学習および PRLAB 学習を行う。

ヘブ学習

$$w_{ij} = \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^{P(s)} X_i^{(s,p+1)} X_j^{(s,p)} \quad (6)$$

$$(X_i^{(s,P(s)+1)} = X_i^{(s,1)})$$

PRLAB

$$\sum_{j=1}^N w_{ij} X_i^{(s,p)} X_j^{(s,p+1)} \leq 0 \quad (7)$$

を満たすとき、

$$\Delta w_{ij} = \frac{\lambda}{N+1} \left(\sum_{k=1}^N v_{ik} X_k^{(s,p)} - \xi X_i^{(s,p+1)} \right) X_j^{(s,p)} \quad (8)$$

で更新する。

3. 提案手法及び実験概要

次に提案手法について説明する。

提案手法は CNNTDSP を改良し、階層構造の周期パターンを想起するモデルである。

3.1 周期パターン

まず、本研究での階層構造の周期パターンについて図 3 に示す。従来のモデルでは周期パターン内では決まった順序で出現するが、各周期パターンの出現はカオスであった。本研究では、それぞれの周期パターン(例 $a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow a_3 \rightarrow a_1$)がさらに決まった順序で出現する($A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow A$)モデルである。

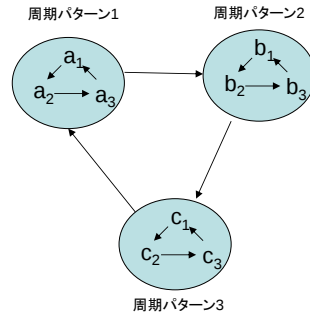


図 3 階層構造の周期パターンについて

3.2 ネットワーク構造

本研究で用いる相互結合型ニューラルネットワークは 2 つの結合荷重 w と v に加え、 x があり、各ニューロンはカオスニューロンである。ネットワーク構造について図 4 に示す。

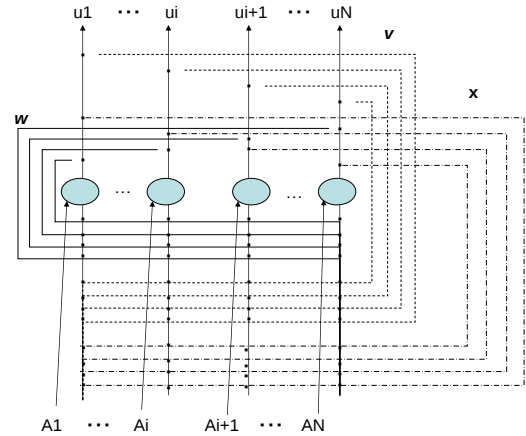


図 4 ネットワーク構造

3.3 ニューロンの更新

i 番目のニューロンの更新式は次式となる。

$$u_i(t+1) = g \left[\sum_{d=0}^t k_s^d A_i(t-d) + \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_{d=0}^t k_{m_i}^d u_j(t-d) + \sum_{j=1}^N v_{ij} \sum_{d=0}^t k_{m_s}^d u_j(t-T-d) + \sum_{j=1}^N x_{ij} \sum_{d=0}^t k_{m_c}^d u_j(t-d) - \alpha \sum_{d=0}^t k_r^d u_j(t-d) \right] \quad (9)$$

$$g(u) = \tanh(u/\varepsilon) \quad (10)$$

$u_i(t)$: 時刻 t における i 番目のニューロンの出力

$A_i(t)$: 時刻 t における i 番目の外部入力

T : 遅延時間の定数

w_{ij} 、 v_{ij} 、 x_{ij} : j 番目から i 番目のニューロンへの結合加重

α : 不応性の倍率

ks, kmf, kms, kmc, kr : 減衰率

$g(\cdot)$: 出力関数

ε : 傾きのパラメータ

3.4 学習過程

結合荷重の学習には CNNTDSP と同様、Quick Learnig を用いる。

3.4.1 Auto Association

Auto Association とはノイズの入った入力パターンにたいしてノイズのないパターンを想起する連想記憶のことで、結合荷重 v によりパターンを記憶する。学習初期はヘブ学習を用い、その後 PRLAB を用いる。

$$v_{ij} = \begin{cases} \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^{P(s)} X_i^{(s,p)} X_i^{(s,p)}, & \text{if } i \neq j \\ 0, & \text{if } i = j \end{cases} \quad (11)$$

S : 周期パターンの数

$P(s)$: s 番目の周期パターンに含まれるパターン数

$X_i^{(s,p)}$: トレーニングパターン p の配列(数列) s の i 番目の要素

PRLAB

$$\sum_{j=1}^N v_{ij} X_i^{(s,p)} X_j^{(s,p)} \leq 0 \quad (12)$$

を満たすとき、

$$\Delta v_{ij} = \frac{\lambda}{N+1} \left(\sum_{k=1}^N v_{ik} X_k^{(s,p)} - \xi X_i^{(s,p)} \right) X_j^{(s,p)} \quad (13)$$

で更新する。

ξ ($\xi > 0$) : 偽の緩和定数

λ ($\lambda \in (0,2)$) : 定数

ここで $v_{ij}=v_{ji}$ 、 $v_{ii}=0$ である。

3.4.2 Hetero Association

Hetero Association とは入力パターンに対して関連したパターンを想起する連想記憶のことで、結合荷重 w により周期パターンを記憶する。また、結合荷重 x で階層構造の周期パターンを記憶する。Hetero Association においても Auto Assosication と同様にヘブ学習および PRLAB 学習を行う。

w について以下に示す。

ヘブ学習

$$w_{ij} = \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^{P(s)} X_i^{(s,p+1)} X_j^{(s,p)} \quad (14)$$

$$(X_i^{(s,P(s)+1)} = X_i^{(s,1)})$$

PRLAB

$$\sum_{j=1}^N w_{ij} X_i^{(s,p)} X_j^{(s,p+1)} \leq 0 \quad (15)$$

を満たすとき、

$$\Delta w_{ij} = \frac{\lambda}{N+1} \left(\sum_{k=1}^N v_{ik} X_k^{(s,p)} - \xi X_i^{(s,p+1)} \right) X_j^{(s,p)} \quad (16)$$

で更新する。

x について以下に示す。

ヘブ学習

$$x_{ij} = \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^{P(s)} X_i^{(s+1,p)} X_j^{(s,p)} \quad (17)$$

$$(X_i^{(S+1,p)} = X_i^{(1,p)})$$

PRLAB

$$\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} X_j^{(s,p)} \right) X_i^{(s+1,p)} \leq 0 \quad (18)$$

を満たすとき、

$$\Delta x_{ij} = -\frac{\lambda}{N+1} \left(\sum_{k=1}^N x_{ik} X_k^{(s,p)} - \xi X_i^{(s+1,p)} \right) X_j^{(s,p)} \quad (19)$$

で更新する。

4.実験方法

8 個のランダムパターンを用いて正しく想起されているかを判定する。なお、想起の評価方法として、方向余弦を用いる。方向余弦は次式で与えられる。

$$\cos \theta^{ss}(t) = \cos \theta^{ss(c)}(t) \quad (20)$$

$$c = \arg \max_i |\cos \theta^{ss(i)}(t)| \quad (21)$$

$$\cos \theta^{ss(i)}(t) = \frac{(X^{s(i)} \cdot x(t))}{\|X^{s(i)}\| \|x(t)\|} \quad (22)$$

方向余弦 $\cos \theta^{ss}(t)$ が 1 のとき記録パターンが正常に想起され、-1 のときは記録パターンの反転パターンが想起され、0 のときは正しく想起できていないことを示す。

5. 予備実験

まず、予備実験として、CNNTDSP がきちんと想起されているか確認するために、記憶パターンに相関度 50% のランダムパターン 6 個を用い、周期パターン数を 2、周期パターンに含まれるパターン数を 3 としたドットパターンを使用して記録パターンの想起実験を行った。実験に用いた条件は以下の通りである。

CNNTDSP

$k_s=0.3$ 、 $k_m=0.3$ 、 $k_r=0.97$ 、 $\alpha=58$ 、 $T=14$ 、 $A_i(t)=0$ 、 $\xi=0.1$ 、 $\lambda=1.8$

予備実験での評価方法は方向余弦を用いる。方向余弦は次式で与えられる。

$$\cos \theta^s(t) = \cos \theta^{s(c)}(t) \quad (23)$$

$$c = \arg \max_i |\cos \theta^{s(i)}(t)| \quad (24)$$

$$\cos \theta^{s(i)}(t) = \frac{(X^{s(i)} \cdot x(t))}{\|X^{s(i)}\| \|x(t)\|} \quad (25)$$

方向余弦の結果を図 5 に示す。

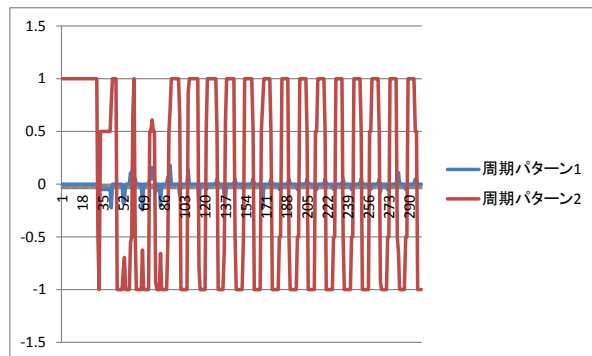


図 5 方向余弦

図 5 より周期パターン 2 のみが想起されていることがわかる。これはパラメータの調整が現段階で正しく行われていない状態であることを示している。

6.まとめ

現段階では、予備実験でのパラメータの調整が正しく行われていないため、今後は、まず、パラメータを調整することによりどちらの周期パターンでも想起可能となるように調整を行い、その後、そのパラメータの値を参考にして提案モデルでの実験を行いたいと思う。

「参考文献」

- 1) K. Hirozawa and Y. Osana , "Chaotic neural network with time delay term for sequential patterns", (Chapter 10 in New Developments in Robotics Automation and Control), InTech Education and Publishing, (2008).
- 2) M. Hattori, M. Hagiwara and M. Nakagawa, "Quick learning for bidirectional associative memory," IEICE Japan, Vol. E77-D, No. 4, pp. 385-392, 1994.
- 3) Oh, H. and S. C., "Pseudo-Relaxation Learning Algorithm for Bidirectional Associative Memories ", IJCNN ,Baltimore Vol. 2, (1992) pp. 208-213.
- 4) Kosko, B., "Bidirectional Associative Memories", IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics., vol. 18, no. 1, (1988) pp. 49-60,