

ニューラルネットワークモデルのカオス遍歴状態と  
その記憶パターン断片に対する鋭敏応答特性

Chaotic wandering states in neural network model  
and its sensitive response to memory pattern fragments

濱田 利行† 黒岩 丈介† 小倉 久和† 小高 知宏† 白井 治彦‡

Toshiyuki Hamada Jousuke Kuroiwa Hisakazu Ogura Tomohiro Odaka Haruhiko Shirai

### 1 はじめに

本研究では、3つのカオスニューラルネットワークモデルのカオス遍歴状態における記憶パターン断片に対する鋭敏応答特性について研究する。リカレントニューラルネットワークにカオスを発現させるモデルは、合原モデル [1]、奈良 & Davis モデル [2]、黒岩 & 奈良モデル [3] が知られている。我々は、これまで、この3つのモデルにおけるカオス的遍歴現象を記憶探索に用いることで、カオスの発現方法によらず効果的な探索が可能であることを示してきた [2]。また、記憶パターン断片に対する応答特性を調査する上で、ランダムサーチを用いるより、カオス的遍歴現象を用いて記憶探索を行う方が高い探索成功率が得られ、特に合原モデルが有意に高い探索成功率となること示している [4]。合原モデルが高い探索成功率を与えるパラメータ領域は、カオスの縁を与える領域であった。よって、奈良&Davis モデルと黒岩&奈良モデルにおいてもカオスの縁を記憶パターン断片に対する応答特性に用いることで合原モデルと同様の性能を示すと考えられる。よって、本研究では、カオスの縁が奈良&Davis モデルと黒岩&奈良モデルの記憶パターン断片に対する応答特性に与える影響について研究することを研究の目的とする。

### 2 CNN

#### 2.1 連想記憶型 RNN

リカレントネットワークモデルの状態更新式は、次のように与えられる。

$$u_i(t+1) = \sum_{j=1}^N w_{ij} z_j(t) \quad (1)$$

本研究では、軌道不安定性解析を行うために、出力は、[-1, 1]の連続的な値を与える以下の出力関数を用いる。

$$z_i(t+1) = \tanh(\beta u_i(t+1)) \quad (2)$$

ここで  $\beta$  は、 $\tanh$  の原点での傾きである。

シナプス結合  $w_{ij}$  を適切に与えることにより、ネットワークに記憶を埋め込むことができる。記憶させるパターンを  $v^\mu$  とすると、本研究では、文献 [3] に記述されているような、非対称結合強度行列  $w_{ij}$  を用いて記憶を埋め込んだ。

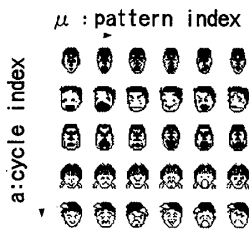


図 1: 記憶させるパターン

#### 2.2 合原モデル

合原モデルの状態更新式は、次のように与えられる。

$$u_i(t+1) = \sum_{j=1}^N w_{ij} z_j(t) + k u_i(t) - \alpha z_i(t) \quad (3)$$

$k$  は自身の履歴の強さを表す減衰定数 ( $0 \leq k < 1$ )、 $\alpha$  は相対不応性の係数、 $A$  は定常バイアス入力である。ネットワークの出力は式 (2) を用いる。システムパラメータは、 $k$ 、 $\alpha$ 、 $A$  である。

#### 2.3 奈良 & Davis モデル

奈良 & Davis のモデルによるネットワークの状態更新式は、以下のように入与えられる。

$$u_i(t+1) = \sum_{j=1}^N w_{ij} \epsilon_{ij} z_j(t) \quad (4)$$

$\epsilon_{ij}$  は、シナプス結合の側抑制状態を表わし、次のように入与えられる。

$$\epsilon_{ij}(d) = \begin{cases} 0 & (j \in F_i(d)) \\ 1 & (\text{それ以外}) \end{cases} \quad (5)$$

$F_i(d)$  は、ニューロン  $i$  に対して結合しているシナプス結合の中で、側抑制された  $d$  個のニューロンの位置を与える配置集合である。システムパラメータは、減少数  $d$  である。

#### 2.4 黒岩 & 奈良モデル

黒岩 & 奈良モデルにおけるニューラルネットワークの状態更新方程式は、次式のように与えられる。

$$u_i(t+1) = \begin{cases} \sum_{j=1}^N w_{ij} \epsilon_{ij} z_j(t) & (t = \text{even}) \\ \sum_{j=1}^N w_{ij} z_j(t) & (t = \text{odd}) \end{cases} \quad (6)$$

$\epsilon_{ij}$  は部分的に反転させるシナプス結合強度を決定するものであり、次のように入与えられる。

$$\epsilon_{ij}(r) = \begin{cases} -1 & (j \in F_i(r)) \\ 1 & (\text{それ以外}) \end{cases} \quad (7)$$

$F_i(r)$  は、ニューロン  $i$  に対して  $r$  個部分的にシナプス結合を反転させるシナプス結合強度の位置を与える配置集合である。システムパラメータは、反転数  $r$  である。



図 2: 記憶パターン断片 (口周り 40 ビット)

† 福井大学大学院工学研究科

‡ 福井大学工学部

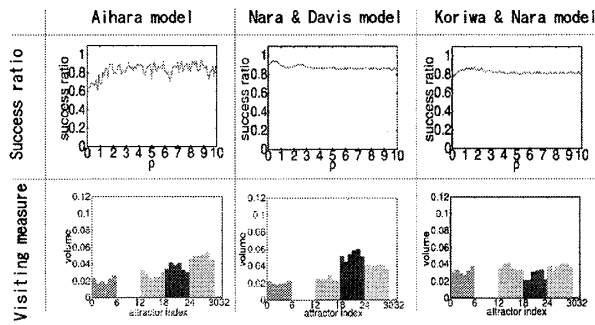


図3: カオスの遷移状態が強い際の記憶パターン断片に対する応答特性

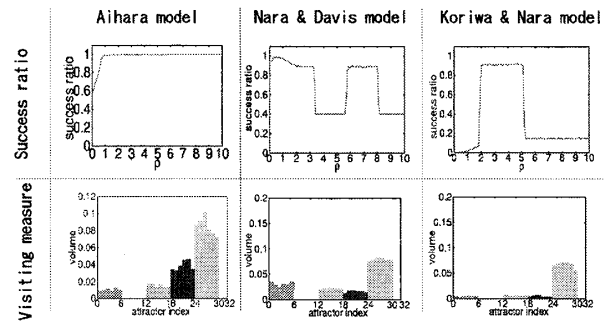


図4: カオスの縁を用いた際の記憶パターン断片に対する応答特性

### 3 記憶パターン断片に対する応答特性

#### 3.1 実験手法

ここで、記憶パターン断片に対する応答特性の手順を以下に与える。

1. ある時刻  $t$  のカオス状態に対して、記憶パターン断片を外部入力として与える。  $u_i(t) + cpF_i$  for  $i \in F$ ,  $c$  は内部状態の標準偏差,  $\rho$  は制御信号強度,  $F$  は部分的に与える制御信号の位置を与える配置集合である。
2. 制御を行った状態の出力をリカレントニューラルネットワークの初期状態とし、式(1)を用いて収束するパターンを調査する。
3. 記憶パターン断片を与えて30ステップ以内に記憶パターン断片が属するパターンに収束した場合、記憶パターンのサーチに成功したものとす。
4.  $t = t + 1$  とし  $t < T (= 1000)$  まで上記の手続きを繰り返す。

このような手続きを様々なカオスの遷移状態に対して行い探索成功率を求めた。本研究で使用するパターンは図1であり、用いた記憶パターン断片を図2に与える。図2での記憶パターン断片は、記憶させる顔パターンから抜き出した口周り40ビットパターンである。

#### 3.2 実験結果

図3,4の上図は、記憶パターン断片に対する応答特性による探索成功率であり、横軸は制御信号強度、縦軸は探索成功率である。図3,4の下図は、ベースン訪問頻度であり、横軸は attractor index, 縦軸は頻度を表している。

図3では、各モデルで用いているシステムパラメータは、カオスの遷移状態が強くなる以下の値を用いている。

- Aihara model:  $k = 0.999, \alpha = 11$
- Nara & Davis model:  $d = 390$
- Kuroiwa & Nara model:  $r = 214$

図3の下図のベースン訪問頻度は、全てのアトラクタベースンに対して等頻度で訪問しているため、カオスの遷移状態が強いことがわかる。

図4では、各モデルで用いているシステムパラメータは、カオスの縁であると考えられる以下の値を用いている。

- Aihara model:  $k = 0.9, \alpha = 1.2$
- Nara & Davis model:  $d = 382$
- Kuroiwa & Nara model:  $r = 186$

ここで、図4の下図のベースン訪問頻度が偏りを持っているカオスの遷移状態が弱い状態をカオスの縁と考える。

合原モデルは、カオスの縁を記憶パターン断片に対する応答特性に用いることで全ての記憶パターン断片が属するア

トラクタベースンにアクセス可能であることがわかる。一方、図3から、カオスの遷移状態が強い場合は、合原モデルに比べて、奈良&Davisモデルと黒岩&奈良モデルが高い探索成功率を示している。また、ランダムサーチは探索成功率が約20%なので、カオスの遷移現象を記憶パターン断片を用いた制御を用いる方が効果的であることがわかる。

#### 4 考察

奈良&Davisモデル及び、黒岩&奈良モデルが合原モデルに比べて探索成功率が低いのは、配置集合  $F_i(d)$  及び  $F_i(r)$  の与え方に依存すると考えられる。合原モデルでは、カオスは、相対不応性の影響を与える項  $-\alpha z_i(t)$  及び出力関数の傾きの急峻性によってもたらされる。一方、奈良&Davisモデルではシナプス結合を抑制することで不安定化し、黒岩&奈良モデルでは、シナプス結合を反転することで不安定化し、カオスの遷移状態となる。つまり、合原モデルでは、シナプス結合の相互結合によって記憶パターン断片の入力が、ネットワーク全体に伝搬される。一方、奈良&Davisモデルは、記憶パターン断片に対応するシナプス結合が抑制されると、ネットワーク全体に記憶パターン断片の入力が伝搬しなくなる。このため、奈良&Davisモデル及び黒岩&奈良モデルは、探索成功率が低くなったと考えられる。しかし、記憶パターン断片を用いた記憶探索問題を考える場合、注意視の効果からも記憶パターン断片に関係するシナプス結合を抑制するのは考えにくい。つまり、 $F_i(d)$  及び  $F_i(r)$  に記憶パターン断片を含めない方が自然である。このようにすることで、探索成功率が向上することが期待される。実際、我々が行った予備実験でも、そのような結果が示唆された。

#### 参考文献

- [1] K. Aihara, T. Takabe, M. Toyoda, Chaotic Neural Networks, Phys. Lett. A, Vol.144, pp.333-339, 1990
- [2] S. Nara, P. Davis, M. Kawachi, H. Totsuji, Chaotic Memory Dynamics in a Recurrent Neural Network with Cycle Memories Embedded by Pseudoinverse Method., Int. J. Bifurcation & Chaos, Vol.5, pp.1205-1212, 1995
- [3] S. Nakayama, J. Kuroiwa, S. Nara, Partly Inverted Synaptic Connections and Complex Dynamics in a Symmetric Recurrent Neural Network Model., Proc. of Int. Conf. on Neural Information Processing, (ICONIP 2000, Taejon, Korea), Vol.2, pp.1274-1279, 2000
- [4] 濱田 利行, 黒岩 丈介, 小倉 久和, 小高 知宏, 白井 治彦, カオスニューラルネットワークモデルの記憶パターン断片に対する応答特性., 信学技報, NLP2008-149, pp.101-106, 2009