

カオス連想記憶のパルスニューロン間同期による基礎づけ

Realization of the chaotic associative memory using the synchronization between pulse neurons

金丸 隆志 (PY)

Takashi KANAMARU (PY)

工学院大学工学部

kanamaru [at] cc.kogakuin.ac.jp

Abstract— The chaotic associative memory is realized using the pulse neural networks.

Keywords— chaotic associative memory, pulse neural network

1 はじめに

従来の静的な連想記憶モデルにカオスの記憶遷移を導入したカオス連想記憶は、1980年代から1990年代にかけて複数の研究者により提唱された [1, 2, 3]. そこで生理学的知見と矛盾のないようにモデルが構築されているが、いずれも従来の発火頻度に基づいたニューロンモデルを採用している。

我々の知る限りにおいて、このカオス連想記憶モデルを、モデルとしてより詳細であると考えられるパルスニューラルネットワーク (PNN) で基礎づけた研究は見当たらないように思われる (ただし、パルスニューラルネットワークに人為的にカオスを導入してダイナミクスを考察する研究はいくつか見られる)。

カオス連想記憶モデルを PNN で実現する研究が見られない理由は、「PNN によるカオスを考える際、カオスが素子由来なのかネットワーク由来なのか明らかではない」、「カオスが素子由来である場合、電気シナプスによって素子のカオスをネットワークのカオスへ拡張することは可能である [4] もの、化学シナプスで素子のカオスを大規模化できるかは自明ではない」、「パルス素子におけるカオスは不安定である (パラメータ領域が狭い) ことが多い」、「カオスがネットワーク由来である場合、高次元のカオスになることが多く、解析が難しい」などが考えられる。

このような背景のもと、我々はカオス連想記憶を PNN により基礎づけることができたので報告する。

2 興奮性/抑制性ニューロンの結合系 (1 モジュール系)

ここでは以下の興奮性ニューロン N_E 個と抑制性ニューロン N_I 個からなるパルスニューラルネットワーク

$$\begin{aligned} \dot{\theta}_E^{(i)} &= (1 - \cos \theta_E^{(i)}) + (1 + \cos \theta_E^{(i)}) \\ &\quad \times (r_E + \xi_E^{(i)}(t) + I_{EE}(t) - I_{EI}(t)), \\ \dot{\theta}_I^{(i)} &= (1 - \cos \theta_I^{(i)}) + (1 + \cos \theta_I^{(i)}) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\times (r_I + \xi_I^{(i)}(t) + I_{IE}(t) - I_{II}(t)), \quad (2)$$

$$I_{XY}(t) = \frac{g_{XY}}{2N_Y} \sum_{j=1}^{N_Y} \sum_k \frac{1}{\kappa_Y} \exp\left(-\frac{t-t_k^{(j)}}{\kappa_Y}\right), \quad (3)$$

$$\langle \xi_X^{(i)}(t) \xi_Y^{(j)}(t') \rangle = D \delta_{XY} \delta_{ij} \delta(t-t'), \quad (4)$$

を考える。ただし、 X, Y は興奮性集団 E または抑制性集団 I のどちらかを表し、簡単のため $g_{EE} = g_{II} \equiv g_{int}$, $g_{EI} = g_{IE} \equiv g_{ext}$ と定める。このモデルは slowly connected class 1 networks の canonical model になっている [5]. すなわち、遅い結合で平均場結合している class 1 ニューロンの結合系は上の方程式に変換できる。ただし、ここではパラメータ r_E, r_I やノイズ強度 D がネットワーク内で一様であるという仮定を設けた。以後、この興奮性素子と抑制性素子からなる結合系を「1 モジュール系」と呼ぶことにする。

この 1 モジュール系においては、文献 [6] で解析した系と同様に図 1 のようなカオスの同期振動を含む様々な同期振動が見られる。図 1(a) は Fokker-Planck 方

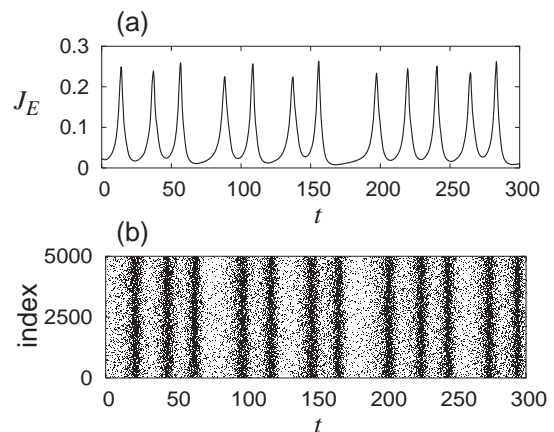


図 1: カオスの同期振動. (a) J_E の時系列. (b) $N_E = N_I = 5000$ なる系の興奮性素子の発火時刻のラスタプロット. $r_E = r_I = -0.025$, $D = 0.0032$, $g_{int} = 4$, $g_{ext} = 2.5$.

程式から計算できる即時発火率の時系列であるが、この Fokker-Planck 方程式に基づき最大 Lyapunov 数が正であることが確認できる [6, 7].

3 複数モジュール系で見られるカオス連想記憶

以後, 前章で取り扱った 1 モジュール系を連想記憶モデルにおける「1 素子」とみなす. そしてこのモジュールを複数結合させることにより連想記憶モデルを構築し, さらにカオス連想記憶を提示する.

結合形態の模式図を図 2 に示した. 実際には M モジュールを結合するが, 図では簡単のため 2 モジュール間結合のみを表示している. 興奮性素子集団からの

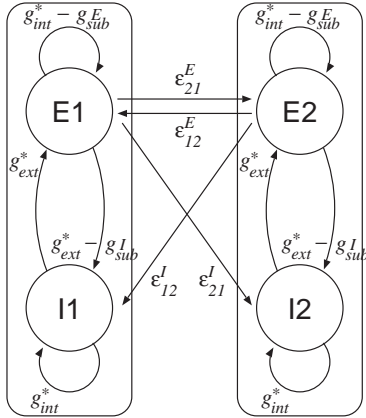


図 2: モジュール間の結合強度配置. \circ は単一ニューロンではなく, パルスニューロン集団である.

結合しかないのが特徴である (これは皮質コラム間結合が興奮性であることを参考にしている). また, g_{int}^* および g_{ext}^* は 1 モジュール系がカオスを生ずる結合強度である. 原理的にはモジュール数は任意にとつて構わないが, 計算機の処理時間の都合上, 以下では $M = 16$ モジュール (すなわち 16 素子による連想記憶), パターン数 $p = 3$ とする.

モジュール間結合 $\epsilon_{ij}^E, \epsilon_{ij}^I$ は以下のように定める.

$$\epsilon_{ij}^E = \begin{cases} \epsilon_{EE} K_{ij} & (\text{for } K_{ij} > 0) \\ 0 & (\text{for } K_{ij} \leq 0) \end{cases} \quad (5)$$

$$\epsilon_{ij}^I = \epsilon_{IE} |K_{ij}|, \quad (6)$$

$$K_{ij} = \frac{1}{Na(1-a)} \sum_{\mu=1}^p \xi_i^\mu (\xi_j^\mu - a). \quad (7)$$

ここで, $\xi_i^\mu \in \{0, 1\}$ は平均 $a = 0.5$ の記憶パターンであり, $\epsilon_{EE}, \epsilon_{IE}$ はパラメータである. また, 結合調整用パラメータ g_{sub}^E, g_{sub}^I は新たなパラメータ γ を用いて $g_{sub}^E = \gamma \epsilon_{EE}, g_{sub}^I = \gamma \epsilon_{IE}$ と定める.

以上の設定のもと, 観察されるカオスの記憶遷移を表示したのが図 3 である. 想起されるパターンがカオス的に遷移することがわかる. この時, パターンへの滞在時間 τ の分布を描くと図 4 のように $P(\tau) \propto \tau^{-1.5}$ なるべき則に従い, このカオスの記憶遷移にはブローアウト分岐とオンオフ間欠性 [7] が関与していることが示唆される.

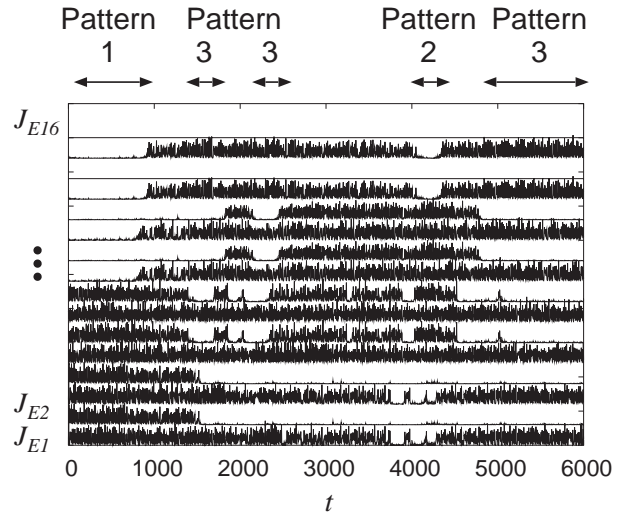


図 3: パルスニューラルネット系におけるカオスの記憶遷移. 16 モジュールの即時発火率 (確率流) を縦に並べて描いた. なお, これは各モジュール内のパルスニューロン数 $\rightarrow \infty$ の極限に相当する.

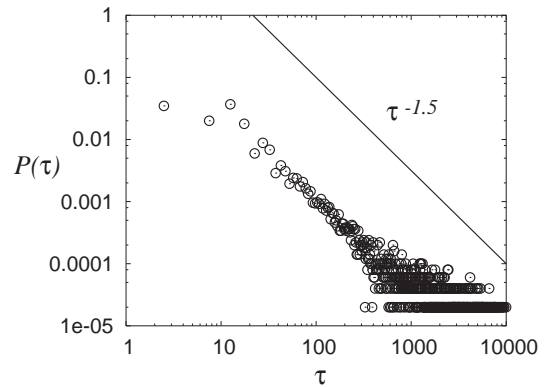


図 4: 記憶パターンへの滞在時間の分布.

本研究の一部は, 文部科学省科学研究補助金 (若手研究 B) 課題番号 17700226 の一環として行われた.

参考文献

- [1] Tsuda, I. (1992) Neural Networks, **5**: 313–326.
- [2] Nara, S. and Davis, P. (1992) Progress of Theoretical Physics, **88**: 845–855.
- [3] Adachi, M. and Aihara, K. (1997) Neural Networks, **10**: 83–98.
- [4] Yoshioka, M. (2005) Physical Review E, **71**: 065203(R).
- [5] Izhikevich, E.M. (2000) International Journal of Bifurcation and Chaos, **10**: 1171–1266.
- [6] Kanamaru, T. and Sekine, M. (2005) Neural Computation, **17**: 1315–1338.
- [7] 金丸隆志, 関根優年 (2004) 電子情報通信学会 研究技術報告 **104**, No.293, (CAS2004-40, NLP2004-52) 73–78.