

# 積分発火ニューロンモデルを利用した情報分離の検討

Discussion for an information separation using leaky integrate-and-fire neuron model

城 真範\*1      牧野 貴樹\*2      合原 一幸\*3\*1  
Masanori SHIRO      Takaki MAKINO      Kazuyuki AIHARA

\*1 東京大学情報理工学系研究科

Graduate School of Information Science and Technology, The Univ. of Tokyo

\*2 東京大学 総括プロジェクト機構

Division of Project Coordination, The Univ. of Tokyo

\*3 東京大学生産技術研究所

Institute of Industrial Science, The Univ. of Tokyo

Pattern-based separation of the stimulation given from another part of the brain or the outside plays an important role in a recognition process of the human brain. For instance, removing unnecessary noises from input pattern or a subtle component included in the signal is extracted. This suggests that the brain performs information separation. Here, the information separation means extraction of chaotic dynamics, especially nonlinear time series stimulation, from input. We examine whether the network based on leaky integrate-and-fire model neurons can perform information separations on the given chaos time series.

## 1. はじめに

人間の認識過程において、外部、あるいは脳の別の部位から与えられる刺激を、そのパターンに応じて適切に分離することは重要である。例えば入力パターンから不要なノイズが除去されたり、あるいは、信号に含まれている微弱な成分が抽出されたりすることは、脳が情報の分離を行っていることを示唆する。ここで、情報分離とは、特に非線形的な時系列刺激におけるカオス的なダイナミクスを抽出することを指す。本研究では Leaky な積分発火ニューロンモデルを結合したネットワークで、与えられたカオス時系列を再構成することで情報を分離できるかどうかを検討する。

## 2. カオス時系列の再構成

時刻  $t$  における離散力学系の内部状態が  $d$  次元のベクトル  $\mathbf{x}_t$  で表されているとする。内部状態は遷移関数  $\mathbf{f}$  にしたがって変化するが、外部からは直接  $\mathbf{x}_t$  が観測できず、観測関数  $\mathbf{g}$  を通した  $m < d$  次元の観測ベクトル  $\mathbf{y}_t$  しか観測できない状況を考える。

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_t) + \eta_t \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{g}(\mathbf{x}_t) + \xi_t \quad (2)$$

ここで、 $\eta$  はダイナミカルノイズ、 $\xi$  は観測ノイズである。時系列の予測とは、過去の観測系列  $(\mathbf{y}_t, \mathbf{y}_{t-1}, \dots)$  だけに基づいて、次ステップに与えられる観測  $\mathbf{y}_{t+1}$  を予測することをいう。内部状態  $\mathbf{x}_t$  に関する状態が得られない場合でも、遅れ時間系  $\hat{\mathbf{x}}_t = (\mathbf{y}_t, \mathbf{y}_{t-1}, \dots, \mathbf{y}_{t-l+1})$  を使って内部状態の構造を再構成する手法が知られている。 $\hat{\mathbf{x}}$  の次元が  $2d+1$  次元以上であれば、遅れ時間系  $\hat{\mathbf{x}}$  への変換が埋め込みとなり、元の構造が再構成されることが証明されている [Takens 81]。

$$\hat{\mathbf{y}}_{t+1} = \hat{\mathbf{f}}_0(\hat{\mathbf{x}}_t) + \hat{\eta}_t \quad (3)$$

一般には非線形となる、再構成空間上での遷移関数  $\hat{\mathbf{f}}$  を、実際の時系列から獲得する方法として、シグモイド関数を利用し

連絡先: shiro@sat.t.u-tokyo.ac.jp

たニューラルネットワークによる関数近似などがよく利用される (fig.1)。しかし、脳内における情報処理を再現するためには、誤差逆伝搬などを利用した手法ではなく、スパイクタイミング依存可塑性 (STDP) などの生理学的にもっともらしい学習手法に基づく予測関数の学習および表現の方法が求められていた。本研究では、Leaky な積分発火ニューロンモデルを使ったネットワークを使い、情報を分離し、次の時系列データを予測するモデルの可能性を検討する。

## 3. モデル

ここでは、Leaky な積分発火ニューロン (LIF) モデルを結合したネットワークモデルを考える。LIF モデルは、次式で定義される。

$$\frac{du_i}{dt} = -k \cdot u_i + S_i(t) + c \quad (4)$$

ここで  $i$  はニューロンのインデックスであり、 $k > 0$  は時定数、 $c$  は自発発火の度合いを与える定数 ( $c > k$ )、 $S_i(t)$  は、ニューロン  $i$  が時刻  $t$  に受ける入力  $u_j$  の和である。 $u_i = \theta$  に達したとき、ニューロンは発火し、 $u_i = 0$  にリセットされるとともに、結合している他のニューロン  $u_j$  に結合強度  $s_{ji}$  の入力を与える。 $w_{ji}$  は学習を通じて変化しない。

ネットワークは、状態層と出力層の2層から構成される (Fig. 1)。状態層の各 LIF は相互に結合しており、出力層は状態層の各 LIF からのみ投射を受けている。

ここで、状態層を構成するいくつかの LIF に対し、非線形的に時間変化するアナログ電流  $S(t)$  を与えると、各 LIF はそれに応じて発火する。ネットワーク上にランダムな結合がある場合、ネットワークの全状態は、過去の入力を反映したものになっている。

状態層の LIF 数が十分に多ければ、各 LIF の出力を、適切な重みベクトル  $\mathbf{w}$  で足しあわせて出力層内のニューロンへ投射入力することで、入力時系列を引数とする任意の関数を作ることができる [Maass 04]。ここで、出力 LIF ニューロンが、式 3 で与えられるような、再構成空間上の予測関数となるような重みベクトル  $\mathbf{w}$  を見つけることができれば、非線形入力

の次の値の予測となる出力が得られ、入力のダイナミクスが再構成できることになる。

我々は、このために状態層から出力層への投射に STDP を適用し、学習効果を測定することを検討している。具体的には、入力から出力層への直接投射をつなぐことにより、STDP によって、状態層からの投射の信号到達順序によって  $\mathbf{v}$  を調節されるかどうかを調べる。

また、ロジスティクス写像、ローレンツモデルなどからとった、様々な非線形時系列を入力として、どの程度ダイナミクスを再構成できるかを調べ、ネットワークのトポロジーとの対応を検討する。

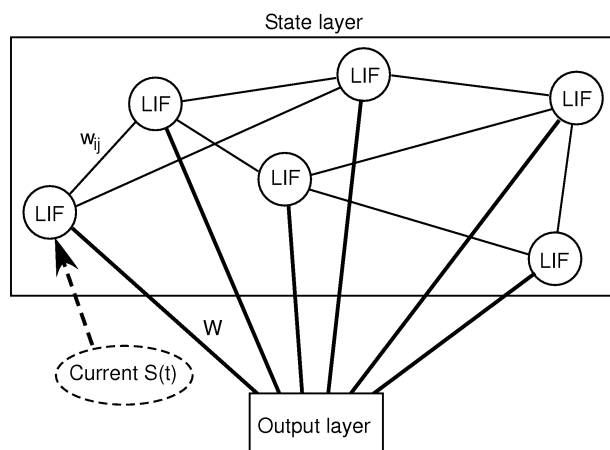


Fig. 1: Network consist of state layer and output layer.

## 謝辞

本研究は文部科学省科学研究費補助金特定領域研究「脳の高次機能システム」領域 (No.17022012) の助成をうけて行われた。

## 参考文献

- [Maass 04] Maass, W., Natschlaeger, T., and Markram, H.: Computational Models for Generic Cortical Microcircuits, in Feng, J. ed., *Computational Neuroscience; A Comprehensive approach*, pp. 575–605, Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, Florida (2004)
- [Takens 81] Takens, F.: Detecting strange attractors in turbulence, in Rand, D. A. and Young, B. S. eds., *Dynamical Systems of Turbulence*, pp. 366–381, Springer-Verlag, Berlin (1981), Vol. 898 of Lecture Notes in Mathematics