パルス連想記憶系における同期とカオス的パターン遷移

金丸 隆志†

† 工学院大学 工学部 〒 192-0015 東京都八王子市中野町 2665-1 E-mail: kanamaru [at] cc.kogakuin.ac.jp

あらまし カオス連想記憶は発火頻度ニューロンモデルを用いて様々な研究者によって提案されているが, それをパルスニューラルネットワーク (PNN) によって基礎づけた研究は見当たらないように思われる. その原因は PNN のカオスが不安定であることなど様々な要因が考えられるが, 我々は class 1 パルスニューロンの結合系にてカオス連想記 憶系を構成したので報告する. モデルは class 1 ニューロンの canonical model と Morris-Lecar ニューロンを用いた. **キーワード** カオス連想記憶, 同期, パルスニューラルネットワーク, class 1 ニューロン, Morris-Lecar ニューロン, Fokker-Planck 方程式 (電子情報通信学会 研究技術報告, vol.105, no.658, (2006) pp.139-144.)

Chaotic Pattern Transitions in Pulse Neural Networks

Takashi KANAMARU[†]

† Dept. of Basic Engineering in Global Environment, Faculty of Engineering, Kogakuin University, 2665-1 Nakano, Hachioji, Tokyo 192-0015, Japan E-mail: kanamaru [at] cc.kogakuin.ac.jp

Abstract In 1980s, chaotic memory transitions in the associative memory model were proposed by many authors using rate-coded neural networks. To our knowledge, there are no researches that realized chaotic memory transitions using a pulse neural network (PNN), and that might be because the range of parameter values to obtain chaos in PNN is often narrow. In this report, we realize chaotic memory transitions in pulse neural networks composed

of class 1 pulse neurons such as canonical models and Morris-Lecar neurons.

Key words class 1 neuron, canonical model, nonlinear Fokker-Planck equation, oscillation, synchronization

1. はじめに

従来の静的な連想記憶モデルに記憶状態間のカオス的遷移を 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], [14], [24], [27], [29]. ここ で見られたカオス的な記憶遷移は, 高次元力学系におけるカオ ス的遍歴と関係が深いと考えられている [20].

カオス連想記憶的なダイナミクスが現実の脳に存在するため にはまず脳においてカオスが存在する必要があるが,イソアワ モチの巨大ニューロン [12] やヤリイカの巨大軸索 [23] にてカ オス的なダイナミクスが確認されており,これはニューロンー 素子にカオスが存在し得ることを示している.これに対応して ニューロンモデルー素子においてもカオスが存在し得ることが シミュレーション研究にて明らかになっている [5],[30]. さら に,ウサギの嗅球の脳波 (EEG) がカオスを示す [6] ことも知ら れており,これは脳においてネットワークレベルでのカオスが 存在し得ることを示している. 同様に,ニューラルネットワー クモデルにおいてカオスが生じ得るということも知られてい

\Im [18], [19], [28], [31], [33].

カオス連想記憶が現実の脳で見られるかは実験的に明らかに なっていない. このような実験を行うためには、カオス連想記 憶のダイナミクスをあらかじめ詳細に解析しておく必要があ る.過去のカオス連想記憶研究においては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ものの,多くが従来の発 火頻度に基づいたニューロンモデルを採用している. 脳との対 応を考える上では、モデルとしてより詳細なパルスニューラル ネットワーク (PNN) を用いてカオス連想記憶を調べるべきだ と思われるが、我々の知る限りにおいて、このカオス連想記憶 を PNN で基礎づけた研究は見当たらないようである. カオス 連想記憶を 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」,「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

-1 -



図 1 カオス的同期振動. (a) (J_E, J_I) の平面での確率流の軌跡. (b) J_E の時系列. (c) $N_E = N_I = 1000$ 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, $g_{int} = 4$, $g_{ext} = 2.5$. (d), (e), (f) も (a), (b), (c) と同様であるが, 初期値 が異なるため, 共存する安定平衡点へ収束している.

り基礎づけることができたので報告する.本論文は以下のよう に構成される.第2.章は興奮性ニューロンと抑制性ニューロ ンの結合系で構成されたパルスニューラルネットワークを定義 し,そこで見られるカオス同期を紹介する.このネットワーク を1モジュール系と呼び,さらに1モジュールを連想記憶系 の「1素子」として利用することになる.すなわち,カオスは1 モジュールのネットワーク(PNN)で生成されるものであるが, 連想記憶系としては1素子がカオス性を有するというモデルに なっている.第3.章では複数モジュールからなる PNN にお ける連想記憶,特にカオス的記憶遷移を紹介する.記憶パター ンへの滞在時間の分布から,このカオス的記憶遷移にはブロー アウト分岐とオンオフ間欠性が関係していることが示唆される.

2. 興奮性/抑制性集団による1 モジュール

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

$$\theta_E^{(i)} = (1 - \cos \theta_E^{(i)}) + (1 + \cos \theta_E^{(i)}) \\ \times (r_E + \xi_E^{(i)}(t) + g_{EE}I_E(t) - g_{EI}I_I(t)), \qquad (1)$$

$$\theta_I^{(i)} = (1 - \cos \theta_I^{(i)}) + (1 + \cos \theta_I^{(i)})$$

$$\times (r_I + \xi_I^{(i)}(t) + g_{IE}I_E(t) - g_{II}I_I(t)), \qquad (2)$$

$$I_X(t) = \frac{1}{2N_X} \sum_{j=1}^{N_X} \sum_k \frac{1}{\kappa_X} \exp\left(-\frac{t - t_k^{(j)}}{\kappa_X}\right),$$
 (3)

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

を考える [19]. 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. また, $t_k^{(j)}$ はモジュール X の j 番目の素子の k 回目 の発火時刻であり, $\theta_X^{(j)}$ が π を通過する時刻と定める. このモ デルは slowly connected class 1 networks の canonical model になっている [15], [16]. 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.

 $N_E, N_I \rightarrow \infty$ の極限における 1 モジュール系の振舞いは, Fokker-Planck 方程式 [9], [22] を用いて解析することができる. その解析によると, 1 モジュール系では図 1 のようなカオス 的同期振動を含む様々な同期振動が見られる [19]. 図 1(a) は Fokker-Planck 方程式から計算できる確率流 (J_E, J_I) 平面上 の軌跡, 図 1 (b) は確率流 J_E の時系列である. 確率流 J_E, J_I は興奮性, 抑制性集団の即時発火率と解釈できる. 系のストレ ンジアトラクタが見て取れるが, この最大 Lyapunov 数が正で あることが数値的に確認できる [18]. なお, これらは素子数無限 大の極限での系の振舞いであるが, *N_E* = *N_I* = 1000 なる系の 興奮性素子の発火時刻のラスタプロットは図 1(c) に示されて いる.数値積分には 2 次の Runge-Kutta 法 [21] を用いた. こ のように, 素子数が有限である系の振舞いも素子数が大きけれ ば Fokker-Planck 方程式から導かれる振舞いで近似できる. さ らに, このカオスアトラクタと共存する安定な平衡解を図 1(d), 1(e), 1(f) に示した. 平衡解は素子数有限の系では非同期発火 に対応することがわかる. カオス解と平衡点のどちらに収束す るかは系の初期状態によって異なる. ただし, 1(f) の素子数有 限でのシミュレーションの場合, 一旦安定平衡点に収束しても, 有限サイズ効果により安定平衡点から離れてカオス解に収束し てしまうこともある.

系の分岐現象に関する詳細な解説は文献[18],[19] 参照.

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. モジュール間は興奮性素子集団からの結合しかな



図 2 モジュール間の結合強度配置. ○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.

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 [10], [26]. 具体的には, モジュール i の興奮性集団と抑制性集団へのシナプス入力 T_{Ei} と T_{Ii} は以下のように書ける.

$$T_{Ei} = (g_{int} - g_{sub}^{E})I_{Ei} - g_{ext}I_{Ii} + \sum_{j=1}^{M} \epsilon_{ij}^{E}I_{Ej}$$
(5)

$$T_{Ii} = (g_{ext} - g_{sub}^{I})I_{Ei} - g_{int}I_{Ii} + \sum_{j=1}^{M} \epsilon_{ij}^{I}I_{Ej}$$
(6)

ここで, I_{Ei}, I_{Ii} は (3) 式で定義され, それぞれ i 番目のモ

ジュールの興奮性集団と抑制性集団からの入力を表す.

モジュール間結合 ϵ_{ij}^E , ϵ_{ij}^I は以下のように Hebb 則を修整し て用いる [17], [32].

$$\epsilon_{ij}^{E} = \begin{cases} \epsilon_{EE} K_{ij} & \text{if } K_{ij} > 0\\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(7)

$$\epsilon_{ij}^{I} = \epsilon_{IE} |K_{ij}|,\tag{8}$$

$$K_{ij} = \frac{1}{Ma(1-a)} \sum_{\mu=1}^{\nu} \eta_i^{\mu} (\eta_j^{\mu} - a).$$
(9)

ここで、 $\eta_i^{\mu} \in \{0,1\}$ 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. 修整 Hebb 則による結合係数 K_{ij} が正の時、モジュール間結合には $E \to E$ および $E \to I$ が存在し、このような結合はモジュール間の同期を促す傾向が ある. 一方、 $K_{ij} < 0$ のときは $E \to I$ のみが存在し、このよう な結合はモジュール間の同期を崩す傾向がある.

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.結合調整用パ ラメータが必要な理由は以下のように説明できる.記憶パター ンが 1 個のみであるとし,そのパターンでパターン値"1"を 記憶したモジュール Ma 個が全て同期した場合,すなわちそ れらのモジュールの J_{Ei} , J_{Ii} が常に等しい場合,興奮性集団は $g_{int} + \epsilon_{EE}$,抑制性集団は $g_{ext} + \epsilon_{IE}$ の強度の入力を興奮性集 団から受けることになる (図 2 および (7), (8), (9) 式を参照). このとき,あらかじめ ϵ_{EE} , ϵ_{IE} を g_{int} , g_{ext} から引いておけ ば,結合 g_{int} と g_{ext} を持つ 1 モジュール系のダイナミクスが M モジュール結合系でも存在することになる.文献 [19] では このようなネットワークにおけるカオス同期を調べている.た だし,この連想記憶系ではパターン値"1"を記憶したモジュー μ Ma 個は必ずしも完全同期しない.そのため, ϵ_{EE} , ϵ_{IE} に γ を掛けてから引くという処理を施している.

原理的にはモジュール数は任意にとって構わないが,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. さらに, ノイズ強度とモジュール内結合強度を D = 0.0032, $g_{int} = 4$, $g_{ext} = 2.5$ に定める. これは図 1 における条件に等しい. さら に, $\epsilon_{EE} = 1.2$, $\gamma = 0.7$ に固定する. さらに, 3 つのパターン $\eta_i^{\mu}(\mu = 1, 2, 3)$ は以下のように定める.

$$\eta_i^1 = \begin{cases} 1 & \text{if } i \le M/2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(10)

$$\eta_i^2 = \begin{cases} 1 & \text{if } M/4 < i \le 3M/4 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(11)

$$\eta_i^3 = \begin{cases} 1 & \text{if } i \mod 2 = 1\\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(12)

以上の設定のもと、この PNN にて見られる記憶想起を図 3 に示した. *J_{Ei}* は *i* 番目のモジュールの興奮性集団の即時発火 率を表し、それが重ならないよう縦にずらして表示されている.

図 3(a) は $\epsilon_{IE} = 1.62$ で実現される安定な想起状態であ り、 パターン 1 が想起されていることがわかる. 図 3(b) は $\epsilon_{IE} = 1.55$ で実現されるカオス的記憶遷移であり, 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. この流れ J_{Ei} と



図 3 パルスニューラルネット系における記憶想起. (a) $\epsilon_{IE} = 1.62$ における安定な記憶想起. (b) $\epsilon_{IE} = 1.55$ におけるカオス的記 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. 他のパラメータは D = 0.0032, $g_{int} = 4$, $g_{ext} = 2.5$, $\epsilon_{EE} = 1.2$, $\gamma = 0.7$.

記憶パターン η_j^{μ} とのオーバーラップ m^{μ} を $-1 \leq m^{\mu} \leq 1$ で 定義する. 図 3(b) の確率流から計算されたオーバーラップの時 間変化を図 4 に示す. パターンが現れるところでオーバーラッ プが 1 に近付くことと, その取り出される記憶パターンが時間 的に変化することが見て取れる.

この時, パターン μ への滞在時間 τ を, 任意の閾値 θ を用い て $m^{\mu} > \theta$ が満たされる時間と定義する. $\theta = 0.6$ として計算 したパターンへの滞在時間 τ の分布 $P(\tau)$ を図 5 に示す. な お, 対称性より 3 つのパターンに対する滞在時間の統計性は全 て等しいので, $P(\tau)$ には 3 つのパターンそれぞれの滞在時間 を全て集めて計算している. $P(\tau)$ は $P(\tau) \propto \tau^{-1.5}$ なるべき則 に従い, このカオス的記憶遷移にはブローアウト分岐とオンオ フ間欠性 [8], [11], [13], [25] が関与していることが示唆される. なお, このべき則は閾値 θ の選び方には大きく依存しなかった. 講演では, この現象のリアプノフスペクトラムによる解析結



図 4 図 3(b) で用いたデータから計算された各パターンとのオーバー ラップの時間変化.

果も紹介する.



図 5 記憶パターンへの滞在時間の分布. パラメータは図 3(b) で用いた データと同じく $D = 0.0032, g_{int} = 4, g_{ext} = 2.5, \epsilon_{EE} = 1.2, \epsilon_{IE} = 1.55, \gamma = 0.7.$

以上は素子数無限大の極限で成り立つ Fokker-Planck 方程 式を用いた解析であるが、有限系でも同様の現象は見られる. $N_E = N_I = 1000$ の系にて観測したカオス的記憶遷移を示し たのが図 6 である.素子数無限大の極限における図 3 と同様 に、有限系でもカオス的記憶遷移が見られるのが分かる.なお、 モジュール kの集団 X (X = E or I)の即時発火率 $J_{Xk}(t)$ は 次式で求めた.

$$J_{Xk}(t) \equiv \frac{1}{N_{Xk}d} \sum_{i=1}^{N_{Xk}} \sum_{j} \Theta(t - t_j^{(i)}),$$
(13)

$$\Theta(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } 0 \leq t < d \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases},$$
(14)

4. Morris-Lecar 系におけるカオス的記憶遷移

以上で用いたモデルは slowly connected class 1 networks の canonical model であるため, canonical model で見られた現 象は遅いシナプスで結合した class 1 ニューロンのネットワー クでも同様に観察することができる. そのことを確認するため, class 1 ニューロンである Morris-Lecar モデル [4] の結合系に てカオス的記憶遷移を観察しよう.



図 6 $N_E = N_I = 1000$ なる有限系でのカオス的記憶遷移. パラメータは図 3(b) で用いたデータと同じく $D = 0.0032, g_{int} = 4, g_{ext} = 2.5, \epsilon_{EE} = 1.2, \epsilon_{IE} = 1.55, \gamma = 0.7.$

無次元 Morris-Lecar モデルの結合を考える. k 番目のモ ジュールは興奮性ニューロンと抑制性ニューロンの内部状態 $(V_{Ek}, w_{Ek}), (V_{Ik}, w_{Ik})$ はそれぞれ以下のダイナミクスに従う.

$$\dot{V}_{Ek}^{(i)} = -g_L(V_{Ek}^{(i)} - V_L) - g_K w_{Ek}^{(i)}(V_{Ek}^{(i)} - V_K)
-g_{Ca} m_{\infty}(V_{Ek}^{(i)})(V_{Ek}^{(i)} - V_{Ca})
+H_{Ek} + T_{Ek}(t) + \xi_{Ek}^{(i)}(t),$$
(15)

$$w_{Ek}^{(i)} = \lambda(V_{Ek}^{(i)})(w_{\infty}(V_{Ek}^{(i)}) - w_{Ek}^{(i)}), \qquad (16)$$

$$V_{Ik}^{(i)} = -g_L(V_{Ik}^{(i)} - V_L) - g_K w_{Ik}^{(i)}(V_{Ik}^{(i)} - V_K) -g_{Ca} m_{\infty}(V_{Ik}^{(i)})(V_{Ik}^{(i)} - V_{Ca})$$

$$+H_{Ik} + T_{Ik}(t) + \xi_{Ik}^{(i)}(t), \qquad (17)$$

$$w_{Ik}^{(i)} = \lambda(V_{Ik}^{(i)})(w_{\infty}(V_{Ik}^{(i)}) - w_{Ik}^{(i)}), \qquad (18)$$

$$I_X(t) = \frac{1}{N_X} \sum_{j=1}^{N_X} \sum_k \frac{1}{\kappa_X} \exp\left(-\frac{t - t_k^{(j)}}{\kappa_X}\right) (19)$$

$$m_{\infty}(V) = 0.5(1 + \tanh((V - V_1)/V_2)),$$
 (20)

$$u_{\infty}(V) = 0.5(1 + \tanh((V - V_3)/V_4)),$$
(21)

$$\lambda(V) = \frac{1}{3} \cosh((V - V_3)/(2V_4)), \qquad (22)$$

$$\langle \xi_X^{(i)}(t)\xi_Y^{(j)}(t')\rangle = D\delta_{XY}\delta_{ij}\delta(t-t'), \tag{23}$$

w

$$X, Y = E_k \text{ or } I_k(k = 1, 2, \cdots, M).$$
 (24)

Morris-Lecar モデルは class 1 の Connor モデルと class 2 の Hodgkin-Huxley モデルを簡単化したものであり, パラメー タの値に応じて class 1 または class 2 の振舞いを見せる. $g_L = 0.5, g_K = 2, g_{Ca} = 1.33, V_L = -0.5, V_K = -0.7,$ $V_{Ca} = 1, V_1 = -0.01, V_2 = 0.15, V_3 = 0.1, V_4 = 0.145$ を選 ぶ. H_{E_k}, H_{I_k} は定数の外部入力であり, 上のパラメータの値で は, $H_{E_k}, H_{I_k} = H_0 \sim 0.0691$ にて saddle-node-on-limit-cycle 分岐が起こり, $H_{E_k}, H_{I_k} > H_0$ にてこのニューロンは振動す る. 以下では $H_{E_k} = H_{I_k} = 0.068$ を用いる. シナプス入力 T_{E_k}, T_{I_k} は (5), (6) 式を用いる. シナプス定数 κ_X は $\kappa_X = 7$ に固定する. 集団 X の i 番目のニューロンの発火時刻は $w_X^{(i)}$ が 0.25 を超える時刻と定義する. まず, この Morris-Lecar ニューロン結合系の 1 モジュール において見られるカオス的同期発火を (J_E, J_I) 平面で観測し たのが図 7 である.素子数は $N_E = N_I = 5000$ であり, J_E, J_I は (13) 式で計算した. 図 1(a) に対応するカオスアトラクター が Morris-Lecar ニューロンにおいても見られる. さらに, こ



図 7 $N_E = N_I = 5000$ なる Morris-Lecar ニューロン結合系の 1 モジュールで見られるカオス的同期発火. $D = 1.7 \times 10^{-5}$, $g_{int} = 0.3, g_{ext} = 0.1875.$

のカオス的同期発火を用いたカオス的記憶遷移を図 8 に示す. Morris-Lecar ニューロンでも canonical model と同様の現象 が見られることがわかる.



図 8 $N_E = N_I = 1000$ なる Morris-Lecar ニューロン結合系にお けるカオス的記憶遷移. $M = 16, p = 3, D = 1.7 \times 10^{-5},$ $g_{int} = 0.3, g_{ext} = 0.1875, \epsilon_{EE} = 0.09 \epsilon_{IE} = 0.12, \gamma = 0.7.$

5. まとめ

class 1 パルスニューロンからなるネットワークにて連想記憶 系を構成し, カオス的記憶遷移が起こることを見出した.ネッ トワークは Izhikevich の提案した「ゆっくり結合した class 1 ニューロンの canonical model [15]」を用いて構成した. これ は class 1 ニューロンを指数関数形の EPSP をもつシナプスに よって結合したことに相当する. このモデルで見出された現象 は, 理論的に他のどんな class 1 ニューロンを用いても再現で きるという普遍性がある. 我々は class 1 である Morris-Lecar モデルを用いてもカオス的記憶遷移現象を見出した.

ここで観測されたカオスは, 興奮性集団と抑制性集団からなる「1 モジュール」により生成されたもの, すなわちネットワーク由来のカオスである. しかし, この 1 モジュールを連想記憶の「1 素子」として用いているため, 連想記憶系として見ると 1 素子がカオス性を有するモデルとなっており, Adachi & Aiharaによるカオスニューロンにて構成された系 [1] に類似していると考えられる.

また、この連想記憶系においては記憶想起時に素子間同期が 見られるが、その同期は完全同期ではない.モジュール内の同期 は図 1(c) に見られるように部分同期 (partial synchronization) と呼ぶべき同期である.モジュール間の同期はこれよりさらに 弱い同期で、一般化同期 (generalized synchronization) と関連 する可能性があるが、その解析は今後の課題である.いずれにせ よ、このモデルにおいてはニューロン集団によって情報がコー ドされているため、ニューロン 1 素子やパルス 1 発の重要性は 非常に低い.パルス 1 発が重要性をもつ temporal coding に よるカオス連想記憶系の構成は、難しいだろうという印象を経 験的に持っているが、その可能性が否定されたわけではない.

連想記憶系にて記憶が遷移する現象は,カオスによるもの以 外にも同期入力によるもの[3] などがある.生体の情報処理は系 のアトラクタへの収束として理解されることが多いが,生体の 処理はそこで止まるわけではないため,アトラクタを脱出する あるいは崩壊させるメカニズムとして記憶の遷移を考えること には重要な意味があると考えている.さらに図3(b)の現象は, 発火しているクラスタの組み替えと理解することも可能であり, ダイナミカルセルアセンブリ仮説[7] との関連も期待される.

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.

文 献

- Adachi, M. & Aihara, K. (1997) "Associative dynamics in a chaotic neural network," *Neural Networks* 10, 83–98.
- [2] Aihara, K., Takabe, T., & Toyoda, M. (1990) "Chaotic neural networks," Phys. Lett. A 144, 333–340.
- [3] Aoyagi, T. & Aoki, T. (2004) "Possible role of synchronous input spike trains in controlling the function of neural networks," *Neurocomput.* 58-60, 259–264.
- [4] Ermentrout, B. (1996) "Type I membranes, phase resetting curves, and synchrony," *Neural Comput.* 8, 979–1001.
- [5] Feudel, U., Neiman, A., Pei, X., Wijtenek, W., Braun, H., Huber, M., & Moss, F. (2000) "Homoclinic bifurcation in a Hodgkin-Huxley model of thermally sensitive neurons," *Chaos* 10, 231–239.
- [6] Freeman, W. J. (1987) "Simulation of chaotic EEG patterns with a dynamic model of the olfactory system," *Biol. Cybern.* 56, 139–150.
- [7] Fujii, H., Ito, H., Aihara, K., Ichinose, N., & Tsukada, M. (1996) "Dynamical cell assembly hypothesis – Theoretical possibility of spatio-temporal coding in the cortex," *Neural Networks* 9, 1303–1350.
- [8] Fujisaka, H. & Yamada, T. (1986) "Stability theory of synchronized motion in coupled-oscillator systems. IV," Prog. Theor. Phys. 75, 1087–1104.
- [9] Gerstner, W. & Kistler, W. (2002) Spiking Neuron Models (Cambridge Univ. Press, Cambridge).
- [10] Gilbert, C. D. & Wiesel, T. N. (1983) "Clustered intrinsic connections in cat visual cortex," J. Neurosci. 3, 1116–1133.

- [11] Hata, H. & Miyazaki, S. (1997) "Exactly solvable maps of on-off intermittency," Phys. Rev. E 55, 5311–5314.
- [12] Hayashi, H., Ishizuka, S., Ohta, M., & Hirakawa, K. (1982) "Chaotic behavior in the onchidium giant neuron under sinusoidal stimulation," *Phys. Lett.* 88A, 435–438.
- [13] Heagy, J. F., Platt, N., & Hammel, S. M. (1994) "Characterization of on-off intermittency," *Phys. Rev. E* 49, 1140– 1150.
- [14] Inoue, M. & Nagayoshi, A. (1991) "A chaos neurocomputer," Phys. Lett. A 158, 373–376.
- [15] Izhikevich, E. M. (1999) "Class 1 neural excitability, conventional synapses, weakly connected networks, and mathematical foundations of pulse-coupled models," *IEEE Trans. Neural Networks* 10, 499–507.
- [16] Izhikevich, E. M. (2000) "Neural excitability, spiking and bursting," Int. J. Bifurcation and Chaos 10, 1171–1266.
- [17] Kanamaru, T. & Okabe, Y. (2000) "Associative memory retrieval induced by fluctuations in a pulsed neural network," *Phys. Rev. E* 62, 2629–2635.
- [18] Kanamaru, T. & Sekine, M. (2005) "Synchronized firings in the networks of class 1 excitable neurons with excitatory and inhibitory connections and their dependences on the forms of interactions," *Neural Comput.* 17, 1315–1338.
- [19] Kanamaru, T. (2006) "Blowout bifurcation and on-off intermittency in pulse neural networks with multiple modules," *Int. J. Bifurcation and Chaos* (to appear).
- [20] Kaneko, K. & Tsuda, I. (2000) Complex Systems: Chaos and beyond, a constructive approach with applications in life sciences (Springer-Verlag, Berlin).
- [21] Klauder, J. R. & Petersen, W. P. (1985) "Numerical integration of multiplicative-noise stochastic differential equations," *SIAM J. Numer. Annal.* 22, 1153–1166.
- [22] Kuramoto, Y. (1984) Chemical oscillations, waves, and turbulence (Springer, Berlin).
- [23] Matsumoto, G., Aihara, K., Ichikawa, M., & Tasaki, A. (1984) "Periodic and nonperiodic responses of membrane potentials in squid giant axons during sinusoidal current stimulation," J. Theoret. Neurobiol. 3, 1–14.
- [24] Nara, S. & Davis, P. (1992) "Chaotic wandering and search in a cycle-memory neural network," *Prog. Theor. Phys.* 88, 845–855.
- [25] Ott, E. & Sommerer, J. C. (1994) "Blowout bifurcations: the occurrence of riddled basins and on-off intermittency," *Phys. Lett. A* 188, 39–47.
- [26] Ts'o, D. Y., Gilbert, C. D., & Wiesel, T. N. (1986) "Relationships between horizontal interactions and functional architecture in cat striate cortex as revealed by crosscorrelation analysis," J. Neurosci. 6, 1160–1170.
- [27] Tsuda, I. (1992) "Dynamic link of memory Chaotic memory map in nonequilibrium neural networks," *Neural Net*works 5, 313–326.
- [28] Tsumoto, K., Yoshinaga, T., & Kawakami, H. (2002) "Bifurcations of synchronized responses in synaptically coupled Bonhöffer-van der Pol neurons," *Phys. Rev. E* 65, 036230.
- [29] Uchiyama, S. & Fujisaka, H. (2004) "Chaotic itinerancy in the oscillator neural network without Lyapunov functions," *Chaos* 14, 699–706.
- [30] Varona, P., Torres, J. J., Huerta, R., Abarbanel, H. D. I., & Rabinovich, M. I. (2001) "Regularization mechanism of spiking-bursting neurons," *Neural Networks* 14, 865–875.
- [31] van Vreeswijk, C. & Sompolinsky, H. (1996) "Chaos in neuronal networks with balanced excitatory and inhibitory activity," *Science* 274, 1724–1726.
- [32] Yoshioka, M. (1998) "Associative memory based on synchronized firing of spiking neurons with time-delayed interactions," *Phys. Rev. E* 58, 3628–3639.
- [33] Yoshioka, M. (2005) "Chaos synchronization in gapjunction-coupled neurons," *Phys. Rev. E* 71, 065203(R).