ギャップ結合を含む興奮／抑制パルスニューロン結合系における Stochastic Synchrony of Chaos

Stochastic Synchrony of Chaos in a Pluse Neural Network with Gap Junctions

金丸 隆志 (PY)†, 合原一幸 ‡

Takashi KANAMARU(PY), Kazuyuki AIHARA

† 工学院大学 機械創造工学科, ‡ 東京大学生産技術研究所・JST ERATO

kanamaru [at] cc.kogakuin.ac.jp

Abstract— Stochastic synchrony of chaos was found in a pulse neural network composed of excitatory neurons and inbitory neurons with gap junctions.

Keywords— **stochastic synchrony of chaos, pulse neural networks, gap junctions**

脳において広く見られる同期現象を理解するため, 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を考える [5].

$$\tau_E \dot{\theta}_E^{(i)} = (1-\cos\theta_E^{(i)}) + (1+\cos\theta_E^{(i)}) \times (r_E + \xi_E^{(i)}(t) + g_{EE}I_E(t) - g_{EI}I_I(t)) \quad (1)$$

$$\tau_I \dot{\theta}_I^{(i)} = (1-\cos\theta_I^{(i)}) + (1+\cos\theta_I^{(i)}) \times (r_I + \xi_I^{(i)}(t) + g_{IE}I_E(t) - g_{II}I_I(t) + g_{gap}I_{gap}^{(i)}(t)), \quad (2)$$

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

$$I_{gap}^{(i)}(t) = \frac{1}{N_I}\sum_{j=1}^{N_I}\sin\left(\theta_I^{(j)}(t) - \theta_I^{(i)}(t)\right), \quad (4)$$

$$\langle \xi_X^{(i)}(t)\xi_Y^{(j)}(t')\rangle = D\delta_{XY}\delta_{ij}\delta(t-t'). \quad (5)$$

指数関数形の PSP を持つ化学結合の他に, 抑制性ニューロンにはギャップジャンクションによる結合があることが特徴である. X, Y は興奮性集団 E または抑制性集団 I のどちらかを表す. このモデルは slowly connected class 1 networks の canonical model [2] を参考にしているため, class 1 のパルスニューロン結合系の一般的なモデルと考えることができる. 簡単のため $g_{EE} = g_{II} \equiv g_{int}$, $g_{EI} = g_{IE} \equiv g_{ext}$ と定める. さらに, 膜電位の時定数を $\tau_E = 1$, $\tau_I = 0.5$ とし, 皮質の抑制性ニューロンが fast spiking cell であることが多いことをモデルに取りこむ. さらに, シナプス時定数を $\kappa_E = 1$, $\kappa_I = 5$ とし, EPSP よりも IPSP の方が PSP の減衰が遅いことをモデルに取りこむ. $N_E, N_I \to \infty$ の極限における系の振舞いは, Fokker-Planck 方程式を用いて解析することができる. Fokker-Planck 方程式の数値解析によって得られた系の

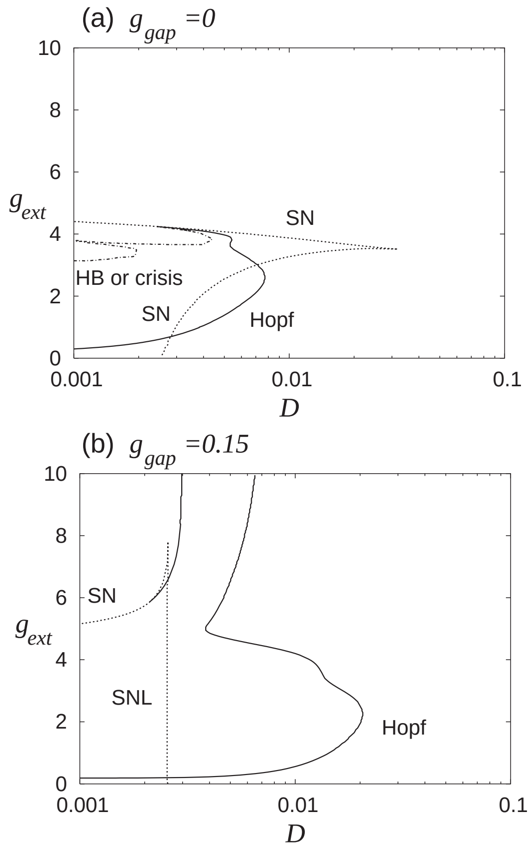

図 1: (D, g_{ext}) 平面における分岐図. 典型的には, Hopf 分岐線と homoclinic 分岐線 (または SNL 分岐線) の間で同期振動が見られる. (a) $g_{gap} = 0$, (b) $g_{gap} = 0.15$.

分岐図を図 1 に示した. パラメータとしてノイズ強度 D と興奮性/抑制性集団間結合強度 g_{ext} を取った. さらに, 抑制性集団内のギャップ結合強度 g_{gap} の 2 つの値に対する分岐図の変化も表示した. ギャップ結合が存在しない場合の分岐図は図 1(a) であり, 文献 [5] と類似の構造が $g_{ext} < g_{int} = 5$ で得られる. ギャップ結合がある場合の分岐図は図 1(b) であり, $g_{ext} > g_{int} = 5$ の領域でも同期解が得られるようになる. さらに, そのように g_{ext} が大きい領域で見られる解軌道は, 文献 [3,4] で見られるように原点付近で小さいものとなる. まとめると, 以下のようになる.

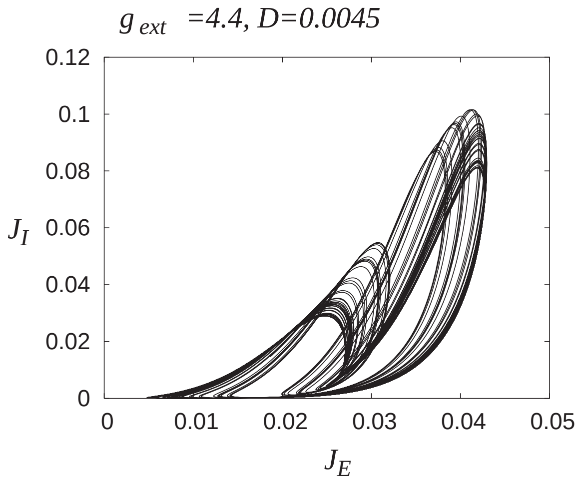

図 2: (J_E, J_I) 平面で見られるカオスアトラクタ. J_E, J_I は興奮性/抑制性集団の即時発火率を表す.

- ギャップ結合の導入により, $g_{ext} > g_{int} = 5$ の領域でも広く同期振動がみられ, さらにその解軌道は原点付近で小さくなる傾向がある.
- g_{ext} が比較的大きい領域までカオス領域が存在する (予備的結果).

原点に近く, 解軌道が小さい同期振動は, 文献 [3,4] で取扱った弱い同期 (weakly synchronized periodic firings) に対応する. すなわち, 集団発火率は時間的に変動し同期を示すが, 各同期発火中, 実際に発火している素子は一部のみであるという現象である. 同様の現象を Brunel と Hansel は stochastic synchrony と呼んでいる [1]. 我々が知る限り, これまでの研究で扱われて来た stochastic synchrony は周期解によるもののみであるが, 今回我々はカオス解が引き起こす stochastic synchrony, すなわち stochastic synchrony of chaos を見出した. まず, この系で見られる典型的なカオスアトラクタを図 2 に示した. 正のリアプノフ数が一つである低次元カオスである. J_E と J_I は確率流であるが, それぞれ興奮性/抑制性集団の即時発火率と解釈できる. 結合強度は $g_{gap} = 0.15$, $g_{int} = 5$, $g_{ext} = 4.4$ であり, これは g_{ext} と g_{int} が近いため, 「小さい」カオスアトラクタとなっている (発表では比較対象を提示する). 以上は素子数無限大の極限で成り立つ Fokker-Planck 方程式の解であるが, 図 2 と対応する素子数有限の系 ($N_E = N_I = 1000$) の振舞いを示したのが図 3 である. 1000 素子から計算された即時発火率 J_E と J_I は Fokker-Planck 方程式から得られたカオス振動で近似できるが, それに対応する素子の発火のラスタプロット ($N_E = N_I = 1000$ 個の素子のうち, それぞれ 20 素子のみ表示) は, J_E と J_I の変動に対して確率的な発火を示し, 特に, J_E と J_I のピーク位置 (同期発火時刻) 付近で発火している素子は全体のうち一部であることが見て取れる. このような発火は stochastic synchrony と呼ばれ注目されているが [1], 特

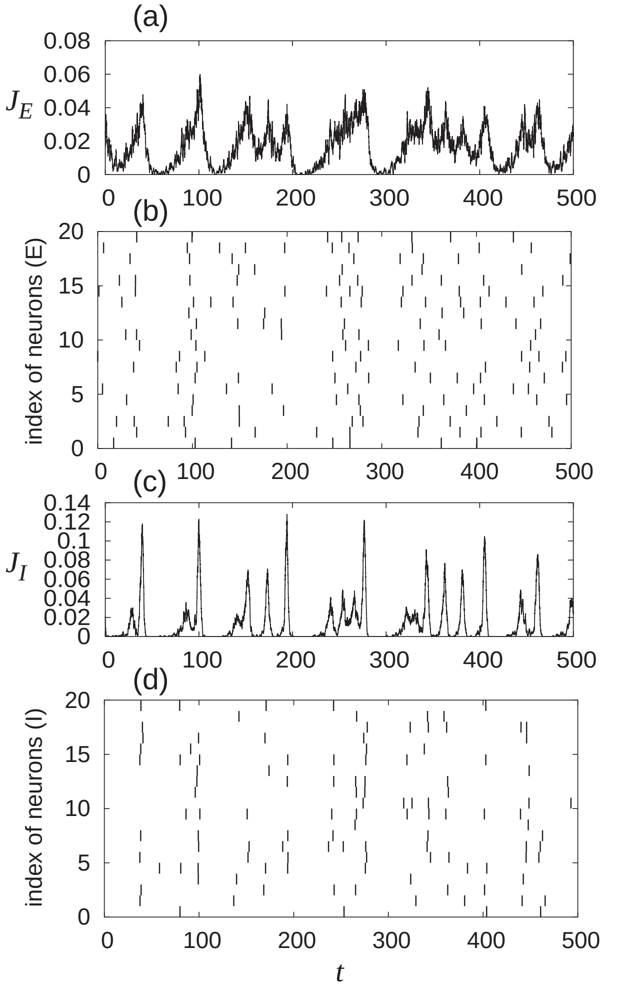

図 3: 図 2 に対応する stochastic synchrony of chaos. (b) 興奮性集団, (d) 抑制性集団のラスタプロット. $N_E = N_I = 1000$ 素子のうち, それぞれ 20 素子のみ表示した. (a) と (c) は即時発火率.

にここで我々が紹介した現象はそのカオス版, すなわち stochastic synchrony of chaos と呼ぶべき現象である. 文献 [3] にて示したように, この現象はネットワークの平均場振動が各素子内に閾値以下の振動を引き起こすときに見られるものである.

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 および特定領域研究「脳の高次機能学」課題番号 17022012 の一環として行われた.

[1] Brunel, N. & Hansel, D. (2006) *Neural Comput.* **18**, 1066–1110.

[2] Izhikevich, E. M. (2000) *Int. J. Bifurcation and Chaos* **10**, 1171–1266.

[3] Kanamaru, T. & Sekine, M. (2004) *IEEE Transactions on Neural Networks* **15**, 1009–1017.

[4] Kanamaru, T. & Sekine, M. (2006)*Neural Comput.* **18**, 1111–1131.

[5] Kanamaru, T. (2006) *Int. J. Bifurcation and Chaos* **16**, in November.