結合非線形振動子モデルによる創発システム* (第2報、時空間結合ローレンツモデルによるサブシステム)

A Coupled Nonlinear Oscillator Model for Emergent Systems (2nd Report, Spatiotemporal Coupled Lorenz Model-based Subsystem)

Tetsuji EMURA*2

*2 College of Human Sciences, Kinjo Gakuin University 2-1723 Omori, Moriyama-ku, Nagoya-shi, Aichi, 463-8521 Japan

The author has proposed a new Lorenz model with an excitatory-excitatory connection matrix (EEC model) or an excitatory-inhibitory connection matrix (EIC model) which consists of the three temporal coupling coefficients and three spatial coupling coefficients in a previous paper. In this paper, the author introduces an abstract coincidence detector model (ACD model) to evaluate the spartial synchronization of neurons, and a Hopfield model to decide the three spatial coupling coefficients which govern emergent ability. The paper shows that boundary regions of each phase of the self-organized phase transition phenomena which appear in the proposed model have information processing ability, and claims that a proposed model is useful to an architecture for the emergent subsystems for emergent systems.

Key Words: Systems Engineering, Design Engineering, Design, Emergence, Self-Organization, Coupled Oscillator, On-Off Intermittency, Synchronization, Lorenz, Hopfield, Chaos, Coincidence Detector, Neuron, Brain

緒

近年の非線形力学系の研究では, 結合振動子系の研 究の進展がめざましく, 数理科学のみならず, 種々の 分野がそれらに参入してきているが、中でも特に注目 すべきは, 哺乳類の脳神経における結合非線形振動子 の同期現象の発見など、脳科学の分野であろう. 認知 科学者の Clark⁽¹⁾は、Newell-Simon による PSSH 以降の "Mindware" の発展段階を, McCulloch-Pitts による形式 ニューロンの第0世代から始まる4つの世代に分類し、 現在の第3世代は Biological Architecture の世代として おり, また, 哲学者の van Gelder(2)は, 我々の知的な 認知過程は、すべて Dynamical Systems で記述される べきとの仮説を提示している.

一方,機械に知能を持たせる研究は,本学会におい ても古くから設計工学やシステム工学の一分野として 行われてきてはいるが、いまある機械のいずれもが、 Hard な機械であり、今後の設計論やシステム論では、 Biological な知見からの研究も望まれている. 筆者は 以上を鑑みて、Dynamical かつ Emergent な記述を行う ためのモデルのひとつとして、時間結合係数 cと空間 結合係数 dとを持つ、時空間結合ローレンツ・モデル

を提案した. 本モデルは3つの非線形振動子がローレ ンツ系の多様体で相互結合したネットワーク・モデル であり、cと dの組み合わせによって、EEC モデルと EIC モデルとの2つが可能であること、そしてcとdをパラメータとして本モデルに観測されるオンオフ間 欠カオスを制御することで, 多様な自己組織的相転移 現象が現れることを前報(3)に報告した. 本報では, 本 モデルを用いた創発サブシステムについて提案する.

2 時空間結合ローレンツ・モデル

2.1 EECモデルとEICモデル 前報で提案 したモデルを、式(1)にまとめて再掲する.

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_{1,4} \\ \dot{x}_{2,5} \\ \dot{x}_{3,6} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma(x_{2,5} - x_{1,4}) \\ x_{1,4} (r - x_{3,6}) - x_{2,5} \\ x_{1,4} x_{2,5} - b x_{3,6} \end{pmatrix} \pm \mathbf{D}^* \begin{pmatrix} x_4 - x_1 \\ x_5 - x_2 \\ x_6 - x_3 \end{pmatrix} \cdots (1)$$

$$\mathbf{D}^* = \mathbf{D} = \begin{pmatrix} c_1 & d_2 & d_3 \\ d_1 & c_2 & d_3 \\ d_1 & d_2 & c_3 \end{pmatrix} : \text{Excitatory - Excitatory Connection}$$

$$\mathbf{D}^* = \mathbf{D} = \begin{pmatrix} c_1 & d_2 & d_3 \\ d_1 & c_2 & d_3 \\ d_1 & d_2 & c_3 \end{pmatrix} : \text{Excitatory - Excitatory Connection}$$

$$\mathbf{D}^* = \tilde{\mathbf{D}} = \begin{pmatrix} c_1 & d_2 & 1 - d_3 \\ 1 - d_1 & c_2 & d_3 \\ d_1 & 1 - d_2 & c_3 \end{pmatrix} : \text{Excitatory - Inhibitory Connection}$$

^{*} 原稿受付 2004年9月28日.

^{*1}正員、金城学院大学人間科学部(〒463-8521 名古屋市守山区大森 2-1723) . E-mail: emura@kinjo-u.ac.jp

前報で示したように,これは3つの非線形振動子 $\{x_1-x_4, x_2-x_5, x_3-x_6\}=\{X, Y, Z\}$ がローレンツ系の多様体で 相互結合したネットワークと解釈したモデルで、3つ の振動子{X, Y, Z}のそれぞれをニューロンとみなすこ とに特徴がある. そしてこのモデルは、振動子をすべ て興奮性で結合した EEC モデルと、興奮性と抑制性 で結合した EIC モデルの2種を提案した. これは Freeman⁽⁴⁾が、興奮性ニューロンと抑制性ニューロンが 結合した結合振動子系に、脳のダイナミクスが存在し ているとした仮説を評価する目的もあったからである. また、工学的にはこのモデルは、創発システムのサブ システムのために提案したもので, いわゆる大規模 ANN (Artificial Neural Network) のように, このサブ システムのレベルでは外部からシナプスの結合係数を 操作することはしない. 大規模スケールの ANN の応 用は機械工学の分野でも多くの成果を上げているが, 実際のところは、それらニューロンとニューロンとを 結ぶシナプスの設定如何に、その結果が大きく左右さ れており,扱う情報が増えるたびにその設定工数が爆 発的に増加する. 脳神経回路網は大規模スケールの構 造から生まれる機能だけでなく、 局所的な小さなスケ ール, Freeman のいう mesoscopicscale においても自律 的な機能を発現していると考えるほうが現実的である.

2.2 デジタル・モデルとアナログ・モデル 次に,このそれぞれのニューロン $\{X, Y, Z\}$ からスパイク列を発生させることを考える.そこで, 2 つのローレンツ・モデル $X_a(t)$ と $X_b(t)$ のアトラクターが,同調したときにニューロンが発火し,それ以外の非同調状態では,ニューロンは睡眠状態にあることをモデル化する.(注:本研究では,それぞれのニューロンの時間的な同期現象を「同調」,後述のニューロン間の空間的な同期現象を「同期」と記載し,区別する.)

まず、2つのローレンツ・アトラクターの同調相と非同調相を、式(2)のように判定する。時間 t は Δt で離散化された時系列 n=0,1,2,...、 ∞ で表現する.

$$\Delta_i(n) = |x_{i+3} - x_i| \dots(2)$$

ここで *i*=1, 2, 3 である. 次に, ある定数 ε を用意し,

$$u_i(n) = 1 \quad \text{if } \Delta_i(n) \le \varepsilon$$

$$u_i(n) = 0 \quad \text{if } \Delta_i(n) > \varepsilon$$
 \tag{3}

とするモデルをデジタル・モデル⁽⁵⁾.

$$u_i(n) = \frac{1}{1 + \exp[-z_i/z_0]}$$

$$z_i = (\varepsilon/\Delta_i(n)) - 1$$

$$\cdots (4)$$

とするモデルをアナログ・モデル(6)とする.

この 2 つのモデルによって,3 つのニューロン $\{u_1, u_2, u_3\}$ = $\{X, Y, Z\}$ は,同調判定閾値 ϵ の値に応じて,それぞれ離散値 $\{0, 1\}$ あるいは連続値 [0, 1] を持つ Δ t 間隔のスパイク列を発生させることになる.また,式(4)において, z_0 はアナログ・パラメータであり, z_0 つでアナログ・モデルはデジタル・モデルに等価となる.以降,本論文で用いる各諸元値を表 1 に示す.

Table 1: Specifications

	EEC model	EIC model
σ	10	10
r	28	28
b	8/3	8/3
С	0.2	0.4
d	variable	variable
Δt	0.01	0.01
ε	0.005	0.005

2.3 **ACDモデル** 本モデルはローレンツ系の 多様体で相互結合されたネットワーク・モデルである が、相互結合されたその3つのニューロン $\{X, Y, Z\}$ から、前章の機構で出力される3つのスパイク列の時空間評価に、Fujii ら⁽⁷⁾の提案による ACD (Abstract Coincidence Detector) を利用する。これは、Gray ら⁽⁸⁾が、空間的に離れたニューロンの発火の同期が一時的 なニューロンのグループを作り、それが脳内情報のキャリアであると実験的に確認したことに基づいた仮説である。Fujii らの ACD モデルは、

- 1. 個々のニューロンは記憶を持たず、瞬時、瞬時 の入射スパイクの同時性によって発火する興奮 性ニューロンである.
- 2. 抑制性ニューロンを持たない.
- 3. 配線構造は特定の構造を仮定しない.
- 4. 結合の重みはすべて1とする.
- ニューロン間にはあらかじめある決まった伝達 遅れ時間がある.

といったセル・アッセンブリーの極限モデルである. その概念図を図1に示す.

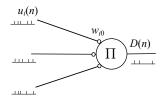


Fig. 1: Schematic illustration of the ACD model

ここで本研究では、上記のうち 5. を無視し、ACD の出力 D(n)を、式(5)のように定義した.

$$D(n) = 1 \quad \text{if } N = \sum_{i=1}^{k} w_{i0} u_i(n) = k$$

$$\text{or } D = \prod_{i=1}^{k} w_{i0} u_i(n) = 1$$

$$D(n) = 0 \quad \text{if } N = \sum_{i=1}^{k} w_{i0} u_i(n) < k$$

$$\text{or } D = \prod_{i=1}^{k} w_{i0} u_i(n) \neq 1$$

つまり,ある1点の時刻 nにおいて,ACD に結合されたニューロンからのスパイク入力が,全て同期したときにのみ ACD は1を返し,それ以外は0である.ここで, w_{io} =1 (i=1,...,k)であり,また,本モデルでは,k=3 である.このヒストグラム Nの一例を図2に示す.併せて,3つのニューロン $\{X,Y,Z\}$ のうちXの振幅をその上に示した.Xが同調した時にXからスパイクが発射されるが,非同調領域(バースト領域)から同調領域(ラミナー領域)に転移する境界領域付近において,3つのニューロン $\{X,Y,Z\}$ のスパイクが同期していることがわかる.

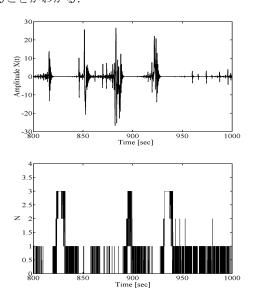


Fig. 2: A typical sample of the amplitude of X(t) and histogram of output of ACD of the EIC model, d=0.3.

2.4 時空間構造 先述したように、本モデルでは、EEC モデルと EIC モデルのそれぞれに、デジタルとアナログのモデルを作ることができるが、本報においては、以降それぞれのデジタル・モデルだけを評価する. まず図 3 に、非線形振動子{X, Y, Z}の典型的な波形とそのパワースペクトルを示す. 図中の上図がEEC モデル、下図が EIC モデルである. ただし, X の

みを図示した.これらの図でわかるように、EEC モデルは正帰還のみのモデルであるから、バースト時にかなり激しい振動を起こし、低周波数領域に広い範囲に渡って、多数の線スペクトルが重畳した構造を持っていることがわかる.一方、EIC モデルではバースト時の振動が抑制されて、低周波領域のパワーが抑えられた特徴を持っていることがわかる.

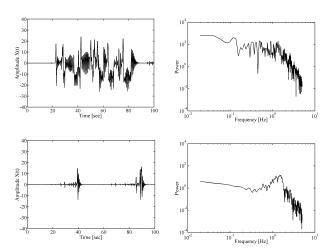
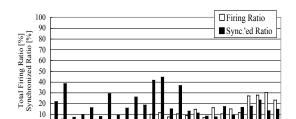


Fig. 3: A typical sample of the amplitude (left) and power spectrum (right) of X(t) of the EEC model (top) and EIC model (bottom), $t=0\sim100[\sec]$, d=0.3.

そして次に、これら3つのニューロン{X, Y, Z}から 式 (2)と式(3)を用いてスパイク列を発生させ、さらに それらを式(5)に通した ACD 出力の振る舞いを、全発 生スパイク数と全 n 数との比, および, 3つのニュー ロン{X, Y, Z}が同期したスパイク数と全発生スパイク 数との比を、それぞれのcにおける対dとして表した ものを図4に示す.この図4を,前報における図8と 図 9 の、同じ c の値における振る舞いと比較すると、 上図の EEC モデルにおいては、特筆すべき何らかの 特性が見出されないものの、下図の EIC モデルにおい ては、前報の図9の最下図に示したリミット・サイク ル相の領域(本報の図 4 では空白の領域)と各カオス 相との境界領域付近において{X, Y, Z}が際立って同期 しており, この付近に高い情報処理能力が潜在してい ることがわかる. また, その領域より大きい値の dの 領域では、 d の増加とともに全発生スパイク数は増加 するものの、それらが同期する率は、あまり上昇しな いことがわかる. 以上のように, ローレンツ系で時空 間的に相互結合された3つのニューロン{X, Y, Z}は, 特に EIC モデルにおいて、dの値の変化に応じてある 情報処理能力が潜在していることがわかった. 次にこ れらを動的に駆動することを考える.



Excitatory Excitatory Connection Model

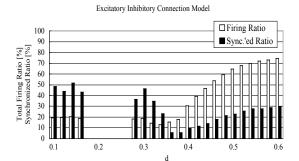


Fig. 4: Histogram of total firing ratio and synchronized ratio of $\{X,Y,Z\}$ versus d of the EEC model, c=0.2 (top) and EIC model, c=0.4 (bottom), $t=0\sim1000[sec]$.

3 創発サブシステムの基本機構

3.1 Hopfield **モデル** Hopfield⁽⁹⁾は,固体物理学の Ising モデルから類推した,あるひとつの Attractor Neural Network Model を提案した.それを式(6)に示す.

$$s_i(n+1) = sign\left(\sum_j w_{ij} s_j(n)\right) \quad \cdots (6)$$

本研究の提案モデルの創発機構は、この Hopfield モデルを応用して、本モデルの 3 つの空間結合係数 d_i (i=1,2,3)を、式(7)のように dynamic に定義する.

$$d_{i}(n) = \sum_{j} w_{ij} u_{j}(n) + s_{i} - th_{i}$$

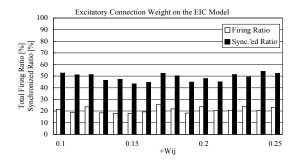
$$w_{ij} = w_{ji}$$

$$w_{ii} = 0$$

$$\cdots (7)$$

ここで、Hopfield モデルと同様、i番ニューロンから j番ニューロンへのシナプス結合と j番ニューロンから i番ニューロンへのシナプス結合の重みは対称であり、また、自己フィードバック結合は無いものとする。尚、 $u_j(n)$ は時刻 n における j番ニューロンの状態 $\{0,1\}$ を表し、 s_i は i番ニューロンの外部入力、 th_i は i番ニューロンの発火閾値である。

3.2 数値シミュレーション 前掲の図4と同様, 3つのニューロン{X, Y, Z}から式(2)と式(3)を用いて スパイク列を発生させ, さらにそれらを式(5)の ACD に通し, 全発生スパイク数と全 n 数との比, および, 3つのニューロン{X, Y, Z}が同期したスパイク数と全 発生スパイク数との比を,図5(EIC モデル)と,図 6 (EEC モデル) に示す. 図の横軸はいずれもシナプ ス結合の重み w_{ii} である. また、シナプス結合が正の 場合と負の場合を示し, 発火閾値は, シナプス結合が 正の場合は $th_{i}=0$, シナプス結合が負の場合は $th_{i}=-0.5$ とした. これは空間結合係数の更新を, 非同期領域か ら同期領域へ進めることと, 同期領域から非同期領域 へ進めることをそれぞれ意味している. ただし, それ ら th_i はいずれも iによらず一定であり、また、外部入 力 s_i はいずれも s_i =0である.



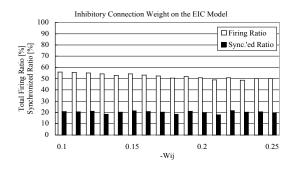
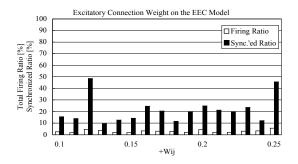


Fig. 5: Histogram of total firing ratio and synchronized ratio of $\{X,Y,Z\}$ versus w_{ij} of the EIC model at excitatory connection weight (top, $s_i=0$, $th_i=0$) and inhibitory connection weight (bottom, $s_i=0$, $th_i=0.5$), $t=0\sim1000[sec]$.

EIC モデルの図 5 をみると、ある程度のばらつきは認められるものの、シナプス結合の違いによる同期の違いがほぼ無くなる。これは空間結合係数 d_i をニューロン $\{X, Y, Z\}$ の発火を用いて制御しているためであって、ローレンツ・アトラクターの振る舞いに d_i のフィードバックが掛かっているからである。しかし、EECモデルの図 6 を見ると、前掲の図 4 と同様に、ばらつきが大きく、うまく制御できていない。カオス特性を

生む結合非線形振動子は、興奮性結合だけではうまく制御されず、興奮性と抑制性の結合によって有益なダイナミクスが形成されることがわかる.このことは、前掲の Freeman の理論のみならず、神経生理学の実験モデル⁽¹⁰⁾でも確認されており、もちろん、本モデルは基礎方程式に神経系のモデルを用いているわけではないが、結合非線形振動子のカオスには、神経系と同じ様に、その Strange Attractor の持つ特性による情報処理能力を有していることを示していると言える.



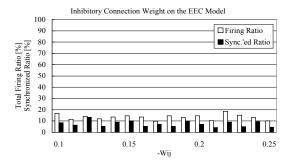


Fig. 6: Histogram of total firing ratio and synchronized ratio of $\{X,Y,Z\}$ versus w_{ij} of the EEC model at excitatory connection weight (top, s_i =0, th_i =0) and inhibitory connection weight (bottom, s_i =0, th_i =-0.5), t=0~1000[sec].

3.3 ネットワーク・エネルギー 入出力構造を持たないネットワークである Hopfield モデルでは、各時刻におけるネットワークの状態を、Hopfield 自身が「エネルギー」と名付けた関数で評価している。本モデルにおいても、式(8)に示す時刻 n におけるネットワーク・エネルギーE(n)を導入し、その評価を行った。

$$E(n) = -\frac{1}{2} \sum_{i} \sum_{j} w_{ij} u_{i}(n) u_{j}(n) - \sum_{i} (s_{i} - th_{i}) u_{i}(n) \quad \cdots (8)$$

図 7 は、EIC モデルにおける、上からニューロン X のスパイク列 u_1 、ACD の出力 D(n)、ネットワーク・エネルギーE(n)である。これは、スパイク列 u_1 の多数のスパイクが、ACD によって他の 2 つのニューロン Y と Z のスパイク列と同期したスパイクのみが抽出されていることを示しているが、その ACD からスパイ

クが出力されるときは、ネットワーク・エネルギーが最も低いときに一致している。しかし、ニューロンをひとつずつ更新する Hopfield モデルとは違って、本モデルでは自走式のアトラクターを用いているので、バーストが発生するたびにネットワークが自動的に更新され、エネルギーは絶えず最大値と最小値の間を交互することが分かる。本モデルは、各時刻における空間結合係数 d_i を決定するための、各時刻におけるニューロンの状態からのフィードバック機構に、Hopfield モデルと類似の式を用いてはいるが、バースト相とラミナー相を不規則に繰り返すオンオフ間欠カオスの特性によって、Hopfield モデルとは大きく違った特性が得られていることがわかる。

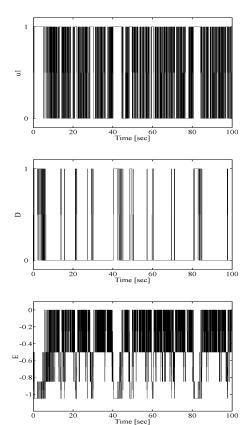


Fig. 7: Spike train of u_1 (top), output of ACD (middle) and energy of network (bottom) versus t of the EIC model, w_{ij} =-0.15, s_i =0, th_i =-0.5, t=0~100[sec].

時空間に相互結合されたネットワーク構造をもつ時空間結合ローレンツ・モデルに ACD を連結した本モデルは、創発システムのサブシステムとして利用することを目的としているが、カオスの情報処理能力を有効に使うためには、図 4 に示した Edge of Chaos の領域を使うのが有効である。その方法のひとつとして、本モデルではそれをニューロンの発火閾値 th;に導入す

ることができる. 図 8 はリミット・サイクル領域から オンオフ間欠カオス領域の境界付近に発火閾値を設定 (th=-1/3) した場合の空間結合係数 $d_1(n)$, ネットワ ーク・エネルギーE(n), そして ACD 出力 D(n)を示し た. シナプス結合を適当に選ぶことで、その境界領域 を中心に空間結合係数を設定することができるが, さ らに、そのシナプス結合をアンバランスにすると、 Hopfield モデルと同様,この図8のように,エネルギ ーがフラストレーションを起こし,過渡的なアトラク ターにしばらく留まる現象が認められる. その間は ACD 出力も 1 になったままであるが, この場合もバ ーストの発生により、そのフラストレーションから脱 出することができていることがわかる. つまり, 図 7 と図 8 が意味していることは、本モデルは Hopfield モ デルと同じ創発の基礎式を用いてはいるが、Hopfield モデルとは大きく違って、オンオフ間欠カオスの特性 により、エネルギーの極小値で留まることがなく、予 測不可能な周期でバーストが発生することで, 自律的 に絶えず新しい知識を探査するダイナミクスが得られ ることを示している.

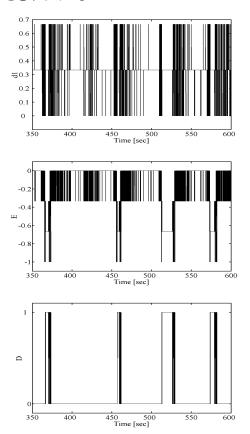


Fig. 8: Spatial coupling coefficient d_1 (top), energy of network (middle), and output of ACD (bottom) versus t of the EIC model at unbalanced synapse weight, $w_{12}=1/3$, $w_{13}=-1/3$, $w_{23}=-1/3$, $th_1=-1/3$, $s_1=0$, $t=350\sim600$ [sec].

4 結 言

前報で提案した、時空間結合ローレンツ・モデルの3つの非線形振動子の時空間特性評価に Abstract Coincidence Detector を導入し、また、本モデルの創発能力を支配する3つの空間結合係数の決定に Hopfieldモデルを導入した。そして、本モデルに現れる自己組織的相転移現象の各相の境界領域 Edge of Chaos に高い情報処理能力があることを示し、本モデルは創発サブシステムの基本機構に有用であることを示した。

次報では、本サブシステムを多数個連結した創発システムを提案し、それが設計システム、特に設計の源流を支配する創造的認知過程を記述できることを示す.

尚,東京大学人工物工学研究センター共創工学研究 部門・上田完次教授からは,幾度もの議論を通じて, 創発に関する多くの示唆を頂いております.深く感謝 の意を表します.

本研究は金城学院大学特別研究助成費によって行われたものである.

文 献

- (1) Clark, A., Mindware, Oxford University Press (1991)
- (2) van Gelder, T. J., The Dynamical Hypothesis in Cognitive Science., Behavioral and Brain Sciences, 21 (1998) 1.
- (3) 江村, 日本機械学会論文集, 本論第1報, 本巻本号.
- (4) Freeman, W. J., How Brains Make Up Their Mind, Columbia University Press (2000)
- (5) Inoue, M. and Nagayoshi, A., A Chaos Neuro-computer, *Physics Letters*, A158 (1991) 373.
- (6) Inoue, M. and Nagayoshi, A., Solving an Optimization Problem with a Chaos Neural Network, *Progress of Theoretical Physics*, 88 (1992) 769.
- Fujii, H. et al., Dynamical Cell Assembly Hypothesis, Neural Networks, 9 (1996) 1303.
- (8) Gray, C. M. et al., W., Oscillatory Responses in Cat Visual Cortex Exhibit Inter-columnar Synchronization which Reflects Global Stimulus Properties, *Nature*, 338 (1989) 334.
- (9) Hopfield, J. J., Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, Proceedings of the National Academy of Science of the USA, 79 (1982) 2554.
- (10) Tateno, K., Hayashi, H. and Ishizuka, S., Complexity of Spatiotemporal Activity of a Neural Network Model which Depends on the Degree of Synchronization, *Neural Networks*, 11 (1998) 985.