

# 情報処理系間の分離・統合機構としてのカオス\*

## — 多体神経回路モデルにおける —

A Functional Role of Chaotic Dynamics on Multi-body Neural Network Model

佐野 彰 / sano@jaist.ac.jp

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

Japan Advanced Institute of Science and Technology, Hokuriku

## 1 はじめに

脳研究では、その記述形式に関して2つの流れがある。1つは、認知心理学に多く見られるような、内観的な観測をモデルの妥当性の根拠とする記述である。古典的人工知能も、人間の思考過程の内部観測的な形式化を基礎とする点で、脳研究としては内部観測に基づいた記述と言える。一方、脳生理を始め物理学及び、行動主義心理学でのモデルは、その多くを外部観測に基づいて記述される。但し、ここで述べたことは endophysics<sup>[1]</sup> のように内部観測的なモデルを意味するものではない。現在の我々は、内部観測を記述するための有用な手段を持たない。上記の区別は外部観測的なモデルを記述する際に、根拠となる事柄をどの視点から手に入れるかということである。

脳に対して多くの記述レベルが存在する中で、内部観測による高次機能に基礎を置くモデルと、物理・生理学の外部観測的構造を構成の妥当性とする双方のモデル間の溝は深い。各アプローチからなるモデル記述が翻訳可能な枠組を得ることは、脳をより広い領域で理解する上で重要である。

その手始めに、脳モデルとして系内部のセマンティクス (意味概念) を説明することを目指す。幸い、近年の脳生理学の発展で外部からの感覚情報と神経内部間のマッピングが調べられ、内部言語の特性が徐々に得られるようになってきた<sup>[2]</sup>。それは、脳神経のユニモーダルな内部過程に外界 (感覚器) の現象を対応付けるという点で、一つの意味構造を与えている。また、ユニモーダルな制限上での外界に対する内部解釈と考えられる。

内部観測的な意味構造は、脳内部のモジュール間の関係 (相互作用) がその役割を果たすと考えられる。すなわち、各モジュールが他のモジュールからの投射をマッピングし直すことによってモジュール間の関係を形成し、各モジュールが解釈し合うという構図である。

以下で与えるモデルは、モジュール間の神経細胞間結合 (マッピング) の形成 (学習) 過程を考察しておらず、同時発火による強化 (Hebb 則)<sup>[3]</sup> を仮定している。入力情報の同時性による関係付けは、多体神経回路モデルによるモダリティー統合機構に対する説明を期待してなされる。

本稿では、モジュール間の相互作用という視点から神経回路の多体モデルを与える。その上で、神経回路の単純なネットワークにおける振舞いを、多体結合でのカオスの役割という観点から述べる。

\*北大の山口氏、東大の山本氏、および北陸先端大 nil からの適切な助言に感謝致します。

## 2 多体神経回路モデル

大脳皮質の神経細胞結合は、解剖学的にはほぼ均一な6層構造の神経接続を持つことにも係わらず、各々の領野に固有の機能的分業が観察される。一方で、複数存在する各々の領野が独立に情報を処理しているとは考え難い。ここでは、このような分散・統合的な情報処理原理を検討するために、“多体神経回路モデル”と呼ぶ枠組を構成する。

### 2.1 神経回路網の多体結合

多体神経回路モデル(多体モデル)は、従来の神経回路モデルを更に部分的に相互(一方向)結合しただけの単純なモデルである。図1に多体神経回路モデルの概念図を示す。

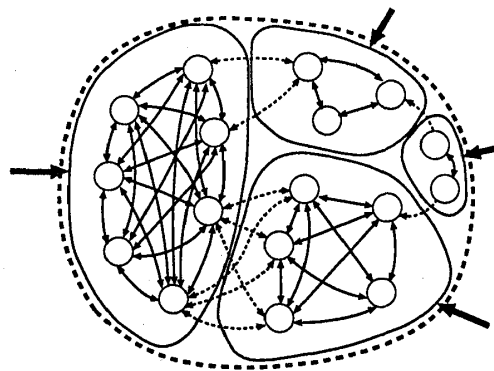


図 1: 多体神経回路

多体神経回路モデルは、複数の神経回路網を内部に含む。以下では、多体モデル全体、あるいは従来の単独な神経回路モデルと区別するため、多体モデル内部の部分的な神経回路網を特に“部分系”と呼ぶ。部分系の持つ神経細胞モデルは同一なモデルとする。しかし、多体神経回路モデルでは、各部分系内の神経細胞モデルの幾つかが他の部分系から入力を受け取るため、結果的に部分系内の神経細胞モデルは異なった意味を持つ。

具体的な多体神経回路モデルは、個々の神経細胞モデル、あるいは神経細胞間の結合方法(階層性、再帰性、等)によって様々に与えられる。ここでは便宜上、多体神経回路モデルを以下に示す3つの性質を持つものとして定義する。

1. 部分系内部の神経細胞は相互に密結合される。
2. 部分系間の神経細胞結合は粗結合である。
3. 各々の部分系は独立な外部入力を持つ。

結合の粗密は、結合細胞の数・強度に対する言及であり、多体神経回路全体で1.と2.の相対的な評価として与えられる。

以上は多体神経回路モデルの定義として必ずしも厳密ではないが、生体の脳が持つ機能単位境界の不明瞭性や、感覚情報の投射経路等を考慮すると、脳の情報処理を考える上では無理のない制約であろう。

## 2.2 多体 Nozawa モデル

多体神経回路モデルが与える制約の上で、具体的な神経回路モデルを構成する。各々の部分系は、以下の Nozawa モデル<sup>[4]</sup>を採用する。

$$p_i(n+1) = F_{q_i(n)} \{p_i(n)\} \quad (1)$$

$$q_i(n) = \frac{1}{T} \left\{ \sum_{j \neq i}^N T_{ij} p_j(n) + I_i \right\} \quad (2)$$

$$\text{with } F_q(p) = rp + (1-r) \left[ 1 - \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh \left( \frac{p-q}{2\beta} \right) \right\} \right] \quad (3)$$

ここで、 $p_i(n)$  は時間  $n$  における神経細胞  $i$  の内部バッファ、 $q_i(n)$  はパラメータと呼ばれる。 $T_{ij}$  は神経細胞  $i, j$  間の結合加重、 $I_i$  は閾値である。また、 $r, \beta$  は定数とし、以下によって決定される。

$$r = (1 - \frac{1}{R}), \quad \beta = \frac{\alpha}{RT} \quad (4)$$

Nozawa モデルは、合原らによって提案された代表的なカオス神経 (回路網) モデル<sup>[5]</sup> の一記述として位置付けられる。また、Nozawa モデルはカオスを持たない神経細胞モデル<sup>[6]</sup> に、(負の) 自己再帰結合を加えた簡単な拡張により構成されている。ここでは、カオスを持たない神経 (回路) モデルや、既に良く調べられている単一神経回路モデルとの比較のためにも部分系として Nozawa モデルを採用する。

次に、(1)–(3) 式 の Nozawa モデルを部分系として持つ多体神経回路モデル (多体 Nozawa モデル) を与える。多体 Nozawa モデルは、Nozawa モデルに他の部分系からの結合項を加えることによって構成される。以下に、2 つの部分系から成る 2 体 Nozawa モデルを示す。

$$p_i(n+1) = F_{q_i(n)} \{p_i(n)\} \quad (5)$$

$$q_i(n) = \frac{1}{T} \left\{ \frac{1-\epsilon}{N} \sum_{j \neq i}^N T_{ij} p_j(n) + \frac{\epsilon}{M} \sum_{k=1}^M T'_{ik} p'_k(n) + I_i \right\} \quad (6)$$

$$\text{with } F_q(p) = rp + (1-r) \left[ 1 - \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh \left( \frac{p-q}{2\beta} \right) \right\} \right] \quad (7)$$

多体 (2 体) Nozawa モデルでは、他の部分系からの結合項 ((6) 式・第 2 項) が加えられている。(6) 式に関して、 $p'_k(n)$  は他の部分系要素の内部バッファ、 $T'_{ik}$  を他の部分系要素からの結合加重とし、 $\epsilon, M$  をそれぞれ他の部分系との結合比率、結合要素数とする。図 2 に 2 体神経回路モデルの概念図を示す。

以下では、一般の多体神経回路モデルを理解するための前段階として、(5)–(7) 式に示した 2 体の Nozawa モデルを解析する。更に、多体神経回路モデルの各部分系間での相互結合を崩し、結合を一方向 (フロー) として多体系の振舞いをとらえる。

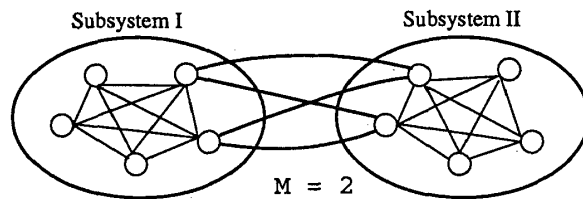


図 2: 2 体神経回路モデル ( $M$  to  $M$ )

フロー型のような一方向結合の制限は、多体神経回路モデルの部分系間の関連性を薄めることになる。しかしながら、この制限は部分系間のフィードバック的な影響を排除し、部分系間入力の影響をより純粋に観測することができる。同時に、実際の神経系における領野間の一方向的な投射の存在<sup>\*</sup>は、フロー結合を持つ多体神経回路モデルの情報処理的な特性を調べることの意義を示してくれる。

## 2.3 多体モデルにおけるカオスの意義

本論での主張の一つは、多体モデルにおけるモジュールの物理的独立と機能的協同という相反性を解決する機構としてのカオスである。

多体神経回路モデルは、モジュール性とモジュール間相互作用を特徴とする。そこでは、各モジュールを物理的に独立させ、同時に機能的に協調させるという相反しかねない2つの性質を求められる。

多体モデルにおける部分系間結合とそれに伴う部分系間入力は、被入力側部分系への摂動として働く。このとき、系構造の硬い多安定系で入力が部分系の振舞いに影響を与える為には、系の軌道が現在のベイスインから抜け出すのに十分な大きさの入力(摂動)が必要となる。しかしながら、それは部分系間結合の強化を意味することとなり、モジュールの独立性という多体モデル本来の意義を損なう。

部分系が多安定な相構造を持たず、その振舞いがカオス的な特性を持つとき、部分系間結合による入力(摂動)は極めて微弱な大きさであっても部分系の振舞いに十分な影響を与え得る。更に、その外部摂動後の部分系の振舞いは、完全に部分系の内部ルールによって駆動される。これは、部分系間結合を微弱なものとしても部分系間の相互作用が否定されないという意味で、多体系でのモジュールの独立性と機能的な協同性を持つ可能性を生む。

但し、カオスを持つ多体系においてモジュール間の独立性と相互作用は存在するものの、多体神経回路モデルが情報処理として協同的な振舞いをもたらすとは必ずしも言えない。最悪の場合、モジュール間の弱い結合さえも各部分系の処理をお互いに阻害しあう。以下では、実際に多体神経回路モデルを構成することで、モデルの持つ部分系間の機能的な協同性を捉え、多体モデルにおけるカオスの有用性を議論する。

## 3 多体 Nozawa モデルの振舞い

### 3.1 Hebb 則によるパターン記録

本論で用いたフロー型の2体 Nozawa モデルは、各部分系にそれぞれ16要素の神経細胞モデルを持ち( $N = 16$ )、部分系内部の各要素は相互に全結合される。また、16要素を持つ2つの部分系に記録されるパターンを、16次元ベクトルとして独立に与える。ここでは、各部分系に対して直交する3つのパターンを以下のように2組、部分系Iに対してパターン  $C, F, 4$  を、部分系IIに対してパターン  $C', F', 4'$  を用意する。

部分系 I :

$$C = \{0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1\}$$

$$F = \{0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0\}$$

$$4 = \{1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1\}$$

部分系 II :

$$C' = \{0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1\}$$

$$F' = \{1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1\}$$

$$4' = \{0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1\}$$

<sup>\*</sup>例えば、視覚 V4 野から V1 野への強い後方投射が確認されるが、逆の前方投射はほとんど存在しない[7]。

次に、用意した2組の直交パターンを Hebb 則<sup>[3]</sup>によってそれぞれの部分系に独立に埋め込む。Hebb 則は、部分系内部の要素間結合  $T_{ij}$  を決める次式によって与えられる。

$$T_{ij} = \sum_{s=1}^3 (2V_{si} - 1)(2V_{sj} - 1) \quad (8)$$

但し、 $V_s (= \{V_{s1}, \dots, V_{s16}\}, s = 1, \dots, 3)$  を埋め込まれるベクトルパターンとする。

更に、多体モデルとしての部分系間の結合  $T'_{ik}$  を同様に Hebb 則によって与える。

$$T'_{ik} = \sum_{s=1}^3 (2V_{si} - 1)(2V'_{sk} - 1) \quad (9)$$

ここで、部分系 I 及び II のベクトルパターンをそれぞれ  $V_s (= \{V_{s1}, \dots, V_{s16}\}, s = 1, \dots, 3)$ 、 $V'_s (= \{V'_{s1}, \dots, V'_{s16}\}, s = 1, \dots, 3)$  とする。この部分系間結合によって  $T'_{ik}$  は、部分系 I, II に埋め込まれた3つのパターン間に、Hebb 則に従った相関を与えることとなる。すなわち、 $T'_{ik}$  は、各部分系の3つの記銘パターン間に  $C \Leftrightarrow C'$ ;  $F \Leftrightarrow F'$ ;  $4 \Leftrightarrow 4'$  という Hebb 対応を与える。

また、2体神経回路モデルはフロー型とし、部分系間の結合  $T'_{ik}$  は一方向に限定される。以下では、2つの部分系 I, II にそれぞれ  $\{C, F, 4\}$ ,  $\{C', F', 4'\}$  を記銘した2体 Nozawa モデル上で、フロー結合  $\text{II} \Rightarrow \text{I}$  を考え、逆方向の部分系間結合  $\text{I} \Rightarrow \text{II}$  は零とする。

### 3.2 部分系間結合

多体 Nozawa モデルでは、部分系間結合数を決めるパラメータ  $M$  に関して、幾つかの異なった結合形態を持つモデルを与えることができる。本論で直接取り扱うモデルは、図3に示す  $M$  to all と呼ぶ2体フロー型 Nozawa モデル ( $M = 2$ ) である。この場合、パラメータによって決定された部分系 II の  $M$  個の神経細胞モデルの出力が、部分系 I の全ての (all) 神経細胞モデルに入力される。同様に、all to  $M$ ,  $M$  to  $M$  といった形態を与え実験結果を得たが、以下に述べる多体モデルの特徴は大枠においてこれらのモデルに共通する。

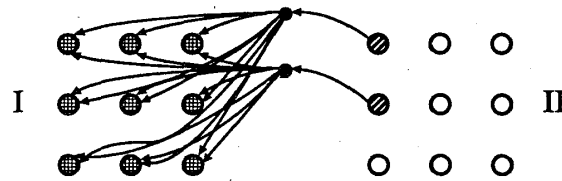


図 3:  $M$  to all

### 3.3 計算機実験

カオスを持つ多体神経回路モデルとして、先に与えた2体フロー型 Nozawa モデル ((5)-(7) 式) の想起特性を調べた。

部分系 I (被投射側) での想起パターンの出現率を図4に示す。実験結果は、パラメータ  $M$ - $\epsilon$  の各組について  $0 \leq M \leq 16$ ,  $0.1 \leq \epsilon \leq 1.0$  の範囲で、時間  $n = 5000 \sim 20000$  の出現率を計算することによって得た。

外部入力の無い単体の Nozawa モデルは、Hebb 則によって記銘されたパターン間を乱歩的に渡り歩くことがわかっている<sup>[4],[8]</sup>。図4の零点 ( $M = \epsilon = 0$ ) は、単体の Nozawa モデルと同等である。

多体 Nozawa モデルでは、部分系間の結合強度  $\epsilon$  の増加により、部分系内部の結合強度が相対的に減少する。その結果、記銘されたパターンは想起されにくくなり (図4左)、無記銘パターンの想起率が高くなっ

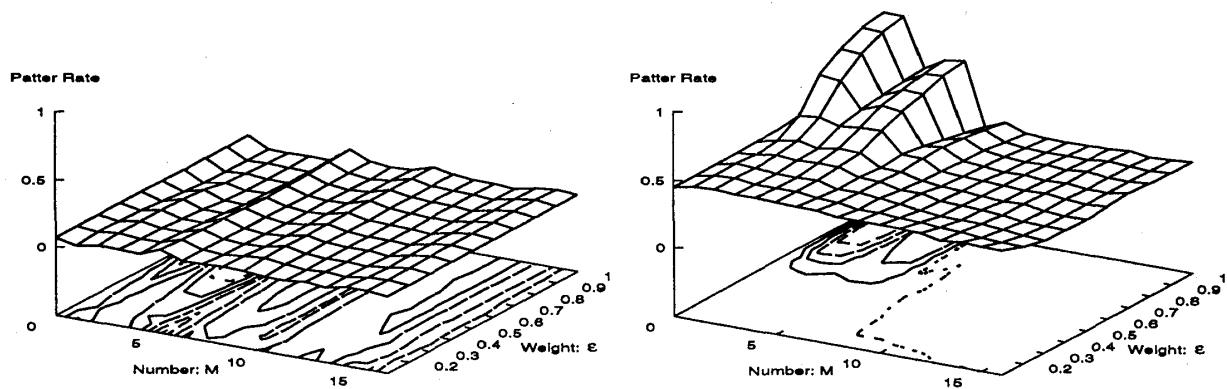


図 4: 2 体フロー型 Nozawa モデルの部分系 I(被投射側) でのパターン出現率: 左右それぞれ、パターン C、無記録パターンの出現率 ( $n = 5000 \sim 20000$ )

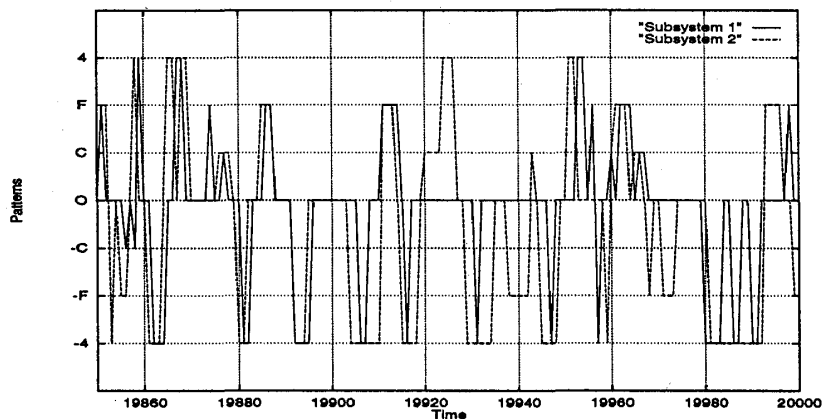


図 5: 2 体フロー型 Nozawa モデルの想起パターン時系列:  $M = 7, \epsilon = 0.5$

ている (図 4 右)。一方、部分系間の結合数  $M$  の増加は部分系 II からの投射を強め、部分系 I のパターン想起は部分系 II に追従するようになる。

想起パターンの時系列から、直接的にパターンの追従を見ることができる。パラメータ  $M$  の増加に従い部分系 I と部分系 II の時系列は、まず、部分系 I が部分系 II の想起パターンに若干の時間遅れを伴いながら追従し (図 5)、更に  $M$  が増加すると 2 つの想起パターン系列は完全に一致する。

#### 4 多体カオス系の情報処理能力

情報处理的な観点から、多体神経回路モデルの外部入力に対する振舞いを調べる。ここではモデルの外部からパターン入力を与え、2 体 Nozawa モデルの応答を観察する。

## 4.1 外部入力

系に与える外部入力、多体神経回路モデルの定義に従い2つの部分系に独立に入力する。部分系への入力とパターン間対応の有無によって、2体フロー型神経回路モデルでは以下のような外部入力の組み合わせを考えることができる。但し、各々の外部入力は時間的変動が無い静的なものとする。

- a. **flow-free to fix:** 部分系 II は外部入力無し。  
部分系 I は記銘パターンを入力。
- b. **flow-fix to free:** 部分系 II は記銘パターンを入力。  
部分系 I は外部入力無し。
- c. **flow-fix to diff.fix:** 部分系 II は記銘パターンを入力。  
部分系 I は部分系 II の入力に対応しない記銘パターンを入力。
- d. **flow-free to free:** 部分系 II は外部入力無し。  
部分系 I も外部入力無し。
- e. **flow-fix to fix:** 部分系 II は記銘パターンを入力。  
部分系 I は部分系 II の入力と対応する記銘パターンを入力。

d. flow-free to free は、既に前節でパラメータ空間で記銘パターンの出現率を調べた形態である (図 4)。  
e. flow-fix to fix では、2つの部分系間に対応するパターン (例えば、 $F$  と  $F'$ ) に時間的にも固定される。つまり、部分系間結合はある記銘パターンへの収束を一層強めるだけで、多体結合を行なうことによる想起過程での有用性は認められない。ここでは、特に a.-c. の2体 Nozawa モデルに対する解析を行う。

多体モデルへ外部入力を与える具体的な方法は Nozawa モデルに従い、(6) 式の閾値  $I_i$  に以下のように与える<sup>[4]</sup>。ただし、入力する16次元のベクトルパターンを  $K = (k_1, k_2, \dots, k_{16})$  とし、 $T (= 15.0)$  は自己再帰結合加重 (定数) である。

$$I_i = \begin{cases} 0.08 T & \text{for } k_i = 0 \\ 0.09 T & \text{for } k_i = \text{'nothing'} \\ 0.10 T & \text{for } k_i = 1 \end{cases} \quad (10)$$

## 4.2 フロー型 Nozawa モデルの想起特性

図4のパターン想起率(d. flow-free to free の場合)と同様に、外部入力形態 a.-c. に関して2体 Nozawa モデルのパターン出現率を計算した。図6に外部入力 c. flow-fix to diff.fix のパターン出現率を示す。このとき外部入力として部分系 I に  $C$  が、部分系 II には  $F'$  が入力され、部分系 II から I へのフロー結合が存在している。図6は、部分系 I のパターン  $C$  と  $F$  (部分系 II の  $F'$  に対応) の出現率である。

図6(左)では、部分系 I のパターン想起が部分系間結合数  $M$  の僅かな増加 ( $M > 1$ ) によって急激に破壊されている。しかし、部分系間結合率  $\epsilon$  の小さな領域では、 $M$  の値に依らずパターン  $C$  の想起は保存される。この微小な  $\epsilon$  領域での想起保存は、多体結合のパターン処理に関して一つの可能性を示唆するものと考えられ、後で他の外部入力形態とあわせて議論する。

また、図6(右)では部分系 II の  $F'$  に対応するパターン  $F$  の想起が生じている。想起は  $M$  増加に伴い広いパラメータ領域で観測される。この想起は各部分系の外部入力パターンの組み合わせに依存しない。

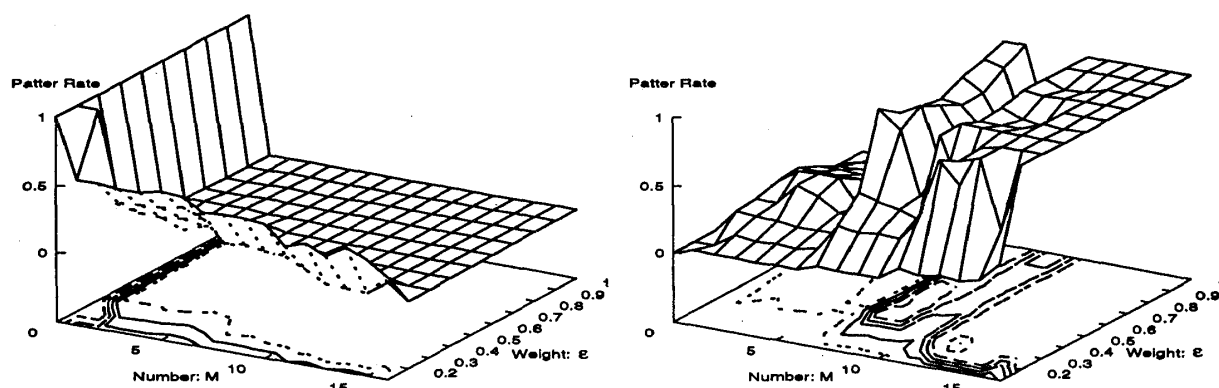


図 6: 2 体フロー型 Nozawa モデルの部分系 I(被投射側) でのパターン出現率  
 c. flow-fix to diff.fix: 左右それぞれ、パターン C、パターン F の出現率 ( $n = 5000 \sim 20000$ )

### 4.3 有意性

各部分系のパターン想起をより明確な形で捉えるために、出現率に一定の閾値を設け、想起パターンの時間平均的な有意性を定義する。以下では、部分系の外部入力パターンに対して想起率が閾値を越えたとき、系がそのパターンを認識できたと解釈する。

出現率の閾値は簡単であることと、記銘パターン間の距離に依存しない値として  $1 / (\text{記銘パターンの数})$  を採用し、 $\{C, F, 4\}$  とその反転パターンの 6 パターンの存在から  $1/6$  を与えた。

外部入力形態 a.-c. のパターン出現率から得た、有意性の閾値境界を、図 7-図 9 に示す。それぞれの図は、パラメータ空間  $M$ - $\epsilon$  上で閾値を越える出現率を持つ領域を白で示している。

a. flow-free to fix(図 7) は、部分系 I に外部入力パターン C を付加したときの C の閾値境界を示している。部分系 I には、フロー結合による部分系 II の乱歩的なパターン遷移が入力されている。図 7 では、部分系間の結合パラメータの増加に伴い、I の外部入力パターン (C) は II からのフロー入力によって破壊されている (黒い領域)。a. flow-free to fix において、部分系間のフロー入力は外部入力情報の保持を阻害するノイズとして捉えることができる。

b. flow-fix to free(図 8) では、外部入力  $F'$  を持つ部分系 II からの投射により、対応する F の想起が広いパラメータ領域で有意となっている (白の領域)。b. flow-fix to free では、部分系 I の外部入力は付加されていない。そのため、部分系間結合パラメータの増加により、部分系 I の振舞いは部分系 II のパターン想起に支配的となる。b. flow-fix to free のフロー入力は、情報入力として部分系 I の想起を束縛する。

c. flow-fix to diff.fix(図 9) は、a. flow-free to fix、b. flow-fix to free 双方の性質をあわせ持つため多少複雑である。c. flow-fix to diff.fix では、部分系 I に C が、II には  $F'$  (I の F と対応) が外部入力として与えられている。図 9 は左右それぞれ、部分系 I でのパターン C 及び、パターン F の出現率から得られた閾値境界である。

図 9 では、部分系 I 自身への外部入力 C と、部分系 II からのフロー入力に伴う F が、共に有意となるパラメータ領域の存在する。この領域での想起パターン系列の例を図 10 に示す。

### 4.4 外部入力情報の保持

情報処理を入力・計算 (・出力) と捉えるならば、各部分系への外部入力は多体神経回路モデルにおける唯一の入力と捉えられる。部分系間の結合によって各外部入力情報が完全に破壊されてしまうだけならば、

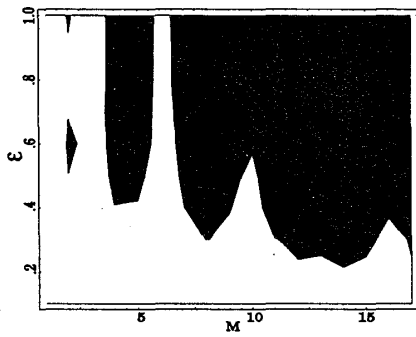


図 7: a. flow-free to fix の閾値境界: パターン C; 部分系 I, II の外部入力はそれぞれ C, '無入力'

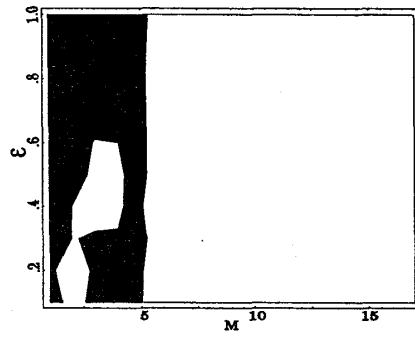


図 8: b. flow-fix to free の閾値境界: パターン F; 部分系 I, II の外部入力はそれぞれ '無入力', F'

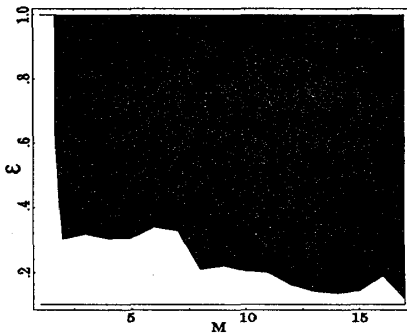


図 9: c. flow-fix to diff.fix の閾値境界: 左右それぞれパターン C, F; 部分系 I, II の外部入力はそれぞれ C, F'

情報処理という観点から多体結合の有用性は主張できない。ここでは、どの外部入力形態においても  $M$ - $\epsilon$  パラメータ空間上に入力を持てる領域が存在することを示した。特に、 $\epsilon$  が小さい領域で部分系間結合に影響されない外部入力情報の保持が確認された (図 6)。

また、図 7-図 9 に示されたように、フロー型 2 体 Nozawa モデルで部分系間の相関を持った協同的な想起をみた。特に、部分系間でパターンの対応を持たない外部入力の組が与えられた場合 (c.) flow-fix to diff.fix においても、入力情報を保持できるパラメータ領域が存在することを確認した。図 10 が示す想起パターンの時系列は、異なる 2 つの情報を同時に保持していると見ることができる。図 10 では、それぞれのパターンが時分割的に現れている。これを部分系 I が張る 16 次元の相空間上での新しい状態 (パターン) と考え、情報の統合、時間コーディングの一つとして捉えることもできる。

以上の結果は、カオスを持つ神経回路モデルの多体結合が、単体の神経回路モデルに無い振舞いと機能を持ち、情報 (パターン) 処理的にも有用なことを示している。

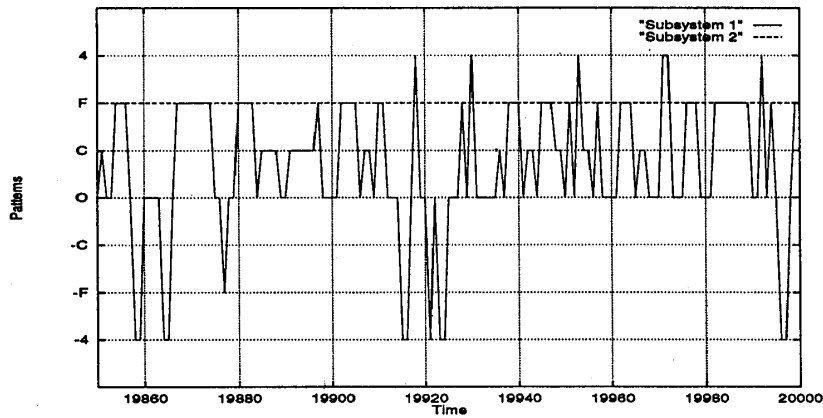


図 10: 2 体フロー型 Nozawa モデルの想起パターン系列: flow-fix to diff.fix,  
 $M = 7, \epsilon = 0.2$

#### 4.5 A 領域

図 7-図 9 では、外部入力形態 a.-c. での多体神経回路モデルの振舞いをそれぞれ独立に観察した。そこでは、時間定常的な外部入力を仮定した。しかし、多体モデルでの具体的な情報処理を考慮するとこの仮定は必ずしも現実的ではない。

時間変動を持った外部入力に対して、多体 (2 体) 神経回路モデルの一般的な振舞いを本論の結果だけから論ずることは不可能である。しかし、多体モデルのパターン間遷移に要する時間に比べ、十分に長い間隔を持って外部入力切り換わるとすれば、多体神経回路モデルのより普遍的な側面を考察することができる。

外部入力の変動に対する多体神経回路モデルの一面は、外部入力情報とフロー入力情報を保持することのできるパラメータ領域を、外部入力形態 a.-c. で統一的に見ることによって考察できる。仮に、各外部入力形態で外部・フロー双方の入力を保持できるパラメータ領域が存在するならば、その結合領域の 2 体 Nozawa モデルは状態の切換え間隔が十分に長い外部入力を処理可能であることを意味する。

このような領域は、図 7-図 9 の白色領域の共通部分としてとらえることができる。フロー型 2 体 Nozawa モデルで得られた結果から、この領域の共通性を満足するパラメータ領域の存在が確認でき、このパラメータ領域は、 $M$  to all ではおよそ  $7 < M < 12$ ,  $0.1 < \epsilon < 0.3$  に存在する。以下では、多体モデルのこのような領域を仮に“A 領域”と呼び、このパラメータ領域での情報処理とダイナミクスの関係を調べる。

#### 4.6 部分系間結合による次元の縮退と拡大

Nozawa モデルのようなカオス振動子 (写像) の結合系では、各ユニットの軌道不安定性と、それらの相互結合によって生じる安定方向への力のバランスが巨視的な系全体の振舞いを決定する。このような、系の軌道不安定性を測る重要な物理量として以下の Lyapunov スペクトラム<sup>[9]</sup>がある。

$N$  次元接ベクトル空間の時間  $t$  での  $n$  次元体積を  $v_n(t)$  とすると、その膨張率

$$K_n = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \log \left| \frac{v_n(t)}{v_n(0)} \right| \quad (11)$$

は軌道ごとに一定値に収束する。 $K_0 = 0$  として、

$$\lambda_i = K_i - K_{i-1}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

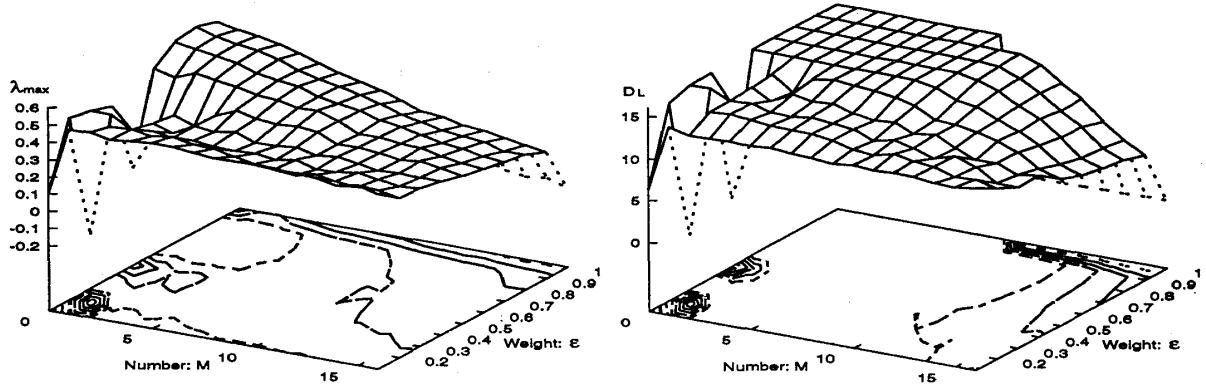


図 11: 2体フロー型 Nozawa モデルでの最大 Lyapunov 指数(右)と Lyapunov 次元(左):  $M$  to all, a. flow-free to fix

によって与えられる  $\{\lambda_i; \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N\}$  を Lyapunov スペクトラム、あるいは Lyapunov 指数という。この値は、系の張る相空間上での軌道の平均的な乖離度を測ることができる。

もう一つの尺度として系の持つアトラクタの次元を測ることができる。次元の尺度には多くの定義と方法があるが、ここでは (12) 式の Lyapunov スペクトラムから得られる以下の Lyapunov 次元<sup>[10],[11]</sup>を計算する。

$$D_L = j + \frac{\sum_{i=1}^j \lambda_i}{|\lambda_{j+1}|} \quad \text{where} \quad \sum_{i=1}^j \lambda_i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^{j+1} \lambda_i < 0$$

フロー型の 2 体 Nozawa モデルの部分系が独立に存在するとき、すなわち単一の Nozawa モデルとして振舞うときの  $\lambda_{max}$  と  $D_L$  の値は以下の通りである。

- i) 外部入力あり (fix):  $\lambda_{max} \simeq 0.3$ ,  $D_L \simeq 7.5$
- ii) 外部入力なし (free):  $\lambda_{max} \simeq 0.5$ ,  $D_L \simeq 15.0$

図 11 に、部分系 I での最大 Lyapunov 指数  $\lambda_{max}(=\lambda_1)$  と Lyapunov 次元  $D_L$  の a. flow-free to fix における計算結果を示す。

図 11 では、部分系間結合数  $M$  の増加による  $\lambda_{max}$ 、及び  $D_L$  の大域的な縮退がみられる。この  $\lambda_{max}$  と  $D_L$  の縮退は a. flow-free to fix 以外でも観測され、外部入力の形態には依存しない。

図 11 において注目すべき様相は、 $M$  あるいは  $\epsilon$  の僅かな入力によって  $\lambda_{max}$ 、及び  $D_L$  の値が零点 ( $M = \epsilon = 0$ ) から急激に拡大されていることである。この特徴は、部分系 I への外部入力により系の軌道が束縛されている図 11(a. flow-free to fix) と c. flow-fix to diff.fix に観測できる。しかし、この急激な次元の拡大にも係わらず、図 7 にみられるように部分系 I で想起される外部入力パターンは出現率こそ落ちるものの完全に破壊されていない。このことは、カオス系の多体モデルの微弱な部分系間 (フロー) 入力がノイズとして系の自由度を上げ、それによって想起可能なパターン数を増やすことを可能にしていると考えられる。

より大域的には  $M$  の増加による部分系間入力の増大は、部分系 I の自由度 (次元  $D_L$ ) を下げ、それにより部分系 I の想起パターンは部分系 II に支配され始める。この部分系の自由度  $D_L$  を下げる方向に働く部分系間入力は、部分系 I のパターン想起を拘束するという意味で、部分系 II から部分系 I へのパターン情報としてとらえることができる。

このようにカオス的な多体モデルでは、部分系間結合による入力に、1) 微弱な入力による局所的な自由度の拡大(ノイズ). 2) より広い結合パラメータ領域での自由度の縮退(情報)、という2つの機能的な特徴が見られる。

また、A 領域(およそ  $7 < M < 12$ ,  $0.1 < \epsilon < 0.3$ ;  $M$  to all) での  $\lambda_{max}$ 、及び  $D_L$  の値も、図 11 の実験データからある程度の幅を持って得ることができる ( $\lambda_{max} \simeq 0.4$ ,  $D_L \simeq 13.0$ )。この値は前節の部分系が独立に存在する場合、i) 定常的な想起(外部入力あり) 及び ii) 乱歩的な想起(外部入力なし) が示す  $\lambda_{max}$ ,  $D_L$  のほぼ中間に位置する。したがって、A 領域に位置する 2 体 Nozawa モデルは、相空間上の軌道が持つ安定性と不安定性のバランスの基で、図 10 のような時分割的なパターン想起を実現していると捉えることができる。

## 5 おわりに

ここでは、脳のカテゴライズされた情報処理を理解するために、その枠組としての多体神経回路モデルと、その上で 2 体 Nozawa モデルを与えた。そして、幾つかの解析結果から多体神経回路モデルの情報処理系としての可能性を記した。

本稿で示した多体神経回路モデル(2 体 Nozawa モデル) は、情報処理系として以下の点から単体の神経回路モデルの行うパターン処理と区別できる。

多体系(2 体 Nozawa モデル) において、単体の神経回路モデルに相当する各部分系が処理対象とする入力情報は、既に隣接する部分系で一旦処理されたものでありうる。したがって、各部分系で処理されるパターンは、必ずしも多体モデル外部に存在したパターンの直接的なマッピングではない。図 10 で時分割的に想起されたパターンの内の一方は、隣接した他方の部分系の内部マッピングに対する処理と考えることができる。

このような系内部での相互作用は単一の神経回路モデルでも、個々の神経細胞モデルの関係に対して同様に考えることができる。多体モデルでは、そのような単一の神経回路に相当する部分系が相互作用することによって、更にカスケード的な構造を持つ。ここで示した 2 体 Nozawa モデルでは、Hebb 則に従う部分系間結合によって、図 5 のような想起パターンの対応が得られた。特に、“A 領域” と呼んだパラメータ領域では、外部入力パターンの非対応時においても、図 10 に見られる時分割的な形でのパターン想起を示した。これは、2 体 Nozawa モデルにおける情報統合の一形態であると見てもよいであろう<sup>†</sup>。

また、モジュール構造を持たせた従来の(特に、工学的な) 神経回路モデルの多くは、アトラクタ的なモジュール群とそれらの計算結果(想起パターン) を統合するユニット(あるいは、アルゴリズム) から成る。本稿の多体モデルでは、各モジュールがカオスを持つことによって、外部からの複雑なコントロール(アルゴリズム) を与えること無しに時間的に変動するモジュール間の想起に対応を与える一つの方法を示した。

それは、多体モデルの部分系が、外部から直接入力される信号(パターン) と、隣接した部分系を経由して間接的に入力される信号(パターン) を、時分割的に保持できたことから主張できる。本稿での計算機実験において、多体モデルに与えた外部入力は静的なものである。外部信号の時間的変化スケールをこのように十分長いものとするならば、図 10 に観察される時分割的なパターン遷移の時間スケールは、2 つのパターンを「同時」に保持している状態だと解釈することもできる。

ただし、脳モデルとして本稿の多体神経回路モデルを見たとき、採用した神経細胞モデルのカオス特性は、必ずしも実際の神経細胞の性質を満足していない。本稿では、部分系を構成する要素を単一神経細胞と考えたが、脳のモデルとしては単一要素自体を細胞群からなるコラム<sup>[12]-[17]</sup> として捉えるべきであろう。皮質全域で保存される神経結合構造からそこでの力学構造を明らかにし、それを部分系のユニットモデルとすることで脳機能の理解に繋がることを期待できる。

<sup>†</sup>ただし、本稿のように Hebb 則を学習則として用いるならば、部分系間の結合に関して双方部分系への同時間入力は必要不可欠である。

多体神経回路モデルの部分系間結合密度とダイナミクスの関係は、脳の情報処理モデルとして、複数感覚情報の分離・統合過程でのカオスの役割を示唆する。このようなカオスの機能的な役割は、より一般的に系間の相互作用として力学的視点から捉えることもできる。ここで論じた脳の情報処理モデルとしての多体神経回路モデルに限らず、全体をモジュール構造として捉えることのできる一般的な系で、カオスが各モジュールの分離・統合の機構として働かせるようなモジュール間結合の存在を考えることは、系の自律的コントロールという意味でも有意義ではないだろうか。

カオスを内包した系間の相互作用は、モジュール集合の相互解釈として働くことによって分離された系を一つのシステムとして成立させるものである。本稿では、その一例として Hebb 則による 2 体 Nozawa モデルを解析し、これまでに見たような幾つかの結果を得た。それは、従来 novelty filter や deterministic noise の機構を主張されてきたカオス<sup>[8], [18]-[21]</sup>に、一つの新たな役割を付け加えられる可能性を示唆する。

## 参考文献

- [1] O. E. Rössler. *Real Brains Artificial Minds*, chapter 2, pp. 29–55. Elsevier Science, 1987. 邦訳「現実の脳 人工の心」中村正郎訳、共立出版.
- [2] たとえば、John G. Nicholls, A. Robert Martin, and Bruce G. Wallace. *From Neuron to Brain*, 3rd ed. Sinauer Associates, 1992.
- [3] D. O. Hebb. *Organization of Behavior*. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1964.
- [4] H. Nozawa. A Neural Network Model as a Globally Coupled Map and Applications Based on Chaos. *Chaos*, Vol. 2, pp. 377–386, 1992.
- [5] K. Aihara, T. Takabe, and M. Toyoda. Chaotic Neural Networks. *Phy. Lett. A*, Vol. 144, p. 333, 1990.
- [6] J. J. Hopfield. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. In *Proceedings of National Academy of Sciences*, Vol. 79, pp. 2554–2558, 1982.
- [7] D. J. Felleman and D. C. Van Essen. Distributed hierarchical processing in the primate corebral cortex. *Cerebral Cortex*, Vol. 1, pp. 1–47, 1991.
- [8] M. Adachi, K. Aihara, and M. Kotani. Nonlinear Associative Dynamics in A Chaotic Neural Network. In *Proc. of the 2nd International Confernce on Fuzzy Logic & Nrural Netwoks*, pp. 947–950, 1992.
- [9] V. I. Oseledec. A Multiplicative Ergodic Theorem. *Trans. Moscow Math. Soc.*, Vol. 19, pp. 197–231, 1968.
- [10] P. Frederickson, J. L. Kaplan, E. D. Yorke, and J. A. Yorke. The lyapunov dimension of strange attractors. *J. Diff. Equations*, Vol. 49, pp. 185–207, 1983.
- [11] J. D. Farmer, E. Ott, and J. A. Yorke. The dimension of chaotic attractors. *Physica D*, Vol. 7, pp. 153–180, 1983.
- [12] V. B. Mountcastle. Modality and topographic properties of single neurons cat's somatic sensory cortex. *J. Neurophysiol.*, Vol. 20, pp. 408–434, 1957.

- [13] D. H. Hubel and T. N. Wiesel. Sequence regularity and geometry of orientation columns in the monkey striate cortex. *J. Comp. Neurol.*, Vol. 158, , 1974.
- [14] D. C. Van Essen and S. M. Zeki. The topographic organization of rhesus monkey prestriate cortex. *J. Physiol.*, Vol. 277, pp. 549–573, 1978.
- [15] C. R. Michael. Columnar organization of color cells in monkey's striate cortex. *J. Neurophysiol.*, Vol. 46, pp. 587–604, 1981.
- [16] H. Asanuma. Recent developments in the study of the columnar arrangement of neurons within the motor cortex. *Physiol. Rev.*, Vol. 55, pp. 143–156, 1975.
- [17] J. C. Middlebrooks, R. W. Dykes, and M. M. Merzenich. Binaural response-specific bands in primary auditory cortex (A1) of the cat: Topo-graphical organization orthogonal to isofrequency contours. *Brain Res.*, Vol. 181, pp. 31–48, 1980.
- [18] Y. Yao and W. J. Freeman. Model of biological pattern recognition with spatially chaotic dynamics. *Neural Networks*, Vol. 3, pp. 153–170, 1990.
- [19] I. Tsuda. Can stochastic renewal of maps be a model for cerebral cortex? *Physica D*, Vol. 75, pp. 165–178, 1994.
- [20] S. Nara, P. Davis, and H. Totsuji. Memory search using complex dynamics in a recurrent neural network model. *Neural Networks*, Vol. 6, p. 963, 1993.
- [21] B. L. M. Happel and J. M. J. Murre. Evolving complex dynamics in modular interactive neural networks. (preprint).