

TR-o-0015

48

非線形動力学の立場から見た神経回路網とその情報
処理機能

奈良重俊、森裕平、ピーター・デイビス

1989. 8. 30.

ATR光電波通信研究所



概要

神経回路網を非線形動力的見地から見るという新しいアプローチ法に基づいた著者の基本的考え及びその具体的研究の概略をまとめて報告してある。従来の神経回路網モデルにたいし、発火パターンの周期運動を記憶単位として学習させ、更に系の主要パラメータを変調することにより、カオス的な遍歴軌道を導入した。こうして導入したダイナミックスを、より高度な情報処理機能実現に応用するアイデアを提案し、そのプロトタイプモデルに基づいたシミュレーションを行い、結果とその動力的考察を述べた。将来的な方向についても若干述べてある。

目次

- 1 はじめに
- 2 非線形動力学と情報処理
- 3 リミットサイクルを埋め込んだ(学習した)機能性メモリ
- 4 メモリダイナミクスとその動力的構造
- 5 カオス的ダイナミクスを用いてのメモリサーチ
- 6 複雑な非線形動力学系としての神経回路網の機能的応用
- 7 おわりに

1 はじめに

近年、情報処理の研究(生体を含む)が極めて盛んになって一つのブームとも呼ぶべき活況を呈している。現代のシリコンテクノロジーから生み出された集積回路を用いた計算機は急激な発展を遂げ、社会に情報革命とすら言える大きな影響を与えている。しかしその基礎となるアルゴリズムは Von Neuman や Turing 等にさか登る源流を持ち、その情報処理方式はノイマン型又は逐次処理型と呼ばれ、デジタルな信号列を順次処理する方法で、正確な高速データ処理を可能ならしめた¹⁾。しかしながら、この処理方式は生物(人間)の卓越した情報処理能力の一部を実現、発展させたものであり、生体の持つ他の能力、すなわち極めて柔軟性に富んだ情報処理能力を実現するには不適當あるいは大きな困難性を持つとされている。ノイマン型処理による広範な著しい成功に際し、その方式の不得手な部分が新ためてより先鋭化して促えられ、現在の情報処理研究の大きな流れの重要な部分となっていると考えられる。我々はこうした問題に物理学的な問題意識をもってアプローチして行こうとするものである。

まず我々は、情報処理を図1.1に示すように三つの視点の絡んだ複合したものとして捉えたいと考えている。生体における情報処理で重要な点は、“機能(function)”である。生体は、外界からの様々な情報(刺激と言ってもよい)の入力に対し、意味を付与させ、それらを極めて柔軟に取扱い、外界に対する反応としての出力に変える“機能(function)”を持っている。他方、工学的な視点での情報処理は、広い裾野を含んでいるがそれらを象徴的に表す言葉として我々は、極めて広い意味合いでの“制御(control)”を取り上げる。原始的な道具から高度なコンピュータに到るまで我々人間によって作られた工学の重要な点は、何かを“制御”して何かを“させる”ことにある。そこには生体の機能に原型を見られることが多く、最近のようにより人間に近い機械を求めようとする動きにおいては、制御に関しての情報処理は決定的に重要な役割を持つ。更に物理学的立場からの情報処理の問題に目を転じる。我々は生体系を含め自然界において様々な挙動を示す“複雑な非線形動力学系(complex nonlinear dynamical system)”に頻繁に遭遇しているが、物理学的立場から、構成要素の集合体としての全体像を捉えるのが困難な場合が多く見受けられる。それらは多分に、力学変数のもつ情報(dynamical entropy)の流れのミクロからマクロなスケールを通じての“構造”的な見方の全体像を描くのが難しいことによる場合が多い。生体はその困難の頂点に位置する存在と考えられる²⁾。こうした意味で、自然現象(生体を含む)やそのほかの複雑な非線形動力学系の物理学的立場での構造的な見方の確立とその工学的再構成(柔軟な情報処理をさせることができるという意味での応用)-Applicability-において、生物学、工学、物理学の三者はお互いに切り離すことはできないと考えられる。

このような立場からの情報処理研究に積極的に踏み込もうとする動きは少しずつではあるが着実に進みつつある。Aihara 3) はいかの巨大神経の周期的外力に対する応答特性(カオスを含む)を再現する数理モデルを提案しさらに、情報処理機能的意義はまだ明確でないながら、そのネットワークを作っている。また非線形動力学的な振動現象やカオスを重要視した見方から、Tsuda 4) は情報力学過程におけるカオスの役割を追求し、脳の解釈過程を論じ、Aizawa と Nagai 5) は生体系の情報のあるいは機能的な発展(進化)に注目してルールの自己組織化のダイナミクスをセルオートマトンを用いて示そうとしているし、Shimizu、Yamaguchi、Sato 6) は複数の非線形振動子の同期現象を利用して意味情報の取扱いを試みている。

我々自身としては限界を意識しつつも現段階で持っている非線形動力学の方法を発展させながら、情報処理に対し、その動力学的構造とその上のダイナミクスという見方のもとにアプローチを行い、その解明と再構成のための“方法論(methodology)”を発見すべく努力して行こうと考えているわけである。

2 非線形動力学と情報処理

非線形動力学と情報処理の間に存在する類似性7)は指摘されてから久しい。ここでは §1 に示した視点のもとに情報処理に対し、その動力学的構造とその上のダイナミクスという我々の見方のもとでのアプローチ法をもう少し具体的に述べよう。即ち、とらえ方の立脚点として、

- (1) 情報処理系を非線形動力学系とみなすとする。その時に系の動力学的構造と情報処理機能(特に非ノイマン型的性格を持つもの)との間に何らかの関連なり対応関係が存在するのかどうか?
- (2) 既に自然現象として(生体を含む)あるいはその記述のためのモデルによって実現、解析されている、動力学的構造の知れている系に何らかの情報処理機能を持たせることができるだろうか?

と言う二つの問題意識を持っているわけである。

さてこの問題意識に沿って考察を進めよう。今、ある非線形動力学力学系(情報処理系)を取り上げ、その入力と出力の関係から系の機能を調べたりその制御を試みる場合を考える。その場合、カオスを含む系に於ては、その固有な(Intrinsic)性質として、入力側の観測不能なずれが出力に有意な影響を及ぼすために、カオスを含む系は制御不能である。それが、情報処理系あるいは制御系として見た時に大きな困難を生じせしめているのである。しかしながら、比較的単純なルール(あるいは法則)から極めて複雑な動力学的運動状態を生みだし、また力学的情報を発生するという動力学系としての豊かさは情報処理系あるいは制御

系としての全く新しい可能性を期待させるものなのである8)。またカオスを含む系は制御不能であるということを述べたが、それは系全体の決定論的な制御ができないということであって、部分的な制御は可能である。それに関しては後に述べる。

上に挙げた、情報処理系あるいは制御系としての新しい可能性に対する期待とはもう少し具体的に述べると、

- (A) 取り扱うデータ量が膨大で、場合の数の極端な増大 (combinatorial explosion) が発生し、ノイマン型処理では現実的処理時間で終了しないような場合 (NP完全な問題9)等)
- (B) ノイマン型処理に基づいてプログラムを書き下そうとした時そのプログラムの複雑さ (program complexity) が著しく高く、現実的な長さで書き下すことが困難であるような場合

の二つ及びその組合わされた問題に対し、ある動力的構造(カオスを含む)を持っている系を用いて情報処理系をつくることにより、現実的な改良を行うことができるかもしれないという事である。

まずカオスを含まない場合から出発する。ある状態空間を定め、その中に少数個のアトラクターを埋め込むことにより、状態空間を少数個の引き込み領域 (basin) に分割し、多数の状態を一つの状態に引き込むという意味での many-to-one correspondence の動力学を実現させ、それを情報処理に用いると、上記(A)の場合の一部を取り扱うことができる。その具体例の一つとして例えば、表2.1のように神経回路網を利用した情報処理が挙げられる10)。そのような見方を自然に拡張して、我々は単純なアトラクターが系の主要なパラメータを変化させることにより不安定となり、様々な分岐を経てカオスとなるような動力的現象を、より複雑な情報処理機能の分析、理解のための武器として用い、かつその応用を念頭に置いた再構成を図ろうとするものである。即ち、分岐構造とカオスから発生する力学的情報(これは初期条件の無限小のずれが時間と共に無限に拡大しかつ相空間の広い部分を遍歴するという意味で one-to-many correspondence に相当する)を分岐パラメータの比較的単純なルールに基づくパラメータダイナミックスにより制御を行ってこれを利用することにより、上記のノイマン型処理における二つの困難性(A) combinatorial explosion、(B) program complexity を遁滅しようとするものである。

3 リミットサイクルを埋め込んだ(学習した)機能性メモリ

我々の設定したモデルは次のようなものである。即ち

「離散状態・離散時間近似(セルオートマトンの近似)を行った神経回路網のモデルを採用する。そして、記憶させたい発火パターンを表すベクトル(複数)を幾つかのサイクルとなるように相関をとった行列をシナプス行列としてとる。こうして何個かのリミットサイクルを埋め込んだ神経回路網」

を取り上げて議論することにしよう。

上に設定したモデルでの具体的な時間発展の差分方程式等は次のようになる。今 N 個の神経細胞があり、その発火、非発火がおのおの、 $S_i = \pm 1$ ($i = 1 \sim N$) なる力学変数で表されるとし、また各神経細胞の状態の時間発展は

$$S_i(t+1) = \Theta \left\{ \sum_{j=1}^N T_{ij} S_j(t) - h_i \right\} \quad (3.1)$$

で記述されるとする、ただし $\Theta(x)$ は $x > 0$ ($x < 0$) で $+1$ (-1) となる階段関数であるとし、 $\{T_{ij}\}$ の行列はシナプス結合行列である(11)。 h_i は各神経細胞の閾値であり、この小論では便宜上すべてゼロととる。

状態変数として発火パターン、即ち各神経の発火、非発火を表す $S_i = \pm 1$ を一次元に並べたベクトル $S = \{S_i\}$ をとることにして、学習させたい(埋め込みたい)発火パターンの集合 $\{\xi\}$ (今の場合はベクトルの集合) をとり、1サイクル当たりのパターン数を M 個とし、それを合計で L 個とすると結合行列(シナプス結合) T は

$$T = \sum_{\mu=1}^L \sum_{\lambda=1}^M \xi_{\mu}^{\lambda+1} \otimes \xi_{\mu}^{\lambda} \quad (3.2)$$

となる。 \otimes は直積をとる記号である。 $\xi_{\mu}^{M+1} = \xi_{\mu}^1$ とする。判り易くするために、図3.1にその概略を図式的に示してある。

ここで、なぜリミットサイクルを導入したかということに少し言及しておくべきであろう。従来の神経回路網モデルは素単位としては、 $\tanh(\mu x)$ 型(あるいはその極限としての階段関数)の入出力関係を与える素子を用いるものであり、代表的なものに、多層のパーセプトロン型のもの(12)や、一層の自己相関型(T_{ij} が対称行列)のもの(13)が挙げられる。前節に述べたように、素単位は単純であっても、その多数の結合系は十分に複雑である。Hopfieldによる自己相関型シナプス結合を持つ神経回路網の取扱いを知っている読者はその高次元空間でのエネルギー関数における、複雑な basin 構造、あるいは学習させたものではない多数の spurious minima (擬似アトラクター) の存在や、それとの類似性で、物性物理におけるスピングラス(13)などを思い浮かべることができよう。しかしな

がら、これらは静的な構造としては複雑なものを持っているが、収束までの過渡的な変化を除いてダイナミックスが存在しないのである。

我々はそれを更に工夫して(あるいは生体からの知見を取り入れて)、単純なアトラクターを系の主要なパラメータを変化させることにより不安定とならしめ、様々な分岐を経てカオスとなるような動学的現象を導入し、より複雑な情報処理機能の分析、理解に役立てると共にその応用を試みる。

その意味においては、単純なアトラクターとしてのリミットサイクルは、信号の時系列を扱う方向に道を開く可能性を含むとともに、それが不安定化した時に、より複雑な動学的運動を発生する可能性が高いのである。これが、単純なアトラクターとしてリミットサイクルを導入した理由である。

(3.2)によって埋め込まれたリミットサイクルは定まった大きさや構造のある basin (引き込み領域)を持ち、§2 に述べたような意味での many-to-one correspondence に基づく情報処理機能を持つ。例えばそのノイズ除去能力の性能(記憶想起の安定性)は実際にシミュレーションを実行してみると、自己相関型($M=1$ に相当する)のシナプス行列を持たせた系に比べ、 M が大きくなる程よくなる(14)。問題点は、記憶想起特性(機能)とその basin 構造(動学的構造)との関係である。シミュレーションは神経数 $N=400$ で行っているので、400次元の中の超立方体(hyper cube)の上の 2^{400} 個の頂点からなる空間が、埋め込まれたリミットサイクルによってどのように分割されているかを知りたいわけである。basinはおそらく単連結の構造は持っていない。図4.2は、3パターンで1リミットサイクルとし、その異なったものを10個埋め込んだ時、記憶想起特性の一端を示す。今、二つの発火パターン(X, X' とする)の間の距離(hamming distance)を

$$H(X \cdot X') = (1/N)X \cdot X' \quad (3.3)$$

と定義する。埋めこんだ内のあるリミットサイクルのある発火パターン(A としてこれをターゲットリミットサイクルと呼ぶ)をとり、それにノイズを加えたものを A' として、 $H(A \cdot A')$ が与えられた値となるように A' をとって、それを初期条件にして(4.1)に代入する。発火パターンの時間発展を A の属するリミットサイクルの周期 M の mod でサンプリングして、収束した $X(t)$ で $H(A \cdot X(t))$ を求める。もし初期条件 A' が A の basinに属していて $X(t)$ が A に収束したならば、その値は1(発火パターンを全反転させた裏パターンに収束した場合は-1)になる。同じ値の $H(A \cdot A')$ を持つ、異なったノイズを発生させて作った A' を五千サンプル用意し、そのおのおのに対して求められた $H(A \cdot X(t))$ の分布図を図3.2に示す。注目して欲しいことは、自己相関型($M=1$ の場合)と比べ、リミットサイクルの周期 M が大きくなるほど

ターゲットリミットサイクルに引き込まれる場合が増えることである。その理由は、周期の増大による basin の相対的増大ではなく、次のように考えられる。即ち各神経が次の時間ステップで、記憶させたパターンの一つになるように他の神経から受ける協力的場(物性物理における相転移現象の言葉で言えば、相を安定化させる強い分子場)に対し、記憶させたパターン間の微小な重なり(overlap)に由来して発生する擬アトラクターに引き込まれるような干渉場が周期的時間変化とともに殆どランダムに振られるため擬アトラクターに引っ掛かり難くなるためである。またもう一つの特徴として、周期 M が大きくなるほど、擬似アトラクターはターゲットリミットサイクルと直交するようなものとなっていることである。

4 メモリダイナミクスとその動力学的構造 15)

さて、次に考えるべき事は、上のリミットサイクル群を、系の主要な(望ましくは生体からの知見を取り入れた形での根拠を持つ)パラメータを変化させることにより不安定化させ、様々な分岐を経てカオスとなるような動力学的現象を、こうした神経回路網においても出現させることである。全結合させた神経回路網はアトラクターに引き込む強い協力的場(物性物理の相転移でいう分子場)に由来する大きなノイズ耐性(robustness)を持つ。それを不安定化させるためには、その分子場を弱めればよい。即ち、一個の神経が信号を受けるとができる相手の数を減らせばよいわけである。生体には、グローバルに抑制をかける神経が多数存在することはわかっている(16)が、実際に記憶としての発火パターンを不安定化させているかどうかは残念ながら、確かではない。ともあれ、我々は一種の信号伝達の抑制を表すシステムパラメータとしてのシナプス結合数(距離)を採用してそれを変調することを考える。

前例のモデルにおいて、系の発火パターンがあるリミットサイクルに引き込まれている時、ある時刻からその時間発展の際、シナプス結合による信号の伝達数(距離)を変調して

$$S_i(t+1) = \theta \left\{ \sum_{j=\{i \pm R/2\}} T_{ij} S_j(t) \right\} \quad (4.1)$$

のようにとる場合を考える。ここで、 $j = \{i \pm R/2\}$ は、 j について和をとるときに、 i -サイトを中心に、前後合計で R 個をとることを表すとす。これはシナプス結合数(距離)を R 個に減らしたことを意味する。リミットサイクルが不安定化した後に系の発火パターンが辿る軌道は、初期条件及びシナプス結合数パラメータ R の取り方に極めて敏感であることをこれから示そう。

さて、図4.1は、 R を決めた時、十分時間が経過した後の発火パターン $S(t)$ と出発したリミットサイクルの一つ ξ との発火パターンとの内積

$$m \equiv S(t) \cdot \xi / N \quad (4.2)$$

をプロットしたものである。 R が N の一桁近く小さくなるまで収束性に大きな変化はなく、ノイズ耐性(robustness)を持っているが、初期条件が学習したリミットサイクルであっても、 R が N の一桁下がった値ぐらいからその軌道が急に不安定化して、初期条件でとったりリミットサイクルとは異なるもの(擬似アトラクター)に行く。更に R を小さくすると、発火パターンは収束しなくなり、初期条件とほぼ直交する状態空間中を遍歴するようになるのがわかる。念のため注意しておく、自己相関型の場合は R を小さくしても擬似アトラクターに引っ掛かり、遍歴的にはならない。

この遍歴軌道が、400次元の中の超立方体(hyper-cube)の上の 2^{400} 個の頂点からなる空間のどのあたりを通過しているかが問題である。それを調べるために、次のような方法をとる。即ち、ある R ($\ll N$)でのダイナミックスにおける各時間ステップでの発火パターンにおいて、 R を全結合(full range)にもどしてみるのである(図4.2)。 $R \ll N$ での遍歴軌道が、あるリミットサイクルのbasinを通過していた時点で R を全結合(full range)に戻されるとそのリミットサイクルに速やかに収束するため、遍歴軌道のbasin通過履歴を調べることができるわけである。表4.1(a)はそうやって調べた一例を示す(ただしこの場合は埋め込んだ発火パターンの番号、1~30、で示してある)。図4.3は、部分結合の同じ例についてその1000ステップまで進めたときのbasin通過履歴を示すヒストグラムである(ただし擬似アトラクターを通過している場合は表示されていない)。図4.4には乱数を使って作った初期条件のセットの収束先のリミットサイクルの分布ヒストグラムであり、大体のbasinの大きさの分布を見積もったものである。両者を比較すると、遍歴軌道が全basinを通過しているのがわかると共に、軌道がある構造を持っているのがわかる。図4.5は、2000ステップまで進めたときのbasin通過履歴を示すヒストグラムであり、図4.3と多少違う部分があるものの、大体の概形(envelope)は同じと考えられ、系の時間発展のどの時点をとるかには依存しないといういわゆる不変測度(invariant measure)に収束していると見てよさそうである。

遍歴軌道が一応全basinを通過しているのはわかったとして、これの軌道不安定性を調べよう。リアプノフ指数(17)が計算できればこれがカオスであることを示せるが、このモデルは階段関数を用いた閾値処理を行っているためそれが困難である。そこでここでは、部分結合でのダイナミックスを行わせる際、表4.1(a)及び図4.3を計算する際に採った初期条件を1ビットだけ違えたものを用意

し、その1000及び2000ステップまでのbasin通過履歴を示すヒストグラムを求めることにする。表4.1(b)及び、図4.6がその結果である。表4.1(b)からは、遍歴軌道が全く異なったものになっているのがわかり、また図4.6は不変測度に収束していることを示す。よってこの遍歴軌道が発火パターン及び R の摂動に対し不安定性をも持っていることがわかる[(4.1)からわかるように、発火パターンの1ビットの差は R の摂動にもなっているからである]。従って我々はこの軌道をカオスの遍歴軌道と呼ぶことにしよう。

ここで、 R が更に小さくなった場合、ダイナミックスはどうなっていくかを調べておこう。図4.1では、 R が小さくなる程、単調に軌道の遍歴性が増すように見えるかもしれないが、実はそうはなっていない。図4.1を微細に見てもらおうとわかるように、例えば $R=2$ では、再び発火パターンがあるリミットサイクルに引き込まれていることがわかる。そのアトラクターは、学習によって埋め込まれたリミットサイクルではなく、擬似アトラクターであることがわかっている。従って、 R が全結合の所と極端に小さい所とでは、系は独立なリミットサイクル群をアトラクターとして持ち、シナプス結合数が $R \ll N$ ながらも中間的な値の所では軌道不安定性及び、構造不安定性を持つ複雑なダイナミックスとなっていることがわかる。図4.7には、図式的に描いたその分岐構造を示す。

5 カオスのダイナミックスを用いてのメモリサーチ

軌道不安定性及び、構造不安定性を持つ複雑なダイナミックスを得たことで、いままでに主張して来た我々の考えを神経回路網の立場から機能的に考えた視点にも敷衍し、簡単な例を交えてそれを具体的に示してみよう。

我々のモデルで図4.7に得たような分岐構造を用いて実現可能なあるいは関連づけられる非ノイマン型情報処理機能として、

- (1) 記憶のサーチ機能
- (2) モンタージュ作製機能
- (3) ファジイなパターン認識
- (4) 下等動物の原始的な刺激 vs 反応のモデル

などを考えたい。(2)~(4)については後で言及することにして、(1)についての議論と我々がその実例として行ったシミュレーションの結果を述べよう。

ノイマン型では記憶はすべて番地がつけられ、その記憶内容と番地の間にすべてone-to-oneの符号化(coding)による対応関係がつけられている。従ってその読み出したい(アクセスしたい)内容が一意的にわかっているかつ符号化の表が手元にある場合はその番地を指定することができる。これは前節に述べた、直接

検索 (direct access) である。それに対して例えば、典型的な不良設定問題として次のようなものを考える

- ①メモリからの情報の検索(サーチ)を考える
- ②メモリは極めて多量な情報を分散表現の形で含んでいる
- ③検索者は、検索したい対象についての全情報を与えることができない。しかし検索のための部分的な情報('特徴')は与えることができる
- ④その検索のための部分情報は確定したものではなく、ある誤差の許容範囲と共にしか与えることができない
- ⑤検索のために与える部分情報は多くのメモリ中の複数に含まれた'特徴'となり得る
- ⑥検索者は、検索機の出力に対し、満足度による判定を与えることができる

このようなメモリからの情報の検索例として、例えば『検索者が、全体像の記述は不可能であるが、顔の部分的特徴は多少曖昧さを含むものの言及が可能であるような状況下で、メモリに蓄えられた顔写真の多数の集合からその顔を特定(specification)するような検索』が挙げられる

1ピクセル1ビットの自由度を持った、全体で N 個のピクセルで一枚の顔写真を表すとすると、形式的に数え上げられる顔の部分的特徴は、

$$NC_1 + NC_2 + NC_3 + NC_4 + \dots + NC_N = 2^N$$

だけ場合の数があることになり、すべての特徴をメモリに番地つきで集録しておき、検索をノイマン型に基づいて逐次照合しようとするには、① combinatorial explosion が避けられない。また曖昧さを含む顔の部分的特徴(例えば『四角張った顔の輪郭』と指定するような場合)をノイマン型に基づいて検索のための処理プログラムを書く際には、② program complexity が避けられない。

ノイマン型処理でもこれらの面の改良には大きな努力が払われているとはいうものの、多量な情報の分散表現によるメモリへの集録と部分情報(特徴)による非ノイマン型のメモリサーチが必要とされる。カオスを含む複雑な非線形力学系の持つ、①構造敏感性、②初期条件敏感性、③荒っぽく遍歴(wanderingあるいはsampling)する軌道構造、の導入とその利用によりこれを実際、プロトタイプモデルながら、解いてみようというわけである。これが、我々が先に、一般的

にサーチアクセス (search access) と呼んだものの一つの実例になっていることは改めて注意するまでもないであろう。

さて与えられた部分的な特徴情報をもとにメモリのサーチを行うシステムとして、~~図4.8~~^{5.1}のようなものを提案しよう。図中の network dynamics としては、前項で得たカオスのダイナミックスを用いるとする。検索の仕方としては、まず系を最初全体的にカオスとなるように R を保ち、その検索のための特徴条件 C_0 をセットした所から出発する。出力から特徴 C を描出して C_0 と比べあいそうだったら R を全結合に戻し、ズレが大きい時にはそのままに保つ (従って系はカオスのまま保たれる) ようにパラメータと、描出された特徴との間の関数関係を、例えばズレを $\delta = \|C - C_0\|$ ととることにより $R = g(\|C - C_0\|)$ と設定してやる (g の関数形は後述) のである。そうすると、発火パターンの時間発展には、いろいろなメモリの basin 中を渡り歩き、与えられた特徴を捜し回ることに伴う出力画像の連鎖からなるダイナミカルな状態が実現される。関数 g の与え方にもよるが、最終的には与えられた特徴 C_0 を持つメモリの中のひとつ (あるいは複数) をアクセスできるというしくみ (シナリオ) を提案する。こうしたやり方は先に何度か述べたように、多数個のメモリに対する“サーチアクセス”の一つの場合であり、収束と発散の両方の存在する複雑なダイナミックス (カオス) が用いられている。収束と発散の両方のバランスはサーチの効率 (efficiency) に対し大きく影響する。実際問題として、カオスを用いたサーチの効率と、外部からノイズを加えることによる他の方法 (例えばシミュレーティッドアニーリング - simulated annealing) との効率の比較は極めて興味深いが難しい問題である。

さて、実際にシミュレーションを実行してみるためにはアクセスのための「特徴」の定義を与えなくてはならない。我々が取り扱っている N 次元のベクトルで表された神経回路網の発火パターンは2次元の白黒画像パターンを画素 (ピクセル) のラスタ分解画像とみなせる。従って、ランダム化されたパターン (randomly coded pattern) の連鎖からなるリミットサイクルを記憶単位としている今の場合、その部分的なものから全体にわたるものまでの「特徴」を指定できる量として

$$\cos \theta_{p,q} = \frac{p}{N} \sum_{i=1}^{\text{mode}(p)} s_i s_{i+q} \quad (5.1)$$

を採用しよう。ここに、ピクセルを p 周期で荒っぽく特徴抽出を行なうとし、 q は、選んだピクセルと q だけシフトしたピクセルとの相関をとるためにあたえる量とする。例えば、 p, q を適当にとると~~図4.10~~^{5.2}に示すように画面中の二本のストライプが同じパターンであるような特徴をあらわす尺度をあたえる量に

なっている。(4.7) を拡張して、与えられたパターン中のいろいろな相関を指定できるようにするのは容易である。記憶が顔写真のセットであり、特徴条件が顔の輪郭のような場合には、特徴抽出そのものが神経回路網を用いて行わなくてはならないだろうし、非ノイマン型の情報処理機能の実現を目指すことにおいては、その方が自然であろう。

シミュレーションは $N = 400$ 、(6 パターン/サイクル) \times 5 個 として行った。図5.3³は記憶として埋め込んだ 30 パターンに対し (5.1) で定義した特徴 $\cos \theta_{20,10}$ を求めたものである。また図5.4⁴はその分布を表すグラフにしたものである。図からすぐにわかるように、 $C_0 = \cos \theta_{20,10} = -0.5$ という特徴をもつパターンは 2 個しかない。そこでこのパターンをサーチすることとし、部分結合時のカオスのダイナミックスでの各時間ステップ t_n におけるパターンに対し $C = \cos \theta_{20,10}(t_n)$ を求め、 $\delta = |C - C_0|$ をズレとした時のサーチのための関数 g を図5.5⁵のようにとる。即ち、 t_{n+1} での R を

$$\begin{aligned} R &= r \quad (\text{部分結合}) \quad [\delta > \delta_c] \\ &= R_0 \quad (\text{全結合}) \quad [\delta \leq \delta_c] \end{aligned} \quad (5.2)$$

とする。ここに、例えば $\delta_c = 0.1$ ととる。そして、もしある時点で R_0 になった時は、十分の時間 R_0 に保ち、収束したりリミットサイクルにおいて、 $C = C_0$ となるものがあれば停止、なければ $R = r$ に戻すとするのである。このようにすると系は、初期条件から出発してカオティックダイナミックス中で $C = C_0 \pm \delta_c$ の範囲で特徴の「種(seed)」をみつけだし、全結合のときその「種(seed)」を持つ記憶を再生したかどうかを判定し、与えられた特徴 C_0 を持つ記憶が再生されるまでサーチを続けるわけである。

実際にシミュレーションを行ってみると、どの程度の時間ステップでターゲットの検索が成功するかは、部分結合時での R の値と初期条件によって大変異なる。特に R の値は、カオスのダイナミックスの構造を決めるキーパラメータであるので、検索(search)の効率が定義できるならその R 依存性はカオスのダイナミックスの構造を反映したものとなる。図5.6⁶は、初期条件としてランダムパターンをとり、検索のための部分結合時(カオスのダイナミックス)のステップ数を 120 と上限設定して検索させた時に、特徴の種(seed)を発見するまでのステップ数を 30 個のランダムパターン初期条件に対し平均したものを R の関数としてヒストグラムにしたものである。平均の中には上限設定した 120 ステップに至るまで特徴の種(seed)を発見できなかった不成功例をも含んでいる。また種を発見して R を全結合に戻し、リミットサイクルに収束してもそれには検索している特徴が含まれていずに、再び部分結合(カオスのダイナミックス)に戻ってそれを何回か繰り返した場合も含まれている。ともあれ、カオスの

ダイナミックスでの平均検索ステップ数は R の関数として、両端(リミットサイクル)に近づく程大きくなり、不成功例が多いことがわかる。部分結合時平均検索ステップ数だけからみると最適な R の存在、言い換えればサーチのために検索ステップ数が少なくてすむカオスのダイナミックスが存在していることになる。グラフでの両端(リミットサイクル)に近づく所でのカオスのダイナミックスはいわば「くせ」のあるカオスになっている。その所でのカオスの軌道は各 basin への履歴が大きく偏ったものになっていると考えられる。我々はこうしたカオスのダイナミックス中の動力的構造と、特徴の種(seed)の分布との関係を追っている。ここで主張したいことは、~~図4.8~~^{5.1}で示したメモリのサーチのシナリオが実際に成功し、記憶してある(学習した)メモリに対し、部分的特徴をもとにサーチアクセスが可能なプロトタイプモデルを作ることができるということである。

6 複雑な非線形動力学系としての神経回路網の機能的応用

この節を終るに当たり先に述べた、~~図4.7~~のような分岐構造を持つような神経回路網で関連づけられる、あるいは付与できる情報処理機能(のプロトタイプ)としてあげたもののうち(2)~(4)について、またカオスを用いての学習の可能性とも関連させ、推測を混えて少し言及しておこう。

例えば顔写真のセットが複数個ストアされた神経回路網を考えそれを素材として、特徴列(C_1, C_2, C_3, \dots)を持つ顔を作製する仕事をモンタージュ作製機能と定義をする。~~図4.7~~のような分岐構造において仮に一つ一つのリミットサイクルがおのおの顔写真に対応しているとすると、パラメータの変化に応じておこる、アトラクターの階層的な融合(hierarchical merge)がそれぞれ別々の『特徴』(今の例では顔の様々な特徴)毎に起こっているとするわけである。例えば顔の輪郭が決まって他の顔の要素はカオス的に変化しているダイナミカルな状態を想像してもらうとよい。それが順次階層的に目の形、口の形、.....などに続くとかんがえるのである。これは前述のメモリサーチにおいて、複数の別々の特徴をもつようなメモリの検索に使える。それが~~図6.1~~^{6.1}のようなシステムで実現される。更に、与えられた特徴列を満たすものが埋め込まれた(学習した)アトラクターの中にない場合を考える。ピクセル数として何個の神経から成る神経回路網であるかにはよるが、充分大きな数の場合はその状態空間の次元の広さと深さから考えるに、解答がアトラクターとアトラクターの中間に存在していることはほとんど確実である。ただそれに至る道程(パス)をノイマン型の処理によって求めて解答にたどり着くのは、何度も述べたように combinatorial explosion と program complexity を避けられない。カオスを用いた~~図4.14~~^{6.1}のようなシステムではアトラクターの間の空間は荒っぽくサンプリングされ、その荒さはパラメータの制御ルールにより自動的に調節されるのでノイマン型による困難が遙減

されることは明らかである。そこでは、カオスから発生する力学的情報を意味のある情報として取り込むことを行っている。このようにして与えられた特徴列を満たすものを作製するとそれはモンタージュ作製機能となっているわけである。それをその場で消してしまわずに、シナプス結合にフィードバックをかけてそれを強化(reinforcement)することにより検索者のサーチアクセスに適応(adoptation)して新たなアトラクターを学習する機能を持たせられる可能性を有している。

このように、カオス中にできる構造が、与えられた「特徴」(今の例では顔の様々な特徴)毎にアトラクターが融合(merge)したものであるというような都合の良い分岐構造を持つということが望ましい。そういった意味で現在のモデルでのカオスのダイナミクスにおける分岐構造の形成過程をつきとめるとともに、それを通じて、比較的単純な学習ルールによって上にあげたような有意な分岐構造がカオス中に自己組織化されるような方法を発見するのが我々の目的の一つとなっているわけである。

図4.7のような分岐構造の形成過程の追求は、カオスを用いたもう一つの学習法を示唆する。図4.7には、パラメータの変化範囲において、独立なアトラクターがカオスを介して(interfaceにして)向かい合っていることを意味している。そうした場合例えば学習ルールとして次のようなものを設定して、入力側と出力側のアトラクター間の対応関係を学習させることが可能である。即ち、入力側から特定の特徴を抽出してその時間変化速度とパラメータの時間変化速度の間にある関数関係を設定してやるのである。例えば入力側の所定の特徴の時間変化が決まったものである(リミットサイクルに引き込まれている)とパラメータの時間変化速度を極めて速くするのである。そうすると、系の発火パターンはカオス領域を速やかに横切って向こう側のリミットサイクルのbasinに投入されることになる。短時間に特徴の定常な時間変化に収束しないような入力発火パターンの場合(入力側のリミットサイクルのどのbasinにも属していない場合)には、カオス領域をそんなに速やかに横切ることができないため向こう側のどのリミットサイクルのbasinに投入されるかはカオスに由来するある非決定性を持つ。そうやって見いだされた出力側のリミットサイクルに対しある評価に基づきフィードバックが入力側にかかり、出力側と対応する入力側のリミットサイクルのbasinを広げるなり、新たな入力側のリミットサイクルを作るべくシナプス結合の強化(reinforcement)を行うのである。こうしてできた入力側と出力側のアトラクター間の対応関係は、汎用的な意味での信号処理機能や、原始的動物にみられる『刺激 vs 反応』のプロトタイプモデルになるのではないかと考えているのである。

7 おわりに

我々は、神経回路網にカオスを含む複雑なダイナミックスを導入し、これを新しい型の情報処理機能実現に応用するという、神経回路網の研究における新しいパラダイムを提案した。

この試みは、非線形現象及びその分析と理解のために発展しつつある非線形動力学的手法の様々な応用へのチャレンジ、という世界的にも発展途上にある分野の一端として重要な意義を持つと考えられる。

我々はこの研究の火がますます盛んになることを願うものである。

文献

§1 はじめに

- (1) 別冊数理科学: ゲーデルとチューリング — 計算機・生物・脳 —、サイエンス社 (1986年)
- (2) 富田和久: カオスの意義、日本物理学会誌、第40巻第2号 (1985年)
- (3) 合原一幸: ニューラルコンピュータ、東京電機大学出版局 (1988年)
- (4) 津田一郎: 脳の情報力学過程に対するカオスの可能な役割、エピステーマー、112号自己組織化特集、(1987年)1
- (5) 相沢洋二、永井喜則: 物性研究、第50巻第4号 (1988年) 603、または、Rule dynamics and the fuzzy attractor; *New approach to EEG, Cooperative Dynamics in Complex Physical Systems* edited by H.Takayama, Springer (1989年)
- (6) H Shimizu, Y Yamaguchi and K.Sato: Hologvision — a Semantic Information Processor for Visual Perception —, *Dynamic Patterns in Complex Systems* edited by J.A.S.Kelso, A.J.Mandell and M.F.Shlesinger, World Scientific (1988年) 42
- (7) J. S. Nicolis: Chaos and information processing, *Rep. Prog. Phys.* 第49巻 (1986年) 1109
- (8) 池田研介: 光カオスは応用可能か?、光学、第17巻第10号 (1988年) 508-515
- (9) 数理科学特集: 組合せ理論と応用 — P=NP 問題 —、サイエンス社 (1986年3月号)
- (10) 文献(3)、及び麻生秀樹: ニューラルネットワーク並列情報処理、産業図書 (1988年)、数理科学特集: ニューラルネット — 脳科学の前线 —、サイエンス社 (1987年7月号)

その他の文献

カオス一般及びその生体との関連をさぐる研究

P. Berge, Y. Pomeau and C. Vidal, *Order in chaos*, Wiley and Sons, New York, (1984)

R. L. Devaney, *An introduction to chaotic dynamical systems*, Benjamin/Cummings, Boston, (1986): カオス力学系入門(後藤憲一訳) 共立出版, (1987)

D. Ruelle and F. Takens, "On the nature of turbulence", *Comm. Math. Phys.* 20, 167 (1971)

W. J. Freeman, "Simulation of EEG patterns with a dynamic model of the olfactory system", *Biol Cybern.*, 56, 139 (1987)

W. J. Freeman, "Biol. Cybern. 56, 139 (1987)

A. Babloyantz, and J. M. Salazar and C. Nicolis, "Evidence of chaotic dynamics in brain activity during the sleep cycle", *Phys. Lett.* 111A, 152 (1985)

G. Matsumoto, K. Aihara, Y. Hanyu, N. Takahashi, S. Yoshizawa and J. Nagumo, "Chaos and phase-locking in normal squid axons", *Phys. Lett.* 123A, 162 (1987)

H. Degn, A. V. Holden and L. F. Olsen (eds.) *Chaos in biological systems* Plenum Press, N.Y. (1987)

L. Rensing, U. an der Heiden and M. C. Mackey (eds.), *Temporal disorder in human oscillatory systems*, Springer-Verlag, Berlin (1987)

J. A. S. Kelso, A. J. Mandell, and M. F. Schlesinger (ed.), *Dynamic patterns in complex systems*, World Scientific, Singapore, (1988)

§2 非線形動力学と情報処理

情報処理媒体としてのカオスの捉え方

奈良重俊, P. Davis, 「非線形動力学と情報処理」 *数理科学*, 311, 70 (1989)

R. Shaw, "Strange attractors, chaotic behaviour and information flow", *Z. Naturforsch.* 36a, 80 (1981)

- J. S. Nicolis, "Chaotic dynamics and information processing", Rep. Prog. Phys. 49 1109, (1986)
- M. Conrad, "What is the use of chaos?" in *Chaos* (ed. A. V. Holden) Manchester University Press, Manchester, (1986)
- H. Haken (ed.), *Complex systems - Operational Approaches in neurobiology, physics and computers*, Springer-Verlag, (1985)
- D. Farmer, A. Lapedes, N. Packard, B. Wendroff (ed.), *Evolution, Games and Learning : Models for adaptation in machines and nature*, Physica 22D, (1986)
- I. Tsuda and J. S. Nicolis "Chaotic dynamics of information processing: The magic number 'seven plus-minus two' revisited", Bull. Math. Biol., 47, 343 (1985)
- I. Tsuda and H. Shimizu, "Self-organization of the Dynamic Channel", in *Complex systems - Operational Approaches in neurobiology, physics and computers* (ed. H. Haken), Springer-Verlag, (1985)
- 山口陽子, 清水博, 「ホロニックコンピュータ」、生物物理 27 (1) 36-41 (1987)
- J. Denker, D. Schwartz, B. Wittner, S. Solla, R. Howard, L. Jackel, J. Hopfield, "Large automatic learning, rule extraction and generalization", Complex Systems 1 877-922 (1987)
- P. Davis, "Chaotic switching' 日本物理学会秋分科会 (1988)
- P. Davis, "Chaotic switch and information processing", 物性研究 51, No. 6, (1989)
- P. Davis, "Functional chaotic switch in a delayed-feedback system", preprint (1989)
- P. Davis and K. Ikeda, "Switching of multistable periodic oscillations and application to signal generator and memory", IQEC '88 ThC-3.
- P. Davis and K. Ikeda, "Bifurcation and Dynamical Memory" (1988) preprint

L. Davis (ed), *Genetic algorithms and simulated annealing*, Pitman, London, (1989)

§3 リミットサイクルを埋め込んだ(学習した)機能性メモリ

(11) 甘利俊一: 神経回路網の数理、産業図書(1978年)

(12) D. Rumelhart et.al. : "Parallel distributed processing", eds. J. L. McClelland, D.E. Rumelhart and PDP Research Group, MIT Press, Cambridge, 1986

(13) J. J. Hopfield : Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 83, 9469 (1982)

神経回路網モデルの歴史は

Neurocomputing — Foundation of Research —, ed. by J. A. Anderson and E. Rosenfeld, The MIT Press (1988)

に詳しい。

(14) Y. Mori, P. Davis and S. Nara : J. Phys. A., Math. Gen., 22, L525 (1989)

§4 メモリダイナミクスとその動力的構造

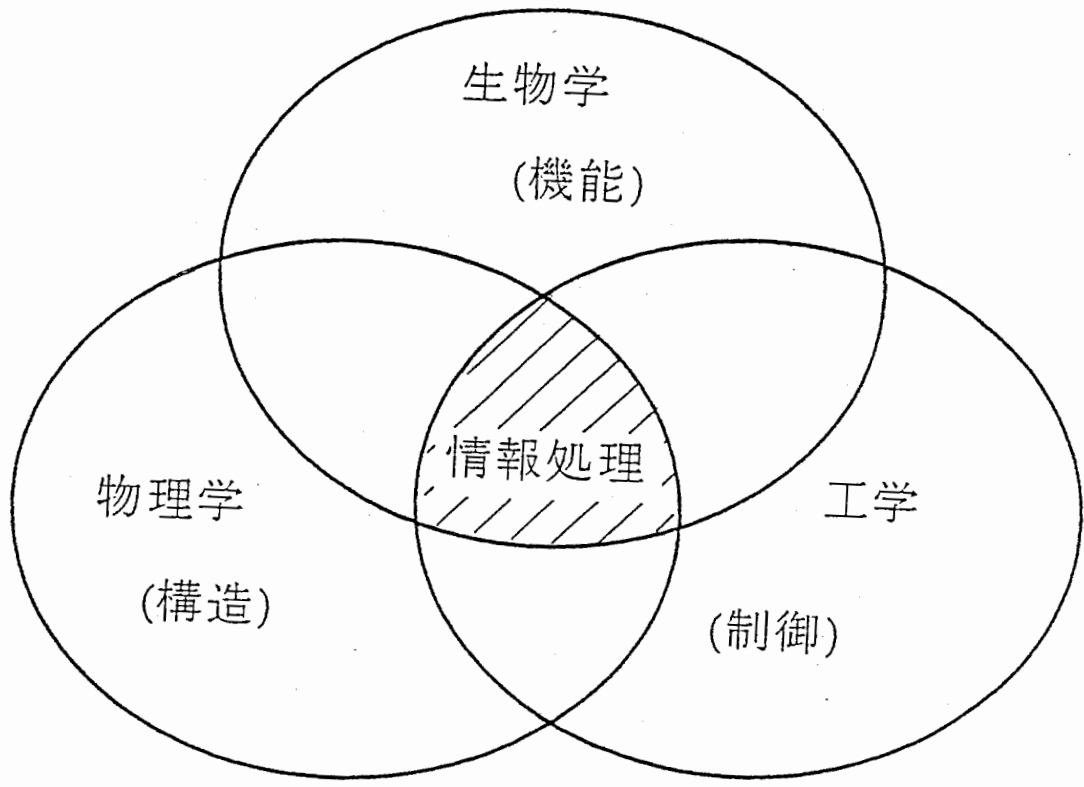
(15) S. Nara and P. Davis, "Attractor transitions in a neural network with embedded limit cycles", preprint

(16) S. W. Kuffler and J. G. Nicholls : *From neuron to brain ; A cellular approach to the function of the nervous system*, Sinauer Associates INC. publishers, Sunderland, Massachusetts. 1976

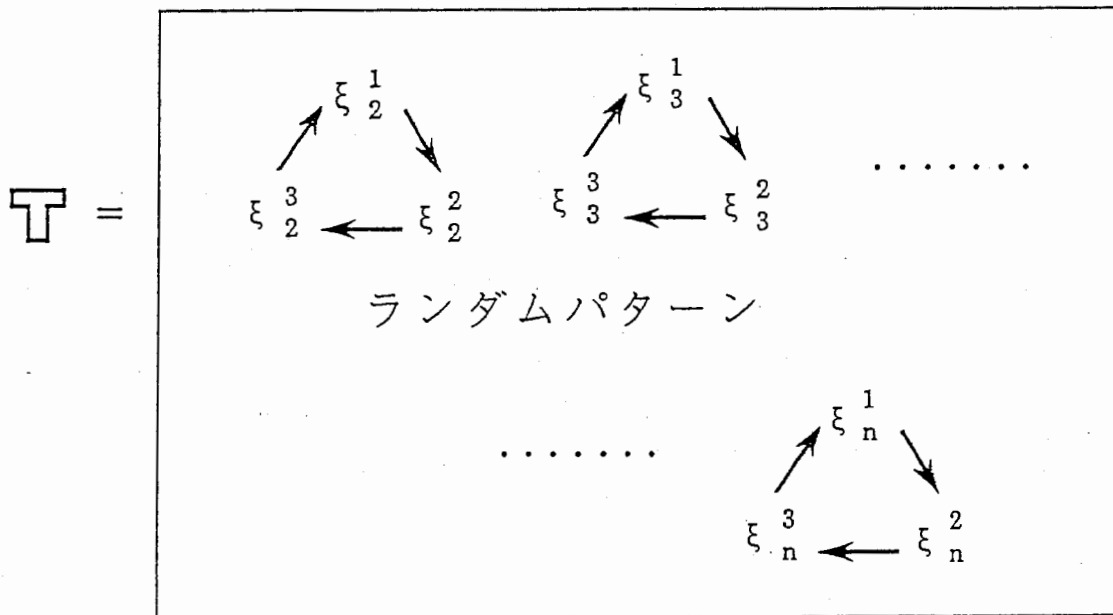
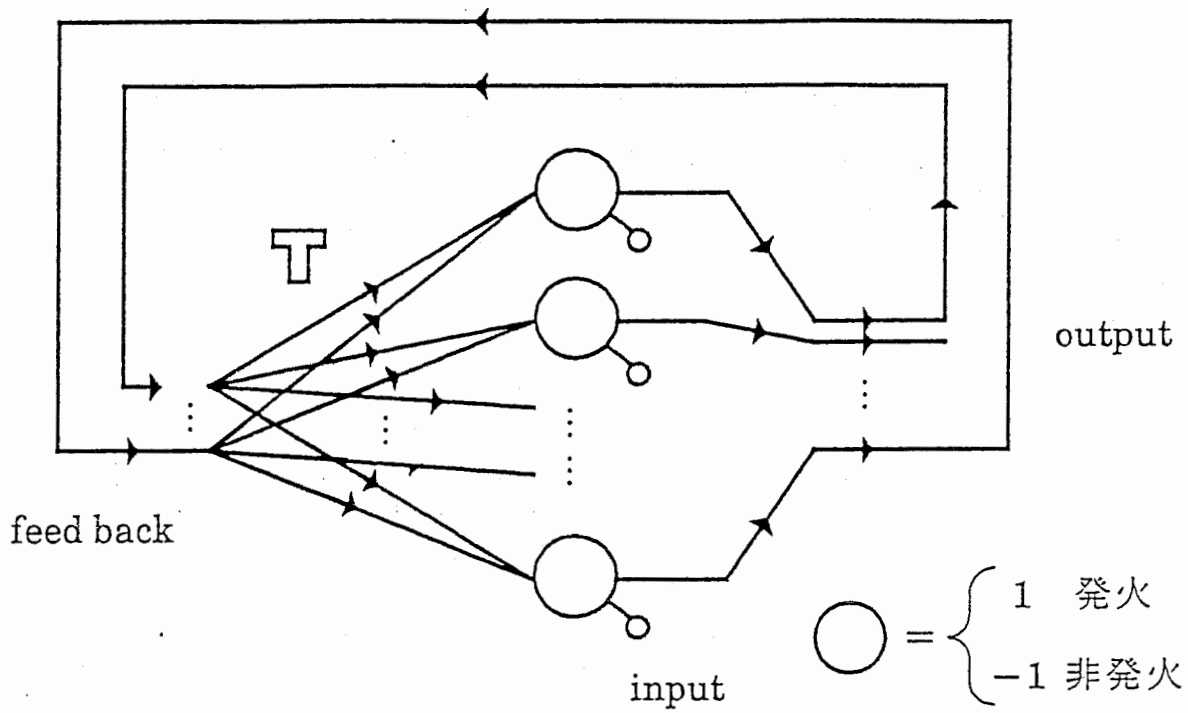
(17) I. Shimada and T. Nagashima, Prog. Theor. Phys. 61, 6 (1979)

(18) I. Tsuda, E. Koerner and H. Shimizu, "Memory dynamics in asynchronous neural networks", Prog. Theor. Phys., 78, 51 (1987)

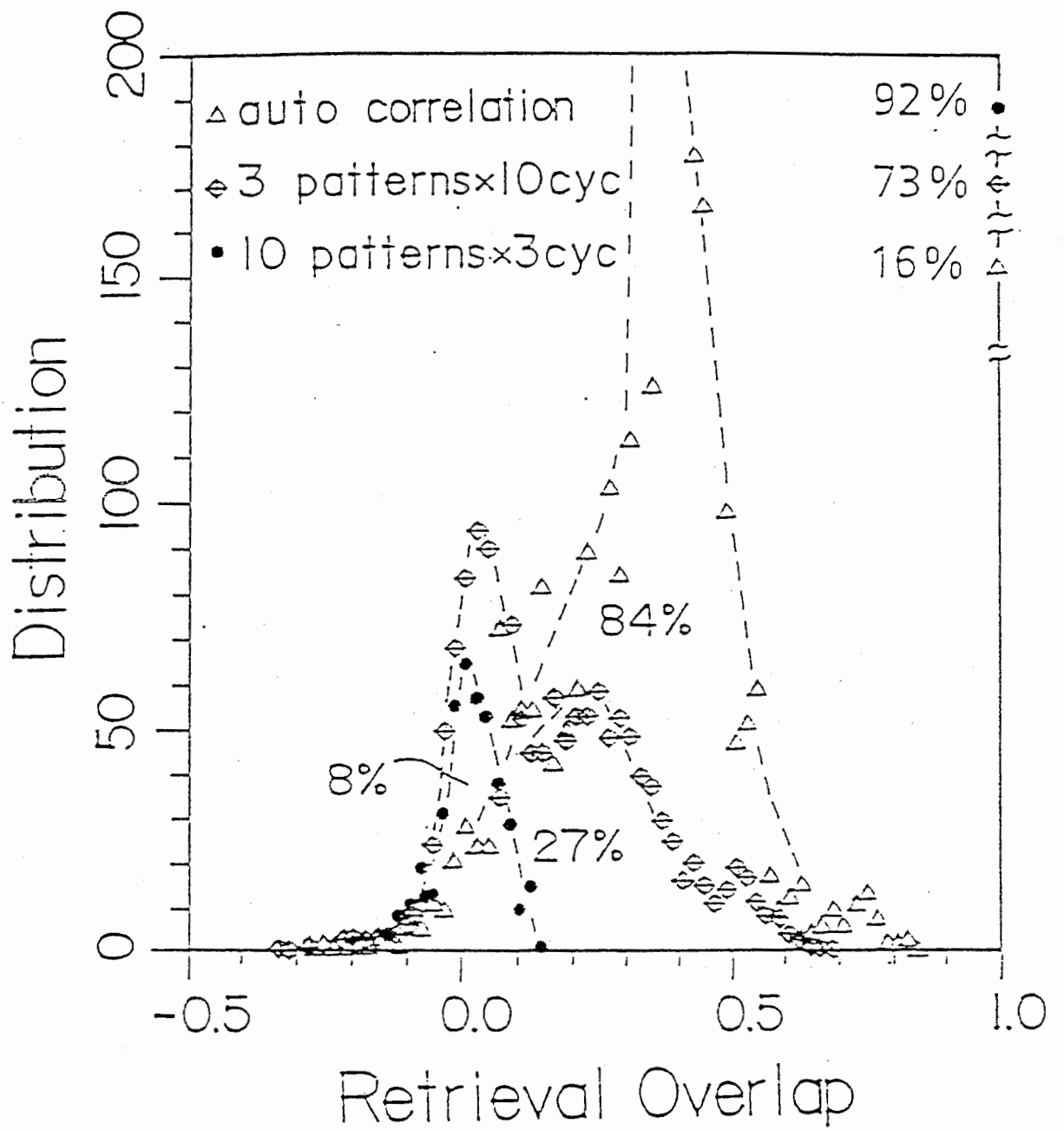
図1.1



リミットサイクルを埋め込んだ神経回路網



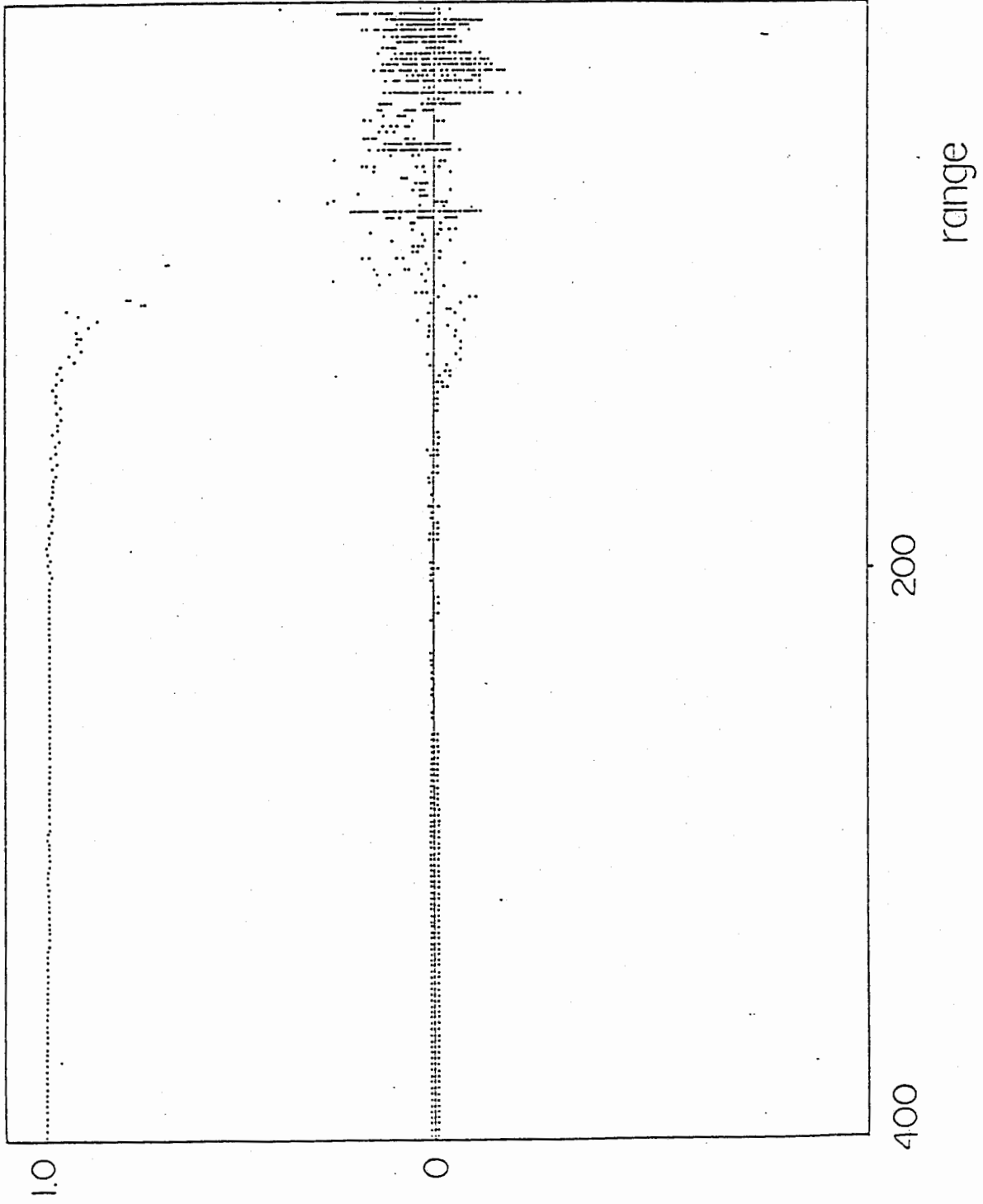
$$T = \sum_l \sum_{\alpha} \xi_{\alpha+1}^l \otimes \xi_{\alpha}^l$$



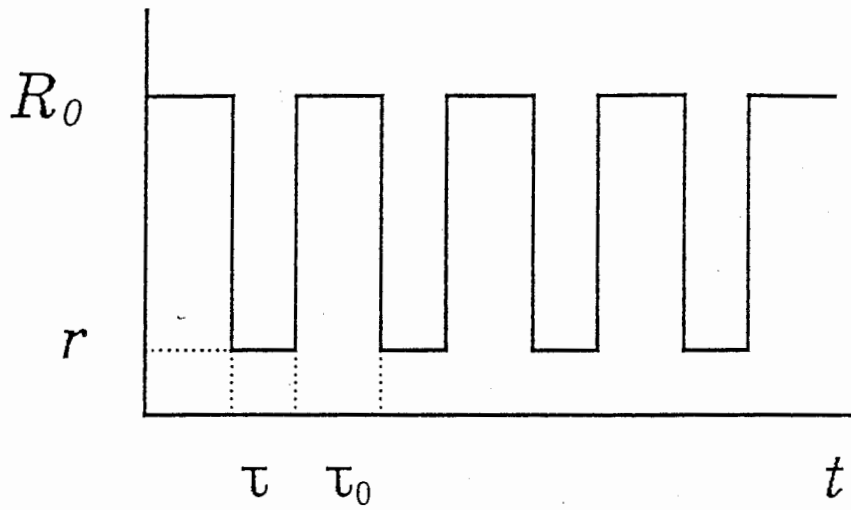
10 3.2

cos θ

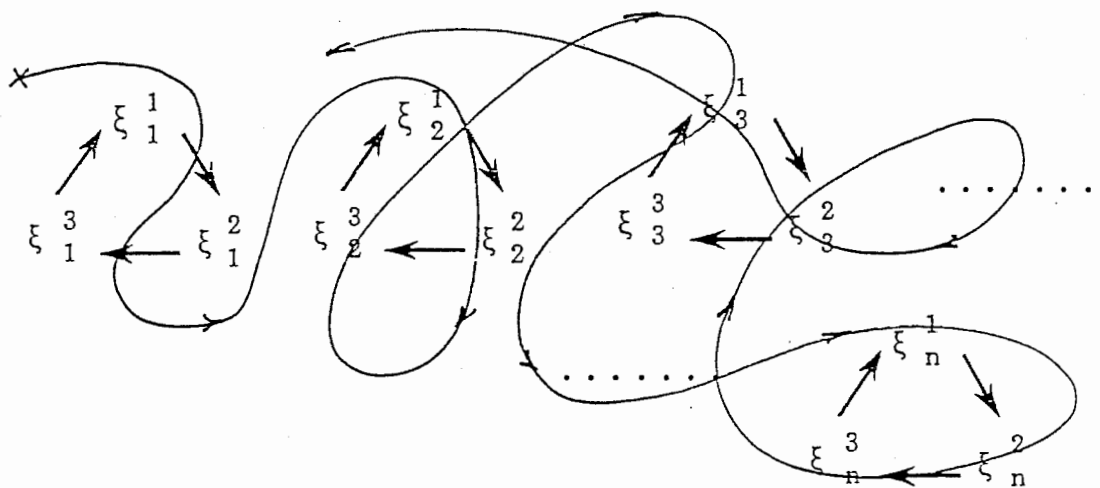
1974/



range



$\mu = \{r, \tau\}$ とした時のRの時間変化。ただし、 $R=r$ での繰り返しての時間発展における系の初期条件はその一回前の r の時の最後の発火パターンを用いるとする。



ランダムパターン中の遍歴軌道

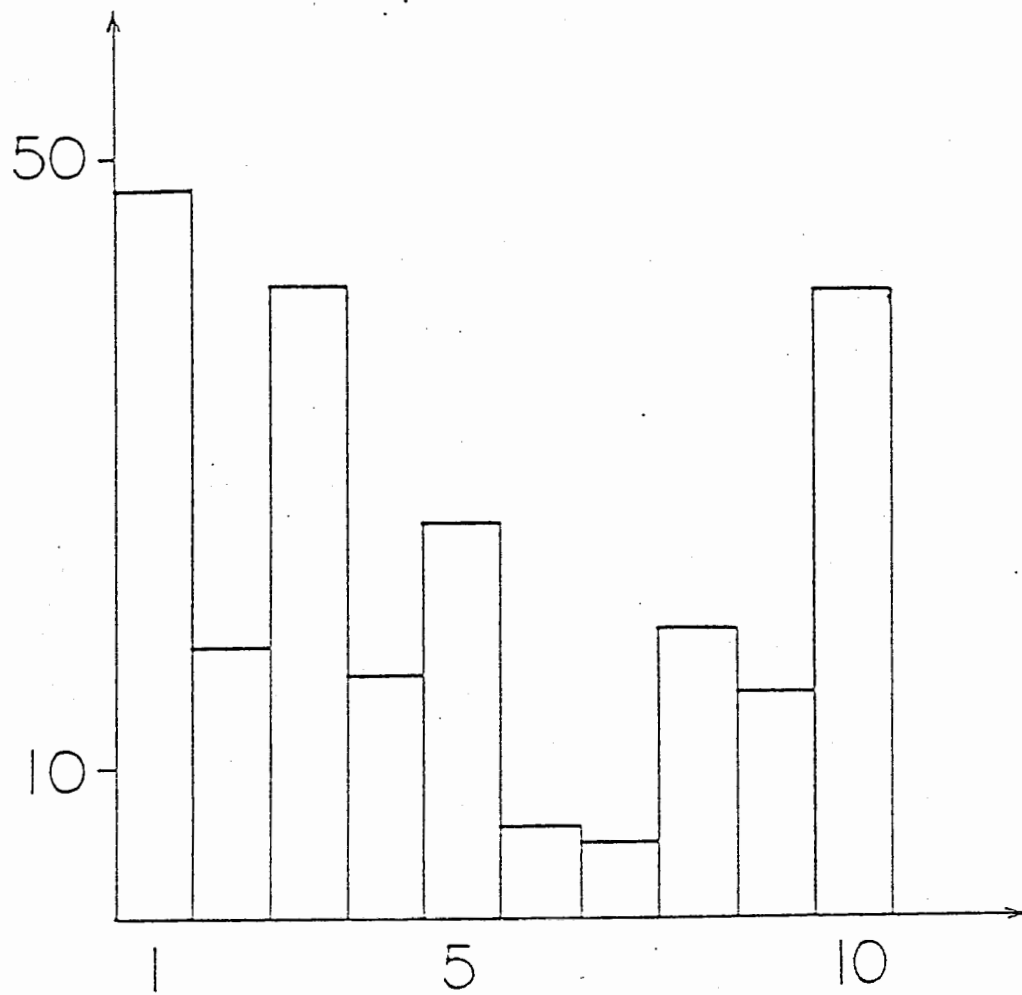


图 4.3

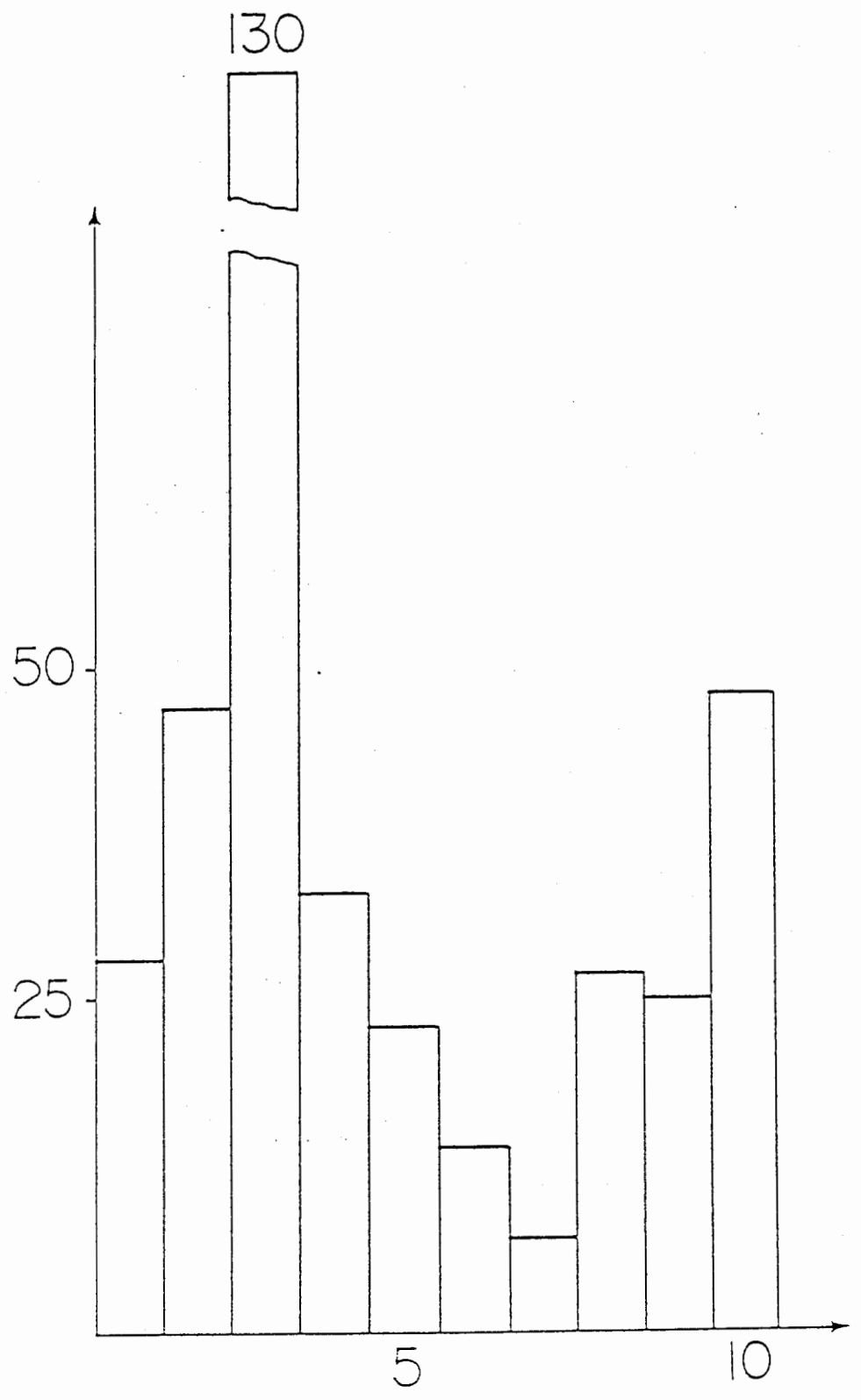


图 4.4

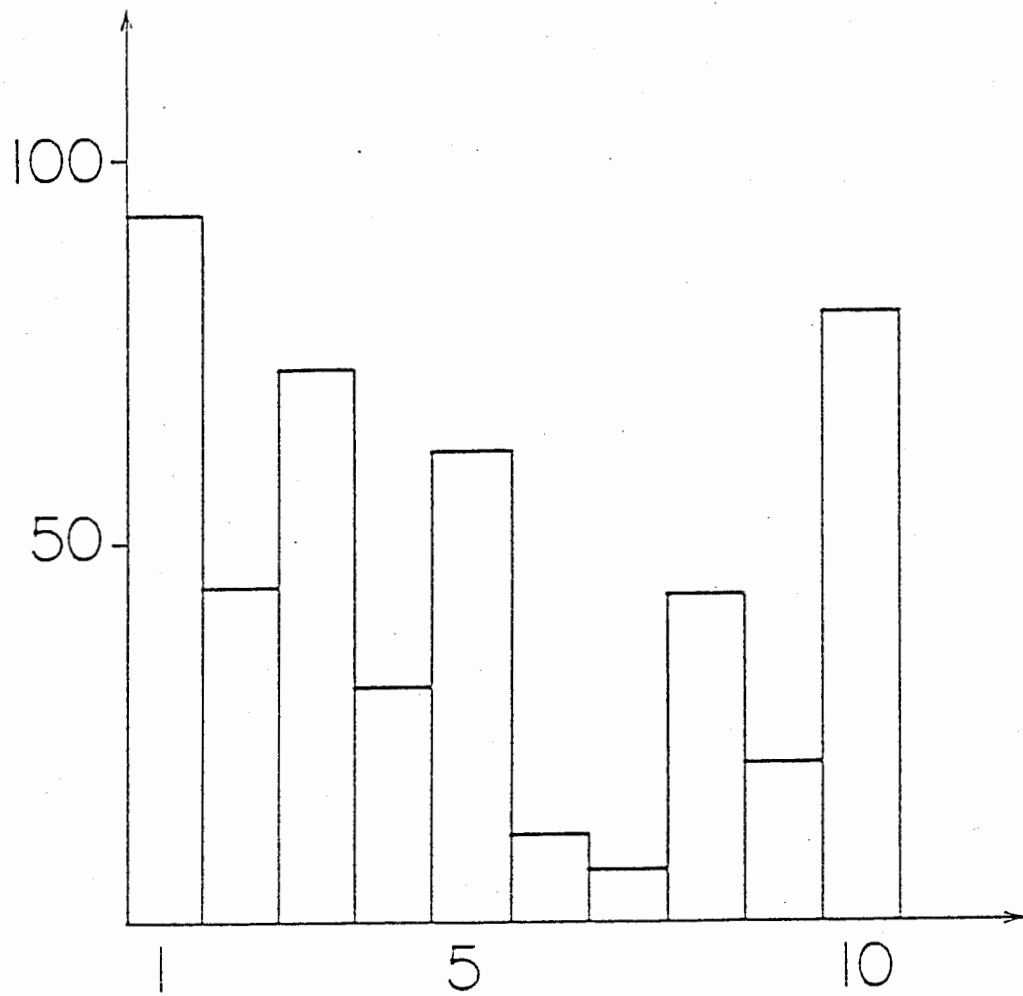


圖 4.5

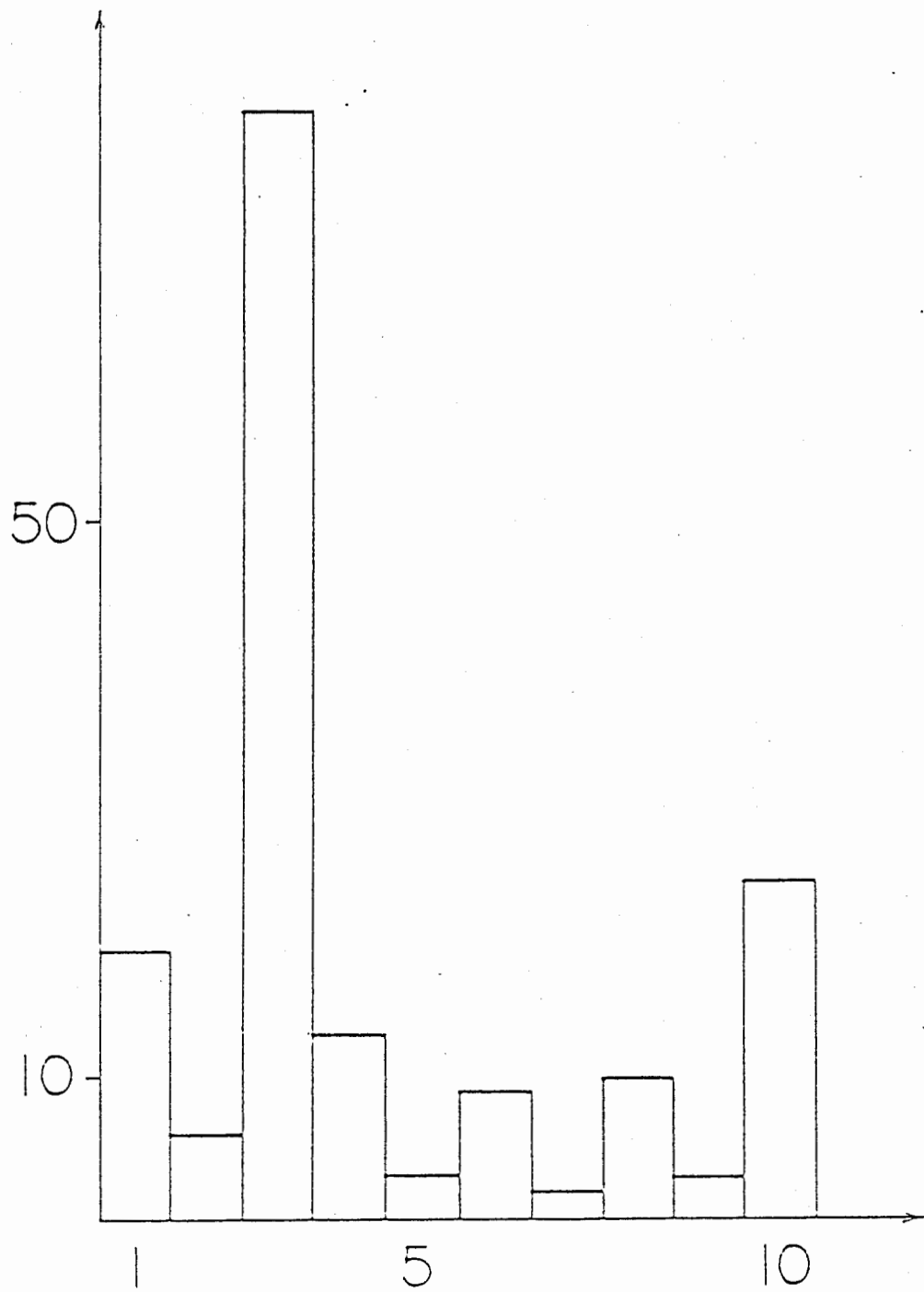
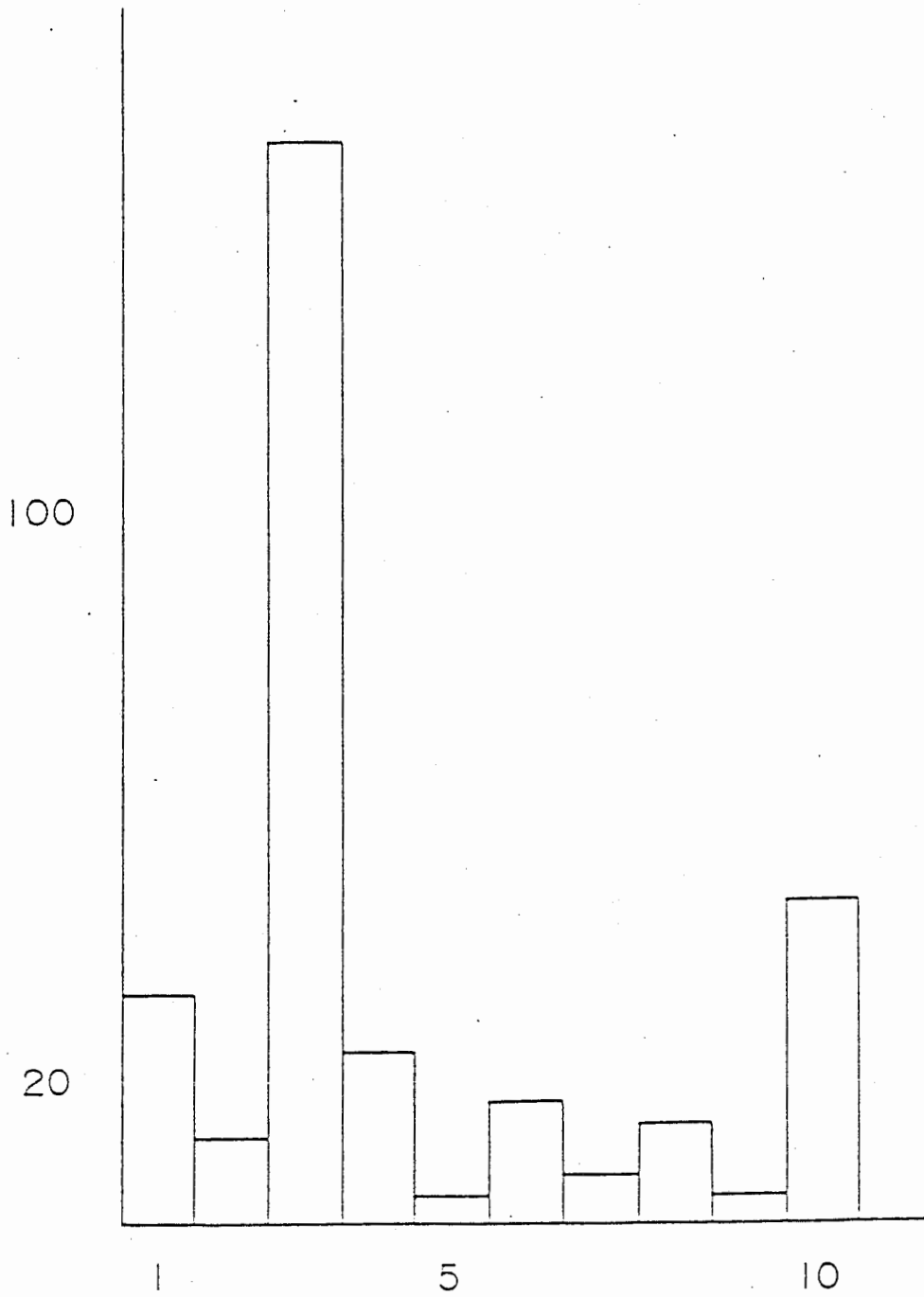
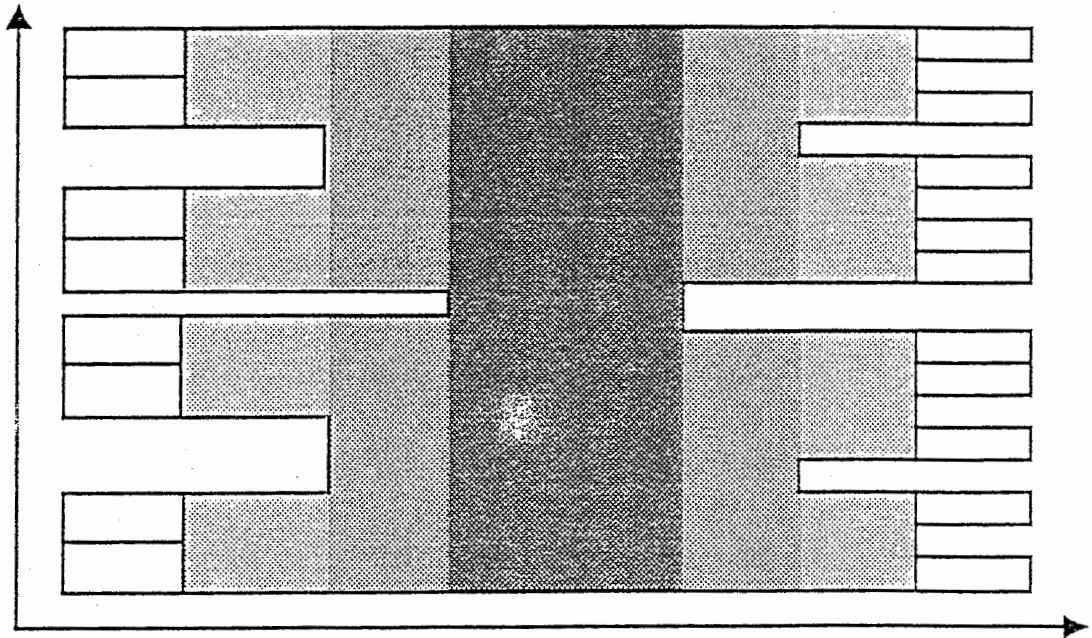


圖 4.6 (a)



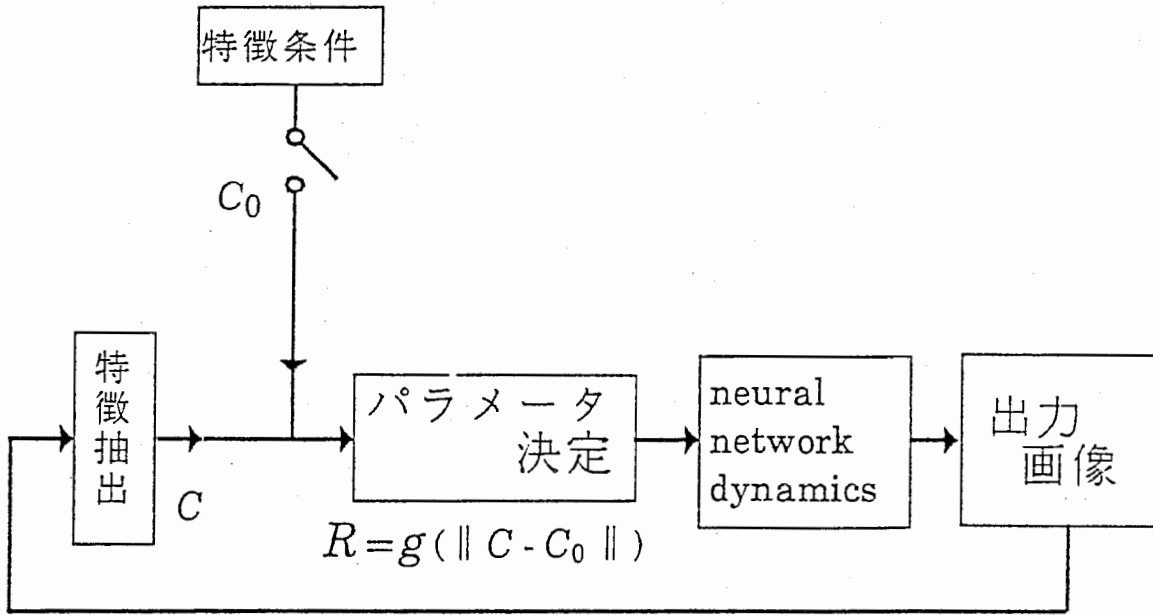
1.2 4.6 (b)

発火パターンの位相空間



パラメータ R

図 5.1



***.....* **.*.*
*****.* *.*.*.
**.*.*.* **.*.*
*.....**.*.*
.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*****.* **.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*****.* **.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*****.* **.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*****.* **.*.*
**.*.* **.*.*

***.....* **.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*
*.....**.*.*
**.*.* **.*.*

③ 5.2

12) 5.3

$\cos \theta_{20,10}$

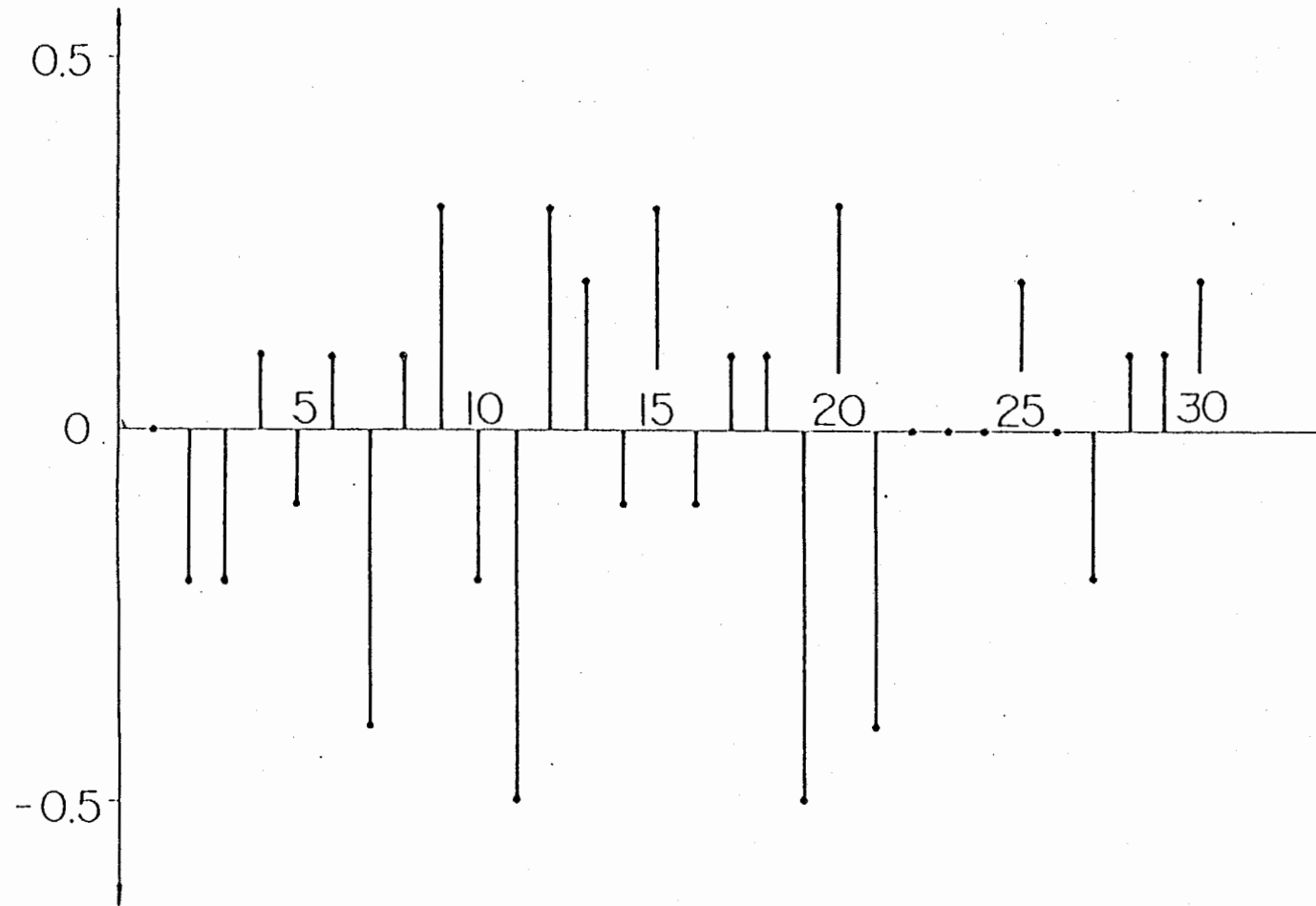
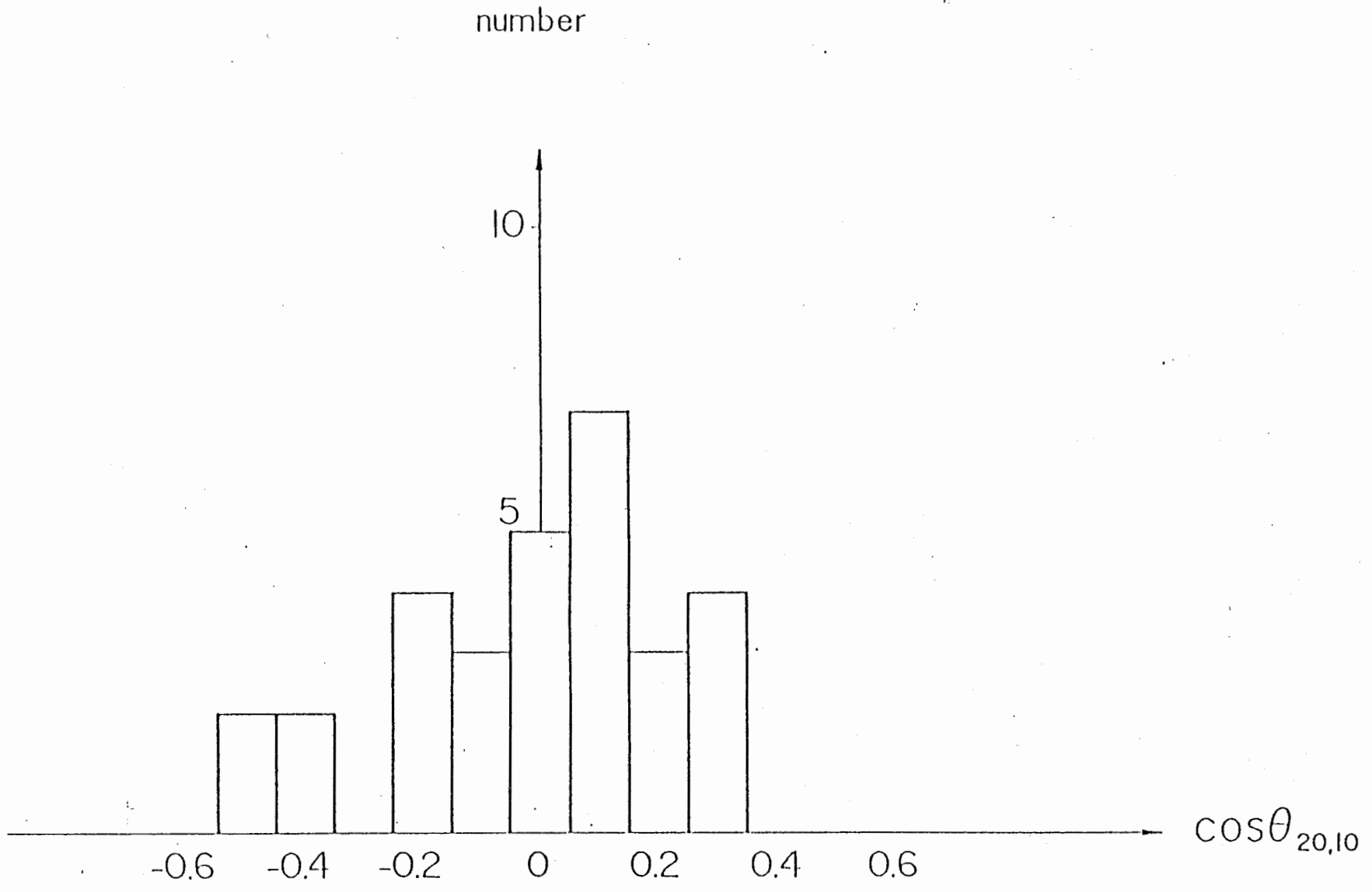
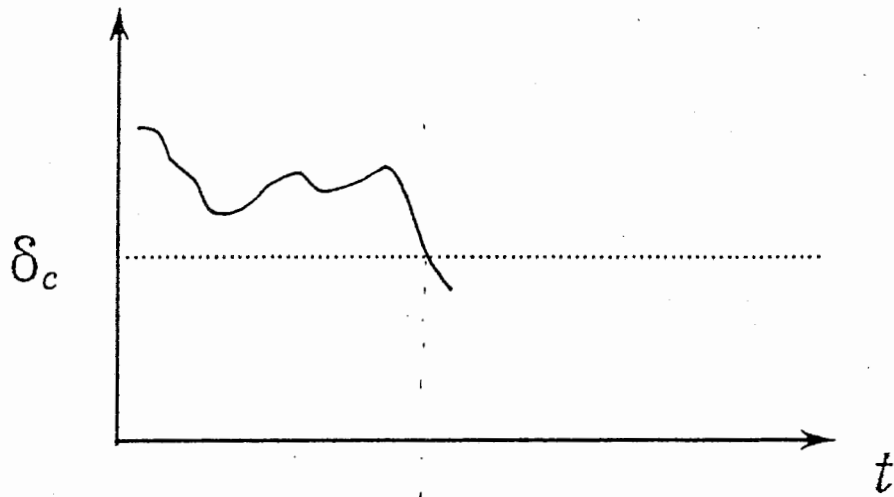


图 5.4

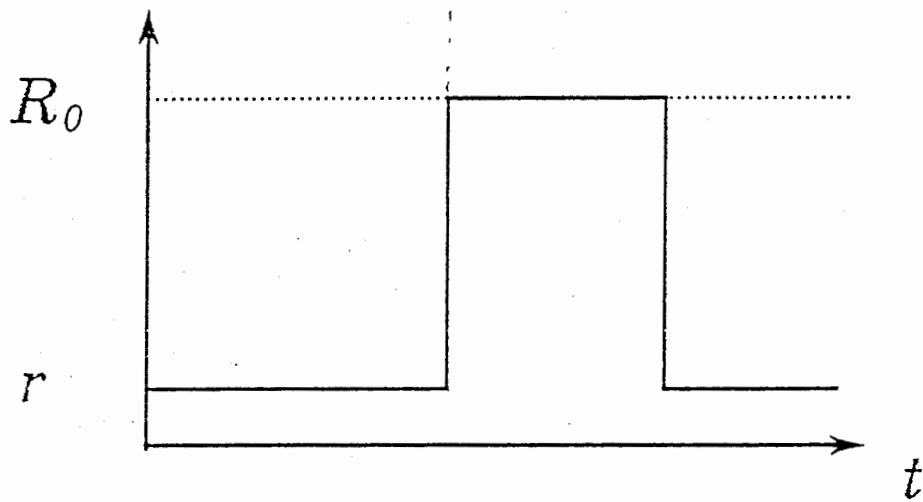


パラメータスイッチのやり方

$$\delta = \| C - C_0 \|$$



R



平均ステップ数

13) 5.6

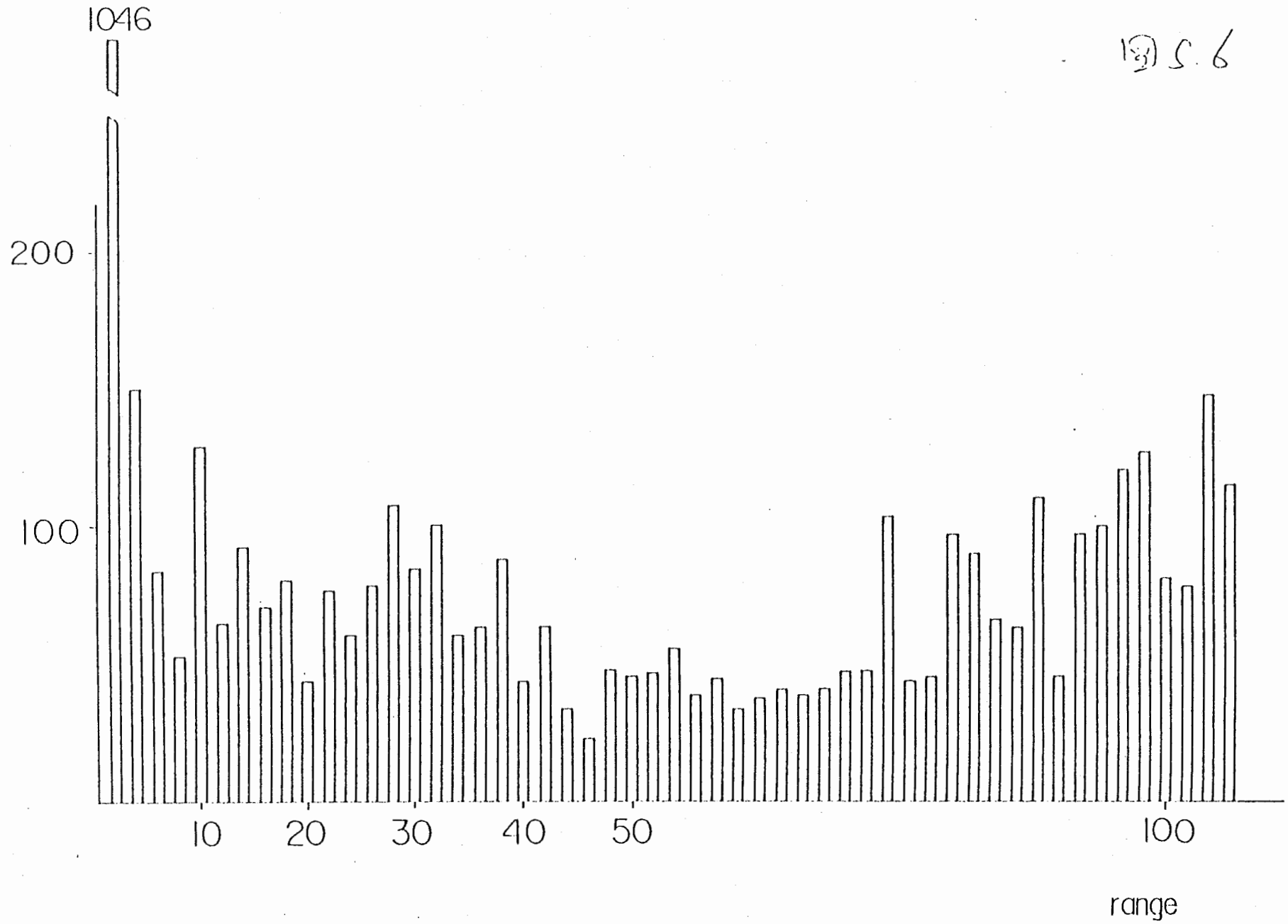
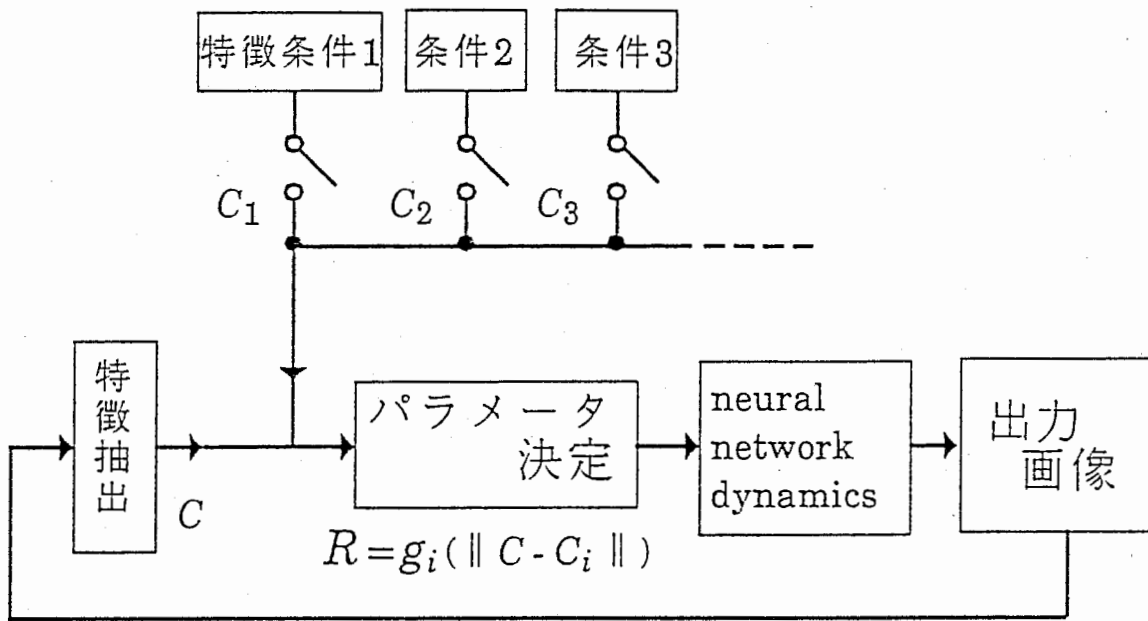


図6.1



[表2-1]

情報処理機能	動力的構造	備考
many-to-one correspondence	アトラクター (fixed point)	
ノイズ除去あるいは部 分→全体の想起	スピン系におけるリア プノフ関数(エネ ルギー関数)の極小	自己相関メモリ
NP完全な最適化問題の 解を得る	同上 リアプノフ関数の global minimum	自己相関を利用したエネ ルギー関数の設定
学習による複雑な信号 の分類	状態空間をアトラク ターに分割	バックプロパゲーション 学習法

表 4.1

(a) initial condition 1		(b) initial condition 2	
time step t	memory basin number	time step t	memory basin number
295	2	300	8†
302	9†	321	9†
305	20†	326	9†
306	9†	328	17†
307	4†	336	8†
317	29	338	9†
319	2	339	28
327	4†	340	8†
339	4†	342	9†
342	13†	343	4†
343	2	351	4†
344	29	358	8†
345	8†	360	8†
347	13†	365	29
357	14	368	8†
363	4†	379	2
374	12†	383	8
378	9†	384	8†
379	2	388	8†
392	29	395	9†
395	26†	415	2
397	29	429	9†
399	4†	432	8†
411	24†	434	30
414	13†	436	8†
415	2	438	12†