

反応拡散方程式を用いた自己想起型連想記憶による画像認識[†]

伊藤 聡*・湯浅秀男*・伊藤正美*

A Pictorial Pattern Recognition Based on an Associative Memory by Use of the Reaction-Diffusion Equation

Satoshi ITO*, Hideo YUASA* and Masami ITO*

The purpose of this paper is to introduce the idea of an autonomous decentralized system to a pictorial pattern recognition based on an autoassociative memory and to examine its possibility.

Synergetic computing proposed by H. Haken is one useful method of the construction of the autoassociative memory. Since prototype pictures are treated as the vector data in this method, the two-dimensional informations would have been lost. So, we may be able to reform this system.

One of the examples that the patterns are formatted by the two-dimensional interaction is found in the chemical reactions like a B-Z reaction. The mathematical models of these have been studied by use of the reaction-diffusion equation.

In this paper we apply the differential equation (the reaction-diffusion equation) which describes the pattern formation from the viewpoint of "autonomous decentralization" concept to make an autoassociative memory. Here we compose the system so that it recalls the memories by self-organization of the best inner structure, by which we propose one of the examples that show the composition of the autonomous decentralized system.

Key Words: reaction-diffusion equation, autoassociative memory, pattern formation, autonomous decentralized system

1. はじめに

科学技術の発展で機械の構造は大規模複雑化し、従来の集中管理型の制御形態は明示的設計の困難さ、管理機構のオーバーヘッドなど多くの面でその適用に限界が生じてきた。そこで分散したサブシステムの相互作用によって全体の目的達成を目指す自律分散型の制御形態が提案され、近年盛んに研究がなされている¹⁾。

本論文は自律分散の概念に基づいた画像認識システムの構成を試みたもので、ここではその中でも比較的实现が容易な自己想起型連想記憶に応用する。

そのような連想記憶の有効な手段としては、H. Hakenらによってシナジェティック・コンピューティン

グが提案され^{2),3)}、その有効性が論じられている。しかし、そこで用いられる画像はベクトルとして扱われているため、画像本来のもつ2次元的情報は陽には利用されない。そのため、すべての画素間に相互作用が必要となり、結線数の膨大さがハードウェア化の障害の一つとなっている。一方、一般の画像データは局所的な相関が高い場合が多いので、その性質を有効に利用すれば、結線数の減少および演算量の減少が期待される。この局所的な処理による画像想起という大域的な処理を達成する一つの方法として、ここでは自律分散システム理論を用いる。

本論文では、シナジェティック・コンピューティングに自律分散的な処理方法を付け加えた、反応拡散方程式による自己想起型画像認識の一方を提案する。なお、反応拡散方程式を用いた画像認識システムの設計法を示したのは、本論文が最初である。また反応拡散方程式は、完全並列アナログ素子を用いてハードウェア化すれば非常に高速に解くことができる。しかし、現行のコンピュータでシミュレーションをしたとき、その並列性やアナロ

† 第4回自律分散シンポジウムで発表(1993・1)

* 名古屋大学工学部 名古屋市千種区不老町

* Faculty of Engineering, Nagoya University, Nagoya
(Received February 19, 1993)
(Revised June 8, 1993)

グ素子のスピードをどのように評価するかが難しいため、シナジェティック・コンピューティングとのシミュレーションによる比較はここでは行わない。

2. シナジェティクスと連想記憶

生命体、物理現象、化学反応、生物社会などにはその構成要素の挙動によって特定のパターンが自己組織化され、特有の機能や構造を獲得する現象が認められている。複雑系での巨視的な特性が質的に変化する現象を理論的に考察し数学的に記述することを目的とする学際的な研究分野がシナジェティクス^{2),3)}である。

シナジェティック・コンピューティングは、シナジェティクスの基本的原理をパターン形成・パターン認識に応用したもので、認識処理の新しいモデルとして提唱された。そこでは微分方程式の安定な定常状態が記録パターンに対応しており、そのアトラクションが自己想起型連想記憶・パターン想起と結びついている。

データの組 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$ がいくつか与えられたとき、 x_i を入力すると y_i を出力するようなシステムを連想記憶という。自己想起型連想記憶は、連想記憶の内て入力データ x_i と出力データ y_i が一致するものである。

自己想起型連想記憶は、記憶してある情報のうち与えられた情報に最も近いものを出力する。これは、変形・ノイズの加わった画像・文字などのパターンを記憶した知識に対応させることによって理解することにあたる。

3. 画像認識システムの構成

画像認識に自律分散的処理を組み込む方法を説明する。自律分散的処理をするため、まず全体をいくつかのサブシステム(個)に分割する。これは、画像を画素の単位にまで分割することによって達成する。そしてその画素を「個」とみなし、お互いに相互作用を与えて挙動させる。与えた画像に対して正しい画像の想起・復元は、その相互作用によって実現する。

そのような見地から拡散方程式を応用した画像認識システムを二つ構成した。

3.1 拡散方程式による画像認識

(1) 動作の概要

入力パターン q が与えられたとき、それに含まれている M 個の記憶されたパターン $v_k (k=1, \dots, M)$ の各成分をその重みで合成した画像として出力する。数式で記述すると、テストパターン q は

$$q = \sum_{k=1}^M a_k v_k + w \quad (1)$$

のように記録パターンの成分とその剰余項に分解される

が、その中で記録パターンで張られる空間内にあるテストパターンの成分 \bar{q}

$$\bar{q} = \sum_{k=1}^M a_k v_k \quad (2)$$

を出力するということになる。

なお、シナジェティック・コンピューティングではベクトルとして扱われた画像データ q, v_k は、ここでは2変数関数 $q(x, y), v_k(x, y)$ として扱う。簡単のため、 $q(x, y), v_k(x, y)$ はすべて C^∞ 級の関数とする。

(2) 理論の展開

想起を実現することは、実質的には a_i を求めることに帰着する。 a_i の数学的意味は、 q の v_i 成分である。 a_i はつぎのように求められる。

$$a_i = \iint_{\Omega} v_i^j(x, y) q(x, y) dx dy \quad (3)$$

ここで、 Ω は画面全体 ($\|\Omega\| < \infty$)、 $v_i^j(x, y)$ は次式を満たす $v_i(x, y)$ の随伴関数である。

$$\iint_{\Omega} v_i^j(x, y) v_j(x, y) dx dy = \delta_{ij} \quad (4)$$

$$v_i^j(x, y) = \sum_{j=1}^M c_j v_j(x, y) \quad (5)$$

なお、 δ はクロネッカのデルタ、 $c_j (j=1, \dots, M)$ は定数である。

(3)式によると a_i を求めるために画面全体にわたる積分を計算しなければならない。この演算は大域的(積分領域が画面全体)であるので、各画素で局所的に a_i の値を推定し、それが正しい値に収束するような相互作用を隣接する画素間に動かせることによって計算する。

これは有界な集合 Ω 上に関数 f が定義されたとき、

$$f_c = \int_{\Omega} f dx / \|\Omega\| \quad (6)$$

を局所的な相互作用を用いて求める問題と同値である。関数 f を面積が一定に保たれるように変化させ空間的に一様になるように時間発展させることで、(6)式を局所的な演算のみで計算することができる。

位置 x_i での f_c の推定値 \hat{f}_c^i は、

$$\hat{f}_c^i = \frac{1}{3} \sum_{j=i-1}^{i+1} f(x_j) \quad (7)$$

とすることができる。この推定値が一定値に収束するようにダイナミクスを決定する。

各画素での局所的なポテンシャル関数 u_i を

$$u_i = \lambda_i [f(x_i) - \hat{f}_c^i]^2 \quad (8)$$

と定義し、各画素をこのポテンシャル関数に従って時間発展させる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial f(x_i)}{\partial t} &= -\frac{\partial u_i}{\partial f(x_i)} \\ &= \frac{4}{9} \lambda_i \left(\frac{f(x_{i+1}) - f(x_i)}{x_{i+1} - x_i} - \frac{f(x_i) - f(x_{i-1})}{x_i - x_{i-1}} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

λ_i は $f(x_i)$ が \bar{f}_i に収束する速さを決定するパラメータである。 $x_i - x_{i-1} \rightarrow 0, x_{i+1} - x_i \rightarrow 0$ とすると

$$\frac{\partial f(x, t)}{\partial t} = \lambda(x) \nabla_x^2 f(x, t) \quad (10)$$

のように拡散方程式に書き換えられる。この方程式により、局所的な推定値 \bar{f}_i が拡散しながら平均化していき、最終的に各 $f(x)$ は求めるべき正しい値 f_c に収束する仕組みがわかる (Fig. 1)。なお、(10)式の $\lambda(x)$ は $4\lambda_i/9$ を置き換えたものである。

ここで、面積を保存するための境界条件を考慮しなければならないが、それは画像を仮想的に2次元のトーラスと考えることで取り除くことができる。

この理論を2次元に拡張し、 $f = v_i^t(x, y)q(x, y)$ と置くことで a_i が局所演算で求められる。時間発展する関数 f は各時刻で局所的に推定された a_i であるからそれを $a_i(x, y; t)$ と記述し、これを用いて、

$$q(x, y; t) = \sum_{i=1}^M a_i(x, y; t) v_i(x, y) \quad (11)$$

と定義すると、 $t \rightarrow \infty$ のとき各 $a_i(x, y; t)$ が(3)式で与えられる a_i に収束するため、 $q(x, y)$ は $\bar{q}(x, y)$ に収束することがわかる。

3.2 反応拡散方程式系による画像認識

次節のシミュレーションでも示すが、拡散方程式系による画像認識では出力画像をただ一つの記銘画像に一致させることは原理的に不可能である。そこで、それを実現させる相互作用を反応項として付け加え、反応拡散方程式系としてシステムを再構成する。

(1) 素子の導入と位相

拡散方程式を用いる場合と同様に、画像を画素の単位まで分割しそれらの相互作用で認識を行う。

そこで、各記銘画像の画素一つに自律的に挙動する素子(能動素子)一つを対応させ、画素と同じ配列で並べてできる平面(以後、素子平面と呼ぶ)でそれらの振舞いを考える。各素子平面内で同じ座標にある素子を取り出して集めたものを便宜上「グループ」と呼ぶことにする (Fig. 2)。

平面を構成する素子には、0 から 1 までの実数値をとり 0 と 1 で安定になる双安定素子を利用する。素子一つ一つが 0 から 1 までの実数値を位相と呼ぶことにする。これらの素子には、入力画像が自分の属する記銘画

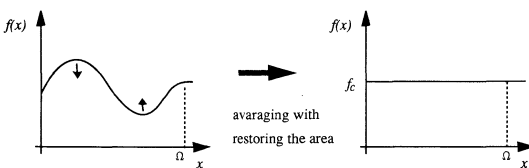


Fig. 1 Avaraging by a defussion

像であると判断した場合位相 1 を、そうでない場合は位相 0 をとる性質をもたせる。認識はこの素子の位相を制御することで実現できる。

(2) 位相の初期化

画像を入力したとき、各素子はその情報をもとに位相を決定する。初期化は素子レベルで行う。すなわち、座標 $\xi (= (x, y))$ にある入力画像の画素の濃淡値 $p(\xi)$ と k 番目の記銘画像の画素の濃淡値 $v_k(\xi)$ の差より k 番目の記銘画像に属する素子の位相 $a(k, \xi)$ を求める。ここでは以下のような式 (Fig. 3) に従って位相を初期化する。

$$a(k, \xi) = f(p(\xi), v_k(\xi)) = \frac{400}{\{p(\xi) - v_k(\xi)\}^4 + 400} \quad (12)$$

Fig. 3 からわかるように、(12)式の関数を使って位相を初期化することは、 $p(\xi)$ と $v_k(\xi)$ の差分画像に空間的

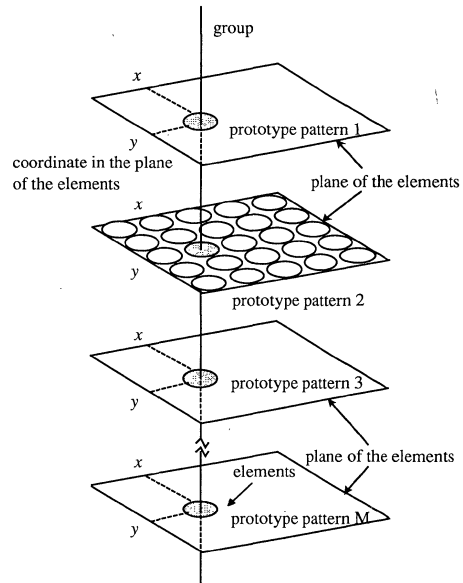


Fig. 2 The plane of the elements and group

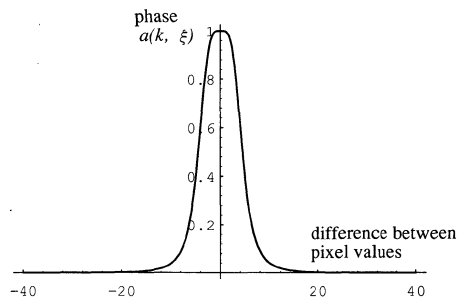


Fig. 3 Graph of the mapping function

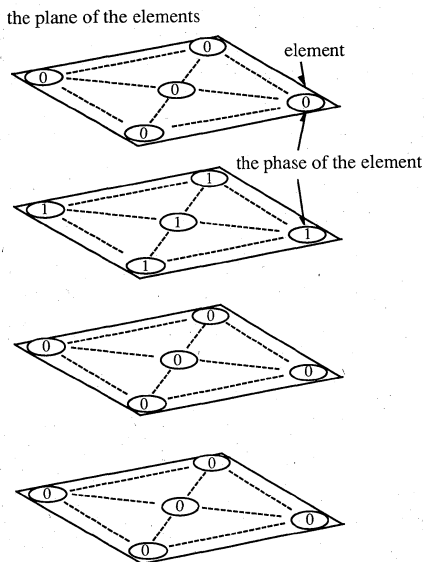


Fig. 4 Stable state

なローパスフィルタをかけ、同時に (0, 1) 領域に規格化することにほぼ対応する。400 の数値は、ガウス分布関数の分散 (σ^2) にほぼ対応し、この数値が小さいと Fig. 3 に示す関数の幅が狭く、大きいと幅が広がる。すなわち、ローパスフィルタのカットオフ空間周波数を決定する数値である。また、ローパスフィルタの特性をもつことから、高周波ノイズに対するロバスト性が向上する。

(3) ダイナミクスの構成

画像の想起の実現は

1. 同一の素子平面内では素子の位相は全て等しい。
 2. 任意のグループ内では、一つの素子のみ位相が 1, ほかの素子の位相は全て 0 をとる。
- の条件を同時に満たせば可能である。つまり、位相は一つの素子平面では全て 1, ほかは全て 0 にする (Fig. 4)。そこで、つぎのようにダイナミクスを定める。

$$\frac{\partial a(k, \xi; t)}{\partial t} = -\frac{\partial V}{\partial a_k} + D\Delta a(k, \xi; t) \quad (13)$$

$$V = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^M a_k^2 + \frac{1}{4} \sum_{k=1}^M \sum_{k' \neq k}^M a_k^2 a_{k'}^2 + \frac{1}{4} \left(\sum_{k=1}^M a_k^2 \right)^2 \quad (14)$$

$$\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (15)$$

ここで、 D は拡散係数、 $a_k = a(k, \xi; t)$ である。(13) 式は反応拡散方程式とみなすことができる。

反応を記述する第 1 項に、シナジェティック・コンピューティングで H. Haken が用いたポテンシャル関数を使用している。これは、「グループ」内に働く相互作用である (Fig. 5)。このポテンシャル関数に従って時間

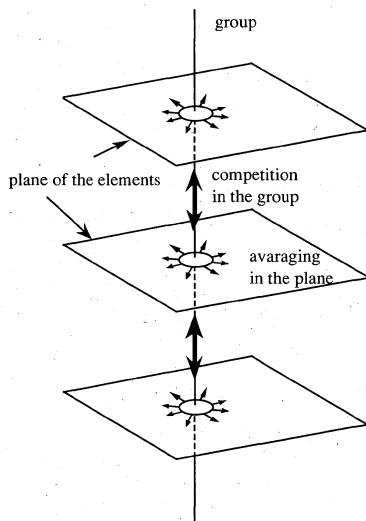


Fig. 5 The interaction

発展すると、上記の条件 2 が満たされる状態に収束する²⁾。

一方、拡散を記述する第 2 項は、素子平面内の位相の平均化を行う (Fig. 5)。つまり、これによって条件 1 が満たされるように相互作用が働く。

拡散係数 D を十分大きくすると、条件 1, 条件 2 を同時に満たす状態 (Fig. 4) をダイナミクスの安定な定常状態にすることができる。これは、特異摂動または隸従原理による解析⁹⁾ により示すことができるが、紙面の都合上ここでは省略する。また D の値を決める目安は、グループ内に働く相互作用による挙動に比べて位相平面内の拡散が十分速くなるようにすればよい。具体的には、一般的な初期入力画像に対して、(13) 式右辺第 1 項の大きさに比べて右辺第 2 項が十数倍以上であれば十分である。

(4) 出力画像の構成

位相が決まるとそれをもとに出力パターンを構成する。それは、グループ内で位相を重みとみなして加えたものを出力する。

$$p(\xi; t) = \frac{\sum_{k=1}^M v_k(\xi) a(k, \xi; t)}{\sum_{k=1}^M a(k, \xi; t)} \quad (16)$$

収束した状態では、グループ内で一つの素子の位相は 1, ほかは全て 0 になっている。よって、最終的な出力結果は記録画像の内の一つに一致させることができる。

4. シミュレーション

前章で構成した二つの画像認識システムについて、計測機上でシミュレーションを行った。記録画像は大きさ

100×100, 濃淡値(輝度)0~255 のものをあらかじめ5枚覚えさせた(Fig. 6).

なお, 拡散だけのシステムでは拡散係数 $D=1$, 反応拡散システムでは $D=200$ とした. このシミュレーションによる比較は最終状態を定性的に比較することが目的であり, そこに至るスピードは問題としていない. したがって, この拡散係数値の差は問題とはならない. さらに, 両方法で拡散項の計算方法が異なり, 時間の刻み幅も異なるため, 図に示した演算回数は収束性の善し悪しとは無関係である.

4.1 高周波ノイズを加えた画像からの想起

記録画像3に Fig. 7(b)のようなノイズを加えたものをテストパターン(Fig. 7(a))として与えた. どちらも

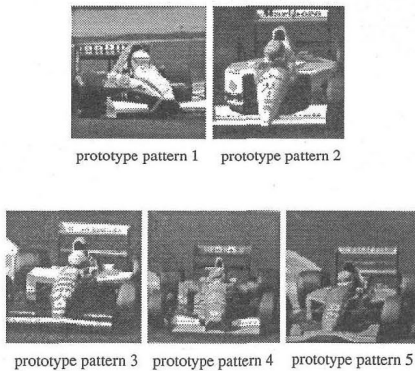


Fig. 6 The prototype patterns

ノイズを加える前の画像に収束している(Fig. 7(c), (d)). この結果から, これらのシステムは平均0のランダムノイズに非常に強いことがわかる. この例では, ノイズの最大振幅は画像データの最大振幅の約40%である. われわれが行ったシミュレーションでは, 100%を超えるランダムノイズを加えても正しく認識された.

4.2 成分を混ぜた画像からの想起

記録画像の張る空間内のノイズが除去可能かどうかを調べるために, 記録画像2と記録画像5を1:1で混ぜてできる画像(Fig. 8(a))を入力として与えた.

拡散方程式のほうは, 出力画像は入力画像と同じになる(Fig. 8(b)). これは構成方法から明らかであり, 理論とシミュレーション結果が一致している.

反応拡散方程式を用いたほうは, 出力画像が記録画像の一つに収束している(Fig. 8(c)). つまり, 記録画像の張る空間上のノイズが除去可能であることを示している. ここで挙げた例では混ぜた記録画像強度に有意な差がないが, たとえば6:4のように有意な差がある場合は, 強度の強いほうの画像が想起される. ここでの例のように有意な差がない場合は, 記録画像の性質によって決まるどちらか一方が想起される. ただしこの場合は, わずかなノイズなどにより想起される画像の逆転が容易におこる. これは, もととの入力画像の不確かさのためである.

4.3 部分的な画像からの想起

構成したシステムの連想能力を調べるために, 記録画

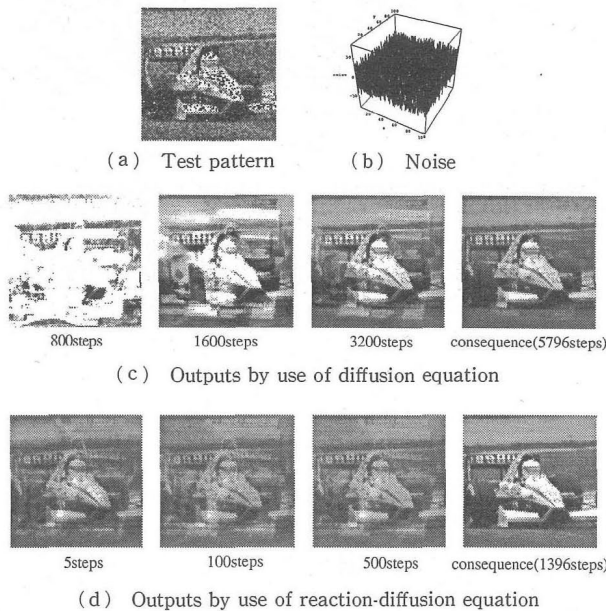


Fig. 7 Recall from the picture with noises

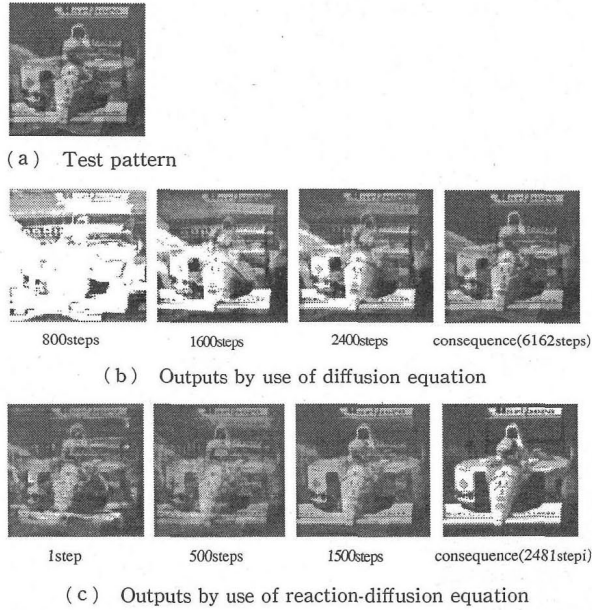


Fig. 8 Recall from the pictures mixed two prototype patterns

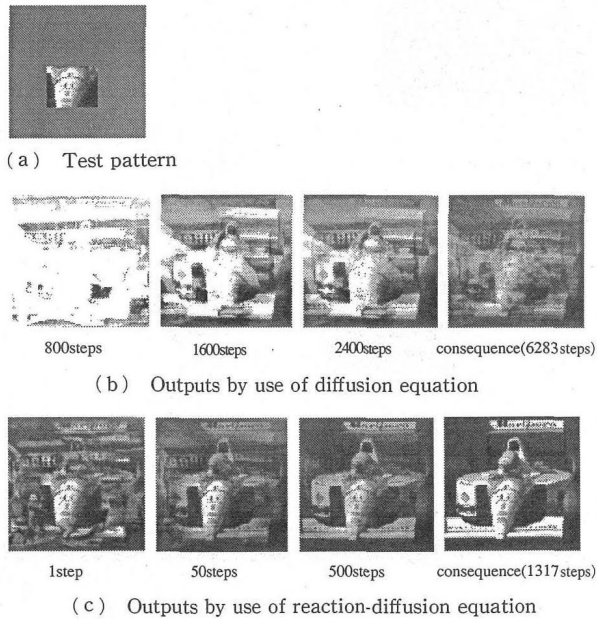


Fig. 9 Recall from a part of the prototype pattern

像 2 の一部分を抜き出し、それをテストパターンとして与えた(Fig. 9(a)).

拡散方程式を用いるものは、ほかの画像の成分も混ざってしまうが(Fig. 9(b)), 反応拡散方程式を用いるほうは、入力画像を一部分にもつ画像に収束している

(Fig. 9(c)).

5. おわりに

本論文では、自律分散システム概念に基づいた画像認識システムを構成した。研究の成果としては、

●システム全体の状態を観測し、それらに命令を与えるような中央のコントローラを用いることなくシステムを構成している。したがって、自律分散システムならではの利点が生かされる。

●自己組織化が実現される。与えられた環境(テストパターン)に対し、素子どうしの相互作用のみによって各素子が安定な状態に落ちつき、その結果、環境に適した大域的な秩序(記銘パターンの想起)が形成される。

●シナジェティック・コンピューティングでは用いられていなかった空間的な情報を利用している。そのため、画像のもつ空間的なつながりが反映され、認識過程での効率が上がる。

●完全並列演算可能である。
などが挙げられる。

また、画像認識システムとしても、画素間の結線数をおさえた超並列演算による画像認識システムの一構成法を示したことは重要な意味がある。さらに非線形相互作用により、直交射影型連想記憶では取り除けない記銘画像の張る空間上のノイズを除去できる。しかし、従来の直列計算機でシミュレートする場合は、実質的な計算量の多さのためかなり計算時間がかかる。また、本構成法は記銘パターンの数だけ素子平面が必要となるため、多くの記銘パターンを扱う際には素子数の増加が問題となる。

生物の網膜での視覚情報処理は、おそらく自律分散的であると思われる。本研究が、生物の視覚情報処理過程の解明や視覚モデルの構築のための糸口になれば幸いである。

本研究の一部は、文部省科学研究費補助金(重点領域研究[204]:自律分散システム・04218209)の援助を受けました。

この研究を進めるに当たりまして、日本鋼管(株)の豊原誠司氏の多大な協力がありました。ここに感謝の意を表します。

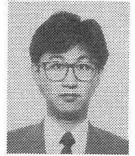
参考文献

- 1) 特集:自律分散システム,計測と制御,29-10(1990)
- 2) H. Haken: Synergetic Computers and Cognition, Springer-Verlag
- 3) H. Haken: シナジェティックスの基礎,東海大学出版社(1983)
- 4) A. S. Mikhailov: Foundations of Synergetics 1, Springer-Verlag
- 5) 中野 馨: ニューロコンピュータの基礎, コロナ社(1990)

[著者紹介]

伊藤 聡

1993年,名古屋大学大学院博士前期課程修了(情報工学専攻)。同年建設省国土地理院入院,現在に至る。自律分散システムの研究などに従事(工学修士)。



湯浅 秀 男(正会員)

1986年,名古屋大学大学院博士前期課程修了(情報工学専攻)。同年名古屋大学工学部情報工学科助手。92年同大学電子機械工学科講師,現在に至る。主に自律分散システムの研究に従事。電気学会,システム制御情報学会,神経回路学会などの会員(工学博士)。



伊藤 正 美(正会員)

1953年,東京都立大学工学部卒業。電気試験所を経て,64年名古屋大学助教授。現在同大学教授(電子機械工学科)。システム制御理論,ロボット工学などの研究に従事。78年度電気学会論文賞,84年度計測自動制御学会論文賞,89年度システム制御情報学会榎本記念賞論文賞受賞,91年度計測自動制御学会フェロー。IEEE,電気学会などの会員(工学博士)。

