自己組織化細胞を含む視覚系のモデル†

大 森 隆 司*・中 野 馨*

Model of Visual Neural System with Self-Organizing Cells

Takashi OMORI* and Kaoru NAKANO*

This paper describes a model of a visual neural system of a higher animal with self-organizing property. In the human brain, a model of outer world is gradually constructed through experience. We call it "World Image". It contains not only knowledge of objects but also models of space and/or action etc. We get information of outer world through receptors such as eyes and ears, and interpret it referring to "World Image". Then new and important information is appended to "World Image". Human brain contains a large number of neurons and most of which have similar structures. That is, "World Image" is represented as the form of neurons and their interconnections. To study how the brain realizes "World Image" is very important not only academically but also technologically, because of the recent great progress of micro electronics. At the first step of studying "World Image", this paper describes a summary and a model of a visual neural system of a higher animal, and at the second step describes experimental result by a simplified hardware model made for trial.

Keyword: vision, neuron, self-organization

1. はじめに

人間の脳は眼、耳などの受容器から入ってくる外界の情報を記憶し、その記憶をもとにして行動する。その情報は入ってきたときには意識しなくとも、自然に記憶として残っている。すなわち現在には必要としない情報でも対象に応じて自動的に整理し、ある場合には無意識のうちに、またある場合には意識的に効率よく、経験的に意味のある（重要な）ものを選択して記

憶し、後に必要に応じて利用している。この記憶は外界のイメージであり、人工知能でいう「知識」に似ているが、より広い意味で世界の事物や事象のモデルまたはシミュレーターに近いものであると考えられる。本稿ではこれを「世界像」と呼ぶ。現時点では脳における「世界像」の具体的な構造はほとんどわかっていない。人間をとりまく世界はきわめて広く、多くの物質が多彩な構造を形づくっている。それにもかかわらず脳は経験を積むことによって、その中には存在しない物質や現象を現実に見たり聞いたりさわったりしているかのごとく知覚することができるようになる。つまり、感覚器を通して世界に触れることにより「世界像」を構成し、脳の中で現実の世界のごとく動作させる。しかも計算機とは異なり、この「世界像」をどのような形式にして記憶するかということを指示されなくとも、外界の情報を感覚器を通して受けいれているだけで、自己組織的に構成してしまう。

本研究は上記のことを念頭において人間の脳の情報処理の本質を明らかにすると共に、そのような能力をもつ情報処理装置を開発することを目標とする一連の研究の一端である。現状においては上記のような一般性のある「世界像」の構成は不可能であるが、受容器を視覚系に限定し、本質を失なうことなく極度に簡略化したうえで、「限られた世界像」を取り扱うシステムを構成した。

本稿ではこれまでに知られている生理学的知見にもとづいて視覚系から脳に至る情報処理のモデルを組み、その世界像との関連について考察する。またそのモデルに用いる自己組織化細胞の学習則を提案し、そのシミュレーションについて述べる。さらにその細胞機能を実現する素子を作り、単純化したモデルをシミュレートするシステムを試作し、動作を評価・確認したので、それについて述べる。

2. 視覚系モデル

この章では高等動物の視覚系に関する生理学的知見

† 第21回計測自動制御学会学術講演会で発表（昭57・7）

* 東京大学工学部 東京都文京区本郷 7-3-1

* Faculty of Engineering, The University of Tokyo, Bunkyo-ku, Tokyo

(Received June 10, 1983)

(Revised October 3, 1983)

Fig. 1 Simplified visual system of a higher animal

It is divided into several parts according to their function of visual information processing

- (1) Converting information of eye direction into the neural excitation
- (2) Retina and Lateral Geniculate Body: Converting an optical pattern on the retina into a neural excitation pattern. The resolution is fine at the center and is coarse at the circumference
- (3) Visual cortex: Extracting the characteristic features from a visual pattern. The property of each neuron changes through visual experience
- (4) Associative cortex: Generalizing features and making decision

と、それらを考慮して構成した眼球から脳に至る情報処理機構の簡単なモデルについて述べる。

2.1 視神経系の概略

高等動物の視神経系に関する知見のうち、本稿で述べる視覚系モデルに関係深いものについて概略を説明する (Fig. 1)。

網膜は数層の細胞層からなる光受容器である。その感受性は中心部では形や色に鋭く、周辺部では動きに対して鋭い。網膜および網膜から外側膝状体を経て大脳視覚野 (visual cortex) に至る経路は網膜上の図形の相対的な位置関係を保存し、側抑制 (微分) により図形のコーナーやエッジを強調する (マッハ現象)¹⁾。

大脳視覚野には、Hubel, Wiesel などにより、図形の特徴検出細胞とでもいうべきものが数種類発見されている²⁾。それらは機能の違いから単純細胞と複雑細胞に分類され、網膜上の特異な方向のエッジ、直線、端点などを検出する。これらにより、網膜上の像から意味のある特徴を、目的によらずひと通り抽出している。それらの機能がいつ備わるかについては説が分かれ、方向などの特異性は生まれつき定まっているとする先天説と、生後の視覚体験により変わるとする後天説とがある。最近では先天的細胞と後天的細胞の両方が存在するとする説が有力になっている³⁾。

Fig. 2 Information flow model of visual system based on the neurophysiological fact in Fig. 1

Input part of visual patterns can decide the next position of the fixation point from the visual pattern. Information-converting part extracts various features in parallel from the fine visual pattern shown in the fovea and decides what a feature to extract. Learning and decision-making part learns and memorizes extracted features, and after learning, makes a correct answer to a question about the visual pattern

大脳視覚野で処理された図形に関する信号は、周囲の大脳連合野へ流れていく。しかし大脳連合野の機能は非常に複雑かつ多岐にわたり、現在の時点でははっきりしたことはわかっていない。

2.2 視覚系モデル

前節で述べた生理学的知見をもとにして組み立てた視覚系モデル (Fig. 2) は、入力部、情報変換部、学習判断部の三部分からなる。

第一は外界から情報を受け取る入力部で、動物でいえば眼球や網膜に相当する。その周辺部はパターンや動きを粗く検出し、中心部は細かいパターンの検出・分析を行う。視野全部が一度に細かく見えるのではなく、動物の眼球運動と同じく、注視点が部分を見ながらきょろきょろと能動的に動きまわり、全体からの細かな情報を得る。注視点は、視野の周辺部を粗く見て特徴があると思われる部分に、細かい情報を求めて動く。

第二は入力部の注視点で得られた細かな視覚情報を、後段の学習判断部が扱いやすい形に変換する情報変換部である。ここでは注視点で見たパターンやその位置・速度などの未整理の情報から次段に与える整理された情報を得るが、この段階ではまだ情報処理の目的が与えられていないので、特定の情報のみを抽出してほかを捨てるようなことはしない。また性質の異なる世界に置かれても、この部分には自己組織型学習機構が含まれていて、自動的にその性質に適応していく。

第三は、情報変換部からの出力を受け、生体でいえば脳の高次判断を行う学習判断部である。有意義な判断を行う機能を学習により形成する能力が必要である。現在知られている情報処理モデルではパーセプトロン⁵⁾、アソシアトロン⁷⁾、コグニトロン⁶⁾などがこれに相当する。

以上の 3 部分を結合することにより、視覚系モデルは以下のような動作を行う。

1. 外界を広く粗く見ては特徴があると思われるところに視点を移動させ、全体についての細かい情報を得る。
 2. 視点の動きや見えるパターンなどから、外界に特有の意味のある特徴を有効に認識・変換できる情報変換部が、一部は先天的に備わり、一部は経験から後天的に自己組織化する。
 3. 情報変換部からの出力を学習判断部に与えて教師付きの学習を行う。情報変換部の自己組織化が完了するまでは有効な学習は進まないが、特にその完了を検出してモードを切り換えなくとも、同時に行っているならば自然に適切な状態に落ちつく。
- 以上に述べた視覚系モデルは、入力部に関する議論をほかの感覚器に適用すると、そのまま人間の感覚系の基本的な情報処理モデルに拡張される。その場合、各種の感覚器から入ってきた刺激に対する情報変換部や学習判断部の変化と、それらを通して得られた外界に対する意味づけの記憶が組合わさって「世界像」となる。

3. 具体的な視覚系モデルとその評価

前章で述べた視覚系モデルに従い、具体的なシステムを構成して評価を行なったので、それについて述べる。

3.1 世界像の具体化

本稿で扱う世界は、いわば目で見える“情景”の集合である。本研究の目的は視覚系のモデリングであるので、実験に用いる世界は複雑である必要はない。むしろ自己組織化と学習による「世界像」の形成と利用という本質を失なわない範囲で、できる限り簡単なほうが原理がわかりやすい。その目的で単純化した世界を対象世界と呼び、情景は簡単な図形に限定する。そのおのおの図形はたとえば(1)三角形又は四角形、(2)凸図形又は凹図形、(3)大きい又は小さい、などの意味の異なる複数の属性を同時にもっている。そのような対象世界から得た情報を如何に有効に並列変換

Fig. 3 Actualized model of visual system for experiment

The objective world is a set of simple (16×16 dots) figures. A member of it is chosen at random and is given to the visual field which corresponds to a retina of an animal. The fixation point moves and looks about characteristic points on the given visual pattern using the result of a simple potential calculation. The information of the fixation point (3×3 dots) and of its position is sent to the information converter where, by many cells, it is converted to the more convenient form for learning and decision making. The converter contains twenty pattern classifier cells, twelve of which are fixed and the rest are variable, eight position classifier cells and 320 pattern-position classifier cells. In learning and decision-making part, the Perceptron is used to cognizing various features of the given patterns

する機構を構成し、その中から必要な情報を取り出して学習していくかが問題なのである。

3.2 具体的モデル⁸⁾

この視覚系モデルを可能なかぎり単純化して Fig. 3 に示すような具体的モデルを構成した。対象世界は 16×16 の画素からなる平面上の 2 値図形の集合とし、その元を一つずつ乱数で選んでは場面として視野に提示する。視野はやはり 16×16 とし、その中で 3×3 の注視点が場面の中を移動するとした。視野のうち注視点のみが正確な図形の形を取り込む能力をもち、ほかの部分では何らかの特徴（コーナー、エッジなど）を表現する図形の空間微分値のみを知りうるとした。注視点の移動は一種のポテンシャルの計算を用いて行う。その定性的なアルゴリズムは以下の通りである。

1. 場面（入力図形）全体に 2 次元の微分フィルタ

一をかけて、その値をポテンシャルの初期値とする。

2. 注視点はポテンシャルが最大のところへ移動し、その値をある比率だけ減少させる。最大の点が複数あるときは乱数でその一つを選ぶ。

3. 注視しなかったところはポテンシャルが初期の値に比例して増加する。

ポテンシャルは視野内の図形のもつ特徴に対する情報要求量と考える。時間がたつと情報は忘れられて要求量が増加する。注視点は特徴が存在する部分のみを、その強さに比例する割合で見えまわり、その位置とパターンを情報変換部に伝える。

情報変換部は20個のパターン識別細胞と、2次元各4個の位置情報を検出する細胞と、 $20 \times 4 \times 4 = 320$ 個のパターンと位置が複合した特徴を検出する細胞からなる。これらの細胞は入力部の注視点で見えたパターンとその位置を、時系列入力として注視点が動くたびに受け取る。20個のパターン識別細胞のうち12個は先天的細胞として対象図形に共通の特徴（コーナー4個、エッジ8個）を固定的に記憶していて、ほかの8個は自己組織的に新しいパターンを学習記憶するものとした。入力された注視点のパターンに最も近い記憶パターンをもつ細胞一個のみが興奮し、そのときだけ学習するものとした。この学習は Hebb のシナプス強化法則に近いものである。その詳細については次節で述べる。位置情報を検出する細胞は、縦と横方向をおおの4つの領域に分け、注視点の位置に応じて縦、横の各一個が興奮するとした。パターン・位置複合細胞は特定の位置で特定のパターンが見えたときのみ興奮する。

情景は乱数で選んでは入力部に与えられ、注視点はポテンシャルに従って図形の特徴点を見えまわる。情報変換部の細胞は一部はあらかじめ決められたパターンに対して興奮し、残りは自己組織化により情景に多く存在する特徴パターンに反応しやすく変化しながら、全体としては情景に応じたパターンベクトルを出力する。パターンベクトルの要素は、ここでは注視点が一定回数移動する間の各細胞の興奮回数が主体となっているが、一般的には受容器の集めた情報に各種の変換をほどこして得られるものである。これは、情景のもつ特徴を細胞群が自分の過去の経験から得た記憶を用いながら相互に作用しあって分析したイメージ、すなわち「世界像」による情景の解釈である。

学習判断部はパーセプトロンの associative unit 以後と同じ構造をもち、情報変換部の出力に対して人間が教師になって、場面のもついくつかの図形の属性のうちから要求されたものについて解答するように、パ

ーセプトロンの係数としきい値を修正する。

3.3 パターン識別細胞の自己組織化

自己組織化機構によく利用される興奮率一定の原理（ここでは特殊なものとして一個のみ興奮）と疲労（しきい値可変）の原理を組みあわせて、パターンの存在比に比例した数の分担細胞（あるパターンに特異的に反応する細胞）を自己組織的に形成する神経回路網の学習系を構成した。

l 個の2値の要素からなる m 種類のパターン $F_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{ik}, \dots, f_{il})$ （ただし $i=1, \dots, m, k=1, \dots, l, f_{ik} \in \{-1, 1\}$ からなる）がそれぞれの出現確率 $P_i (\sum P_i = 1)$ で与えられるとする。それに対して n 個の細胞 $C_j (j=1, \dots, n)$ はおのおの l 個の係数 $A_{jk} (j=1, \dots, n, k=1, \dots, l)$ と疲労度 $T_j (j=1, \dots, n)$ をもち、学習により値を変えたとする。各細胞の興奮および学習方式は以下の通りとする。

1. 与えられた特徴パターン F_i に対する各細胞 C_j の興奮度 V_j

$$V_j = \sum_{k=1}^l A_{jk} \times f_{ik} - T_j \quad (1)$$

($j=1, \dots, n$)

を計算する。 n 個のうちで V_j が最大となる j を $j_{\max}$ としたとき、細胞 $C_{j_{\max}}$ のみが興奮する。

2. 各細胞 C_j の係数と疲労度に以下の学習強化法則を適用する。

興奮する場合 ($j=j_{\max}$)

$$A_{jk} = A_{jk} + \alpha \times (f_{ik} - A_{jk}) \quad (2.1)$$

$$T_j = T_j + \beta \quad (2.2)$$

興奮しない場合 ($j \neq j_{\max}$)

$$A_{jk} = A_{jk} \quad (3.1)$$

$$T_j = T_j \times \gamma \quad (3.2)$$

ただし、 $\alpha > 0$: 係数 α_{jk} の学習係数

$\beta > 0$: 疲労度 T_j の興奮時増加量

$0 < \gamma < 1$: 疲労度 T_j の非興奮時減少量

(2.1)式より A_{jk} は初期値によらず $|A_{jk}| \leq 1$ の範囲に収束する。

この方式によると、ある特徴パターン $F_i(f_{ik})$ が与えられたとき、それに最も近い係数 A_{jk} をもつ細胞 C_j が最も興奮しやすいが、それだけでは決まらず疲労度 T_j にも存在する。疲労度は細胞の興奮回数が増加するにつれて増加し、多数回出現する特徴パターンに対して常に同じ細胞が興奮することはできない。その場合には、疲労度のまだ低いその特徴パターンに類似した係数をもつほかの細胞が興奮して学習を行い、同じ特徴パターンの分担細胞が増える。また、異なる2種類以上の特徴パターンに興奮している細胞は、疲

疲労度が大きくなりすぎ、片方をほかの細胞に渡す。したがって他数回出現する特徴パターンに対しては、それに比例した数の分担細胞が形成され、各細胞の疲労度はほぼ均一になる。疲労度 T_i は「しきい値」と類似した性質をもっているが、むしろ細胞の疲労と考えたほうが直感的に理解しやすい。

この学習は数式的には一種の確率を含んだ微分方程式になる。もし細胞 C_j がパターン F_i に対応して興奮するとすると、細胞 C_j の疲労度 T_j は、平均的にはつぎようになる。

$$T_j = \frac{P_i \times \beta}{(1 - P_i) \times (1 - \gamma)} \quad (4)$$

もしパターン F_i の出現確率 P_i がほかのパターンより大きいならば、 V_j は学習回数とともに小さくなり、 F_i に対して多数の細胞の中で最大となることはできなくなり、ほかの細胞が興奮する。その細胞を C_x とする。もし、 C_x が対応するパターンをもっていないとすると、 $T_x = 0$ であり、パターン F_i に対して $-l \leq V_x \leq l$ である。このとき、確実に $V_j \leq V_x$ となるためには

$$V_j \leq l - \frac{P_i \times \beta}{(1 - P_i) \times (1 - \gamma)} < -l \leq V_x \quad (5.1)$$

すなわち

$$\frac{\beta}{1 - \gamma} > 2 \times l \times \frac{1 - P_i}{P_i} \quad (5.2)$$

が十分条件である。細胞 C_x はパターン F_i に対して一度興奮すると、その興奮度 V_x は $\alpha \times (l - V_x)$ だけ増加し、いっぽう C_j の疲労度 T_j は、平均的に最大 $P_i \times \beta / (1 - P_i)$ だけ減少するので、つぎにパターン F_i が再び出たとき細胞 C_x が興奮するためには

$$\frac{P_i \times \beta}{1 - P_i} \leq \alpha \times (l - V_x) \leq 2 \times l \times \alpha \quad (6)$$

となることが必要である。

この疲労を導入した学習系の動作を計算機シミュレーションで確認した。Fig. 4 (a) に示すような 3 種類の 3×3 の 2 値パターンを特徴パターンとして選び ($l=9$)、乱数で一個ずつ選んでは 3 個の細胞からなる学習系に与えた。それに対する細胞の学習過程をあらわしたものが Fig. 4 (b) で各細胞の係数 A_{jk} の初期値を乱数で設定してその時間変化を記録した。横軸に時間、縦軸の上方向を正、下方向を負として、係数を表現した。最初は細胞 2 が特徴パターン 1 と 2 に対して興奮して、細胞 1 が興奮できないでいたが、細胞 2 の疲労度が大きくなると細胞 1 がパターン 2 に興奮するようになり、最終的には細胞と特徴パターンとの間

(a) Three types of 3×3 input patterns. Each element has a value of +1 or -1. Pattern 2 is similar to pattern 1 except for one element, but pattern 3 is much different

(b) Change of coefficients of cells with time. The ordinate means values of coefficients and the abscissa means learning count. Coefficients may have arbitrary initial values. First, cell 1 gets excited at no pattern and cell 2 at both pattern 1 and 2. But later cell 1 becomes to get excited at pattern 2 and cell 2 only at pattern 1. An example of change of coefficients is shown for better understanding of these figures. Each ordinate means the value of coefficients at every three learning times

Fig. 4 Simulation on self-organization of pattern classifier cells

There are three cells which have the same receptive field of 3×3 size and three input patterns of the same size. Each cell has nine ($3 \times 3 = 9$) coefficients corresponding to the size of the field and one threshold which plays the role of fatigue. One of the input patterns is chosen at random and is given to the receptive field. Given the pattern, one of the cells gets excited if the similarity of coefficients overwhelms the fatigue, and changes its coefficients according to a learning rule which is similar to Hebb's reinforcement rule of synapses, and increases the value of fatigue. The other cells don't change their coefficients but decreases the value of fatigue. When one cell is excited by any of more than two patterns, its fatigue increases and it becomes hard to get excited, and at last one of the resting cells is excited by one of these patterns

に一对一の対応関係ができた。細胞と特徴パターンを 5 個ずつにしても同様の結果が出た。細胞と特徴パターンの数が異なっても特徴パターンの出現頻度に応じて細胞が学習する。すなわち、特徴パターンのほうが多い場合は類似したものを一個の細胞が分担し、逆の場合には出現頻度の多い特徴パターンを 2 個以上の

細胞が分担する。

特徴パターンは乱数によって選ぶ。そのため出現確率が均一にならないことがある。そのようなときパラメーター β , γ の値により細胞の学習の安定性が変化する。疲労度の増加が少ないように設定すると、分担細胞はなかなか出現しないが、一度出現した細胞は安定している。逆に疲労度の増加を大きくすると、出現は早いと同時に乱数の不均一による変化にも弱い。ここで、ある細胞が分担したものと大きく異なる特徴パターンに対して興奮した場合は疲労度が大きく増加する、と考えることは自然であろう。そこで定性的なものではあるが、(2.2)式を以下のように変更する

$$T_j = T_j + \beta + \delta \times \sqrt{l} - \sum_k A_{jk} \times f_{ik} \quad (7)$$

$$-l \leq \sum A_{jk} \times f_{ik} \leq l$$

$$\delta > 0$$

これにより、一度学習を完了した細胞は分担していない特徴パターンに一度興奮すると疲労度が大きく増加し、ほかの特徴パターンを学習することを防ぐ。以後(2.1), (7), (3.1), (3.2) 式を自己組織化の基本式とする。

3.4 実験

3.2 で述べたシステムのうちの、自己組織化細胞をシングルチップ・マイクロコンピュータを用いて試作し、マイクロコンピュータシステムと組みあわせて動作させ、実験を行った。対象世界の属性としては、(1)三角形又は四角形、(2)凸図形又は凹図形、(3)大きい又は小さい図形(以後(1), (2), (3)の属性と呼ぶ)を選んだ。すなわち、一個の図形でも複数の属性をもっており、その中のひとつについて注目して判別するように、教育を行う。おのおのについて前節で述べた自己組織化の原理により、情報変換部の細胞群がその世界に固有の特徴パターンに対して学習記憶して、見せられた図形に対する興奮パターンを構成するようになり、学習判断部のパーセプトロンがその中から必要な情報を選びだすように教育されて、図形の種類を正しく判別するようになることを確認した。情報変換部の12個の固定パターン識別細胞は、対象世界に最もよく見られるパターンとして縦横のエッジを見たときに現れる注視点のパターン(頂点4種、辺8種)に反応するとした。

対象世界として Fig. 5(a) に示す(1)の世界を与えた場合について考える。8個の自己組織化細胞の係数は Fig. 5(b) に示す変化を見せ、対象世界に固有の特徴パターンと同じ形に収束した。各図形を判別するパーセプトロンは自己組織化細胞の係数の収束と共に学習を進め、Fig. 5(c) のような学習曲線を示し、

数十回の学習の後にはほぼ100%の正答率を示した。同じ世界で大きさや位置を変えた図形を与えて学習を続けると、大きさや位置に影響を受けない図形の判別が可能になる。

(2)の世界を対象世界とした場合には、Fig. 6(a) に示す図形群に対して、Fig. 6(b) に示す特徴パターンに応じた細胞の自己組織化が行われ、パーセプトロンも正しく図形を判別することを確認した。(3)の世界についても同様の結果が得られた。

4. 考 察

入力部の特徴は視野内に注視点と周辺部をもち、周辺部で得られる情報をもとに注視点が一歩一歩と動くことである。視野全域でパターンの分析を行う必要がなくなり、移動した図形の処理を注視点の移動の情報におきかえることができる。また注視点の移動に用いたポテンシャルは、心理学でいう視覚の場の理論の変形および拡張である。場そのものの計算は大幅に単純化してあるが、それに外界の特徴に対する情報要求量という意味を与え、拡張・応用した。

情報変換部の特徴は、対象世界に固有の特徴に対して自己組織的に学習分化していく細胞が存在することである。これにより、あらかじめ分担を定めなくとも自動的に分化が起こり、システムの外界適応能力を高めている。また、多数の細胞が並列に処理を行った後に結果をまとめるので、高速かつ多少の素子の不良にはほとんど影響をうけない処理ができる。

このモデルは、特徴の異なる世界を与えられても、それに応じた情報変換を行う。また、注視点が動き、情報変換部が自己組織化機能をもつため、システムの構成要素は有効に利用される。

学習(適応)は一種の記憶である。情報変換部の作業は対象世界の特徴的なことから(パターン)を記憶し、その記憶にしたがって対象世界を解析することである。この記憶をより一般化したものを本稿では「世界像」と呼んだ。細胞の自己組織化による係数の記憶と「世界像」を同一に扱うことには異論があるが、これも一つの考え方である。

構成した世界像と異なる世界に対しては、正しい認識ができにくい。本稿で提案した学習モデルの振るまいとして、特徴抽出細胞の記憶パターンと食い違うパターンが多く含まれる対象世界を与え続けると細胞の疲労度が高くなり、ある時点でこれまで興奮していなかった、または別のパターンに興奮していた細胞が学習をはじめると急に疲労度が低くなるという一種のカタストロフィー的なものがある。ところがこれによく

(a) An Objective world is composed of three figures, "Left Triangle (LT)", "Right Triangle (RT)" and "Square (SQ)". An input pattern is chosen at random from them. Specific characters in this world are corners and oblique sides of triangles

(b) Change with time of the coefficients, of eight variable cells. The ordinate means the value of the coefficients and the abscissa means learning count. Coefficients have small random initial values

(c) Change with time of excitation rate of the Perceptron at a given figure, which has learned to get excited at Left Triangle (LT). The ordinate means total value of stimuli and threshold value, and the abscissa means count of learning to the given figure. The figure is chosen at random from the objective world. Perceptron has learned to get excited only at LT, but neither RT nor SQ

Fig. 5 Result of the experiment

(a) The objective world is composed of nine figures, three of which are T's, three are crosses and others are E's. The input pattern is chosen at random from them. Specific characters in this world are concave and convex corners

(b) Change with time of the coefficients of eight variable cells. The ordinate means the value of the coefficients and the abscissa means learning count. Each coefficient has a small random initial value

Fig. 6 Another result of the experiment

似た現象が人間の理解の過程にもよく見られ、そのモデルとして考えても面白い。人間の場合には当然より広い範囲の神経細胞群の振るまいとして考えなければならぬだろうが、疲労度あるいは不明解度のような尺度を含んだモデルとして議論できる可能性がある。

5. ま と め

以上、高等動物の視覚系の情報処理の原理をとりいれた視覚系モデルについて議論し、試作したシステムによる実験およびその意味について述べた。「世界像」を念頭においた視覚系モデルによる対象世界の各要素の認識が可能であることが、簡単な試作システムにより確認された。高等動物の脳のしくみを生理学的な立場からさぐる試みは以前からなされているが、別の立場から脳をシステムとして考えるアプローチもまた脳の理解への道として必要であると考ええる。

以上の研究は東京大学工学部計数工学科昭和56年度卒業研究と合わせて行われたものである。試作機を製作してくれた斉藤功君、山口正博君および手伝ってくれた高橋ツタさんに深く感謝する。

参 考 文 献

- 1) 田崎, 大山, 樋渡, 編: 視覚情報処理, 朝倉書店, 東京 (1979)
- 2) D. H. Hubel and T. N. Wiesel: Receptive Fields, Binocular Interaction and Functional Architecture in the Cat's Visual Cortex, *J. Physiol.*, 160, 106/154 (1961)
- 3) 伊藤正男: 脳の設計図, 中央公論社, 東京 (1980)
- 4) C. Malsburg: Self-Organization of Orientation Sensitive Cells in the Striate Cortex, *Kybernetik* 14 85/100 (1973)
- 5) M. Minsky and S. Papert: Perceptrons-An Introduction to Computational Geometry, the MIT Press (1969)
- 6) K. Fukushima: Cognitron, A Self-Organizing Multilayered Neural Network, *Biol. Cybernetics*, 20, 121/136 (1975)
- 7) 中野 馨: アソシアトロン, 昭晃堂, 東京 (1979)
- 8) 大森, 中野: 自己組織化細胞を含む視覚系モデル, 第21回 SICE 学術講演会予稿集, 421/422 (1982)
- 9) 大森, 中野: 高等動物の脳における視覚系のメカニズムについて, 第22回 SICE 学術講演会予稿集, 151/152 (1983)