

## 解説



### 5. 脳・神経系の数理モデル

## 5.2 神経回路モデル†

福島 邦彦\*\*

### 1. はじめに

脳における情報処理のメカニズムの解明を目指して、古くから生理学や心理学の分野を中心に精力的に研究が続けられてきた。特に近年生理学的な研究が進み、脳の神経回路に関する新しい事実が次々と明らかにされつつある。しかし微小電極を用いて単一細胞の反応を分析している現在の神経生理学的手法だけでは、断片的な知識は数多く得られても、脳の神経回路の全容を知ることは至難の技である。

そこで理論的あるいは工学的立場からの研究、すなわちバイオサイバネティクス研究の重要性が注目されるようになってきた。バイオサイバネティクス研究においては、調べようとする機能に関して脳と同じ反応をする神経回路モデルを構成することから始める。モデルの構成に際しては、生理学や心理学の実験によって解明されている事実はできるだけ忠実に取り入れるが、まだ解明されていない部分に関しては大胆な仮説を導入する。このようにして構成したモデルの性質を計算機シミュレーションや数学的解析によって調べる。もしそのモデルが脳と違う反応を示したならば、採用した仮説に誤りがあったと考えて仮説を修正していく。このような手順を何回も繰り返すことによって脳における情報処理の基本アルゴリズムを探求していくのである。

つまりバイオサイバネティクス研究は、従来の生理学や心理学が分析的立場で脳の解明を目指していたのに対して、合成的立場に立った研究手法である。バイオサイバネティクス研究と従来の生理学・心理学研究との関係は、ちょうど理論物理学と実験物理学との関係と同じである。

さて、ひとたびモデルができて上がると、脳の神経回

路がモデルという形に単純化・抽象化されているので、脳における情報処理にとって本質的な役割をはたしているのはいったいどのメカニズムであるのかを容易に見極めることができる。しかもその神経回路モデルのアルゴリズムは、そのまま計算機にプログラミングして走らせることができるような形に記述されているのが普通である。したがって神経回路モデルを作るということは、脳研究の発展に役立つのみならず、それはそのまま、神経系の長所を取り入れた新しい情報処理装置の設計原理の開発にもつながるのである。つまりバイオサイバネティクス研究は、生理学や心理学の成果を工学的応用に結びつけるための最も直接的な手段でもある。

神経回路モデルには、電子回路や機械装置などのハードウェアで作ったものや、その動作を数式で記述して電子計算機でシミュレートするソフトウェアモデルなどがあるが、最近発表されるモデルはほとんどが後者である。本稿ではその中から代表的なものを選んで紹介しつつ、研究の動向を概観する。

### 2. 神経細胞のモデル

神経細胞のモデルを作る場合、神経細胞の示す種々の性質のなかで、どのような性質に注目するかによって種々の異なったモデルが考えられる<sup>1),2)</sup>。どのようなモデルを考えるのがよいかは、そのモデルをどういう目的に用いるかによって異なってくる。例えば神経細胞そのものの生理作用を調べるのを目的とする場合には、神経細胞の性質の細部に至るまで忠実にモデル化するほうがよいであろう。これに反して、多数の神経細胞が組み合わさった大規模な神経回路網の性質を調べることを目的とする場合には、神経細胞単体のモデルとしては、あまり複雑なものを用いるよりは、むしろ逆に単純化あるいは抽象化したモデルを用いるほうが、かえって回路網全体の働きを理解するのに役立つことが多い。後者の目的のためには、例えば図-1

† Neural Network Models by Kunihiko FUKUSHIMA (Visual Science Research Division, NHK Science and Technical Research Laboratories).

\*\* NHK 放送技術研究所視覚情報研究部

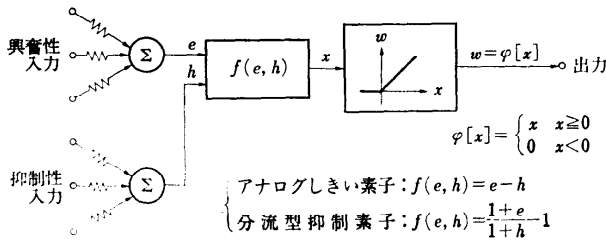


図-1 神経回路モデルに用いられる神経細胞モデルの一例

に示すように、アナログ値（実際の神経細胞の発火頻度に比例したアナログ値）を入出力とする神経細胞モデルがよく使われる。このモデルでは、各興奮性入力および抑制性入力に、シナプスの伝達効率に比例した結合係数を乗じた重みつきの総和値  $e$  及び  $h$  に対して、非線型操作を加えたものが細胞の出力になっている。非線型特性  $f(\cdot)$  の選び方によって、抑制が引算的に働くモデル（アナログしきい素子）や、抑制が分流的（割算的）に働くモデルなどを作ることができる。

### 3. 視覚系のモデル

#### 3.1 網膜のモデル

ネコやサルでは、網膜から信号を外に送り出す神経節細胞に、オン中心型やオフ中心型の同心円状受容野をもつものがあることはかなり以前から知られており、これを線型あるいは非線型の空間回路でモデル化しようとする試みも数多くみられる<sup>1)</sup>。その代表的なものに2層の神経回路モデルがある。つまり図-2のような2層の神経回路を考え、第1層を光を感じる視細胞の層（入力層）に、第2層を網膜からの出力を出す細胞すなわち神経節細胞の層に対応させて、両者の間の入出力関係だけに注目したモデルである。オン中

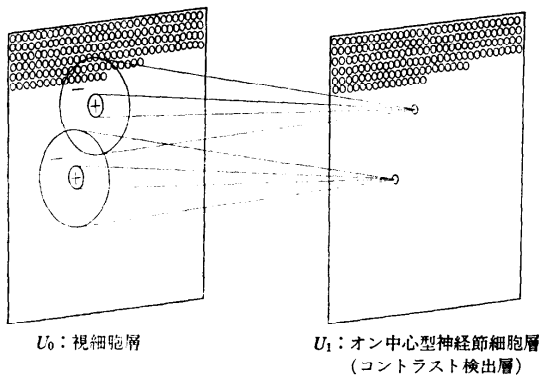


図-2 2層の網膜モデル

心型受容野の場合には、各神経節細胞は、その受容野の中心部のオン領域に存在する視細胞から正極性（興奮性）の信号を受け、受容野の周辺部の円環状のオフ領域（あるいはオン領域も含めた受容野全域に一致する円盤状領域）から負極性（抑制性）の信号を受けていると考えたモデルや、その出力側にアナログしきい特性をもたせたモデルがこれまでも数多く発表され、計算機シ

ミュレーションも各所で行われている<sup>5),6)</sup>。そしてこのような回路が、コントラスト検出能力や図形のエッジ強調の効果などを示すことが確かめられている。

上記のモデルは網膜を均質なものと仮定しているが、実際には網膜は決して均質ではない。例えば Bežkov らのモデル<sup>7)</sup> は同心円状の受容野を対象としたモデルではあるが、網膜上の場所によって受容野の大きさが異なっていることを考慮しており、中心窩の付近では受容野が小さく、網膜の周辺部になるほど受容野が大きくなるように作られている。これは不均一な網膜モデルなので、このモデルに刺激パターンが呈示されたときに神経節細胞層に現われる反応出力は、注視点の位置が変われば当然異なったものになる。彼らは、注視点刺激パターン上の種々の場所に動いた場合の反応出力を計算機シミュレーションによって求めた。そして人間の被検者にその刺激パターンを見せたときに注視点が集中する場所と、モデルで大出力が出る場所とが対応していることを示している<sup>8)</sup>。なお、眼球の注視点を視野の中のどこに動かすかについては、このほかに多くのモデルが報告されているが、いずれも末梢系での制御だけを考慮しており、中枢からの信号による制御まで考慮したモデルはまだ見られない。

ところで網膜神経節細胞の上記のような受容野は、いったい網膜内のどのような神経回路によって生じたものであろうか。最近になって網膜の細胞内に直接電極を刺し込んで単一細胞の反応が記録できるようになり、各細胞の相互結合の状態や機能などが次第に明らかになってきた。そこで、網膜内の特定の細胞の反応状態のモデル化や、網膜内の全種類の細胞の反応にまで注目した微視的な神経回路モデルの提唱などが各所でなされているが<sup>1),3),9)-11)</sup>、現在は、生理実験の結果明らかになった細胞間の結合状態をそのままモデルに置きかえている段階であって、生理学実験に対して逆に大きな示唆を与えるようなモデルは残念ながらまだ

あまり目につかないように思われる。

### 3.2 大脳視覚野と特徴抽出機構のモデル

大脳視覚野には、特定の傾きの直線成分やエッジ（白と黒の境界線）に反応する細胞を始めとして、網膜上に投影された刺激パターンに含まれる種々の特徴に反応する細胞が存在することが知られている。しかし、これらの細胞の性質が、いったいどのような神経結合の結果形成されたのかという点に関しては、いまだによくわかっていない。

Hubel と Wiesel は大脳視覚野の細胞を、その受容野の性質に基づいて、単純型細胞、複雑型細胞、超複雑型細胞などに分類し、これらの細胞相互間のシナプス結合関係を推定した<sup>12),13)</sup>。彼らの考えによると、単純型細胞は外側膝状体の細胞（網膜と大脳視覚野の間において網膜神経節細胞の出力を中継する細胞）の出力を受け、複雑型細胞は単純型細胞の出力を受け、超複雑型細胞は複雑型細胞の出力を受けて、その受容野を形成している。つまり、外側膝状体→単純型細胞→複雑型細胞→超複雑型細胞という階層的な構造が存在するという考えである。このような考えに基づいた神経回路モデルはすでに以前から多数発表されている<sup>1)</sup>。その多くのものは、視覚野における種々の特徴抽出細胞の機能に注目したモデルであって、脳の中の1個1個の細胞に至るまで細かく対応をとってモデル化するというよりは、視覚野内におけるおおまかな情報の流れを巨視的に眺めてモデル化したものである。アナログしきい素子で組み立てた多層回路モデル<sup>6)</sup>などがその代表的なものである。

しかし視覚野の神経結合に関しては、Hubel と Wiesel が提唱した階層仮説を否定するような事実がいくつか見いだされている。例えば複雑型細胞にも外側膝状体の細胞の軸索が単シナプス性に結合しているという。もっとも複雑型細胞へのこのような入力があることは、はたして信号伝達の主経路であるかどうかについては議論の分かれるところであり、必ずしも階層仮説が完全に否定されたわけではない。ところで、このような知見をもとにして、視覚野内部の個々の細胞の働きとそれらの結合状態までを微視的に眺めて正確な神経回路モデルを構成しようとする試みも各所でなされている<sup>1),3)</sup>。しかしこれらのモデルはまだいずれも作業仮説の段階にあり、多くの研究者が一致して認めるようなモデルの発表はまだみられない。

### 3.3 両眼視機構のモデル

ネコやサルの大脳視覚野の細胞の多くは、左右両眼

いずれからの刺激に対しても反応する両眼性細胞である。両眼性細胞の左右網膜上の受容野の位置は、視野上に投影して表示するとはほぼ重なり合うが、厳密に見るとまったく同じ位置に一致しているわけではなく、細胞ごとにならずかずずれている。このような受容野の不一致は、両眼視差の抽出、すなわち両眼視による奥行き（距離）の検出に役立っていると考えられている。このような両眼性細胞の中には、両眼に与えられた刺激の位置ずれの量が適当な値になったときのみ出力を出す細胞がある。このような細胞は、光刺激が左右両眼に特定の視差をもって呈示されたとき、すなわち3次元空間内で動物から特定の距離だけ離れた場所に刺激が置かれた場合にだけ強い反応を示すことになるので、両眼性奥行き検出細胞と呼ばれており、その神経回路モデルもいくつか発表されている<sup>1),14)</sup>。また、左右眼それぞれに対する単眼性の動き検出細胞の出力を組み合わせ、奥行き方向の動き検出細胞を構成するという考え方の提唱などもある<sup>15)</sup>。

ところで、このようなモデルに例えば3次元空間内に何本もの縦棒が並んだパターンを呈示すると、棒の間隔がある程度以上広い場合には、左右網膜像に対してそれぞれ正しく対応する棒の対を見だし、その視差を抽出することができるが、棒の間隔が狭くなると必ずしも左右像の1対1の対応がとれず、本来ならば対応しないはずの棒に対しても視差抽出機構が働いてしまい、望ましくない出力が現われる可能性がある。しかしわれわれがこのようなパターンを眺めた場合には、通常は左右像の正しい対応をほとんど無意識のうちに見だしている。このように左右像の正しい対応を見だす機構がどのようなものであるのかは生理学的にはまったく不明であるが、いくつかのモデルが提唱されている<sup>1),3)</sup>。

### 4. 自己組織化のモデル

神経回路は生物が生まれたときにすべてが完成しているわけではなく、生後の経験や学習によって、自分の置かれた環境に適応するように次第に成長していく。このような現象を神経回路の自己組織化と呼んでいる。しかし神経回路の自己組織化がどのようなメカニズムによって進んでいくのかについては生理学的にもまだあまり解明されていない。外部から与えられる刺激の作用によって、神経細胞間に新しいシナプスが形成されたり、すでに形成されているシナプス結合の強度が変化すると考えられているが、いったいど

のような刺激に対して神経細胞がどのように反応したときにそのような変化が生ずるのか、という点に関しては現在のところよくわかっていない。そのような可塑シナプスに関しては種々の仮説が提唱され、仮説の実証をめざして多くの実験がなされているが、まだどの仮説も完全に実証されるには至っていない。そこで、学習や記憶をはじめとする自己組織化モデルの構成に際しては、脳と同じ反応を示す神経回路モデルを構成するためにはどのような性質の可塑シナプスの存在が必要であるか、という逆の見方からそれぞれのモデルに適した可塑シナプスの仮説を選び出すという手段がよく用いられる。このようにして構成したモデルの反応特性が脳によく似ていれば、そのモデルに採用した仮説も正しい可能性が強いと考えることができる。このような手法は一見乱暴そうにみえるかもしれないが、どの仮説もまだ生理学的に実証されていない現在では、可塑性を研究するための一つの有力な手段になっている。

本稿では、可塑シナプスの伝達効率の変化に注目したモデルを中心に紹介しよう。このほかに、発生の初期の段階や損傷の修復段階に速く離れた細胞どうしが相手を間違えずに正しく結合する機構に関するモデルも少なくないが<sup>2),4)</sup> 紙面の制約のために割愛する。

#### 4.1 教師あり学習とパーセプトロン

工学的なパターン認識の研究においては、学習過程を“教師あり学習”と“教師なし学習”とに分類することが多い。教師あり学習では、神経回路（あるいはパターン認識装置）に学習させるべきパターンを一つ呈示するごとに、そのパターンをどのカテゴリに分類すべきかを教える。あるいは、パターンを一つ呈示するごとに神経回路にそれが何というパターンであるかを答えさせてみて、その後、その答えが正しかったか誤っていたかを神経回路に教えてやる。神経回路は、外部の“教師”から教えられる情報を利用して自己組織化を進めていく。

これに対して教師なし学習では、神経回路に対して、学習させるべき何種類かのパターンをただ単に繰り返し呈示するだけで、それぞれのパターンをどのカテゴリに分類すべきかの情報はいっさい与えない。神経回路は、その初期状態や、外部から与えられる刺激パターンの形とか発生頻度などの影響を受けて自己組織化されていき、その過程でパターンの分類基準を自分自身で作り上げていく。

教師あり学習のモデルとしては、古く1957年ごろ

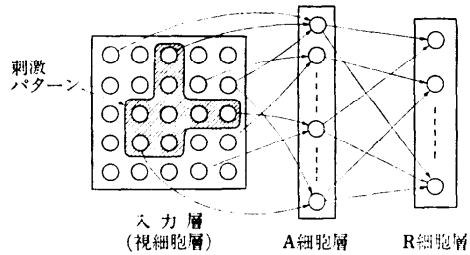


図-3 3層パーセプトロンの構造

Rosenblatt が提唱したパーセプトロン<sup>16)</sup> が有名であり、その流れをくむモデルは非常に多いが<sup>2)</sup>、パーセプトロンをしのぐような教師あり学習のモデルはまだ見られない。パーセプトロンは図-3に示すように、3層の階層構造をもつ神経回路モデルであるが、その中で可塑的な入力シナプスをもつのは最終段の細胞(R細胞と呼ぶ)だけである。R細胞相互間に結合はないので、R細胞の数が1個だけの場合を考えても一般性を失うことはない。R細胞の出力はアナログ値ではなく、0と1の2値信号である。この値が0であるか1であるかに対応して、パーセプトロンは刺激パターンの集合を2組に分類する。学習の目標は、刺激パターンの集合を正しく2組に分類するようにさせることである。パーセプトロンの外部にいる“教師”は、パーセプトロンの入力層(第1層)に学習パターンを一つ呈示するごとにR細胞の出力を観測し、R細胞の反応に誤りがあった場合にはその反応が正しくなる方向に可塑シナプスの強度を修正していく。すなわち、刺激パターンが1の組に属するのにR細胞の出力が0であった場合には、R細胞に信号を送り込んでいたシナプスの強度を一定値だけ増加させてR細胞が出力1を出しやすくなるように修正する。逆に刺激パターンが0の組に属するのにR細胞の出力が1であった場合には、この逆方向の修正を加える。

パーセプトロンが発表された当初は、そのパターン認識能力に多大な期待が寄せられ、多くの研究がなされた。しかしよく調べてみると、パーセプトロンは単に、2組の刺激パターンが入力層上でどれだけ重なり合っているかによってパターンを分類しているにすぎず、当初期待されていたほど大きな能力は持っていないことがわかってきた<sup>17)</sup>。

ところでパーセプトロンのように最終段の細胞へのシナプス結合だけが可塑性をもつのではなく、多層構造をもつ神経回路の各層の細胞へのシナプス結合も可

塑性をもつような回路を考えてみよう。このような多層回路をパーセプトロン流の教師あり学習法で学習させようとするとき、教師は、中間層の細胞1個1個に対してもその反応が正しいか正しくないかを逐一教えてやらなければならない。しかしこれは非常に困難なことである。最近 Hinton は、神経回路の活動状態に応じたポテンシャルエネルギーのようなものを定義し、このエネルギーの変化を手がかりに自己組織化を進める方法を提唱している<sup>18)</sup>。まだアイデアの段階で神経系との対応にはっきりしないところもあるが、これまでとは違ったおもしろい考え方である。

#### 4.2 教師なし学習のモデル

教師なし学習のモデルも古くから二、三の提唱があったが、高い情報処理能力をもつモデルが発表されるようになったのは比較的最近のことである。

福島が提唱したコグニトロン<sup>19)</sup>は自己組織機能をもつ多層の神経回路モデルで、学習段階において頻りに呈示されたパターンに選択的に反応する細胞が、教師なし学習によって回路内に形成されていく。コグニトロンは、図-4のような細胞層を何段も重ねて縦統的に結合した構造をもっている。可塑的な入力シナプス結合をもつ回路内の細胞は、「自分の周りに自分よりも大きい出力を出している細胞がない場合（つまり自分を含む小領域内で自分が最大出力を出している場合）に限り、その入力シナプスのうちで0でない信号が送り込まれたものだけが、入力信号の強さに比例した強化を受ける」という“最大値検出型仮説”に従って強化される。

最大出力を出した細胞だけが入力シナプスの強化を受けるという法則は、自己組織化に際して冗長な回路形成の防止に役立っている。つまり、ある刺激パター

ン（あるいはそのパターンの部分的な特徴）に最も強く反応した細胞だけが選ばれて、そのパターンに選択的に反応する細胞として成長していく。最大出力細胞だけが選り出されて強化されるので、同じパターンや特徴に反応する細胞が重複して成長することがなく、冗長な回路が重複して形成されることがない。したがって多層回路に対しても“教師なし”で効率的に自己組織化させることができる。

このような仮説に従ってシナプス結合が変化していくものとすると、ある細胞が損傷を受けても、他の細胞がその代役を勤めるという自己修復作用が生まれる。つまり、ある刺激に対して強く反応していた細胞が、なんらかの損傷を受けて反応しなくなってしまった場合には、それまで入力シナプスの強化を抑えられていた近傍の細胞のうちで、その刺激に対してたまたま他の細胞よりも強く反応した細胞が、損傷を受けた細胞の代役を務めるように成長していく。

なおコグニトロンでは、最大値検出型仮説が興奮性の可塑シナプスだけでなく、抑制性可塑シナプスに対しても成立するものと仮定している。抑制性シナプスも興奮性シナプスと同時に強化することは、その細胞が特定の一つの特徴だけに選択的に反応するという能力、つまりパターン分離能力の向上に重要な役割を果たしている。

ところで Hebb<sup>20)</sup>は、バプロフの古典的条件反射を説明するための仮説として、次のような可塑シナプスの存在を仮定した。すなわち、前シナプス側の細胞（そのシナプスに信号を送り込んでいる細胞）と後シナプス側の細胞（そのシナプスを介して入力を受け取っている細胞）の両者がほぼ同時に出力を出した場合にのみ、その可塑シナプスが強化されるという仮説である。

Hebb シナプスは、シナプス強化の条件が比較的単純なので、この仮説を採用した神経回路モデルがいろいろ提唱されている。教師なし学習のモデルとして Blockらによって提唱された4層パーセプトロン<sup>21)</sup>も Hebb シナプスを使用していたが、その情報処理能力はそれほど高いものではなかった。しかし Nass と Cooper<sup>22)</sup>や、Csernai と Zimányi<sup>23)</sup>は、Hebb シナプスを採用しても、後シナプス側の細胞間に強い逆行性の側抑制機構がある場合には、最大検出型仮説を採用したコグニトロンと

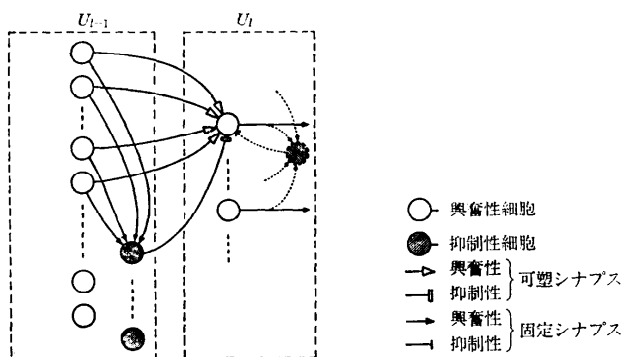


図-4 コグニトロンの構造。隣り合った二つの層の細胞間の結合を示す。

同様の自己組織化が可能なことを示した。

Hebb シナプスをもつ神経回路において、1個の細胞が発火したときに、その近傍の細胞には興奮が、それよりも遠方の細胞には抑制が伝わるようにしておく、互いに類似した特徴を抽出する細胞どうしが近くに集まって形成される傾向を示す。このような回路を用いて von der Malsburg<sup>24)</sup> は、大脳視覚野において同一最適方位をもつ細胞どうしが近くに集まって形成されていく機構の説明を試みた。このほかにも、同様な考えに基づいて大脳視覚野の種々の特徴抽出細胞やコラム構造が形成される機構のモデルが発表されている<sup>25, 4)</sup>。Kohonen<sup>25)</sup> は、学習刺激として与えられる個々の特徴パターンが、2次元平面状に並んだ細胞に1対1の対応関係をもって投射される際に、特徴相互間の類似性の大きいものほど互いに近くの細胞に投射されるという条件を保ちながら、トポロジカルにも正しい投射関係が得られるようなモデルを提唱している。

#### 4.3 パターン認識とネオコグニトロン

前記のコグニトロンは、何種類もの刺激パターンを繰り返して呈示されているだけで、回路内には特定の刺激パターンにだけ選択的に反応する細胞が形成され、刺激パターンを認識する能力を身につけていった。しかしコグニトロンは、すでに学習したパターンであっても、そのパターンが学習時とは別の位置に呈示されたり、パターンの大きさや形が変わったりすると、まったく別のパターンが呈示されたものと判断してしまう。福島はこのような欠点を除去した神経回路モデル、ネオコグニトロン<sup>26)</sup>を提唱した。ネオコグニトロンは、刺激パターンの呈示位置のずれや多少の変形には影響されずに、形の類似性だけに基づいて正し

くパターン認識する能力をもっている。

ネオコグニトロンは図-5のような構造をもつ多層の神経回路である。 $U_0$  は光受容器を並べた入力層である。 $U_s$  はS細胞と名付けた細胞の層で、S細胞の入力結合はコグニトロンの場合と同様に、最大値検出型仮説に従って強化されていく。しかしネオコグニトロンでは更にもう一つの仮説を追加して、最大出力細胞は自分自身への入力結合の強度を強めるだけでなく、自分のまわりにある一群の細胞への入力結合にも影響を与えるものと仮定している。その結果、最大出力細胞の周りにあって入力層の別の位置から情報を受けとっている他の細胞も、最大出力細胞と同じ性質の受容野を持つように強化されていく。したがって、学習した刺激パターンが入力層の違った位置に与えられても、それら一群の細胞の中のどれか一つは、その刺激パターンを検出して反応することになる。

ネオコグニトロンがコグニトロンと異なっているもう一つの点は、可塑的な入力シナプス結合をもつ各S細胞層の後ろに、C細胞の層  $U_c$  が挿入されていることである。各C細胞は、同一の性質の受容野をもつ一群のS細胞から興奮性のシナプス結合を受けており、その一群のS細胞が1個でも出力を出せばC細胞も出力を出すようになっている。1個のC細胞の入力側にある一群のS細胞の受容野の位置は互いに少しずつ異なっているので、C細胞は入力側のS細胞と同じ特徴に反応を示すが、S細胞に比して特徴の位置ずれにあまり影響を受けなくなっている。

このようにネオコグニトロンでは、S細胞層の後ろにC細胞層を追加することによって、多層回路各段での特徴の抽出と統合の過程で、特徴相互間の位置ずれを少しずつ許容するようになっている。位置ずれを少しずつ許容しながら最終的には大きな位置ずれに対処するという操作が、入力パターンの位置ずれだけでなく変形に対しても強いパターン認識を行う上に大きく役立っているのである。なお、ネオコグニトロンの考え方は、脳のモデルとしてのみならず、手書き文字認識装置の設計原理としても有効であることが、計算機シミュレーションによって実証されている<sup>27)</sup>。

#### 4.4 連想記憶と遠心性結合

脳の中での情報処理過程を考えると、必ずしも末梢から中枢に向かって一方向性に情報が流れていくだけではない。はっきり

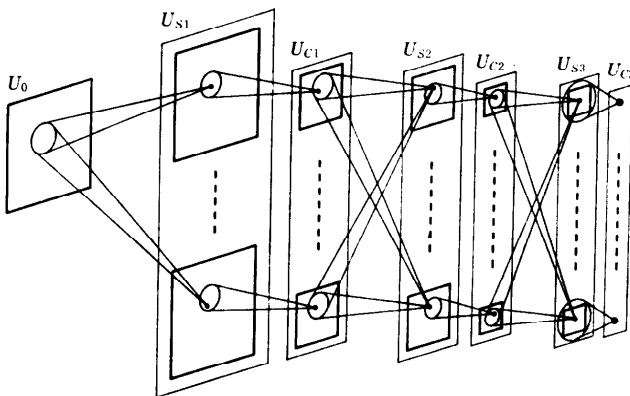


図-5 ネオコグニトロンの構造

しないあいまいなパターンを見た場合などには、まず最初に、それがどのようなパターンらしいかという直感が働き、その後最初の直感があたっていたかどうかの確認をしていくという手続きがとられるであろう。また、ある一つのパターンが与えられると、それがもたなくなって別のパターンが次々と連想されてくるというような状態もわれわれがよく経験することである。脳の中でのこのような現象に注目する場合には、末梢から中枢に向かう階層的な情報の流れだけでなく、中枢から末梢に向かうフィードバック型（つまり top-down 型）の情報の流れや、あるいは同一階層の細胞間に生ずる反応の連鎖などを考慮したモデルを考えなければならぬ。

連想記憶のモデルとしては相関マトリックス<sup>28)</sup>を始め多くのモデルが考えられているが<sup>29,4)</sup>、例えば相関マトリックス型の連想記憶モデルに対して、想起出力を再び入力側にフィードバックするような経路を付加してみよう。このような回路では、ある刺激によって想起された出力が、次の時点の入力刺激として働くことになる。したがって、いったん一つの刺激が与えられると、その後入力刺激が打ち切られても、神経回路の反応はいつまでも持続する。このとき、反応パターンすなわち想起出力は時間とともにしだいに変化していく。

フィードバックを付加する以前の回路が自己想起型の場合には、フィードバック経路を付加することによって、入力刺激に含まれるノイズを除去したり、あるいは二つのパターンが重なったようなあいまいな刺激パターンが与えられたときにそのうちのいずれか一方のパターンだけを選び出すような機能をもった回路を実現できる<sup>29,4)</sup>。

われわれは、過去に聞いたことのあるメロディの一節を聞いただけで、それに続くメロディを思い浮かべることができる。福島<sup>29)</sup>は相関マトリックス型の相互想起型連想記憶回路に時間遅れをとまうフィードバック経路を付加して、時間とともに変化するパターンの系列を連想する回路を実現した。Willwacher<sup>30)</sup>は自己想起型回路を用いてこれに似たモデルを構成している。

Wigström<sup>31)</sup>や平井<sup>32)</sup>もフィードバック結合をもつ連想記憶モデルを提案しているが、上記の諸モデルとは少し違って、フィードバック結合をしているのは抑制性の結合である。したがって彼らのモデルでは、フィードバック結合は新しい連想を引き起こすための信

号を伝えるのではなく、最初に想起されたパターンと矛盾するような反応が回路内に発生するのを阻止する働きをしている。つまり、刺激パターンに対する選択性を高めるのに役立つおり、複数個の刺激パターンが同時に呈示されても、特定の一つのパターンに対する想起出力だけが選択的に現われる。

三宅と福島<sup>33)</sup>のモデルでは、単に最終出力だけをフィードバックするのではない。コグニトロン型の多層回路の各層の細胞が、求心性<sup>\*</sup>の興奮性結合と対<sup>たい</sup>になった遠心性の抑制結合（フィードバック結合）を、自分よりも1段前の層の細胞に形成している。この回路では、入力パターンの局所の特徴を統合して大局の特徴にまとめ上げていく過程において、ひとたび高次の特徴としてまとめられてしまった低次の特徴はそれ以降の情報処理にとって必要ないとして、その低次の特徴に対応する反応をフィードバック型抑制によって順次消していく。つまり心理学で言うチャンキングの操作が回路内で行われるのである。その結果、刺激パターンに対する反応選択性が高まると同時に、回路の自己組織化の速度が向上する。

このモデルとは逆に、求心性興奮結合と対<sup>たい</sup>になる遠心性結合を興奮性結合にすると、連想能力とパターン認識能力とを兼ね備えたモデル（階層型連想記憶モデル）を構成できる<sup>34)</sup>。この回路に複数個の学習パターンを呈示して自己組織化させた後に、学習に用いた二、三個のパターンを重ね合わせたあいまいパターンを刺激入力として与えると、連想出力層には、重ね合わされていた学習パターンが一つずつ順番に読み出されてくる。それと同時に、パターン認識結果の現われる細胞層では、その時に連想出力層に現われているパターンのカテゴリに対応した細胞が出力を出す。

## 5. おわりに

神経回路モデルを手がかりに脳の情報処理メカニズムを解明していこうとするバイオサイバネティクス研究は脳研究の新しい手法の一つとして重要な流れを占めるようになりつつあるが、特に、生理学的実験の困難な高次中枢の研究に対して大きな示唆を与えるものと期待される。また工学的にみると、脳のもつ優れた情報処理のアルゴリズムを新しいシステムの設計に取り入れるための最も直接的な手法でもある。本稿によってこのようなバイオサイバネティクス研究の意義と

\* 求心性とは、神経系において末梢から中枢に向かう上向き (bottom-up 型) の信号の流れを指し、これとは逆に中枢から末梢に向かう下向き (top-down 型) の信号の流れを遠心性と呼ぶ。

現状を読者諸氏にご理解いただき、この方面の研究を志す研究者が増えることを期待する。

なお本稿では視覚情報処理やパターン認識機構などに関連の深いモデルを中心に紹介してきたが、このほかにも、聴覚系や運動系などに関する神経回路モデルも多数発表されていることを付記しておく。

### 参考文献

#### 全般的解説

- 1) 福島邦彦：視覚の生理とバイオニクス，232 p., 電子通信学会編，東京（1976）。
- 2) 福島邦彦：神経回路と自己組織化，228 p., 共立出版，東京（1979）。
- 3) 福島邦彦，大串健吾：視聴覚系のモデルによる研究，計測と制御，Vol. 18, No. 1, pp. 22-29（1979）。
- 4) 福島邦彦：学習のモデル，医用電子と生体工学（日本 ME 学会誌），Vol. 19, No. 5, pp. 319-330（1981）。

#### 引用文献

- 5) 福島邦彦：図形パターンの特徴抽出回路—視覚神経系を参考にした設計，NHK 技術研究，Vol. 23, No. 5, pp. 351-367（1971）。
- 6) 藤井克彦，松岡章，森田龍彌：Lateral Inhibition による錯視現象の解析，医用電子と生体工学，Vol. 5, No. 2, pp. 117-126（1967）。
- 7) Bežkov, V. and Radil-Weiss, T.: Information Processing in the Retina; Computer Model and Some Conclusions, *Kybernetika*, Vol. 13, No. 1, pp. 63-77（1977）。
- 8) Bežkov, V., Bohdanecky, Z. and Radil-Weiss, T.: Target Point Selection During Scanning Eye Movement, *Biol. Cybern.*, Vol. 27, No. 4, pp. 215-220（1977）。
- 9) Richter, J. and Ullman, S.: A Model for the Temporal Organization of X- and Y-Type Receptive Fields in the Primate Retina, *Biol. Cybern.*, Vol. 43, No. 2, pp. 127-145（1982）。
- 10) Siminoff, R.: An Analogue Model of the Luminosity-Channel in the Vertebrate Cone Retina, *Biol. Cybern.*, Vol. 46, No. 2, pp. 101-110 and Vol. 47, No. 2, pp. 71-85（1983）。
- 11) Curlander, J. C. and Marmarelis, V. Z.: Processing of Visual Information in the Distal Neurons of the Vertebrate Retina, *IEEE Trans. on Syst. Man, Cybern.*, Vol. SMC-13, No. 5, pp. 934-943（1983）。
- 12) Hubel, D. H. and Wiesel, T. N.: Receptive Fields, Binocular Interaction and Functional Architecture in the Cat's Visual Cortex, *J. Physiol. (London)*, Vol. 160, No. 1, pp. 106-154（1962）。
- 13) Hubel, D. H. and Wiesel, T. N.: Receptive

Fields and Functional Architecture in Two Nonstriate Visual Area (18 and 19) of the Cat, *J. Neurophysiol.*, Vol. 28, No. 2, pp. 229-289（1965）。

- 14) 平井有三，福島邦彦：両眼視差抽出機構の神経回路モデル，信学論 D, Vol. 56-D, No. 8, pp. 465-472（1973）。
- 15) Regan, D., Beverley, K. I. and Cynader, M.: Stereoscopic Depth Channels for Position and for Motion, *in* *Frontiers in Visual Science*, ed. Cool, S. J. and Smith, E. L., III, pp. 351-372, Springer-Verlag, New York-Heidelberg-Berlin（1978）。
- 16) Rosenblatt, F.: Principles of Neurodynamics, 616 p., Spartan Books, Washington, D. C.（1962）。
- 17) Minsky, M. and Papert, S.: Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry, 258 p., MIT Press, Cambridge, Mass.（1969 and 1972）。
- 18) Hinton, G. E. and Sejnowski, T. J.: Analyzing Cooperative Computation, *Proc. 5th Annual Conf. Cognitive Science Soc.*（1983）。
- 19) 福島邦彦：自己組織機能を持つ多層回路，信学論 D, Vol. 58-D, No. 9, pp. 530-537（1975）。
- 20) Hebb, D. O.: *Organization of Behavior*, John Wiley & Sons, New York-London-Sydney（1949）。
- 21) Block, H. D., Knight, B. W. and Rosenblatt, F.: Analysis of a Four-Layer Series-Coupled Perceptron II, *Rev. Modern Physics*, Vol. 34, No. 1, pp. 135-142（1962）。
- 22) Nass, M. M. and Cooper, L. N.: A Theory for the Development of Feature Detecting Cells in Visual Cortex, *Biol. Cybern.*, Vol. 19, No. 1, pp. 1-18（1975）。
- 23) Csernai, L. P. and Zimányi, J.: Mathematical Model for the Self-Organization of Neural Networks, *Biol. Cybern.*, Vol. 34, No. 1, pp. 43-48（1979）。
- 24) von der Malsburg, C.: Self-Organization of Orientation Selective Cells in the Striate Cortex, *Kybernetik*, Vol. 14, No. 2, pp. 85-100（1973）。
- 25) Kohonen, T.: Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps, *Biol. Cybern.*, Vol. 43, No. 1, pp. 59-69（1982）。
- 26) Fukushima, K. and Miyake, S.: Neocognitron: A New Algorithm for Pattern Recognition Tolerant of Deformations and Shifts in Position, *Pattern Recogn.*, Vol. 15, No. 6, pp. 455-469（1982）。
- 27) 福島邦彦，三宅誠，伊藤崇之：ネオコグニトロンの原理を用いた数字パターン認識，信学論



- D, Vol. J 66-D, No. 2, pp. 206-213 (1983).
- 28) Kohonen, T.: Correlation Matrix Memories, IEEE Trans. Comput., Vol. C-21, No. 4, pp. 353-359 (1972).
- 29) 福島邦彦: 時空間パターンの連想形記憶, 信学論 D, Vol. 56-D, No. 7, pp. 401-407 (1973).
- 30) Willwacher, G.: Storage of Temporal Pattern Sequence in a Network, Biol. Cybern., Vol. 43, No. 2, pp. 115-126 (1982).
- 31) Wigström, H.: A Model of a Neural Network with Recurrent Inhibition, Kybernetik, Vol. 16, No. 2, pp. 103-112 (1974).
- 32) 平井有三: 連想記憶における多重マッチ分析のための神経回路モデル, 信学論 A, Vol. J 66-A, No. 8, pp. 733-740 (1983).
- 33) 三宅 誠, 福島邦彦: 図形の特徴抽出機構の神経回路モデル—フィードバック抑制型自己組織回路, 信学論 A, Vol. J 66-A, No. 6, pp. 500-507 (1983).
- 34) Fukushima, K.: A Hierarchical Neural Network Model for Associative Memory, Biol. Cybern., Vol. 50, No. 2, pp. 105-113 (1984).
- (昭和59年9月6日受付)