

# パターン認識とネオコグニトロン

正会員 福島 邦彦<sup>†</sup>

生物の脳は、現在のコンピューターでは実現できないような高度の情報処理能力を示す。神経回路モデルを中介としてそのメカニズムを探り、新しい情報処理装置の設計原理を見いだそうとするバイオサイバネティクス研究が注目されている。このような研究の結果、高度のパターン認識能力と学習能力をもつ新しいパターン認識方式「ネオコグニトロン」が生まれた。

## 1. パターン認識研究の現状

パターン認識能力をもった機械を作ろうとする研究は、2, 30年前から多くの研究者によって手がけられてきた。その結果、ある特定の字体で印刷された数字やアルファベットの読取りに関しては、実用的な装置も作られるようになってきた。

しかし、自由な字体で印刷された文字や手書きの文字を読取る装置となると、現在のところまだ人間に比べてはるかに低い能力のものしか作られていない。手書き文字読取装置の例として最もよく知られているのは郵便番号読取装置であろう。このような装置の文字読取速度は、確かに人間よりもはるかに高速である。しかし、パターンを正しく識別する能力となると、いまだにかなり低いレベルにとどまっている。

これまでに考案されたパターン認識方式は無数にあり、しかもその大部分のものが、系統的な研究の積み上げによって考案されたというよりは、むしろ研究者の単なる思いつきによって生まれたものであった。したがって、方式の種類は研究者の数に等しいといっても過言でないような状況である。

しかし、方式の違いはあっても原理的には、あらかじめ用意されている標準パターンと入力パターンとを比較して、入力パターンがどの標準パターンに最もよく一致しているかによって、入力パターンを識別していると解釈することができる。一致度の判定には種々の方式が用いられているが、その中で最も単純なものは、標準パターンのテンプレート（マスク）を多数用

意しておき、入力パターンに最もよく一致するテンプレートを探し出すという手法である。1種類の字体だけを用いた印刷文字の認識などでは、このような手法でもある程度の性能は得られる。

しかし、多種類の字体で印刷された文字や手書き文字の認識となると、書体や筆跡の違いによって、文字の大きさや形が大幅に変化する。そこで、入力パターンをあらかじめ処理して、その大きさが前もって定められた標準の寸法になるように上下左右に伸縮し、さらに形のゆがみを補正した後にテンプレートとの一致をとらなければならない。このように、大きさの違いや形のゆがみを補正する操作を正規化と呼んでいる。しかし、現在までのところ手書き文字に対しても適用できるような理想的な正規化の方法は発明されておらず、手書き文字を人間と同じように正しく読取ることのできる装置はまだ作られていない。

このように、パターン認識装置の性能を向上させるうえでの最大の問題点は、どのような法則、つまりアルゴリズムによって入力パターンの情報を処理すれば、正しいパターン認識ができるかが解明されていないことにある。すなわち、パターン認識研究の壁は、決してアルゴリズムのハードウェア化の困難さにあるのではなく、用いるべきアルゴリズムがわからないという点にあるのである。

## 2. バイオサイバネティクス

ここで生物の脳に目を向けてみよう。われわれ人間の脳は、文字を読取るというような仕事は難なく行っている。そこで、もし人間の脳の中で行われている情報処理のメカニズムを解明することができるならば、それはただちに高性能のパターン認識装置の開発にも

<sup>†</sup> NHK 放送科学基礎研究所  
 "Pattern Recognition and the Neocognitron" by Kunihiko Fukushima (NHK Broadcasting Science Research Laboratories, Tokyo)

つながるはずである。

とはいっても、脳の中には膨大な数の神経細胞があり、これらが複雑につながり合って1つの大きな神経回路を構成している。脳の中の神経細胞の数は人間の場合には100億個以上にも達するといわれている。したがって、微小電極を用いて単一神経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とはほとんど不可能に近い。

そこで、数学的あるいは工学的立場からの理論的研究、すなわちバイオサイバネティクス（あるいは神経情報科学）的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示す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場合には、採用した仮説に誤りがあると考えて、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原理を探求していく。

いったんこのようなモデルが出来上がれば、脳における情報処理にとって本質的な役割りを果たしている要因が何であるかを容易に見極めることができ、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情報処理装置の設計原理の開発にもつながる。

上記のような立場で作られたパターン認識機構の神経回路モデルとしては、3層パーセプトロン、4層パーセプトロン、コグニトロンを初め、古くから多くのモデルが提唱されている<sup>1)2)</sup>。

ここでは筆者が最近提唱したネオコグニトロン<sup>3)~5)</sup>の概要を紹介しよう。ネオコグニトロンは学習能力をもった神経回路モデルである。あらかじめ学習させておけば、数字、アルファベット、かな、幾何学図形など、どのようなパターンでも認識させることができる。しかも学習を終わったネオコグニトロンは、入力パターンの位置がずれたり形が大きくゆがんでも、位置のずれや形のゆがみの影響をほとんど受けることなく、入力パターンを正しく認識する能力を示す。

### 3. ネオコグニトロンの回路構成

脳の神経回路を組み立てている神経細胞は、いろいろ

ろな性質をもっている。しかしここでは、神経細胞の種々の性質のうちで、情報処理にとって必要と考えられる性質だけをもつような細胞（素子）を考える。図1にこのような細胞の一例を示す。

ネオコグニトロンは、このような細胞の層を、図2のように何段も縦続的に結合して組み立てた多層回路である。回路内の細胞の入力結合には、初期状態においてすでに結合が完成している固定結合と、外部から与えられる刺激の状態に応じて結合の強さが変化していく可変結合の両者がある。

$U_0$ は光受容細胞（光電変換素子）を平面状に並べた入力層である。 $U_0$ 層に入力パターンが光学的に投影されると、各光受容細胞は受光した光の強さに応じた出力を出す。 $U_s$ はS細胞と名付けた細胞の層で、 $U_c$ はC細胞と名付けた細胞の層である。S細胞は神経生理学でいう単純形細胞（simple cell）に似た反応特性を示す細胞であり、C細胞は複雑形細胞（complex cell）に似た反応特性を示す。各細胞層内には多数の細胞が並んでおり、それらの各細胞は図3に示すように、自分よりも1段前の層の細胞のうちで、ある小領域内に存在する一群の細胞だけから入力結合を受けている。

回路内の任意のS細胞に注目して、そのS細胞が

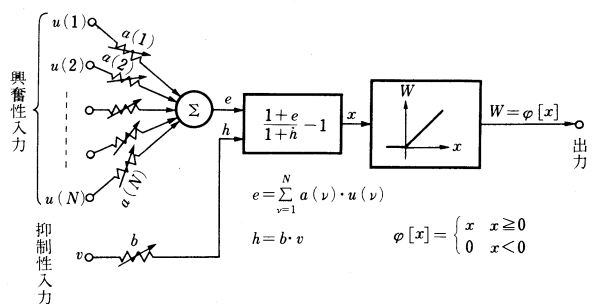


図1 ネオコグニトロンを構成する細胞の一例

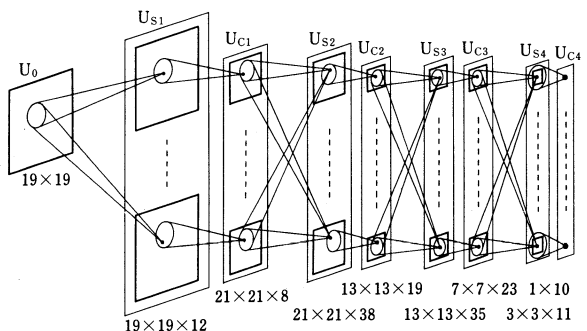


図2 ネオコグニトロンの構造

ほかの細胞からどのような結合を受け取っているかを描いたのが図4である。S細胞の入力結合の強度は学習によって変化し、そのうちの特定のものだけが強化される。学習方法については後述するが、学習が完了した後のS細胞は、その入力側に存在する一群の細胞の反応の空間パターンが、ある特定のパターンを示した場合にのみ出力を出すようになる。つまり各S細胞は、入力パターンの局所的な特徴の1つに選択的な反応を示すようになる。

ところで1つの層内では、同一の特徴を抽出するS細胞どうしが、それぞれ2次元平面状に集まって形成される。このような細胞の集合を細胞面と呼ぶことにする。図2において太線で囲んだ四角形が個々の細胞面を表している。同一細胞面内のS細胞は、いずれも同一形状の特徴に反応する（つまり同一構造の受容野をもつ）が、その特徴を抽出してくる入力層上の位置（つまり受容野の位置）は細胞ごとに異なっている。1つの細胞層内にはこのような細胞面が多数存在する。

S細胞の入力結合の強度が学習によって変化するのに対し、C細胞は学習によって変化しない固定した入力結合をもっている。すなわち、各C細胞は、特定の1つの（場合によっては2～3個の）細胞面内にある

一群のS細胞から興奮性（つまり正極性の）固定結合を受け取っていて、その入力側の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。ところで、1個のC細胞の入力側にあるS細胞は、いずれも同一の特徴を抽出するが、その特徴を抽出してくる場所は互いに少しずつ異なっている。したがってC細胞は、その入力側のS細胞と同じ特徴に反応するが、入力側の個々のS細胞に比して、特徴の呈示位置のずれにはあまり影響を受けなくなっている。

多層回路内の細胞間の結合は図2のように縦続的に行われているので、回路内の奥の層の細胞になればなるほど、入力層 $U_0$ の広い範囲から信号を受け取ることになり（つまり受容野が大きくなり）、最終段のC細胞層、つまり $U_{c4}$ 層の細胞になると、入力層全からの信号をすべて受け取るようになる。このように、個々の細胞が信号を受け取る領域（すなわち受容野）が広くなるにつれて、各細胞面内に含まれる細胞の数を減らしていき、最終層 $U_{c4}$ では各細胞面内の細胞数が1個ずつになるように定めてある。図2の下部に記した数字は、各細胞層内に含まれる細胞の数を示している。

#### 4. ネオコグニトロンの学習

ネオコグニロンに限らず一般に、学習能力をもった機械にパターンを学習させる場合の手法を大別すると、「教師なし学習」と呼ばれる手法と、「教師あり学習」と呼ばれる手法とに大別することができる。ネオコグニロンには、このいずれの手法を用いることもできる。

教師なし学習は、まだ言葉を知らない赤ん坊が物の形を覚えるときのような学習方式である。すなわち、覚えさせようとするパターンを何回もただ繰り返して機械に見せてやるだけでよい。このとき機械に見せたパターンをどのように分類すべきかの情報は一切与えない。機械は、あらかじめ備わっている何らかの法則に従って、パターンの分類基準を自分自身で作上げていき、似ているパターンどうしを組にして、入力パターンをいくつかの組に類別していく。したがって、機械が人間と同じように正しくパターン認識をするためには、機械が作り上げていく類似性の判断基準と、われわれ人間がもっている類似性の判断基準とが同じものでなければならない。ネオコグニロンの場合は、幸いなことに、ネオコグニロンが作り上げていく類似性の判断基準が人間と非常によく似ているので、人間と同じようなパターン認識能力が教師なし学習によって自然に形成されていく。

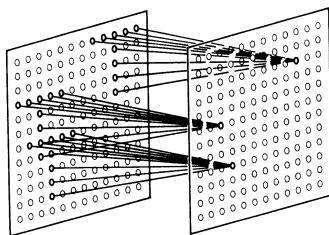


図3 ネオコグニトロンの細胞間の結合の概念図

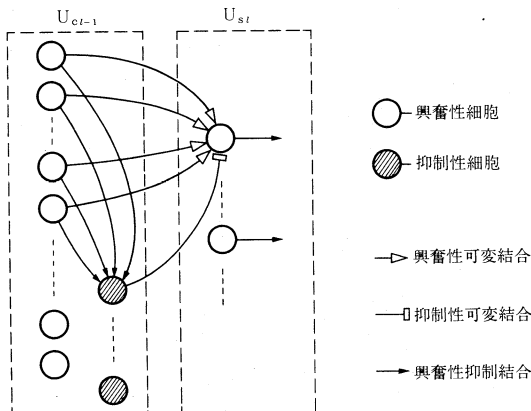


図4 回路内の任意のS細胞に至る結合

これに対して教師あり学習の場合には、機械に学習パターンを見せながら、そのパターンをどのように分類すべきかの情報も同時に与えてやる。例えば大文字の“A”と小文字の“a”とが同じ文字であることを機械に学習させようとする、両者の形の違いが大きすぎるので、新師なし学習では無理である。どうしても、教師あり学習によって“A”と“a”とが同じカテゴリーの文字であることを教えてやらなければならない。

ネオコグニトロンは教師なし学習と教師あり学習のどちらの手法を用いても学習することができ、筆者らはこの両者の実験を行っている。

教師なし学習の手法によって学習させる場合には、本質的にはコグニトロン<sup>6)</sup>の場合と同様の最大検出形仮説<sup>1)</sup>に従ってS細胞の入力結合を強化していく。最大検出形仮説とは、「ある細胞が自分の近傍領域内で最大の出力を出している場合に限り、その入力結合のうちで0でない信号が送り込まれているものだけが入力信号の強さに比例した強化を受ける」という仮説である。

この仮説では、各小領域ごとにその中で最大出力で反応した細胞1個だけが選ばれて入力結合の強化を受けることになる。つまり、ある刺激パターンが与えられたとき、たまたまそのパターン（また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。このとき最大出力細胞だけが選び出されるので、同一の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、冗長な回路が形成されることがない。したがって“教師なし”でも効率的に回路の自己組織化が進行していく。

ちなみに、このような仮説に従って細胞間の結合が変化していくとすると、ある細胞が損傷を受けても、他の神経細胞がその代役を務めるようになるという自己修復作用も生じる。つまり、ある刺激に対して強く反応している細胞が、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、それまで入力結合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。

ネオコグニトロンの場合には、コグニトロンの場合と少し違って、最大出力細胞は上記のように自分自身が学習するだけでなく、さらに、

あたかも結晶成長における核のような働きをして、自分のまわりにある他の細胞の入力結合の強化にも影響を与えるという仮説を追加している。すなわち、大出力で反応したS細胞と同一細胞面内に存在するほかのS細胞の入力結合も、大出力で反応したS細胞の入力結合と同一空間分布をもつように成長していくという仮説である。その結果、各細胞面の全細胞がすべて同一の反応特性（すなわち同一構造の受容野）をもち、学習パターンに含まれている特徴の1つを抽出するようになっていく。したがって同一細胞面内の細胞相互間の違いは、特徴を抽出してくる位置（すなわち受容野の位置）だけということになる。

教師なし学習の場合には、このような最大出力細胞が自動的に選ばれて強化されていくのに対して、教師あり学習の場合には、どの学習パターンに対してどの細胞を強化すべきかを教師すなわち実験者が指定するようにしている。しかし、それ以外の学習方法は教師なし学習の場合と同じなので、個々の結合の強度を教師がいちいち計算して調整してやる必要はなく、ただ、どのパターン（あるいは特徴）をどの細胞に抽出させるようにするかを指定してやるだけでよい。

## 5. 変形に強いパターン認識

学習を終ったネオコグニトロンが、どのようなメカニズムによって入力パターンを認識するのかを簡単に

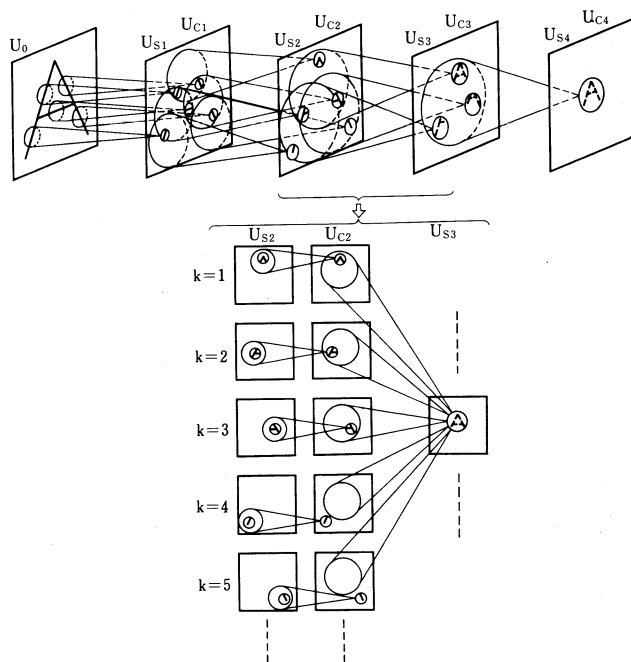


図5 ネオコグニトロンにおけるパターン認識の原理

説明しておこう。

ネオコグニトロンは“A”という文字をすでに学習しているものとしよう。図5の上半分に示すように、入力パターン“A”が入力層 $U_0$ に与えられると、入力層に近い層の各細胞は、それぞれ自分の受持ちの小さい領域で入力パターンを観測し、局所的な特徴を抽出する。その次の層の細胞は、自分の1段前の層の細胞が抽出した特徴を、もう少し広い範囲にわたって観測し、いくつかの特徴を組合せた、より大局的な特徴を抽出する。しかもこの、特徴の抽出と統合の各過程で、特徴相互間の位置のずれを少しずつ許容するようにしている。

このような操作を繰り返すことによって、最終層の細胞は入力パターン全体の情報を統合して観測し、特定の入力パターンに対してだけ反応出力を出す。図5の場合には、最終層では、パターン“A”に対応する細胞1個だけが出力を出し、ネオコグニトロンは入力パターンが“A”であるという答えを出すのである。

この過程をもう少し詳しく見てみよう。図5の下半分は、 $U_{S2}$ 層から $U_{C2}$ 層を経て $U_{S3}$ 層の1個のS細胞に至る細胞間の結合状態を拡大して描いた図である。 $U_{S2}$ 層の1段前の $U_{S1}$ 、 $U_{C1}$ 層の細胞は、入力パターンがどのような傾きの直線成分（あるいは接線成分）をもつかを局所的に観測し、どの位置にどの傾きの直線成分が存在するかを検出している。 $U_{S2}$ 層のS細胞は、 $U_{C1}$ 層で抽出された直線成分に関する局所的な情報を統合して、もう少し大局的な特徴の存在を調べる。例えば $U_{S2}$ 層の $k=1$ の細胞面には△形の特徴を抽出する細胞が並んでいるが、入力パターン“A”はその中央上部に△形の特徴を含んでいるので、この細胞面の中央上部の細胞が反応出力を出す。これに対してその次の $U_{C2}$ 層の $k=1$ の細胞面の1つのC細胞は、上記 $k=1$ のS細胞面の円（図に細線で描いた円）内に1個でも反応しているS細胞があれば出力を出すように結線されている。つまり、入力パターンの位置ずれにあまり影響されずに、入力層のある範囲内に△形の特徴があるときに反応出力を出す。

この細胞面にはこのようなC細胞が並列的に並んでいるので、図5の例では、この細胞面の中央上部のいくつかのC細胞が反応出力を出すことになる。 $U_{C2}$ 層には、△形の特徴のほかに、∟形や∨形など、種々の形状の特徴を抽出する細胞面が並んでいる。

その次の段のS細胞層、すなわち $U_{S3}$ の、ある1つの細胞は、図5の拡大図に示すように、△形、∟形および∨形の特徴が△という相対位置に存在するときにだけ反応するように結合が形成されている。このS

細胞は、その観測領域（受容野）内に△形、∟形および∨形の特徴があるという条件を観測しているだけでなく、それ以外の特徴が観測領域内に存在しないという条件も同時に確認している。不要な特徴が存在しないことの確認のためには、S細胞に抑制結合をしている抑制性細胞（図4にハッチングを入れて示した細胞）が寄与している。

ネオコグニトロンではこのように、多層回路各段での特徴の抽出と統合の過程において、S細胞層の後に組合せたC細胞層の働きによって、特徴の呈示位置のずれや特徴相互間の相対的な位置ずれを少しずつ許容するようにしている。このように特徴の位置ずれを少しずつ何段階にも分けて許容していくという操作が、入力パターンの位置ずれの影響を取り除くのみならず、変形に強いパターン認識を行ううえにも重要な役割りを果たしているのである。すなわち、入力パターンの拡大や縮小をはじめとする種々の変形にともなう局所の特徴の相対的な位置ずれの影響は、特徴の統合の過程で少しずつ吸収され、最終的には入力パターンのかなりの変形に対しても影響されない出力を得ることができるのである。

このようにネオコグニトロンでは、従来のパターン認識装置と違って、位置や形の正規化の操作と特徴抽出や識別の操作とを別々に分けて行うのではなく、両者を分離せずに同時に行っているのである。

このとき、われわれ人間が見て似ていると感じるようなパターンは、ネオコグニトロンも似ていると判断するのであるが、このことは、ネオコグニトロンがわれわれ人間の脳と同様のメカニズムでパターン認識を行っているという可能性を示唆しているように思われる。

## 6. ミニコンピュータによる実験

ネオコグニトロンのパターン認識能力を示すために、ミニコンピュータPDP-11を用いた手書き数字認識実験の一例を紹介しよう<sup>5)</sup>。ネオコグニトロンには、あらかじめ0～9の数字を教師あり学習によって学習させ、学習を終ったネオコグニトロンが手書き数字をどの程度正しく認識するかを調べた。

実験では、写真1に示すように、磁気ペン付のタブレットを用いて手書き数字パターンを入力した。入力にタブレットを用いてはいるが、筆順の情報は利用せず、入力文字を書き終った状態での空間パターンを $U_0$ 層への入力としている。演算の進行につれて、回路内の各 $U_c$ 層の細胞の反応出力を順次CRT（カラーグラフィックス）上に表示するようにした。図6はこ

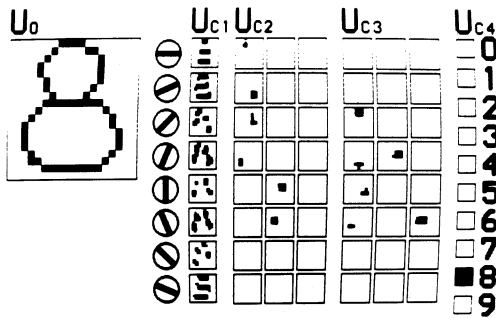
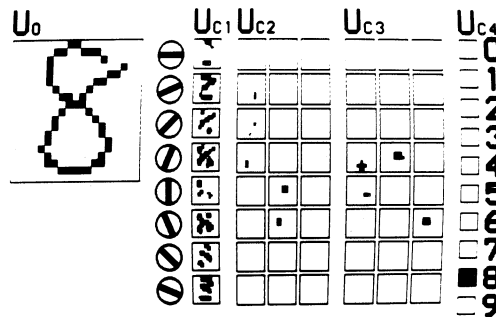
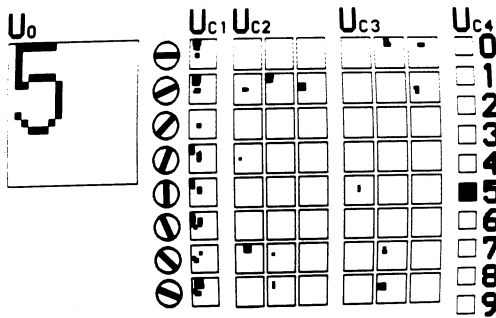
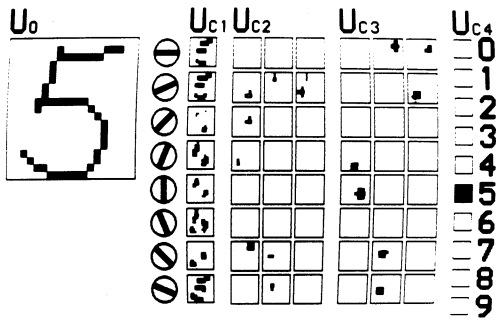


図 6 種々の手書き数字パターンに対するネオコグニトロンへの反応の例

の CRT 表示の 2, 3 の例である。

図 6 に見られるように、カテゴリーの違う入力パターンが与えられると、それに応じて最終層  $U_{c4}$  の細胞の反応も変化し、入力パターンのカテゴリーに対応



写真 1 ネオコグニトロンの実験風景

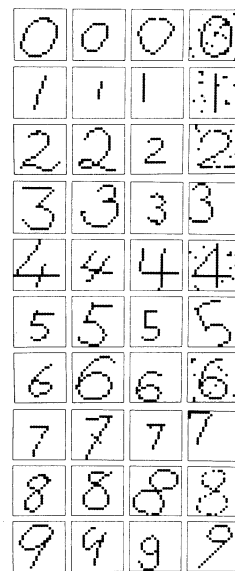


図 7 ネオコグニトロンが正しく認識した変形パターンの例

する細胞だけが反応出力を出す。これに対して、同じカテゴリーの入力パターンが与えられた場合には、たとえ入力パターンの形がゆがんだり表示位置がずれたりしても、最終層の細胞の出力は影響を受けない。すなわち、入力パターンの形や表示位置が変化すると、入力層  $U_0$  に近い細胞層の反応は入力パターンの変化につれて変動するが、奥の層になればなるほど変動は少なくなり、最終層  $U_{c4}$  では全く変動しなくなっている。

図 7 は、ネオコグニトロンが正しく認識した数字パターンの例である。このようにかかなり大きく変形したパターンや、汚れやかすれのあるパターンでもネオコグニトロンは正しく認識するのである。なお今回の実験では、最終の S 細胞層  $U_{s4}$  (図 6 には表示してない)

において、字体の大きく異なる“4”と“4”に対してだけはそれぞれ1個ずつの独立した特徴抽出細胞面を用意したが、それ以外の数字に対しては、字体の違う入力パターンに対しても、1種類の特徴抽出細胞面を共通にし用意するだけで充分であった。すなわち、ネオコグニトロンでは、多層回路内の各層での情報処理が繰り返されている間に、入力パターンの変形や位置ずれの影響は次第に吸収されていくので、 $U_{s4}$  層の段階では、例えば“6”と“6”のように字体が異なる入力パターンに対しても1個の特徴抽出細胞面だけで正しく認識することができた。

このようにネオコグニトロンの考え方をパターン認識装置の設計原理として用いると、従来のパターン認識方式とは異なって、個々の変形パターンごとに固有の標準パターンを用意したり固有の認識操作を行ったりする必要がなくなるので、単純な操作で高い認識率のパターン認識が可能になる。

## 7. む す び

ネオコグニトロンの考え方を適用すれば、高い認識率をもつパターン認識装置を実現できることが、計算機を用いた前章の実験で明らかになった。このネオコグニトロンの原理を用いたパターン認識装置をハードウェアで製作するには、種々の方法が考えられる。

一番直接的には、図1のような素子を用いて図2のような多層回路をそのままハードウェアで製作することであるが、このためには、例えば3次元ICのような技術を使用する必要がある、周辺技術のいま一步の発展を待たなければならないようである。

しかし実用的な装置としてハードウェア化するのならば、なにも図2のような多層回路にこだわる必要はない。これと同じアルゴリズムの演算さえ行えば、どのようなハードウェアを用いても差し支えない。ちなみに、前章で述べた認識実験はミニコンピュータで行ったものである。大形コンピュータを用いなくてもミニコンピュータで演算できるということは、このアルゴリズムを実現するハードウェアは現在の技術レベルでも充分製作可能であることを意味している。

ネオコグニトロンの演算の主要部を占めているのは、2次元のフィルタリングの演算の繰り返しである。したがって、アレイプロセッサなどで用いられているパイプライン形演算方式をはじめ、画像処理用ハードウェアとして開発されている種々の2次元パターン処理技術などを用いれば、効率的なハードウェア化が可能であろう。

前章では、ネオコグニトロンが筆跡の違う種々の字

体の数字パターンを正しく認識することを示したが、ネオコグニトロンは学習能力をもっているのだから、あらかじめ学習させておけば、数字パターンに限らず、アルファベットや幾何学図形などを認識させることもできる。したがって、認識対象を限定せずに万能のパターン認識装置としてネオコグニトロンの製作しておき、目的に応じてそのつど学習させて使用するというような使い方も考えられる。このように、現在使われているパターン認識装置よりも、もっと人間的な融通性のある機械が実現可能になったのである。

以上のように、ネオコグニトロンは高度の情報処理能力を示すが、人間の脳はさらにもっと高度の能力をもっている。ネオコグニトロンの能力をさらに向上させ、より人間的なものにするために、筆者らは現在も種々の研究を進めている。例えば遠心性（フィードバック性）の信号の流れを取り入れた神経回路モデルもそのような研究のひとつであるが<sup>7,8)</sup>、これについてはまた別の機会に紹介することにした。

バイオサイバネティクス研究は、脳研究のひとつの有力な手法であると同時に、新しい情報処理装置の設計原理の開発という目的に対しても強力な武器になる。ネオコグニトロンもその成果のひとつである。工学的目的に対しては一見遠廻りのように感じられるかもしれないが、通常の研究手法では思いつかないような高度の情報処理方式を生み出す大きな可能性を秘めた研究分野である。本稿によってバイオサイバネティクス研究の意義が少しでも理解され、このような研究を志す研究者が増えることを願って筆を置く。

(昭和58年8月29日受付)

## 【参 考 文 献】

- 1) 福島邦彦：“神経回路と自己組織化”，共立出版（1979）
- 2) 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），**19**，5，pp.319-330（Sept., 1981）
- 3) K. Fukushima and S. Miyake：“Neocognitron: A New Algorithm for Pattern Recognition Tolerant of Deformations and Shifts in Position”，Pattern Recognition，**15**，6，pp.455-469（1982）
- 4) 福島，三宅，伊藤：“ネオコグニトロンの原理を用いた数字パターン認識”，信学論誌(D)，**J 66-D**，2，pp.206-213（Feb., 1983）
- 5) 福島，三宅，平野：“ネオコグニトロンの原理を用いた手書き数字認識”，昭58信学情報・システム部門大会，No.78（1983）
- 6) K. Fukushima：“Cognitron: A Self-Organizing Multilayered Neural Network Model” NHK Tech. Monograph, No.30（Jan., 1981）
- 7) 福島邦彦：“階層構造をもつ連想記憶の神経回路モデル”，信学論誌(A)，**J 66-A**，11，pp.1130-1137（Nov., 1983）
- 8) 三宅，福島：“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—”，信学論誌(A)，**J 66-A**，6，pp.500-507（June, 1983）