

ネオコグニトンの原理を用いた手書き数字認識†

—マイクロコンピュータによるシステム—

福島邦彦^{††} 三宅誠^{††}
伊藤崇之^{††} 河野隆志^{†††}

従来のパターン認識は入力パターンの変形や位置ずれの影響を避けるために、まず入力パターンの位置や大きさの正規化を行った後に特徴抽出や識別を行う方式が多かった。これに対して、筆者らは先に、生物の視覚神経系を参考にして、高度のパターン認識能力と学習能力を持つ神経回路モデル“ネオコグニトン”を提案した。ネオコグニトンは、入力パターンの変形、位置ずれ、ノイズなどに強いパターン認識能力を示す。生物の神経系をヒントにしているため、その反応特性は人間に似ており、人間が似ていると感じるものはネオコグニトンも似ていると判断する。しかも学習能力を持っているので、あらかじめ学習させておけば、どのようなパターンでも認識させることができる。すでにわれわれは、ネオコグニトンによる手書き数字認識システムをミニコンピュータで実現しているが、今回は、ネオコグニトンの演算量がどの程度かを一般の技術者に直感的にわかってもらうため、広く普及しているマイクロコンピュータを用いてシステムを構成した。プログラムは、できるだけ高速に動作させるために種々の工夫をこらして作成した。このシステムがマイクロコンピュータでも実現可能であるということは、その演算量がそれほど膨大なものではなく、専用のハードウェアを用いれば、実用になる速度で動くシステムを製作できることを示している。

1. ま え が き

従来のパターン認識は入力パターンの変形や位置ずれの影響を避けるために、まず入力パターンの位置や大きさの正規化を行った後に特徴抽出や識別を行う方式が多かった。これに対して、筆者らは先に、生物の視覚神経系をヒントにして、高度のパターン認識能力と学習能力を持つシステム“ネオコグニトン”を開発した¹⁾。この方式は、入力パターンの変形、位置ずれ、ノイズなどに強いパターン認識能力を示す。生物の神経系をヒントにしているため、その反応特性は人間に似ており、人間が似ていると感じるものはネオコグニトンも似ていると判断する。しかも学習能力を持っているので、あらかじめ学習させておけば、どのようなパターンでも認識させることができる。

われわれは既に、ネオコグニトンによる手書き数字認識システムをミニコンピュータで実現したが^{2),3)}、今回はネオコグニトンの演算がマイクロコンピュータでも実現可能であることを示すとともに、その演算量がどの程度かを一般の技術者に直感的にわかってもら

うため、既に広く普及しているマイクロコンピュータ PC-9801 を用いてシステムを構成した。プログラムは、Fortran を使用し、できるだけ高速に動作することを主眼に種々の工夫をこらして作成した。なお、このシステムがマイクロコンピュータでも実現可能であるということは、その演算量がそれほど膨大なものではなく、専用のハードウェアを用いれば、実用になる速度で動くシステムを製作できることを示している。

2. ネオコグニトンの構造と動作

システムは、実際にはソフトウェアで構成されているのであるが、説明を容易にするために、アナログ型細胞によって構成された多層回路を想定して演算アルゴリズムを説明する。

ネオコグニトンは図1に示すように、S細胞と呼ばれる細胞の層 U_s と、C細胞と呼ばれる細胞の層 U_c とを組み合わせた2層の回路を基本単位とし、この基本単位を縦続的に接続した構造をもっている。S細胞は可変入力結合を持ち、学習により特徴抽出機能を身につけ、ある一特徴のみにだけ選択的に反応するようになっていく。S細胞の後ろに挿入されている各C細胞は、同一特徴を抽出するS細胞の中で受容野(その細胞が特徴を抽出してくる入力層上の領域)の位置が少しずつ異なる一群のS細胞から興奮性の結合を受け取っており、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。した

† Handwritten Numeral Recognition by the Algorithm of the Neocognitron —An Experimental System Using a Micro-computer— by KUNIHICO FUKUSHIMA, SEI MIYAKE, TAKAYUKI ITO (Visual Science Research Division, NHK Science and Technical Research Laboratories) and TAKASHI KOUNO (Department of Electronics and Communication Engineering, School of Science and Engineering, Waseda University).

†† NHK 放送技術研究所視覚情報研究部

††† 早稲田大学理工学部電子通信学科

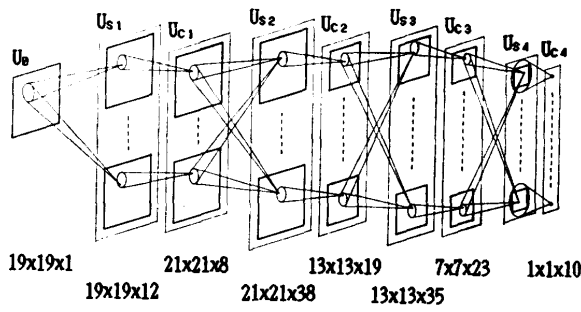


図1 ネオコグニトロン構造
Fig. 1 Schematic diagram illustrating connections between layers in the neocognitron.

がって、C細胞はその入力側のS細胞に比して、特徴の位置ずれに対して影響を受けにくくなっている。

この様子を、もう少し詳しく説明しよう。入力パターンが入力層 U_0 に与えられると、図2に示すよう

に、入力層に近い層の各細胞は、それぞれの自分の受け持ちの小さい領域(受容野)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、1段階前の層の細胞が抽出した特徴を組み合わせた、より大局的な特徴を抽出する。各細胞層でこのような操作を繰り返すことによって、最終層の各細胞は、入力パターンのもつすべての特徴を統合して観測し、特定の形状の入力パターンだけに選択的に反応することになる。したがって、ネオコグニトロン最終的な認識結果は、最終段のどの細胞が出力を出したかによって決定される。ところで、この特徴の抽出と統合の各過程で、S細胞の後ろに挿入したC細胞の働きによって、特徴相互間の相対的な位置ずれが少しずつ許容されていく。その結果、最終層の各C細胞の反応は入力パターンの位置ずれや変形に対してはほとんど影響を受けなくなり、位置ずれや変形に強いパターン認識が

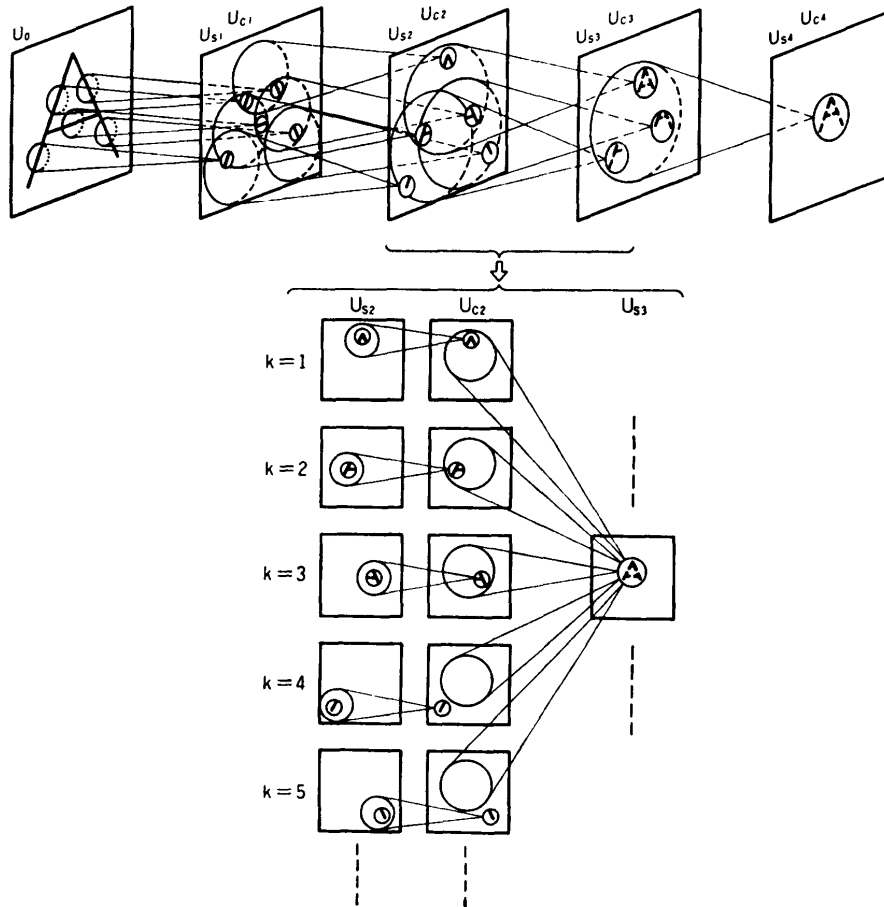


図2 ネオコグニトロン動作原理
Fig. 2 Principle of position- and deformation-invariant recognition of patterns. Extraction and integration of features are repeated at each stage of the hierarchical network.

行えるのである。

U_s, U_c の各細胞層は、同一特徴を抽出する細胞が面状に並んだ“細胞面”の集まりによって構成されている。図1において太線で描いた個々の四角形が1つの細胞面を表し、細線の長方形が1つの細胞層を表す。図の下に記した数字は各細胞層内の細胞数を示す（S細胞あるいはC細胞の数を表し、後述のV細胞の数は含まない）。

多層回路内の各層の細胞の受容野は上位の層（図1では右側の層）になるほど大きくなっていくので、それにつれて各細胞面内に含まれる細胞の密度が減少するように回路を構成した。最終段の U_{c4} 層には10個のC細胞があり、0から9までの数字パターンと1対1に対応している。このような細胞の密度減少に対応して、隣り合った細胞層の細胞間にどのような結合が形成されているのかを具体的に図示したのが図3である。なお、図3では、各層から細胞面を1個ずつ選び出し、これらの細胞面間の結合の1次元断面図を図示してある。もっとも、S細胞の入力結合は、図3に示したただけの本数の結合すべてが学習によって強化されるわけではなく、通常はこのうちの多くのものが強度0の初期状態のままにとどまる。

各層の細胞の出力を数式で表すと、第 l 段の k 番目の細胞面内のS細胞の出力は、
 $u_{s_l}(\mathbf{n}, k)$

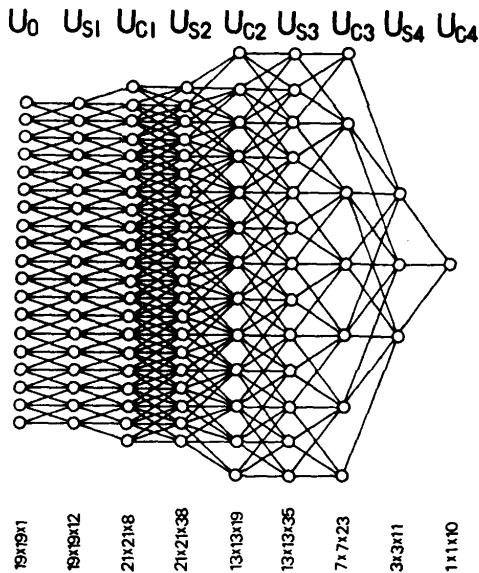


図3 細胞面間の結合状態（1次元断面図）

Fig. 3 One dimensional view of interconnections between cells of different cell-planes. Only one cell-plane is drawn in each layer.

$$= r_l \cdot \varphi \left[\frac{1 + \sum_{\kappa=1}^{K_{C_{l-1}}} \sum_{\nu \in A_l} a_l(\nu, \kappa, k) \cdot u_{C_{l-1}}(\mathbf{n} + \nu, \kappa)}{1 + \frac{r_l}{1+r_l} \cdot b_l(k) \cdot v_l(\mathbf{n})} - 1 \right] \quad (1)$$

$$\mathbf{n} = (n_x, n_y), \quad \nu = (\nu_x, \nu_y)$$

$$k = 1, 2, \dots, K_{S_l}$$

$$\varphi[x] = \max(x, 0)$$

で与えられる。ここに \mathbf{n} はその細胞の受容野の位置を表す2次元座標であり、 $u_{C_{l-1}}(\mathbf{n}, \kappa)$ はその前段の κ 番目の細胞面内のC細胞の出力を表す。式(1)および次に記す式(2)において、 $l=1$ の場合には、 $u_{C_{l-1}}(\mathbf{n}, \kappa)$ は入力層 U_0 の細胞の反応 $u_0(\mathbf{n})$ を表し、 $K_{C_{l-1}} = 1$ であると解釈する。 a_l と b_l は、それぞれ興奮性および抑制性の可変入力結合の強度であり、その値は3章で述べる手法によって定める。 A_l は、1個の細胞 $u_{S_l}(\mathbf{n}, k)$ が入力を受け取る範囲の広さを表す。 r_l は、抑制性入力の効き方を制御する正の定数であり、この値が大きくなると、S細胞が特定の1つの特徴にだけ選択的に反応する傾向が強まる。なお、S細胞の特徴抽出機能については文献1)に詳しく議論されている。

この $u_{S_l}(\mathbf{n}, k)$ に抑制性信号を送っているV細胞 $v_l(\mathbf{n})$ は、 $u_{S_l}(\mathbf{n}, k)$ が受け取るのと同じ細胞群から信号を受け取りその2乗平均値に等しい出力を出す：

$$v_l(\mathbf{n}) = \sqrt{\sum_{\kappa=1}^{K_{C_{l-1}}} \sum_{\nu \in A_l} c_l(\nu) \cdot u_{C_{l-1}}^2(\mathbf{n} + \nu, \kappa)} \quad (2)$$

ここに $c_l(\nu)$ は固定入力結合の強度を表している。

一方、C細胞の出力は、

$$u_{C_l}(\mathbf{n}, k) = \psi \left[\sum_{\kappa=1}^{K_{S_l}} j_l(\kappa, k) \sum_{\nu \in D_l} d_l(\nu) \cdot u_{S_l}(\mathbf{n} + \nu, \kappa) \right] \quad (3)$$

$$k = 1, 2, \dots, K_{C_l}$$

$$\psi[x] = \varphi[x] / (\alpha_l + \varphi[x])$$

ここに、 α_l はC細胞の入出力特性の飽和の程度を定める正の定数である。 $d_l(\nu)$ はS細胞からC細胞への興奮性固定結合の強度を表す。 $j_l(\kappa, k)$ は、S細胞の細胞面からC細胞の細胞面への結合の統合状態を規定する係数で、 U_{S_l} 層の κ 番目の細胞面から U_{C_l} 層の k 番目の細胞面に至る結合が存在する場合に1をとる、存在しない場合に0をとる。

3. 学 習

ネオコグニトロンは、“教師なし学習”¹⁾あるいは

“教師あり学習”²⁾のいずれの手法によっても学習させることが可能であるが、本システムは教師あり学習の手法を用いて学習させた。

学習は下位の層から順次進めていき、 l 段目の細胞層の学習は、 $l-1$ 段目の細胞層内のすべての細胞面の学習が完了した後に行う。

特定の層の学習に際しては、以下のような手法を、その層内の各細胞面に対して順次適用することによってS細胞の可変入力結合の値を変化させ、各S細胞に特定の特徴に対してだけ反応する能力を身につかせていく。

すなわち、学習させるべきS細胞面をまず1つ指定する。その細胞面に学習させるべき学習パターンを入力層 U_0 に呈示すると同時に“代表”となるべきS細胞の位置を指示する。なお代表細胞の位置の指示は、代表細胞の受容野の中心が学習パターン上のどこに来るべきかを指定するだけでよい。さて、この前段までの細胞層の学習はすでに完了しているので、入力層 U_0 に学習パターンを与えれば、代表細胞に信号を送り込んでいる細胞（前段のC細胞および同段のV細胞）の出力はすべて確定する。そこで、代表細胞の可変入力結合の強度を、その結合を通して送り込まれている信号の強度に比例した値だけ増加させる。すなわち、興奮性および抑制性の可変入力結合の増加量は、

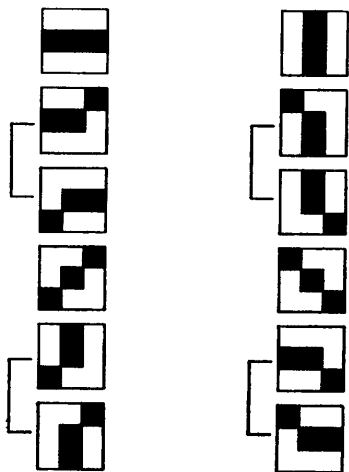


図 4 U_{s1} 層の細胞面の学習に用いた学習パターン
Fig. 4 Training patterns used to train 12 cell-planes of layer U_{s1} . Each hooked line shows that the output of the corresponding two cell-planes is integrated into a single cell-plane in the succeeding layer U_{c1} .

$$\Delta a_i(v, \kappa, k) = q_i \cdot c_i(v) \cdot u_{c_{l-1}}(n + v, \kappa), \quad (4)$$

$$\Delta b_i(k) = q_i \cdot v_i(n). \quad (5)$$

ここで、 q_i は強化量を定める正の定数で、十分大きな値に選んでおけば、その値をどのように定めても認識結果にはあまり影響しない。なお、これらの可変入力結合 a_i, b_i の初期値はすべて0である。

このような強化の結果、代表細胞はその時点の入力刺激に最もうまく反応する性質を獲得していく。また、その細胞面内の、代表以外のS細胞の入力結合は、代表細胞とまったく同一の強化を受けるようになっている²⁾。

今回の実験では、このシステムに“0”から“9”までの10個の数字を学習させた。図4~7に、それぞれ $U_{s1}, U_{s2}, U_{s3}, U_{s4}$ の各層の学習に使用した学習パターン（19×19個の細胞を持つ入力層 U_0 に呈

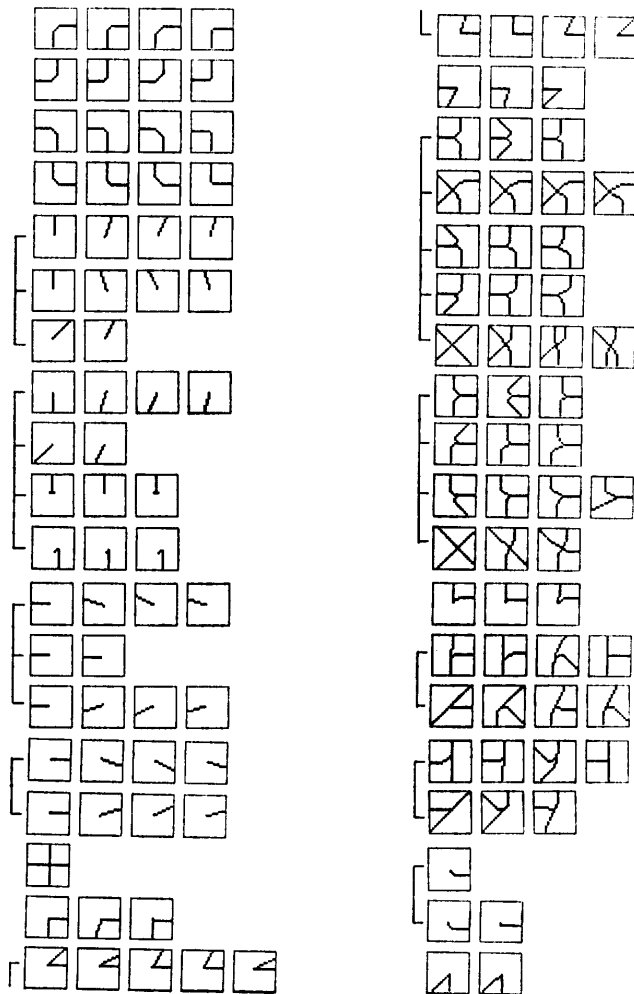


図 5 U_{s2} 層の細胞面の学習に用いた学習パターン
Fig. 5 Training patterns used to train 38 cell-planes of layer U_{s2} .

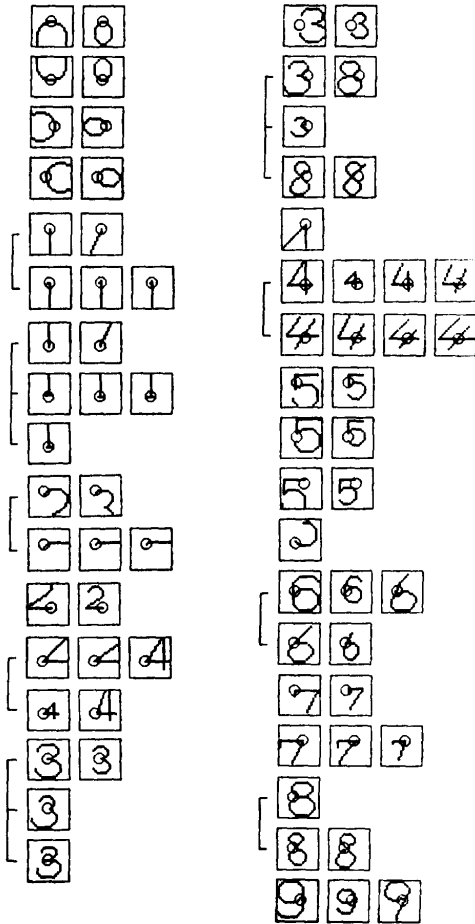


図 6 U_{5s} 層の細胞面の学習に用いた学習パターン
 Fig. 6 Training patterns used to train 35 cell-planes of layer U_{5s} . Receptive field centers of the "representative" cells are indicated by circles.

示した学習パターン)を示す。代表細胞の受容野の中心の位置は、図6では、○印によって示されているが、それ以外の図では、各パターンの中心に位置する。

なお、 U_{5s} 層以降では、入力パターンの変形に対処する能力を増すために、同一細胞層に複数個の学習パターンを順次呈示して学習させている。図5~7において数個ずつ横に並べて表示したパターンが、同一細胞面の学習に用いた1組の学習パターンである。

例えば、図5は U_{5s} 層の38個の細胞面の学習に用いた38組の学習パターンを示す。ところで、手書き数字の場合には、書く人によって字体や筆跡が異なり、字体や筆跡の違いに応じて数字パターンに含まれる特徴もかなりの変形を受ける。しかもこの変形は決してあらゆる方向にランダムに発生するのではなく、

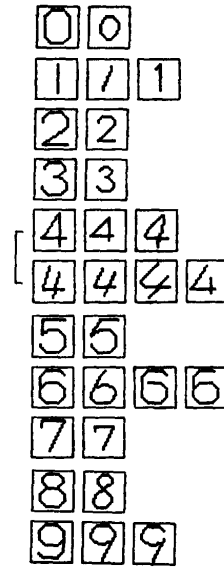


図 7 U_{5s} 層の細胞面の学習に用いた学習パターン
 Fig. 7 Training patterns used to train 11 cell-planes of layer U_{5s} .

ある一定の傾向をもって生じることが多い。そこで、変形を受けた特徴を1個の細胞面で抽出するのが無理であると判断されるような場合には、2個または3個の細胞面で別々に抽出しておいて、その出力を U_{6c} 層の入力段で統合するようにしている [式(3)の $j_i(x, k)$ 参照]。図5の38組の学習パターンの左側に描いたカギ型の縦線は、細胞面の統合をどのように行っているかを示している。図4、図6、図7の学習パターンの左側に描いた縦線も同様に、C細胞層の入力段で細胞面がどのように統合されるかを表している。

なお U_{5s} 層においては、S細胞の入力結合の空間的広がり、図3に示すように 3×3 である。したがって、学習パターンを、 19×19 個の細胞をもつ U_0 層全面に呈示する必要はなく、中央の 3×3 の範囲内に呈示すれば十分である。したがって図4には、 U_{5s} 層の学習パターンの中央の 3×3 の部分のみを図示してある。

4. マイクロコンピュータによるシステム

上述のようなネオコグニトロン のアルゴリズムを用いて、“0”から“9”までの数字を認識するシステムを、マイクロコンピュータによって実現した。システムのハードウェア構成を図8に示す。プログラムの主要部は Fortran 77 を用いて作成したが、認識時間を短縮させるために以下に述べるような種々の工夫を施した。

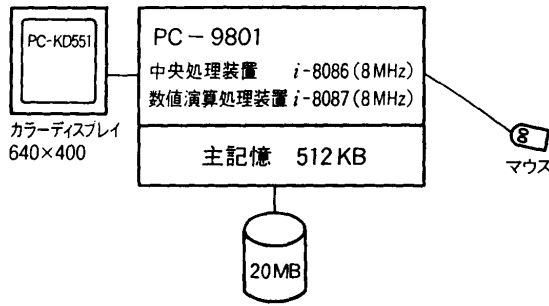


図 8 ハードウェア・システム
Fig. 8 Hardware system of the microcomputer.

4.1 認識時間の短縮

認識の演算において大部分の時間を要しているのは回路内 S 細胞の出力を求める式(1)の分子の計算である。これは、2次元パターン $u_{c,l}$ に対して、2次元の空間フィルタ a_i を作用させるフィルタリングの演算であると考えられる。プログラミングに際しては、この式(1)の分子の計算に重点を置き、以下のような手法を用いて認識時間の短縮を図った。ちなみに、式(1)の演算に用いる配列の大きさが最大になるのは $l=2$ の場合で、その大きさは(1語に4 Byte を割り当てているので)次のとおりである。

$$\begin{aligned}
 u_{s_i}(n, k) &\dots\dots 21 \times 21 \times 38 \doteq 66 \text{ kByte} \\
 u_{c,l}(n, \kappa) &\dots\dots 21 \times 21 \times 8 \doteq 14 \text{ kByte} \\
 a_i(\nu, \kappa, k) &\dots\dots 5 \times 5 \times 256^* = 25 \text{ kByte} \\
 b_i(k) &\dots\dots\dots 38 = 152 \text{ Byte}
 \end{aligned}$$

(1) 配列の分割

CPU 8086 は広いメモリ空間をサポートするために、メモリ空間を 64 kByte ごとにセグメント化している。そのため、セグメントサイズ以上の大きな配列をアクセスするとオーバーヘッドが大きくなる。S細胞の出力を入れる配列 $u_{s_i}(n, k)$ のように、その大きさがセグメントサイズ (64 kByte) 以上の大きな配列は1つの配列が 64 kByte 以下になるようにいくつか分割して(図9)オーバーヘッドを小さくした。この手法により、認識時間を半分にできた。

(2) 結合係数データの圧縮

結合係数 $a_i(\nu, \kappa, k)$ には0のものが多い。そこで、0かどうかを判定して、対応する乗算をスキップすることによって演算時間を短縮できる。しかしながら、0の判断にも時間がかかるので、この判断をしなくて

* 結合の広がり A_i は 5×5 に選ばれている。 κ と k のすべての組み合わせを考えると、この 5×5 のブロックが $8 \times 38 = 304$ 個必要になるが、その中から 5×5 の要素がすべて0のブロックを除くと、実際には256個であった。しかし、この値は、学習パターン(図5)の選び方によって多少増減する。

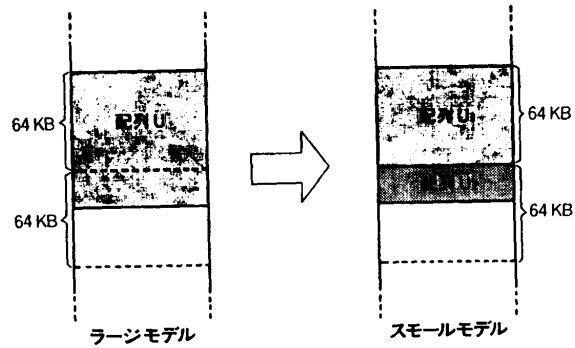


図 9 配列の分割
Fig. 9 Division of a large array into small ones.

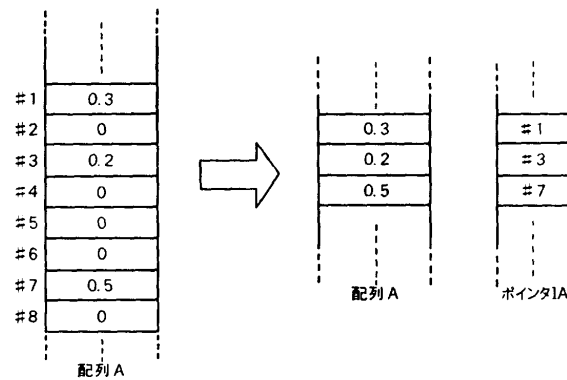


図 10 ポインタ参照による結合係数データの圧縮
Fig. 10 Data compression using address pointers.

もよいように値0の係数を除いた配列を作り、各係数と細胞との対応は別の配列にポインタとして格納するようにした(図10)。

また、配列のアドレス計算を簡単にするため、 $a_i(\nu, \kappa, k)$ および $u_{s_i}(n, k)$ の中の2次元変数 n および ν を、1次元の変数に置き換えて演算を行った。これらの手法により、単純に0の判断を行って演算する場合に比べて、20%ほど認識時間を短縮できた。

フィルタリングの計算には次の(a)、(b)2つの手法が考えられる。

- (a) S細胞を1つずつ選び、その出力を順番に計算していく。
- (b) S細胞への入力を累積していくバッファをS細胞の個数だけ用意する。次に、C細胞を1個ずつ順番に選び、そのC細胞から送り出される信号を各S細胞のバッファに加算していく。このような操作をすべてのC細胞について繰り返すと、最終的にS細胞の出力が定まる。

この2つの手法を図示したのが図11(a)、(b)であ

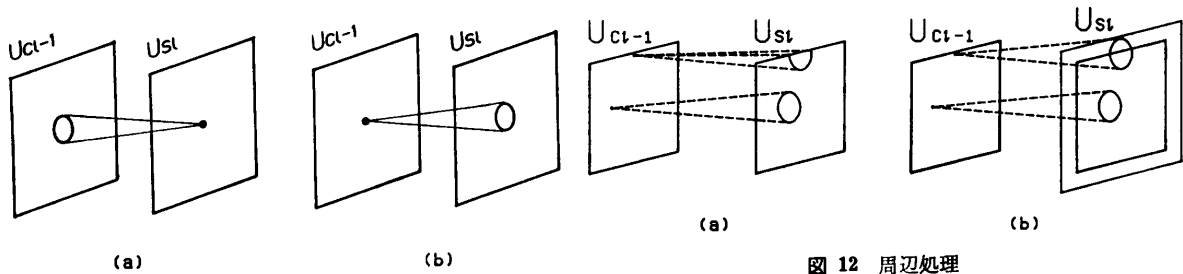


図 11 コンボリューションの計算方法
Fig. 11 Two possible methods of calculating convolution. Method (b) is adopted in our system.

図 12 周辺処理
Fig. 12 Two possible methods of handling peripheral data. Method (b) is adopted in our system.

る。

ところで、C細胞の出力には0のものが多いので、 $u_{c_{i-1}}$ の値によるゼロスキップを行うには、(b)の方法の方が効果的である。このとき図 12(a) に示すように細胞面 U_{s_i} の計算に際して、細胞面 $U_{c_{i-1}}$ の周辺部のC細胞に対応するS細胞が存在しないことがある。そこで、図 12(a)のように、細胞面 U_{s_i} の境界をはみ出した部分に対して、細胞面 $U_{c_{i-1}}$ からデータを送り出さないようにする方法と、図 12(b)のように、細胞面 U_{s_i} に対応する配列の周辺にダミーの配列を追加することにより周辺部に対しても中心部と同じ手続きで演算を行うようにする方法が考えられる。しかし、 m および ν を1次元変数に展開して演算を行う場合には、図 12(a)の方法では周辺部での処理が複雑になり、演算時間がかかって長くなるので、図 12(b)の方法を用いた。

(3) アセンブラ・レベルの最適化

このプログラム全体で一番演算時間を要しているS細胞の出力の計算を更に高速化するために、この部分に対しては、Fortran のアセンブラ・リストをもとにして、アセンブラルーチンを作成し、次のような最適化を行った。

- ① unnecessary 命令 (数値演算プロセッサ 8087 の初期化命令など) は削除する。
- ② 変数やループ・カウンタはできるだけレジスタに割り付ける。
- ③ ループ内で定数として扱

える数値は数値演算プロセッサ 8087 のスタックに積むようにして、ロードによる時間の無駄を防ぐ。

- ④ 配列のアドレス計算などで同じ計算をしている部分は1つにまとめる。
- ⑤ 平方根などの関数はインライン展開する。
- ⑥ メイン CPU 8086 と数値演算プロセッサ 8087 との並列処理の効率を上げるために、8087 の休止期間中に実行されていた 8086 の命令は、可能なかぎり 8087 の稼動中に同時に実行されるように演算順序を変更する。

この最適化により認識時間を 40% ほど短縮できた。

4.2 実験結果

パターンの入力にはマウスを使う*。認識を終了すると、CRT 画面上には図 13~15 のような結果が表示される。画面左端は入力パターンを、中間が各 U_c

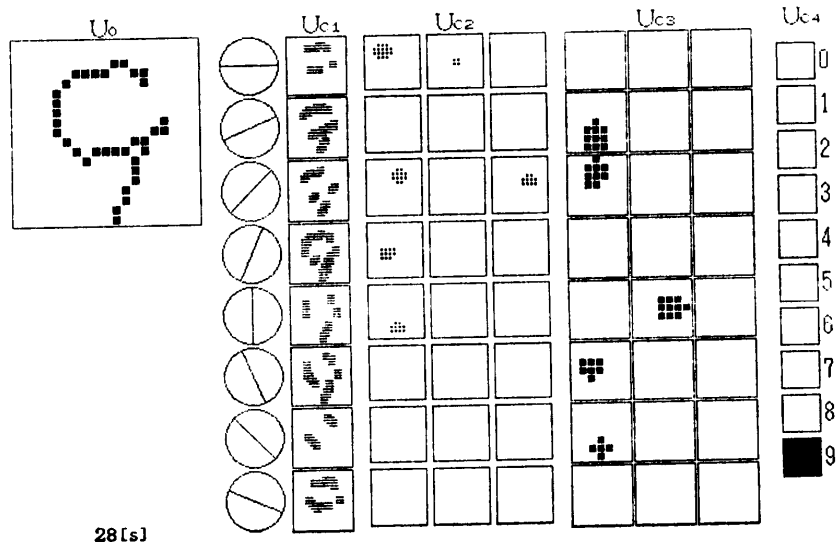
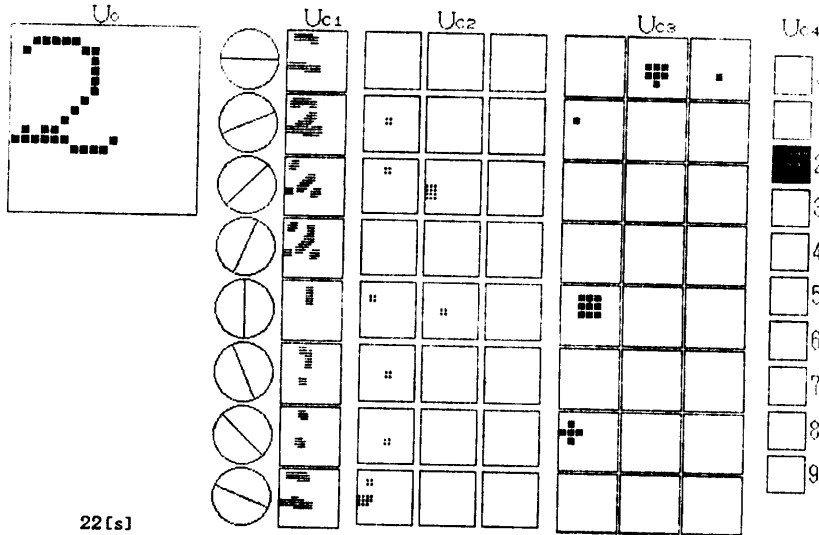


図 13 変形パターン“9”に対する回路内の反応
Fig. 13 Response of cells in the network to a deformed pattern “9”.

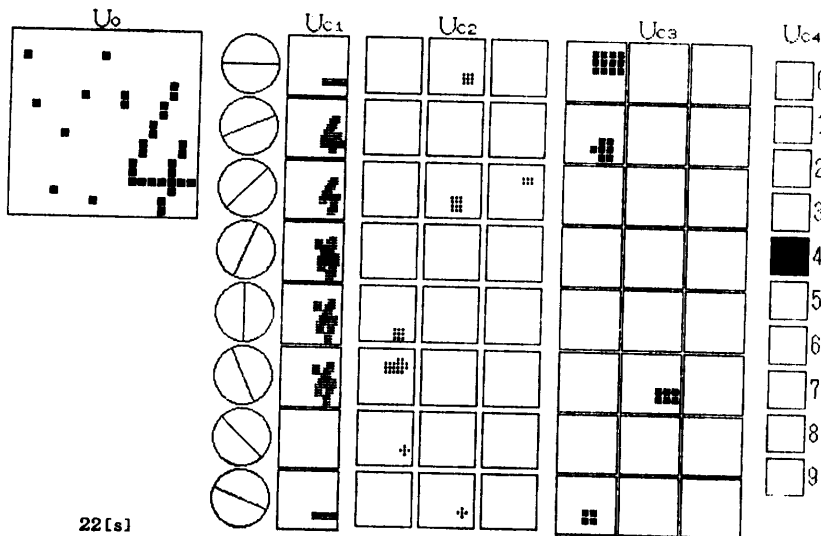
* このシステムでは、パターン入力のためにマウスを用いているが、認識操作において筆順の情報を使っているわけではない。したがって、このシステムは、すでに紙に書かれた文字の読み取りに対しても同様に使用し得ることは言うまでもない。



22[s]

図 14 位置がずれた変形パターン“2”に対する反応

Fig. 14 Response of cells in the network to a deformed and position-shifted pattern “2”.



22[s]

図 15 ノイズがある“4”の変形パターンに対する反応

Fig. 15 Response of cells in the network to a pattern “4” contaminated with noise.

層の細胞の出力を、右端が認識結果を示している。なお、 U_{c1} 層の左側の円内の棒は、 U_{c1} 層内の各細胞面が抽出する特徴の種類、つまり線分の傾斜を表示している。

図 13 は、変形された手書きパターン“9”に対する回路内の反応を示している。最終層 U_{c4} では細胞“9”が反応しており、入力パターンが正しく認識されたことを示している。また、図 14 のように位置がずれた変形パターンが与えられても、正しく認識できることがわかる。

図 15 はノイズを含んだ“4”の変形パターンに対する回路内の反応であり、この認識方式がノイズと変形に強いことを示している。

認識時間は入力パターンにもよるが、マイクロコンピュータ PC-9801 m を用いた場合、表示時間を含めて 8~35 秒程度である。

5. あとがき

ネオコグニトロンアルゴリズムを用いれば、高度のパターン認識能力を持つシステムがそれほど膨大な演算を要せずに実現できることを示すために、マイクロコンピュータを用いた手書き数字認識のシミュレーション・システムを作成した。認識時間は表示時間を含めて 1 文字当たり 8~35 秒程度にすることができた。

マイクロコンピュータによってもこの程度の演算が可能であるということは、専用のハードウェアを製作すれば、実用になる速度で動く高性能のパターン認識システムが実現できることを意味している。

なお、本論文で論じた演算法を用いると、演算時間は、0 でない出力を出した細胞の数にほぼ比例する。したがって一般

に、サイズの小さいパターンを入力した場合の方が大きいパターンを入力した場合よりも演算時間が短くなる。したがって、たとえ回路の規模を増して入力層の細胞数を増しても、そこに実際に呈示される入力パターンの大きさが同じならば、演算時間もほぼ同じである。

また、英文字やカナ文字のように認識すべきカテゴリーの数が増した場合でも、下位の層で抽出すべき局所的特徴は一般に複数のカテゴリーのパターンに対して共通に含まれる。したがって、分類すべきカテ

リー数が増しても、それに比例して回路規模が大きくなるわけではない。ただし、漢字パターンのように、認識すべき個々のパターンの複雑さが増した場合に、それに応じて段数（層の数）を増す方が認識率を向上させることができる。

ここでは通常のコンピュータを用いたシミュレーションの例を示したが、ネオコグニトンは基本的には、並列処理向きのアルゴリズムであり、次世代の新しい認識装置の設計原理を提供するものといえよう。

謝辞 研究の機会を与えていただいた藤尾孝NHK放送技術研究所前所長、日下秀夫視覚情報研究部長、小原啓義早稲田大学教授に深く感謝する。

参 考 文 献

- 1) 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).
- 2) 福島邦彦, 三宅 誠, 伊藤崇之: ネオコグニトンの原理を用いた数字パターン認識, *信学論(D)*, Vol. J66-D, No. 2, pp. 206-213 (1983).
- 3) 福島邦彦, 三宅 誠, 平野俊典: ネオコグニトンの原理を用いた手書き数字認識, 昭 58 信学会情報・システム部門全大, No. 78 (1983).
(昭和 61 年 4 月 10 日受付)
(昭和 62 年 4 月 15 日採録)



福島 邦彦 (正会員)

昭和 11 年生。昭和 33 年京都大学工学部電子工学科卒業。工学博士。現在、NHK 放送技術研究所視覚情報研究部主任研究員。脳における情報処理機構のバイオサイバネティクス研究に従事。特に、視聴覚系、記憶・学習機構などの神経回路モデルの構成や、ニューロコンピュータ（神経回路型並列計算機）に関心を持つ。著書「視覚の生理とバイオニクス」（電子通信学会）、「神経回路と自己組織化」（共立出版）。電子情報通信学会、日本神経科学協会、テレビジョン学会などの会員。



三宅 誠 (正会員)

昭和 45 年早稲田大学理工学部電気通信学科卒業。同年 NHK 入社。昭和 49 年同社放送科学基礎研究所、昭和 59 年同社放送技術研究所、昭和 62 年より ATR 視聴覚機構研究所勤務。同社視覚研究室主幹研究員。工学博士。神経回路モデルによるパターン情報処理機構、学習機構の研究に従事。



伊藤 崇之

昭和 29 年生。昭和 52 年京都大学工学部電気工学科卒業。昭和 54 年同大学院修士課程修了。同年 NHK に入社。現在、放送技術研究所視覚情報研究部に所属。視聴覚神経系のバイオサイバネティクス研究に従事。電子情報通信学会、音響学会各会員。



河野 隆志 (正会員)

昭和 39 年生。昭和 61 年早稲田大学理工学部電子通信学科卒業。現在、同大学院理工学研究科在学中。画像認識、知的 CAI システムに興味を持つ。人工知能学会会員。