

位置ずれに影響されないパターン認識

機構の神経回路モデル

——ネオコグニトロン——

正 員 福島 邦彦†

Neural Network Model for a Mechanism of
Pattern Recognition Unaffected by Shift
in Position
——Neocognitron——

Kunihiko FUKUSHIMA†, Regular Member

あらまし パターン認識における最大の難題は、入力パターンの位置がずれたり形がゆがんだりしたときに、どのような処理を施すべきかという問題であり、この問題に対する根本的な解決法はこれまでみいだされていなかった。筆者は、動物の視覚神経系の構造からヒントを得て、この問題を解決する新しいアルゴリズムを考案し、これを実現する多層の神経回路モデル（ネオコグニトロンと呼ぶ）を構成し、計算機シミュレーションによってその能力を確認したので報告する。この神経回路モデルは、自己組織化能力をも有する。認識すべき複数個のパターンを回路に繰返し呈示しているだけで、回路は、それらのパターンを区別して正しく認識する能力を、教師なし学習によって身につけていく。自己組織化が完了した状態では、回路は、入力パターンの呈示位置がずれても、その大きさや形が多少変形しても、多少の雑音が含まれていても、正しくパターンを認識する。

1. ま え が き

筆者は以前、自己組織化能力を持つ多層神経回路モデルを提唱し、コグニトロンと名付けた^{(1), (2)}。コグニトロンの自己組織化は“教師なし学習”によって進行していき、刺激パターンの呈示を単に繰返ししているだけで、回路内には特定の刺激パターンだけに選択的に反応する細胞が形成されていく。しかし、コグニトロンでは、呈示位置や大きさの違う刺激パターンは、たとえその形が全く同じであっても別のパターンとみなされて情報処理されていた。

本論文では、刺激パターンの位置ずれや多少の変形には影響されず、形の類似性だけに基づいて正しくパターンを認識する能力を持った神経回路を、自己組織的に形成していく新しいアルゴリズムを提唱する。新

しい回路は、コグニトロンの考えを更に発展させたものなので“ネオコグニトロン(neo-cognitron)”と呼ぶことにする*。

新しい回路もやはり多層の神経回路であり、自己組織化が完了した段階では、視覚神経系に関するHubelとWieselの階層モデル^{(4), (5)}を更に発展させたような構造を示す。そして、最終層の細胞の反応は、刺激パターンの形だけによって定まり、入力層への刺激パターンの呈示位置には影響されない。

HubelとWieselの階層仮説によると、大脳視覚野の神経回路は、図1に示すように、LGB(外側膝状体)→単純形細胞→複雑形細胞→低次超複雑形細胞→高次超複雑形細胞、という階層構造を持っている。そして、単純形細胞と複雑形細胞との間の神経回路の構造と、低次超複雑形細胞と高次超複雑形細胞との間の神経回路の構造には、互いに類似性があるという。又、階層が上位の細胞になればなる程、刺激パターンの持つ種

†NHK放送科学基礎研究所、東京都
Broadcasting Science Research Laboratories, NHK,
Tokyo, 157 Japan
論文番号：昭 54-462[A-119]

* ここで提唱する回路の基本的考えは、筆者によって既に文献(3)で発表されている。

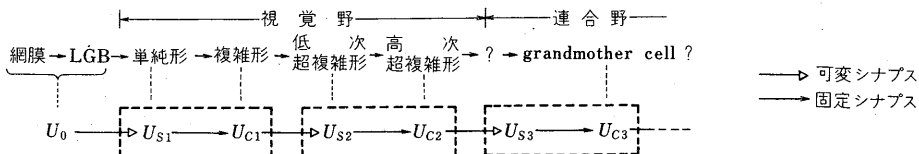


図1 Hubel-Wieselの階層仮説とネオコグニトロンの神経回路との対応関係
Fig.1—Correspondence between the hierarchy model by Hubel & Wiesel and the neural network of the neo-cognitron.

々の特徴のうちの、ある特定の一つの特徴にだけ選択的に反応する傾向が強くなるが、それと共に受容野は大きくなり、刺激パターンの呈示位置のずれに対する反応特性の変化は少なくなっていくという。彼らは、高次超複雑形細胞の更に上にどのような細胞があるのかについては述べていないが、脳の下側頭葉の連合野には、特定の一つの刺激パターンにだけ選択的に反応し、そのパターンの呈示位置や大きさにほとんど影響されない細胞（いわゆる grandmother cell に相当するような細胞）があるという報告もある^{(6),(7)}。このような事実をもとにして階層仮説を更に押し進めていくと、高次超複雑形細胞よりも更に上位にも同様の階層構造があり、その最上位の階層に属する細胞は、特定の一つの刺激パターンにだけ選択的に反応し、そのパターンの呈示位置や大きさにはあまり影響を受けなくなっているという考えが生まれてくる。もっとも、HubelとWieselの階層仮説には批判もあり、事実また、階層仮説を否定するようなシナプス結合（例えば、LGBから複雑形細胞への単シナプス性結合など）もみいだされている。従って、階層仮説が完全な形で成立しないことは否定できないが、情報処理という立場で信号の流れの主経路に注目するならば、視覚系の神経回路の基本的な構造として、階層構造を仮定してもよいのではなかろうか。

2. 回路の構造

ここで、HubelとWieselの階層仮説における単純形細胞や低次超複雑形細胞に対応する細胞を（simple cellの頭文字をとって）S細胞と呼び、複雑形細胞や高次超複雑形細胞に対応する細胞を（complex cellの頭文字をとって）C細胞と呼ぶことにしよう。本論文で提案する回路（ネオコグニトロン）は、図1に示すように、S細胞の層（S層と呼び U_S と記す）と、C細胞の層（C層と呼び U_C と記す）とが組合さった2層の神経回路を基本単位として、このS層—C層という基本単位を、入力層の後に何段もカスケードに接続した

構造を持っている。このうち、各段のS細胞の入力シナプス結合が可塑性を持つと仮定している。

図1のように、入力層を U_0 、第 l 段目のS層を U_{Sl} 、C層を U_{Cl} と書くことにしよう。入力層 U_0 には光受容細胞が基盤目状に並んでいる。 n_y 行の n_x 番目の光受容細胞の出力を $u_0(n)$ と記すことにする。ここに n は、この細胞の位置を指定する2次元座標 $n=(n_x, n_y)$ である。

それ以降の各S層やC層の内部には、各種の特徴抽出細胞が含まれていて、同一特徴を抽出する細胞ごとに集まって面状に並んでいる。すなわち、一つの層内には多数の“細胞面”があり、同一面内に並んでいる細胞はいずれも同一の特徴抽出機能を持つ。同一面内の細胞相互間の相違は、その受容野の位置が異なることだけである。このような同一特徴を抽出する細胞の集合を、S面あるいはC面と呼ぶことにする。そして各細胞面の細胞が抽出する特徴の種類を区別するために、細胞面に番号を付すことにし、 l 段目の基本単位内のS面あるいはC面の番号を k_l で表す（ $k_l=1, 2, \dots, K_l$ ）。又、第 l 段目の基本単位の k_l 番目のS面に含まれるS細胞の出力を $u_{Sl}(k_l, n)$ 、 k_l 番目のC面に含まれるC細胞の出力を $u_{Cl}(k_l, n)$ と記すことにする。 n は、これらの細胞の受容野の中心位置を、入力層上の座標で表示したものである。

各層の細胞間の結合状態を模式的に描くと図2のようになる。図に太線で描いた個々の4角形が一つのS面あるいはC面を表しており、S面あるいはC面をまとめて取り囲んだ細線の4角形が、一つのS層あるいはC層を表している。

各層の細胞は、図2に長円で示した領域に存在する前層の細胞から入力結合を受け取っている。但し、C層あるいは U_0 層からS層に至る結合は可塑性を持っているので、自己組織化完了時には必ずしも図に示した領域からの結合がすべて形成されるわけではない。つまり、厳密に言えば、図2の長円は、各々の細胞の入力結合の結合可能領域を示している。

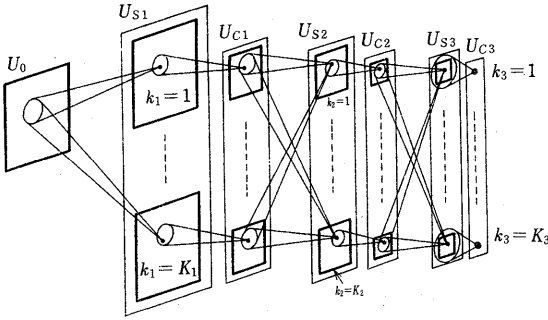


図2 ネオコグニトロン各層の細胞間の結合状態を示す模式図

Fig.2-Schematic diagram showing the inter-connections between the cells in the neo-cognitron.

図2では、図をみやすくするために一つの細胞面内の任意の1個の細胞に至る結合だけを示してあるが、実際には図3に模式的に示すように、一つの細胞面内に含まれる細胞は、どの細胞をとってみても、全く同一の空間分布の入力シナプス結合を持っている。一つの細胞面内の細胞相互間の相違は、その結合する相手の細胞が、ちょうど面内の細胞の位置ずれに相当する距離だけ平行移動しているということだけである。

各層の細胞間の結合は図2に示すようにカスケードに行われているので、個々の細胞の受容野は、後段の細胞になる程大きくなっていく。そして最終段のC層（図2では UC_3 層）の細胞の受容野は、入力層 U_0 全面を覆う大きさになっている。従って、各面内の細胞数は、奥の層になる程少なくなるように定めてある。すなわち、細胞の受容野が大きくなるにつれて各面内の細胞の密度を減らしていき、最終層 UC_3 では、各C面内の細胞数が1個ずつになるように定めてある。

なお、図2には示していないが、S層とC層には、興奮性[†]のS細胞やC細胞のほかに、抑制性細胞[†] $v_{sl}(n)$ と $v_{cl}(n)$ が存在する。

さてここで、各細胞の出力を数式で記述しておこう。S細胞は、コグニトロン^{(1),(2)}に用いた細胞と同様、分流的抑制入力を持つ細胞であり、その入力シナプス結合は可塑性を持つ。

$$u_{sl}(k_l, n)$$

[†] 興奮性細胞とは、他の細胞に興奮性信号を送出する細胞のことをいい、抑制性細胞とは、他の細胞に抑制性信号を送出する細胞のことをいう。

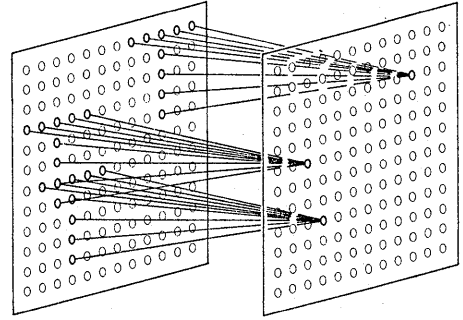


図3 一つの細胞面に含まれる細胞の入力結合の状態を示す模式図

Fig.3-Illustration showing the input inter-connections to the cells within a single cell-plane.

$=r_l \cdot$

$$\varphi \left[\frac{1 + \sum_{k_{l-1}=1}^{K_{l-1}} \sum_{\nu \in S_l} a_l(k_{l-1}, \nu, k_l) \cdot u_{cl-1}(k_{l-1}, n + \nu)}{1 + \frac{2r_l}{1+r_l} \cdot b_l(k_l) \cdot v_{cl-1}(n)} - 1 \right] \quad (1)$$

ここに

$$\varphi[x] = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

$a_l(k_{l-1}, \nu, k_l)$ 及び $b_l(k_l)$ は、それぞれ、興奮性および抑制性の変換シナプス結合の強度を表す。先に述べたように、同一S面に含まれるS細胞は、いずれも同一の入力シナプス結合を持っていると仮定しているので、これらの変換結合の値は、細胞 $u_{sl}(k_l, n)$ の受容野の位置 n には依存しない。なお、式(1)において、 $l=1$ の場合には、 $u_{cl-1}(k_{l-1}, n)$ は $u_0(n)$ を表し、 $K_{l-1}=1$ であると解釈する。

式(1)の r_l は、抑制性入力の強度を規定する正のパラメータで、 r_l の値が大きい程、細胞が特定の特徴にだけ選択的に反応する性質が向上する⁽⁸⁾。従って、 r_l の値は、類似パターンを区別する能力と、形の変形を許容する能力との兼ね合いを考慮して適当な値に設定する。

このS細胞に抑制性シナプス結合をしている抑制性細胞 $v_{cl-1}(n)$ は、rms(2乗平均)形入出力特性を持っている。すなわち

$$v_{cl-1}(n) = \sqrt{\sum_{k_{l-1}=1}^{K_{l-1}} \sum_{\nu \in S_l} c_{l-1}(\nu) \cdot u_{cl-1}^2(k_{l-1}, n + \nu)} \quad (3)$$

ここに $c_{l-1}(\nu)$ は興奮性固定シナプス結合の強度を表

し、 $|\nu|$ の単調減少関数になるように設定してある。 rms 形細胞を採用したのは、パターンの類似性判断を合理的に行う能力をS細胞に持たせるためであるが、その効果についてはコグニトロンに対して解析的にも証明されており⁽⁸⁾、同様の議論が新しい回路に対しても成立する。

なお、1個の細胞が入力を受け取る範囲（すなわち、 ν の総和範囲）の面積 S_{ℓ} は、式(1)と式(3)からも分かるように、 $u_{S\ell}(k_{\ell}, n)$ と $u_{C\ell-1}(n)$ の両細胞に対して等しく定められており、その面積は初段($\ell=1$)では小さく、後段になる程(ℓ が大きくなる程)大きくなるように設定してある。

ネオコグニトロンはこのような構造を持っているので、4.で後述するような自己組織化が完了した後は、各S面内には、受容野の位置だけが異なる特徴抽出細胞が多数並列に形成されることになる。従って、あるS面の一つのS細胞が、入力層 U_0 に呈示されたある特徴に対して反応したとすると、その特徴の呈示位置が移動しても、そのS面内の他のS細胞がその特徴を抽出して反応することになる。

S層からC層への結合は固定結合である。図2にみられるように、ある一つのC面に含まれる1個のC細胞は、対応するS面（すなわちそのC細胞が属するC面と同一番号 k_{ℓ} を持つS面）内の、ある領域に存在する複数のS細胞から結合を受けている。そして、その結合領域内に存在するS細胞が1個でも大出力で反応したときには、このC細胞も反応出力を出すように結合の値が定められている。従って、ある特徴に対して一つのC細胞が反応出力を出したとすると、その特徴の呈示位置を多少ずらしても、そのC細胞の入力側にある別のS細胞が反応出力を出すようになるので、このC細胞は相変らず反応し続けることになる。

C細胞もS細胞と同様、分流形抑制入力を持つ細胞であるが、その出力は飽和特性を示す。

$$u_{C\ell}(k_{\ell}, n) = \phi \left\{ \frac{1 + \sum_{\nu \in D_{\ell}} d_{\ell}(\nu) \cdot u_{S\ell}(k_{\ell}, n + \nu)}{1 + v_{S\ell}(n)} - 1 \right\} \quad (4)$$

ここに

$$\phi[x] = \varphi \left[\frac{x}{1+x} \right] \quad (5)$$

このC細胞に抑制性結合をして、順方向の側抑制機構を形成している抑制性細胞 $v_{S\ell}(n)$ は、単に入力の算術平均を出力として出す細胞である。

$$v_{S\ell}(n) = \frac{1}{K_{\ell}} \sum_{k_{\ell}=1}^{K_{\ell}} \sum_{\nu \in D_{\ell}} d_{\ell}(\nu) \cdot u_{S\ell}(k_{\ell}, n + \nu) \quad (6)$$

式(4)と式(6)の興奮性固定シナプス結合の強度 $d_{\ell}(\nu)$ は、 $c_{\ell}(\nu)$ と同様、 $|\nu|$ の単調減少関数であり、その広がり範囲 D_{ℓ} は、 S_{ℓ} と同様、初段では狭く、後段になる程広くなるように設定されている。

3. 回路の動作の概要

各S細胞の入力シナプス結合は、次の4.で述べるように、教師なし学習によって次第に自己組織化されていくのであるが、ネオコグニトロンがどのような原理でパターン認識を行っているかの理解を助けるために、自己組織化完了後にネオコグニトロンがどのような動作をするかを図解しておこう。但し、本章での説明は、動作の概要を示すのが目的なので、その記述はあまり厳密でないことをあらかじめ断っておく。

まず、ネオコグニトロンに“A”，“B”，“C”などの文字パターンを繰返し呈示して自己組織化を行わせたと仮定する。自己組織化が完了したときには、回路内には図4に示すような各種の特徴抽出細胞が形成される（この図は一つの例を示したもので、必ずしもこ

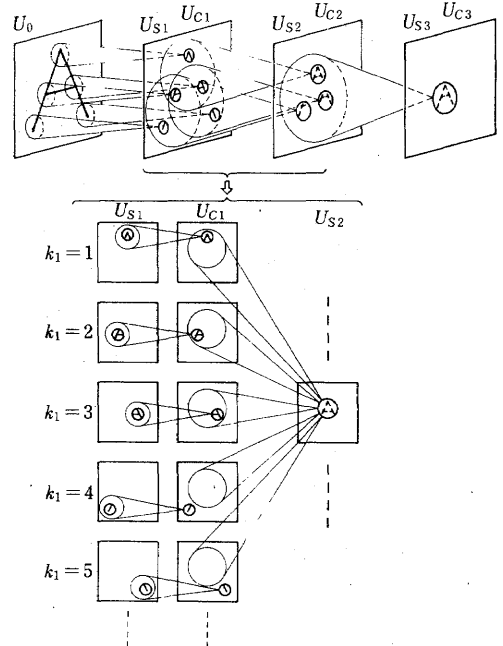


図4 自己組織化完了時の細胞間の結合と細胞の反応の一例

Fig. 4—An example of the interconnections between cells, and the response of the cells after the completion of self-organization.

の図に示すとおりの特徴抽出細胞が常に形成されるわけではない)。

このとき、“A”というパターンを入力層 U_0 に呈示すると、各細胞は図4に示すような反応を示す。例えば、 U_{S1} 層の $k_1=1$ のS面には \wedge 形の特徴を抽出する細胞が並んでいるが、“A”というパターンはその中央上部に \wedge 形の特徴を含んでいるので、図4下部の拡大図に示すように、このS面の中央上部の1個の細胞が出力を出す。これに対してその次のC層 (U_{C1}) の $k_1=1$ の面の、ある1個の細胞は、上記の $k_1=1$ のS面の細線の円内に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 \wedge 形の特徴があるときに反応出力を出す。C面にはこのようなC細胞が並列的に並んでいるので、図4の例では、このC面の中央上部付近の幾つかのC細胞が反応出力を出すことになる。 U_{C1} 層には、 \wedge 形の特徴のほかに \neg 形や γ 形など、種々の形状の特徴を抽出するC面が並列的に並んでいる。

その次の段のS層、すなわち U_{S2} 層の、ある一つの細胞は、図4の拡大図に示すように、 \wedge 形、 \neg 形および γ 形の特徴がA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。従って、入力パターン“A”が呈示されたときには、このS面の中央より少し上部の細胞が出力を出すことになる(このS細胞は、その受容野内に \wedge 形、 \neg 形および γ 形の特徴があるという条件を観測しているだけでなく、それ以外の特徴がその受容野内に存在しないという条件も同時に観測している。不要な特徴が存在しないという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 u_c が寄与しているのである)。

この回路では、S層-C層という基本単位の積み重ねによって上記のような操作を繰返し適用しているので、段を重ねるごとに個々の細胞は、入力層の、より広い範囲からの情報を受け取ることになり、それとともに刺激パターンの位置ずれに対する許容度が増大していく。そして、最終層 U_{C3} の、ある特定のC細胞は、例えば“A”というパターンが入力層に呈示されると、その呈示位置に影響されずに反応出力を出す。図4にはパターン“A”に反応する細胞だけを描いてあるが、回路内には、これ以外のパターン、“B”、“C”などに反応する細胞が並列的に形成されている。

このようにみえてくると、入力パターンの数が増すにつれて、一見、膨大な数の特徴抽出細胞面が必要にな

るように思われるかもしれないが、一般に入力パターンの種類が多くなると、同一の特徴が何種類もの入力パターンに共通して含まれる可能性が多くなってくる。従って、前のほうの段の基本単位に含まれる個々の特徴抽出細胞面は、ただ一つの入力パターンの特徴抽出のためだけに用いられるのではなく、一般に何種類かの入力パターンの特徴抽出に共通して用いられることになる。従って、認識すべきパターンの種類が増しても、決して、必要とする細胞面の数が、パターンの種類に比例して増大するわけではない。

以上のようなパターン認識の操作は、別の見方をすれば、原理的には次のような情報処理を行っていると考えられることもできる。

すなわち、シナプス結合の強度の空間分布という形で回路内にあらかじめ記憶させてある基準パターンと、認識すべき入力パターンとを比較して、入力パターンが何であるかを定めるのであるが、両パターンを直接大視野で観測して比較するのではなく、両パターンを種々の位置の小視野で並列的に観測して比較しているのである。そして、どの小視野においても両パターンの違いが一定の限界を超えない場合に限り両パターンが一致したとみなしてパターン認識を行っていると呼称することができる。

このような小視野による比較を1段だけの操作によって行うのではなく、ある段の出力をその次の段の入力として使用しつつ、ほぼ同一の操作を複数段カスケードに行う。そして、各段での比較において、パターンの位置ずれに対する許容度を少しずつ持たせるようにしている。このとき、入力パターンを観測する視野(すなわち受容野)の大きさを、後段になればなる程大きくしていき、最終段では入力パターン全体に関する情報を同時に観測できるだけの視野を持たせている。このように、入力パターンを小視野で観測しながら基準パターンとの比較を行っているので、大視野での観測では両パターンがぴったりと重なり合わなくても、両パターンを微小部分ごとに比較した場合の形状が一致してさえいれば、ネオコグニトロンは両者を同一パターンとみなすことになる。

このような操作は、原理的にみると、種々の位置ずれのある基準パターンを複数個用意しておき、入力パターンがそのうちのいずれか一つと一致しているかどうかを観察していることになる。このとき例えば、入力パターンの上部は、ある位置の基準パターンに一致し、入力パターンの下部は別の位置の基準パターンに

一致しているような状態であっても、個々の観測は小視野ごとに行われるので、入力パターンは基準パターンに一致しているとみなされることになる。従って、入力パターンに多少の形状のゆがみがあっても、正しくパターン認識を行うことができる。

なお、上記の説明では、入力パターンと基準パターンとの比較という表現を用いたが、実際の回路では、基準パターンをそのままの形で回路内のどこかに記録しておくのではない。2.でも説明したように、各S細胞の入力結合の強度を適当な値に自己組織化させることによって、基準パターンとの比較に対応する操作を行わせているのである。

4. 自己組織化

このモデル(ネオコグニトロン)における基本仮説の一つは、2.でも述べたように、同一のS面に含まれるS細胞はいずれも、同一の入力シナプス結合を持っているということである。すなわち、図3に関連して既に述べたように、同一S面に含まれる任意の2個の細胞に注目したとき、両細胞に至るシナプス結合は、全く同一の空間分布の結合を、ちょうど受容野の位置の違いの量だけ平行移動したものになっている。

神経系において可変シナプス結合がはたしてこのような条件を保ちながら自己組織化されていくかどうか、又、もしそうならば、どのようなメカニズムによってそのような自己組織化が進行するのか、という点に関しては全く未知であるが、キンギョやカエルの網膜視蓋間結合の発生時や再生時に非常に規則的な結合が形成されるという事実は、このような仮説の妥当性を示唆している。

上記のような条件を保ちながら自己組織化を進めるために、以下のような手続によって可変シナプス結合を強化する。すなわち、ある一つの刺激パターンが呈示されるごとに、まず、各S層の細胞の中から複数個のS細胞を“代表”として選ぶ。代表の選び方は後述するが、同一S面からは1個以上の代表は選ばない。さて、代表として選ばれたS細胞への入力シナプスに対しては、rms形コグニトロンの場合⁽⁸⁾と同様の強化を行う。そして、代表S細胞と同一のS面に含まれる他のすべてのS細胞への入力シナプスは、代表S細胞への入力シナプスと全く同じ強化が施されるものと仮定する。しかし、代表が選出されなかったS面に含まれるS細胞に対しては、入力シナプスの強化は行わない。

さて、細胞 $u_{sl}(\hat{k}_l, \hat{n})$ が代表として選ばれたとしよう。これと同一のS面に含まれる細胞、すなわち $k_l = \hat{k}_l$ となるS細胞に至る可変シナプス結合 $a_l(k_{l-1}, \nu, \hat{k}_l)$ 及び $b_l(\hat{k}_l)$ は、次式に従って強化されると仮定する。

$$\Delta a_l(k_{l-1}, \nu, \hat{k}_l) = q_l \cdot c_{l-1}(\nu) \cdot u_{cl-1}(k_{l-1}, \hat{n} + \nu) \quad (7)$$

$$\Delta b_l(\hat{k}_l) = (q_l/2) \cdot v_{cl-1}(\hat{n}) \quad (8)$$

ここに q_l は、強化の速度を規定する正の定数である。

なお、可変シナプス結合 $a_l(k_{l-1}, \nu, k_l)$ は、初期状態では、小さな正の値を持ち、S細胞がごく弱い方位選択性(その最適方位はS面ごとに異なる)を示すように定めた。すなわちその値は、 ν 、 (k_l/K_l) 及び $(k_{l-1}/K_{l-1} - k_l/K_l)$ に依存するが、ランダム性は持たせていない。抑制性可変シナプス結合 $b_l(k_l)$ の初期値は0とした。

代表S細胞の選び方は、コグニトロン^{(1),(2)}において入力シナプスの強化を受ける細胞を選ぶ場合と似た法則に従う。

まず、一つのS層に含まれるS細胞の中で、入力層上のある小さな領域内に受容野の中心がくるような一群の細胞に注目する。このような細胞群をS柱と呼ぶことにする。一つのS層に含まれるS面を図5のように並べてみると、S柱は同図に示すように柱状に集まった細胞群に対応する。S柱は、ちょうどHubelとWieselの hypercolumn⁽⁹⁾に対応し、一つのS柱には、あらゆるS面の細胞が含まれている。つまり、一つのS柱には、あらゆる種類の特徴抽出細胞が含まれているが、それらの受容野の位置は、ほぼ一致している。なお、隣り合ったS柱間には多少のオーバーラップがあるので、1個のS細胞は、必ずしも1個のS柱だけに含まれるのではなく、2個以上のS柱に含まれることもあり得る。

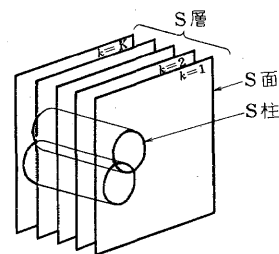


図5 S層内のS面とS柱の関係
Fig.5-Relation between S-planes and S-columns within an S-layer.

さて、一つのS層内にはこのようなS柱が多数存在するが、刺激パターンが入力層に呈示されるごとに、各S柱内で最大出力を出したS細胞を、ひとまず代表の候補として選ぶ。このようにして選ばれた候補が、もし自分の属するS面内での唯一の候補である場合には、その細胞(候補)をそのS面の代表に決定する。しかし、同一S面から2個以上の候補が選出された場合には、その中で最大出力を出した細胞を、そのS面の代表に決定する。候補が出なかったS面からは代表は選ばない。なお、このような操作によって代表を定めていくので、ある程度自己組織化が進んでくると、特定の1つの入力パターンの呈示に対して代表を選出するS面の数は、かなり少数に限定されるようになる。

5. 計算機シミュレーション

上記のような神経回路モデルの計算機シミュレーションを行った。シミュレーションでは、 $U_0 \rightarrow U_{S1} \rightarrow U_{C1} \rightarrow U_{S2} \rightarrow U_{C2} \rightarrow U_{S3} \rightarrow U_{C3}$ という7層の回路を想定した。つまり、S層-C層という基本単位を3段持った回路である。入力層 U_0 の細胞数は 16×16 個、 $U_{S1} \sim U_{C3}$ の各層のS面(あるいはC面)の数 K_L は、いずれも24とした。一つのS面あるいはC面の細胞数は、 U_{S1} 層では 16×16 個、 U_{C1} 層では 10×10 個、 U_{S2} 層では 8×8 個、 U_{C2} 層では 6×6 個、 U_{S3} 層では 2×2 個、最終段の U_{C3} 層では1個とした。つまり、最終層 U_{C3} では、C細胞は各C面に1個ずつしか存在しないので、その総数は24個である。又、各S細胞の入力シナプスの結合可能領域 S_L に含まれる細胞数は、どの層に対しても 5×5 個とした(結合可能領域 S_L に含まれる細胞数はどの層に対しても同一であるが、後段になればなるほど、一つの面内の細胞の密度が粗くなっている。すなわち、 S_L を入力層 U_0 に投影して U_0 層上で観測すると、その面積は大きくなっている)。一方、各C細胞の興奮性入力シナプス結合の本数は、 U_{C1} 層と U_{C2} 層では 5×5 本、 U_{C3} 層では 2×2 本に選んである。又、S柱の大きさは、一つのS面の細胞のうちで1個のS柱に含まれる細胞数が、 U_{S1} 層と U_{S2} 層では 5×5 個になるように、 U_{S3} 層では 2×2 個になるように定めた。

抑制性結合の強度を規定するパラメータ r_L は、 $r_1 = 4.0$ 、 $r_2 = r_3 = 1.5$ に選んだ。固定シナプス結合 $c_{L-1}(\nu)$ は

$$\sum_{k_L=1}^{K_L-1} \sum_{\nu \in S_L} c_{L-1}(\nu) = 1 \quad (9)$$

を満足するように定め、学習速度を規定するパラメー

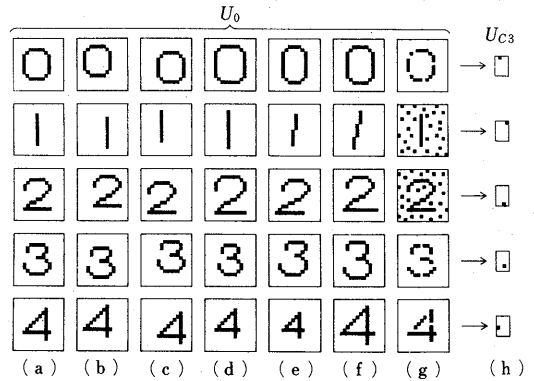


図6 自己組織化完了後の回路の反応

Fig. 6-Response of the network after completion of the self-organization.

タ q_L は、 $q_1=1.0$ 、 $q_2=q_3=16.0$ とした。

この回路の入力層 U_0 に、図6(a)(図6の左端の縦列)に示すような5種の刺激パターン“0”、“1”、“2”、“3”、“4”を、呈示位置を毎回上下左右にずらしながら呈示して自己組織化を行わせた。なお、刺激パターンの呈示位置は毎回同じでも差支えないが、呈示位置を毎回変動させるほうが自己組織化は一般に困難なので、ここでは、より困難な条件下での結果を示す。

自己組織化が進行するにつれて、一つの刺激パターンに対して反応する U_{C3} 層のC細胞は特定の1個だけに限定され、パターンの呈示位置に関係なく同一細胞が反応するようになった。そして、2個以上の刺激パターンに対して反応する細胞は、 U_{C3} 層には生じなかった。

自己組織化は、各刺激パターンの20回ずつの呈示を終った段階で、ほぼ完了した。図6は、自己組織化が完了した後に、この回路がどの程度変形したパターンまで正しく認識したかを例示したものである。つまり、図6の各横列の(a)~(g)のいずれに対しても、 U_{C3} 層の細胞は(h)のように同一反応を示した。すなわち、図の(a)~(c)のようにパターンの呈示位置をずらせても、(d)~(f)のようにパターンの形や大きさがゆがんでも、(g)のようにパターンの一部が欠けていたりパターンに雑音が含まれていても、ネオコグニトロンは正しく数字パターンを認識したことを示している。

なお、結果は示さなかったが、入力パターンの種類を増して、“0”、“1”、“2”、…、“9”の10種の入力パターンを用いた実験も行った。入力パターンを10

種にしても、回路内の諸パラメータを適当な値に設定すれば、10種のパターンを正しく識別するように自己組織化させることが可能であった。しかし、パラメータの設定値のわずかな違いが結果にかなりクリティカルに影響した。これは、10種のパターン認識のためには、各層のS面の数が24個では多少不足しているためと考えられる。シミュレーションに用いた計算機の記憶容量の制約のために実験は行っていないが、S面の数を更に増やせば、10種のパターンでも、あるいはそれ以上多数のパターンの集合でも、正しく認識できるものと考えられる。

6 む す び

先に提案した神経回路モデル“コグニトロン”の考えを更に発展させて、入力パターンの位置ずれや多少の変形には影響されずに正しくパターン認識を行う能力を持った新しい神経回路モデル“ネオコグニトロン”を提唱した。ネオコグニトロンは自己組織化能力を有し、認識すべき複数個のパターンを繰返し呈示されているだけで、これらのパターンを区別して正しく認識する能力を、教師なし学習によって身につけていく。この回路が正しく動作することは、計算機シミュレーションによっても確認した。

パターン認識における最大の難題は、入力パターンの呈示位置がずれたり形がゆがんだりしたときに、どのような情報処理を行うべきかという問題であったが、本論文で提案したネオコグニトロンは、この難題に対する解決法を与えるものである。従って、この原理を用いれば、文字や図形の認識装置の性能を従来よりも大幅に向上させ得ることが期待される。又、音声認識などのような聴覚情報処理に対しても、内耳の基底膜に生ずる振動パターン（空間パターン）を入力信号と考えれば、視覚パターンの場合と同様に、この原理を適用することが可能であろう。

ところで、我々人間が文字認識を行う場合、例えばきれいに書かれた母国語のアルファベットを読むとき、雑音にうずもれた文字や習いはじめたばかりの外国語のアルファベットを判読するときとは、おそらく異なった情報処理を頭の中で行っているものと思わ

れる。ここで提案したネオコグニトロンは、前者のような場合、つまりよくみなれた母国語のアルファベットを読むような場合の神経回路の働きをモデル化したものと考えられる。読みにくい文字を判読するような場合に対応する神経機構のモデル化も、今後に残された重要な研究課題の一つであろう。

又、1でも少し述べたように、視覚神経系に関するHubelとWieselの階層仮説は必ずしも正しくないといわれるようになってきている。そこで、ネオコグニトロンの回路構造を、最近生理学的に新しく解明されつつある視覚神経系の構造と矛盾しないように修正していくことも、今後に残された課題である。

謝辞 研究の機会を与えられ有益な討論を頂いた藤村所長、樋渡主任研究員、坂田室長に謝意を表する。

文 献

- (1) Fukushima, K.: "Cognitron: A self-organizing multilayered neural network", *Biol. Cybern.*, 20, 3/4, p. 121 (Nov. 1975).
- (2) 福島邦彦: "自己組織機能を持つ多層神経回路", 信学論(D), 58-D, 9, p. 530 (昭50-09).
- (3) 福島邦彦: "位置の正規化能力を持つ神経回路の自己組織化", 信学技報, MBE78-109 (1979-03).
- (4) Hubel, D.H. and Wiesel, T.N.: "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex", *J. Physiol. (Lond.)*, 160, 1, p. 106 (Jan. 1962).
- (5) 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.*, 28, 2, p. 229 (1965).
- (6) Gross, C.G., Rocha-Miranda, C.E. and Bender, D.B.: "Visual properties of neurons in inferotemporal cortex of the macaque", *J. Neurophysiol.*, 35, 1, p. 96 (Jan. 1972).
- (7) 佐藤孝行: "図形認知における大脳皮質下部側頭回の機能", AVIRG例会 (昭53-06).
- (8) 福島邦彦: "コグニトロンのパターン分離能力の向上", 信学論(A), J 62-A, 10, p. 650 (昭54-10).
- (9) Hubel, D.H. and Wiesel, T.N.: "Functional architecture of macaque monkey visual cortex", *Proc. R. Soc. Lond. B*, 198, 1130, p. 1 (July 1977).

(昭和54年5月11日受付)