

# 1. 視覚情報処理とニューロコンピュータ

正会員 岡部 洋一†

## 1. ま え が き

近年、ニューロコンピュータという言葉が流行りだしている。およそ30年前から20年前に、勢力的に研究されたニューロンネットワークの再来である。この20年間に何が起きたのだろうか。それはコンピュータの大幅な進歩である。当時仮設されたが実証の難しかったモデルや新しい提案が、次々とシミュレーションにより検証されつつある。

このニューロコンピュータの研究結果は、いろいろな分野へ応用されつつある。特に、視覚情報系の研究とは切っても切れない関係があり、最も大きな影響を与えつつある。パターン認識のような情報処理は、人間にとっては易しいが、機械にとっては極めて困難である。20年前に神経回路的なパーセプトロンが発明され、パターン認識に大きな影響を与えた。しかし、その限界が明白になってからは、パターン認識は計算機で論理的に解決しようという機運が高くなり、それがAI、つまり人工知能の分野の発展を促した。しかし、純粋に計算機論理により攻めるのはやはり困難であるという認識が高まっており、それが今回のブームのひとつの要因になっている。

一方で、この20年の間、本質的な新原理は何も提案されていないとの指摘もあり、さらに一方では、いや新しいシミュレーション結果は、生理学や心理学にも新しい知見を与えるのではないかとといった賛否両論がある。この際、両方の立場を正確に把握しておく必要があると思われる。

## 2. 視覚情報処理系の形態

生物の視覚情報の処理系は、進化とともにその形を大きく変えてきた。脊椎動物について、そのおよその発達の様子を図1に示す。

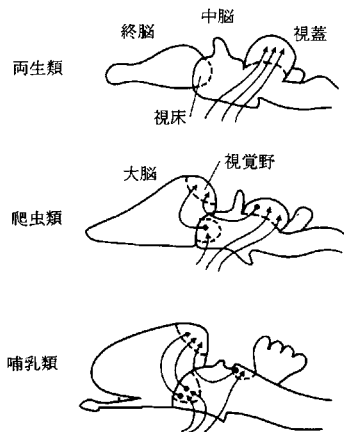


図1 視覚中枢の発達

まず、視覚および聴覚の専用中枢として中脳が発達した。例えば、系統発生上、両生類以前のもの中脳に視蓋あるいは視葉と呼ばれる視覚専用の核がある。爬虫類以上では、視覚に対する中脳の役割は減ってきて、本来嗅覚の専用中枢であった終脳に視覚の中核が形成される。中脳では、視覚および聴覚の連合をとる両上行神経の中継核である視床が発達する。哺乳類になるとさらに終脳が発達し、大脳となる。そして視蓋はほとんど退化し、視床は各種上行神経の中継核となってしまう。

このように系統発生の発達につれて、視覚の中核は上位脳へ移動して行くが、一般に、その他の中枢にもこうした中枢の前頭化作用が見られる。胎児からの発生過程も、おおよそ以上のような系統発生の発達段階をたどる。そして人間およびそれに近い生物の場合、視覚中枢は大脳皮質の後頭葉において最も発達する。

以上のように、生物の発達段階により視覚情報系はいろいろな形態をとるが、いずれも何段かの中継核を経て視覚情報は処理される。人間の場合、まず網膜である程度の処理を受け、次に視床で処理を受けた後、大脳の後頭葉の第1次視覚野へ投射され、さらに第2

† 東京大学 工学部  
 "Visual Information Processing and Neuro-Computer" by Yoichi Okabe (Faculty of Engineering, The University of Tokyo, Tokyo)

次視覚野，視覚連合野，と中枢に向かって中継されていく。また，ひたすら1対1に投射されていくのではなく，例えば，第2次視覚野にはいくつかの核があり，第1次視覚野から複数に分岐し，それぞれの役割を果たしていることが，生理学の研究から判明している。

網膜や各中継核はそれぞれ異なる役割を果たしているが，ミクロな構造は比較的似ている。典型的な構造を図2に示すが，層構造をしていること，入力出力とも並列に結合し，明らかに並列処理をしていることが特徴である。しかし，各層が具体的にどういった情報処理をしているかは，それほど正確には判明していない。

こうした構造を反映して，これまで提案されてきたいくつかの視覚情報処理モデルは，いずれもなんらかの層構造を持ち，また並列処理を基本としている。

神経細胞に電極を刺すことにより，各層のおよその役割を生理学的に調べることができる。当然のことながら，目に近い層ほど簡単な処理をしている。例えば，網膜では図形の境界に対しよく応答する細胞が発見できる。視床では図形境界の角度に応じて興奮する細胞が存在する。大脳皮質の第1次視覚野では，図形の部分的特徴，例えば，図形の端点などに反応する細胞がある。第2次視覚野には，放射状に配列された線分の集合，回転的に配列された線分の集合に興奮する細胞なども見つかる。さらに視覚連合野になると，人間の顔の呈示に反応する細胞があるというように，上位ほど高級な情報処理をしている。

しかし，各層で行っている情報処理は，比較的簡単なモデルで理解できる。例えば，網膜の視覚細胞は，目に入ってきた視覚パターンそのものの空間的構造に対応して，反応したりしなかったりする。こうした細胞群から図形境界に反応する細胞を作ろうとすると，空間のラプラシアンつまり2次微分をとればよいが，

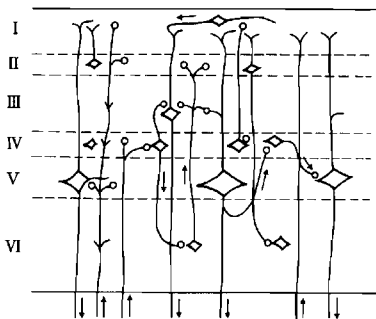


図2 皮質構造

それは視覚細胞の興奮の線形結合で容易に実現できる。

このように各層の動作は，ほぼ線形結合と，飽和型関数で理解できる。こうした事実が，ニューロコンピュータの設計に大きく役立っている。

### 3. パーセプトロン

視覚情報処理系の最も重要な機能はパターン認識であろう。パターン認識とは，入力にパターンを与えたとき，出力にそれに対応する適切な行動が現れることである。実際の生物では，入力パターンも時々刻々変化し，出力もそれに応じ適切な時系列パターンを生成していく。さらに，生物には明らかに内部状態が存在し，同じ入力パターンの呈示に対しても，そのときの応答はいろいろに変化する。

こうした，デジタル回路でいえば順序機械のような仕事をする機械を設計するのは，比較的困難であることから，まず入力パターンに対し，即時に出力パターンを発生する内部状態のない回路が研究されている。つまり図3に示すような，信号が入力から出力へ一方にしか進まないフィードフォワード回路である。こうした回路を考える際，図4に示すように，2つの大きな考え方の潮流がある。ひとつは，教師有り学習と呼ばれるものである。生物は成体になるにつれ，徐々に外界に適合するような行動をするよになってくるが，それは外界から絶えず修正情報を与えられるからである。そこで入力パターンに対し，外界の

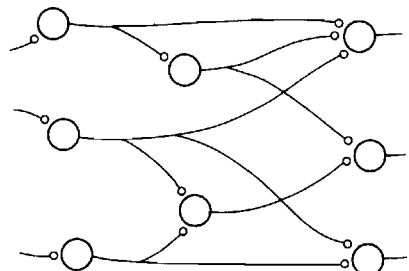


図3 内部状態を持たない神経回路

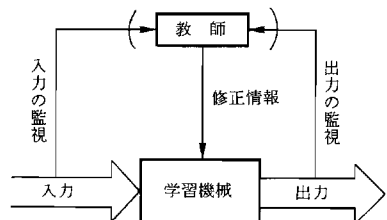
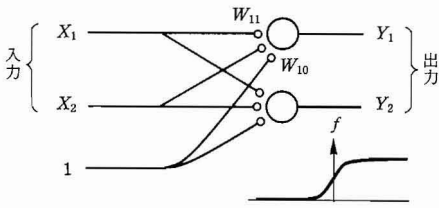


図4 教師有り学習と教師無し学習



$$Y_i = f(\sum W_{ij} X_j + W_{i0})$$

図 5 2層パーセプトロン

要求するパターンを出力しないと外界から修正信号を与える形式の学習機械が考えられる。外界は教師として働くから、これは教師有り学習と呼ばれる。教師は回路に対し、単に誤っていることだけを示すモデルもあるし、出力の1つ1つに対し、それぞれどれほど修正すべきかを教えてくれるモデルもある。

一方、生体が生まれた直後でまだ具体的な出力を出さないうちにも、回路が形成されていくらしいということが観測されている。つまり、外界からの教師情報がなくても回路が形成されていくというモデルが考えられる。これが教師無し学習、あるいは、自己組織型回路と呼ばれるものである。

教師有り学習の代表は、この分野に最初に大きなインパクトを与えた Rosenblatt のパーセプトロンであろう。これは図5に示すように、出力細胞の層の1層だけからなる学習機械である。そこに入力から可能な限りの接続がなされている。入力と出力細胞の間の結合には強弱があり、各出力細胞はあらゆる入力を重み付きで加算することになる。生理学の結果、結合には抑制的なものも観測されているので、重みは正も負も連続的にかけられるものとする。この加重加算結果に応じて、各出力細胞は自分の出力を決定する。出力は加算結果の大きい方が大きく、小さい方が小さくなるが、飽和型特性を示すものとする。また、出力細胞には興奮のし易さ、つまり飽和型特性の閾値に自由度があるが、これは常時1の入力を仮定し、それとの結合の重み  $W_0$  で等価表現する。入力を送る感覚細胞も1層と考え、これがいわゆる2層パーセプトロンと呼ばれるものである。

教師は入力パターンをパーセプトロンに呈示し、そのつど出力パターンをチェックし、出力細胞のどれが誤っていたかを教える。誤った出力を出した細胞は、自分に入ってきた入力線の重みを変えることで正しい出力を出すように努力する。例えば、出力が大きすぎた場合には各重みを減らせばよい。この場合、全重みを一律に下げるのではなく、入力の大きさに比例して

重みを下げる。こうした結果、誤ったレスポンスが大きく訂正されるようになる。一方、正しいレスポンスは比較的保持される。

オリジナルなパーセプトロンは各神経細胞の出力関数を階段型のものとし、出力はすべて0または1というデジタル型のものであったが、本質的にはここで述べた原理と同じ動作を行う。デジタル型モデルで、ある特定の出力細胞の出力について考えよう。この出力が1になるのは、感覚細胞からの入力の重み付き線形結合が0以上の場合である。各入力を成分とする多次元空間のベクトルを考えると、重み付き線形結合は1つの超平面を構成する。つまり、入力ベクトルがこの超平面の片側にあると出力は1となり、反対側にあると0となる。この性質を線形分離という。重み付きが1層でしかなされない簡単なパーセプトロンでは、結局、線形分離できるパターンの分類はできるが、それ以上複雑な位相構造を持つパターンの分類はできないことが理解できよう。

これ以上複雑なパターン分類をさせるには、少なくとも2層以上の重み付け線形結合が必要となる。実際の生物系では極めて多くの層で成り立っているが、これは、層間の配線が1段ですべてを互いに結合できないことと、多層にすることでパターン分類を効率的にしている可能性もあるが、各段で両側のすべての細胞が接続可能ならば、原理的には2層でどんなデジタルパターンも分類可能である。このような考えで2層構造にしたものが、感覚細胞層も含めたいわゆる3層パーセプトロンである。しかし、このタイプは効果的な教育法が見つからず、結局初段をランダムに結合することにより擬似的に実現することで終わってしまった。これが前回の神経回路ブームの終焉であったといっても過言ではない。

#### 4. バックプロパゲーション

前回のブームの最後の頃、甘利により提案され、また、今回のブームで Rummelhart らにより再提案された PDP モデルの教育法である Back Propagation 法は、まさに多層パーセプトロンの具体的な教育法を示したものである。これは図6に示すように、最終出力層以外に Hidden Unit と呼ばれる中間層の存在が可能である。また、中間層はもっと沢山あってもよいし、必ずしも層構造を採っていないとよい。ただ信号が入力から出力へ1方向に流れることだけが要請されている。さらにこの教育法の場合、飽和型関数は階段型ではなく、有限の傾きを持ったアナログ型の多層神経回路である必要がある。

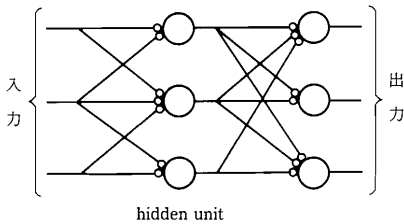


図 6 PDP モデル

教師有り学習で、教師が最終段の出力細胞に誤りの程度を教えるのはパーセプトロンと同じである。しかし、その誤りを回路的に補正する際、ヒドン層から最終層への結合の重み付けを変えるだけでなく、さらに前段からヒドン層への結合度も変えようというものである。最終出力に対する中途の重み付け結合度の責任の程度は、計算式を書き下し、それを各結合度で変微分してみると簡単に求めることができる。その責任分だけ系内のすべての結合を変えるという方法である。非線形回路であるので一見大変そうであるが、後段から順に計算を行うことにより、簡単に結合度の補正量を計算することができる。

この回路は等価的に、出力パターンと期待されるパターンのユークリッド距離を最小にするための、最大降下法を採っているため、比較的良好に収束するが、最大の問題点は、実際の生物では計算できないような複雑な計算を必要とすることである。さらに、結合度の作る多次元空間にこのユークリッド距離を描いた場合、それが局所的な極小点をとると、そこに結合度が収束してしまい、いつまでたってもユークリッド距離が 0 にならないという難点がある。しかし後者の問題は、著者の個人的見解としては、どんな系でも大かた少なかた発生するものであり、生物の模倣という点では問題ではないと思う。現に、人間でも後から考えればもっとうまい手があったのにと反省することが多いが、これは、まさに局所極小点に捕まっていたのを後から悟っているのに違いない。

## 5. コグニトロン

教師無し学習機械、つまり自己組織型パターン認識機械は、福島、中野、Kohonen、平井などにより提案されている。いずれにしても Hebb の学習法に基づく学習機械である。福島は多層パターン認識機械であり、中野のは高次中枢の連想のモデルであり、Kohonen のはパターンの連合認識であり、平井のはそれを時系列化したものである。ここでは代表として福島の提案したコグニトロンについて述べよう。

コグニトロンは PDP のような多層神経回路である。しかし、教師のような外界からの指示は一切なく、機械は自分の判断でパターンを分類し、弁別できるようになっていく。まず各重み付け結合度は、そこを通過する信号と相手の細胞の興奮の積に比例して結合を強めていくという仮説を採用する。これは、信号が通るほど、種々の活動性が鍛えられるという生理学的知見と、各種相関学習を説明するのに便利がよいという 2 つの理由から Hebb が提案した仮説である。

まず最初に、各重みがある程度ランダムに与えられているものとしよう。そこへあるパターンを呈示すると、たまたま次の層のある細胞が興奮したとしよう。するとそのパターンで同時に興奮している他の入力と、その標的細胞の結合も強くなる。つまり、この標的細胞は、このパターンに対し選択的に興奮するようになる。他の全く異なるパターンを呈示すると、恐らく次の層の別の細胞が興奮するから、その細胞へ結合の収束が起こり、この細胞は 2 番目のパターンに選択的に興奮するようになる。いままで呈示したいずれかのパターンに比較的近いパターンを呈示すると、同じ細胞が興奮するであろう。すると、この新しいパターンは前のいずれかのパターンと同じような興奮を引き起こす。つまり、近いパターンどうしは次層に同じような興奮を作り出し、大きく異なるパターンは別の興奮を作り出すようになる。このように、空間パターンの引き込み現象と分裂が発生する。

この標的細胞の振舞いが、生理学で大脳皮質に観測される「おばあさん細胞」の振舞いに似ているところが極めて興味深い。脳のある細胞を刺激すると、かつて経験したある風景を思い出すとか、おばあさんの顔を思い出すとかいったことが起きる。このことから脳の中に、ある概念に対応する細胞があるのではないかと信じられている。これを総称して、おばあさん細胞と呼んでいる。

このモデルは、パターンの弁別には大きな能力を発揮するが、行動パターンの生成が極めて困難なことに問題がある。Hebb の仮説は本来、回路を集束させることしかせず、発散型の回路形成には適していないからである。さらに、出力パターンの適不適が外界から全くフィードバックされないという、自己組織型回路に特有な難点のあることである。

## 6. モデレーショニズム

筆者の全くの個人的見解であるが、いままで提案されてきたいくつかのモデルのうち、バックプロパゲーション法が最も興味が持てるといえよう。まず、自己

組織型学習法は出力パターンの生成が全く制御できないこと、分類をパターンの呈示順とパターンのベクトル空間的な構造から決めてしまい、生体をもっと細かい分類を必要としようが荒い分類でも充分であろうが、おかまいとしない点が気になる。パーセプトロンは、バックプロパゲーション法に発展したので、いうまでもないであろう。

そこで、バックプロパゲーション法であるが、まず、生体になような計算を利用すること、数が増えると計算量が絶望的になること、そして著者は気にしない」と述べたが、やはり、局所極小点への落込みが気になる点である。前二者は、実際の生物にありそうな新しい計算法の提案を待つことにして、局所極小点の問題は、各層での結合のファンインを小さくし、逆に層数を多くするという福島のコグニトロン型の構造で解決できるのではないかという感じを持っている。つまり、構造的な検討をさらにする必要がある。

次の大きな問題は時系列パターンの生成である。時系列パターンを生成するには、系内に内部フィードバックが必要となる。しかし、バックプロパゲーション法はフィードバックがあるとうまく動作しない。また、回路の安定性の検討が不可欠となる。近年、こうした順序回路的研究もされつつあるようであるが、まだまだ解決にはほど遠いと思われる。

最後の問題として、実際の生物の場合には、ここで仮設したような親切な教師はおらず、ただ行動を誤ると、飯が食えないとか痛い目を見るとかいうことで、自身の行動の是非を悟っているとしか思えない。こうした現実的な学習系で、生物がいかに学習していくかを理解する必要がある。

生物がパターン認識をするのも、パターン認識を正確にしないと痛い目にあったりするから、そうした誤りをしないようなパターン認識が獲得されているとみることができる。つまり、あらゆる生物の機能は、危険回避反射などの反射活動の延長とみることもできよう。こうした立場から筆者は、反射の形成モデルをまず研究すべきではないかと主張している。

反射系はどのように形成されるのだろうか。それには生物がどのような反射系を獲得するのかを観察してみればよい。まず、どんな生物も持っている反射は危険回避反射である。これは生物が過大な入力を受けないように努力した結果であろう。また、摂食反射や好奇心などの探求反射は、むしろ入力を受けようという努力の結果である。筆者は、生物を構成している神経細胞がすべて適切な大きさの入力を得、かつ適切な大きさの出力を得ようと努力すれば、危険回避反射のよ

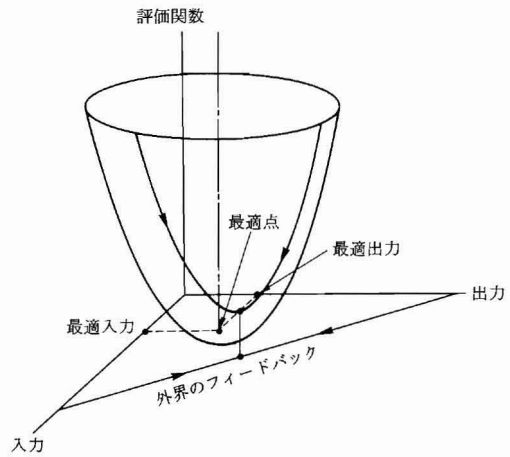


図7 デモレシオニズムにおける評価関数（外界で与えられる入出力関係を保ったまま最適入出力点に近いところに落着く）

うな大きすぎる刺激を避ける反射も形成されるし、探求反射のように小さすぎる刺激を避ける反射も形成されるというモデルを提案し、モデレシオニズムと呼んでいる。

モデレシオニズムは入力が適切値からどれほどずれているか、出力が適切値からどれほどずれているかを示す図7のような評価関数を導入することにより、バックプロパゲーションのような最大降下法で解くことができる。反射系の場合、行動結果つまり出力により入力の値を変えることができる。つまり、出力は入力にフィードバックされている。この出力対入力の拘束条件を保ちながら、入力に対する出力の出方を変えることが、学習である。図7に示すような入力1本、出力1本のような小さいシステムについては、よく収束し、最終動作点は最適点に最も近い点になる。つまり、危険な入力についてはそれを避け、入力が少ないと自らそれを作り出すことが示されている。

しかし、大きなシステムでは収束が極めて困難となる。それは、結合度の変化方向が全く試行錯誤でしか決定できないからである。結合度つまり入力に対する出力の出方を大きくすべきか小さくすべきかは、全く外界のフィードバックが負帰還か正帰還かで反転してしまうのである。そこで結合が沢山あると、試行錯誤を順繰りに行う必要が生じ、このことが本質的に収束を遅らせてしまう。

100億もの神経細胞を持つ脳が回路を作っていく過程を見ると、結合度をもっと早く決定するメカニズムがあるように思われる。この辺がこのモデルの今後の課題であろう。

## 7. む す び

以上、簡単に生物の視覚系と最近ニューロコンピュータについて解説したが、この分野は恐らく人類に残された最後の宝の山のひとつであり、魅力的なテーマが山積みである。しかし、下手な攻め方をすると、宝の山自体を見失う危険を充分はらんでいる。さらに、短期に宝を発見することばかりを夢みないで、十分な時間と人をかけねばならないことはいうまでもないであろう。

(昭和 63 年 7 月 22 日受付)

### [参 考 文 献]

#### 脳, 神経の一般的著書

- 1) 伊藤正男: “ニューロンの生理学”, 岩波新書 (1972)
- 2) 伊藤薫: “脳と神経の生理学”, 培風館 (1975) など  
神経回路のレビュー
- 3) 甘利俊一: “脳の情報処理機構”, 信学論誌 D, J69-D, 8, pp. 1133-1144 (1986)  
モデレーショニズムについて

- 4) 岡部: “精神形成アルゴリズムに関する一考察”, バイオフィードバック研究, 9, pp. 65-68 (1982)
- 5) 岡部, 田村: “神経回路における新しい学習機構の提案”, 昭和 56 年度信学総全大, S8-9, pp. 6・257-258 (1981)
- 6) 坂本, 三輪, 岡部: “外界との協調により学習するパターン認識のための非線形神経回路モデル”, 第 21 回日本 ME 学会大会, 20, p. 519 (1982)
- 7) 相沢, 坂本, 岡部: “生体と外界の相互作用に関する一心理物理実験”, 昭和 58 年度信学会情報システム部門全大, 1, p. 219 (1983)
- 8) Y. Okabe, M. Fukaya and K. Kitagawa: “AND-OR Logic analogue of Neuron Circuits”, Proc. of Intn'l Conf. of Computer Simulation in Brain Science (to be published)



おがべ よういち  
岡部 洋一 昭和 42 年, 東京大学工学部電気工学科卒業. 47 年, 同大学院博士課程修了後, 東京大学工学部講師. 48 年より, 同助教授となり, 現在に至る. 高速高機能電子デバイス, 特にニューロデバイスおよび超伝導エレクトロニクスの研究に従事. 正会員.