

ニューロコンピュータと神経回路モデル

大阪大学基礎工学部 福島 邦彦

Neurocomputers and neural networks

Kunihiko Fukushima

Faculty of Engineering Science, Osaka University

1. はじめに

脳は現在コンピュータでは実現できないような高次の情報処理能力を数多く持っている。脳におけるこのような情報処理の基本原理の解明し、その原理に基づく情報処理を効率的に実行するハードウェアを開発し、従来のコンピュータを越えた新しい情報処理システムを実現するのが、現在ブームになりつつあるニューロコンピュータ研究のねらいである。

このためには、まず脳における情報処理のメカニズムを知らなければならない。脳の研究手法として誰しもが思い浮かべるのは生理学や心理学であろう。しかし情報処理という立場で脳を調べるときには、神経回路モデルを仲介とする研究が有力な研究手法になる。

生理学や心理学では、脳のメカニズムを分析的に調べていくのに対して、神経回路モデル研究では合成的に調べていくのである。すなわち、脳の持つ特定の機能に注目して、“その機能が実現されるためには神経回路はどのような構成になっていなければならないか”を考えて、モデルを作るのである。このとき、生理学や心理学で解明されている事実はモデルの中にも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、もし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しながらモデルを改善して、実際の神経系に近付けていく。

もっとも、モデルが脳と同じ反応をしたからといって、直ちに、生物の脳がこのようにして作られたモデルと全く同じ原理で働いていると連断することはできない。もう一度生理実験に立ち戻って確認する必要がある。しかし、モデルの正否を確認する実験のほうが、白紙の状態から出発するよりもはるかに容易なはずであり、生理学者に与える示唆も少なくない。

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、神経回路モデルを仲介とする研究は、合成的立場に立った研究手法である。つまり、神経回路モデルの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。神経回路モデルは、脳研究の新しい手法の一つとして、特

に生理学実験の困難な高次中枢の研究に対して威力を発揮し始めている。

モデルを組み立てるときには通常、神経系の持っているすべての性質をそのまま模倣するのではない、神経系の示す特定の機能に注目し、その機能に対して本質的な働きをしていると考えられる性質だけを選び出し抽象化してモデルに取り入れることになる。したがって、同じ機能に注目したモデルを作る場合でも、その中で何が本質的であるかによって種々の異なったモデルができあがる。使用目的によっては、必ずしもすべての点で神経系に忠実なモデルが最も優れているとは言いきれない。むしろ枝葉末節に至るような現象を取り除いて本質的な機能を浮き出させるのがモデルの重要な役割の一つであると考えべきであろう。

したがって、ひとたびモデルができ上がると、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構造は、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具体的な形に記述されているのが普通である。従って神経回路モデルを作るということは、それはそのまま、脳のもつ優れた情報処理のメカニズムを新しい情報処理システムの設計に取り入れるための最も直接的な手段になっている。

2. 神経回路モデルの研究の流れ

脳の神経回路モデル研究は、Rosenblattによるパーセプトロン¹⁾(自己学習能力を持つ神経回路モデル)の発表(1958年)、Steeleによるバイオニクス(生物の持つ優れた性質を機器の設計原理として利用しようという研究)の提唱(1960年)などを受けて1960年代に米国を中心に第1回目のブームが起こった。当時は、生理学の教科書を読めばそれがそのまま新しいシステムの設計原理につながるというような軽い気持ちでバイオニクス研究に参入した研究者が多かった。しかし、生理学的に解明されていた事実を使いつくしてしまうと、それ以上の生理学的データは工学者が期待す

る速度では得られず、バイオニクス研究から離れていく研究者が多くなってきた。

それと同時に、MinskyとPapert²⁾によるパーセプトロンの数学的限界の解明(1969年)などの影響を受けて、米国におけるバイオニクス研究は急速に下火になってしまった。当時パーセプトロンの研究にたずさわっていた研究者の多くが、パーセプトロンが脳のモデルの一つにすぎないことを忘れて、パーセプトロンが脳のモデルのすべてであるかのような錯覚を持っていた。そのために彼らは、パーセプトロンの限界が明らかになった時点で、それがあたかも脳に学ぶ研究そのものの限界が示されたと誤解してしまったのである。

日本でもこの影響を受けてバイオニクスの研究者は急速に減少した。しかし、日本や西ドイツでは、研究者の数は多くないが、単に生理学の結果をそのまま工学的応用に持ち込むだけでなく、もっと積極的に工学的な研究手法を脳そのものの解明に利用しようとする研究が着実に続けられていった。すなわち、神経回路モデルを仲介とする合成的手法による脳のメカニズムの解明である。

ところが最近突然、米国を中心に再び神経回路研究がブームになってきた。米国では神経回路モデルの理論的研究やシミュレーションだけでなくニューロコンピュータ(神経回路型計算機)の名の元に、ハードウェアやソフトウェアの開発にも大きな力が注がれている。また、いくつかの大学では脳研究を目指した機構改革も進められている。神経回路研究の爆発的拡大の背景としては、次のようないくつかの要因の相乗効果によって神経回路研究に対する関心が高まり、米国の政府・軍が神経回路研究に多額の研究費を出し始めたことによると思われる。

すなわち、20数年におわたって着実に続けられてきた基礎研究の結果、脳の持つ高次の情報処理機能に関する神経回路モデルが作られ、しかも、シミュレーションの道具としてのコンピュータの性能の向上によってモデルの能力を具体的に目に見える形で示せるようになってきた。また、神経回路モデルの構成のヒントになるような生理実験の新しいデータが発表されるようになり、生理学、モデル、ハードウェアを結び付ける優れた研究成

果が出はじめてきた。一方心理学の分野でも、認知心理学と呼ばれるアプローチが現れ、単なる現象記述に終わっていた古典心理学から脱却して、計算機で働かせることの出来るようなモデル(コネクショニストモデル)が作られるようになってきた。さらに、ある種の神経回路モデルの解析に理論物理学的な手法が使えることを示したHopfieldらの研究²⁾に刺激されて、物理学者も神経回路研究に参入してきた。同時に、これまでブームになっていたAI(人工知能)研究の手法では、何ができて何ができないかが次第に明らかになり、AIの手法が万能ではないことを悟って新しい研究手法を求める研究者が増加してきた。

一方、ハードウェアの側からも神経回路型コンピュータの開発を促進する動きがでてきた。神経回路は高度の並列回路であるために、従来の直列型(フォンノイマン型)の計算機で実現するには、あまりにも効率が悪かったが、最近のハードウェア製造技術(VLSIや光計算機技術)の発展によって、神経回路の演算に適したハードウェアの製作の可能性が見えてきた。また同時に、従来の計算機における高速化と大容量化に限界が見えてきた。そのために並列計算機開発の必要性が痛感されるようになってきたが、どのようなアーキテクチャーをもつ機械を設計すればよいのかが分からない。また、たとえハードウェアを製作してみても、それを効率的に働かせるためのソフトウェアをどのように書けばよいのかが分からない。ところが一方脳の神経回路は、高度の並列回路である。従って、脳の神経回路に学べば優れた並列計算機が設計できることを期待して計算機技術者が神経回路研究に参入してきた。

3. 神経回路モデル

脳の解明、および、その工学的な実用化を目指して作られた神経回路モデルは多数あるが³⁾、その代表例として、視覚パターンの認識機能に関して、筆者らが提唱したモデルを二、三紹介しよう。

3.1 ネオコグニトロン

ネオコグニトロン⁵⁾⁻⁷⁾は、神経細胞の機能を単純化した細胞を、何段も層状に積み重ねた多層構造をもつ回路である。初めは細胞間にほとんどつ

ながりはないが、外からの刺激で細胞間の結合を徐々に強め、パターン認識能力を自力で獲得していく。例えば、文字を見せるといった刺激を繰り返しているだけで、特定の文字パターンに選択的に反応する細胞を回路内に自動的に作り上げていく。すなわち、人間と同じような学習能力を持っているのである。

ネオコグニトロンの回路構造を模式的に描くとFig.1のような多層回路になっている。一番左側は、刺激パターンを受け取る入力層である。レンズ系を通して刺激パターンが光学的に投射されると、入力層の各細胞は、入射した光の強さに応じた出力を出す。入力層に続く各細胞層にも、たくさんの細胞が含まれており、これらの細胞は、細胞間の結合を介して、自分よりも一段下の層(図では左側)の多数の細胞から信号を受け取ると同時に、自分よりも一段上の多数の細胞に出力を送りだしている。入力刺激の情報は、細胞間の結合を経由して多層回路の中を伝わっていく過程において、次第に統合され処理されていくのである。図の一番右側の最上位層には、ネオコグニトロンの最終的な認識結果を示す認識細胞が並んでいる。

このような多層回路の細胞間の結合の強さは、学習によって次第に強められていく。ネオコグニトロンは、あらかじめ学習させておけば、数字でとアルファベットでも、あるいは幾何学図形でも正しく認識できるようになる。

例えば、'A'、'B'、'C'などの文字を学習し終ったネオコグニトロンの入力層に、'A'というパターンが与えられると、Fig.1(a)のように、右端の認識細胞層では、'A'に対応する細胞1個だけが出力を出す。すなわち、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。'B'というパターンが与えられた場合には、Fig.1(b)のように、信号は別の経路をたどり、認識細胞層ではBに対応する細胞1個だけが出力を出す。Fig.1(c)のようにこのパターンの位置がずれたり大きさが変わっても、認識細胞層では、同じ細胞が出力を出す。すなわちネオコグニトロンは、位置ずれや大きさによらず、文字の“かたち”を認識できるのである。

ネオコグニトロンは、未学習の刺激が与えられ

ても、それが過去に学習した刺激と似ている場合には、正しく判断する能力をもつ。このように、類似した刺激に対する“般化”の能力を有することが神経回路の重要な特性の一つである。

ネオコグニトロンのお考え方は、脳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、種々の実験によって実証されている。例えば Fig. 2 は、あらかじめ 0 から 9 までの数字を学習したネオコグニトロンが正しく認識した変形パターンの例である。

3.2 選択的注意の能力を持つモデル

脳は、決して外界から与えられる刺激をただ単に受動的に受け入れて処理しているだけではない。もっと積極的に、入力刺激に働きかけて、自分がほしい情報だけを選び出しながら処理している。

脳のもつこのような能力には、末梢から中枢に向かう求心性の情報の流れだけでなく、中枢から末梢に向かう遠心性(つまりフィードバック型)の情報の流れが重要な役割をはたしているものと考えられる。そこで筆者は、上記のネオコグニトロン型の多層神経回路に、遠心性信号を伝える結合を追加した新しいモデル^{8),9)}を開発した。このモデルは、与えられた刺激をただ単に受動的に処理するだけでなく、人間のように、入力刺激に能動的に働きかけて、自らの意志に従って自分の見たいところに選択的に注意を向けながら処理していく能力や、与えられた不完全なパターンから完全なパターンを連想する能力などを持っている。

このモデルの反応の例を二、三示そう。回路にあらかじめ Fig. 3[A] に示すような 5 種類の学習パターンを見せて、教師なしの学習を行わせた。

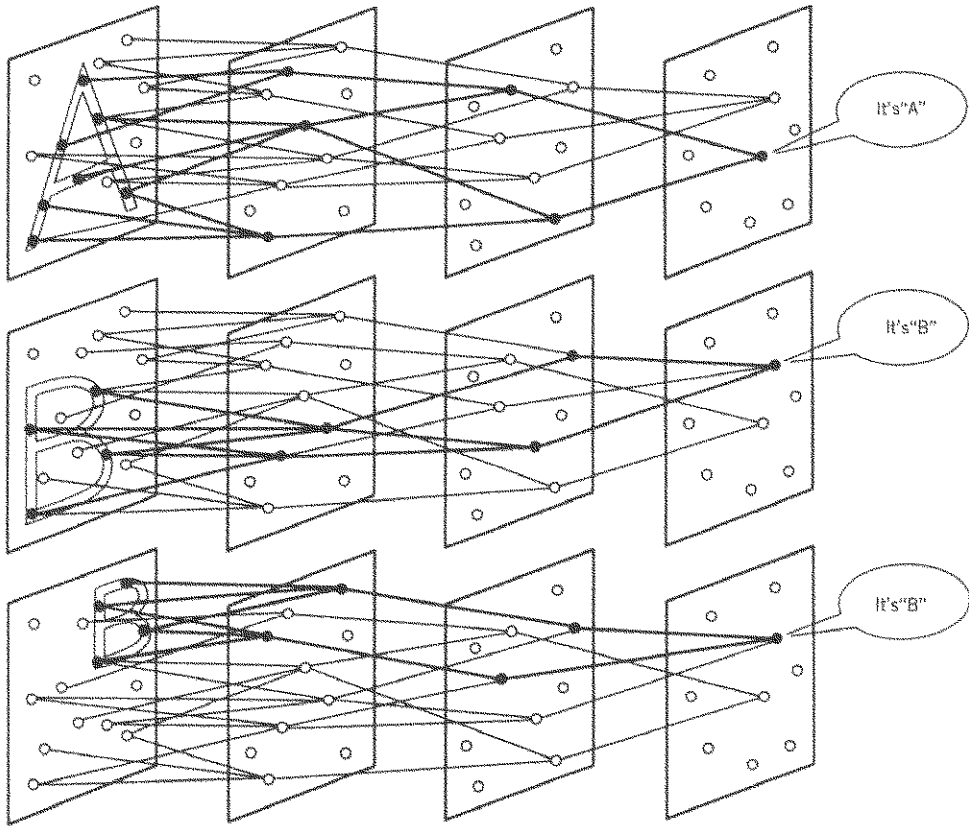


Fig. 1 ネオコグニトロンの構造と種々のパターンに対する回路内の細胞の反応の概念図

学習が終わった後に、Fig. 3[B] (a)に示すような入力パターンを呈示すると、システムはまず左側の‘2’に注意を向けて、これは‘2’であると答えると同時に、そのパターンの成分を正しく切り出して連想出力層に出力してきた。次に注意を転換させると、今度は入力パターンの右側に注意を向け、そこに‘3’というパターンがあることを認識するとともに、その成分を切り出してきた。

さて、刺激パターンに含まれる‘2’や‘3’は、いずれも、この回路があらかじめ学習した Fig. 3 [A]のパターンとは多少形が異なっている。しかし連想出力層には、刺激パターンに含まれる‘2’や

‘3’の形にぴったりと一致したパターンが再現されている。

ちなみに、現在工学的に作られている文字読み取り装置では通常、パターン認識を行うための前処理として、まず入力パターンから1文字ずつ切り出すのであるが、これが案外難しい。これを逃げるために、例えば郵便番号の読み取りの場合には、葉書に印刷された赤い記入枠を頼りに数字を一桁ずつ切り出した後に数字認識を行っている。しかしわれわれのシステムは、従来工学的に用いられた手法とは違って、原稿用紙のマス目や記入枠のような補助手段を用いることなく、文字の切

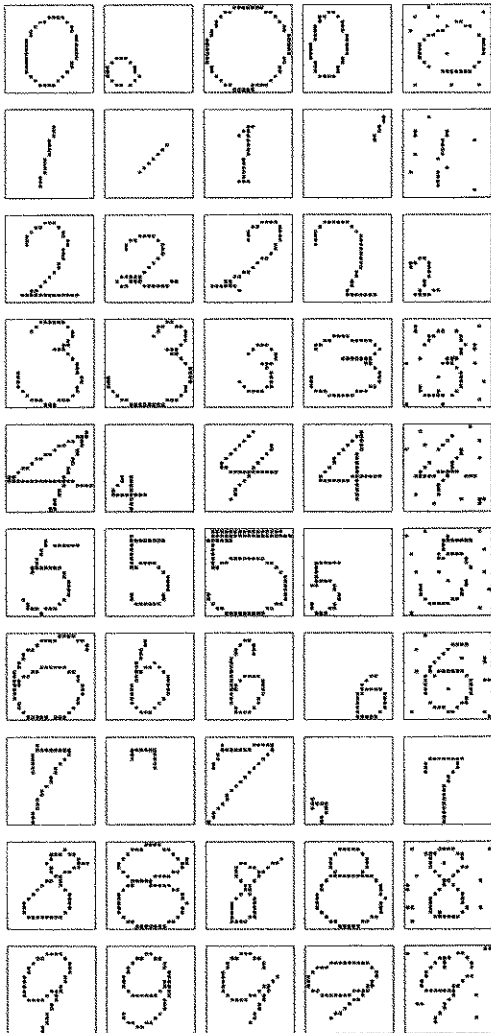
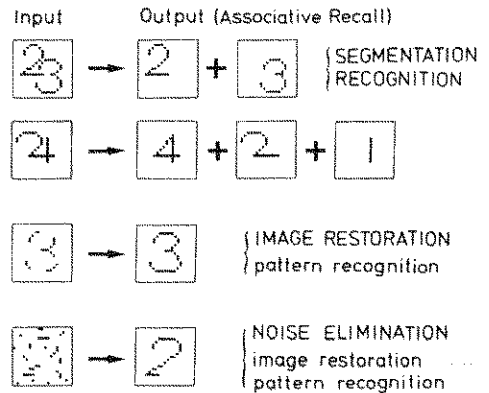


Fig. 2 ネオコグニトロンによる数字認識⁷⁾



[A] Training Patterns.



These operations are performed successfully, even if input patterns are DEFORMED IN SHAPE or SHIFTED IN POSITION.

[B] Response of the model of selective attention after finishing training

Fig. 3 選択的注意の能力を持つ神経回路モデルの反応の一例⁹⁾.

図に示すように、モデルは、パターンの認識とセグメンテーション、傷のあるパターンの修復、ノイズの除去などの機能を持っている。

[A] 学習パターン

[B] 学習後の回路の反応

り出しを行う機能を持っている。複数の文字や図形が並んだ複合パターンが与えられると、その複合パターンを構成する個々のパターンに一つずつ順番に注意を向けながら認識していくと同時に、その認識の操作と並行して、そのパターンに関係する部分と無関係な部分とを区別していくことができる。しかもこのとき、入力パターンが変形を受けていても、変形した入力パターンそのものに対して正しい切り出しが行われる。すなわち、パターンの切り出しと認識とを同時に並行して行っているのである。

Fig. 3[B](b)は、重ね合わせパターンに対する反応の例である。まず最初にパターン'4'が分離され、その次に'2'が、さらにそれに続いて'1'が抽出された。これはちょうど、私達が子供のときに遊んだ隠し絵で、森の中に隠れているトラやライオンなどを探し出すのと似た機能である。

Fig. 3[B](c)や(d)は、大きな変形を受け、しかも傷や汚れのあるパターンが与えられた場合の反応である。このように欠損部やノイズ(汚れ)のあるパターンが与えられた場合には、本来ならば欠損部の付近に存在するはずの“特徴”が抽出できないことになる。このようなときには、このシステムは、欠損部の付近に痕跡程度にでも残っている特徴があれば、それを抽出しようと試み、刺激パターンと学習パターンとの形の違いが大きくても、図にみられるように、決して不自然さのない内挿を行い、傷の埋められた完全なパターンを連想出力層に出力する。

ところで、同図(d)で、修復の完了したパターンにおいて、'2'の下側の横棒は学習パターンに比べるとかなり短い。横棒がたとえ短くてもパターンとしては完全な'2'になっているので、この部分は入力パターンの筆跡に忠実にそのままの形で再現されている。このように、入力パターンの変形を許容したままで、どうしても不足している部分だけがきれいに修復されるのである。

このように、このシステムは、選択的注意の機能を持っているので、二つ以上のパターンが同時に与えられても、個々のパターンに対して一つずつ順番に注意を向けながら観測し、それが何であるかを認識していくと同時に、そのパターンを切

り出していくことができる。連想記憶能力に注目してみると、このシステムは、不完全パターンの修復、ノイズ(汚れ)の除去、図形のパターンの検索などの機能を持っていることがわかる。特に、従来の連想記憶回路と異なって、入力パターンの呈示位置や大きさの違い、形のゆがみなどに制約を受けずに正しい連想が可能なので、工学的にも多方面に及ぶ応用が考えられる。

4. むすび

神経回路の研究に、関心が集まり研究人口が増大したことによって、脳のような高次の情報処理能力を持つシステムの開発が促進されるであろう。特にニューロコンピュータの名のもとにハードウェアの開発に大きな力が注がれていることは、神経回路モデルの研究成果を実用化していくうえに役立つのみならず、研究の道具の飛躍的な性能向上にもつながる。したがって、これまで道具の性能の制約のために手掛けることが出来なかったようなシミュレーションが可能になり、モデル構成に対しても大きな推進力となるであろう。

しかし最近の神経回路の研究の現状を見ていると少し心配に感じることがある。神経回路の研究に新しく参入してきた研究者のなかには、バックプロパゲーションと呼ばれる学習手法¹⁰⁾やHopfieldの回路だけが神経回路だと誤解している人が少なくないように思われる。ちょうど、1960年代の研究者の多くが、パーセプトロンが脳のモデルのすべてであると錯覚していたのと同じような状況にあるように感じる。バックプロパゲーションやHopfieldの回路は、ある種の問題に対しては確かに威力を発揮する。しかしその能力は決して万能ではない。数年のうちには、その能力の理論的な限界が明らかになるであろう。しかしそれは、あくまでも特定の神経回路モデルに対する能力の限界を示すものであって、神経回路モデル全体の限界を示すものではないことを忘れないようにしなければならない。

ニューロコンピュータの研究の発展の基礎になるのは、なんといっても優れた神経回路モデルの構成である。脳に学ぶという姿勢を失うことなく生物の脳により近い新しい神経回路モデルの構成

に力を注がなければならぬ。

文献

- 2) F. Rosenblatt: "Principles of Neurodynamics", Spartan Books (1962)
- 2) M. Minsky, S. Papert: "Perceptrons. An Introduction to Computational Geometry", MIT Press (1969)
- 3) J. J. Hopfield, D. W. Tank: "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems", Biol. Cybernetics, **52**[3], 141-152 (1985)
- 4) 福島邦彦: 神経回路と情報処理, 朝倉書店 (1989)
- 5) 福島邦彦: "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", 電子通信学会論文集(A), J62-A [10], 658-665 (1979)
- 6) K. Fukushima and S. Miyake: "Neocognitron: A New Algorithm for Pattern Recognition Tolerant of Deformations and Shifts in Position", Pattern Recognition, **15**[6], 455-469 (1982)
- 7) K. Fukushima: "Neocognitron: A Hierarchical Neural Network Capable of Visual Pattern Recognition", Neural Networks, **1**[2], 119-130 (1988)
- 8) 福島邦彦: "視覚パターン認識における選択的注意機構の神経回路モデル", 電子通信学会論文誌(D), J69-D [6], 993-1003 (1986)
- 9) K. Fukushima: "A Neural Network for Visual Pattern Recognition, IEEE Computer, **21**[3], 65-75 (March 1988)
- 10) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams: "Learning Internal Representations by Error Propagation", in Parallel Distributed Processing Vol. 1, eds. D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP Research Group, 318-362, A Bradford Book (1986)

【筆者紹介】



福島 邦彦(ふくしま くにしこ)
昭和33年 京都大学工学部電子
工学科卒業, 同年
NHK入局, NHKの放
送科学基礎研究所, 放
送技術研究所などを経
て,

平成元年6月 大阪大学基礎工学
部生物工学科教授, 神
経回路モデル, ニュー
ロコンピュータなどの
研究に従事, 工学博士,

著書: 「視覚の生理とバイオニクス」(電子通信学会,
1976年)「神経回路と自
己組織化」(共立出版,
1979年)「神経回路と情
報処理」(朝倉書店,
1989年)