

ニューラルネットワークとその医用画像解析への応用

藤 田 広 志

医用画像情報学会雑誌 第10巻 第1号 別刷
平成5年1月

Medical Imaging and Information Sciences

Vol. 10 No. 1 January 1993

ニューラルネットワークとその医用画像解析への応用

藤 田 広 志

岐阜大学工学部電子情報工学科 〒501-11 岐阜市柳戸1-1

(1992年10月10日受理)

Neural Network and Its Applications to Medical Image Analysis

Hiroshi FUJITA

Department of Electronics and Computer Engineering, Gifu University

Yanagido 1-1, Gifu City, Gifu 501-11, Japan

(Received October 10, 1992)

This review article consists of three parts: (1) introduction to artificial neural networks, (2) practice of the neural network, and (3) applications of the neural network to the medical image analysis.

1. はじめに

筆者がニューラルネットワークに最初に興味をもったのは、1989年11月末にシカゴで開催された第75回北米放射線学会(RSNA)のときである。RSNAではこの年に初めてニューロ関係の演題が出現し、3題が報告されている。それらのタイトルは、病変部の検出へのアプローチ(Newmanら)、医用画像認識と診断という意志決定への応用(Asada, Doiら)、そして、胸部X線写真診断への応用(Grossら)であり、大変に興味をそそられるものであった¹⁾。シカゴ大学の土井教授の助言も、「今後有望な手法に有り得るので、勉強しておく」とのこと、帰国後さっそく書

籍や文献を調べた次第である。すでに何冊かの参考書が出版されており、学会誌や商業誌などの特集もいくつか見つかった。ただ、医用画像処理への応用については全く解説されておらず、まだこれからという段階のようであった。また、ニューラルネットワーク計算のための市販のソフトウェアなどが存在することが分かってきた。そんな折に、NECのニューラルネットワークのためのソフトとハードを入手できた。そして、4月の新しい卒業研究の複数のテーマに組み入れ、ニューロの医用画像処理への応用の研究を開始することになった。

このように筆者のニューロ研究の歴史はまだ浅く、しかもニューロの基礎的な研究ではなく、「医

用画像処理への応用」に徹している。したがって、本稿で十分な解説ができるとは到底考えられず、詳細は成書を参考にさせていただきたい。参考文献(2-23)は、書店で見られるすべてではないが、筆者が所有しているものである。似通ったタイトルが多いが、こんなに数があるので、仕方が無いであろう。

さて、以下3部構成でニューロの初歩と応用について、難しい式の引用は用いないで解説を試みることとする。

2. 入門 ニューラルネットワーク

2.1 従来型とニューロコンピュータとの比較

現在の汎用コンピュータは、ほとんどすべてノイマン型コンピュータと呼ばれるもので、一般に演算装置、記憶装置、入出力装置、制御装置から構成されている。これは、1936年にチューリングが発表した理論的基礎に基づくもので、「チューリングマシン」と呼ばれる機械の実用化されたものに他ならない。米国ペンシルベニア大学のエッカートとモークリーによる、真空管を1万8千本も使った世界最初のコンピュータであるエニアック(1946年)に代表されるコンピュータを第1世代として、トランジスタによる第2世代、ICによる第3世代、LSIによる第3.5世代、そして、VLSIによる第4世代と移り変わってきている。また、超高速演算可能なスーパーコンピュータが出現している。さらに、1982年からの10年間は、これまでの新しい論理素子の研究ではなく新しいコンピュータの概念が研究されており、並列推論マシン開発を目指す第5世代コンピュータ

開発が行われた。

ノイマン型コンピュータは、“人工頭脳”と呼ばれた時期もあり、人間の脳を代行して何でもできそうに思われた。しかし、人工頭脳を実現するには、現在のコンピュータはまだ非力であることがしだいに分かってきた。また、人間の脳と比べるときわめて左脳的で、論理的思考には優れているが、人間の右脳的な直感的思考は全く不得意である(Fig. 1 & Fig. 2)。

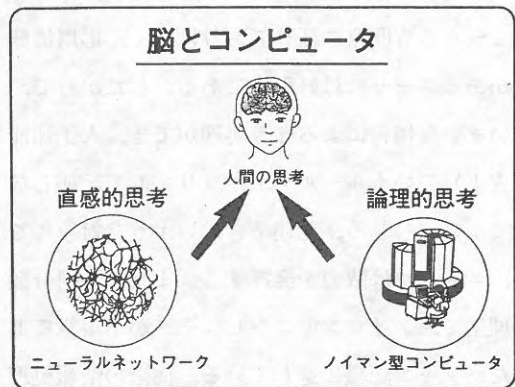


Fig. 1 Human brain and computer¹⁴⁾

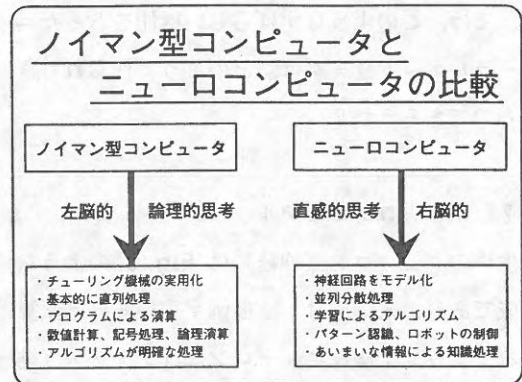


Fig. 2 Comparison between conventional computer and neurocomputer

これに対して、ニューラルネットワーク（神経回路網）のモデルに基づく「ニューロコンピュータ」は、人間の脳の仕組みに学んで設計し、あたかも人間が考えるように思考し判断することを目指すコンピュータであり、長年研究が続けられてきている。ニューロコンピュータの特徴は(Fig.2), まず、学習が可能である点である。“考えるコンピュータ”であり、めんどろなプログラミングの必要がない。ニューロの部分「ブラック・ボックス」として取り扱ってもよいのである。中身はニューロの専門家に任せておけばよく、応用に興味があるユーザには好都合である。したがって、あいまいな情報による知識処理ができ、人工知能(AI)でいうルールをアルゴリズムで記述しなくてよい。むしろ、記述できないような対象にこそ、ニューロは威力を発揮する。また、並列分散処理型で、ノイマン型コンピュータが不得意であったパターン認識に適している。従来の情報処理が「硬い情報処理」であるとする、ニューロは「柔らかい情報処理」と呼ばれることがある。では、このようなすばらしい機能をもったニューラルネットワークは、どのように作られてきたものであろうか？

2.2 ニューロンのモデル

生体のニューロン（神経）は Fig. 3 のような構成であり、人体には 140 億個ぐらいあると試算されており、1 個とニューロンにはシナプス（結合点）が千～1 万個あるとされている。ニューロンを工学的に見れば、多入力 1 出力素子で、多数決素子と呼ばれる。その工学的モデルは、1943 年のマッカロックとピッツのものが基本的かつ古典

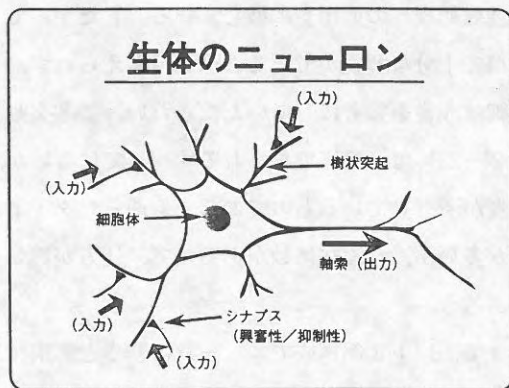


Fig. 3 Biological neuron

的で有名である（しきい素子モデル）。現在のニューラルネットワークでよく使用されているモデルは、Fig. 4 のような構造であり、加算部、非線形処理部、出力部から成っている。このモデル

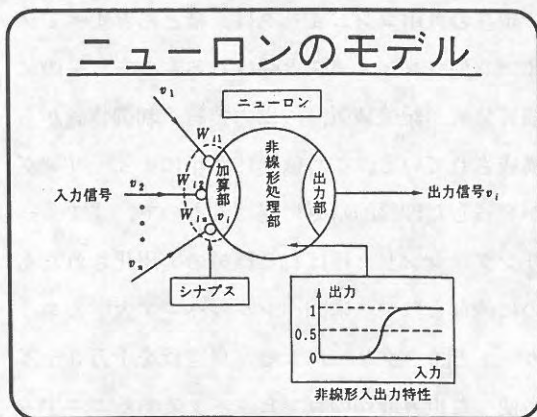


Fig. 4 Artificial neuron¹⁸⁾

で重み（荷重， W ）に正の値を与えれば、その信号はニューロンを興奮させる方向に働き、逆に負の値を与えれば、その信号はニューロンを抑制させるように働く。また、重みが 0 であれば、このシナプス是非接続状態となる。このような重み付けされた多数の入力信号は加算部で合計され、合計値があるしきい値を超えれば信号が出力される。マッカロックらのモデルでは、出力が 0 か 1 のみ

であったが、図のモデルではシグモイド関数を使い、0と1の間のアナログ的な値を取り得るように改良されている。このようなモデルのもう一つの特徴は、重みとしきい値の変化によって、学習が実現されることである（ニューロ素子の学習）。これまでに、多くの学習法が考案されている。

このように単純なニューロンモデルが多数集まって、高密度な結合を形成し（ニューラルネットワーク）、そこには特定の中枢情報処理装置がないにもかかわらず、全体として複雑な知的情報処理が実現され（コネクショニズム）、ニューロコンピュータと成る。

2.3 パーセプトロン

1958年に、米国の心理学者であるローゼンブラットは、実際の脳の構造からヒントを得て、ニューラルネットワークのモデルを作り、パターン認識をする学習機械として「パーセプトロン」を考案した（Fig. 5）。これは、ニューロ素子が3層に配置されたもので、それぞれ感覚層（入力情報獲得）、連合層（情報の加工）、反応層（出力部）

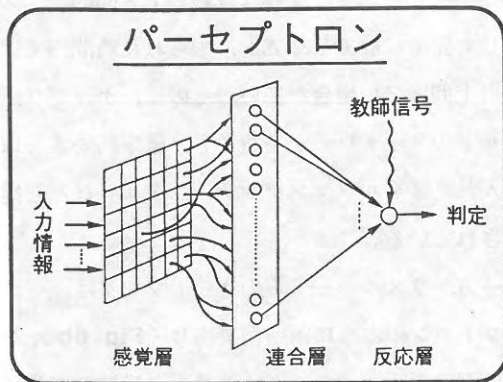


Fig. 5 Structure of perceptron devised by Frank Rosenblatt in 1958¹⁴⁾

と呼ばれる。ここでは、ニューロンのしきい素子モデルが使われ、反応層でのみ学習が行われた。すなわち、反応層における結合の荷重としきい値が可変となっている。後に、人間の小脳皮質が実際にこのようなパーセプトロン構造であることが分かり、生理学により工学の考え方が証明された。パーセプトロンは“考えるコンピュータ”と呼ぶことができ、その出現は、1960年代の「第1次ニューロブーム」を引き起こした。しかし、人工知能界の“大親分”であるミンスキーが、パパートと共著でパーセプトロンという本を発表し、パーセプトロンの限界を示したためブームが去っていった（ミンスキーの“断罪”といわれる）。

そして、1970年代の「冬の時代」をむかえる。この時代には研究者の数は激減しているが、じっくりとしたニューロ研究が行われ、日本人研究者で甘利の自己組織化ネットワークの理論（1972年）、中野の連想記憶モデル（1972年）、甘利の神経統計力学（1974年）、福島のコグニトロン（1975年）などがある。再度ニューロの花が開くのは、1980年代である。

2.4 現代のニューラルネットワーク

現在は「第2次ニューロブーム」の時代であるが、この先駆的な業績となったのは、米国の物理学者ホップフィールドが1983年に発表した「ホップフィールド・モデル」である。また、1986年には、米国のラメルハートらによるバックプロパゲーション（誤差逆伝搬）という学習モデルが発表された。そして、1987年の第1回国際ニューラルネットワーク会議をきっかけに、世界的なニューロブームが再び引き起こされた。

ホップフィールドのモデルは相互結合型といわれるタイプで、あるニューロ素子が他のすべての素子と結合しているものである (Fig. 6a)。彼は、

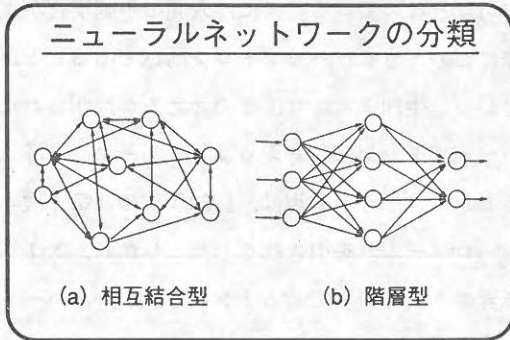


Fig. 6 (a) Interconnection and (b) layered neural networks¹²⁾

ニューラルネットワークの状態を評価するために、ネットワークの状態の関数としてエネルギーを定義し、物理学とのアナロジーで、このエネルギーが最小または極小のところ、このネットワークの平衡状態になることを数学的に示している。

その応用例として有名なのが、「巡回セールスマン問題」である (ホップフィールド&タンク, 1985年)。これは、セールスマンが各都市を一巡する旅行をするとき、各都市を1回のみ訪問するための最短経路を求める問題である (Fig. 7)。

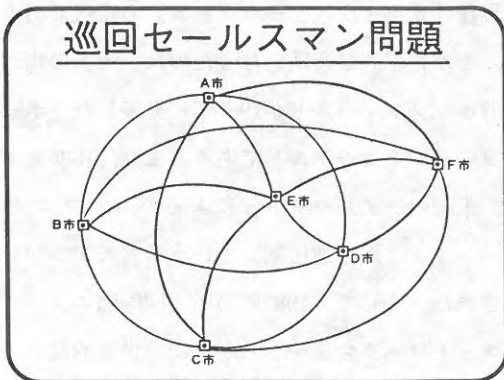


Fig. 7 Traveling salesman problem (TSP)¹⁴⁾

これは、現在の高速コンピュータでも1年ぐらいかかる計算量であるが、ニューラルネットワークを用いると、必ずしも最短の経路ではないが、数秒で最短に近い経路を計算してくれる。後述のパソコンでの例を Fig. 8 に示す。A~Vの22の都

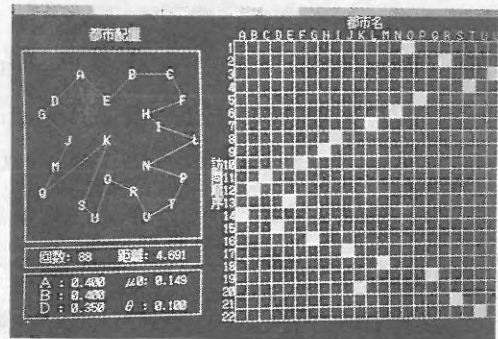


Fig. 8 Demonstration of solving the TSP using Hopfield-network software (NEURO-07 with "Dou-Kan", NEC)

市を巡回するもので、行は巡回の順番を示す番号に相当し、列は各都市に相当する。全部で 22^2 個のニューロンが設定されている。各ニューロンは0か1の値をもち、図中では、(1, 0)のニューロンが1の値をもつから、1番目の訪問都市となる。2番目は、Rである(2, R)。近似解で有り得ることもあり、これはきわめて人間的で、必ずしも完全な解でなくても、限られた時間内では実用上問題ない場合が多い。その後、ホップフィールドのネットワークを改善し、確率的要素を取り入れた「ボルツマンマシン・モデル」なども提案されている。

一方、ラメルハートらのネットワークは、パーセプトロンのように階層型であり (Fig. 6b)、これは現在のニューラルネットワーク構造の主流になっている。入力層と出力層の間に中間層 (隠れ層) があり、図では1層であるが、1層以上に設

定することもある。このモデルでは、教師信号との比較により出力に誤差のあることが分かったとき、その誤差をフィードバックして、出力層と中間層の荷重としきい値を変化させていくもので (Fig. 9), バックプロパゲーションと呼ばれて

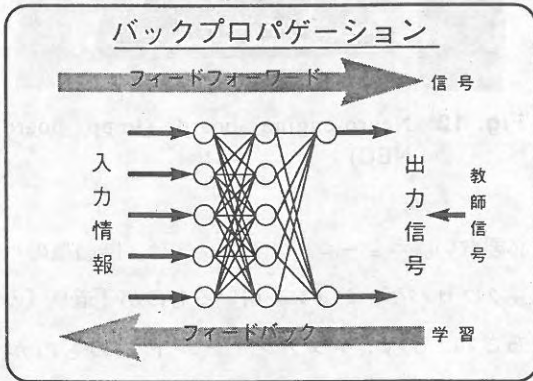


Fig. 9 Back-propagation network structure (D. E. Rumelhart, et al., 1986)

いる。パーセプトロンのように出力層だけでなく、中間層の荷重も変え、パーセプトロンの学習の限界が解決されている。

良い応用例を示すことが、提唱モデルの有効性を示す最良の方法であるが、ラメルハートらのモデルに対しては、米国のセイノフスキーらが1987年に、「ネットワーク (NETalk)」と名付けられた英語のテキスト-音声変換に適用し、多くの人々の関心を呼んだ。Fig. 10のような構造で、出力は音声発生装置に入力される。学習が初めのうちは赤ん坊のような発音であったのが、学習の進行とともにだんだん発音が明瞭になってきた。未学習の単語に対しても、正解が85%であり、たかだか300余りのニューロンでこれだけのことが可能なのだから、将来はすばらしいものができそうだと期待されるきっかけとなった。実際人間のもつ

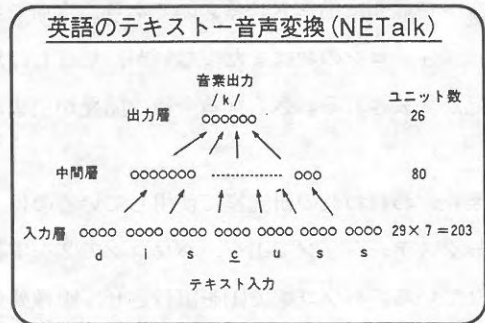


Fig. 10 The NETalk back-propagating neural network (T. Sejnowski and C. Rosenberg, 1987)⁶⁾

ニューロンは100億以上もある。もっとも、すべてを有効に使用しているかは疑問であるが！他の応用例として、同じくセイノフスキーらの潜水艦と岩礁の識別例や、わが国では、富士通のニューロロボットの例などがよく引用される。

3. ニューラルネットワークの実際

3.1 ニューロコンピュータの実現

ニューラルネットワークのモデルに基づき、ニューロコンピュータを実現するには、

- (1) ソフトウェアシミュレーション
- (2) ボードレベルエミュレーション
- (3) 真のニューロコンピュータ

の3つが考えられる。(1)は、ニューラルネットワークモデルをプログラム化し、汎用コンピュータで実行するものである。(2)は、専用プロセッサを汎用コンピュータに付加して、シミュレーションソフトの演算を高速化して実行するものである。(3)は、ニューラルネットワークの超並列処理をハードウェア化し、ニューロンと同数の専用処理ユ

ニットを並列に動作させるものであり、本命である。ニューロンの数はまだ少ないが、しばしば試作品が発表される。さらなる今後の開発が望まれる。

現在、われわれの研究室で使用しているのは、ワークステーションで(1)を、パソコンで(2)を実行させている。パソコンで(1)を実行させ、画像処理に応用しようとする、莫大な計算時間が必要になる。初期の頃はパソコンで始めたが、最近はワークステーションの利用が多くなってきた。

Fig. 11 は、パーソナルニューロコンピュータ

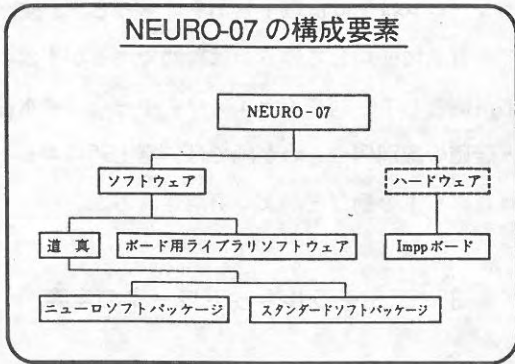


Fig. 11 Component of NEURO-07 personal neurocomputer system (NEC)⁸⁾

「NEURO-07」というNEC製のパソコン用のニューロシステムの構成図である^{6,8)}。ニューロエンジンボードとして、Imppボード(PC-9800-75)と呼ばれる画像処理プロセッサ・ボードを使用しており、ニューロ計算を高速化させている。Imppボードは、大量データに対する繰り返し処理を、高速に行うためのオプションボードで、画像処理や行列演算等の数値演算処理、パターン認識処理が行える。Fig. 12 は、Imppボードの概観である。初期のものに比べ、イメージメモリが拡張され(1Mワード、1ワード=18ビット)、外部電源が

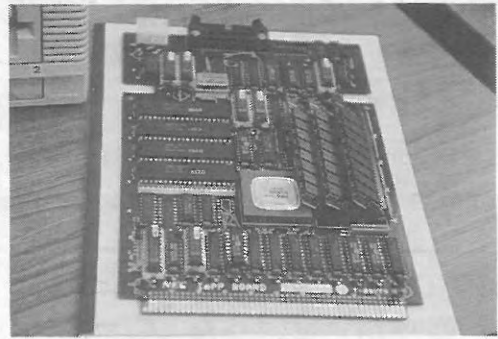


Fig. 12 Neuro-engine board (Impp board, NEC)

必要ない。ニューロソフトウェアは、階層型のバックプロパゲーションを用いるものが「道真(みちざね)」で、ホップフィールド型のものが「道灌(どうかん)」である。C言語(MS-C)で書かれている。付属の文字認識のデモソフトを走らせたときの1画面を、Fig. 13 に示す。入力

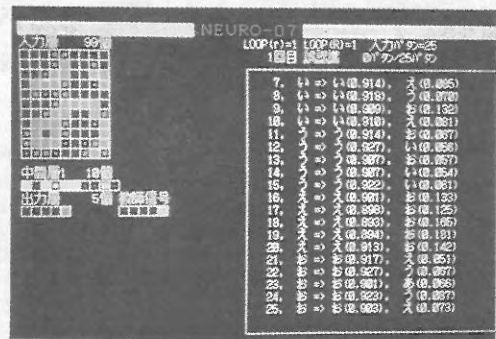


Fig. 13 Demonstration of Japanese character recognition using back-propagating network software (NEURO-07 with "Michi-Zane", NEC)

層が9×11で99個、中間層が10個、出力層が「あ～お」の5文字の認識に設定されている。第1候補と第2候補が出力されており、ほぼ0.9以上の出力値(最大1.0)で第1候補が正解になっている。

Fig. 14は同じくパソコン用（NEC PC-9800）のニューロボードと専用電源で、マイテッ

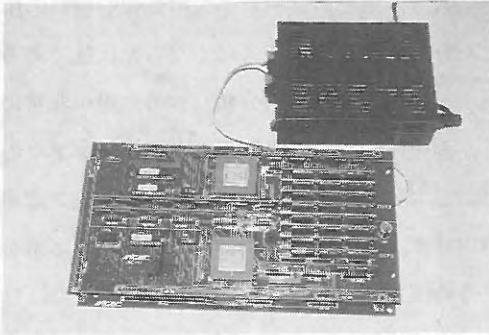


Fig. 14 Neuro-board (“Neuro Turbo”, Mitech) for NEC-made personal computer

ク製のニューロ・ターボと呼ばれている製品である。データ・メモリ容量の最大は、3.1MBである。Fig. 15は、付属のソフトのCRT画面の

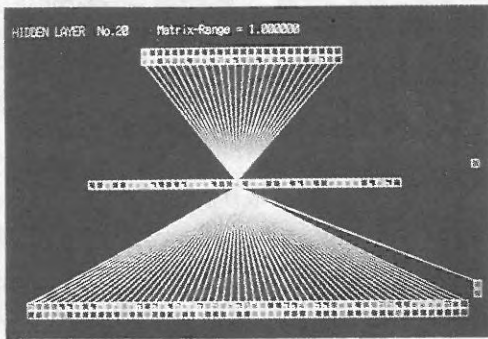


Fig. 15 Graphical demonstration of weight values by use of Neuro Turbo system

ハードコピーで、指定されたニューロンに関する荷重（結合係数）値としきい値を、入力層上段と出力層下段に表示する機能である。図中では、中間層20番目のニューロンが指定されている。正負は赤と青で区別される。

Fig. 16はsunタイプのワークステーション用

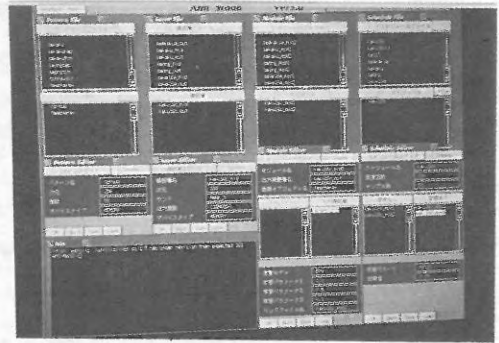


Fig. 16 “Ami-Mado (Net-Window)” neuro software (Nippon Steel Co.) for sun-made workstation

のソフトで、新日本製鐵が開発したX-ウィンドウ上で動く“網窓”である。各種パラメータ等の設定が、このようなウィンドウ上でできる。パソコンレベルのニューロよりも、大きなマトリックス画像（パソコンでは32×32ぐらいが限度）が処理できる。

“ニューロコンピュータ”の性能は、設定可能なニューロン数とシナプス結合数、そして、学習時と実行（認識）時のそれぞれの速度（リンク/秒）で主に決定される。通常学習時は、実行時の2～3倍時間を要する。前者はメモリ容量で、後者はプロセッサの性能によって制約される。また、設定可能な階層の数にも制限がある。市販のシステムを利用して応用する場合には、これらの点を考慮する必要がある。

3.2 ニューロの実行手順

上記のようなニューロコンピュータによる実行手順（バックプロパゲーション学習）を、Fig. 17に示す。ニューロによる処理は、①学習と②認識（評価）に大別される。「学習」過程として、

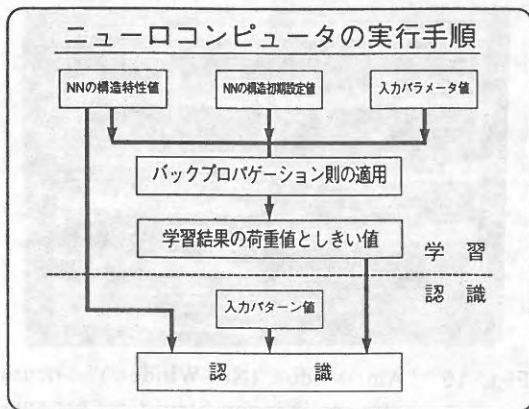


Fig. 17 Procedure for executing the back-propagating neuro software

まず中間層の層数、各層のニューロン数、シグモイド関数など、「ニューラルネットワーク(NN)の構造特性値」設定が必要である。また、シナプス結合の荷重値やニューロンのしきい値の「初期設定値」決定を行う。そして、入力パターン値や教師信号値など「入力パラメータ値」を設定する。学習の結果として、ニューロの構造特性値は当然であるが、荷重値としきい値が保存される。そして、「認識」過程では、学習で使用しなかったパターンも含めてテストが行われる。

4. 医用画像解析への応用

4.1 医用画像情報処理への応用の現状

ニューラルネットワークの応用分野は非常に広く、あらゆる分野といっても過言ではない。電子情報関連の学会で、ニューロの基礎から応用のテーマを見つけるのは簡単である。しかし、医用画像処理への本格的な応用については、まだまだこれからだと筆者は思っている。とはいっても、

参考文献(24-48)に示すように、医用画像情報関連の学会誌等に多くの論文が最近掲載され始めた。もう、単にニューロを医用画像解析に応用しただけでは、論文ができなくなった状態である。パターン認識(検出や分類)への応用が非常に多く、画像圧縮³³⁾、画像再構成³⁷⁾、ウィンドウの自動設定⁴²⁾などへの応用例もある。パターン認識に限定せず、あまりやられていない領域の応用をうまく考案するのも悪くはないと思う!また、ほとんどの応用例が、バックプロパゲーション則を用いる階層型のニューラルネットワークによるものである。

4.2 ブラックボックス

ニューロコンピュータは、空間的あるいは時間的なパターンの非線形変換装置である。何らかの空間パターンを入力すると、ニューロン間の配線状態、シナプス荷重、ニューロンの非線形関数によって、出力パターンが決定される。画像処理にニューロを応用する場合、ニューロの中身は「ブラックボックス」的に取り扱うのが通常である(Fig. 18)。これが物足りないと批判されるこ

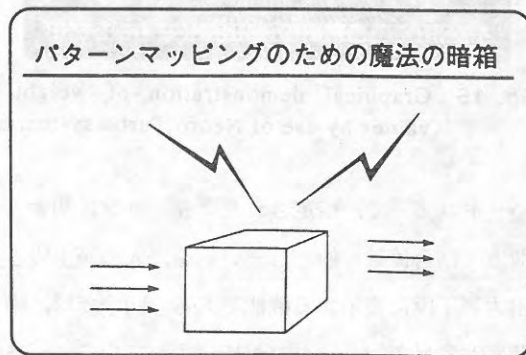


Fig. 18 The magic black box for pattern mapping¹⁹⁾

ともあるのだが、従来のテクニックでできないことが、ニューロでできればこれはこれで良いのではないかというのも道理である。研究者が自分の信ずる方法でやればよいのである。

4.3 パターン分類

階層型のニューラルネットワークによる画像のパターン分類は、Fig. 19のように実行される。

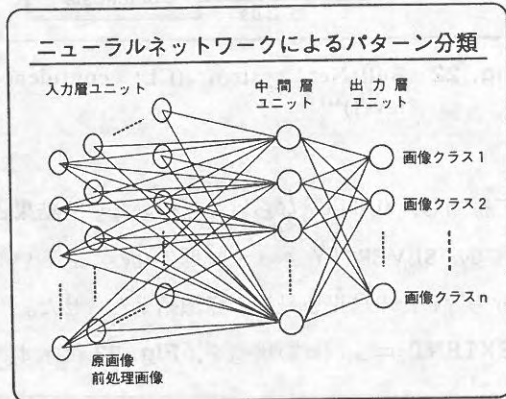


Fig. 19 Image classification using back-propagating neural network

入力層の各ニューロン（セル）には、原画像かその処理画像（前処理）を入力する。しかし、画像の直接入力ではニューロの学習が巧みいかず、その代わりに画像の特徴量を計算して、その値を入力する場合もある。むしろ、この方が一般的であるともいえる。出力層には、画像の分類あるいは識別に必要な数のニューロンを設定する。中間層のニューロン数は、経験的・実験的に決定する必要がある。あとは、バックプロパゲーション学習則にしたがって、学習データ（画像など）で十分に訓練させる。そして、学習によって得られた荷重値やしきい値を用いて、未学習の認識用データを認識させればよい。

筆者らは最近、このようなパターン分類の適用例として、①心筋SPECT画像におけるブルズ・アイ画像の診断支援システムの構築^{40, 44, 48}（後述）、②乳房X線画像における腫瘍の良悪性の判別（Fig. 20 参照）⁴³、③X線骨画像における骨粗鬆症診断のためのパターン分類⁴⁷に関する研究を行っている。

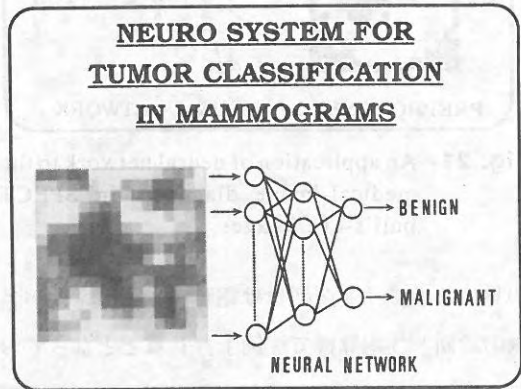


Fig. 20 Tumor classification in digital mammo-grams using neuro system⁴³

4.4 ブルズ・アイ画像の解析

ここでは、虚血性心疾患の診断に使われるブルズ・アイ画像のパターン認識への適用例を説明する^{40, 44}。Fig. 21は、われわれのこの目的を図示している。すなわち、名医の豊富な医学的知識と経験に基づく画像診断を（上段）、人工ニューラルネットワークの「学習」という手段で診断を訓練させ（下段），“名医”と同じような診断を行えるシステムを構築し（BullsNet）、コンピュータ診断支援システムとして利用しようとするものである。特に、医師の直感的な診断プロセスで、言語で記述できにくい（アルゴリズム化が困難）場合に有用な手段になり得る。われわれのこの研究が日経新聞等に紹介されたが（'92.5.23）、そ

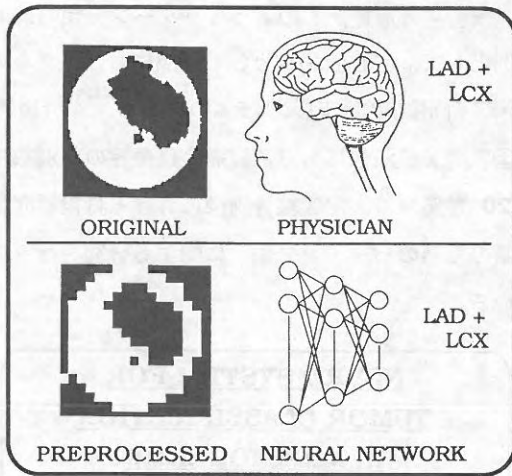


Fig. 21 An application of neural network to the medical-image diagnosis in SPECT bull's-eye images

の見出しは、「名医顔負け電算機」「電算機が名医の診断」「電算機で症例予習」などとなっており、究極の目的ではあるがまさにニューロならではの特徴をよく表している。

システムで使用したのは、ブルズ・アイの原画像ではなく、前処理として、①マトリックス数の減少、および、②グレイ・レベル数の減少を行った画像であり、これらをニューロへの入力とした。また、ブルズ・アイ画像には2種類あり、障害の広がり示す「EXTENT 画像」と、その程度を示す「SEVERITY 画像」である。前者を2値化処理 (Fig. 21 参照)、後者を6値化処理した。マトリックス数は、検討の結果 16×16 を使用した⁴⁸⁾。システムのパターン認識部は、専門医の診断過程にしたがい、「EXTENT ニューロ部」と「SEVERITY ニューロ部」の2段階で構成されている (Fig. 22)。EXTENT ニューロの認識結果が、0.9以上の確信度 (出力層のセルの値で定義、図中CL)であるならば、それを最終結果とし

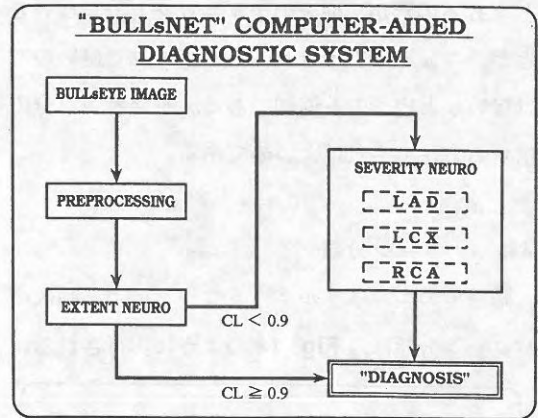


Fig. 22 BullsNet system (CL: confidence level)⁴⁴⁾

て採用し、0.9以下ならば“自信のない”結果として、SEVERITY ニューロ部に進み、詳しい解析を行いその結果を最終の認識結果とさせた。

EXTENT ニューロの構造を、Fig. 23 に示す。

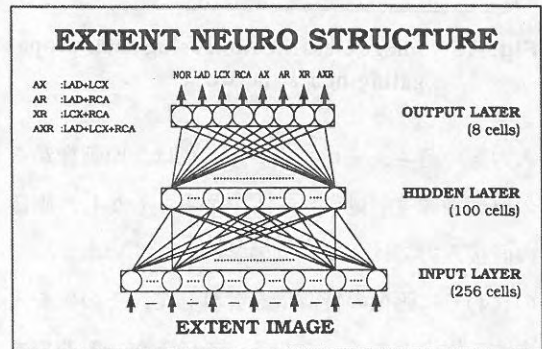


Fig. 23 Extent neuro structure in the BullsNet system^{40,44)}

入力層のセル数は、 16×16 画素、すなわち256個である。中間層のセル数は、実験的に100個とした。また、出力層のセル数は、正常 (NOR)と7種類の障害で、計8個のセルとなる。ここで、LAD, LCX, RCAは3本の主要冠動脈のうちの

どれか1本の1枝障害を表し、AX, AR, XRはこれらのどれか2本の組み合わせで2枝障害, AXRは3枝障害を表す。SEVERITYニューロ部は、LADニューロ、LCXニューロ、RCAニューロで構成され、ブルス・アイ画像のそれぞれの支配領域の画素値が入力される。画像データベースとして74例を収集し、冠動脈造影検査による確定診断の結果を、本システムにおける正しい診断（ゴールド・スタンダード）とした。

EXTENTニューロのみの認識結果と、SEVERITYニューロを併用した場合の結果を、Fig. 24

RESULTS : PERCENT CORRECT RECOGNITION

| EXTENT ONLY | | | EXTENT PLUS SEVERITY |
|------------------------|---------|-----------|----------------------|
| PHYSICIANS | | | |
| I(3m) | II(2yr) | III(10yr) | plus 6-10% |
| 69% | 79% | 83% | |
| NEURAL NETWORKS | | | |
| 77% | | | 85% |

Fig. 24 Results of percent correct recognition in the BullsNet system^{40,44)}

に専門医とわれわれのニューロ・システムについて示した。EXTENT画像のみの場合には、RI経験3ヶ月の研修医で69%、経験2年の医師で79%、経験10年のベテラン医師で83%の正診率であった。一方、ニューロでは77%の認識率で、経験2年の医師に相当している。SEVERITY画像を併用した場合には、医師では6-10%の正解率の増加が見られた。ニューロでは、85%の認識率で、やはり経験2年の医師に匹敵している。

4.5 ニューロと他の技術との融合

今後、ニューロはさらに大きく発展すると予想されるが、ニューロだけですべての問題を解決するのは困難である。Fig. 2にノイマン型コンピュータとの比較を示したが、両者は互いに相補いながら人間の脳のように共存すべきものである。また、既存の他の技術や手法との融合が必要である。

人工知能の分野では、従来のルール・ベースに基づくエキスパートシステムと、ニューラルネットワークを融合することが行われており^{18,49)}、“エキスパート・ネットワーク (expert network)” と呼ばれる⁴⁹⁾。Fig. 25は、先日、筆者がニューラル

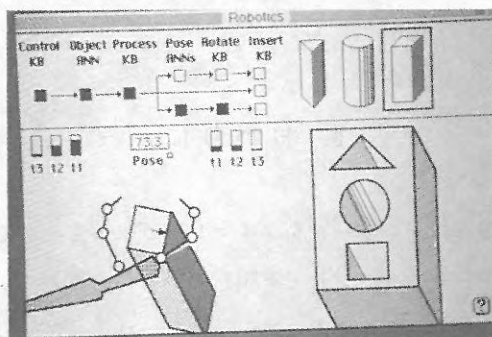


Fig. 25 Demonstration of hybrid system of knowledge-based (KB) system and artificial neural network (ANN)⁵⁰⁾

ネットワーク国際会議 (IJCNN '92, 米国ボルチモア) に参加した際に、展示会場で購入したマッキントッシュ用の「NueX」(Charles River Analytics Inc.) と呼ばれるソフトのデモ画面である (特別なデモソフトで、システムソフトには標準では付いていない。会場で特別に頼んで入手したもの)。このソフトは (Robotics, または, Hybrid Robotic System と呼ばれる), まさしく

上記の知識ベースのエキスパートシステム（図中で、KB と表現）と、ニューラルネットワークシステム（図中で、ANN と表現）を融合して、一つの統合型エキスパートシステムを構築するものである。物体（三角柱、円柱、四角柱）をマジックハンドで取り上げ、角度等を計測し専用の収納箱に収納するシステムで、4つのKBと2つのANNで構成されている。このソフトは、NASからの研究費の援助を受けて作られており⁵⁰⁾、スペースシャトルや宇宙ステーションでの操作制御への応用を想像するとよい。

また、エアコンや洗濯機にニューロ&ファジィとして応用されているように、ニューロ技術とファジィ技術の融合も盛んに研究されている²¹⁾。

5. おわりに

現在は、ニューロをノイマン型コンピュータでシミュレーションして実現しているが、真のニューロコンピュータのための「ニューロチップ」の研究が盛んに行われている。光ニューロチップなどが実用化されれば、画像でも実に高速に処理されることであろう。医用デジタル画像を1枚ポン！とニューロシステムに入力すれば、CRT上に病名を出力してくれる賢い診断システムができるのも、夢ではないと思われる（Fig. 26）。

最近の新聞に次のような記事が載っている。

「次は直感コンピュータ。通産省8カ国と共同研究」（朝日、'92.9.13）。直感コンピュータとは、人間の右脳的な能力をもつまさしくニューロコンピュータのこのようだ。また、「四次元コン

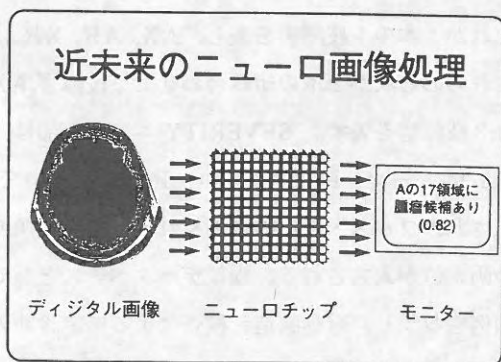


Fig. 26 Neuro image processing in "near future"

ピュータ”の心臓部の光素子の開発に、日米両国政府が技術協力を基本合意」（中日、'92.10.13）。これもニューロコンピュータのことをいっているようで、新語が続出である。これだけ、ニューロに対する期待が大きい証拠である。さらに、これらは第6世代コンピュータとして、ニューロの枠をはるかに越えた“何か！”になりそうである。

以上、十分な解説が行えなかったが、少しでもお役に立てば幸いである。技術の進歩が非常に早く、5年もたてば、本稿の内容もかなり古く感じられるであろう。それはむしろ楽しみなことであり、そのときには、上記の夢がかなり現実に近いことと思う。

文 献

- 1) RSNA'89 Scientific Program: Radiology **173(P)**, p. 348 (No. 1055), p. 349 (No. 1056), p. 464 (SPACE 313) (1989)
- 2) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, et al.: Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1: Foundations (The MIT Press, Cambridge, MA, 1986)
- 3) J. L. McClelland, D. E. Rumelhart, et al.: Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 2: Psychological and Biological Models (The MIT Press, Cambridge, MA, 1986)
- 4) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理－コネクショニズム入門，あるいは柔らかな信号に向けて－（産業図書，東京 1988）
- 5) D. E. ラメルハート，J. L. マクレランド，他：PDP モデル：認知科学とニューロン回路網の探索（甘利俊一監訳）（産業図書，東京 1989）〔文献 2 と 3 の訳本〕
- 6) 中野 馨監修，飯沼一元編，ニューロンネットワークグループ，桐谷 滋著：入門と演習ニューロコンピュータ（技術評論社，東京 1989）
- 7) 相磯秀夫，甘利俊一，他：ニューロコンピューティングへの挑戦（三田出版会，東京 1989）
- 8) 菊池豊彦：入門ニューロコンピュータ（オーム社，東京 1990）
- 9) （社）日本工業技術振興協会ニューロコンピュータ研究部会編：ニューロコンピューティングの基礎理論（海文堂，東京 1990）
- 10) 中野 馨（編著）：ニューロコンピュータの基礎（コロナ社，東京 1990）
- 11) 今井兼範：ニューラルネットワークコレクション（共立出版，東京 1990）
- 12) 山田 博：脳とコンピュータ（NTT 出版，東京 1990）
- 13) 前田民雄：ニューロシミュレーションによる文字認識（ニューロコンピュータの可能性を見る）（山海堂，東京 1990）
- 14) 甘利俊一：ニューロコンピュータ－（読売新聞社，東京，1991）
- 15) 阿江 忠：VLSI ニューロコンピュータ－21 世紀のアーキテクチャを目指して（共立出版，東京 1991）
- 16) 松本 元，大津展之（共編）：ニューロコンピューティング（脳とコンピュータ 1）（培風館，東京 1992）
- 17) 八名和夫，鈴木義武：ニューロ情報処理－基礎と応用－（海文堂出版，東京 1992）
- 18) 久間和生，中山 高：ニューロコンピュータ工学（工業調査会，東京 1992）
- 19) J. デイホフ：ニューラルネットワークアーキテクチャ入門（桂井 浩訳）（森北出版，東京 1992）
- 20) ブランコサウシェク，マリナサウシェク：ニューラル超並列情報処理（市古喬男監訳）（オーム社，東京 1992）
- 21) 船橋誠壽：ニューロコンピューティング入門（オーム社，東京 1992）
- 22) 松岡清利（編著）：ニューロコンピューティ

- ングー基礎と応用— (朝倉書店, 東京 1992)
- 23) R. ヘクト・ニールセン : ニューロコンピューティング (袋谷賢吉訳) (トッパン, 東京 1992)
- 24) J. M. Boone, V. G. Sigillito, and G. S. Shaber: Neural networks in radiology: An introduction and evaluation in a signal detection task, *Med. Phys.* **17** 234-241 (1990)
- 25) J. M. Boone: X-ray spectral reconstruction from attenuation data using neural networks, *Med. Phys.* **17** 647-654 (1990)
- 26) M. Ozkan, H. G. Sprenkels, and B. M. Dawant: Multi-spectral resonance image segmentation using neural networks, *Proc. of International Joint Conference on Neural Networks 1990 (IJCNN'90)*. San Diego, CA, IEEE Catalog No. 90CH2879-5, I429-I434 (1990)
- 27) N. Asada, K. Doi, H. MacMahon, et al.: Neural network approach for differential diagnosis of interstitial diseases, *Proc. of SPIE (Medical Imaging IV: Image Processing)* **1233** 45-50 (1990)
- 28) N. Asada, K. Doi, H. MacMahon, et al.: Potential usefulness of an artificial neural network for differential diagnosis of interstitial lung diseases: Pilot study, *Radiology* **177** 857-860 (1990)
- 29) J. M. Boone, W. G. Gross, and V. Greco-Hunt: Neural networks in radiologic diagnosis I. Introduction and illustration, *Invest. Radiol.* **25** 1012-1016 (1990)
- 30) W. G. Gross, J. M. Boone, V. Greco-Hunt, and B. Greenberg: Neural networks in radiologic diagnosis II. Interpretation of neonatal chest radiographs, *Invest. Radiol.* **25** 1017-1023 (1990)
- 31) U. Raff and F. D. Newman: Lesion detection in radiologic images using an autoassociative paradigm: Preliminary results, *Med. Phys.* **17** 926-928 (1990)
- 32) 田村進一: ニューラル・ネットワークと画像認識, *Med. Imag. Tech.*, **8** 428-433 (1990)
- 33) 松本哲也, 米倉達広, 鳥脇純一郎: 4層ニューラルネットワークによる画像圧縮の一方法と医用X線像への応用, *Med. Imag. Tech.*, **9** 424-428 (1991)
- 34) 浅田尚紀, 土井邦雄: コンピュータ支援による間質性肺疾患の鑑別診断の試み, *Med. Imag. Tech.*, **9** 429-433 (1991)
- 35) 木戸 淳, 竹内 寛: 肺正面, 側面の自動認識, *Med. Imag. Tech.*, **9** 434-438 (1991)
- 36) 呉 簡丹, 井上雅裕, 竹谷 尚, 他: ニューラルネットワークによる膝蓋骨亜脱臼の自動識別, *Med. Imag. Tech.*, **9** 460-463 (1991)
- 37) C. E. Floyd: An artificial neural network for SPECT image reconstruction, *IEEE Trans. Med. Imag.*, **MI-10** 485-487 (1991)
- 38) W. -C. Lin, E. C. -K. Tsao, C. -T. Chen, et al.: Neural networks for medical image segmentation, *Proc. of SPIE (Medical Imaging V: Image Processing)* **1445** 376-385 (1991)
- 39) J. S. DaPonte and J. A. Parikh: Detection of liver metastasis using the backpropagation

- algorithm and linear discriminant analysis, Proc. of SPIE (Applications of Artificial Neural Networks II) **1469** 441-450 (1991)
- 40) H. Fujita, T. Katafuchi, T. Uehara, et al.: Application of artificial neural network to computer-aided diagnosis of coronary artery disease in myocardial SPECT bull's-eye images, J. Nucl. Med. **33** 272-276 (1992)
- 41) U. Raff and F. D. Newman: Automated lesion detection and lesion quantitation in MR images using autoassociative memory, Med. Phys. **19** 71-77 (1992)
- 42) 大橋昭南, 南部恭二郎: ニューラルネットワークを応用したMR画像の表示ウィンドウの自動設定, 医用電子と生体工学 **30** 111-120 (1992)
- 43) 藤田広志, 堀田勝平, 遠藤登喜子, 他: ニューラルネットワークによるマンモグラフィ腫瘍陰影の良悪性の判別, Med. Imag. Tech., **10** 55-58 (1992)
- 44) H. Fujita, T. Katafuchi, T. Uehara, et al.: Neural network approach for the computer-aided diagnosis of coronary artery diseases in nuclear medicine, Proc. of International Joint Conference on Neural Networks 1992 (IJCNN'92). Baltimore, MD, IEEE Catalog No. 92CH3114-6, III215-III220 (1992)
- 45) Y. Wu, K. Doi, M. L. Giger, et al.: Computerized detection of clustered microcalcifications in digital mammograms: Applications of artificial neural networks, Med. Phys. **19** 555-560 (1992)
- 46) S. -C. B. Lo, M. T. Freedman, J. -S. Lin, et al.: Computer-assisted diagnosis for lung nodule detection using a neural network technique, Proc. of SPIE (Medical Imaging VI: Image Processing) **1652** 572-580 (1992)
- 47) 藤田広志, 石田隆行, 山下一也, 他: 骨X線写真における骨梁パターンのニューラルネットワーク解析, 医用電子と生体工学 **30** 印刷中 (1992)
- 48) 篠田光生, 藤田広志, 片渕哲朗, 他: 心筋SPECT画像のためのコンピュータ診断支援システムの構築: 画像前処理とニューロパラメータの効果, 医画情誌 **10** 印刷中 (1993)
- 49) R. C. Eberhart and R. W. Dobbins (Eds.): Neural Network PC Tools: A Practical Tools, Chap. 3 & 9 (Academic Press, San Diego 1990)
- 50) J. M. Mazzu and A. K. Caglayan: A hybrid neural network system for robotic object recognition and pose determination, Proc. of 1992 International Simulation Technology Conference, Houston, Texas (1992)