

パーソナル・ニューロコンピュータ (NEURO-07システム)の開発

菊池 豊彦*

はじめに

本論文は筆者が日本電気㈱在職中に、日本電気中央研究所、日本電気インフォメーション・テクノロジー㈱の人達と共同で開発したパーソナル・ニューロコンピュータ、NEURO-07システムの周辺を説明したものである。

この NEURO-07システムは我国においては最初の汎用パーソナル・ニューロコンピュータであり、日刊工業新聞社の1988年度10大製品の1つに選定されている。

なお、NEURO-07システムは日本電気インフォメーション・テクノロジー㈱で販売されており、容易に有料で入手可能である。

1部 ニューロンとニューロンモデル

ニューロコンピュータとは、生物の神経系の仕組み、可能ならば人間の脳神経系の仕組みを工学的に実現しようとするコンピュータである。そこには、ノイマン型コンピュータでの情報処理では実現不可能な情報の処理実現への夢がある。

ニューロコンピュータも基本的には情報処理装置であるから、データを記憶したり、データを処理したりなどする構成要素が必要である。そこでニューロコンピュータではその基本の構成要素の仕組みを、生物の脳神経系の構成要素の仕組みを工学的に真似ることで実現している。神経生理学により、生物の脳神経系の構成要素

はニューロンと呼ばれる神経細胞であることが明らかになったが、その仕組みを工学的に真似たものをニューロンモデル、あるいは単にユニットと呼んで、ニューロコンピュータの構成要素としている。1部ではニューロコンピュータの本格的な説明の入口として、その構成要素であるニューロンとニューロンモデルの解説を行う。

1.1 人間の脳神経系の働き

現代の社会は、コンピュータと通信機能が有機的に結びついた情報化社会と呼ばれており、私達はあらゆる情報が日頃コンピュータで処理されているのを見聞しているので、コンピュータによる情報の処理が、いわゆる情報処理の全てであるとの誤まった認識を持ってしまう可能性が高い。

ノイマン型コンピュータで取り扱える情報の種類は、生物例えば人間が取り扱える情報の種類のほんの一部分でしかないのである。しかしながらここで対象としているニューロコンピュータを使用することで、従来よりも多くの種類の情報が取り扱えるようになるものの、人間の情報処理機能に比べるとまだまだ不十分である。

そこで、長年にわたって遺伝要因や進化などによって発達し、今や最高の情報処理様式を持つにいたったといわれる人間の脳神経系の仕組み

* 東京情報大学助教授

みと働きの概要をまず理解し、本当の意味での情報の処理を理解することより、ニューロコンピュータの情報処理の位置づけを明らかにする。

人間の脳神経系の働き、すなわち人間の情報処理には、

(1) 低次情報処理

(2) 高次情報処理

の2種類の質や内容の異なる情報処理が含まれていると云われている。

(1)低次情報処理……人間の五感、すなわち視覚、聴覚、味覚、嗅覚そして触覚などから得られる情報の処理であり、一般に無意識的、直感的かつイメージ的に情報を入手し、処理している場合が多い。人間の右側の脳神経系の働きによるとも云われている。

この低次情報処理様式の研究の中核となっているのが**コネクショニズム**である。コネクショニズムとは、単純な情報処理ユニット(例えばニューロンモデル)が高密度のコネクション(結合)をなしているとともに、そこには特定の中樞情報処理ユニットが存在することなく、興奮性および抑制性の2種類の相互作用を前述のコネクションを経由して任意の情報処理ユニット間で行い、全体として複雑な知的情報処理を実現する機構の研究と見られている⁽¹⁾。

したがって、ニューロコンピュータはこのコネクショニズムから生じた成果の1つであるとも言える。すなわち、ニューロコンピュータの情報の処理様式は人間の低次情報処理機能のある部分を工学的に実現したものである。

(2)高次情報処理……論理情報処理、言語情報処理そして一般の知識処理や感情情報処理などが中心となる**認知情報処理**である。一般に、意識的、論理的、記号的に情報を入手し、処理している場合が多い。人間の左側の脳神経系の働きによるとも云われている。

この種の情報処理の研究の中核となっているのが**シンボリズム**である。シンボリズムでは情報をシンボル、すなわち記号で局所表現し、ルールに基づく推論の研究を行っている⁽¹⁾。したがって、ノイマン型コンピュータによる情報の処

理は、人間の高次情報処理のある部分を工学的に実現したものである。

以上より人間の脳神経系の仕組みは、ニューロコンピュータとノイマン型コンピュータとが有機的に結合されたような情報処理の様式を提供するものと云える。したがって、人間の脳神経系の仕組みの研究とコンピュータの処理方式の研究は、両者とも**知的情報処理**という高い山をその頂上に向けて登っていくことであり、やがて両者は有機的に融合し、その結果、より大きな発展をし、東京大学工学部甘利俊一教授によれば神経計算学とも呼ばれる新しい学問体系が作られていくことになる⁽²⁾。

1.2 ニューロン (神経細胞) とは

ここではニューロコンピュータの構成要素であるニューロンモデルを構築する際の基本となったニューロンについて、その実体や動作を神経生理学で明らかにされた事柄を中心に説明する。

脳は巨大な数のニューロン(すなわち神経細胞)が結合して出来た大規模なシステムである。人間の場合、脳のニューロンの数は約140億個以上といわれている。そしてニューロンには多様なものがあり(人間の場合は50種類ほどあるといわれている)、それらの大きさや形状はまちまちである。しかし、その形には共通の特徴があり、またその動作も、どれもほぼ同じ原理に従っている。ニューロンは図1.1に模式的に示すように非常に複雑な形をしている。しかし、ニューロン全体がひと続きの細胞膜で囲まれた単一の細胞である。さらにニューロン本体の周辺に何本かの枝のような突起が出ているのがその共通の形状である。

各ニューロンは、細胞体と呼ばれている本体の部分、本体から樹状に約1ミリm位突き出た多数の突起からなる樹状突起と呼ばれている部分、軸索突起と呼ばれ、約数センチから1メートルにも長さが及ぶものがある1本の長い線維などの3種類の部分から成りたっている。

機能的に見れば、ニューロンは**情報処理素子**である。すなわち、樹状突起の部分で入力信号を受容し、細胞体で入力信号を処理し、軸索突起から出力信号を出すと考えてよい。したがって、人間の脳は約140億個以上の情報処理素子からなる情報システムと見なすこともできる。

この軸索突起は、途中で何本にも枝分かれし、その各々の末端はそれぞれ別のニューロンの樹状突起と結合している。そしてこの結合部分をシナプスと呼んでいる(図1.1では、シナプス部分を点線の丸印で囲っている)。したがって、1個のニューロンの出力情報は、シナプスを介して他のニューロンに伝えられることになっている。一般に1個のニューロンは、多いものでは数万本の軸索突起と結合し、これらから情報を受け取る。このように脳の中では、多数のニューロンが複雑に結合しあっている。

ニューロンの動作をまず本体の細胞体から説明する。各ニューロンは細胞膜で外部とへだてられているため、ニューロンの内部は外部とは異なった電位を持つことができる。通常は、内部の電位は外部の電位よりも低い。外部の電位をゼロとした時の内部の電位を膜電位と呼んで

いる。入力信号が無い時の膜電位を静止膜電位と呼んでいるが、これは -70 ミリV位である。入力信号がニューロンに到着すると、その影響で膜電位が変化する。

膜電位が静止膜電位よりも 15 ミリV位高くなって、その値が -55 ミリVを越えると、このニューロンは活性化し、ニューロンの内部の電位が自発的に急激に高くなる。すなわち、膜電位が静止時に比べてほぼ 1 ミリ秒の間約 100 ミリVほど高くなり、その後、膜電位は急激に落ちこみ元の値に戻る。これをニューロンの興奮といっている。興奮の結果、高さ 100 ミリVで幅 1 ミリ秒の電気パルスが発生し、このパルスが軸索突起を伝わって他のニューロンに伝えられていく。しかし、膜電位の上昇が約 15 ミリVの高さのしきい値を越えない限り、ニューロンは興奮せず、軸索突起には何一つ出力信号を出さない。

このように細胞体の働きは、要約すれば“しきい値作用”である。すなわち膜電位が、あるしきい値(例えば -55 ミリV)以上に高くなれば出力パルスを発生するが、しきい値以下の時は出力パルスは発生しないのである。そして一度パルスを放出すると、膜電位は静止電位(一

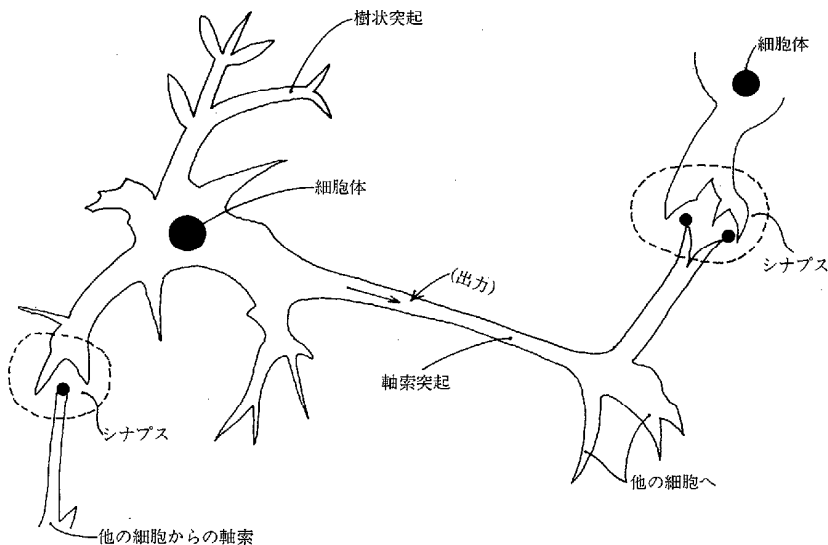


図1.1 ニューロンとその結合

70ミリV) よりも少し低い値に落ち込み、その後じょじょに元の値に戻っていく。さらにパルス放出直後は、例え入力信号が来てもニューロンは興奮できないようになっている。この期間を絶対不応期と呼んでいる。また絶体不応期が終わっても、しばらくの間は、興奮のしきい値は通常よりも高くなり、ニューロンは興奮しにくくなる。この期間を相対不応期と呼んでいる。その後、一度高くなったしきい値はじょじょに元の値に戻っていくのである。一般に絶対不応期は1ミリ秒程度、相対不応期は数ミリ秒程度である。

ところで、ニューロンの興奮によって放出された電気パルスは、軸索突起を伝わって、他のニューロンとの結合点のシナプスへ達する。軸索突起内のパルスの伝播速度は、1秒間100メートルの程度である。図1.2に示すように、軸索突起の末端は、パルスが到来するたびに、ある種の化学物質（一種の神経伝達物質）をシナプスへ放出する。この化学物質は、パルス信号の受け手のニューロンの細胞膜に作用し、シナプス部分の細胞膜の膜電位を変える。この部分の膜電位をシナプス後電位といっている。

なお、この化学物質はニューロンの種類によって異なっており、膜電位を高めるように作用するものと、逆に膜電位を低めるように作用するものがある。出力パルスが膜電位を高めるか低めるかは、パルスの送り手のニューロンの種類によって決まっている。そして、結合している他のニューロンの膜電位を高めるように作用するニューロンを**興奮性ニューロン**、低めるように作用するニューロンを**抑制性ニューロン**と呼んでいる。

さて、シナプスにパルスが到着すると、0.3ミリ秒程度の時間遅れの後に、この部分の膜電位が変化する。この変化が受け手の樹状突起から細胞体へ伝わりながら、数ミリ秒の時定数で減衰していく。この変化をパルス信号の受け手のニューロンの側から説明すると次のようになる。

1個のニューロンには、多いもので数万本の軸索突起が入り、各シナプス結合をしている。

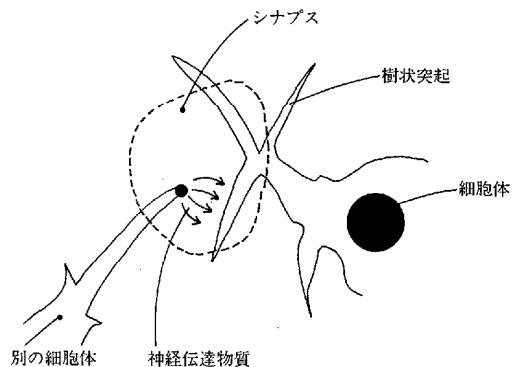


図1.2 シナプスの詳細

軸索突起にパルス信号が到着すると、その結合部分の膜電位が変化し、これが細胞体へ伝わる。もし多数の軸索突起に同時にパルス信号が到着する場合には、図1.3に示すように多数のシナプスで膜電位の変化が起こり、これらが細胞体を伝わる途中で全て重なり合い、これらの和が細胞体の膜電位となる。このように多数の入力信号の影響を加算する作用を空間的加算と呼んでいる。またパルス信号の到着によって膜電位が変化した部分へ、その変化が到着すれば、新しいパルス信号による膜電位の変化は、まだ残っている前の変化に加え合わせられることになる。この作用を時間的加算と呼んでいる⁽³⁾。

このようにして、ニューロンの細胞体の膜電位は、多数の入力信号において、興奮性ニューロンからの入力信号に対しては時間的空間的な重みつき加算、また抑制性ニューロンからの入力信号に対しては時間的空間的な重みつき減算などによって決定される。そしてこの膜電位があるしきい値を越えたときに、そのニューロンは興奮するのである。

これまで説明してきた興奮性シナプスと抑制性シナプスなどの標準的なシナプス結合のほか、図1.4に示すような**シナプス前抑制**と呼ばれるシナプス結合がある。これは、あるニューロ

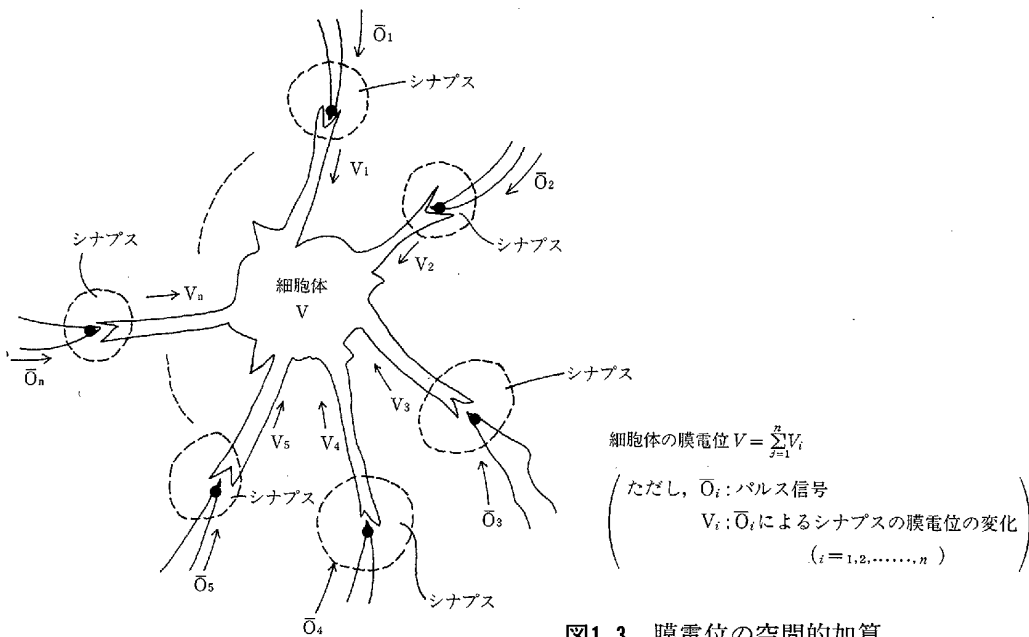


図1.3 膜電位の空間的加算

ンからの興奮性シナプスを結合しているところに、3番目のニューロンからの抑制性シナプスがかぶさっているような3組のニューロン間のシナプス結合である。この場合の動作は次の通りである。3番目の抑制性シナプスにパルス信号が到着した場合には、2番目の興奮性シナプスにもパルス信号が到着していたとしてもそのパルス信号を無効にしてしまうのである。すなわち、3番目の抑制性パルス信号は興奮性パルス信号に直接作用し、その効果を無効にするといった2つの軸索突起の間の相互作用と見なすことができるのである。

このようにして、例えば約140億個以上のニューロンを持つ人間の脳神経系では、多々のニューロンが、

- (i) 興奮性シナプス
- (ii) 抑制性シナプス
- (iii) シナプス前抑制

の3種類の標準的なシナプス結合のいずれかで結合されているのみで、前述したような種々な情報の処理がなされているのである。

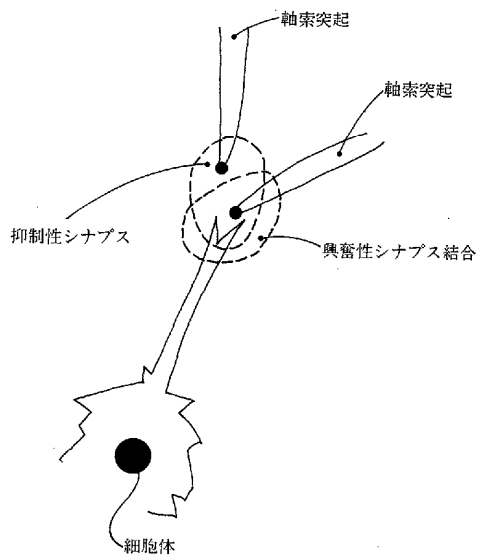


図1.4 シナプス前抑制

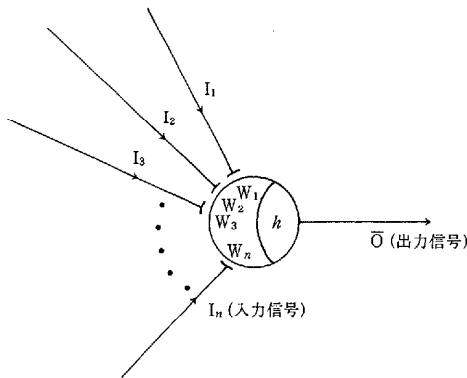


図1.5 一般的なニューロンモデル

1.3 一般的なニューロンモデル

ニューロンは多入力1出力の情報処理素子である。図1.5に示すように、 n 個のニューロンから入力信号を受け取るニューロンを考え、これらの信号の強さを $I_1, I_2, \dots, I_n$ とする。また、このニューロンの膜電位の変化量を u 、興奮のしきい値を h 、出力信号を $\bar{O}$ とする。第 k 番目の軸索突起に単位の強さの信号が来たときに、この影響を受けて変化する膜電位の量を W_k とするとする。 W_k 、($k=1, 2, \dots, n$) は、シナプスの結合効率を表わす量でシナプス荷重、結合荷重、または単に荷重（ウェイト）と呼ばれる。興奮性ニューロンからのシナプスに対しては、 $W_k > 0$ であり、抑制性ニューロンからのシナプスに対しては、 $W_k < 0$ となる（なお、 $W_k = 0$ の場合は、第 k 番目のニューロンとは結合されていないと解釈する）。

ところで、一般的なニューロンモデルは、前述のニューロンの動作特性から次の特徴を持つものである⁽⁴⁾。

①空間的加算……膜電位の変化 u は、多数の入力信号の影響の重ね合わせで決定される。 k 番目の入力に強さ I_k の信号が到着すると、膜電位は $W_k \times I_k$ だけ変化する。したがって全体の膜電位は、入力信号の重みつき線形和

$$\sum_{k=1}^n (W_k \times I_k) \quad (1-1)$$

に関係して変化することになる。

②時間的加算……前述したように入力信号の影響は時間的にしばらくの間は継続するので、あとから到着する入力信号の影響と重なり合うことになる。今 k 番目のニューロンからの単位の入力信号による t 時間後の膜電位に及ぼす影響を $W_k(t')$ とする。ここで、時間 t における膜電位の変化分 $u(t)$ は、各ニューロンからの時間積和を考慮すると次式に関係する。

$$\sum_{k=1}^n \int_{-\infty}^t W_k(t-t') \times I_k(t') dt' \quad (1-2)$$

ただし、 $I_k(t')$ は k 番目のニューロンからの時間 t' における入力信号の強さである。

③しきい値作用……

$$\text{出力} = \begin{cases} \bar{O} & (u \geq h) \\ \text{ゼロ} & (u < h) \end{cases} \quad (1-3)$$

図1.6に示すように、ニューロンの入出力関係、すなわち u と $\bar{O}$ の関係は非線型である。したがって、ニューロンは多入力1出力のしきい値素子であるとも云える。

④不応期……しきい値 h は、定数ではなくて、ニューロン興奮によって変化する。絶対不応期、すなわちいくら強い入力信号が到着しても、何一つ出力信号が出ないことは、 h の値が無限大 (∞) に上がった期間と見なすことができる。

⑤シナプス結合の可塑性……シナプスの結合強度、すなわち荷重 W_k は一定でなく、入力信号や出力信号によって可塑的に変化する。そして、この変化によって長期記憶や学習などの生理メカニズムが機能すると考えられている。

⑥ニューロンの入出力信号の種類……実際にはニューロンの入出力信号は、一定の振幅のパ

ルスである。したがって、入出力信号の I_k ($k=1, 2, \dots, n$) や $\bar{O}$ は、パルスのある時は1、ない時は0の値を取る二値の信号と見なせる。これを離散情報として見ているといっている。他方、入出力信号の I_k や $\bar{O}$ を、個々のパルスの有無を表わす信号と見るのではなく、パルス頻度を表わす信号とみる。すなわち、連続情報として見る場合も多い。この場合、最高パルス頻度が1となるように信号を規格化して、入出力信号 I_k や $\bar{O}$ を0と1の間の実数値をとる信号と考える。

以上の種々の特徴を考慮して、一般的に工学的モデルとして図1.7に示すものが良く使用されている。

すなわち、 i 番目のニューロンの膜電位の変化 U_i は、時間的加算は考慮せず、空間的加算のみを考慮し、かつ入力信号の重みつき線形和としてモデル化する。すなわち

$$U_i = \sum_{k=1}^n (W_k \times I_k) \quad (1-4)$$

この膜電位の変化 U_i とその時点のニューロンの活性度 X_i より、次式で時間 t での i 番目のニューロンの活性度 $X_i(t)$ が求められる。

$$X_i(t) = F_i(U_i, X_i) \quad (1-5)$$

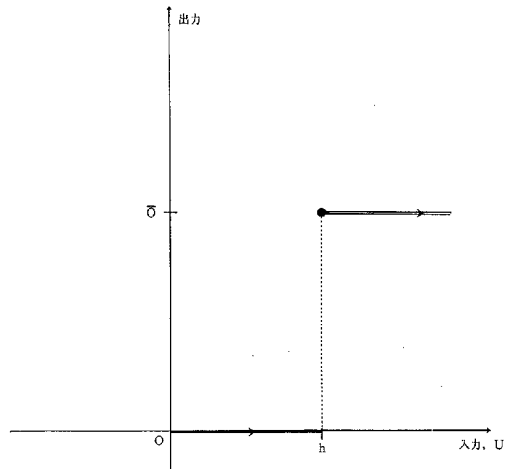


図1.6 非線形な入出力関係

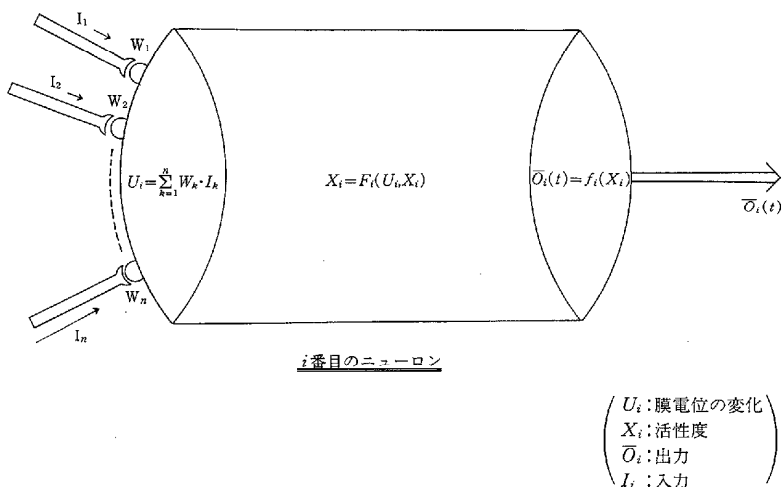


図1.7 一般的なニューロンの工学的モデル

ここで、 $F_i(U_i, X_i)$ は、 i 番目のニューロンの活性度を求めるための任意の関数であり、具体的には、次章で述べる具体的なモデル毎に定められている。

そして最後に、 i 番目のニューロンからの出力 $\bar{O}_i$ は、そのニューロンの活性度 X_i の関数であり、次式で与えられる。

$$\bar{O}_i(t) = f_i(X_i) \quad (1-6)$$

ここで $f_i(X_i)$ も、しきい値 h を含む任意の関数であり、やはり具体的なモデル毎に、具体的な関数形が与えられている。

1.4 具体的なニューロンモデル

生物の神経系は、多数のニューロンを素子として構成されている。そして各ニューロンは、シナプス結合により自分以外の他のニューロン全てと相互作用をしている。したがって i 番目のニューロンを対象とする場合は、それ以外の全てのニューロン $j = 1, 2, \dots, n$ 、ただし $j = i$ は除く) との入力信号とのやりとりとなる。その結果、ニューロン j からニューロン i への荷重を W_{ji} ($j = 1, 2, \dots, n, j \neq i$) とすると、ニューロン i への入力信号は次式で与えられるこ

とになる。

$$I_i = \sum_{j=1}^n (W_{ji} \times I_j), \quad (i = 1, 2, \dots) \quad (1-7)$$

次にこれらの記述様式を用いて、現在のニューロンコンピュータで用いられている代表的なニューロンモデルのいくつかを説明する⁽⁵⁾。

①しきい素子モデル (マッカロックとピッツのニューロンモデル) ……ニューロンのモデルとして最も基本的かつ古典的なモデルであり、1943年にマッカロックとピッツにより初めてニューロンモデルとして発表されたもので、有名なパーセプトロンもこのモデルが使われている。

このモデルは、ニューロンの活性度は無しであり、0 と 1 の 2 値の離散情報のみを取り扱うしきい素子である。したがって図1.8に示すように、 i 番目のニューロンのしきい値を h_i 、その入力の総和を I_i とすると次式で与えられる。

$$I_i = \sum_{j=1}^n (W_{ji} \times I_j) \quad (1-8)$$

(ただし I_j は 1 か 0 かのいずれかの値のみを取る)。

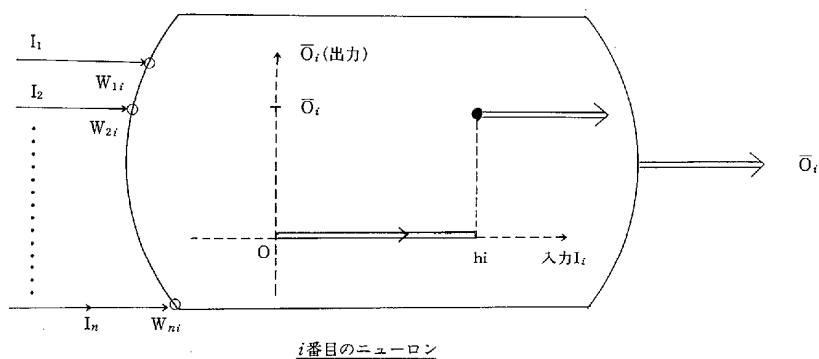


図1.8 しきい素子モデル

さらにこの総入力に依るニューロン i からの出力 $\bar{O}_i$ は、次式で与えられることになる。

$$\bar{O}_i = \begin{cases} 1 & (\sum_{j=1}^n (W_{ji} \times I_j) - h_i \geq 0) \\ 0 & (\sum_{j=1}^n (W_{ji} \times I_j) - h_i < 0) \end{cases} \quad (1-9)$$

すなわち入力の総和がしきい値よりも大きい場合には値 1 を出力し、そうでない場合には値 0 を出力する。

ところで、ニューロン j の内部から周りを見てみるとニューロン i からの出力 $\bar{O}_i$ は、実はニューロン i からの入力 I_i に相当しており、 $\bar{O}_i = 1$ とはニューロン i が興奮状態になったことであり、 $\bar{O}_i = 0$ とはニューロン i が静止状態になったことを示しているのである。

②準線形素子モデル……具体的なニューロンモデルとして最もよく使用されているモデルであり、ニューラルネットワークでの有名な学習ルールであるバックプロパゲーション法（誤差逆伝播学習法）では、このニューロンモデルが使用されている。

このモデルは、ニューロンの活性度は無しであるが、連続情報の出力および入力を用いている準線形素子である。このモデルの最大の特徴

は、図1.7で示した関数 $fi(x)$ として、次式で与えられる、ロジスティック関数を用いている点である。

$$fi(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x + \theta_i)} \quad (1-10)$$

この関数形は図1.9に示すニューロンの内部に示したようなグラフであり、この図はニューロンの不応期で示されるニューロンの実際の飽和的な入出力特性を反映させたものである。

ところで、このニューロンモデルの動作は次の通りである。まず、各ニューロン j からの連続情報の入力値 I_j と荷重 W_{ji} およびニューロン i のしきい値 h_i などから、ニューロン i への入力の総和を求める。

$$I_i = \sum_{j=1}^n (W_{ji} \times I_j) - h_i \quad (1-11)$$

この I_i を変数 x として、(1-10) 式から計算された関数値がニューロン i からの出力値となる。すなわち、

$$\bar{O}_i = fi(I_i) \quad (1-12)$$

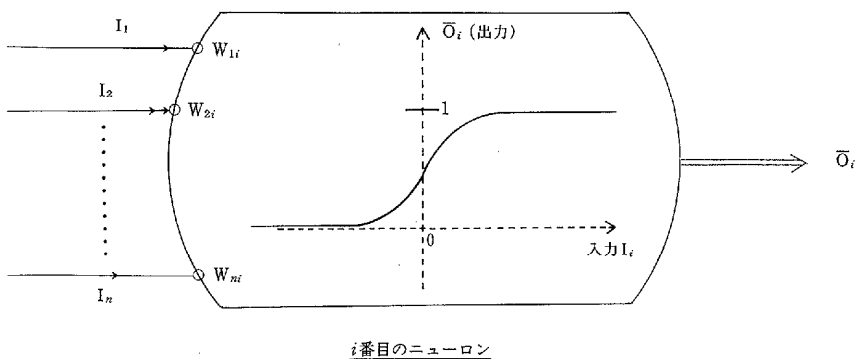


図1.9 準線形素子モデル

であり、出力値 O_i も当然連続情報である。さらにここでも、ニューロン i からの出力情報 $\bar{O}_i$ は、ニューロン j から見ればニューロン i からの入力情報 I_i であり、いずれもパルス信号の頻度を示している。

③確率的なニューロンモデル……このモデルは、ニューロンの動作を確率的な状態変化規則でモデル化したもので、このモデルを用いた有名でかつ良く使用されているニューラルネットワークとしては、ボルツマンマシンと呼ばれているネットワークがある。

このネットワークで使用されている確率的なニューロンモデルとは次のものである。基本的には、このモデルもニューロンの活性度は無しであり、入力信号や出力信号は 0、1 の二値の離散情報を持つものである。ただし、出力値を 1 にする方法として確率的な状態変化規則が採用されている。

ここで、各ニューロン j からの離散情報の入力値 I_j と荷重 W_{ji} およびニューロン i のしきい値 h_i などから、ニューロン i への総和を求める。すなわち、

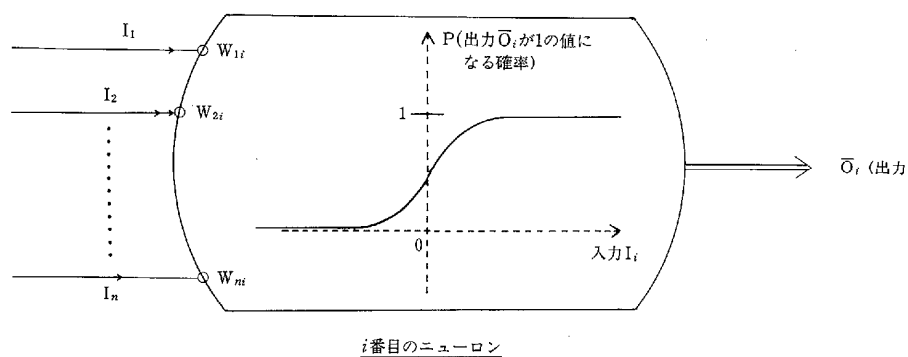


図1.10 確率的なニューロンモデル

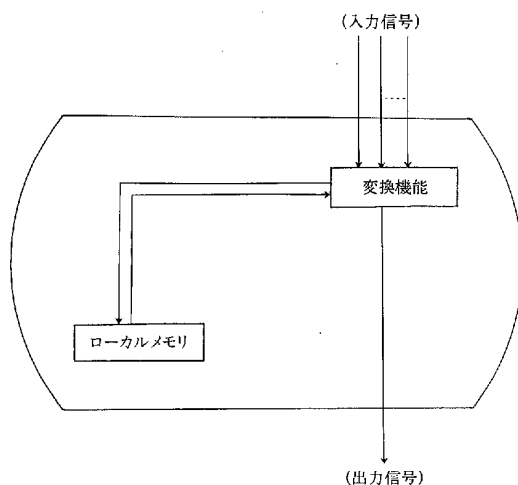


図1.11 ニューロンの工学モデル

$$I_i = \sum_{j=1}^n (W_{ji} \times I_j) - \theta_i \quad (1-13)$$

次に、この入力 I_i から出力値 $\bar{O}_i$ が 1 になるのは、図1.10にその形状を示したような確率分布 P に従うものとしている。

$$P(\bar{O}_i = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-I_i/T)} \quad (1-14)$$

ここで T は、ネットワークの温度と呼ばれている正の数である。

以上、説明したニューロンモデルが離散あるいは連続のいずれかの情報からなる入出力信号で、かつ離散時間のモデルの主要なものであり、一番使用されているニューロンモデルである。ここでは説明を省略するが、その他絶対不応期や相対不応期などを具体的に取り入れたモデルや離散時間モデルでなく、1次遅れ型の微分方程式で表わした連続時間モデルなども必要に応じて用いられている。

ここで要約的にニューロンの工学的モデルを説明すると次のようになる⁽⁹⁾。すなわち、ニューロコンピュータは多数のニューロンモデルから成り立っている。各ニューロンモデルは有機的に結合されており、ニューロンモデル全体で意味のある情報処理を行っている。さらに、ニューロンモデルは単純な処理要素と見なせる。各処理要素は互いに全く独立で、かつ非同期な処理を行っている。処理要素は全てまったく平等であり、互いに超分散的かつ超並列的処理を行っている。そして各処理要素は、図1.11に示すように各処理要素固有のローカルメモリと変換機能のみから構成されている。この変換機能により、多数の入力信号を受け取りそのモデル固有の変換方式で1個の出力信号を発生している。ローカルメモリには、そのニューロンの活性度あるいは種々関数の特定なパラメータが格納されているのである。

2部 ニューロコンピュータの開発

2.1 ニューロコンピュータの実現レベル

人間を含めて生物の脳と神経回路網の構造や機能について研究し、考案されたニューラルネットワークモデルに基づくニューロコンピュータは、数値計算や記号処理中心の従来のノイマン型コンピュータの限界を超え、コンピュータの新しい応用分野を切り開く中核技術として期待されている。そしてこのニューロコンピュータは、ニューラルネットワークモデルを電子回路や光回路で実現するシステムである。しかし現時点では、このニューラルネットワークモデルそれ自体が完全には確立されていないし、さらに種々のハードウェアによる実装技術も十分に完成されているわけでもない。すなわち、ニューロコンピュータの実現方法には、いくつかのレベルが存在している。そこでそのレベルをおおまかに3種類に区分し、図2.1に沿ってその概要を説明する。

まずレベル1は、ソフトウェア・シミュレーションによるニューロコンピュータの実現である。ニューロコンピュータの中核であるニューラルネットワークモデルをソフトウェア、すなわちプログラムで実装し、そのプログラムを従来のノイマン型コンピュータ、そのものを使用して処理することにより、ニューロコンピュータ処理と実効的に同一の成果を得ようとするものである。

現時点では、種々のニューラルネットワークモデルに対するソフトウェアが研究所やソフトウェアベンダで開発され、使用可能であり、特に有償であるがアプリケーションパッケージとして広く販売されており、容易に入手可能である。その代表的なものは、教科書も含めてIBM社のパソコン用のアプリケーションパッケージをフロッピーディスクに記録させたものを米国のマサチューセッツ工科大学のMITプレスより販売されているものをあげることができる⁽⁹⁾。

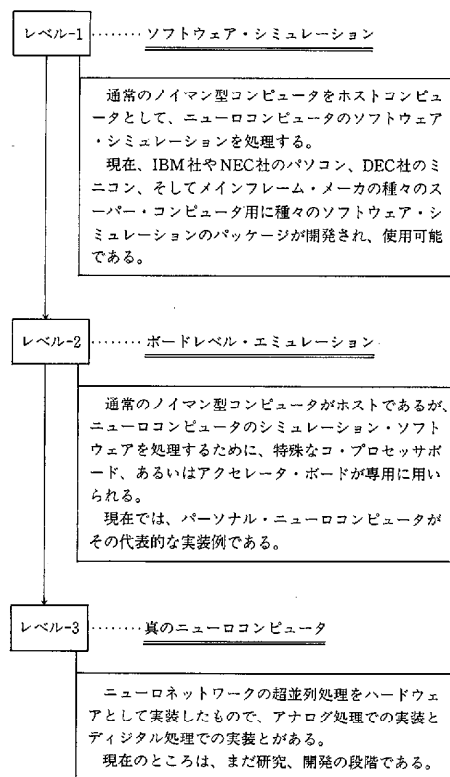


図2.1 ニューロコンピュータの実装レベル

また、使用するコンピュータとしても、パソコン、ミニコンピュータ、そしてスーパーコンピュータといったように、使用目的と研究規模に応じて種々のレベルの機能と性能をもつシステムが使用されている。

次のレベル2は、ボードレベル・エミュレーションによるニューロコンピュータの実現である。一般にニューラルネットワークを構成する情報処理素子であるニューロンの処理速度は、通常のノイマン型コンピュータを構成する論理素子の処理速度と比べて極めて低速であるが、ニューラルネットワーク全体としての実効速度が高速であるのは、その構成素子のニューロンが各々超並列で処理されるからである。したが

って、その並列処理による効果を実現しないかぎり、ニューラルネットワークから実効的かつ有効的な処理結果を得ることが出来ない。

従来のノイマン型コンピュータの特性は、その規模に関係なく逐次処理を高速に行う点にあるので、ニューラルネットワークモデルでの並列処理可能な部分を、より高速でかつ並列で処理する特殊なハードウェアで処理する必要がある。そこで、このハードウェア部分を特別に、コ・プロセッサボード、あるいはアクセラータ・ボードとして開発することが試みられてきた。その結果、従来のノイマン型コンピュータをホストコンピュータと位置付け、これにコ・プロセッサボードあるいはアクセラータ・ボードを組み込み、前述のソフトウェア・シミュレーション・プログラムを処理することにより、より大規模なニューラルネットワークモデルを、より短時間で処理可能になり、したがってより有益な結果を得ることが出来るようになった。

現在、最も実用的かつ経済的なニューロコンピュータとして世界各国で使用されているのが、このレベルのシステムである。特にパソコンをホストコンピュータとしたニューロコンピュータは、パーソナル・ニューロコンピュータとして研究、開発、そして教育に世界各国で広く使用されている。2部でもその具体例としてパーソナル・ニューロコンピュータを積極的に取り上げている。

最後のレベル3が、いわゆる真のニューロコンピュータに相当するものである。このシステムでは、生物のニューラルネットワークの情報処理の最大の特徴である超並列処理（構成素子が各々全く独立でかつ非同期的に並列処理を行い、1つのシステムとしてそれら全体を制御する要素が全く存在しない並列処理をいう）を、全てハードウェアで実現している。

そして、その実現方法としてはアナログ処理による実装とデジタル処理による実装の2種類の方式が考えられるが、現在のところはまだ研究、開発の段階であり、実用的かつ経済的なニューロコンピュータは今後の課題となっている。

2.2 ニューラルネットワークのハードウェア化

これまでに説明してきたようにニューラルネットワークとは、単純な情報処理のみを行う素子であるニューロンが、極めて多数個集まって各々が任意にシナプス結合することによって形成されるネットワークである。したがって、このニューラルネットワークをハードウェア化する場合、次の4点を考慮しなければならない。

①まず構成要素であるニューロン、そのものをどのようにハードウェア化するかである。一般にニューロンは非線型素子であり、その実現方法はアナログ方式とディジタル方式が可能であり、さらに素子、すなわちニューロンの1個1個をハードウェア化するか、いくつかのニューロンをまとめてハードウェア化するかなどを考えなければならない。

②次にネットワーク内のニューロンをどのようにグループ化し、また各ニューロン間をどのようにシナプス結合するか、などによって各荷重の特徴(例えば対称性を持たせるかどうか)、ニューロンへの総入力計算方法やそのニューロンからの出力の計算方法などの計算アルゴリズムが定められるが、その計算アルゴリズムをどのようにハードウェア化するかを考えなければならない。

③さらに本質的な特徴であるニューラルネットワークでの超並列処理機能を実現するために、全体としてのネットワークを並列処理の対象としてどのように部分分割してハードウェア化として並列処理を実現するかを考えなければならない。その際、一番極端な場合として1個1個のニューロン素子を各々独立した並列対象と見たハードウェア化から、いくつかの層単位に部分分割し、各層が各々独立して並列処理可能なハードウェア化までの範囲で考えなければならない。

④最後に、ニューラルネットワークをハードウェア化する際にそのネットワークの拡張性や

変更可能性をどのまで可能にさせるかを考えなければならない。これまで説明してきたように、ニューロンモデルやニューラルネットワークモデルには種々の種類が考えられるとともに、その規模に種々のものが考えられる。そして各々の場合に対応してソフトウェアを作成し、それがこのハードウェアで実行可能でなければならない。そのためには、種々の拡張や変更を吸収できるような融通性をハードウェアに持たせておかなければならない。

2.3 パーソナル・ニューロコンピュータの実例

ニューロコンピュータの具体的な実例として、パソコンをホストコンピュータとし、ボードレベルのエミュレーションにより実現したニューロコンピュータ、すなわちパーソナル・ニューロコンピュータに焦点を絞ることにする。世の中にはこの種のシステムが種々開発され、使用されているが、ここでは広く販売されており、有料ではあるが容易に手に入りやすいパーソナル・ニューロコンピュータとして、米国のヘクト・ニールセン・ニューロコンピュータ社(以降 HNC 社と略す)の ANZA システムと日本の日本電気(株)(以降 NEC 社と略す)の NEURO-07 システムを取り上げてその仕様の特徴を図2.2をベースに説明する。

HNC 社の ANZA システムは、その機能、性能および使い易さなどを考慮して、ANZA システム、ANZA-PLUS システム、そして ANZA-PLUS/VME システムの3種類から成りたっており、各々のシステムのホストコンピュータは、ANZA および ANZA-PLUS システムが IBM 社の PC/AT およびその規格を持つパソコンであり、ANZA-PLUS/VME システムではパソコンというよりもワークステーションとして有名な SUN-3 または SUN-4 である。他方、ニューロンおよびニューラルネットワークのエミュレーション用のコ・プロセッサとしては、ANZA システムがマイクロプロセッサ・チップであ

製 品 名	開発会社	ニューロン数	シナプス 結 合 数	処理速度 (結合数/秒)	ホストコン ピュータ名	対応OS名	必要な主 記憶容量	コ・プロセッサ名
ANZA (AZ-500)	HNC社	3 万	48 万	2 万 5 千 (学習時) 4 万 5 千 (学習なし)	IBM社 PC/AT規格 パソコン	MS-DOS	4 MB	MC68020 MC68881
ANZA-PLUS (AZP-510)	HNC社	250 万 (ニューロン数 + 結合数の 合計)		150 万 (学習時) 600 万 (学習なし)	IBM社 PC/AT規格 パソコン	MS-DOS	10MB	WEITECK XL-CHIPSET
ANZA-PLUS/VME (AZV-515)	HNC社	250 万 (ニューロン数 + 結合数の 合計)		150 万 (学習時) 600 万 (学習なし)	SUN-3 又はSUN-4 ワークステーション	UNIX	10MB	WEITECK XL-CHIPSET
NEURO-07	NEC社	8 万 2 千	24 万 6 千	21 万 6 千	NEC社 PC9800シリーズ	MS-DOS Vol.2-1以上	384KB以上	PC-98XL-02, Impp ボード

図2.2 代表的なパーソナル・ニューロコンピュータの仕様

る MC-68020あるいは MC-68881を、ANZA-PLUS および ANZA-PLUS/VME システムでは、WEITECK XLCHIP SET を使用している。

他方、NEC 社製の NEURO-07システムでは、ホストコンピュータは PC-9800シリーズであり、コ・プロセッサとしては PC-98XL-02, Impp ボードを使用している。

ところでシステムソフトウェアとしては、ホストコンピュータ上で稼働する標準的なオペレーティングシステム(この場合では、MS-DOS OS と UNIX OS の 2 種類が使用されている)とコ・プロセッサ上で稼働するニューラルネットワーク・シミュレーションソフトウェアの 2 種類のソフトウェアが、いずれのシステムでも用意されている。

そして、このニューラルネットワーク・シミュレーションソフトウェアで、構成可能なニューラルネットワークの種類、ニューロンの状態特性、シナプス結合の荷重の特性、そして種々な学習ルールなどが規定されるので、まさに各社のパーソナル・ニューロコンピュータのユーザから見た特性は、全てこのソフトウェアで決定されるといって過言ではない。さらに、具体的なニューラルネットワークの規模と処理速度が、使用するコ・プロセッサで決定されると考

えて良い。

ところで、パーソナル・ニューロコンピュータの仕様で、ユーザから見て最も重要な項目は次の 3 つである。すなわち、

- 構成可能なニューロンの最大個数
- 構成可能なシナプス結合の最大個数
- 性能目安としての秒当りの処理可能なシナプス結合の最大個数、これをニューロコンピュータの実効処理速度といっている。

この中で最大ニューロン個数と最大シナプス結合数の合計は、一般にコ・プロセッサが持つ記憶容量で決定される。すなわち、ある量の記憶容量が与えられると、最大ニューロン個数を増加すると最大シナプス総合数が減少し、逆に最大ニューロン個数を減少すると最大シナプス結合数が増加することになる。したがって、値の定め方として ANZA システムや NEURO-07 システムのように各々区分して与えられる場合と、ANZA-PLUS システムや ANZA-PLUS/VME システムのようにその合計の最大値のみが与えられ、これをどのように区分するかは完全にユーザに委している場合とがある。いずれにしても現在の最もポピュラーなパソコンを使用する場合のニューラルネットワークの最大規模をこれらのデータから知ることができる。

他方最大処理速度は、学習則を適用し各荷重

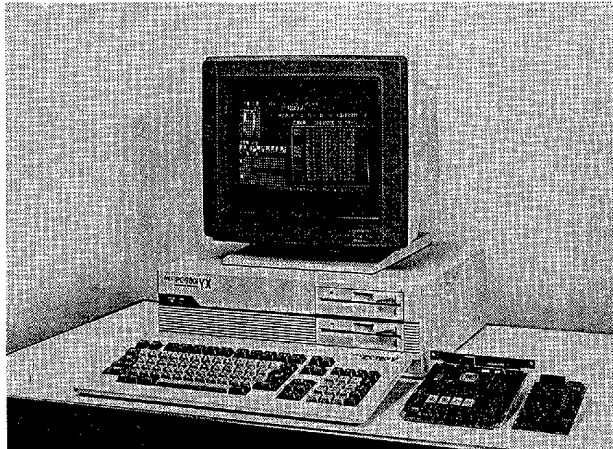


図2.3 NEURO-07システムの外景

を修正しながら各結合の積和計算を行う場合と、すでに学習済のネットワーク、すなわち固定した荷重を用いての各結合の積和計算を行う場合とでは当然異なるので、同図に示すように学習時の処理速度と学習無しの処理速度を列記するのが標準である。HNC 社の製品から知れるように、この速度の異なりは大概2倍から4倍の幅になっている。

最後にホストコンピュータでは基本的にはコ・プロセッサ上のソフトウェアをコントロールするのが主体であるが、他にも入力データを読み込んだり、種々な表現で計算結果を出力したり、ハードコピーをとったりなどの種々なサービスの仕事をするので、そのためのデータやプログラムを格納するための主記憶容量が必要であり、その大きさを同図で“必要な主記憶容量”なる項目の所に示している。したがってパソコンをニューロコンピュータとして使用するには最低限そこに示した主記憶容量を持っていないといけないことになる。

次にニューロコンピュータのソフトウェア・アーキテクチャをより詳細に説明するために、NEC 社製の NEURO-07システムを取り上げる。まず図2-3に NEURO-07システムの外景を示す。同図で左側にあるのがホストコンピュータである9800シリーズであり、右側の黒ずんだ

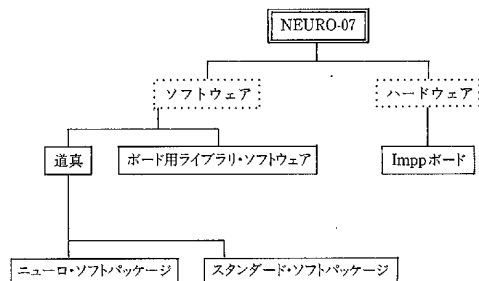


図2.4 NEURO-07の構成要素

2枚のボードがコ・プロセッサである PC-98XL-02, Impp ボードである。同図では別々に配置されているが、実際に使用する場合には、この Impp ボードはホストコンピュータを構成するボードの1部分になるように組み込まれて使用されることになる。

ところで NEURO-07システムは、ホストコンピュータとして PC-9800シリーズのパソコンを、コ・プロセッサとしてはハードウェアとして並列処理を実装しているデータフロー方式を採用した Impp ボードを使用し、システム全体は MS-DOS オペレーティングシステムで管理している。特にニューロコンピュータとしての NEURO-07の構成を示すと図2.4に示すように、ハードウェアとして Impp ボード、ソフトウェアとして

道真 (みちざね、ニックネームである) とボード用ライブラリ・ソフトウェアから成っている。

道真はさらに、ニューロ・ソフトパッケージ、真 (ざね、ニックネームである) とスタンダード・ソフトパッケージ、道 (みち、ニックネームである) から構成される。真は、Imppp ボード上でニューラルネットワークのシミュレーションの働きをするものであり、道は PC-9800 上で MS-DOS の力を借りながら真の実行をコントロールするものである。またボード用ライブラリ・ソフトウェアは、Imppp ボードを使用するプログラムを開発するさいに有益な種々のサービス・プログラムの集まりであり、PC-9800 シリーズ用オペレーティングシステムが持つマイクロソフト社製の C 言語が使用するライブラリ関数群として実装されている。

次にニューロ・ソフトパッケージ真の仕様を説明する。まずシステムが提供するネットワークモデルは、図2.5に示すフィードフォワード結合型ニューラルネットワークのみである (1988 年時点)。そして中間層の個数は、1 層から 3 層

までの間で可変である。同図で示すように、ニューラルネットワークを構成するニューロンは、入力層、出力層、あるいは中間層のいずれかの層のどれかに必ず含まれることになる。

また各層に含まれるニューロンの個数の最大値を、いずれの層においても 1024 個と規定している。この最大個数や中間層の最大層数の規定は、実装上の制限であり、ニューロネットワークの本質的なものとは何ら関係のないものである。

さらにニューロン間のシナプス結合に関する条件として図2.6に示すような次の条件を設定している。

(i) 層内のニューロン間のシナプス結合は無いものとする。

(ii) 層間のシナプス結合は連続した層間のみシナプス結合であり、層を飛び越えたシナプス結合は無いものとする。

(iii) 層間のシナプス結合は同図に示すように全結合であり、各々の結合での荷重は全て学習により修正されうるものとする。

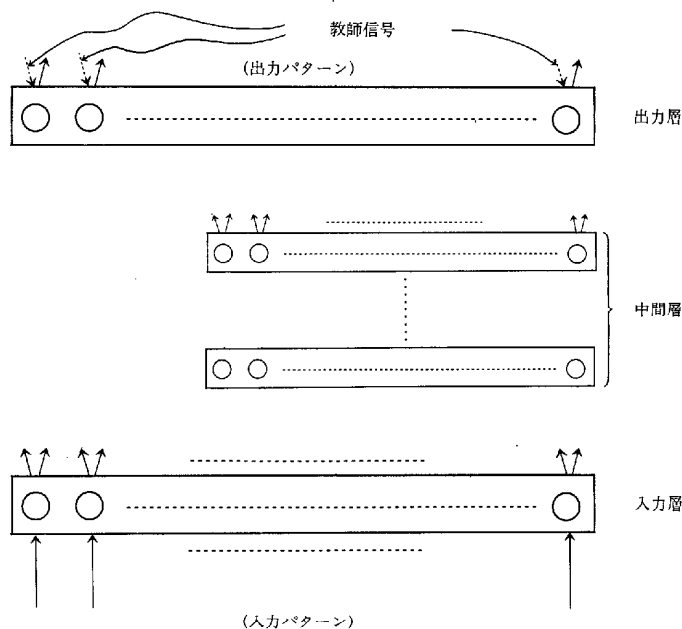


図2.5 フィードフォワード結合型ニューラル・ネットワーク

このように、ニューラルネットワークモデルの作成について種々の条件を付けることは、それだけモデルの実体がユーザに明確にはなるが、他方モデルそのものの柔軟性が失われることになる。またニューロンそのものには次の条件を規定している。すなわち図2.7に示すように、ニューロンの入出力特性を定める非線形関数として、次に示すシグモイド関数を用いているとともに、出力のダイナミックレンジとしては〔0、1〕区間内の任意の実数値としている。

$$f(x) = \frac{1}{2} \left(1 + \tanh \left(\frac{x}{u_0} \right) \right) \quad (2-1)$$

ここで、 u_0 はシグモイド関数の傾き係数である。なお、非線関数としてシグモイド関数を採用する理由の1つは、次式が成立することに依っている。

$$\frac{df(x)}{dx} = \xi \cdot f(x) \cdot (1 - f(x)) \quad (2-2)$$

ここで ξ は定数である。

一般に入力 x のニューロンの出力 $\bar{O}$ は、

$$\bar{O} = f(x) \quad (2-3)$$

で与えられるから

$$\frac{d\bar{O}}{dx} = \frac{df(x)}{dx} = \xi \cdot f(x) \cdot (1 - f(x)) = \xi \cdot \bar{O} \cdot (1 - \bar{O}) \quad (2-4)$$

が成立することになり、学習則としてバックプロパゲーション則を使用する場合に、その学習則を構成する公式群を単純化する因となっている。

また NEURO-07システムで用いている学習則は、バックプロパゲーション則(逆伝搬学習則)のみであり(1988年現在)、ニューラルネットワークモデル内の全てのシナプス結合の荷重と全てのニューロンのしきい値を学習によって修正するのがその目的である。ただし、荷重やしき

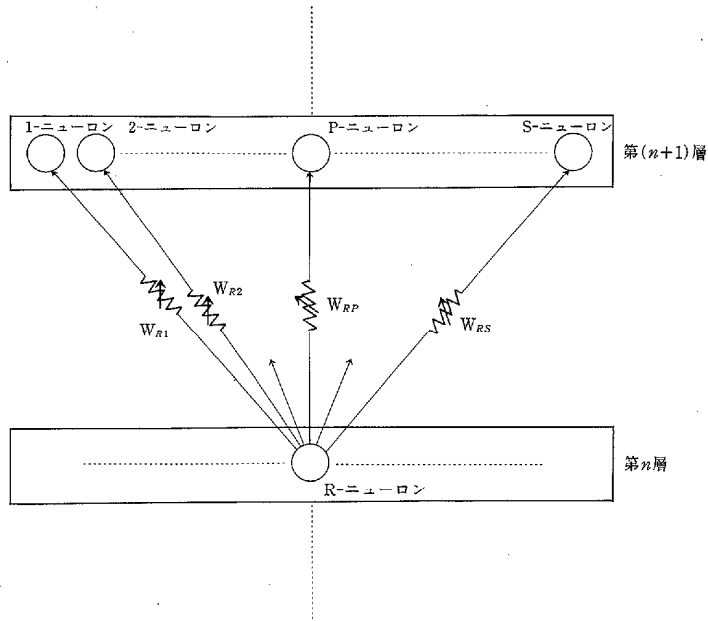


図2.6 シナプス結合の条件

い値の1回の学習による修正量を、意味のある量におさえるために、荷重としきい値の修正計算を次式を用いて行っている。

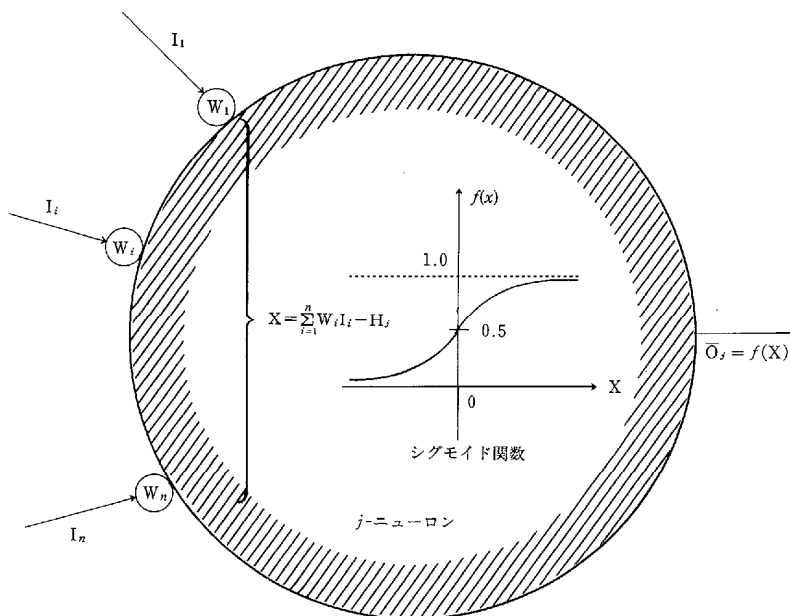
$$\left. \begin{aligned} \bar{W}_{ij} &= \alpha \cdot W_{ji} + \mu \cdot \delta_j \cdot X_j \\ H_j' &= \alpha' \cdot H_j + \mu' \cdot \delta_j \end{aligned} \right\} \quad (2-5)$$

ここで $\bar{W}_{ij}$ が荷重 W_{ji} の1回の学習後の修正値、 H_j' がニューロン j のしきい値 H_j の1回の学習後の修正値である。また α 、 α' 、 μ 、 μ' は入力

データで与える定数値であり、 δ_j は誤差を示す計算値である。

あとがき

ニューロコンピュータに関するより詳細な点や応用例などについては、1990年1月オーム社から発行の菊地豊彦著「入門ニューロコンピュータ」を参照されたい。



$$f(X) = \frac{1}{2} (1 + \tanh(\frac{X}{U_0}))$$

U_0 ; シグモイド関数の傾き係数

図2.7 NEURO-07で用いているシグモイド関数

注記

- (1) “コネクショニズムの展望”、情報処理学会誌。
・1-1 石川真澄：概論，Vol.129, No.7 (1988年7月) pp. 666-672
・1-2 国藤進：人工知能の観点からの期待，Vol.129, No.9 (1988, 9) pp.993-999
・1-3 堀洗一：認知科学からの期待，Vol.129, No.9 (1988, 9) pp.p1000~p1003
・1-4 河原英紀：パターン処理の観点からの期待，Vol. 129, No.9, 1988, 9) p.1004-1008
・1-5 往住彰文：批判と課題，Vol.129, No.11(1988, 11) pp.1316-1321
- (2) 甘利俊一：ニューロコンピュータの展望(1988, 9) 電気情報関連学会
- (3) 甘利俊一：神経回路網の数理—脳の情報処理様式—，産業図書 (1987) 6版
- (4) 麻生英樹：ニューロ・コンピューティング—原理と概要—，情報処理，Vol.129, No.9 (1988, 9) pp.966-973
- (5) 西川よりかず：ニューラル・コンピューティングについて (チュートリアル・セッション)，第32回システムの制御研究論文集 (1988, 5) pp.9-16
- (6) McClelland, J. L. and Rumelhart, D. E. “*Explorations in Parallel Distributed Processing: A Handbook of Models, Programs and Exercises*”, The MIT Press (1988)

参考文献

- (1) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書 (1988, 6)
- (2) 合原一幸：ニューラルコンピュータ，脳と神経に学部，東京電機大学出版局 (1988, 4)
- (3) 日本経済新聞社編：ニューロコンピュータ，日本経済新聞社 (1988, 12)

- (4) 甘利俊一著：ニューロコンピュータ読本，サイエンス社 (1989, 2)
- (5) 日経BP社編：ニューロコンピュータ最前線—応用システムから LSI チップまで—日経BP社 (1988, 11)
- (6) 日本工業技術センター編：ニューロネットシステムの開発，製品化動向—工業技術セミナー，T-2124—日本工業技術センター (1988, 11) p24-25
- (7) 小池誠彦他：専用ハードウェアによるユーロ・コンピューティング，情報処理，Vol.129, No.9 (1988, 9) pp.974-987
- (8) 武田光夫：光ニューロ・コンピューティング，情報処理，Vol.129, No.9 (1988, 9) pp.984-992
- (9) 知能システム研究会論：脳の情報システム—BASICでつくる—啓学出版 (1988, 3)
- (10) 日本電気インフォメーション・テクノロジー(株)編：パーソナル・ニューロコンピュータ (NEURO-07) システム概説，NECIT 社 (1989, 3)
- (11) 日本電気インフォメーション・テクノロジー(株)編：パーソナル・ニューロコンピュータ・ユーザマニュアル，NECFT 社 (1989, 3)
- (12) E. Rumelhard etc.: *Parallel Distributed processing Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol (I), Vol(II), MIT Press (1988) 7版
- (13) R. H-Nielsen.: *Neurocomputing Applications*——*tutorial* No.8——, IEEE International Conference on Neural Network (1988, 7)
- (14) T. Schwartz.: *Networks, AI Expert* (Aug, 1988) pp.73-87
- (15) D. F. Stubbs.: *Neuro Computers* SAIC Corp (May, 1988)
- (16) G. HRIPCSAK.: *Problem-Solving using Neural Networks*, SATA Corp, May 1988