

(19)日本国特許庁 (J P)

(12) 特 許 公 報 (B 2)

(11)特許番号

第2722906号

(45)発行日 平成10年(1998) 3月 9日

(24)登録日 平成 9年(1997)11月28日

(51)Int.Cl. ⁶	識別記号	庁内整理番号	F I	技術表示箇所
G 0 6 F 15/18	5 6 0		G 0 6 F 15/18	5 6 0 Z
G 0 6 G 7/60			G 0 6 G 7/60	

請求項の数4 (全 12 頁)

(21)出願番号	特願平3-346828	(73)特許権者	000002853 ダイキン工業株式会社 大阪府大阪市北区中崎西2丁目4番12号 梅田センタービル
(22)出願日	平成3年(1991)12月27日	(72)発明者	上田 智章 滋賀県草津市岡本町字大谷1000番地の2 ダイキン工業株式会社 滋賀製作所内
(65)公開番号	特開平5-181825	(74)代理人	弁理士 津川 友士
(43)公開日	平成5年(1993)7月23日	審査官	石井 茂和
		(56)参考文献	特開 平1-271888 (J P, A) 特開 平2-238559 (J P, A) 特開 平2-264354 (J P, A) 特開 平2-272633 (J P, A) 特開 平2-308359 (J P, A)

(54)【発明の名称】 未知数量推定方法およびその装置

1

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】所定の関数の学習が完了した複数の多入力1出力のニューラル・ネットワーク(1i)に共通する既知の入力および未知数量に対応する任意の入力を入力値として与えるとともに、所定の計測値を教師パターンとして与え、各ニューラル・ネットワーク(1i)において、教師パターンと複数のニューラル・ネットワーク(1i)からの出力の累積加算値との差、該当するニューラル・ネットワーク(1i)に対応する偏微分値、および入力値に基づいて該累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように未知数量に対応する前記入力の補正を行い、前記累積加算値と教師パターンとの差が最小となる、未知数量に対応する前記入力を推定結果として得ることを特徴とする未知数量推定方法。

【請求項2】所定の関数の学習が完了した複数の多入力

2

1出力のニューラル・ネットワーク(1i)に対して既知の入力を供給することにより複数の関数値出力を得、得られた各関数値出力の累積加算値と既知の入力に対応して予め得られている所定の計測値との差および各関数値出力に対応する偏微分値と既知の入力に対応して予め得られている偏微分値との差を算出し、算出した偏微分値の差、既知の入力および既知の入力に対応して予め得られている所定の計測値と複数の関数値出力の累積加算値との差に基づいてニューラル・ネットワーク(1i)の偏微分関数の学習を行い、所定の計測値と複数の関数値出力の累積加算値との差および算出した偏微分値の差が十分に小さくなるまで偏微分関数の学習を行ってから、全てのニューラル・ネットワーク(1i)に共通する既知の入力および未知数量に対応する任意の入力を入力値として与えるとともに、所定の計測値を教師パター

ンとして与え、各ニューラル・ネットワーク(1i)において、教師パターンと複数のニューラル・ネットワーク(1i)からの出力の累積加算値との差、該当するニューラル・ネットワーク(1i)に対応する偏微分値、および入力値に基づいて複数のニューラル・ネットワーク(1i)からの出力の累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように未知数量に対応する前記入力の補正を行い、複数のニューラル・ネットワーク(1i)からの出力の累積加算値と教師パターンとの差が最小となる、未知数量に対応する前記入力を推定結果として得ることを特徴とする未知数量推定方法。

【請求項3】所定の関数の学習が完了した複数個の多入力1出力のニューラル・ネットワーク(1i)と、各ニューラル・ネットワーク(1i)からの関数値出力に対応する偏微分値を算出する偏微分値算出手段(1ik)と、各ニューラル・ネットワーク(1i)からの関数値出力を累積加算する累積加算手段(2)と、予め得られている所定の教師パターンと前記関数値出力の累積加算値との差を算出する第1差算出手段(3)と、各ニューラル・ネットワーク(1i)毎に、関数値出力に対応する偏微分値と予め得られている偏微分値との差を算出する第2差算出手段(3ik)と、第2差算出手段(3ik)により算出される偏微分値の差および第1差算出手段(3)により算出される教師パターンと関数値出力の累積加算値との差に基づいて偏微分関数の学習を行わせる偏微分関数学習手段(6i)と、第1差算出手段(3)により算出される差および第2差算出手段(3ik)により算出される差が所定値より小さくなるまで偏微分関数学習手段(6i)による偏微分関数の学習が行われたことに応答して、全てのニューラル・ネットワーク(1i)に共通する既知の入力および未知数量に対応する任意の入力を与えることにより得られる関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差および該当するニューラル・ネットワーク(1i)の関数値出力に対応する偏微分値に基づいて関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように未知数量に対応する前記入力の補正を行い、関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差が最小となる、未知数量に対応する前記入力を推定結果として得る入力未知数量補正手段(12i)と、入力未知数量補正手段(12i)により補正された入力を取り出す情報取り出し手段(5)とを含むことを特徴とする未知数量推定装置。

【請求項4】所定の関数の学習が完了した複数個の多入力1出力のニューラル・ネットワーク(1i)と、各ニューラル・ネットワーク(1i)の未知入力に対応すべき既知の入力を微量だけ変化させて関数値出力の変化量を偏微分値として得る偏微分値算出手段(15ik)(16ik)(17ik)と、各ニューラル・ネットワーク(1i)からの関数値出力を累積加算する累積加算手段(2)と、予め得られている所定の教師パターンと

前記関数値出力の累積加算値との差を算出する第1差算出手段(3)と、全てのニューラル・ネットワーク(1i)に共通する既知の入力および未知数量に対応する任意の入力を与えることにより得られる関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差および該当するニューラル・ネットワーク(1i)の関数値出力に対応する偏微分値に基づいて関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように未知数量に対応する前記入力の補正を行い、関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差が最小となる、未知数量に対応する前記入力を推定結果として得る入力未知数量補正手段(12i)と、入力未知数量補正手段(12i)により補正された入力を取り出す情報取り出し手段(5)とを含むことを特徴とする未知数量推定装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【産業上の利用分野】この発明は未知数量推定方法およびその装置に関し、さらに詳細にいえば、明確に数式化できない法則または数式化することが可能であっても実際に計算するために多大の労力が必要な法則の下において未知数量の推定を行なうための方法およびその装置に関する。

【0002】

【従来技術】従来から複数個のニューロン素子を複数の階層に区分しておくとともに、各階層に属するニューロン素子を他の階層に属する全てのニューロン素子と接続しておき、入力層のニューロン素子に入力パターンを与えることにより各ニューロン素子の結合係数と閾値に基づいて定まる所定の出力パターンを出力層のニューロン素子から出力する、いわゆるニューラル・ネットワークが知られている。尚、このニューラル・ネットワークはニューロン素子が階層構造をなしているので階層型パーセプトロンと呼ばれている。

【0003】この階層型パーセプトロンにおいては、入力層のニューロン素子群に既知の入力パターンを供給するとともに、既知の入力パターンに対応する既知の出力パターンを教師パターンとして与え、入力パターンに基づいて出力層のニューロン素子から出力される出力パターンと教師パターンとの差を算出し、算出された差が小さくなるように各ニューロン素子の結合係数や閾値を変化させる、いわゆる学習を反復する。したがって、十分に学習を行なった後に、任意の入力パターンを与えた場合に出力層のニューロン素子から入力パターンに対応すべき出力パターンを出力することができる。即ち、多数の入力パターンの少なくとも一部が変化した場合に対応する未知数量を出力パターンとして得ることができる。

【0004】

【発明が解決しようとする課題】上記階層型パーセプトロンは、入力パターンの種類および数が定まるとともに、既知の入力パターンに対応して出力すべき出力

パターンが既知の場合に、これら既知のデータを用いて必要回数だけ学習を行なわせることにより初めて任意の入力パターンに対応する出力パターンを得ることができるのであるから、入力パターンの種類、数が変化した場合には再び学習を行なわなければならない、適用可能範囲の変更に簡単には対処できないという不都合がある。

【0005】また、入力パターンの数が増加すれば、各階層に属するニューロン素子を増加させ、または階層数を増加させなければ得られる出力パターンの精度が低下してしまうのであるから、一般的に階層型パーセプトロンを構成するニューロン素子の数が多く、ニューロン素子数が多いことに伴って学習所要時間も長くなってしまふという不都合がある。

【0006】さらに、入力パターンの一部および真の出力パターンとなるべきデータが従来公知の測定方法等により得られている場合において未知数量である入力パターンの残部を得ることは階層型パーセプトロンの構成上不可能であるという不都合がある。

【0007】

【発明の目的】この発明は上記の問題点に鑑みてなされたものであり、明確に数式化できない法則または数式化することが可能であっても実際に計算するために多大の労力が必要な法則の下において未知数量の推定を行なうことができる新規な未知数量推定方法およびその装置を提供することを目的としている。

【0008】

【課題を解決するための手段】請求項1の未知数量推定方法は、所定の関数の学習が完了した複数の多入力1出力のニューラル・ネットワークに共通する既知の入力および未知数量に対応する任意の入力を入力値として与え、各ニューラル・ネットワークにおいて、教師パターンと複数のニューラル・ネットワークからの出力の累積加算値との差、該当するニューラル・ネットワークに対応する偏微分値および入力値に基づいて該累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように未知数量に対応する前記入力の補正を行い、前記累積加算値と教師パターンとの差が最小となる、未知数量に対応する前記入力を推定結果として得る方法である。

【0009】請求項2の未知数量推定方法は、所定の関数の学習が完了した複数の多入力1出力のニューラル・ネットワークに対して既知の入力を供給することにより複数の関数値出力を得、得られた各関数値出力の累積加算値と既知の入力に対応して予め得られている所定の計測値との差および各関数値出力に対応する偏微分値と既知の入力に対応して予め得られている偏微分値との差を算出し、算出した偏微分値の差、既知の入力および既知の入力に対応して予め得られている所定の計測値と複数の関数値出力の累積加算値との差に基づいてニューラル・ネットワークの偏微分関数の学習を行い、所定の計測

値と複数の関数値出力の累積加算値との差および算出した偏微分値の差が十分に小さくなるまで偏微分関数の学習を行ってから、全てのニューラル・ネットワークに共通する既知の入力および未知数量に対応する任意の入力を入力値として与え、各ニューラル・ネットワークにおいて、教師パターンと複数のニューラル・ネットワークからの出力の累積加算値との差、該当するニューラル・ネットワークに対応する偏微分値、および入力値に基づいて複数のニューラル・ネットワークからの出力の累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように未知数量に対応する前記入力の補正を行い、複数のニューラル・ネットワークからの出力の累積加算値と教師パターンとの差が最小となる、未知数量に対応する前記入力を推定結果として得る方法である。

【0010】請求項3の未知数量推定装置は、所定の関数の学習が完了した複数の多入力1出力のニューラル・ネットワークと、各ニューラル・ネットワークからの関数値出力に対応する偏微分値を算出する偏微分算出手段と、各ニューラル・ネットワークからの関数値出力を累積加算する累積加算手段と、予め得られている所定の教師パターンと前記関数値出力の累積加算値との差を算出する第1差算出手段と、各ニューラル・ネットワーク毎に、関数値出力に対応する偏微分値と予め得られている偏微分値との差を算出する第2差算出手段と、第2差算出手段により算出される偏微分値の差および第1差算出手段により算出される教師パターンと関数値出力の累積加算値との差に基づいて偏微分関数の学習を行わせる偏微分関数学習手段と、第1差算出手段により算出される差および第2差算出手段により算出される差が所定値より小さくなるまで偏微分関数学習手段による偏微分関数の学習が行われたことに応答して、全てのニューラル・ネットワークに共通する既知の入力および未知数量に対応する任意の入力を与えることにより得られる関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差および該当するニューラル・ネットワークの関数値出力に対応する偏微分値に基づいて関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように未知数量に対応する前記入力の補正を行い、関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差が最小となる、未知数量に対応する前記入力を推定結果として得る入力未知数量補正手段と、入力未知数量補正手段により補正された入力を取り出す情報取り出し手段とを含んでいる。

【0011】請求項4の未知数量推定装置は、所定の関数の学習が完了した複数の多入力1出力のニューラル・ネットワークと、各ニューラル・ネットワークの未知入力に対応すべき既知の入力を微量だけ変化させて関数値出力の変化量を偏微分値として得る偏微分算出手段と、各ニューラル・ネットワークからの関数値出力を累積加算する累積加算手段と、予め得られている所定の

教師パターンと前記関数値出力の累積加算値との差を算出する第1差算出手段と、全てのニューラル・ネットワークに共通する既知の入力および未知数量に対応する任意の入力を与えることにより得られる関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差および該当するニューラル・ネットワークの関数値出力に対応する偏微分値に基づいて関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように未知数量に対応する前記入力の補正を行い、関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差が最小となる、未知数量に対応する前記入力を推定結果として得る入力未知数量補正手段と、入力未知数量補正手段により補正された入力を取り出す情報取り出し手段とを含んでいる。

【0012】

【作用】請求項1の未知数量推定方法であれば、比較的単純な多入力パターンに対応して所定の出力を得ることができるように所定の関数の学習が行なわれたニューラル・ネットワークを複数セット設けておき、複数セットのニューラル・ネットワークに既知の入力および計測値を与えて累積加算値と計測値との差を小さくするように入力層の補正を行ない、差が十分に小さくなった状態において各ニューラル・ネットワークの未知入力の補正結果を未知数量推定結果として得る。

【0013】したがって、各ニューラル・ネットワークの規模を余り大きくしなくてもよく、各ニューラル・ネットワークに対する当初の関数の学習の所要時間を著しく短縮できる。そして、複数のニューラル・ネットワークに既知の入力、例えば計測条件等を供給するとともに、計測値を教師パターンとして供給し、この状態において全てのニューラル・ネットワークからの関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差が少なくなるように未知数量入力層の補正を行なうのであるから、従来は到底不可能であった未知数量の推定を簡単に達成できる。請求項2の未知数量推定方法であれば、比較的単純な多入力パターンに対応して所定の出力を得ることができるように所定の関数の学習が行なわれたニューラル・ネットワークを複数セット設けておき、推定対象となる未知数量に代えて既知数量を与え、既知数量に対応して予め得られている計測値と各ニューラル・ネットワークからの関数値出力の累積加算値との差を得るとともに、各ニューラル・ネットワークからの関数値出力に対応する偏微分値と数値微分法等により予め得られている偏微分値（偏微分値教師パターン）との差を得、既知の入力に対応して予め得られている教師パターンと累積加算値との差および偏微分値の差に基づいて各ニューラル・ネットワークに対する偏微分関数の学習を行なわせることにより、複数セットのニューラル・ネットワークを含む未知数量推定システム全体としての前処理を完了する。その後、既知の入力および計測値を与えて累積加算値と計測値との差を小さくするように入力層の補正を行ない、差

が十分に小さくなった状態において各ニューラル・ネットワークの未知入力の補正結果を未知数量推定結果として得る。

【0014】したがって、各ニューラル・ネットワークの規模を余り大きくしなくてもよく、各ニューラル・ネットワークに対する当初の関数の学習の所要時間を著しく短縮できる。そして、このようにして関数の学習が完了した各ニューラル・ネットワークについて関数値出力に対応する偏微分値と予め得られている偏微分値（偏微分値教師パターン）との差と、既知の情報である計測値と各ニューラル・ネットワークの推定値の累積加算値との差とに基づいて各ニューラル・ネットワークに偏微分関数の学習を行なわせるのであるから、偏微分関数の学習の所要時間をも著しく短縮できる。

【0015】以上のようにして前処理（関数の学習および偏微分関数の学習）が完了した複数のニューラル・ネットワークに既知の入力、例えば計測条件等を供給するとともに、計測値を教師パターンとして供給し、この状態において全てのニューラル・ネットワークからの関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差が少なくなるように未知数量入力層の補正を行なうのであるから、従来は到底不可能であった未知数量の推定を簡単に達成できる。

【0016】請求項3の未知数量推定装置であれば、所定の関数の学習が完了した多入力1出力のニューラル・ネットワークに対してそれぞれ既知の入力および既知の教師パターンを与えることにより第1差算出手段により関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差を得るとともに、偏微分値算出手段により算出された偏微分値と数値微分法等により予め得られている偏微分値（偏微分値教師パターン）との差を第2差算出手段により算出し、得られた累積加算値と教師パターンとの差および偏微分値の差に基づいて偏微分関数学習手段により各ニューラル・ネットワークに偏微分関数の学習を行なわせる。そして、累積加算値と教師パターンとの差および偏微分値の差が十分に小さくなるまで偏微分関数学習手段による偏微分関数の学習を行なった後は、未知数補正手段により、全てのニューラル・ネットワークに共通する既知の入力を与えることにより得られる関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差および該当するニューラル・ネットワークの関数値出力に対応する偏微分値に基づいて累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように入力未知数量の補正を行ない、差が最小となる未知数量を推定結果として得る。そして、情報取り出し手段により、未知数量補正手段によって補正された入力を取り出す。この取り出された入力が推定対象である未知数量である。

【0017】さらに詳細に説明すると、各ニューラル・ネットワーク毎に所定の学習を行なわせることにより複数の入力と1の出力との関係を規定する数式に相当する

処理を行ない得る状態が得られる。そして、得られた各ニューラル・ネットワークに対して、本来未知数量であるべき既知の入力および教師パターンを与え、関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差および関数値出力に対応する偏微分値と予め算出されている偏微分値（偏微分値教師パターン）との差に基づいて各ニューラル・ネットワークによる偏微分関数の学習を行なわせる。この結果、未知数量の種類に対応して定まる複数の、数式に相当する処理（定数値が互に異なる複数の数式のそれぞれに相当する処理等）および数式の偏微分関数に相当する処理が該当するニューラル・ネットワークにより実行可能になる。その後は、各ニューラル・ネットワークにより該当する処理を行なって出力を得、累積加算して計測値に対応する推定値を得る。そして、推定値と計測値との差を算出し、算出した誤差に基づいて各ニューラル・ネットワークの未知の入力を補正することにより、差を小さくすべく未知の入力を変化させる。この未知の入力変更処理を反復し、差が十分に小さくなった時点において入力を未知数量推定結果として取り出すことができる。

【0018】請求項4の未知数量推定装置であれば、所定の関数の学習が完了した多入力1出力のニューラル・ネットワークに対してそれぞれ既知の入力および既知の教師パターンを与えることにより第1差算出手段により関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差を得るとともに、偏微分値算出手段により未知入力情報に対応すべき既知の入力情報を微小量だけ変化させて出力の変化量を偏微分値として得る。そして、未知数補正手段により、全てのニューラル・ネットワークに共通する既知の入力を与えることにより得られる関数値出力の累積加算値と教師パターンとの差および該当するニューラル・ネットワークの関数値出力に対応する偏微分値に基づいて累積加算値と教師パターンとの差を小さくするように入力未知数量の補正を行ない、差が最小となる未知数量を推定結果として得る。そして、情報取り出し手段により、未知数量補正手段によって補正された入力を取り出す。この取り出された入力が推定対象である未知数量である。

【0019】さらに詳細に説明すると、各ニューラル・ネットワーク毎に所定の学習を行なわせることにより複数の入力と1の出力との関係を規定する数式に相当する処理を行ない得る状態が得られる。この結果、未知数量の種類に対応して定まる複数の、数式に相当する処理（定数値が互に異なる複数の数式のそれぞれに相当する処理等）が該当するニューラル・ネットワークにより実行可能になる。その後は、各ニューラル・ネットワークにより該当する処理を行なって出力を得、累積加算して計測値に対応する推定値を得る。そして、推定値と計測値との差を算出し、算出した誤差に基づいて各ニューラル・ネットワークの未知の入力を補正することにより、

差を小さくすべく未知の入力を変化させる。この未知の入力変更処理を反復し、差が十分に小さくなった時点において入力を未知数量推定結果として取り出すことができる。

【0020】

【実施例】以下、実施例を示す添付図面によって詳細に説明する。図1はこの発明の未知数量推定装置の一実施例を示すブロック図、図2は1つの階層型パーセプトロンに対応する部分の構成を詳細に示す概略図であり、多入力1出力の複数の階層型パーセプトロン $1i$ ($i = 1, 2, \dots, m$)と、階層型パーセプトロン $1i$ からの関数値出力 g_{ij} を累積加算するシグマユニット2と、シグマユニット2から出力される累積加算結果 $O_j(t)$ と教師パターンとしての計測値 $S_j(t)$ とを入力として両者の差を算出する関数値誤差演算器3と、各階層型パーセプトロン $1i$ からの関数値出力 g_{ij} に対応する偏微分値を算出する偏微分値算出部 $1ik$ ($k = 1, 2, \dots, n$)と、各階層型パーセプトロン $1i$ の偏微分値算出部 $1ik$ からの出力と数値微分法等により予め算出されている偏微分値（偏微分値教師パターン）とを入力として両者の差を算出する偏微分値誤差演算器 $3ik$ と、関数値誤差演算器3により算出される差および偏微分値誤差演算器 $3ik$ により算出される差に基づいて該当する階層型パーセプトロン $1i$ に偏微分関数の学習を行なわせる偏微分関数学習部 $6i$ と、関数値誤差演算器3により算出された累積加算結果 $O_j(t)$ と教師パターンとしての計測値 $S_j(t)$ との差および偏微分値算出部 $1ik$ により算出された偏微分値に基づいて階層型パーセプトロン $1i$ の入力層における入力を補正する補正部 $12i$ と、補正部 $12i$ と偏微分関数学習部 $6i$ とを選択するとともに、選択された補正部 $12i$ または偏微分関数学習部 $6i$ を所定回数（差を十分に小さくできる回数）だけ反復動作させる制御部4と、補正部 $12i$ により補正が所定回数だけ反復されたことを条件として各階層型パーセプトロン $1i$ の未知数量に対応する入力を未知数量推定結果として出力する収集ユニット5とを有している。

【0021】尚、上記各階層型パーセプトロン $1i$ は、既知の入力パターンおよび対応する教師パターンを与えて十分に関数の学習を行なったものであり、入力パターンと教師パターンとに基づいて定まる数式（現実に数式化できていなくてもよく、または数式化するための労力が多大なものであってもよく、もちろん数式化できていなくてもよい）に対応する処理を行なう。また、階層型パーセプトロン $1i$ の数 m は、推定対象となる未知数量の個数に対応して設定されている。さらに、階層型パーセプトロン $1i$ はそれぞれ同期的に動作するように制御してもよく、また、非同期的に動作するように制御してもよい。

【0022】また、偏微分関数学習部 $6i$ は、例えば、

関数値誤差演算器 3 により算出される差に基づく階層型パーセプトロン 1 i の学習（例えば、バックプロパゲーション学習）および偏微分値誤差演算器 3 i k により算出される差に基づく階層型パーセプトロン 1 i の学習を交互に反復させるものであり、関数の学習結果を余り損なうことなく偏微分関数の学習を行なわせることができる。

【0023】さらに、補正部 1 2 i は該当するニューラル・ネットワーク 1 i の未知数量の数と等しい個数の補正部 1 2 i k を有しており、関数値誤差演算器 3 により算出された差および偏微分値算出部 1 i k により算出された差を入力として該当する未知数量を補正する。上記の構成の未知数量推定装置の作用は次のとおりである。

【0024】各ニューラル・ネットワーク 1 i の入力層*

$$g_{ij} = g_i(t, a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iL})$$

【0026】但し、t は時刻、 $a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{iL}$ は未知数量である。以上のようにして各ニューラル・ネットワーク 1 i のバックプロパゲーション学習（数式の学習）が完了した後は、上記入力パターンのうち、未知数量に対応する既知の入力の何れか 1 つを微小量だけ変化させて出力パターンを得るとともに、偏微分値算出部 1 i k により対応する偏微分値を得る。尚、未知数量に対応する既知の入力を微小量だけ変化させた場合における偏微分値を数値微分法等により予め算出して偏微分値教師パターンとして与えておく。この状態において制御部 4 により偏微分関数学習部 6 i を選択し、選択した偏微分関数学習部 6 i を所定回数（差を十分に小さくできる回数）だけ反復動作させることにより再びバックプロパゲーション学習を行ない、数 1 の数式およびこの数式の偏微分関数の演算と等価な処理を達成できるように各ニューラル・ネットワーク 1 i を構成するニューロン素子の荷重、閾値を決定する。

【0027】尚、各ニューラル・ネットワーク 1 i の学習を個別に行なってもよいが、複数のニューラル・ネットワーク 1 i が定数のみが異なる数式および偏微分関数

$$O_j(t) = \sum_{i=1}^m g_i(t, a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, \dots, a_{iL})$$

【0030】但し、当初は未知数量が適当に設定された状態であるから得られる累積加算値 $O_j(t)$ は実際の計測値 $S_j(t)$ とは異なる。したがって、関数値誤差演算器 3 において計測値 $S_j(t)$ と累積加算値 $O_j(t)$ との差を推定誤差 $d_i(t)$ として算出すると

* に計測条件等の既知の入力と共に未知数量に対応する既知の入力を入力パターンとして与えるとともに、これら既知の入力に基づいて定まっている既知の計測値を教師パターンとして与えることによりバックプロパゲーション学習を行ない、ニューラル・ネットワーク 1 i を構成するニューロン素子の荷重、閾値を決定する。このバックプロパゲーション学習を十分に行なえば、実際には数式で表現できていない数式に対応する処理が各ニューラル・ネットワーク 1 i において設定されたことになる。即ち、ニューラル・ネットワーク 1 i の出力パターン g_{ij} が数 1 で表現できることになる。

【0025】

【数 1】

と等価な処理を行なう場合には、何れかのニューラル・ネットワークにより得られた学習結果としての荷重、閾値を他のニューラル・ネットワークの荷重、閾値としてそのまま採用してもよく、学習所要時間を大巾に短縮できる。そして、得られた荷重、閾値をそのまま採用する場合には、他のニューラル・ネットワークについては数式の学習および偏微分関数の学習が共に不要になるのであるから、学習所要時間を大巾に短縮できる。

【0028】以上のように必要な学習（数式の学習および偏微分関数の学習）が完了した後は、偏微分関数学習部 6 に代えて制御部 4 により補正部 1 2 i を選択するとともに収集ユニット 5 を動作させればよく、以下のようにして各未知数量を精度よく推定できる。各ニューラル・ネットワーク 1 i に対して時刻 t、計測条件等の既知情報を供給すれば、各ニューラル・ネットワーク 1 i が所定の出力パターン $g_{ij}(t)$ を出力する。この場合には、シグマユニット 2 から出力される累積加算値 $O_j(t)$ が数 2 で与えられる。

【0029】

【数 2】

もに、偏微分値算出部 3 i k において累積加算値 $O_j(t)$ の偏微分値を数 3 に基づいて算出する。

【0031】

【数 3】

$$\begin{aligned} & \frac{\partial O_j(t)}{\partial a_{ik}} = \frac{\partial \left\{ \sum_{i=1}^m g_i(t, a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, \dots, a_{iL}) \right\}}{\partial a_{ik}} \\ & = \frac{\partial \{g_i(t, a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, \dots, a_{iL})\}}{\partial a_{ik}} \end{aligned}$$

【0032】そして、数4に基づいて補正部12iによ

り各ニューラル・ネットワーク1iの既知入力以外の未知数量情報を補正することにより精度よく未知数量情報を推定できる。但し、kは未知数量の学習ゲイン(補*

*正ゲイン)である。

【0033】

10 【数4】

$$a_{ik} = a_{ik} + \epsilon_k \{S_j(t) - O_j(t)\} \left[\frac{\partial \{g_i(t, a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, \dots, a_{iL})\}}{\partial a_{ik}} \right]$$

【0034】即ち、補正部12iによる補正処理を反復すれば推定誤差di(t)が小さくなり、ついには推定誤差di(t)がほぼ0になるので、この時点において各ニューラル・ネットワーク1iの未知数量情報を収集ユニット5により収集して出力することにより未知数量の解析結果を得ることができる。数4の処理を反復することにより未知数量の推定が達成できる点についてさら

に詳細に説明する。

【0035】推定誤差評価関数Ej(t)を次式で定義すれば、数5が得られる。

$$E_j(t) = (1/2) \{S_j(t) - O_j(t)\}^2$$

【0036】

20 【数5】

$$\frac{\partial E_j(t)}{\partial O_j(t)} = - \{S_j(t) - O_j(t)\}$$

【0037】そして、各ニューラル・ネットワーク1iにおける未知数量の補正を最急降下法に基づいて行なうこととすれば、推定誤差評価関数値が最小になる未知数

量の推定は数6に基づいて行なうことができる。

【0038】

【数6】

$$\begin{aligned} a_{ik} &= a_{ik} - \epsilon_k \left\{ \frac{\partial E_j(t)}{\partial a_{ik}} \right\} \\ &= a_{ik} - \epsilon_k \left\{ \left(\frac{\partial E_j(t)}{\partial O_j(t)} \right) \left(\frac{\partial O_j(t)}{\partial a_{ik}} \right) \right\} \\ &= a_{ik} + \epsilon_k \{S_j(t) - O_j(t)\} \left(\frac{\partial O_j(t)}{\partial a_{ik}} \right) \end{aligned}$$

【0039】また、数2から数3の関係式が得られる。そして、数3を数6に代入すれば数4が得られる。図3は推定誤差評価関数の一例を示す図であり、この推定誤差評価関数の状態を示す表1と共に推定誤差評価関数値

が最小となる未知数量の推定動作を説明する。但し、aikは未知数量に対する補正值である。

【0040】

【表1】

a _{ik}	← 減少		増加 →		
E _j (t)	↗	極大	↘	極小	↖
$\frac{\partial E_j(t)}{\partial a_{ik}}$	正	0	負	0	正
Δa _{ik}	負	不定	正	0	負

【0041】上述したように、未知数量の推定は推定誤差評価関数の値が小さくなるように行なえばよいのであるから、推定誤差評価関数Ej(t)の傾きの符号に着目すればよく、傾きが正の場合には補正值aikを負に、傾きが正の場合には補正值aikを正にすればよ

い。また、図3には極小点が含まれているのであるから、上記未知数量の推定を行なった場合に、極小点に対応する未知数量aikが得られるように思われる。しかし、1つの未知数量のみについて推定処理を行なうのではなく、全ての未知数量について同期的に推定処理を行

なうのであるから、推定処理を行なう毎に推定誤差評価関数自体が変化することになり、この結果、最終的に推定誤差評価関数値を最小にする未知数量を得ることができる。したがって、最終的に得られた未知数量を収集ユニット5により収集して出力することにより未知数量の推定を達成できる。

【0042】以上の説明から明らかなように、この実施例の未知数量推定装置は、入力パターンと出力パターンとの間に一定の因果関係が存在することが分かっているが数式化できていないような場合に、数式化できていない因果関係を各ニューラル・ネットワーク1*i*に構築することにより数式化できたのと等価な状態を得、得られた状態に基づいて未知数量の推定処理を行なうのであるから、例えば、既知の計測条件等および計測値のみが与えられた状態において高精度に未知数量を推定することができる。

【0043】また、入力パターンと出力パターンとの間に存在する因果関係を数式で表現できることが分かっているが、積分、畳み込み演算等を含むため演算負荷が著しく大きくなるような場合においても、各ニューラル・ネットワークにおいて数式化できたのと等価な状態を得、得られた状態に基づいて未知数量の推定処理を行なうのであるから、演算負荷を大巾に低減でき、例えば、既知の計測条件等および計測値のみが与えられた状態において高精度に未知数量を推定することができる。したがって、例えば、この実施例の未知数量推定装置を用いてセンサの指向性等を高精度に推定できる。

【0044】

【実施例2】図4はこの発明の未知数量推定装置の他の実施例を示すブロック図であり、上記実施例と異なる点は、前記実施例においてニューラル・ネットワーク毎に設けられている偏微分値算出部1*i**k*に代えて、1入力のみを微小量だけ変化させる入力変化部15*i**k*と、1入力の变化前後における出力を保持する出力保持部16*i**k*と、両出力の差を算出する差算出部17*i**k*とを設けた点のみである。

【0045】したがって、この実施例の場合には、偏微

分演算を行なわなくても、1入力のみ微小変化に対応する出力変化を算出でき、この出力変化が偏微分値に相当するのであるから、上記実施例と同様の作用を達成できる。また、この実施例においては偏微分関数の学習を行なう必要がないのであるから、前記実施例と比較して学習所要時間を短縮できる。

【0046】

【発明の効果】以上のように請求項1の発明は、従来は到底不可能であった未知数量の推定を簡単に、かつ高精度に達成できるという特有の効果を奏する。請求項2の発明も、従来は到底不可能であった未知数量の推定を簡単に、かつ高精度に達成できるという特有の効果を奏する。

【0047】請求項3の発明も、従来は到底不可能であった未知数量の推定を簡単に、かつ高精度に達成できるという特有の効果を奏する。請求項4の発明も、従来は到底不可能であった未知数量の推定を簡単に、かつ高精度に達成できるという特有の効果を奏する。

【図面の簡単な説明】

【図1】この発明の未知数量推定装置の一実施例を示すブロック図である。

【図2】1つの階層型パーセプトロンに対応する部分の構成を詳細に示す概略図である。

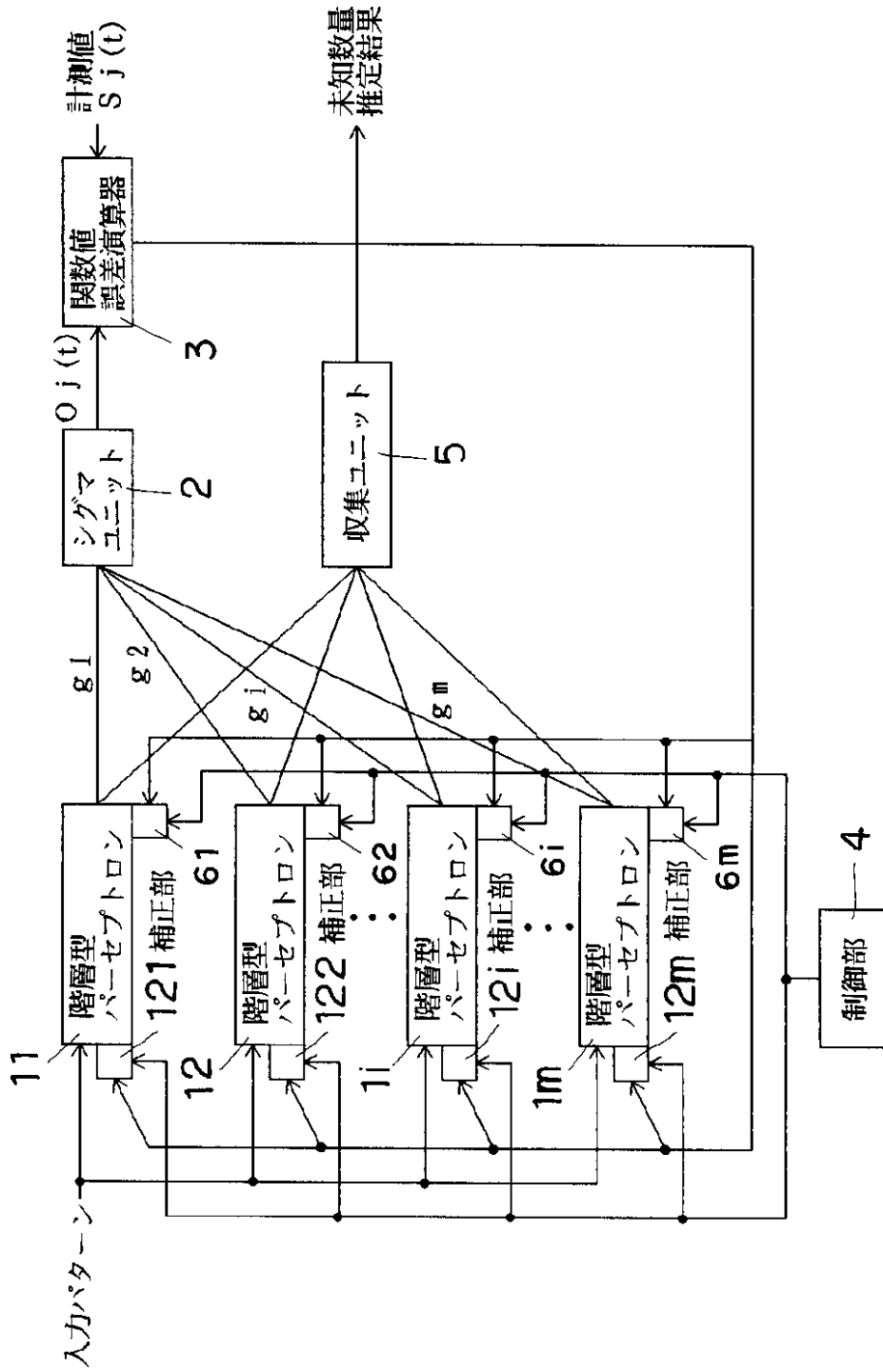
【図3】推定誤差評価関数の一例を示す図である。

【図4】この発明の未知数量推定装置の他の実施例における1つの階層型パーセプトロンに対応する部分の構成を詳細に示す概略図である。

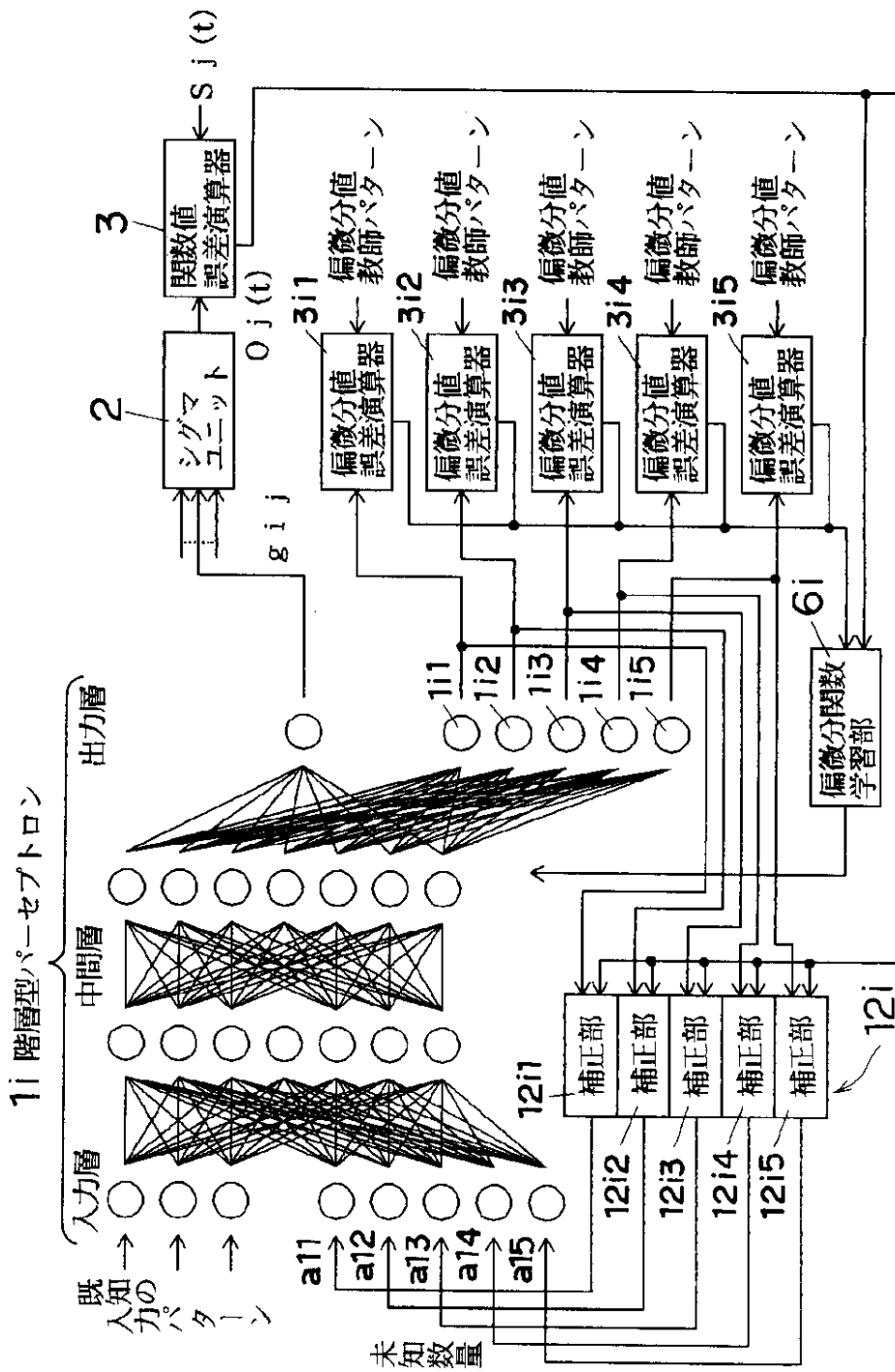
【符号の説明】

1*i* 階層型パーセプトロン 1*i**k* 偏微分値算出部
2 シグマユニット 3 関数値誤差演算器 3*i**k* 偏微分値誤差演算器
5 収集ユニット 6*i* 偏微分関数学習部 12*i* 補正部
15*i* 入力変化部 16*i* 出力保持部 17*i* 差算出部

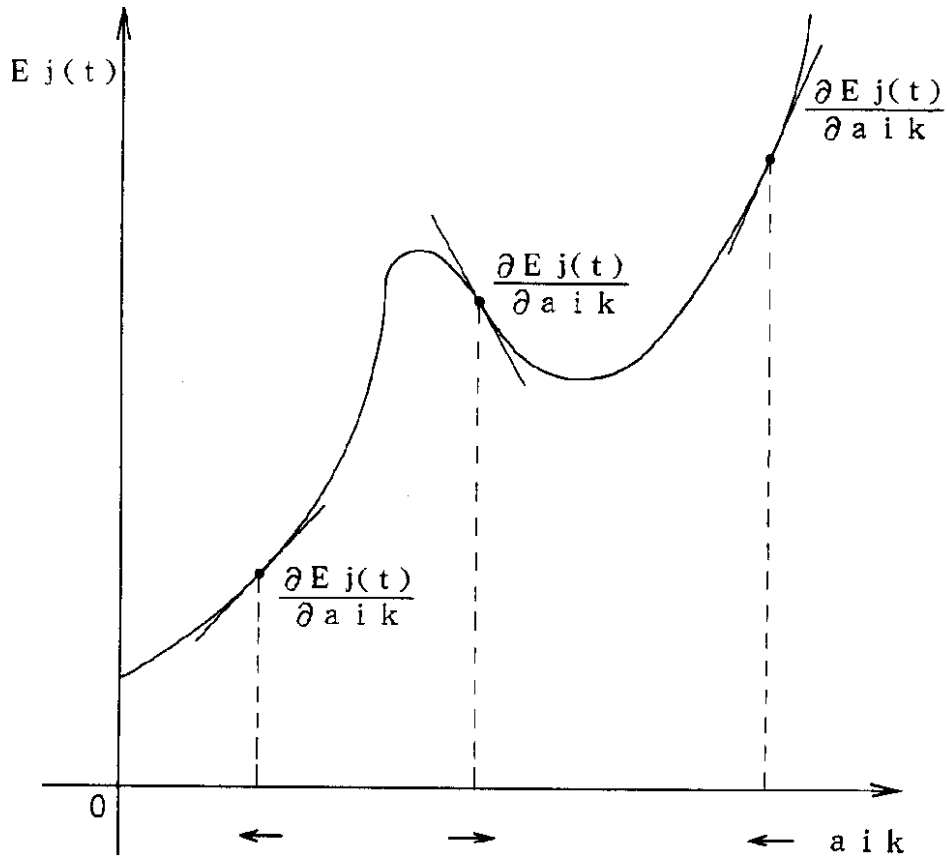
【図1】



【図2】



【図3】



【図4】

