ネットワーク構造の自己選択能力を備えたニューラルネットワークと その非線形システム同定への応用

近 藤 正*

Neural Network with a Self-Selection Ability of Network Structure and Its Application to Nonlinear System Identification

Tadashi KONDO*

A neural network which has a self-selection ability of network structure is described. This neural network algorithm is a revised one of the neural network which can identify a nonlinear system whose structure is very large and complex. By using a criterion based on a prediction error, a neural network structure which is adapted for a complexity of a nonlinear system can be selected automatically. This neural network is applied to an identification problem of a rolling model and a physical and neural network combined model is identified. It is shown that the physical and neural network combined model gives better prediction results as compared with a conventional physical and statistical combined model.

Key Words: neural network, nonlinear system identification, GMDH, self-selection, rolling model

1. ま え が き

近年、ニューラルネットワークの研究が活発に行われて、その成果がいろいろな分野に応用されている^{1)~3)}。しかしながら、ニューラルネットワークを実際問題へ応用する場合、対象分野の違いにより構成すべきニューラルネットワークの構造や規模が大きく異なるために、対象分野に適したニューラルネットワークの構造を見つけて、実用的な汎化能力を備えたニューラルネットワークを構成することは非常に難しい。このことがニューラルネットワークを実際問題へ応用した場合に、十分な成果を上げられない1つの理由になっている。対象分野から得られる入出力データを学習することにより、ニューラルネットワークの最適構造を自動的に自己組織化する構造同定に関する研究が活発に行われているが、まだ有力な理論が確立されておらず、現在はおおの分野を対象にして個別に応用のための研究がなされているのが

現状と思われる。

本研究では、まず対象分野に適したネットワーク構造を自己選択する能力を備えたニューラルネットワークについて述べる。このニューラルネットワークは、複雑な構造をした非線形システムの同定を目的としたニューラルネットワーク^{4)~7)}のアルゴリズムにネットワーク構造の自己選択能力を付け加えたもので、予測誤差を評価規準として用い少ない学習計算量により対象分野に適したニューラルネットワーク構造を自己選択することが可能である。本研究で用いたニューラルネットワークの自己選択方法は、従来から提案されているような、個々のニューロンの特性に注目した生成的学習方法や³⁾ 削除的学習方法³⁾などを行ってニューラルネットワークを自己形成させるニューラルネットワークの構造同定方法とは異なり、ここでは非線形システムの同定を目的としたニューラルネットワークに含まれている設計パラメータ(量子化係数や学習回数など)を変化させることにより、より少ない学習計算量でいくつかのニューラルネットワーク構造を連続的に発生させて、その中から汎化能力のより大きなニューラルネットワーク構造を自己選択するという方法を用いている。このために、実際問題への応用を目的とした大規模なニューラルネットワークを構

* 徳島大学医療技術短期大学部 徳島市蔵本町 3-18-15

* School of Medical Sciences, The University of Tokushima, Tokushima
(Received November 11, 1994)
(Revised April 14, 1995)

成する場合などにおいて、より少ない学習計算量で自動的に汎化能力の大きなニューラルネットワークを構成することができる。このニューラルネットワークの実際問題への応用として、圧延モデルの同定問題へ適用しその実際問題への有効性を明らかにする。

2. ネットワーク構造の自己選択能力を備えたニューラルネットワーク

ネットワーク構造の自己選択能力を備えたニューラルネットワークについて述べる。ニューラルネットワークを実際問題へ応用する場合、ニューラルネットワークの構造やその規模がニューラルネットワークの汎化能力に大きく影響を及ぼすために、これらのニューラルネットワークの構造や規模をどのように決定するかが重要な問題となる。本研究で用いるニューラルネットワークは、少ない学習計算量により、対象システムに適したニューラルネットワークの構造と規模を自己選択する能力をもっている。このために、複雑な構造をした非線形システムの同定を目的としたニューラルネットワーク^{4)~7)}を実システムの同定問題へ応用する場合に行っていたように、ニューラルネットワークの設計パラメータ(量子化係数や学習回数など)を変更して、かなりの回数ニューラルネットワークの学習計算を繰り返して、適切なニューラルネットワークの構造と規模を見つけ出すという操作が不必要になり、本研究で用いるニューラルネットワークに関する専門知識がなくても、実システムの同定問題に対して、少ない学習計算量で実用的な予測精度をもつニューラルネットワークを容易に構成できる。まずはじめに、本研究で用いるニューラルネットワークの構造について述べる。

2.1 ニューラルネットワークの構造

本研究で用いるニューラルネットワークは、4層からなる階層型ニューラルネットワークをしており、以下に各層の入出力関係を示す。

<第1層>

$$u^1_j = x_j \quad (j=1, 2, \dots, p) \quad (1)$$

ただし、 x_j ($j=1, 2, \dots, p$) はシステムの入力変数、 u^1_j は第1層における j 番目のニューロンの出力値を示す。

<第2層>

$$z^2_h = \sum_i w^{1,2}_{ih} \cdot u^1_i + \sum_j \sum_i w^{1,2}_{jh} \cdot u^1_i \cdot u^1_j - w^{1,2}_{0h} \cdot \theta^1_0 \quad (2)$$

$$u^2_h = \frac{1}{\{1 + \exp(a(|z^2_h| - K/2))\}} \quad (3)$$

ただし、 $\theta^1_0=1$ 、 K は量子化係数、 $w^{1,2}_{ih}$ は、第1層の i 番目のニューロンと第2層の h 番目のニューロンとの

結合荷重値、 $w^{1,2}_{jh}$ は、第1層の j 番目のニューロンと第1層の i 番目のニューロンおよび第2層の h 番目のニューロンとの非線形結合(2次結合)荷重値を示す。また、 $w^{1,2}_{0h}$ は第2層の h 番目のニューロンに対する閾値を示す。 a は量子化に用いる釣り鐘状関数の形状を決めるパラメータを示す。 z^2_h は第2層の h 番目のニューロンへの入力値の総和を示す。

<第3層>

$$z^3_j = \sum_i w^{2,3}_{ij} \cdot u^2_i - w^{2,3}_{0j} \cdot \theta^2_0 \quad (4)$$

$$u^3_j = \frac{1}{1 + \exp(-z^3_j)} \quad (5)$$

ただし、 $\theta^2_0=1$ である。 $w^{2,3}_{ij}$ は第2層の i 番目のニューロンと第3層の j 番目のニューロンとの結合荷重値、 $w^{2,3}_{0j}$ は第3層の j 番目のニューロンに対する閾値を示す。 z^3_j は第3層の j 番目のニューロンへの入力値の総和を示す。

<第4層>

$$\phi_j = \sum_i w^{3,4}_{ij} \cdot u^3_i \quad (j=1, 2, \dots, q) \quad (6)$$

ただし、 $w^{3,4}_{ij}$ は第3層の i 番目のニューロンと第4層の j 番目のニューロンとの結合荷重値を示す。

本ニューラルネットワークでは、第2層において入力変数の非線形結合とその量子化を行っている。第3層における結合荷重 $w^{2,3}_{ij}$ 、 $w^{2,3}_{0j}$ と第4層における結合荷重 $w^{3,4}_{ij}$ はバックプロパゲーション法を用いて学習させる。本ニューラルネットワークにおける基本的な考え方は、ネットワークの階層構造をCMAC(Cerebellar Model Arithmetic Computer)⁸⁾の考え方を適用して自己選択し、ネットワークに含まれるパラメータ(結合荷重)はバックプロパゲーション法を用いて学習させることである。ここで、第2層のパラメータ(結合荷重)もバックプロパゲーション法を用いて学習させることが可能であるが、(3)式に含まれる絶対値の処理アルゴリズムが必要になるために、本研究ではバックプロパゲーション法による第2層のパラメータの学習は行わない。第2層と第3層におけるニューロン数、さらに、第2層における結合荷重 $w^{1,2}_{ih}$ 、 $w^{1,2}_{jh}$ 、 $w^{1,2}_{0h}$ の値および第3層における結合荷重 $w^{2,3}_{ij}$ 、 $w^{2,3}_{0j}$ の初期値をCMACの考え方を適用して決定する。Fig. 1に、ニューラルネットワークの構造を示す。つぎに、本ニューラルネットワークの各層における情報処理について述べる。

2.2 ニューラルネットワークにおける情報処理

まず、本研究で使用するニューラルネットワークとCMACとの対応について述べる。ニューラルネットワークの第2層のニューロンは、CMACの苔状線維(m)に信号を与える起始細胞に対応させ、第3層のニューロン

Fig. 1 Structure of the neural network

はCMACの顆粒細胞(A)に対応させる。さらに、第4層のニューロンはCMACのブルキンエ細胞(P)に対応させる。このように対応づけることにより、CMACの考え方を適用することができる。各層における情報処理は以下になる。

<第1層における情報処理>

第1層では、入力変数の値を第2層のニューロンにそのまま出力する。このために、第1層におけるニューロンの個数は閾値を出力するニューロンとあわせて(入力変数の個数+1)となる。本研究で用いるニューラルネットワークでは、まだ最適な入力変数を自己選択する能力を備えていないために、入力変数は対象分野の知識に基づいて決定したり、あるいはヒューリスティックスに inputs 変数を決定する方法を用いる。しかしながら、不必要な変数を入力変数としてネットワークの内部に取り込むとネットワークの規模が不必要に大きくなり、学習計算量が増加したり、ネットワークの汎化能力が劣化するために、不必要な変数はできるだけ入力変数として用いないように、事前に十分に検討する必要がある。

<第2層における情報処理>

第2層における情報処理は、CMACにおいて入力ベクトル(S)から苔状線維(m)への情報処理に対応する。つまり、(2)式により入力変数とその非線形結合により、複数の入力ベクトル(S)を作成する。つぎに、作成した入力ベクトルごとに、(3)式によりその量子化を行う。(3)式の出力は、第3層において複数個組み合わせられて、顆粒細胞(A)への入力信号となる。このために、第2層のニューロンの個数は、第3層の顆粒細胞へ信号を伝達する苔状線維の起始細胞の個数に一致する。Fig. 2に、入力ベクトル(S)、苔状線維を表わす集合(m)、顆粒細胞を表わす集合(A)の関係を示す。図より、苔状線維を表わす集合(m_i)は入力ベクトル(S_i)を量子化することにより構成された($K \times r$)個の苔状線維の集合から構成される。図中の記号 n_i^j は苔状線維に付けた番号を表わす。また、記号 K^* は入力ベクトル(S)を量子化する場合の量子化間隔を表わしており、 $K^* = K \times \Delta S$ となる。 K は量

Fig. 2 Relationship between mossy fiber (m) and granule cell (A)

子化係数、 ΔS は量子化の最小間隔を示す。量子化係数 K の値を変化させることにより、苔状線維の集合(m)の個数が変化し、結果として第3層の顆粒細胞(A)の個数が変化する。このために、本研究で用いたニューラルネットワークでは、 K の値を変化させることにより、第2層と第3層のニューロンの個数を容易に変化させることができ、 K を構造パラメータとして用いることにより対象となるシステムの複雑さに適したニューラルネットワークの構造を自己選択することができる。構造の自己選択能力については後で詳しく述べる。また、Fig. 1とFig. 2の対応については、Fig. 1の第2層におけるニューロンは(2)式と(3)式の計算により、Fig. 2の入力ベクトル(S)から苔状線維(m)への情報処理を行っており、(3)式の出力信号(u^2_n)は苔状線維(m)からの出力信号を模擬している。

<第3層における情報処理>

第3層における情報処理は、CMACの苔状線維(m)から顆粒細胞(A)への情報処理に対応させる。つまり、(4)式により第2層のニューロンの出力を複数個組み合わせ、第3層のニューロンの入力とする。そして、(5)式により入力信号の強さがある閾値を超えた場合、出力信号を発生させる。第3層のニューロンの個数は顆粒細胞の個数に一致する。つまり、第2層のニューロンの出力の組合せ方法を定めることにより、第3層のニューロンの個数と結合荷重の初期値が決まる。ここで、第2層のニューロンの出力の組合せ方法としていろいろな方法が考えられるが、CMACにおいて相異なる2組の入力ベクトルを組み合わせるように、ニューラルネットワークの第2層のニューロンの出力を組み合わせると汎化能力が大きくなる。また、Fig. 1とFig. 2の対応については、

Fig. 1の第3層のニューロンは(4)式と(5)式の計算を行うことにより、Fig. 2の苔状線維(m)から顆粒細胞(A)への情報処理を行っており、(5)式の出力信号(u_{ij}^3)は顆粒細胞(A)からの出力信号を模擬している。

<第4層における情報処理>

第4層における情報処理は、CMACの顆粒細胞(A)からブルキンエ細胞(P)への情報処理に対応する。つまり、(6)式により第3層のニューロンの出力を複数個組み合わせ重み付き加算した後に出力する。第4層のニューロンの個数は出力変数の個数に一致する。

以上の処理により、本研究で用いたニューラルネットワークを構成して学習を行わせることができる。つぎに、このニューラルネットワークの構造の自己選択能力について述べる。

2.3 ネットワーク構造の自己選択能力

対象となるシステムの複雑さに適したニューラルネットワークの構造と規模を自己選択する場合、実際問題への応用を考慮してニューラルネットワークの学習に用いなかった新しいデータに対する適合性(汎化能力)を最も良くするように自己選択する必要がある。本研究で用いたニューラルネットワークでは、第2層の量子化係数(K)の値を徐々に増加させていき、 K が小さな値の学習計算時に得られた結合荷重値を、 K が大きな値の学習計算時の結合荷重値の初期値として用いることにより、より少ない計算量でネットワーク構造の自己選択ができるようにした。さらに、おのおのの K の値に対して学習に用いなかった新しいデータに対する予測誤差を評価規準として用いることにより汎化能力を評価し、この評価規準値を最小にするようにおのおのの K の値に対する学習を行った。このような処理を行うことにより過学習の状態になることを避けて汎化能力をより大きくすることができる。また、本研究で用いるニューラルネットワークでは、第2層における苔状線維の集合(m_i)の構成方

法の違いが、ニューラルネットワークの構造と汎化能力の大きさに影響を及ぼすために、つぎに苔状線維の集合(m_i)の構成方法について述べる。 m_i の構成方法としては、 ΔS (量子化の最小間隔)を固定にする場合の m_i の構成方法と、 ΔS を固定にしない場合の m_i の構成方法の2種類が考えられる。Fig. 3に ΔS を固定にする場合の m_i の構成方法を示す。また、Fig. 4に ΔS を固定にしない場合の m_i の構成方法を示す。 ΔS を固定にしない場合の m_i の構成方法では、 K の値を大きくしていくと ΔS が小さくなるので入力ベクトル(S)に対する分解能が増加し、入力ベクトル(S)の小さな信号を捕らえることができるようになる。しかしながら、入力ベクトル(S)の信号に対して、第2層と第3層のおおののニューロンが発火する間隔(量子化間隔 K^*)が変化しないために、 K の値が大きくなるとニューラルネットワークを構成するニューロンの個数が増加する。これに対して、 ΔS を固定にする場合の m_i の構成方法では、入力ベクトル(S)に対する分解能は変化しないが、 K の値を大きくすると、入力ベクトル(S)に対して第2層と第3層のおおののニューロンが発火する間隔(量子化間隔 K^*)が大きくなるために、ニューラルネットワークを構成するニューロンの個数を大幅に減少させることができる。このように両方の方法ともそれぞれ特徴をもっているが、ここでは、ニューラルネットワークの規模をなるべく小さくしたいので、Fig. 3の ΔS を固定にする場合の m_i の構成方法を用いて苔状線維の集合を作成する。ここで、 ΔS の値は対象となるシステムの性質に依存しているために、ヒューリスティクスに決定することにする。

[ネットワーク構造の自己選択能力]

< $K=2$ の場合の処理>

ネットワーク構造の自己選択は、量子化係数(K)を2から徐々に大きくしていく、少ない計算量で予測誤差を最も小さくするニューラルネットワークの構造を自己選

Fig. 3 Structure of mossy fiber (m) when ΔS is fixed

Fig. 4 Structure of mossy fiber (m) when ΔS is not fixed

択する。以下に、自己選択の処理を具体的に示す。

まず、使用できる入出力データをニューラルネットワークの結合荷重値の学習用データと、ニューラルネットワークの構造選択用データの2種類に分ける。つぎに、量子化係数を $K=2$ として、ニューラルネットワークを構成し、前述の第1層から第4層までの情報処理を行う。このときの苔状線維の集合 (m_i) の構成方法は、 ΔS を固定にして Fig. 3 のように行う。また、学習回数は、ニューラルネットワークの構造選択用の入出力データから計算した汎化能力の評価規準値 (たとえば、予測値の平均二乗誤差) を、一定の学習回数 (たとえば、1250 回) ごとに計算して、この評価規準値が増加するときの学習回数で $K=2$ に対する処理を停止する。

< K が3以上の場合の処理 >

$K=3$ では、 $K=2$ の場合に求めたニューラルネットワークの結合荷重値を初期値として用いて学習を行う。具体的には、まず、第2層における苔状線維の構成を変更し、 $n^3_i (i=1, 2, \dots, r)$ の苔状線維の集合を新しく構成する。そして、これらの苔状線維から信号を受ける第3層の顆粒細胞 (Fig. 2 の例では、 $A_{qi} (i=1, 2, \dots, r^2)$ の顆粒細胞) を新しく作成する。このとき、新しく作成した苔状線維 $n^3_i (i=1, 2, \dots, r)$ と最も量子化間隔が重複する苔状線維 $n^2_i (i=1, 2, \dots, r)$ に対して、この苔状線維 $n^2_i (i=1, 2, \dots, r)$ と顆粒細胞 $A_{pi} (i=1, 2, \dots, r^2)$ との結合荷重値 (具体的には、第3層と第4層の結合荷重値) を、新しく作成した苔状線維 $n^3_i (i=1, 2, \dots, r)$ と顆粒細胞 $A_{qi} (i=1, 2, \dots, r^2)$ との結合荷重値 (新しく追加した第3層と第4層のニューロンの結合荷重値) の初期値として用いる。そして、このようにして構成した $K=3$ の場合のニューラルネットワークの構造を用いて学習を行う。この場合も $K=2$ の場合と同様に、ニューラルネットワークの構造選択用入出力データから計算した汎化能力の評価規準値を一定の学習回数ごとに計算して、この評価規準値が増加するときの学習回数で $K=3$ に対する処理を停止する。ここで、 $K=3$ で得られた評価規準値の最小値が、 $K=2$ で得られた評価規準値の最小値よりも増加する場合には自己選択の処理を終了し、 $K=2$ で構成したニューラルネットワークを採用する。また、逆に評価規準値が減少する場合には、つぎの $K=4$ の場合の処理へ移る。 K の値が4以上の場合の処理では、 $K=3$ で行った処理と同様の処理を繰り返して適用する。ここでは、評価規準値を計算させながら設計パラメータ (量子化係数や学習回数) 値を徐々に増加させていき、この評価規準値が増加するときに学習処理を停止したり、また、ニューラルネットワーク構造の自己選択処理を停止している。これは、文献4)~7)などの同定結果から、理論的根拠は

与えられていないがこのときに評価規準値が最小値をとるものと思われ、さらにここでは小型コンピュータ (パソコン) を用いて学習が可能のように、学習に必要なとされる計算量をできるだけ少なくしたいので、計算の停止方法としてこのような方法を用いた。そのほかの計算停止方法としては、ある程度の大きさのパラメータ値 (たとえば、 K は30程度、学習回数は20000回程度) まで、無条件に学習計算を行い、その中で評価規準値が最小となる K の値や学習回数を採用するという方法も考えられる。しかしながら、この方法では計算量が非常に多くなるために高速の計算機が必要となる。Fig. 5 にネットワーク構造の自己選択手順をフローチャートで示す。

以上のネットワーク構造の自己選択の処理により、対象システムの複雑さに適したニューラルネットワークの構造と規模を自己選択することが可能になり、複雑な構造をした実システムの同定問題に対しても、実用的な予測精度をもつニューラルネットワークを構成することが期待できる。本研究では、ニューラルネットワークの実問題への応用として圧延モデル同定問題を取り上げ、本研究で用いたニューラルネットワークの実問題への有効性を具体的に検討する。

Fig. 5 Flow chart of the self-selection algorithm

3. 圧延モデル同定問題への応用

鉄・非鉄プロセスにおける圧延システムでは、コンピュータを用いた計算機制御システムが導入され高精度な圧延が実施されている。コンピュータによる圧延制御では、非常に短い時間にダイナミックに変化する圧延状態を正確に予測するために圧延理論に基づいた各種の物理モデルが用いられているが、圧延される被圧延材料の種類が非常に多く、また、個々の被圧延材料の材質にバラツキがあるために、これらの被圧延材料の違いにより圧延特性や操業方法などが微妙に異なり、物理モデルのみによって圧延状態を正確に予測することは難しい。このために実際のコンピュータによる圧延機の制御では、物理モデルの予測値に対して統計モデルを用いて補正を行ったり、先行材の圧延データの実績値から圧延時の誤差を検出してこの値をコンピュータに記憶させ、後続材の圧延機の設定値計算時に物理モデルによる予測値の補正を行うなどの操作を行い、高精度な圧延を実現している。

本研究では、ネットワーク構造の自己選択能力を備えたニューラルネットワークを用いて、圧延データを学習させる。ここでは、代表的な圧延モデルとして圧延荷重モデルを取り上げ、圧延理論によって作成された物理モデルのみでは十分に説明できない複雑な挙動を、ニューラルネットワークを用いて学習することにより同定する。そして、物理モデルによる予測値をニューラルネットワークを用いて補正することにより圧延荷重モデルの予測精度の向上を試みる。

3.1 ニューラルネットワークによる圧延モデルの同定

圧延荷重モデルは一般的につきのように表わされる。

$$P = F_1(H, h, b, \mu, \sigma_f, \sigma_b, T, V) + \epsilon \quad (7)$$

ここで、 P は圧延荷重 (ton)、 H は入側板厚 (mm)、 h は出側板厚 (mm)、 b は板幅 (mm)、 μ は摩擦係数、 σ_f は前方張力 (kg/mm²)、 σ_b は後方張力 (kg/mm²)、 T は材料温度 (°C)、 V はロール周速度 (m/min)を表わす。モデル式 (F_1) の構造としては、圧延理論の研究から物理モデルとして Karman の方程式や Orowan の方程式が導出されている。実際の圧延機の制御では、Orowan の式を簡略化した Sims の式⁹⁾などがよく用いられる。ここでは、これらの物理モデルを用いては十分に説明できない挙動 (ϵ) をニューラルネットワークを用いて同定し、物理モデル (F_1) を補正することを試みる。

まずはじめに、ニューラルネットワークの入力変数について検討する。ニューラルネットワークの入力変数としては、(7)式の物理モデルと同じく、 $H, h, b, \mu, \sigma_f, \sigma_b,$

T, V などの変数が考えられる。しかしながら、ニューラルネットワークを多くの変数を含む複雑な挙動をする実システムへ応用する場合、実システムの特徴をネットワークの内部に記憶させるためには多くのニューロンが必要となり、ネットワークの規模が大規模化する傾向がある。このために、ニューラルネットワークの入力変数の個数はできるだけ少なくすることが望ましい。ここでは、物理モデルの入力変数をそのまま用いることは避けて、これらの変数の代わりに物理モデルによる荷重推定値 ($\bar{P}$) をニューラルネットワークの入力変数として用いることにする。そのほかの入力変数としては、文献 10) に報告されている解析結果により、被圧延材料の違いを表わす定性的変数 (x) を入力変数として考慮する。これは、実際に行われている圧延では、操業方法や圧延特性などが、被圧延材料の種類によって異なるために、被圧延材料の種類の違いがモデルによる圧延荷重予測値に影響を及ぼすためである。ここでは、定性的入力変数 (x) として被圧延材料の種類を 1 から 5 にコード化した値 (1 から 5 の整数値) を用いる。また、文献 10) では、定性的入力変数 (x) とともに板幅 (b) とロール周速度 (V) が重要な働きをしていることが報告されている。このために、本研究においてもこれらの変数を入力変数として用いる。以上のことから、ニューラルネットワークの入力変数としては、 $\bar{P}, x, b, V$ の 4 変数とする。本研究において同定する圧延荷重モデルは、

$$P = F_1(H, h, b, \mu, \sigma_f, \sigma_b, T, V) + F_2(\bar{P}, x, b, V) + \epsilon' \quad (8)$$

のように表わされる。ここで、 F_1 は物理モデル、 F_2 はニューラルネットワークを用いて同定するモデル、 ϵ' はまったくランダムな挙動を表わす。ここで、本研究で使用するニューラルネットワークの入出力変数用のデータとして、1 本のコイルについて、 P, x, b, V の圧延実績値と、さらに物理モデルによる荷重推定値 ($\bar{P}$) の合計 5 種類のデータが求められている。そして、学習用に 25 本分のコイルのデータが、また、予測誤差の評価用に別の 25 本分のコイルのデータが準備されている。

本研究で使用するニューラルネットワークでは、第 2 層において入力変数の量子化操作を行う。圧延モデル同定で用いる入力変数はそれぞれ単位が異なるために、ここでは、入力データの前処理を以下のようにして行い、入力変数の無次元化と規準化を行う。

$$\bar{P}' = \frac{\bar{P}}{\bar{P}_{\max}} \quad (9)$$

$$x' = \frac{x}{5} \quad (10)$$

$$b' = \frac{b}{b_{\max}} \quad (11)$$

$$V' = \frac{V}{V_{\max}} \quad (12)$$

ここで、 $\bar{P}_{\max}$ は荷重推定値の最大値、 $b_{\max}$ は板幅最大値、 $V_{\max}$ はロール周速度最大値を表わす。入力データの预处理を行うことにより作成される新しい変数 $\bar{P}'$, x' , b' , V' は 0 から 1 までの値をとるために、量子化操作を容易に行うことができる。また、(2)式における入力変数の 2 次の項(非線形項)として、対象システムの知識に基づいて入力変数のいくつかの組合せを検討した結果、変数 $\bar{P}' \cdot V'$ を入力ベクトル (S) として考慮した場合に汎化能力が大きくなることがわかったので、本研究では変数 $\bar{P}' \cdot V'$ のみを非線形項として考慮することにする。また、同定に用いるパラメータとしては、 $\Delta S=0.1$, 学習係数=0.01 とする。

3.2 ニューラルネットワークによる同定結果

まず、同定結果の評価方法について述べる。ニューラルネットワークによって得られた同定結果の評価を行うために、学習に用いたデータに対する精度(同定精度)と、未学習の新しいデータに対する精度(予測精度)を次式によって評価する。

(同定精度)

学習に用いた 25 本分のコイルの入出力データを用いて求める。

$$J_1 = \frac{1}{25} \sum_{i=1}^{25} \frac{|\bar{P}_i - P_i|}{b_i} \quad (13)$$

ここで、 P_i は圧延荷重、 $\bar{P}_i$ は物理モデルとニューラルネットワークによる圧延荷重推定値、 b_i は板幅を表わす。

(予測精度)

学習に用いなかった新しい 25 本分のコイルの入出力データを用いて求める。

Fig. 6 Identification error for various quantization coefficients (K)

$$J_2 = \frac{1}{25} \sum_{i=26}^{50} \frac{|\bar{P}_i - P_i|}{b_i} \quad (14)$$

ここで、 P_i は圧延荷重、 $\bar{P}_i$ は物理モデルとニューラルネットワークによる圧延荷重予測値、 b_i は板幅を表わす。

以下に同定結果を示す。まず、量子化係数 (K) の値が 2 から 14 まで徐々に増加したときの同定精度 (J_1) の変化を Fig. 6 に、また予測精度 (J_2) の変化を Fig. 7 に示す。Fig. 6 より、量子化係数 (K) の値が大きくなると J_1 は徐々に増加することがわかる。つぎに、Fig. 7 より J_2 は $K=9$ のときに最小になることがわかる。このときの最小値は $J_2=0.0207$ (ton/mm) となった。ここでは、 J_2 の値が $K=9$ で最小になることを確認するために、評価規準値が増加するところ ($K=10$) で計算を停止せずに、 $K=14$ まで計算を続けて J_2 の変化を調べた。Table 1 に、ニューラルネットワークの各層におけるニューロンの個数を示す。ここで、Table 1 の第 1 層および第 2 層におけるニューロンの個数には、Fig. 1 における θ_0 と θ_1 を入力とするニューロンを含めている。また、各層におけるニューロンの個数は以下になる。

<第 1 層におけるニューロンの個数>

(入力変数の個数) + 1

<第 2 層におけるニューロンの個数>

(入力ベクトルの 1 変数当たりの分割数 (r)) $\times$ (量子化係数 (K)) $\times$ (入力ベクトルを構成する変数の個数) + 1

<第 3 層におけるニューロンの個数>

(入力ベクトルの 1 変数当たりの分割数 (r))² $\times$ (量子化

Fig. 7 Prediction error for various quantization coefficients (K)

Table 1 Number of neurons in each layer

Layer	K=2	K=4	K=6	K=8	K=10
1	5	5	5	5	5
2	61	81	91	81	86
3	720	640	540	320	310
4	1	1	1	1	1

係数(K) $\times$ (入力ベクトルの相異なる2変数の組合せ数)

<第4層におけるニューロンの個数>

(出力変数の個数)

たとえば, $K=2$ の場合には,

<第1層におけるニューロンの個数>

$$4+1=5 \text{ 個}$$

<第2層におけるニューロンの個数>

$$6 \times 2 \times 5 + 1 = 61 \text{ 個}$$

<第3層におけるニューロンの個数>

$$6^2 \times 2 \times 5 C_2 = 720 \text{ 個}$$

<第4層におけるニューロンの個数>

$$1 \text{ 個}$$

となった。ここで、入力ベクトル(S)は $\hat{P}', x', b', V', \hat{P} \cdot V'$ の5個の変数から構成される。また、入力ベクトルの1変数当たりの分割数(r)は、Fig. 2で示した記号 r を示す。表より、量子化係数(K)の値が大きくなると、ニューラルネットワークの中に含まれるニューロンの個数が減少することがわかる。以上の同定結果をまとめると、まず J_1 に関しては、 K の値が小さいときには、ニューラルネットワークに含まれるニューロンの個数が増加するために学習に用いたデータに対するあてはまりが悪くなり、逆に K の値が大きくなると、ニューラルネットワークに含まれるニューロンの個数が減少するために、学習に用いたデータに対するあてはまりが悪くなったものと思われる。また、 J_2 については、ニューラルネットワークに含まれるニューロンの個数が適切な個数になったときに最小値になったものと思われる。 J_2 がある K の値に対して、最小値をとる理由としてはつぎのことが考えられる。まず、ニューロンの個数が多くなりすぎてニューラルネットワークの構造が必要以上に複雑

化されると、学習に用いたデータに対して、過度にあてはまってオーバーフィットの状態になり、学習に用いなかった新しいデータへの適合性(汎化能力)が小さくなることにより良い予測精度が得られなくなる。また、逆にニューロンの個数が少なすぎてニューラルネットワークの構造が十分な複雑さをもっていない場合には、対象システムの特徴を十分に同定できないために、学習に用いたデータに対して十分なあてはまりができず、また、学習に用いなかった新しいデータへの適合性(汎化能力)も十分でないことにより良い予測精度が得られなかったものと思われる。

以上の同定結果により、量子化係数(K)の最適値として $K=9$ が求まった。また、このときの精度は、 $J_1=0.0112$ (ton/mm), $J_2=0.0207$ (ton/mm) となった。ここで、物理モデルとニューラルネットワークを組み合わせた物理・ニューラルネットワーク混合モデルにより得られた予測値を示す。Fig. 8は学習に用いたデータに対する推定値を、Fig. 9は学習に用いなかった新しいデータに対する予測値をそれぞれ示す。物理モデルのみを用いた場合に比べて、大幅に精度が改善されていることがわかる。

3.3 従来から用いられてきた GMDH 手法による同定結果¹⁰⁾

物理モデルと統計的非線形システム同定手法(GMDH手法)を組み合わせ、物理・統計混合モデルを用いた圧延モデル同定方法が提案されている¹⁰⁾。ここでは、この物理・統計混合モデルによって得られた同定結果と3.2節で述べた物理・ニューラルネットワーク混合モデルによって得られた同定結果との比較を行う。なお、物理・統計混合モデルは文献10)に詳しく報告されているので、ここでは文献10)から同定結果を引用する。

Fig. 8 Estimated values by the physical-neural network combined model

Fig. 9 Predicted values by the physical-neural network combined model

[数量化入力変数を用いる GMDH による同定結果]

文献 10) より, 定性的入力変数を取り扱うことができるようにアルゴリズムに改良を加えた数量化入力変数を用いる GMDH による同定結果を示す. この GMDH では, 入力層において定性的入力変数の数量化処理を行い数量化入力変数を作成している. このために, GMDH の入力変数としては, 定量的入力変数として, $H, h, b, \mu, \sigma_f, \sigma_b, T, V$ の 8 変数を, また, 定性的入力変数として, 5 種類の被圧延材料に対するダミー変数 ($x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14}, x_{15}$) の 2 種類の入力変数を用いている. 文献 10) の GMDH を用いた同定では, ニューラルネットワークの場合と同様に (8) 式の F_2 に相当する部分の同定を行っている. ただし, GMDH とニューラルネットワークでは F_2 の部分の入力変数が異なっている.

(同定されたモデル式)

第 4 層を通過してつぎのモデル式が得られた.

$$F_2 = -8.040 + 0.0000355bVx_1 - 1.483x_1 \quad (15a)$$

$$x_1 = 21.2 - 76.6x_{12} - 157.4x_{13} - 56.6x_{14} - 4.2x_{15} \quad (15b)$$

ここで, x_1 は 5 種類の被圧延材料に対するダミー変数から構成された数量化入力変数を表す.

(同定精度)

モデルの同定に用いた 25 本分のコイルのデータに対する同定精度を示す. 同定精度は (13) 式により評価する.

$$J_1 = 0.015 \text{ ton/mm}$$

となった.

(予測精度)

モデルの同定に用いなかった 25 本分のコイルのデータに対する予測精度を示す. 予測精度は (14) 式により評価する.

$$J_2 = 0.026 \text{ ton/mm}$$

となった.

数量化入力変数を用いる GMDH では, モデル式の中に定性的入力変数を取り込むことができるために, 同定されたモデル (15) 式の構造は大幅に簡素化されている.

3.4 同定結果のまとめ

ニューラルネットワークと数量化入力変数を用いる改良形 GMDH によって得られた同定結果を以下にまとめる. なお, Table 2 にこれらの手法により得られた精度をまとめて示す.

(1) ニューラルネットワークの同定結果より, ニューラルネットワークでは構造パラメータ (量子化係数 K) をどのような値に設定するのかにより得られる精度は大きく変化する. 学習に用いたデータに対する精度 (同定精度 J_1) は, ネットワークの規模を大きくしてネットワークの構造をより複雑にすると良くなる. これに対

Table 2 Accuracy of the prediction models

Type of model	J_1 (ton/mm)	J_2 (ton/mm)
Neural Network	0.011	0.021
GMDH	0.015	0.026

して, 学習に用いなかった新しいデータに対する精度 (予測精度 J_2) は, 適切なネットワーク規模のときに最小値をとる. このために, ニューラルネットワークの実際問題への応用を考えた場合, 汎化能力を最も大きくするニューラルネットワーク, つまり予測精度を最も良くするニューラルネットワークを構成することが重要であるために, 予測精度を用いたニューラルネットワーク構造の自己選択能力が非常に重要であることがわかる. 本研究では, 圧延モデル同定に適したネットワーク構造を予測精度 (J_2) を評価基準として用いて自己選択することにより, 実用的な精度を得ることができた.

(2) ニューラルネットワークと数量化入力変数を用いる改良形 GMDH との比較では, ニューラルネットワークの同定精度 (J_1) と予測精度 (J_2) は GMDH の精度と比較して大幅に改善された. これにより, 精度に関してはニューラルネットワークのほうが数量化入力変数を用いる改良形 GMDH よりもすぐれているといえる.

4. あとがき

本研究では, 対象分野に適したニューラルネットワークの構造を自己選択する能力を備えたニューラルネットワークについて述べ, 実際問題への応用として圧延モデル同定問題へ応用した. 圧延モデルの同定では, 圧延理論から導かれた物理モデルと, ネットワーク構造の自己選択能力を備えたニューラルネットワークを用いて, 物理・ニューラルネットワーク混合モデルを作成した. そして, 物理モデルと統計的非線形システム同定手法である GMDH 手法を用いた, 物理・統計混合モデルにより得られた同定結果との比較を行った. その結果, 同定精度および予測精度の両方の精度に対して, 物理・ニューラルネットワーク混合モデルのほうが, 物理・統計混合モデルよりもすぐれていることがわかった. これにより, 従来手法と比較してすぐれており, しかも, 実用的な予測精度が得られていることが確かめられた. さらに, ニューラルネットワークは, 圧延ラインから得られる圧延データ (実績値) をオンライン状態で学習することができ, 刻々と変化する圧延状態に適応する能力にすぐれており, 実用面でも GMDH と比較してすぐれているように思われる.

以上の結果により, 本研究で用いたニューラルネットワークの実際問題 (圧延モデル同定問題) への有効性が

確認できた。

参考文献

- 1) 甘利, 後藤(編): 人工ニューラルシステム, bit 臨時増刊号, 共立出版, 21-11(1989)
- 2) 杉江, ほか(編): ニューロコンピュータ, partII, コンピュートロール, コロナ社, 29(1990)
- 3) 松岡, ほか: ニューロコンピューティング, 朝倉書店(1992)
- 4) 近藤: 複雑な構造をした非線形システムの同定を目的としたニューラルネットワーク, システム制御情報学会論文誌, 4-7, 259/266(1991)
- 5) 近藤: 非線形システムの同定を目的としたニューラルネットワークによる加熱炉ヒートパターンの同定, システム制御情報学会論文誌, 6-5, 223/232(1993)
- 6) 近藤: ニューラルネットワークを用いた大気汚染濃度の短期予測, 計測自動制御学会論文集, 29-6, 710/718(1993)
- 7) 近藤: ニューラルネットワークを用いた広域大気汚染濃度パターンの同定, システム制御情報学会論文誌, 7-2, 59/67(1994)
- 8) J. S. Albus(小杉, ほか(訳)): ロボティクス, 啓学出版(1984)
- 9) 日本鉄鋼協会圧延理論部会(編): 板圧延の理論と実際, 日本鉄鋼協会特別報告書, 36(1984)

- 10) 近藤, 江連, 安部: 数量化入力変数を用いる改良形GMDHとその圧延モデル同定への応用, 計測自動制御学会論文集, 20-11, 986/992(1984)

[著者紹介]

近藤 正(正会員)

1974年徳島大学工学部精密機械工学科卒業, 79年大阪大学大学院工学研究科博士課程後期課程修了。同年(株)東芝入社, 88年徳島大学医療技術短期大学部助教授, 現在に至る。システム同定, エキスパートシステム, ニューラルネットワーク, 医療情報システム, 医用画像認識の研究などに従事(工学博士)。システム制御情報学会, 電子情報通信学会, 日本機械学会, 日本医療情報学会, 日本医用画像工学会, 医用画像情報学会, コンピュータ支援画像診断学会などの会員。