

ニューロ・ファジィ応用圧延機形状制御システム

Fuzzy Control Algorithm and Neural Networks for Shape Control of a Cold Rolling Process

圧延機には種々の制御が適用されているが、形状制御のように制御モデルの作成が困難な場合など、従来のモデルを基準とした制御理論が適用できない分野でも、熟練オペレーターの操作方法を生かした制御の要求が出てきている。

今回、熟練オペレーターの手動操作方法を分析し、ニューラルネットのパターン分類能力と定性的な知識を扱えるファジィ推論とを組み合わせ、ニューロ・ファジィ制御方式を開発した。本方式をセンヂミア圧延機の形状制御に適用することを検討し、シミュレーションによって安定かつ良好に動作することを確認した。

服部 哲* Satoshi Hattori
中島正明* Masaaki Nakajima
片山恭紀** Yasunori Katayama
諸岡泰男*** Yasuo Morooka

1 はじめに

冷間圧延で被圧延材の板形状を良くすることは、製品品質の向上だけでなく、生産効率の向上という観点からも重要となっている。そのため、種々の形状制御方法が研究開発されてきた。ところが、被圧延材の形状は多入力・多出力の非線形現象であるため制御モデルを作成するのは困難である。また、作成した制御モデルも実験によって求めるパラメータが多かったり、圧延状態が変化すると実際の動特性と合致しなくなったりして不正確なものであった。そのため、制御モデルを必要とする古典制御理論や、多変数制御理論によって構成した従来の制御方法を用いたのでは十分な制御精度を得ることができなかった。

制御技術の変遷を図1に示す。近年、知識処理の発展に伴い、人間の持つ定性的かつあいまいな知識を用いて制御を行う方法として、ファジィ理論が実用化されてきた。これを用いると、制御モデルをオペレーターの定性的な知識を基にした制御ルールで置き換えることにより、オペレーターの感覚に合致した制御を行うことができる。クーラントを用いた形状制御では、ファジィ制御を適用して顕著な効果を上げることができた¹⁾。この制御は、被圧延材の局部形状不良の除去を目的としている。アクチュエータであるクーラントノズルは形状検出器の検出分解能とほぼ同間隔で取り付けられており、アクチュエータ周辺の形状検出器の出力を用いてフィードバック制御している。すなわち、局部的な形状の状態だけを考慮している。

ところが、センヂミア圧延機は全体形状の制御手段である

第1中間ロールシフト、AS-Uロールを持ち、その動作を考えると、局部的な形状状態だけでなく全体的な形状パターンを考慮する必要がある。つまり、一部分の形状だけに注目して制御したのでは、他の部分の形状を悪化させることになるので、板幅方向全体について形状を認識して制御を行う必要がある。このため、従来は形状検出器の出力を多次関数で近似して制御出力を決めていたが、この方法には、オペレーターの認識と合致しないという問題点があった。このため、センヂミア圧延機の板形状はオペレーターが手動操作により制御していた。

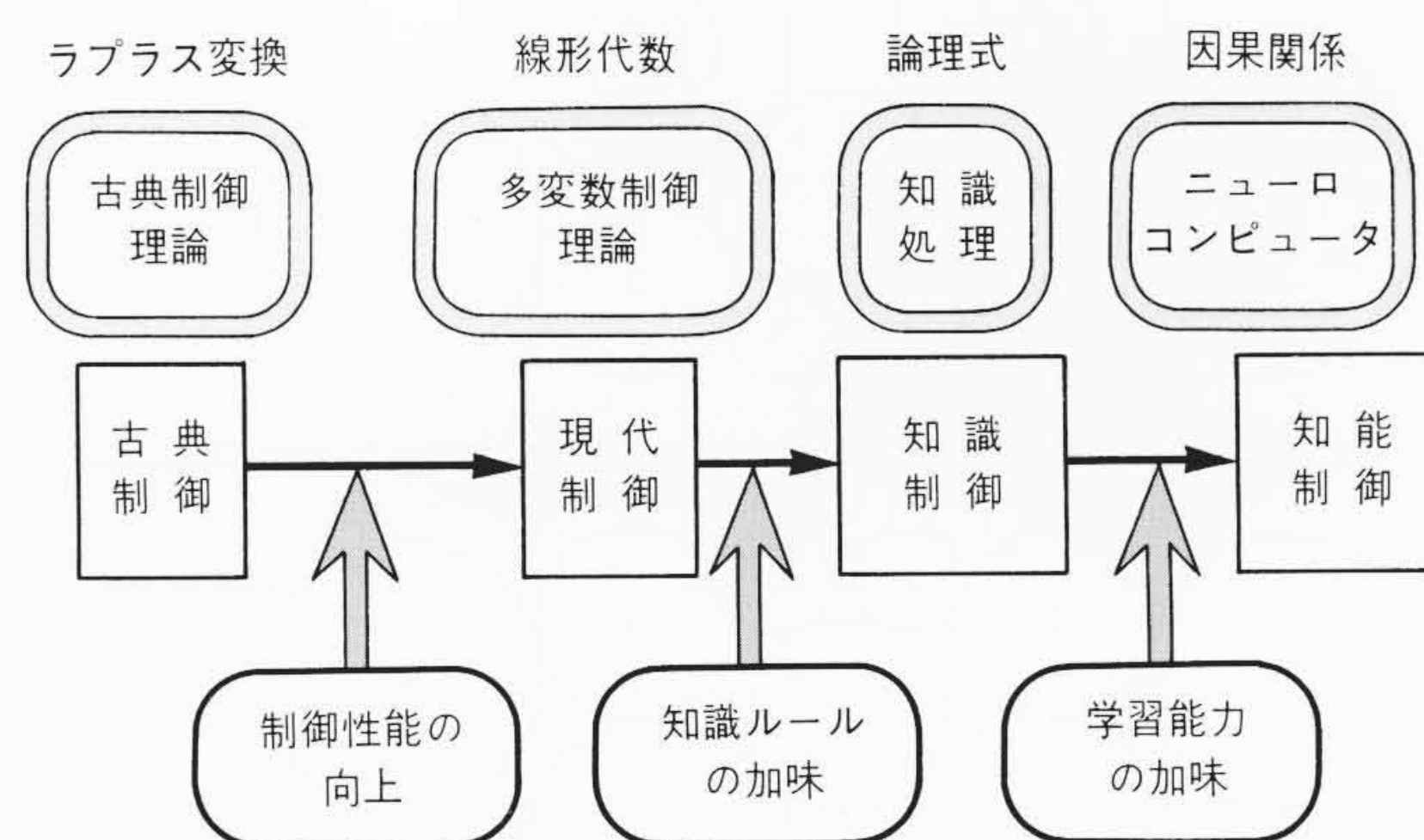


図1 制御技術の変遷 制御対象をモデル化し数学的に扱う古典制御、現代制御に、知識ルール、学習能力を加味し、熟練オペレーターの知識を扱えるようにした知識制御、知能制御へと制御技術は進歩してきている。

* 日立製作所 大みか工場 ** 日立製作所 日立研究所 *** 日立製作所 日立研究所 工学博士

最近、注目を集めているニューラルネットは、パターン認識、分類、内挿、類推などの能力に優れているので、全体形状のパターン認識に最適と考えられる。また、ファジィ理論は、オペレーターの経験則を制御系に組み込むのに適している。そこで、ニューラルネットで板形状のパターン認識を行い、ファジィ制御で認識した形状パターンに対応した制御を行うニューロ・ファジィ制御方式の開発に着手した。このような構成にすることにより、オペレーターの認識と合致した制御を行うことができる。

本稿では、今回開発したニューロ・ファジィ制御方式を適用したセンヂミア圧延機の形状制御について説明する。

2 圧延機形状制御

圧延は、図2に示すように複数のロールから構成される圧

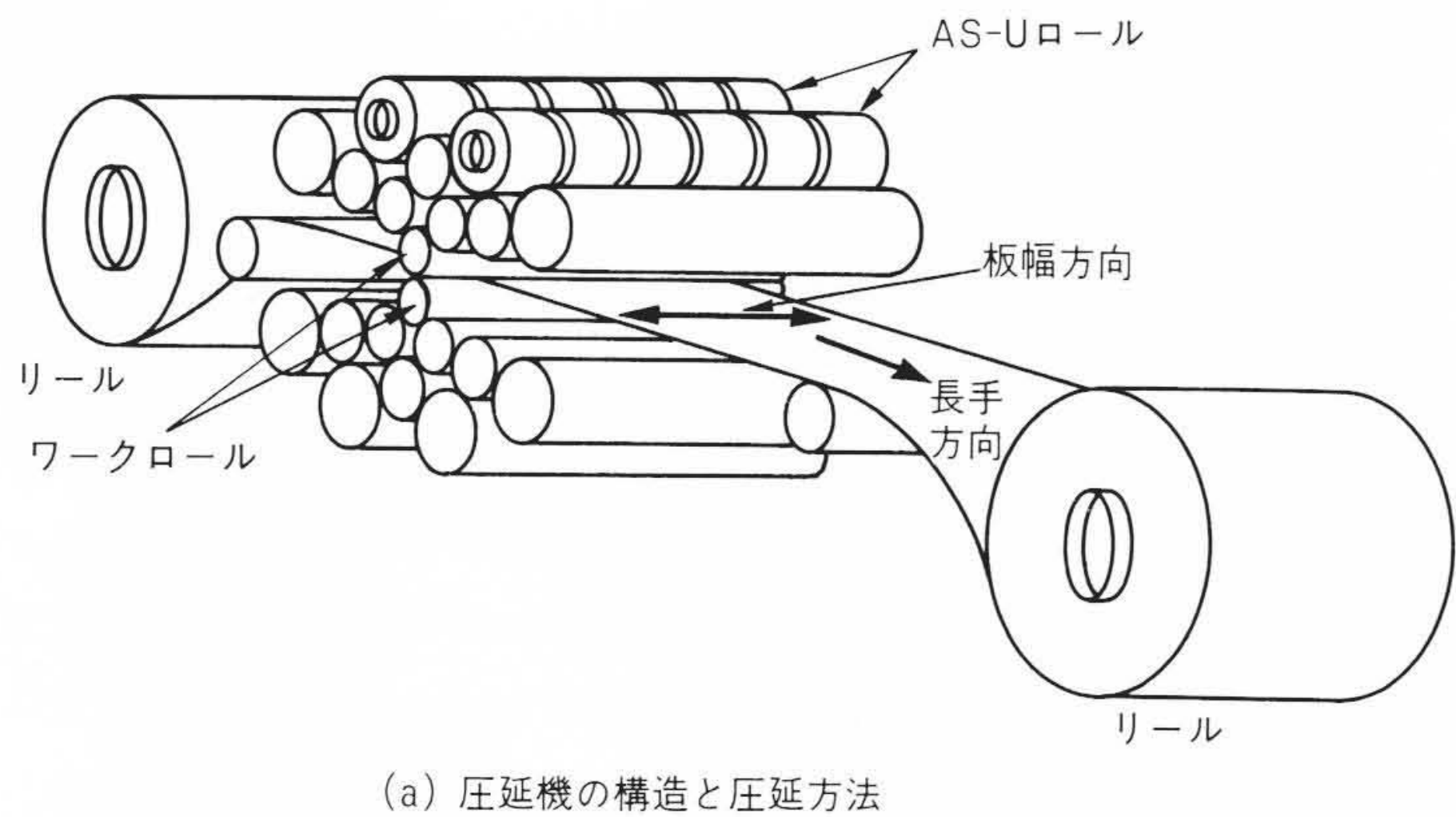
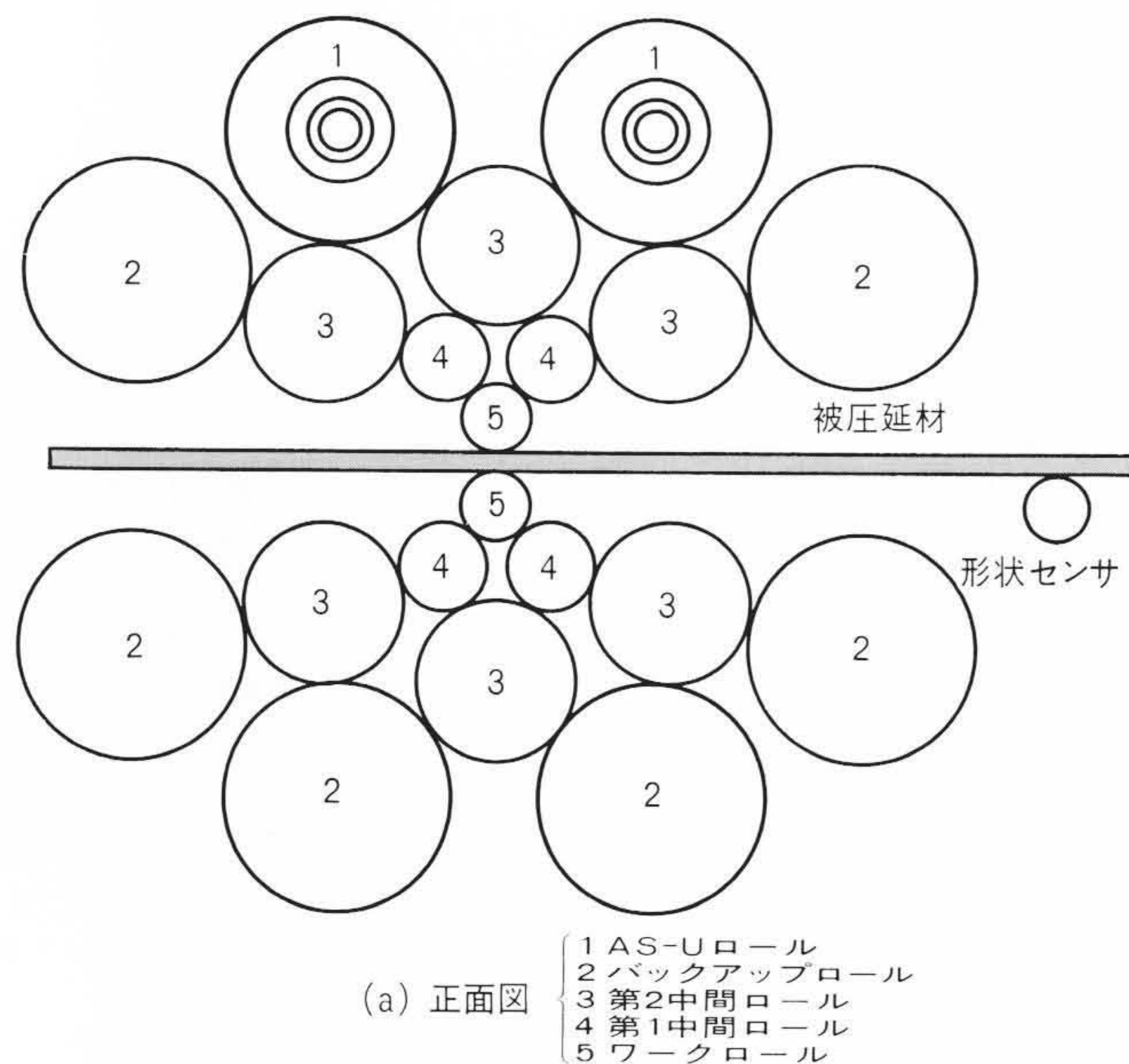
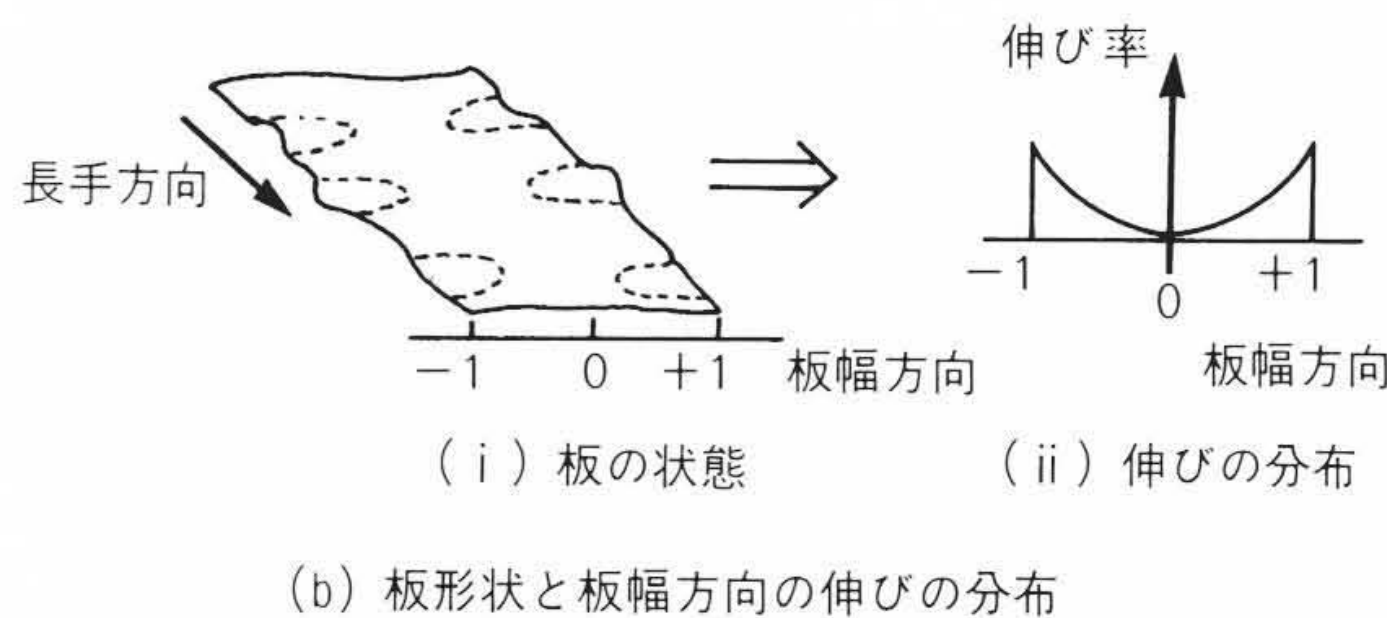


図2 圧延機の構造と圧延方法 圧延は、複数のロールから構成される圧延機のワークロール間に、被圧延材を通すことによって行われる。



延機のワークロール間に、被圧延材を通すことによって行われる。被圧延材は、ロールにかけられる圧延圧力によって圧延されて伸びるが、この伸びが板幅方向で一様でないと被圧延材に波打ちが発生する。この波打ちを、被圧延材の形状と呼び、板幅方向の伸びの分布を用いて表す。形状が悪化する(波打ちが大きくなる。)と板の蛇行などが発生し、板破断の原因となる。板幅方向の被圧延材の伸びを一定にして波打ちを抑え、平たんな形状を得るために形状制御を行う。被圧延材には、ワークロール表面の形が転写されるため、ワークロール表面の形を、機械的(ロールシフト、AS-Uロールなど)または熱的(クーラントなど)に変形させれば板形状を変化させることができる。

センヂミア圧延機の構造概要を図3に示す。センヂミア圧延機は、小径ワークロールを用いてステンレスなどの高硬度



(b) 板形状と板幅方向の伸びの分布

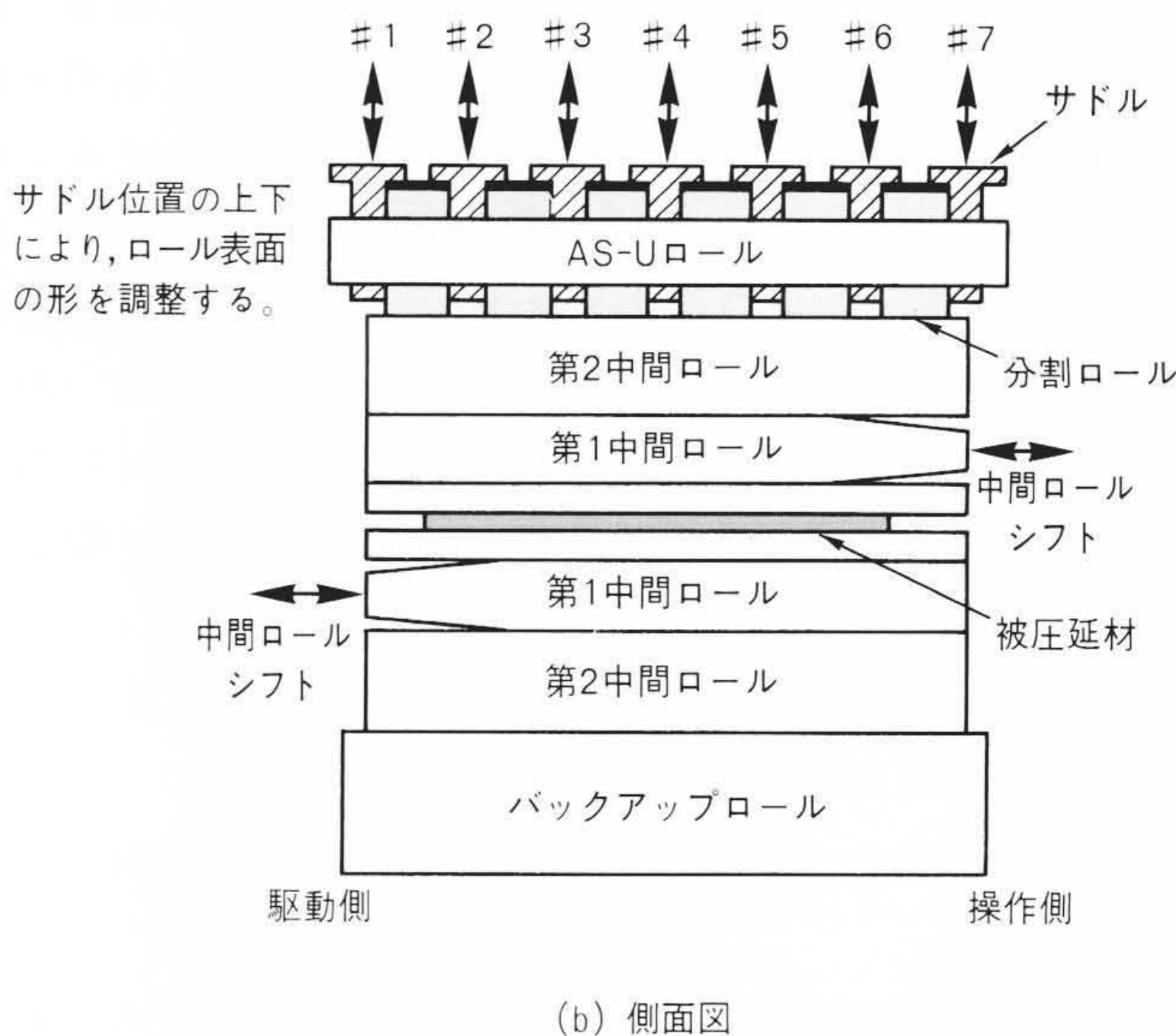


図3 センヂミア圧延機の構造概要 センヂミア圧延機は計20本のロールから構成される。バックアップロールのうち上の2本はAS-Uロールで、ロール表面の形を変化させることができる。第1中間ロールは両端にテーパが切っており、板幅方向にシフトすることによって板端部の形状を修正できる。

材を極薄に圧延するための圧延機であり、形状制御のアクチュエータとしてAS-Uロール、第1中間ロールシフトがある。第1中間ロールは、ロールの片側のエッジ部分にテーパが切っており、軸方向にシフトすることによって被圧延材のエッジ部分の形状に顕著な影響を与える。AS-Uロールは、ロールの軸に直接取り付けられた7個のサドルと、ベアリングを介して取り付けられた6個の分割ロールによって構成されている。圧延機上部に取り付けられた2本のAS-Uロールは、油圧駆動されるサドルによってロール軸を変形させることができ、ロール表面の形の調整が可能である。

AS-Uロールおよび第1中間ロールを操作することによって板形状がどのように変化するかの概略を図4に示す。同図(a)は、ワークロールが曲がっているためロール間隔が広くなり、板端部で伸びが小さくなっている場合である。この場合、第1中間ロールを外側にシフトして、ロールの曲がりを抑えれば板端部の伸びが大きくなり、板幅方向の伸びの分布がなくなるため板形状を一定にできる。同図(b)のような場合は、AS-Uロールのサドルの位置を調整して、ロールクラウンを調整す

れば板形状を一定にできる。

センデミア圧延機は、図3に示すように上下合わせて20本のロールから成る圧延機である。AS-Uロールのクラウン変化は、第1、第2の各中間ロールを通してワークロールを変形させ、その結果、被圧延材の形状が変化する。このため、制御モデルを作成するのは非常に難しく、形状は熟練オペレーターが手動操作で制御していた。そこで、熟練オペレーターの手動操作と同様に板形状をパターンとして認識し、認識結果に応じて適切な制御を行う方法が強く望まれていた。

3 ニューロ・ファジィ制御方式

ニューロ・ファジィ制御方法の開発の背景を図5に示す。圧延機には従来種々の制御が適用され成果をあげているが、制御モデルの作成が困難な部分については熟練オペレーターの手動操作に頼っているのが現状である。この手動操作を自動化できれば操業効率を向上できる。また一応、制御は行われているが、作成された制御モデルが複雑すぎて調整しきれず、制御が良好に動作しない場合があるという問題もある。

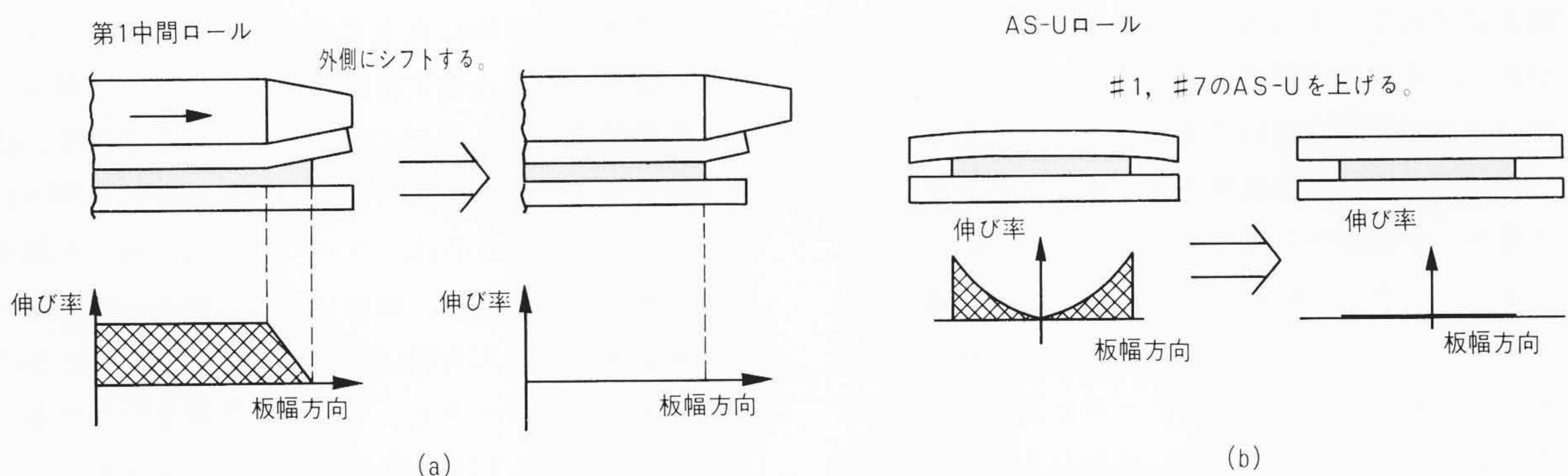


図4 センデミア圧延機の形状操作法 第1中間ロールをシフトすることにより、板端部の形状を操作できる。AS-Uロールは、サドルの位置を変化させることにより、ロール表面の形を変形させ形状を操作できる。

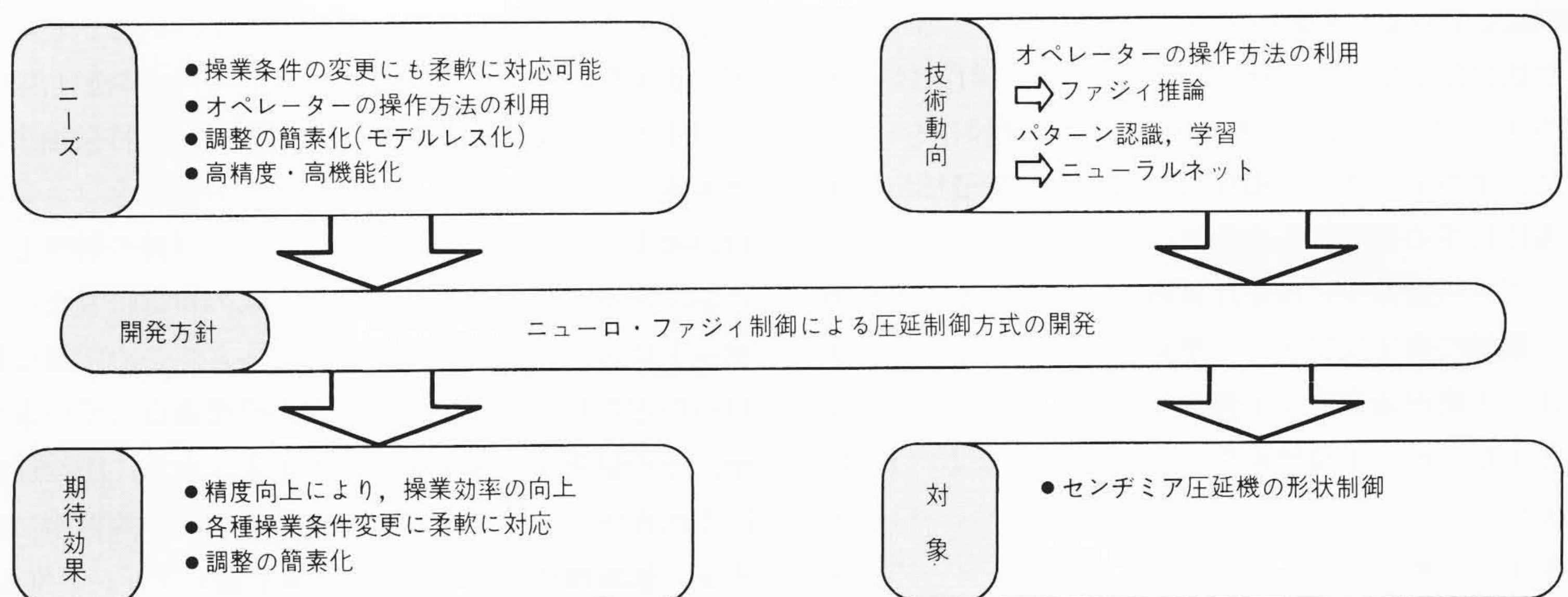


図5 ニューロ・ファジィ制御方式開発の背景 オペレーターの操作方法を利用でき、調整の簡単なシステムの要求にこたえて開発したのがニューロ・ファジィ制御方式である。

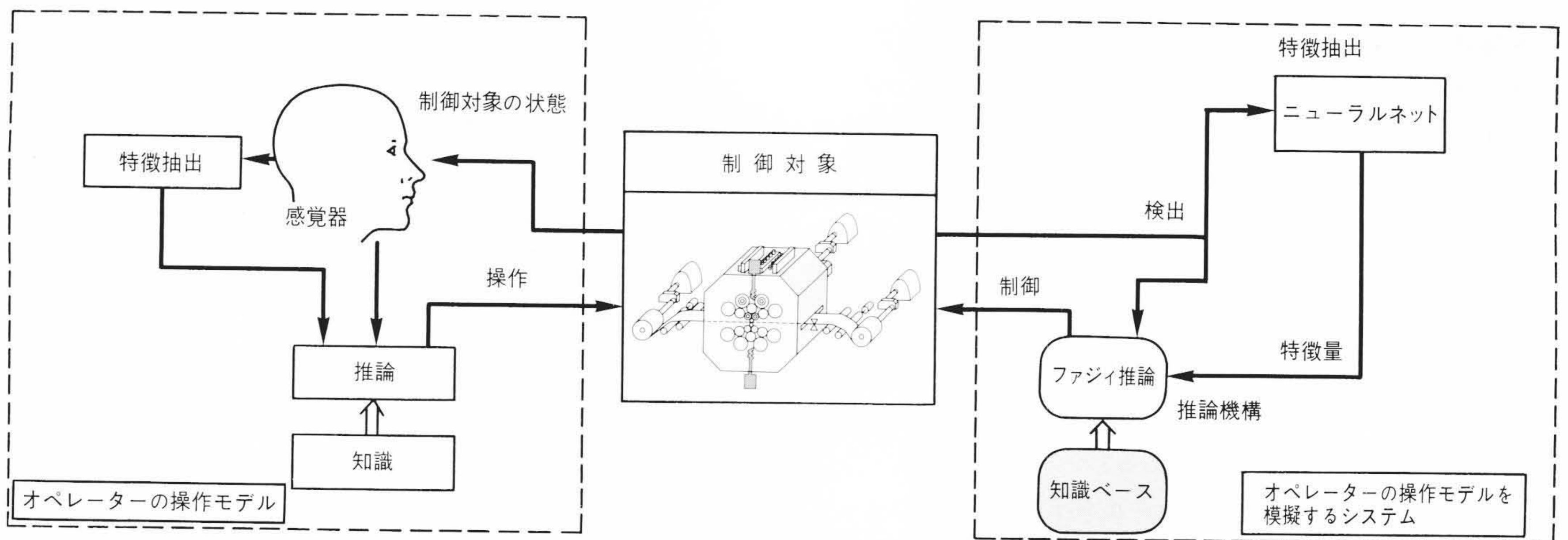


図6 オペレーターの操作モデルと操作モデルを模擬するシステム オペレーターの動作は、制御対象の特徴抽出と経験から得た知識を用いての推論との2段階に分けられる。特徴抽出にニューラルネットを、推論にファジィ推論を用いることによってオペレーターの操作を模擬することができる。

以上のような理由から、鉄鋼メーカーからは熟練オペレーターの操作方法を利用でき、調整の容易な圧延制御システムを求める声がでてきている。

それらの要求にこたえるため開発したのが、ニューロ・ファジィ制御方式である。本方式は、熟練オペレーターの手動操作法を分析し、それを模擬するような構成をニューラルネットおよびファジィ推論を用いて実現したものである。

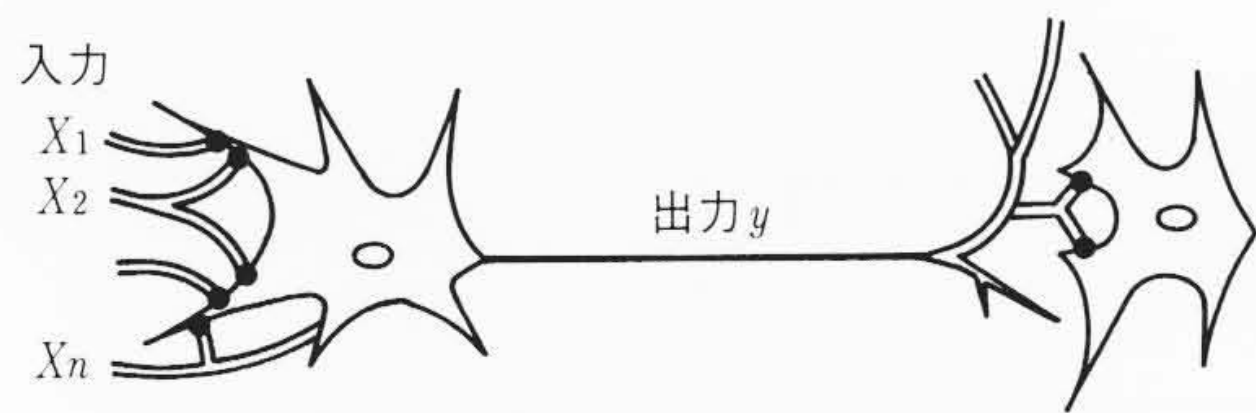
圧延中、オペレーターは形状検出器で検出された形状を見て、不良の場合、手動操作を行って不良を除去しようとする。このときのオペレーターの動作をモデル化すると図6のようになる。オペレーターは、制御対象である被圧延材の形状を感覚器である目を通して全体形状パターンとして認識する。このときオペレーターの頭の中では、目から入力された多量のデータを処理して特徴を抽出し、情報を圧縮するとともに、過去にあったパターンのどれに類似しているかを判断している。パターンの分類ができると、オペレーターは過去の経験や教育から得られた知識を基に、「今の形状は過去の形状パターンAと類似している。形状パターンAが出たとき、操作Bを行ったら形状が良くなった。それならば、今回、操作Bを行えばよいだろう。」というような推論を行って手動操作を行う。このように、オペレーターの動作は制御対象の特徴抽出と抽出結果を基にした推論の2段階に分けられる。

オペレーターの動作モデルを計算機上で模擬することを考える場合、推論の部分はファジィ推論を用いればよい。ファジィ推論は、人間が通常行う定性的な知識による推論を計算機上で実行するための手段であり、「もし偏差が大きければ、操作量を大きくする。」などの「If(前件部) then(後件部)」形のルールを用いて推論する。そのため、オペレーターの経験的な知識をそのまま用いることができる。制御対象の特徴抽出については、近年、注目されてきているニューラルネット

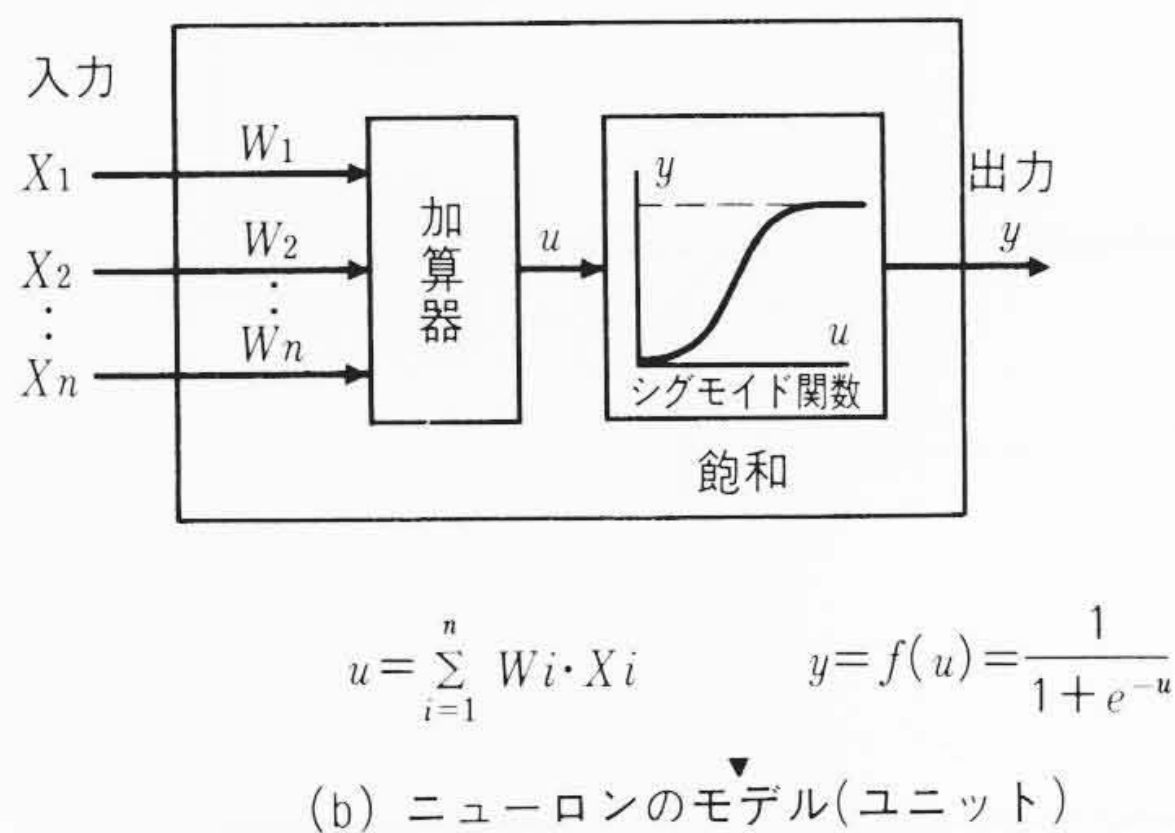
を用いることにした。

ニューラルネットは生物の脳を抽象化したものであり、図7に示すような構造になっている。脳は、多数のニューロンと呼ばれる神経細胞がシナプス結合で密に結合したものであり、結合の状態を可塑的に変化できる特徴がある。ニューロンは同図のようにモデル化できる(これをユニットと呼ぶ。)が、これを多数結合したものがニューラルネットであり、結合のさせ方によってHopfield形²⁾、Rumelhart形³⁾に大別される。今回用いたRumelhart形は、ユニットを入力層、中間層、出力層の3層に分けて配置、結合し、入力層から出力層へ信号が一方向に流れる。入力層に特定の入力を加えたときの望ましい出力を、教師データとして与えて学習を行わせる。学習のアルゴリズムとしては誤差逆伝搬法³⁾が用いられ、ユニットへの入力の重み係数 W_i を変化させる。入力と出力の関係を教師データとして与えておけば、学習によって結合の状態を可塑的に変化させ、教師データとして与えた入力だけでなく未知の入力に対しても汎(はん)化能力によって正しい出力を得ることができるようになる。したがって、あらかじめ特徴的なデータを学習させておけば、入力データの特徴抽出ができる。

以上から、図6に示すように制御対象の特徴抽出をニューラルネットで、抽出結果を基にした推論をファジィ推論で行わせることによってオペレーターと同様の動作をさせることができる。制御対象である板形状の検出信号をニューラルネットに入力し、特徴抽出させてあらかじめ学習し記憶しておいたどの形状パターンに、どの程度適合しているか認識させ、その結果を推論機構に入力する。また、圧延速度のようにそれ自体が単独で意味を持つ信号は、推論機構に直接入力する。推論機構ではそれらの情報を基にファジィ推論を行い、制御出力を決定する。ニューラルネットに記憶させておく形状パターンとしては、オペレーターが経験的に認識している



(a) ニューロン(神経細胞)



(b) ニューロンのモデル(ユニット)

ニューラルネットの構造と特長

項目	Hopfield形	Rumelhart形
利用目的	組み合わせ最適化	分類・分析・補間
ネットワーク構成		
入出力関係	入力と出力は一体	入出力層の区別あり
個別のニューロン	内部状態あり	内部状態なし
ネットワーク動作	動的	静的
動作原理	自律的動作 (エネルギー極小化)	出力は入力の写像
学習	エネルギー極小となるように学習	模範解答を与え望ましい出力になるように学習

図7 ニューラルネットの概要 ニューラルネットは、ニューロン(脳細胞)をモデル化したユニットを多数結合したもので、結合の重み W_i を変化させることによって学習する。

特徴的なものを用いる。

本制御方式の基本は、ファジィ推論である。ファジィ推論で用いる推論ルールは、前件部と後件部とで構成される。形状制御の場合、前件部が形状パターン、後件部が制御の操作指令となる。実形状が、あらかじめ記憶しておいた特徴的な形状パターンに適合している度合いを求めて前件部として用いるために、ニューラルネットのパターン分類能力を用いている。ニューラルネットを用いた場合、オペレーターの理解できる形状パターンそのものを特別な数式処理をせずに扱うことができるため、数式処理に関する特別な知識を持たなくても推論ルールを入れ込むことができる特徴があり、調整が容易になる。また、オペレーターの知識を用いて制御するため、オペレーターの認識と制御の動作が合致しないという問題も解決できる。

4 ニューロ・ファジィ応用圧延機形状制御

4.1 センデミア圧延機用形状制御システムの構成

センデミア圧延機に対するオペレーターの操作方法の具体例を図8に示す。オペレーターは同図に示したような8個の形状パターンを特徴的なパターンとして記憶しており、おのこのパターンに対する手動操作の方法を知識として持っているとする。オペレーターは板形状のフィードバック信号を見て、今の板形状が記憶している特徴的な形状パターンのどれに合致するかを判断する。同図の場合は、形状パターン①と⑤の合成で、①である度合いが大きく、⑤である度合いが小さい、と判定する。次に、特徴的なパターンに対する手動

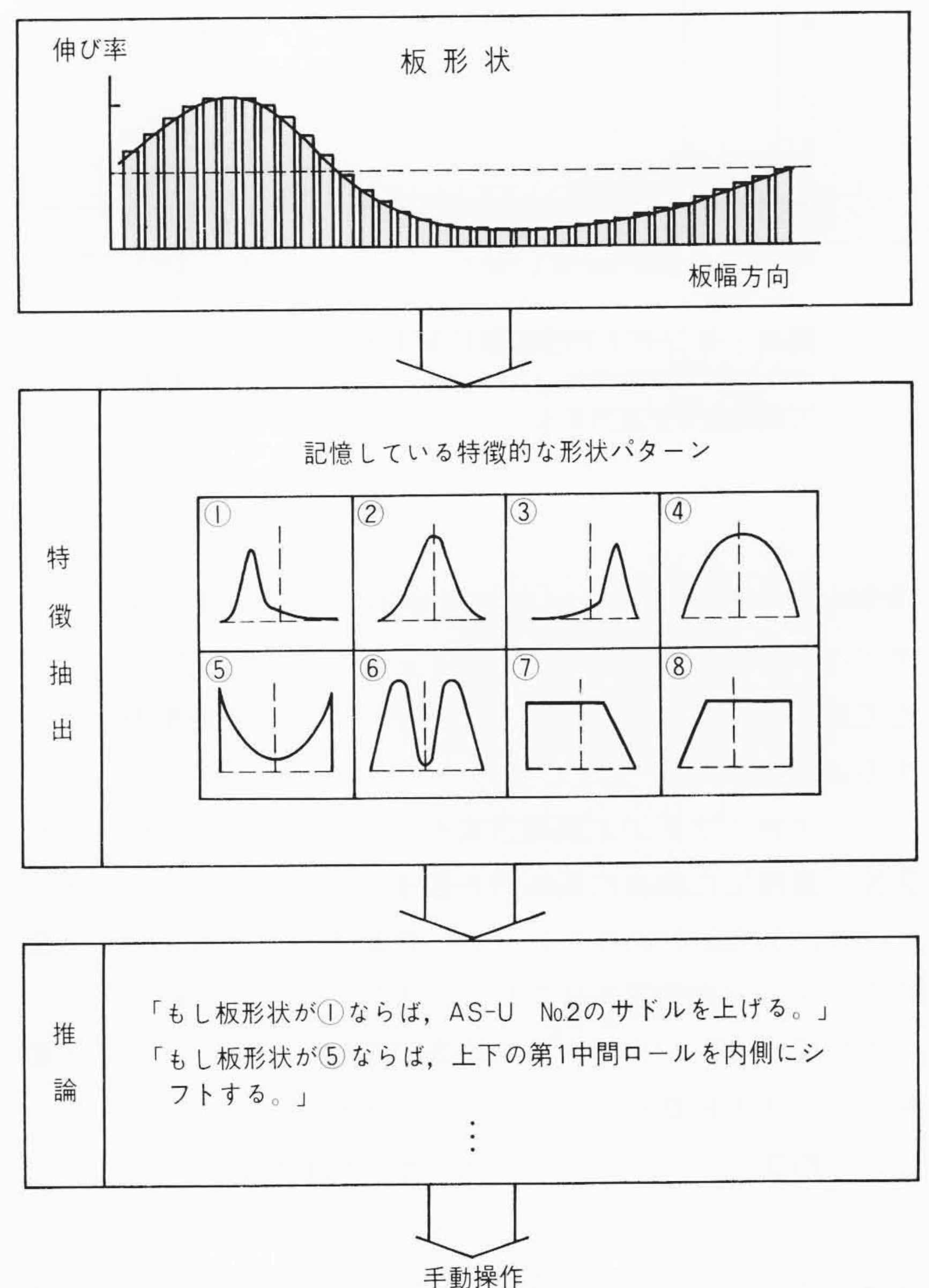


図8 センデミア圧延機に対するオペレーターの操作方法 オペレーターは、特徴的な形状パターンとそれに対する手動操作のルールをいくつか持っており、特徴的なパターンが発生したときは、ルールに従って操作している。

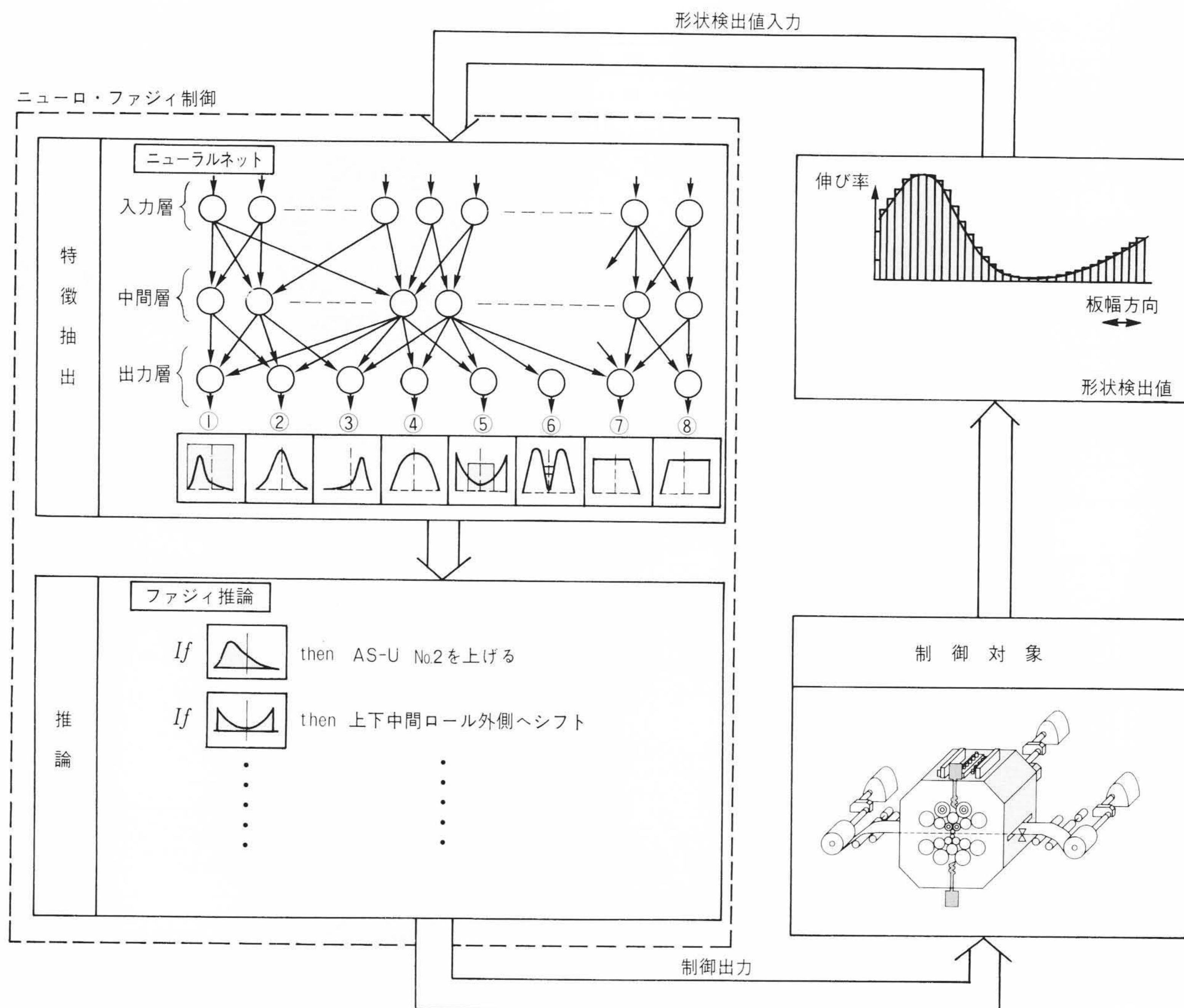


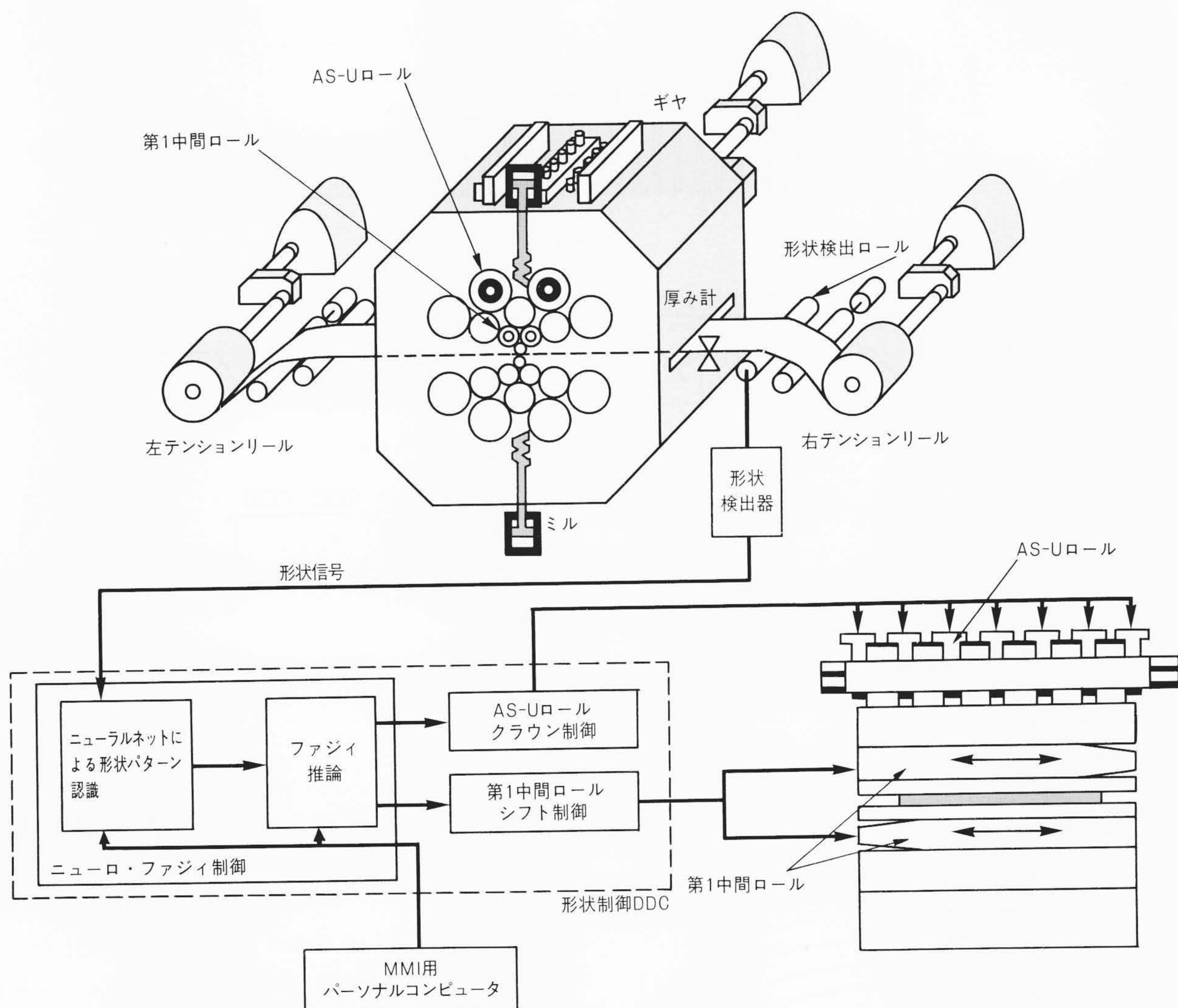
図9 センデミア圧延機に対するニューロ・ファジィ応用形状制御 ニューラルネットで現在の板形状が、あらかじめ設定してある特徴的な形状パターンのどれに適合するか判定され、その結果を基にオペレーターの知識をルール化したファジィ推論を用いて制御指令を出力する。

操作の方法の知識から、「板形状が①ならばAS-U No. 2のサドルを上げて、伸びている部分を抑えてやればよい。」と考えてAS-U No. 2を上げる操作を行う。これを板形状が安定するまで続ける。

ニューロ・ファジィ制御方式を、センデミア圧延機の形状制御に適用した場合の具体例を図9に示す。ニューラルネットには、あらかじめオペレーターの記憶している8個の特徴的なパターンを学習させておく。また、ファジィ推論のルールとしてオペレーターの持つ特徴的なパターンに対する手動操作の方法の知識を設定しておく。板形状のパターン認識を行い、特徴的なパターンへの適合度を出すため、フィードバック信号をニューラルネットに入力する。ニューラルネットでは、現在の板形状が特徴的な形状パターンに分類される度合いを出力する。この出力をファジィ推論の前件部として推論を行い、各アクチュエータを操作したい度合いを出力する。同図の場合は、①である度合いが最も大きく、⑤である度合

いが中ぐらいであると認識され、ファジィ推論の結果としてはAS-U No. 2を上げる方向に操作し、中間ロールを内側にシフトするという結果が出ている。ファジィ推論結果を基にAS-Uロール、第1中間ロールの操作量を定めることによって制御は行われる。

オペレーターが手動操作を行う場合は、板形状の最も特徴的な部分に対してだけ手動操作を行うことが多い。図8の場合も通常はAS-U No. 2を上げることだけ行って、中間ロールシフトは行わない。それに対してニューロ・ファジィ制御方法では、ニューラルネットの出力した適合度に基づいて複数の操作を同時に実行することができる。つまり、形状パターン①と⑤を同時に認識して、同時に制御する。そのため、制御の応答性を高めることができる。また、通常はAS-Uロールを動かし、効果が得られない場合に中間ロールをシフトするといったような、操作端に優先順位をつけて制御したい場合でも、推論ルールを追加することによって容易に対処できる。



注：略語説明 DDC (Direct Digital Control), MMI (Man-Machine Interface)

図10 センデミア圧延機のニューロ・ファジィ応用形状制御のシステム構成 ニューロ・ファジィ制御は、被圧延材の形状をパターン認識してAS-Uロール、第1中間ロールを操作したい度合いとして出力する。この結果を用いて、AS-Uロールクラウン制御、第1中間ロールシフト制御によってアクチュエータを操作する。

ニューロ・ファジィ制御方法を適用したセンデミア圧延機用形状制御システムの構成を図10に示す。形状検出器からの形状信号は、形状制御DDC (Direct Digital Control) に取り込まれニューロ・ファジィ制御へ入力される。AS-Uロールクラウン制御、第1中間ロールシフト制御は、ニューロ・ファジィ制御の結果と圧延速度、板厚偏差などから各アクチュエータの操作量を決定し、各アクチュエータの位置制御を行う。ニューラルネットの学習、ファジィ推論で用いる推論ルールの設定などは、DDCに接続されたマンマシンインタフェース用のパーソナルコンピュータで行う。

4.2 シミュレーション結果

本制御システムの制御効果を確認するため、シミュレーションを行った。シミュレーション結果の一例を図11に示す。

シミュレーションを行うにあたり、特徴的な形状パターンとして図11に示した8パターンを考え、おのこのパターン

についてAS-Uロール、第1中間ロールのどれを操作するかのルールを対応させた。例えば、「形状パターン①ならば、AS-UロールNo. 2 を上げる。」「形状パターン⑦ならば、上の第1中間ロールを右側にシフトする。」などである。板形状を模擬入力したときのニューラルネットの出力とファジィ推論の結果を同図に示してあるが、入力形状は、パターン⑦である適合度が最も高く、パターン①である適合度がその次となっている。その他のパターンに対する適合度はほとんどゼロであり、熟練オペレーターが入力形状パターンに対して抱く感覚とほぼ合致している。制御操作の確信度も形状パターン①、⑦に対する操作ルールに従って出力されている。

本形状制御システムを、閉ループでシミュレーションした例を図12に示す。 $t=0$ で形状偏差をステップ的に入力して、偏差が修正されていくようすを調べた。形状偏差は滑らかに収束して小さくなっており、ニューラルネットによって時々

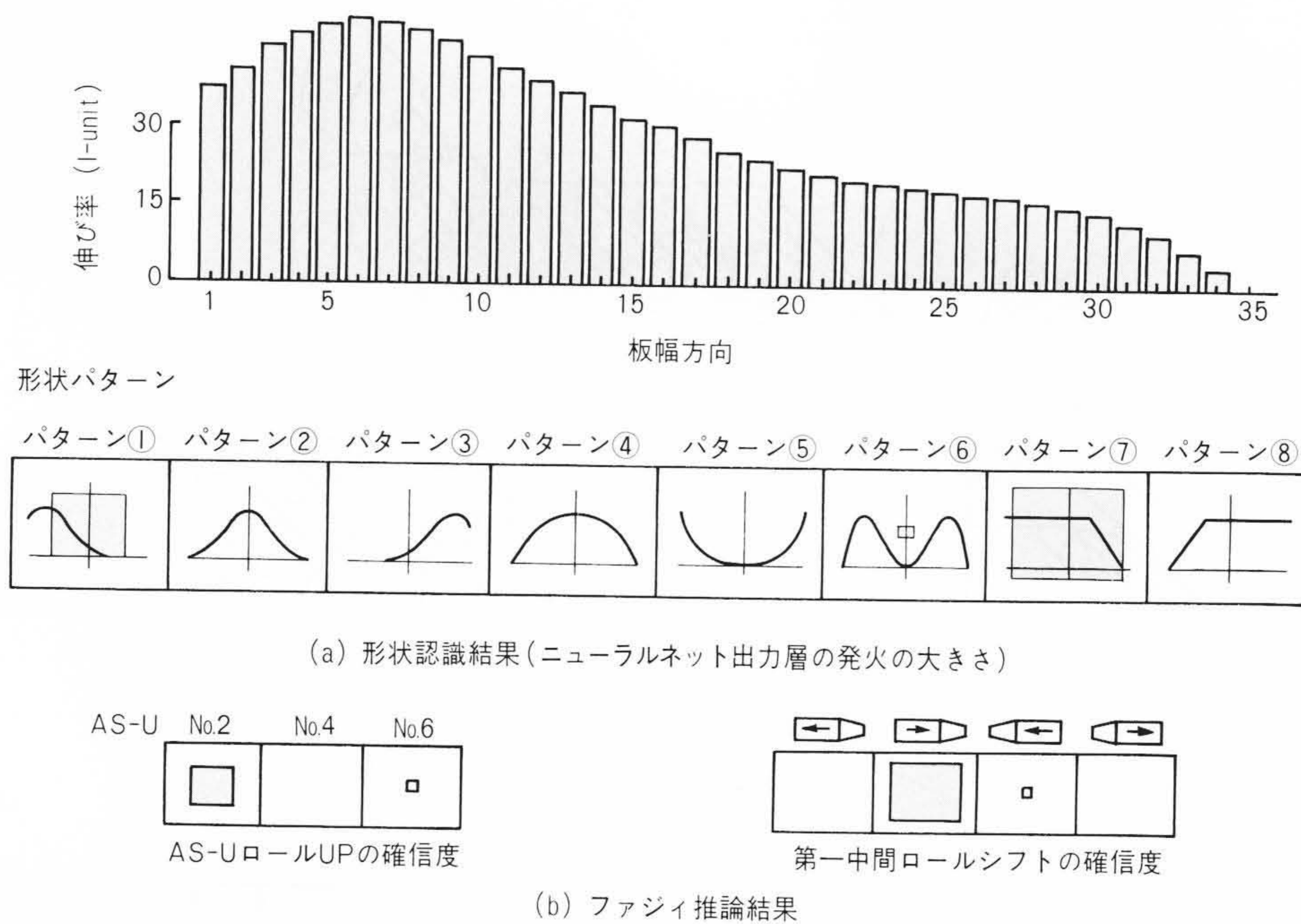


図11 シミュレーション結果の一例 ニューラルネットは、入力した板形状の特徴をよくつかんでおり、オペレーターの感覚に合致した制御出力が出ている。

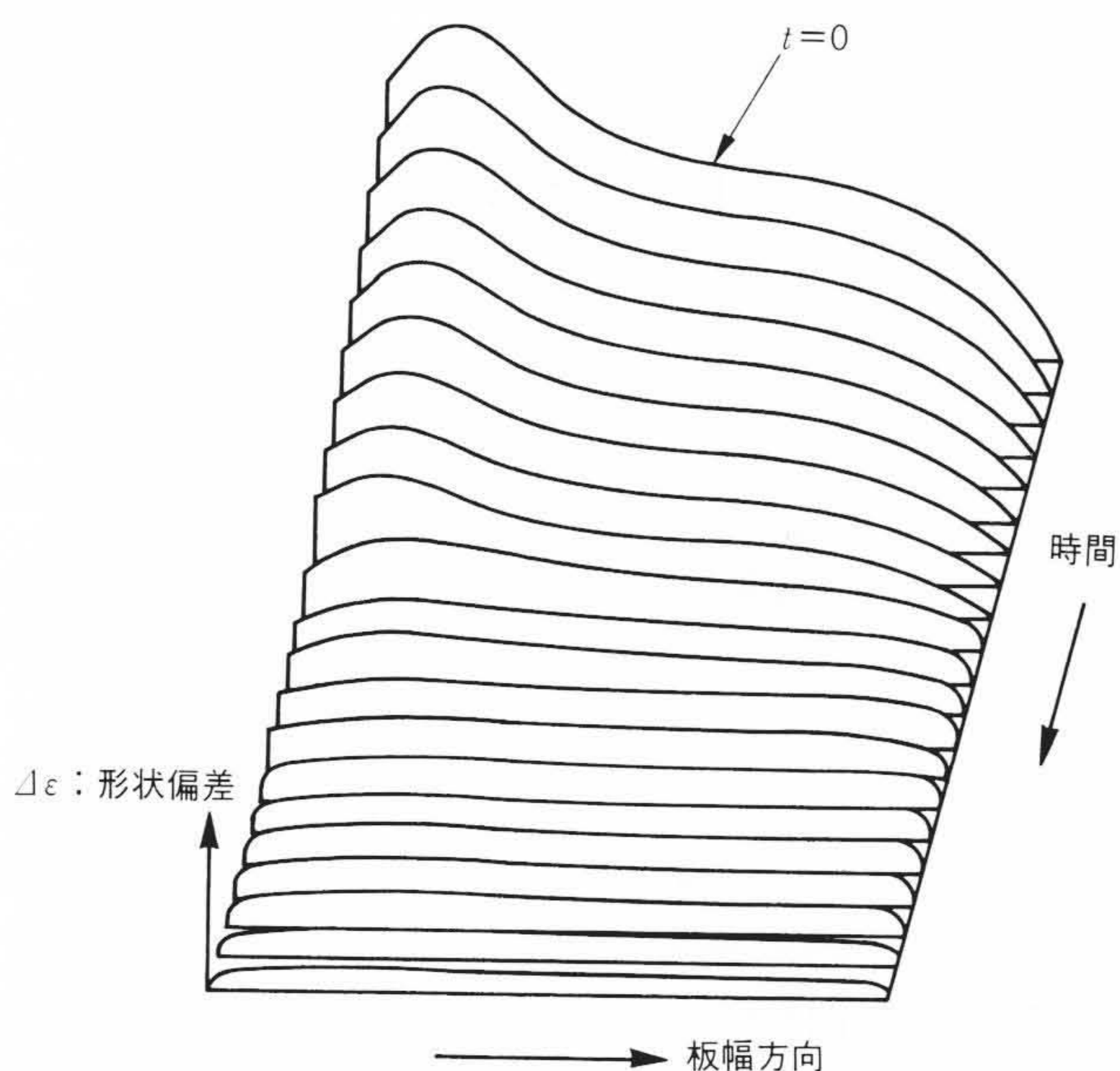


図12 シミュレーション結果の三次元表示 $t=0$ に与えた形状外乱が滑らかに収束しており、ニューラルネットによって時々刻々変化する形状が正しく認識され、制御が安定して行われているのがわかる。

と考え、以下によってニューロ・ファジィ応用形状制御方法を開発した。

- (1) 熟練オペレーターの手動操作を、制御対象の特徴抽出と抽出した特徴を用いた推論の2段階にモデル化した。
- (2) パターン認識能力に優れたニューラルネットを制御対象の特徴抽出に用い、定性的な知識を扱うことのできるファジィ推論で抽出した特徴を用いた推論を行う、ニューロ・ファジィ制御方式を開発した。
- (3) ニューロ・ファジィ制御方式をセンヂミア圧延機の形状制御に適用することを検討し、シミュレーションによって良好に動作することを確認した。

ニューロ・ファジィ制御方式は、オペレーターの持つ経験的な操作法を特別な数式処理などを必要とせずに制御に生かすことのできる方式であり、自動車や列車の制御など形状制御以外の他分野にも広範囲に適用できる。今後は、本方式を用いた形状制御の実適用を図るとともに、他分野への適用を検討していく考えである。

刻々変化する形状が正しく認識され、形状制御が安定して行われていることがわかる。

5 おわりに

古典制御理論、現代制御理論を用いた従来の形状制御での問題点を解決するためには、熟練オペレーターが持つ制御対象に対する経験的な操作法を利用できる制御システムが必要

参考文献

- 1) 堺, 外: ファジィ理論による形状制御, 日立評論, 71, 8, 803~808(平1-8)
- 2) Hopfield and Tank: Neural Computation of Decisions in Optimizing Problems, Biological Cybernetics, Vol.52, 141~152(1985)
- 3) Rumelhart, et al.: Learning Representations by Back-Propagation Errors, Nature 323, 533~536(1986)