マイクロコンピュータとワークステーション　66－3
（１９９1.　5.　10）

# ニューロ・ファジィ融合システム

川村旭　渡部信雄　大和田有理　益岡竜介　浅川和雄
富士通研究所

ファジィの解かり易さで、ニューロの精度や学習能力を利用することができる、ニューロファジィ融合システムを提案する。本システムは、ニューローファジィ間の変換の橋渡しのために、ファジィモデルと対応する構造を持つニューラルネットワークを構成要素として持つことを特徴とする。ファジィからニューロへの変換により、専門家から得た知識を導入してニューラルネットワークを構築する。そのニューラルネットワークを実際の対象システムに適用し、さらに動作中に得たデータを学習することによりモデルの精度の向上を図る。また、ニューロからファジィへの変換により、学習後のニューラルネットワークの内部処理の説明機能を実現する。

# Neurofuzzy System

## An Overview and a Prototype System

Akira Kawamura　Nobuo Watanabe　Yuri Owada　Ryusuke Masuoka　Kazuo Asakawa
Fujitsu Laboratories
1015,Kamikodanaka Nakahara-ku,Kawasaki 211,Japan

We are developing a prototype of Neurofuzzy systems that enables us easy understanding by a fuzzy model and convenient improving by neural network learning. By translating from a fuzzy model to a neural network, the neural network is constructed using the knowledge that is obtained from experts of a target system. The neural network is applied to the target system, and learns the data obtained during its operation for improvement of accuracy of the model. Furthermore, by translating from the neural network to a fuzzy model, explanation of inner representation of the neural network is possible after its learning.

## はじめに

我々は、ファジィ[1]の解かり易さで、ニューロ[2]の精度や学習能力を利用することができる、ニューロ・ファジィ融合システム[3,4,5,6]を提案し、現在は試作を行っている。

例えば、ファジィ制御のシステムに於ては、対象システムの専門家の持つ「もし温度が高ければ、燃料供給を少なくする」等の制御規則の中の曖昧な言葉の意味をメンバシップ関数の形で定量化したファジィモデルを用いて制御を行なう。ファジィ制御は、少ないルール数で実現できるので、初期開発期間が短いという特長がある。しかし、制御の精度を上げるためのメンバシップ関数やファジィルールの調節・変更が困難である。この問題をニューラルネットワークの学習機能を用いて解決することを考えている。

また逆に、そのままでは理解し難いニューラルネットワークの内部動作を、ファジィモデルの枠組で解釈することによって、説明することを考えている。

## システムの概要

本研究で提案するニューロ・ファジィ融合システム概要は以下の通りである［図１参照］。

①対象システムの専門家の、勘や経験やノウハウ等を含む知識を、メンバシップ関数とファジィルールの形式で抽出し、ファジィモデルを作成する。
②作成されたファジィモデルに従い、ニューラルネットワークのプリワイヤを行う。即ちニューロン間の結合や重み値を設定してニューラルネットワークを構築する。
③プリワイヤによって構築されたニューラルネットワークを、実際の対象システムに適用する。
④対象システムに付けられたセンサ等から、動作中に学習用のデータを得て、ニューラルネットワークにそれらを学習させることにより、モデルの精度の向上を図る。
⑤学習を行ったニューラルネットワークの結合状態や重み値を、ファジィモデルのメンバシップ関数やファジィルールに対応付けて解釈することにより、ニューラルネットワークの内部動作を説明する。

## 適用例

簡単な問題について本システムを適用した例に即して、システムの各ステップについての説明を行う。

### 例題

簡単な例として、対象システムが図２に示す入出力関係を持っている場合を考える。

ここで、ＸとＹが入力変数であり、Ｚが出力変数である。

### ①ファジィモデルの作成

図２の入出力関係をモデル化するために、作成したファジィルールを図３に示す。このファジィルールは、入力変数Ｘ，Ｙの値の取り得る範囲をおおまかに５つの領域に分け、その領域に於ける出力変数Ｚのおおまかな値（３つの領域に分割）を述べたものである。

ファジィルールにおいてIfの後に続くファジィ命題を前件部命題、thenの後に続くファジィ命題を後件部命題という。

これらのファジィルールに用いられている、「X is small」等の曖昧な命題を定量化するために、定義したメンバシップ関数の内、入力変数Ｘに関する前件部メンバシップ関数を図４に、出力変数Zに関する後件部メンバシップ関数を図６に示す。

また、ファジィ命題間のファジィ論理演算ANDとして限界積を採用した［図５参照］。

推論結果の非ファジィ化には重心計算法を採用した。［図６参照］

以上のように作成した、ファジィモデルの入出力関係を図７に示す。図２の対象システムの入出力関係のグラフと見比べると、前件部メンバシップ関数の領域の替り目の付近に外れが生じているが、おおまかな特徴は捉えられていることが判る。この様な外れが生じた原因は、入力値が前件部メンバシップ関数の領域の替り目の値になった場合、どの前件部命題もグレード値が約0.5でとなり、これらのグレード値に対しては限界積は0.0に近い値をとるためと考えられる

以下に、本システムにおいて採用したファジィモデルの詳細について説明する。

a)前件部メンバシップ関数の説明

入力変数Xに関する前件部メンバシップ関数を図４に示す。ここで、横軸は入力変数Xであり、縦軸はメンバシップ関数のグレード値である。これらのメンバシップ関数によって各ファジィ命題の意味を表している。例えば、入力値がX＝0.2のとき、ファジィ命題「X is small」，「X is middle」，「X is big」の確からしさを表すグレード値は、各々0.6, 0.4, 0.0 である。このように、ファジィ命題のグレード値は、０～１の範囲の任意の値をとる。

b)ファジィ論理演算の説明

普通の論理演算においては、命題は真か偽かのどちらか一方となる。即ち、命題のグレード値は１または０のどちらかの値をとる。したがって、論理演算のANDの値は、２つの命題のとりうるグレード値の４通りの組み合わせ(0,0),(0,1),(1,0),(1,1)について定義すればよい。これらの定義を、図５の○と●で示す。○はAND演算の結果が真であることを、●は偽であることを示す。

それに対して、ファジィ命題のグレード値は、０～１の範囲の任意の値をとるから、ファジィ論理演算ANDの値は、上記の４つの点だけでなく、２つのファジィ命題のとりうるグレード値の範囲すべてについて定義されなければならない。このようなAND演算の拡張の一つが限界積であり、その入出力関係を図５に示す。

これによって、「(X is small) AND (Y is small)」等の複合命題のグレード値が計算される。

前件部の複合命題のグレード値は、各ファジィルールの前提条件の成立の度合つまり適合度となる。

c)後件部メンバシップ関数の説明

後件部命題のグレード値は、各ファジィ命題を後件部に持つファジィルールの適合度の和として得られる。このようにして得られた後件部命題「Z is small」，「Z is middle」，「Z is big」のグレード値が、各々0.75, 0.25, 0.05の場合の、出力変数の算出過程を図６に示す。ここで、横軸は出力変数Zであり、縦軸はメンバシップ関数のグレード値である。定義したメンバシップ関数を点線で示す。各々のメンバシップ関数の高さは、対応する後件部命題のグレード値に比例して縮小される。縮小されたメンバシップ関数を実線で示す。それらの縮小されたメンバシップ関数の和が推論結果のメンバシップ関数であり、図６で塗りつぶされた部分でこれを示す。

推論結果のメンバシップ関数から代表値を求める非ファジィ化の計算は、重心計算によって行い、0.33を得る。

②プリワイヤ

作成されたファジィモデルに従い、プリワイヤによって構築した構造化ニューラルネットワークを図６に示す。ここで、丸印はニューロンを表しており、●はシグモイド関数ニューロンを、○は線形関数ニューロンを表す。この構造化ニューラルネットワークに於ては、ファジィモデルとの間に以下の対応関係が有る。

- ３層目のニューロンは、
  各々前件部命題に対応している。
- ４層目のニューロンは、
  各々ファジィルールに対応している。
- ５層目のニューロンは、
  各々後件部命題に対応している。

以下に、プリワイヤによるファジィモデルの実現方法の詳細について説明を行う。

a)ファジィルール及び
　ファジィ論理演算の実現方法

例えば、rule1: if (X is small) and (Y is small) then Z is middle に対応したプリワイヤは次の様に行う。４層目のrule1に対応するニューロンと３層目の「X is small」と「Y is small」に対応するニューロンとを結合させ、４層目のrule1に対応するニューロンと５層目の「Z is middle」と対応するニューロンとを結合させる［図８参照］。４層目と５層目との間の結合の重み値はすべて1.0に設定する。５層目のニューロンのしきい値はすべて0.0に設定する。

４層目のrule1に対応するニューロンと３層目の「X

is small」と「Y is small」に対応するニューロンとの結合の重み値は各々7.0, 7.0に設定する。また、4層目のrule1に対応するニューロンのしきい値は10.5に設定する。この様にして、一個のニューロンを用いてファジィ論理演算を実現する［図１０参照］。このニューロンの入出力関係を図１０に示す。図５の限界積の入出力関係と比較すると、良い近似となっていることが解る。

b)前件部メンバシップ関数の実現方法

例えば、入力変数Xの前件部メンバシップ関数に対応したプリワイヤは次の様に行う［図９参照］。

ここで、丸印はニューロンを表しており、●はシグモイド関数ニューロンを、○は線形関数ニューロンを表す。結線の傍の数値は重み値、ニューロンを示す丸印の中の数値はしきい値である。small, bigのように単調減少、単調増加するメンバシップ関数については、１個のニューロンのシグモイド関数を利用して実現する。middleのような山形のメンバシップ関数については、２個のニューロンを用い、２つのシグモイド関数の差によって実現する。

c)後件部メンバシップ関数の実現方法

出力変数Zの後件部メンバシップ関数に対応したプリワイヤは以下の様に行う［図１１参照］。

６層目の各ニューロンを、出力変数Zの座標上にとられた点に対応させる。５層目のニューロンの一つから６層目の各ニューロンへの結合の重み値の設定は、５層目のニューロンに対応する後件部メンバシップ関数の６層目の各ニューロンに対応するZ座標上の点におけるグレード値に設定する。例えば、smallのメンバシップ関数のZ＝0.0, 0.33, 0.67, 1.0におけるグレード値は各々1.0, 0.0, 0.0, 0.0であるから、５層目の１番目のニューロン（「Z is small」に対応する）から６層目の各ニューロンへの結合の重み値は1.0, 0.0, 0.0, 0.0に設定する。また、６層目のニューロンのしきい値はすべて0.0に設定する。

このように構成されたニューラルネットワークの内部動作を以下に説明する。

ここで、５層目の１番目のニューロンに注目する。このニューロンの出力が1.0のとき即ち「Z is small」＝1.0のとき、６層目の各Z座標上の点に対応するニューロンの入力値は、Z＝0.0, 0.33, 0.67, 1.0における後件部メンバシップ関数smallのグレード値1.0, 0.0, 0.0, 0.0と一致する。これを図１１の点線で示す。そして、注目している５層目の１番目のニューロンの出力が0.75のとき即ち「Z is small」＝0.75のとき、６層目の各Z座標上の点に対応するニューロンの入力値は0.75、0.0、0.0、0.0となる。これを図１１の実線で示す。そして、これは点線で示されるsmallのメンバシップ関数の高さを、ファジィ命題「Z is small」の値に比例させて縮小したこと、即ち0.75倍したことに相当する。

６層目のニューロンは線型ニューロンであるから、各ニューロンの出力は５層目の各ニューロンからの入力の和である。したがって、６層目の各ニューロンの出力値は、対応するZ座標上の点における、推論結果のメンバシップ関数のグレード値と一致する。例えば、「Z is small」＝0.75, 「Z is middele」＝0.25, 「Z is big」＝0.05のときの推論結果のメンバシップ関数を、図１１の塗りつぶした図形で示す。

d)重心計算の実現方法

重心計算に対応したプリワイヤは次の様に行う。

６層目の各ニューロンから７層目の一番目のZaと名付けられたニューロンへの結合の重み値は、６層目のニューロンに対応する点のZ座標値に設定される。また６層目の各ニューロンから７層目の二番目のZbと名付けられたニューロンへの結合の重み値は、６層目のニューロンに対応する点のZ座標値－１が設定される［図１２参照］。

このように構成されたニューラルネットワーク・コンポーネントの内部動作は以下の通りである。

７層目のニューロンZaの出力値は、６層目の各ニューロンの出力値（推論結果のメンバシップ関数の対応する点におけるグレード値）の重み値（対応する点のZ座標値）加重和であるので､その値はZ＝0.0における推論結果のメンバシップ関数の回転モーメントと一致する。また、同様に、ニューロンZbの値はZ＝1.0 における回転モーメントである。

これらの値から、Za／(Za -Zb)の計算により重心計算がもとめられる。

③対象システムへの適用

プリワイヤによって構成されたニューラルネットワークの入出力関係を図１３に示す。

元にしたファジィモデルの入出力関係と同様に、細部については、対象システムの入出力関係から外れているところがあるが、おおまかな特徴は捉えている。

④学習によるモデルの精度向上

プリワイヤによって構築されたニューラルネットワークに、図２の対象システムの入出力関係を学習させる。図２の格子（１１×１１）上の点のデータを教師データとし、プリワイヤによって設定された重み値（含しきい値）を初期値として、ニューラルネットワークの学習を行う。図１３に示したように、プリワイヤによる初期値で、おおまかな調整は済んでいるので、微調整だけを行えば良いので学習は容易である。

学習後のニューラルネットワークの入出力関係を図１７に示す。図２の対象システムの入出力関係をほぼ再現できた。

⑤学習後の
ニューラルネットワークの内部動作の説明

学習後のニューラルネットワークの結合の重み値及びしきい値の変化は以下のようにファジィルール及びメンバシップ関数の変化として解釈される。

a)学習後のファジィルールの比重の変化

学習後のファジィルールの比重の変化を図１４に示す。

プリワイヤの時点では、各ファジィルールが同じ比重をもって扱われることに対応して、４層目のニューロンと５層目のニューロンとの間の結合の重み値は、すべて同じ１に設定された。学習後のこの部分の重み値の変化は各ニューロンに対応するファジィルールの比重の変化として解釈される。

b)学習後の前件部メンバシップ関数の変化

図１５は、学習前と学習後での、入力変数Xのメンバシップ関数に対応する部分の重み値の変化を、メンバシップ関数の変化として捉えて表示したものである。

点線が学習前のメンバシップ関数を、実線が学習後のメンバシップ関数を示す。この変化は、メンバシップ関数の替り目におけるグレード値を0.5よりも大きくすることで、限界積を用いることによる出力値の落ち込みを補償する働きをしていると解釈される。

c)学習後のファジィ論理演算の変化

図１６は、学習後のrule 1に対応するニューロンの重み値の変化による、ファジィ論理演算の変化を示している。

rule 1にとって「X is small」と「Y is small」とがほぼ等しい寄与をすること、ファジィ論理演算がAND演算のままで良いことが解釈される。

**まとめ**

本システムにより以下のことが可能となった。

・ニューラルネットワーク初期値設定時における、
　ファジィモデル形式の知識導入
・ニューラルネットワークの学習による、
　ファジィモデルの精度向上
・学習後のニューラルネットワークの、
　ファジィモデル形式による解釈

**謝辞**

日頃から御指導戴く棚橋純一情報処理研究部門長ならびに白石博システム研究部長に感謝します。

**参考文献**

1)菅野道夫：ファジィ制御、日刊工業新聞社(1988)

2) J. L. McClelland and D. E. Rumelhart：Parallel Distributed Processing, Vol I and II, MIT Press(1990)

3) 渡部信雄、川村旭、益岡竜介、大和田有理、浅川和雄：ニューラルネットワークによるファジィ制御－ニューロ・ファジィ融合システムの検討－、情報処理学会第40回全国大会講演論文集、pp.148-149 (1990)

4)Ryusuke Masuoka, Nobuo Watanabe, Akira Kawamua, Yuri Owada, Kazuo Asakawa: Neurofuzzy System - Fuzzy Inference using a Structured Neural Network, Proceedings of the International Coference on Fuzzy Logic & Neural Networks(Iizuka, Japan), pp.173-177 (1990)

5)川村旭、渡部信雄、大和田有理、益岡竜介、浅川和雄：ニューロ・ファジィ融合システムの基本構成、神経回路学会平成２年全国大会講演論文集、p.24 (1990)

6)川村旭、渡部信雄、大和田有理、益岡竜介、浅川和雄：ニューロ・ファジィ融合システムの試作、第５回生体・生理工学シンポジウム論文集、pp.197-200 (1990)

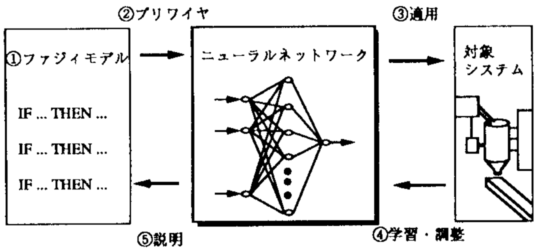



図1．ニューロ・ファジィ融合システム概要

rule1 : if (X is small) and (Y is small) then z is middle

rule2 : if (X is small) and (Y is big) then z is big

rule3 : if (X is middle) then z is small

rule4 : if (X is big) and (Y is small) then z is middle

rule5 : if (X is big) and (Y is big) then z is big

図3．ファジィルール

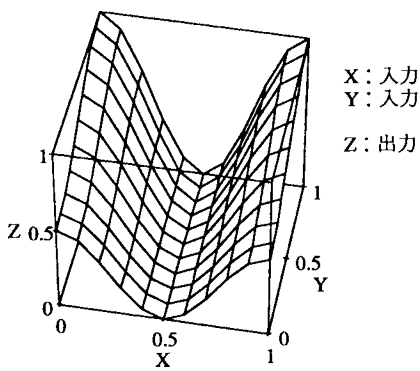



図2．例題

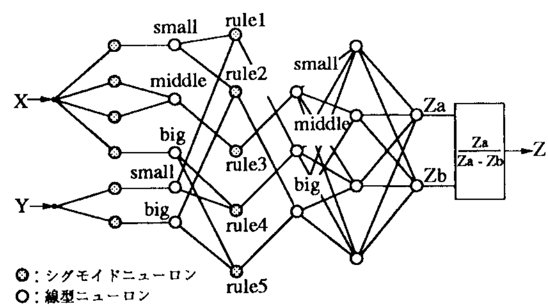
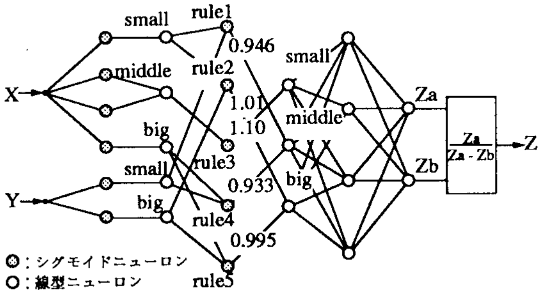



図8．ファジィルールと対応した構造を持つ
ニューラルネットワーク




rule1 : if (X is small) and (Y is small) then z is middle …0.946

rule2 : if (X is small) and (Y is big) then z is big …1.01

rule3 : if (X is middle) then z is small …1.10

rule4 : if (X is big) and (Y is small) then z is middle …0.933

rule5 : if (X is big) and (Y is big) then z is big …0.995

図14．学習後のファジィルールの比重の変化

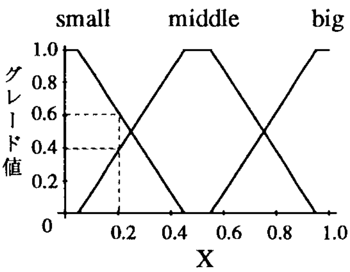



図４．前件部メンバシップ関数

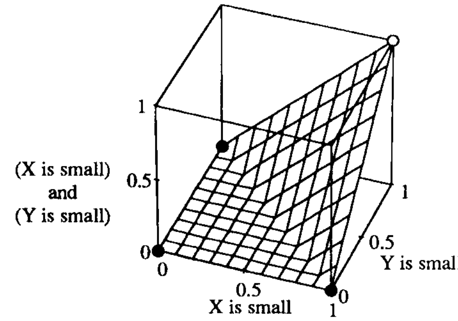



図５．ファジィ論理演算（限界積）

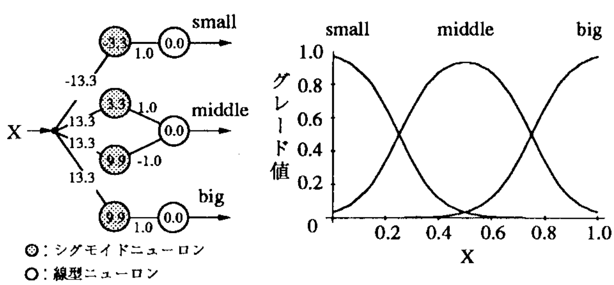



図９．前件部メンバシップ関数を実現する
ニューラルネットワーク

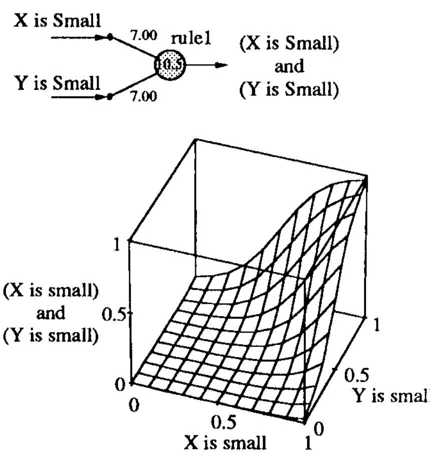



図１０．ファジィ論理演算を実現する
ニューロン

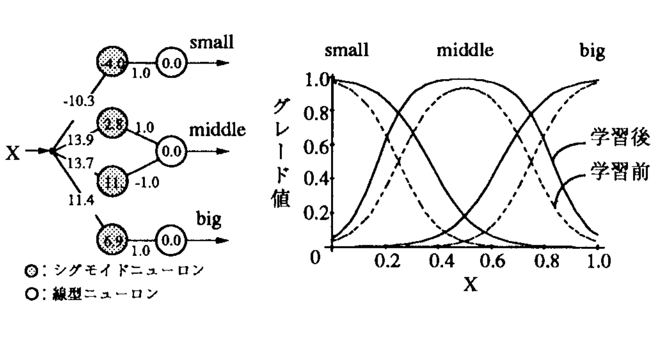



図１５．学習による
前件部メンバシップ関数の変化

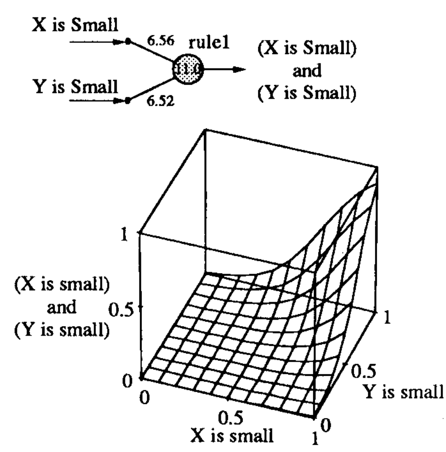



図１６．学習による
ファジィ論理演算の変化

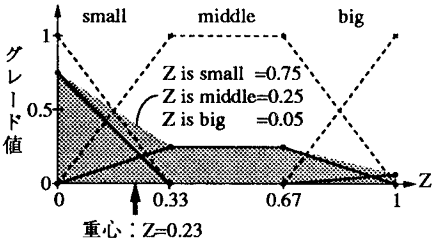



図６．後件部メンバシップ関数と
非ファジィ化（重心計算）

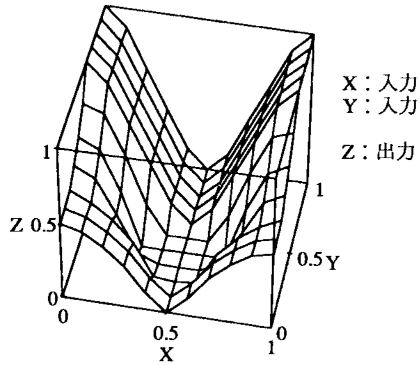



図７．ファジィモデルの入出力関係

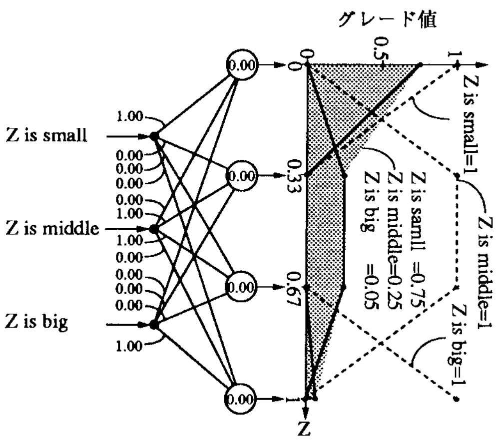



図１１．後件部メンバシップ関数を実現する
ニューラルネットワーク

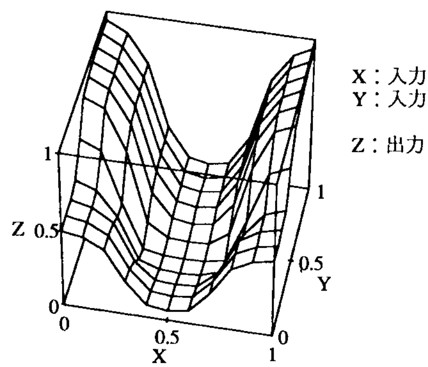



図１３．プリワイヤ後の
ニューラルネットワークの入出力関係

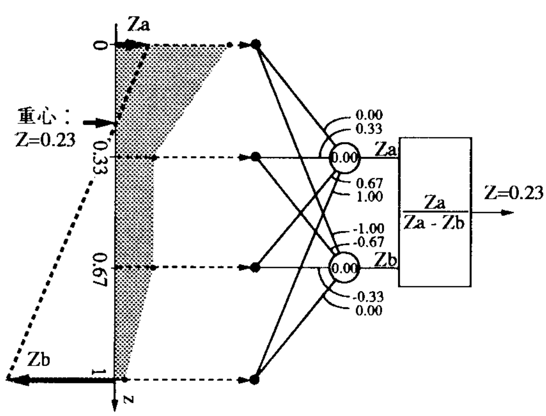



図１２．重心計算を実現するニューラルネットワーク

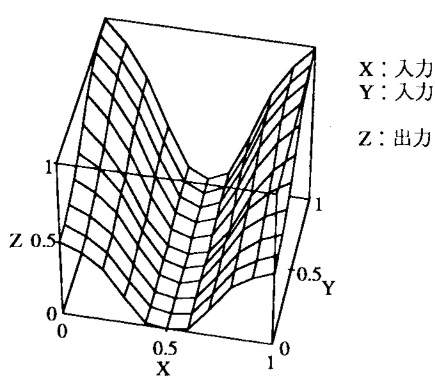



図１７．学習後の
ニューラルネットワークの入出力関係