

柔らかい人工知能を目指して（その6）

## ファジィとニューロの融合

古 橋 武

### I. はじめに

ファジィ推論の特徴がヒューマン・マシンインタフェースの良さにあることは多くの人の認めるところです。経験的なルールをファジィ関係として記述し、ファジィ推論により結果を求めるファジィ推論の手法は、一般に判りやすく、推論ルールの設計、変更ならびにオペレータの介入等を容易にしています。しかし、言語ルールが人に判りやすいということと、経験的なルールを記述することが容易であることとは別です。ベテランが経験を通して獲得したルールは対応する言語を伴わないことがよくあります。ファジィ制御を例にとると、ベテランからの制御知識の獲得とメンバーシップ関数の調整の困難さがしばしば問題となります。

ニューラルネットワークは学習機能を持ち任意の入出力関係を同定できるという特徴があり、パターン認識、音声認識、制御などへの応用が積極的に進められています。しかし、ニューラルネットワークの獲得する知識はネットワーク内の結合加重に分散して記憶されるため、その分析が難しいという問題点があります。これは、ネットワークの機能の追加・修正などを困難にします。

本稿の主題であるファジィ推論とニューラルネットの融合の目的は、ファジィルール獲得の労力の低減にあります。以下、本稿では、ニューロとファジィの各種融合手法を紹介した後にファジィ制御への適用例を示します。

### II. 融合の形態

ファジィ推論とニューラルネットワークの融合には種々の方法が提案されています。図1はファジィ・ニューラルネットワークの融合手法を融合の程度に応じて分類した例です。ニューロ/ファジィはニューラルネットワークとファジィ推論を並列に接続し、ニューロ-ファジィ、ファジィ-ニューロはそれらを直列に接続する手法です。これらの融合法はニューロとファジィの融合の度合いが低く、専門家の知識を記述できる部分はファジィ推論を用い、記述できない部分をニューラルネットワークにより自動獲得することで両者の特徴を活かしています。

ニューロ的ファジィは、ファジィ推論の形式を基本とし、BP法の基本となるデルタルールを用いて、メンバーシップ関数のチューニング・後件部定数の同定などを可能とした融合法です。

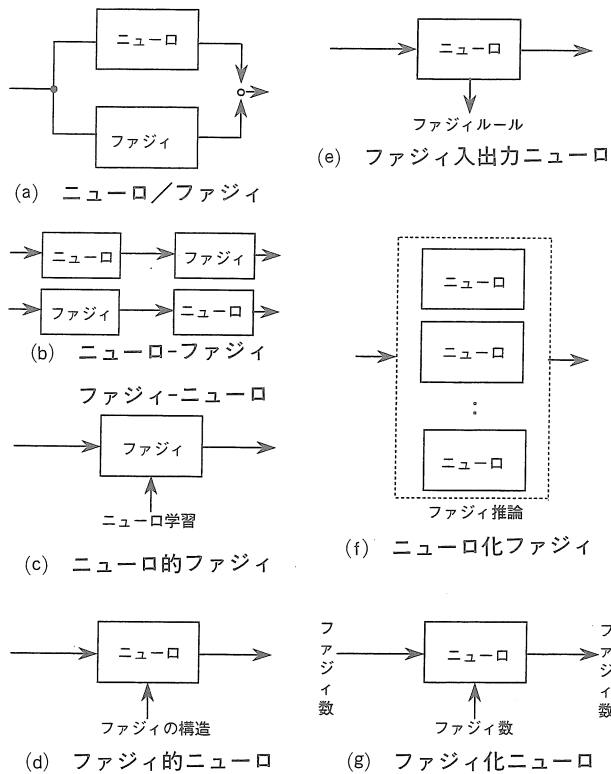


図1 ファジィ・ニューロの融合手法

ファジィ的ニューロはニューラルネットワークの構造を改良してファジィルールを表現するようにした融合法です。ニューロ的ファジィと同様にメンバーシップ関数のチューニング・後件部定数の同定などを行うことができます。

ファジィ入出力ニューロは、通常のBP型のニューラルネットワークの学習結果からファジィ推論ルールを抽出する手法とニューラルネットワークにファジィ結合演算子を学習させる手法が報告されています。ファジィ的ニューロとの違いはファジィ的ニューロでは構造がファジィ推論の形式となっているのに対してファジィ入出力ニューロではネットワークの構造が基本的にニューラルネットワークのままである点にあります。

ニューロ化ファジィは、複数のBP型などのニューラルネットワークを組み合わせるファジィルールの構造およびファジィ推論の計算過程を実現する手法です。

最後のファジィ化ニューロはニューラルネットワークとファジィの融合度が最も高く、ニューラルネットの入出力、結合荷重、学習法等をファジィ化する手法が提案されています。

### III. ファジィ制御への適用に際して

言語ルールが人に判りやすいということと、経験的なルールを記述することが容易であることは別です。人の認知挙動に関するモデルとして Rasmussen の階層モデルがよく知られています。

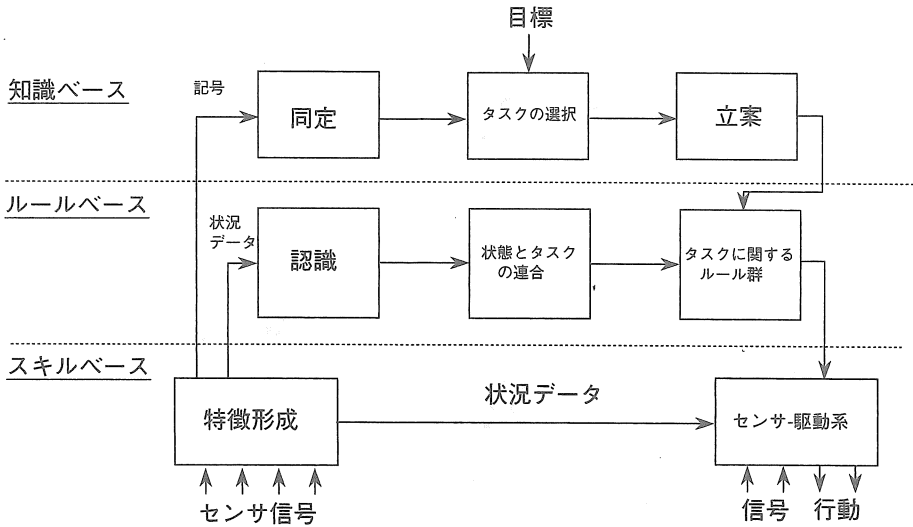


図2 認知挙動に関するモデル

図2にこのモデルの概要を示します。このモデルによれば、ベテランの持つ経験的な制御ルールは、無意識的になされるスキルベースレベルから明確な状況認識とタスク処理を行うルールベースレベルまで、本人の自覚を伴うことなく分布しています。ベテランは自らの操作がどのレベルのルールに基づこうとも何等不都合は感じないが、それらルールの明示化を要求された際には困惑します。ベテランはスキルベースレベルの制御ルールには対応する言語を持っていないことが多いのです。一方、ファジィ制御はルールベースレベルにあると考えられます。ベテランの持つ知識を明示化し、制御ルールを記述することはファジィ制御の重要課題の一つであります。なお、知識ベースレベルでは不慣れな状況などにおいてより高度な判断・立案などがなされます。

以下の節では、ファジィ的ニューロを取り挙げ、ファジィ制御におけるルール獲得の問題をニューラルネットワークとの融合により改善している例を紹介합니다。他の融合手法については割愛しますので、興味のある方は文献(1)を参照願います。

#### IV. ファジィ的ニューロ

バックプロパゲーション法による学習を可能としながら、階層型ニューラルネットワークの結合を工夫してファジィ推論ルールとの対応関係を持たせることができれば、ニューラルネットワークの獲得した入出力関係に関するパターンの知識をファジィルールというシンボルの知識として把握することができます。

##### 1. 構成法

図3はこのタイプのニューラルネットワークの例です。同図は2入力1出力で各入力に対する前件部メンバーシップ関数が3種類の場合の構成例です。(A)層が入力層、(D)層が出力層であり、

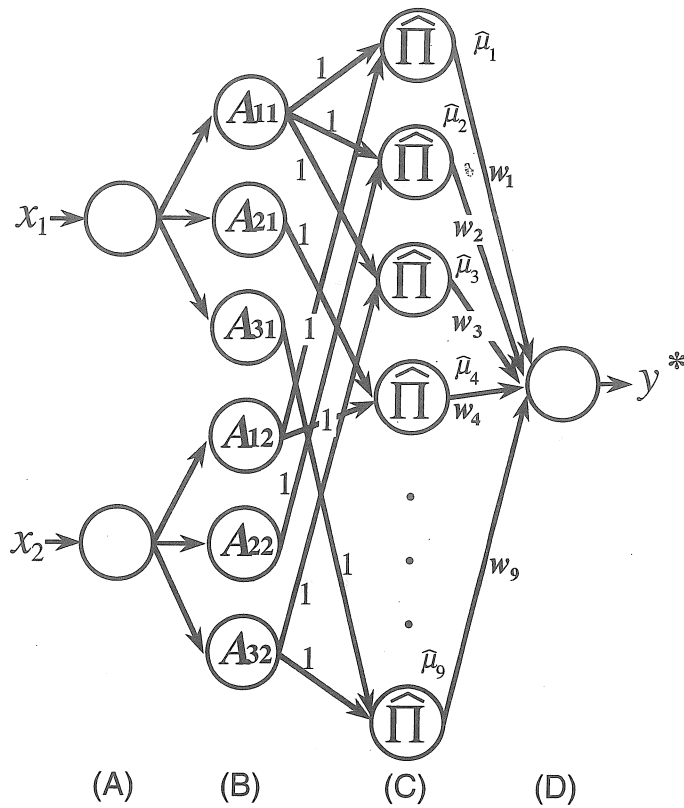


図3 ファジィ的ニューロ

中間層は (B), (C) 層からなります。(C) 層のユニットは9個からなります。このネットワークは次式で表されるファジィ推論を実現します。

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i_1 1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i_2 2} \text{ Then } y = c_i$$

$$(i = 1, 2, \dots, 9, i_1, i_2 = 1, 2, 3) \quad (1)$$

$$\mu_i = A_{i_1 1}(x_1)A_{i_2 2}(x_2) \quad (2)$$

$$\hat{\mu} = \frac{\mu_i}{\sum_k \mu_k} \quad (3)$$

$$y^* = \sum_{i=1}^9 \hat{\mu}_i c_i \quad (4)$$

ここで  $R^i$  は  $i$  番目のファジィルール、 $x_1, x_2$  は入力、 $A_{i_1 1}, A_{i_2 2}$  はメンバーシップ関数のラベル、 $n$  はルール数、 $\mu_i$  は  $R^i$  の前件部適合度、 $\hat{\mu}_i$  はその総和が1となるように規格化された  $\mu_i$ 、 $c_i$  は後件部定数、 $y^*$  は推論値です。

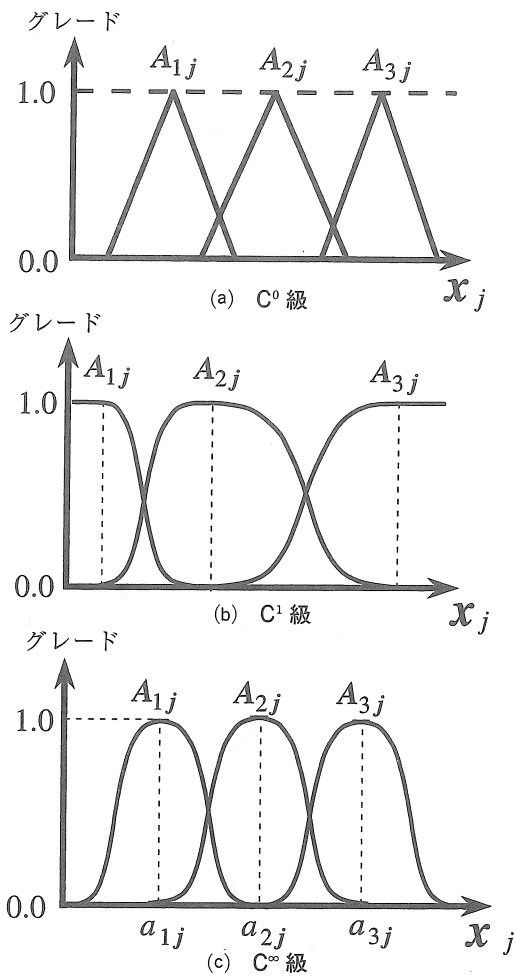


図4 前件部メンバーシップ関数

図4はこのタイプの方ジイ推論によく用いられる前件部メンバーシップ関数の例です。前件部メンバーシップ関数には、三角型の他に次式のガウス基底もよく用いられます。

$$A_{ij}(x_j) = \exp\left(\frac{(x_j - a_{ij})^2}{b_{ij}}\right) \quad (5)$$

以上の方ジイ推論において  $a_{ij}, b_{ij}, c_i$  は後述の学習則により調整を行うことができます。

図3のニューラルネットワークにおいて (A) 層ユニットは入力値を次層のユニットに分配しています。(B) 層のユニットはメンバーシップ関数を内部関数に持ちます。この内部関数の形状には特別の制限がなく、これまで種々のものが提案されてきました。簡単なものから順に図4 (a), (b), (c) に示します。図4 (a) は三角形のメンバーシップ関数です。(b) のメンバーシップ関数は任意の  $x_j$  で最低一階微分可能な関数であり、しかも

$$\sum_{i=1}^3 A_{ij} = 1 \quad (6)$$

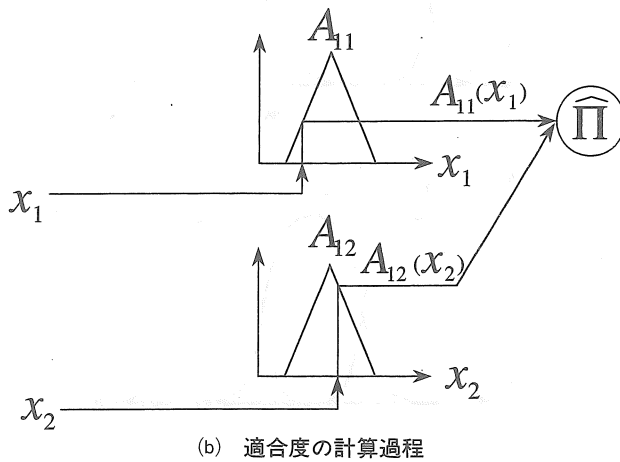
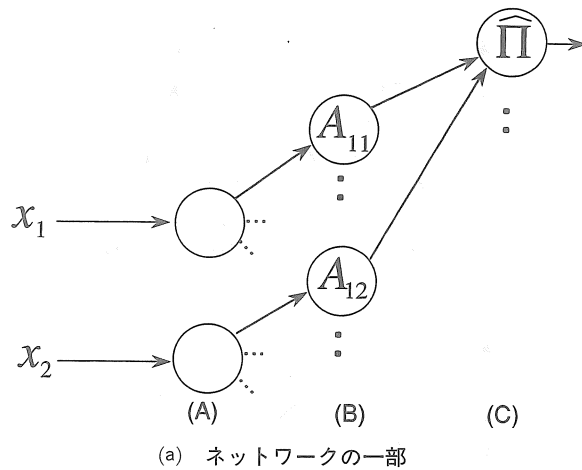


図5 適合度の計算

となる条件を満たしています。(c) は (5) 式で表されるガウス基底をメンバーシップ関数としています。それぞれ微分可能な回数に応じて  $C^0$  級,  $C^1$  級,  $C^\infty$  級のメンバーシップ関数と呼ばれます。(B) 層のユニットが上記いずれかのメンバーシップ関数を持つことで (C) 層のユニットの出力にファジールールの適合度を得ることができます。この様子を図5に示します。図5(a)は図3のネットワークの一部を示します。同図(b)は(B)層のユニットが三角形のメンバーシップ関数を持つとした場合に、そのネットワークが行っている適合度計算を(a)図に対応づけて示しています。(B)層のユニットの出力は各メンバーシップ関数の値です。(C)層のユニットは各値の積(ファジールールの前件部適合度((2)式))を計算し、(C)層の全ユニットで得られる前件部適合度の総和で規格化した値  $\hat{\mu}_i$  ((3)式)を出力します。以上のネットワーク構成により、入力空間は図6のように境界があいまいなファジィ部分領域に分割されます。図6(a)は図5(a)のネットワークが分割する領域を示し、この領域内にファジールール  $R^1$  が存在することを意味します。図6(b)は図3のネットワークによるファジィ分割を示します。入力  $x_1, x_2$  に対してそれぞれ3つのメンバーシップ関数を用いているので、入力空間は9つのファジィ部分領域に分割されています。

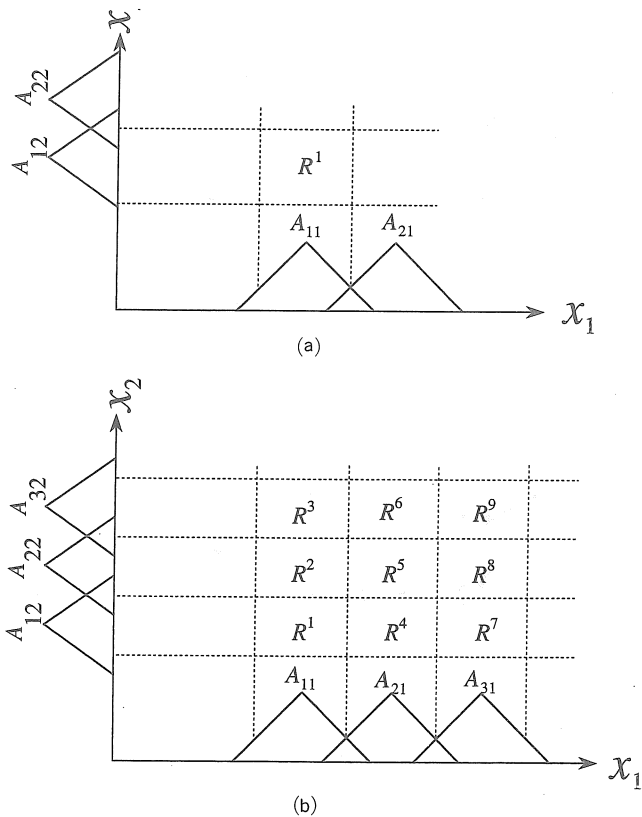


図6 入力空間のファジィ分割

図3の(D)層のユニットには(C)層の出力に(C)-(D)層間の結合荷重  $w_j (j = 1, \dots, 9)$  を掛けた値が入力されます。前件部適合度が規格化されることで、各ファジィ部分領域の中央近傍では  $\hat{\mu}_i = 1$  となり、結合荷重  $w_j$  は後件部定数そのものに対応します。すなわち、この結合荷重は(1)式の  $c_i$  に相当します。(D)層は入力の総和を出力する線形ユニットです((4)式)。以上により図3のネットワークは(1)-(4)式のファジィ推論を実現します。

このように、ファジィ的ニューロではネットワーク内の結合を工夫することで、ファジィ推論ルールとの明確な対応関係を持たせています。学習によりニューラルネットワークが獲得した対象システムの入出力関係は、ファジィルールとして記憶することが可能となります。なお、図4の各メンバーシップ関数では級の小さなメンバーシップ関数ほど簡単に扱いやすいのですが、実現されるファジィモデルは滑らかさに欠けます。

メンバーシップ関数の構成法には以上の3通りの他にシグモイド関数を用いる手法があります。図7は2入力1出力の場合のこのネットワークの構成例を示します。このネットワークの一部を図8に取り出して示します。□印のユニットは一定値1を出力するバイアスユニットです。 $f$ の記号を持つユニットは(7)式のシグモイド関数を内部関数に持ちます。したがって、(C)層のユニットの出力  $O_j^c$  は結合荷重  $w_c, w_g$  を用いて次のようになります。

$$O_j^c = \frac{1}{1 + \exp\{-w_g(x_j + w_c)\}} \quad (7)$$

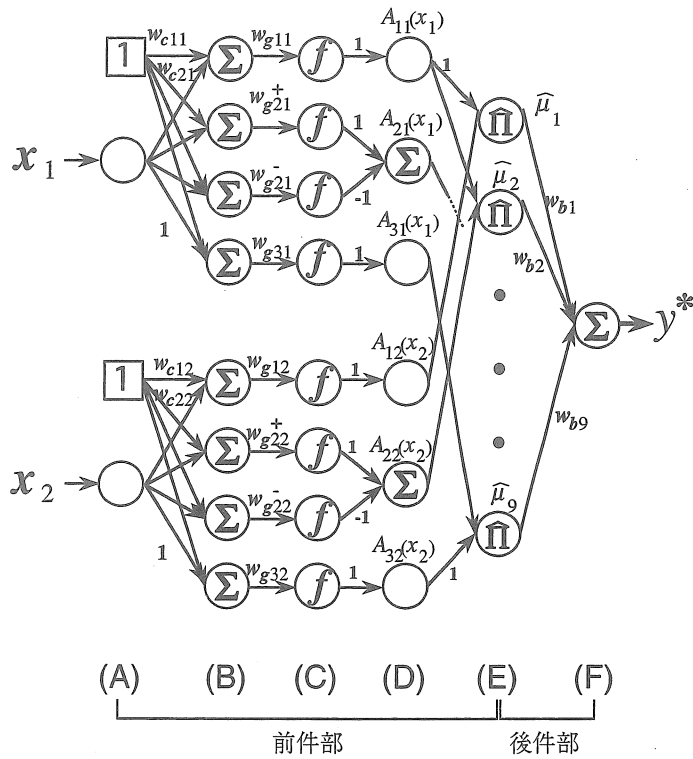
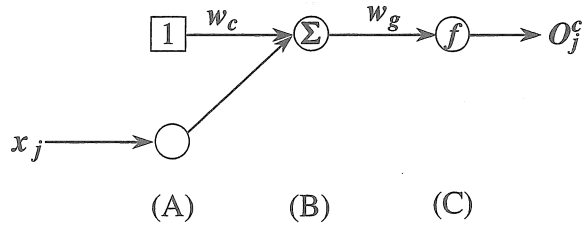
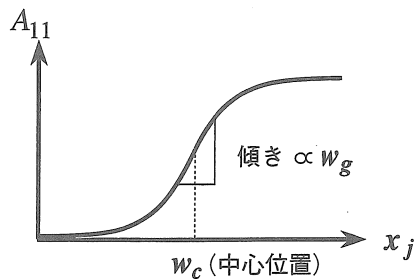


図7 シグモイド関数を利用したファジィのニューロ



(a) ネットワークの一部



(b) シグモイド関数と結合荷重

図8 グレードの計算



結合荷重  $w_c, w_g$  は図 8 (b) に示すようにそれぞれシグモイド関数の中心位置および傾きを定めます。図 7 の各  $w_c, w_g$  を適当な値に設定することにより図 9 に示す前件部メンバーシップ関数を実現できます。疑似台形型のメンバーシップ関数は図 10 に示すように符号の異なる二つのシグモイド関数を合成することにより得られます。図 7 のネットワークでは (D) 層において前件部メンバーシップ関数の値  $A_{ij}$  が得られています。後部部は (E) - (F) 層からなり、図 3 と同様の構成です。本ネットワークの特徴はシグモイド関数を用いることにより  $C^\infty$  級のメンバーシップ関数を実現し、しかもガウス基底と異なりメンバーシップ関数の左右を非対称に調整できる点にあります。

ファジィ的ニューロには図 3 のタイプ以外にも、種々のものが提案されています。

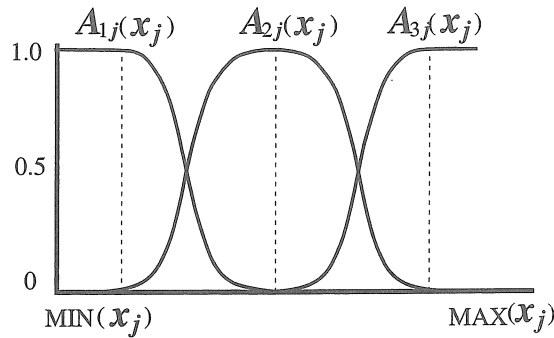


図 9 シグモイド関数を用いたメンバーシップ関数

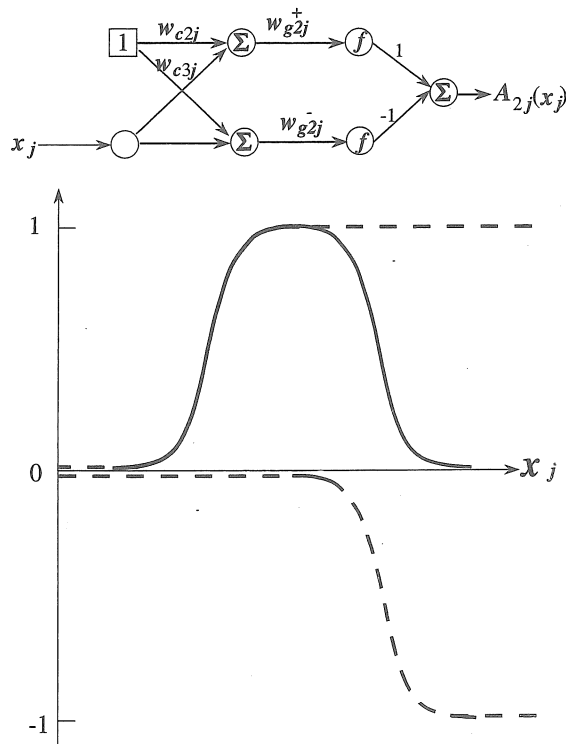


図 10 疑似台形型メンバーシップ関数の構成

## 2. 学習法

ファジィ的ニューロでは、結合荷重を学習によって変化させることにより、ファジィルールの同定およびメンバーシップ関数の調整を行うことができます。その学習アルゴリズムには、バックプロパゲーション法を用います。図7のファジィ的ニューロについて学習アルゴリズムの概要を示します。学習法の基本的な考え方は、本講座「柔らかな人工知能を目指して（その5）：ニューラルネットワーク」の学習法と何ら変わりません。図7の結合荷重の更新は次式によります。

$$\begin{aligned} \Delta w_{bi} &\propto -\frac{\partial E_p}{\partial w_{bi}} \\ &= -\frac{\partial E_p}{\partial y^*} \frac{\partial y^*}{\partial I^F} \frac{\partial I^F}{\partial w_{bi}} \\ &= (y_p - y_p^*) \cdot 1 \cdot \hat{\mu}_i \end{aligned} \quad (8)$$

となります。ただし、 $I^F$ はF層のユニットの入力の和であり、

$$y^* = I^F \quad (9)$$

$$I^F = \sum_{j=1}^9 w_{bj} \hat{\mu}_j \quad (10)$$

です。また、結合荷重  $w_c, w_g$  の更新量も同様にして求めることができます。この導出の過程は煩雑になりますので、本稿では割愛します。興味のある方は文献(2)を参照願います。

## V. 制御知識の獲得

ファジィ的ニューロは学習により入出力のパターンを学びとります。そして、学習後の結合荷重からファジィルールを容易に知ることができます。そこで、図7のファジィ的ニューロによりオペレータの操作パターンから制御知識の獲得を行ないます。ここではニューラルネットワークによる制御と対比させるために、本講座「柔らかな人工知能を目指して（その5）：ニューラルネットワーク」と同じ部屋の暖房制御を行います。部屋はむだ時間を持った一次遅れ系です。

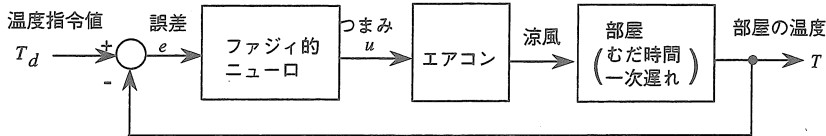
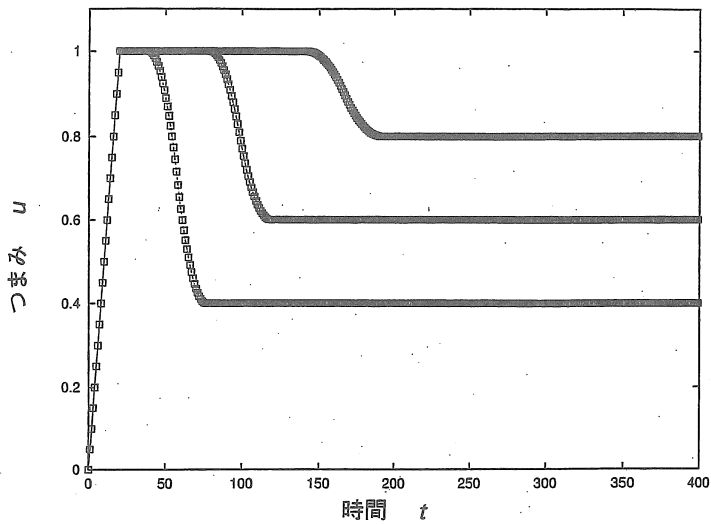
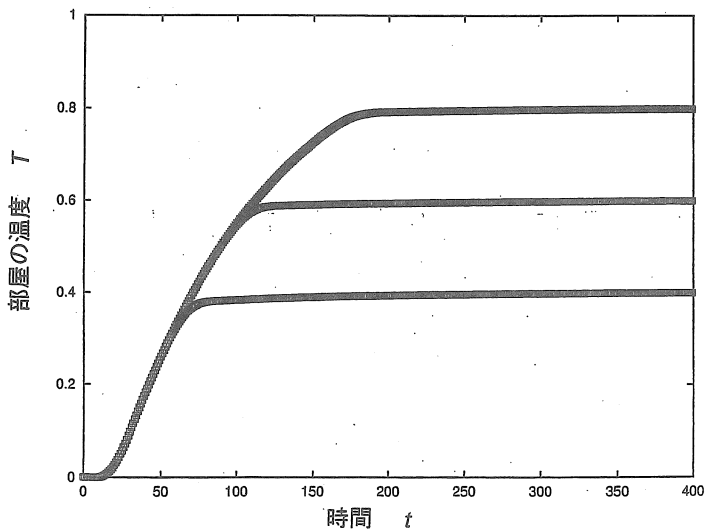


図11 部屋の温度のファジィ的ニューロによる制御

図 11 は、シミュレーションに用いたシステム構成を示します。制御対象の時定数およびむだ時間をそれぞれ 100, 10 とし、サンプリング時間を 1 としています。制御対象がむだ時間を持っているために制御は少し難しくなっています。目標温度  $T_d$  に部屋の温度  $T$  を追従させるようにファジィ制御器を設計したいのですが、ルールがよくわからないものとします。このファジィ制御器は目標値  $T_d$  と出力  $T$  の誤差  $e$  および誤差の変化分  $\Delta e$  を入力として、操作量であるつまみの変化分  $\Delta u$  を出力するファジィ  $PI$  制御器です。操作量  $u$  は  $\Delta u$  を積分することで得られ、この値はリミッタにより  $[-1, 1]$  の範囲に限定されています。実際には、誤差の変化分  $\Delta e$  差分近似により、操作量  $u$  は台形近似によりそれぞれ求めました。



(a) つまみ



(b) 部屋の温度

図 12 ベテランの制御結果

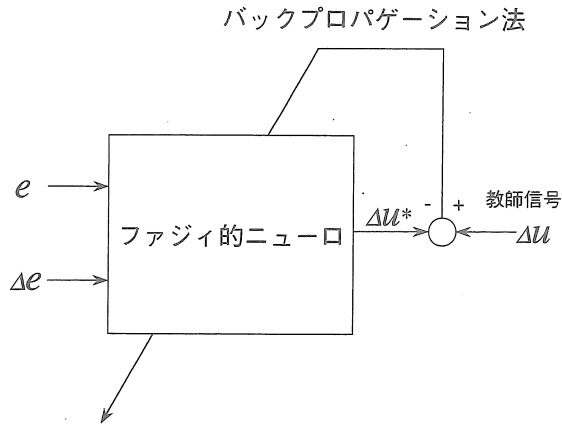


図 13 ファジィ的ニューロの学習

まず、どのような操作量  $u$  を制御対象に与えたらよいか、人間が CRT 上に出力波形を見ながら試行錯誤により探ってみます。図 12 は得られた操作量と出力の波形です。時刻 0 でステップ的に変化する目標値 (0.4, 0.6, 0.8 の 3 通り) に対して部屋の温度  $T$  はオーバシュートなしに整定しています。操作のコツは、誤差  $e$  の大きいときにはつまみ  $u$  をリミッタにまで持っていく、その後部屋の温度  $T$  が目標値に近づくにつれて操作量を徐々に減らすことです。

この人間による操作パターンをファジィ的ニューロに学習させます (図 13)。図 12 の出力波形から誤差  $e$  と誤差の変化分  $\Delta e$  のデータを得てファジィ的ニューロの入力とし、対応するつまみ  $u$  の波形からつまみの変化分  $\Delta u$  を得て、これを教師信号とします。データの組は 150 点としました。図 14 は、1000 回の学習を行った後に図 11 の制御器をファジィ的ニューロとした結果を示します。

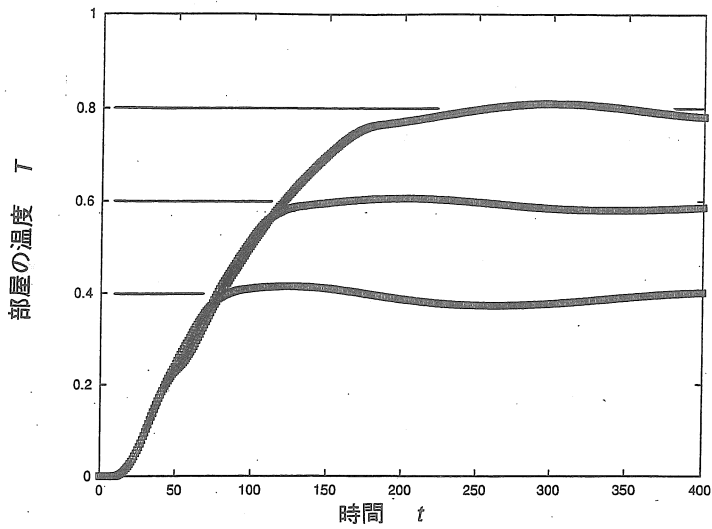
ただし、(a) は学習した目標値に対する応答、(b) は未学習の目標値に対する応答です。未学習の目標値に対しても比較的良好な制御が行われていることがわかります。表 1 は結合荷重  $w_b$  が表す制御ルールの概略を示します。表 2 に示されるような従来のファジィ制御器に用いられる制御ルールと非常に近いものが同定されていることがわかります。ファジィ的ニューロの特徴であるファジィルールの同定ができています。

表 1 同定されたファジィルール

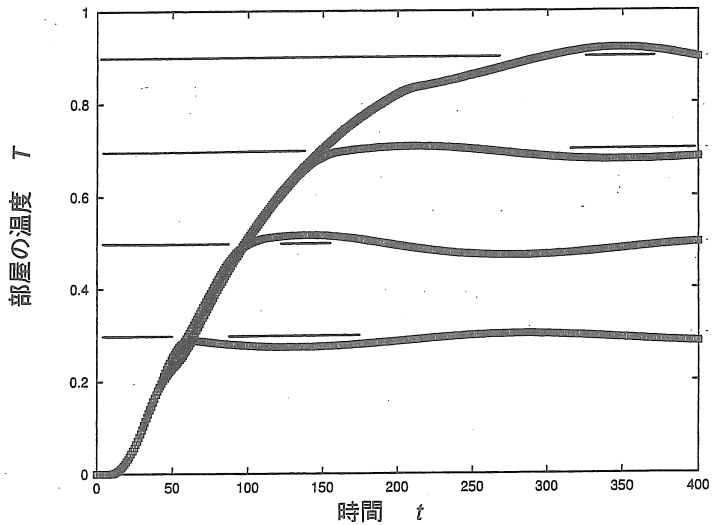
$\Delta u$		$\Delta e$						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
$e$	NB	0	0	0	-0.05	0	0	0
	NM	0	0	0	-0.05	0	0	0
	NS	0	0	0	-0.05	0	-0.01	0
	ZO	-0.01	-0.01	0	0	0	0.01	0.01
	PS	0	0	0	0.05	0	0	0
	PM	0	0	0	0.05	0	0	0
	PB	0	0	0	0.05	0	0	0

表2 従来のファジィ制御ルール

$\Delta u$		$\Delta e$						
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
$e$	NB				NB			
	NM				NM			
	NS				NS			
	ZO	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
	PS				PS			
	PM				PM			
	PB				PB			



(a) 学習した指令値に対する応答



(b) 未学習の指令値に対する応答

図14 学習後のファジィ的ニューロによる制御結果

## VI. ま と め

本稿ではニューラルネットワークの融合手法を概説し、ファジィ的ニューロについてその構成法と応用例を紹介しました。ファジィとニューロの融合手法については、一通りの融合形態が示されはしましたが、その統一的な方法論ははまだ確立されておりません。読者の皆さんの中からこの分野の研究をしてみようと思われる方、ファジィ・ニューロを応用してみようと思われる方が出てくることを期待します。

## 参 考 文 献

- (1) 林・古橋編：ファジィ・ニューラルネットワーク，浅倉書店（1996）
- (2) 日本ファジィ学会誌編：講座ファジィ第12巻「ファジィ・ニューラルシステム」日刊工業新聞社（1995）

（ふるはし たけし：名古屋大学工学研究科電子情報学専攻）