

## シヨートノート

NFS: ニューラルネットワークを用いた  
ファジィ推論システム†

古谷立美†† 国分明男†† 坂本健†††

ニューラルネットワークを用いてファジィ推論を実現するシステムの提案とシステムの特性を示す。システム内ではファジィ規則のマッチングとファジィ結果の統合にニューラルネットワークを用いる。ファジィ規則のマッチングは3層ニューラルネットワークにファジィ規則をバックプロパゲーション法で記憶させる。このニューラルネットワークの動作特性のシミュレーション結果を示す。

## 1. はじめに

本論文は、ニューラルネットワークを用いてファジィ推論機能を実現するシステム (NFS: ニューロファジィシステム) を紹介する。本システム開発の動機は次の2つである。(1)人間の得意とする、あいまいな情報の処理を、人間の脳を模したニューラルネットワークで実現しようという認知科学的興味。(2)ニューラルネットワークを用いることにより、ファジィ推論の新しい側面を引き出せるかもしれないという工学的興味。

今までに提案されたニューラルネットを用いたファジィシステムとしては文献 1)のものがあがるが、ここではファジィ制御を目的とし、システムへの入出力値はスカラ値を用いている。これに対し筆者らがここに提案するものは AI への応用を考慮し、システムの入力にパターン (メンバシップ関数はパターンのサブセット) を用いることができる<sup>2)</sup>。

以下、第2章にニューラルネットワークを用いたファジィ推論の原理、第3章に NFS の構成、第4章に NFS の特性を示す。

## 2. ニューロファジィ推論の原理

本章は、ファジィ推論と、本論文に示すニューラルネットを用いたファジィ推論の関係を示し、両者の差異を明確にする。

ファジィ推論は、システム内に準備するファジィ規

則に基づく推論を行う。ファジィ規則は if\_then\_の形式で表され、if\_に相当する条件部と then\_に相当する結論部よりなる。NFS で実現するファジィ推論は前向き推論と呼ばれ、ファジィ規則に事実を適用して結論を導くもので次の様に表される。

(規則) if  $x$  is  $A_i$  then  $z$  is  $C_i$ ,  $i=1, \dots, n$  (1)

(事実)  $A'$   
(結論)  $Z$  is  $C'$

(ここで  $A_i, C_i, A', C'$  はファジィ集合)

結論  $C'$  のメンバシップ関数を求める方法として、NFS に用いるものは、ファジィ推論でよく用いられるもので

$$\mu_{C'}(w) = \bigvee_u \{ \mu_{A'}(u) \wedge \mu_{A_i}(u) \} \wedge \mu_{C_i}(w) \quad (2)$$

(ここで  $\mu_A$  は  $A$  のメンバシップ関数、 $\bigvee$  は max,  $\wedge$  は min を示す)

である。また条件部に複数の変数がある場合、例えば if ( $x$  is  $A_i$ ) and ( $y$  is  $B_i$ ) then では、 $C_i'$  は次のようになる。

$$\mu_{C_i'}(w) = \bigvee_u \{ \mu_{A'}(u) \wedge \mu_{A_i}(u) \} \wedge \bigvee_v \{ \mu_{B'}(v) \wedge \mu_{B_i}(v) \} \wedge \mu_{C_i}(w) \quad (3)$$

式(2)や(3)を用いたファジィ推論は min と max の演算子で実現できるが、本論文で提案する方式は式(2)右辺の  $\bigvee_u \{ \mu_{A'}(u) \wedge \mu_{A_i}(u) \}$  をニューラルネットワークのパターンマッチ機能で実現する。すなわちニューラルネットワークに  $\mu_{A_i}$  を記憶させ、 $\mu_{A'}$  をネットワークに入力し、 $\bigvee_u \{ \mu_{A'}(u) \wedge \mu_{A_i}(u) \}$  の値を求める。この方法で求まる値は min と max を用いるものと少し異なるが、近似値として用いることはできる。また、筆者らのこの方式は、パターンマッチ機能を利用するため、ネットワークにメンバシップ関数だ

† NFS: Neuro Fuzzy Inference System by TATSUMI FURUYA, AKIO KOKUBU (Electrotechnical Laboratory, Computer Science Division, Computation Models Section) and TAKESHI SAKAMOTO (Fujitsu Financial System Engineering).

†† 電子技術総合研究所情報アーキテクチャ部計算機構研究室  
††† 富士通金融システムエンジニアリング

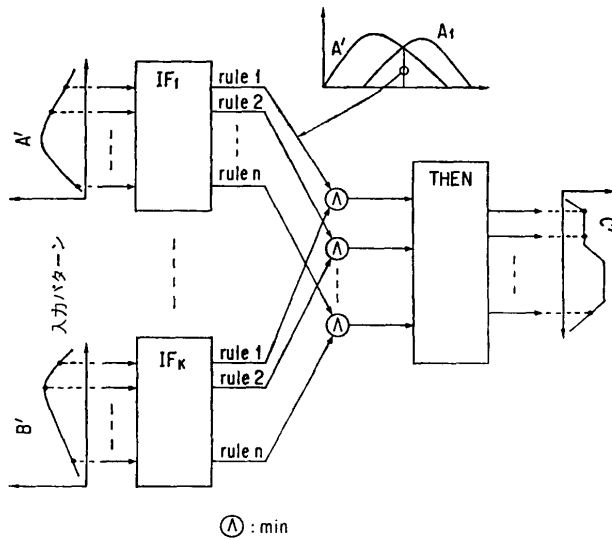


図 1 NFS の構成  
Fig. 1 Structure of NFS.

けでなく任意のパターンを記憶させ、パターン入力とのマッチングを取ることができる。このため以下では NFS への入力をメンバシップ関数の代わりにパターン入力と呼ぶ。

### 3. ニューロファジシステムの構成

図 1 が NFS の基本構成である。NFS は IF ブロックと THEN ブロックよりなる。IF はファジィ規則の条件部の変数ごとに用意する。例えば、IF<sub>1</sub> は A<sub>i</sub> 用、IF<sub>k</sub> は B<sub>j</sub> 用といった具合である。IF の機能は、事実 (例えば A') のパターンを入力として受け付け、事実と各変数の値とのマッチングを取り、マッチの割合を規則ごとに出力する。マッチの割合とは式 (2) でいう  $\bigvee \{ \mu_{A'}(u) \wedge \mu_{A_i}(u) \}$  である。図 1 では A' と A<sub>1</sub> との min・max を取った結果を図中に示している。複数の IF の出力を min ユニットに入力しているのは、式 (3) での  $\bigvee \{ \dots \}$  と  $\bigvee \{ \dots \}$  との  $\wedge$  を取るためである。THEN ブロックは、事実と規則の条件部とのマッチングの割合を入力としてファジィ結論を導く部分で、式 (3) でいう  $\bigvee \{ \dots \} \wedge \bigvee \{ \dots \}$  と  $\mu_{C_i}(w)$  との min を取る部分に相当する。すなわち各規則の結論部とマッチする割合の min を取り、それらの max を取って C' を導く。

以上が NFS の概要であるが、IF ブロックと THEN ブロックはニューラルネットワークで実現されている (図 2 参照)。IF は 3 層のニューラルネットワークで、出力ユニットを各規則に割り当てる。そし

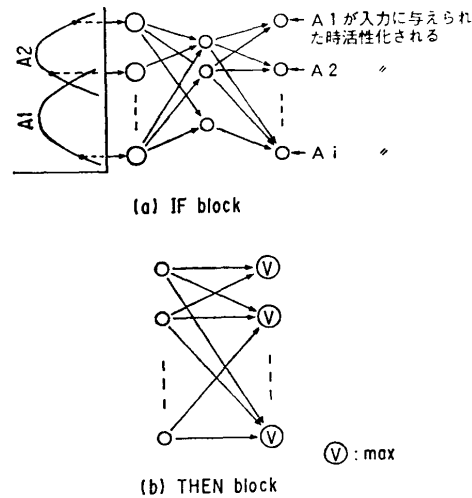


図 2 IF と THEN ネットの構成  
Fig. 2 Network structure of IF and THEN.

て、ある規則の条件部が入力されると、その規則の出力ユニットが活性化されるように (図 2 (a) 参照) バックプロパゲーション学習を施す。この様に学習させておいて、入力にどの規則の条件部とも異なる事実を与えると、各出力ユニットは、事実と各条件のマッチの割合に応じた値に活性化される。THEN ブロックは 2 層のニューラルネットワークで、入力が各規則に対応付けられる。出力は、結論のメンバシップ関数であるため、出力の各ユニットは式 (3) の w の値に対応する。例えば THEN の一番上のユニットが規則 1 とすると、そのユニットから出力への線の重みが C<sub>1</sub> のメンバシップ関数を記憶していて、一番上のユニットが活性化されると、出力ユニットの入力に C<sub>1</sub> が現れる。THEN の出力ユニットは max ユニットで入力 max を取ることになり、C<sub>i</sub> (i=1...n) の max が取られて C' が導ける。

### 4. IF ブロックの特性

IF ブロックと THEN ブロックの内 THEN ブロックは式 (3) をそのまま実現するので問題はないが、IF ブロックは式 (3) をニューラルネットワークで近似的に実現しているため、厳密なファジィ推論処理とどの様な関係にあるのか明確にしておく必要がある。本章では IF ブロックのネットワーク特性を示す。図 3 は 3 層のニューラルネットワークに 2, 3 の規則の条件部を記憶させ、未知の事実を入力した時の、事実と規則条件部とのマッチングの割合を示している。図

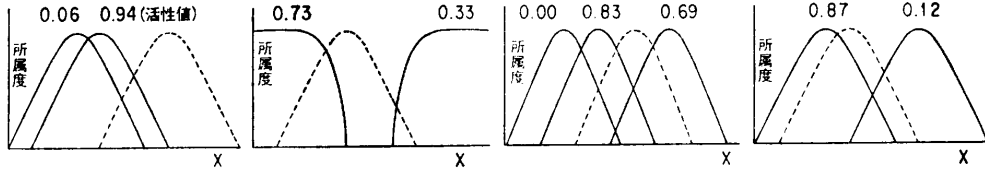
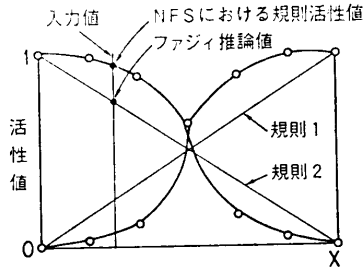
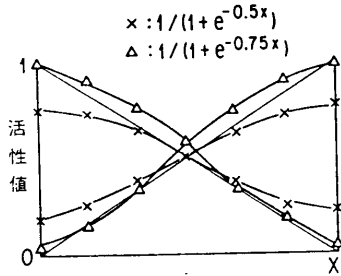


図3 記憶規則の活性化値  
Fig. 3 Activation of rules.



(a) ニューラルネットワークの引き込み特性



(b) ニューロンの伝達特性を変えた場合

図4 NFSにおける規則の活性化特性  
Fig. 4 Characteristics of pattern matching.

中の実線が規則の条件部、点線が事実を表し、実線に付随した数値がマッチングの割合を示すもので IF の出力線が現れる値である。ここで用いた3層ニューラルネットワークの構成は入力層 11 ユニット、中間層 5 ユニット、出力層 11 ユニットであり、規則および事実は図中の曲線を 5 点で表したものをを用いている。以上の結果から、IF はほぼ事実と規則とのマッチングの割合を生成できることが分かるが、min, max を用いたファジィ推論の場合に比べると、より近い関係の規則が強めに活性化されることが分かる。これはニューラルネットワークの引き込み特性によるものである。図4はこの引き込みの効果を調べた実験結果である。実験はニューラルネットワークに2つのパターン(図4(a)中の斜めの直線)を記憶させ、そこに様々なスカラ値(例えば図4(a)の縦の直線)を与えて、各パターンに対応した出力ユニットの活性化値を求めた。ファジィ理論に従った計算では図4(a)の曲線と直線が一致するわけであり、NFSの引き込みがかなり強い

ことが分かる。この特性をファジィ推論値に近付ける方法として次の方法がある。NFSで用いる神経ユニットの入出力関数には  $1/(1+e^{-x})$  というシグモイド関数を用いているが、この  $e$  の肩  $-x$  に係数をかけて曲線の傾きを鈍らすことにより引き込み効果を弱めるというものである。図4(b)は  $-0.75x$  と  $-0.5x$  を用いた時の規則の活性化値で、 $-x$  より規則直線に近づく。以上の結果は、ネットワークの初期値をいろいろ変えて平均値を求めたものであるが、ニューラルネットワークの特性は構造や学習法によりばらつきが大きい。実際に本方式を用いる場合にはネットワークの特性を十分チェックして良い特性のものを使う必要がある。

### 5. おわりに

NFSの概要と特性を示した。NFSはファジィ推論を忠実に実現してはいないが、近似的には実現していることが分かる。NFSの特徴は、入力(事実)と規則のパターンマッチを行っているところにある。すなわち、従来提案されてきた min-max 素子を用いたファジィシステムでは、入力にメンバシップ関数しか用いることができなかったが、NFSでは任意のパターンを用いることができる。このような性質はパターン認識に基づく制御や、人間のあいまいな表現の処理などに利用できると思われる。

最後に、本研究の機会を与えられた棟上情報アーキテクチャ部長に感謝いたします。

### 参考文献

- 1) Takagi, H. and Hayashi, I.: Artificial Neural Network Driven Fuzzy Reasoning, *Int. Workshop on Fuzzy System Applications* (Aug. 1988).
- 2) Furuya, T. et al.: NFS: Neuro Fuzzy Inference System, *Int. Workshop on Fuzzy System Applications* (Aug. 1988).

(平成元年2月2日受付)

(平成元年4月11日採録)

**古谷 立美** (正会員)

昭和 22 年生。昭和 48 年成蹊大学大学院修士課程修了。同年電子技術総合研究所入所。現在、同所計算機構研究室主任研究官。工学博士。認知科学会、IEEE 各会員。

**国分 明男** (正会員)

昭和 15 年 12 月 23 日生。昭和 41 年電気通信大学電気通信学部通信工学科卒業。昭和 43 年同大学院修士課程修了。同年電子技術総合研究所入所。現在、同所計算機構研究室長。その間、昭和 48 年～49 年、米国アイオワ州立大学客員助教授。光磁気メモリ素子の基礎研究、データベースマシンの研究開発、VLSI システムの研究に従事してきた。最近は知識ベースシステムにも興味をもつ。本学会規格委員会 SC11 専門委員会委員長。電子情報通信学会、電気学会、日本応用磁気学会、IEEE 各会員。

**坂本 健**

昭和 42 年生。平成元年 3 月相模工業大学工学部情報工学科卒業。同年 4 月(株)富士通金融システムエンジニアリング入社。現在、金融業界向けのアプリケーション・パッケージの開発および、ユーザに対するシステムエンジニアリングサポートに従事。