特集 ファジィ・ニューラルネットワーク

ファジィ連想記憶システム[†]

山口 亨*

1. はじめに

欧米から波が押し寄せ日本でも活発化しているファジィ・ニューラルネットワークの研究は、すでに、従来のファジィやニューラルネットワークの研究とは別の独自の知識情報処理分野として認識できるほどの進展がある。ファジィ技術とニューラルネットワーク技術を融合する目的で、相互のデメリットを改善する新たな知識処理としてのファジィ・ニューラルネットワークの研究は'88年頃から多種多様な形態が発表されている。「人間の意図を理解し自ら調整し、人間の発想を最大限に生かす支援」を実現するための新たなAI分野として、ファジィ情報処理やニューラルネットワーク技術も融合するFAN (Fuzzy, AI and Neural Networks)技術への展開がある。この中でも特にこのファジィ・ニューラルネットワーク分野における新しい展開は目ざましいものがある。

ファジィ・ニューラルネットワーク技術は、数値情報とのインターフェース機能や学習機能に優れ、経験的知識と数理的要素との両者を扱うことが可能で、さらに、言語的表現に基づくオンライン学習を可能とする。ファジィ・ニューラルネットワークとして多くの融合形態の提案が存在するため、現状では画一的な定義は不可能である。このため、本稿

では、ファジィ・ニューラルネットワークへの期待や提案されている構成例の分類を示す。また、ファジィ・ニューラルネットワークの一例として新たな推論法である連想推論を実現するファジィ連想記憶システムを取り上げ、その位置づけと特徴を示す。

2. ファジィ・ニューラルネットワークへの期待とファジィ連想記憶システム

Fuzzy, AI, Neural Networks は、ここ数年、研究・応用ともに非常に盛んで、よく比較の対象にもなる。しかしそれぞれは、図1に示すように固有の特徴を持ったまったく異質のものであり、競合より融合によって短所が補われ、長所が生かされるべきである。

ファジィはAIに比べてあいまいな表現を許し、あいまいさを積極的に取り扱うという特徴を持ち、ニューロに比べて知識が明示的に表現されるとい

図1 ファジィ・AI・ニューロの特徴

[†] Fuzzy Associative Memory System

* Toru YAMAGUCHI

(株)東芝 研究開発センター システム・ソフトウェア生産技術研究所

Systems & Software Engineering Lab., Research & Development Center, Toshiba Corp.

う特徴を持つ。その反面、ファジィは、知識表現そのものではファジィ論理以外にフレームといった従来型 AI で用いられている機構を取り入れる必要があり、また、学習機構についても AI やニューロの技術を取り入れる必要があるといったように、ファジィ単独では不備な点も数多い。ファジィとニューロの融合の研究は 1990 年前後から始まり、爆発的にその数が増大している。本稿では、このファジィとニューロの共通点・相違点を踏まえ、融合によるメリットを考察する。

2.1 ファジィとニューロの共通点

ニューロの活性値出力を $[0,1]$ 区間に限定した場合、ファジィ集合の各要素に付加されるメンバシップ値と同一視することができ、両プロセスを合成したり、どちらかのプロセスの一部を他のプロセスで置き換えたりということを、比較的簡単に行うことができる。B.Kosko⁽¹⁾によると、 n 個のニューロンからなるフィールドの信号処理状態空間は、 n 次元のハイパーキューブで表現することができ、キューブ内の 1 点は n 個の要素を全体集合とするファジィ集合の 1 つに対応する。つまり、ニューロもファジィも同一の単位空間内で処理が行われるという意味で、同一視することができる。

2.2 ファジィ理論とは

ファジィ集合論の根本は、(集合への帰属の度合いを表現する) $[0,1]$ のメンバシップ値という考え方を導入することにより、クリアな境界を持たせず、不明確な概念の意味表現を試みたことにある。これは通常の集合が、属するか属さないかの Yes/No の判断基準によって定義されるのに対し、ファジィ集合は帰属の度合いの導入によって不明確さを許したことに相当する。メンバシップ値は、メンバシップ関数によって求められるが、ファジィ制御を中心とする応用研究では、なんらかの数値的な記述から算術関数によって、メンバシップ値が計算されるのが普通である。また、ファジィ論理では、命題を“ x は大きい”といったように、ファジィ集合を用いて表現するのが普通であ

る。前提条件が正確にマッチした時のみ推論が進む 2 値論理に対し、ファジィ論理の大きな特徴は、前提が近似していれば推論を実行しその近似の度合いにみあった結論を導く多値論理をベースとした近似推論にある。ファジィ推論の種類は多く、ファジィ制御でよく利用される(“IF x is A and y is B ... then z is C .” で表現する) Mamdani 型推論⁽²⁾や、ファジィ・ニューラルネットやシステムの予測モデルとして多く利用される(“IF x is A and y is B ... then $z=f(x,y,...)$.” で表現する) 高木・菅野型推論⁽³⁾などで代表される。Mamdani 型推論では、全てのファジィ命題が“ $* \text{ is } *$ ”といった形式で表現され、ルールは入力空間上の直積に置き直され、推論はファジィ関係の演算に置き換えられる。一方、高木・菅野型推論では、ルールの後件部は出力を決定する関数であり、推論は各ルールの出力に各前件部のマッチ度をかけた、重み付け加算(荷重和)によって行われる。ルール形式に従って構造化されるニューロ・ファジィの融合手法では、この推論形式を用いるものが多い。

2.3 ファジィから見たニューロへの期待

メンバシップ値をどう求めてファジィ集合を構成するか、また、推論のためのルールをどうやって求めるかといった、いわば知識獲得の根本的課題が残った。この課題を解決するために、ニューラルネットワークの学習能力に期待し、以下に示す点でニューロ・ファジィの融合を試みる研究が多い。

- ・メンバシップ関数の生成
- ・論理操作の生成、論理操作の代替
- ・推論規則(ルール)の生成

さらに、獲得した知識からの推論において、従来のファジィ推論の欠点である(推論時にあいまいさが広がって行く)「あいまいさの爆発」を改善する推論法としてニューラルネットワークによる(あいまいな事象に対し最も条件にマッチする記憶を想起する)連想機能への期待があり、次の点における融合の研究もある。

・従来型の推論法の改善と新たな推論法の実現

この推論の研究の延長として、従来のルール形式に捕らわれない新たなファジィ知識表現への展開が期待できる。

2.4 ニューロから見たファジィへの期待

一方、ニューロの立場からは、以下のような期待で融合が進められている。ニューラルネット上では知識が分散され埋蔵されてしまうため、知識が明示的に見えないといった問題がある。つまり、ファジィ知識表現を利用することにより、ニューロの学習結果の解釈に利用したり、ファジィ推論規則の形式で得られる知識を初期知識としてニューロの学習を行い高速化に貢献するといったふうである。また、ファジィ推論規則や推論機構をニューラルネットワークに持ち込み、ネットワーク自体を構造化する試みもある。さらに、ニューロンの活性値分布そのものを、ダイレクトにファジィ知識表現に結び付け、あいまいな知識表現に貢献する試みもある。まとめると以下ようになる。

- ・知識の解釈
- ・初期知識としての利用
- ・処理機構の構造化
- ・あいまいな知識の表現

2.5 ファジィ・ニューラルネット融合システムの特徴と連想推論への期待

図2に示すニューロ／ファジィのそれぞれのメリット・デメリットの関係から、両者を融合することで一方のデメリットを他方のメリットが補い合うファジィとニューラルネットの融合手法を実現できるとの期待がある。このように相互に作用し合うことで、人間への理解しやすさ、つまり、人間への「親和性」に優れ、かつ、経験から知識を自動修正する「学習性」に優れる新たな情報処理手法を実現が期待できる。この融合による新たな情報処理手法を「ファジィ・ニューラルネット」と呼ぶ。ここで提案するファジィ・ニューラルネットは、ニューラルネットによる連想メモリを用いてファジィ知識を表現するもので、前述した特徴である「親和性」と「学習性」に連想機能を付

加することで適切な推論を可能にし、ファジィ知識に基づきブラックボックス化を回避する学習を可能とする。提案のシステムは、従来のファジィルールの推論機能と学習機能を改善するために、ニューラルネットによる連想メモリを用いてファジィ知識を表現し、連想機能に基づく推論(「連想推論」)⁽⁴⁾⁻⁽⁶⁾とニューラルネット学習に基づくファジィルールの洗練(ある種の「帰納学習」)⁽⁷⁾⁻⁽⁹⁾を実現する。これらの詳細は、第3章「ファジィ連想推論とファジィ知識の帰納学習」において説明する。

図2 ニューロ/ファジィのメリットとデメリット

連想推論を用いることで、知的制御や知的インターフェースの知識表現に利用する階層的なファジィルールによる推論で問題となる(推論の毎にあいまいさが増大する)「あいまいさの爆発」を改善するとともに、下位からの部分的入力情報による「ボトムアップ処理」と上位からの全体情報による「トップダウン処理」を相補的に行う連想により下位の数値データを言語的表現へ変換しコンテキストに合った推論結果を導くことを可能にする。提案したファジィ・ニューラルネットは、図3に示すように、入力の波形データや画像データを、トップダウン処理とボトムアップ処理を同時的に実施する連想推論により、言語的表現へ変換する。この際、連想推論は、下位に入力されたデータを評価する場合に発生するあいまいさの増大

を抑え、上位から与えられる全体状況やコンテキストに沿った推論結果を導く⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾。

また、提案の連想メモリによるファジィ・ニューラルネットでは、言語的ラベルのファジィ知識表現に基づき段階的に個別にニューラルネット学習を実施することで従来手法では難しかったオンライン学習を可能とする。提案したファジィ・ニューラルネットは、図4に示すように、システムの状態を評価する言語的表現に基づき操作モデルを個別化し、オンライン学習を容易に実現することができる^{(11)–(17)}。また、学習中の表現自体がいまいなルールに対しても、提案の連想推論を用いることで、適切な推論結果を得ることができる。(さらに、文献7では、この学習制御の安定性の検討法も示している。) 以上に提案

図3 ファジィ連想記憶システムの利点1

図4 ファジィ連想記憶システムの利点2

の学習法は、菅野らにより提案の(言語的表現の指示による学習を実現する)言語レベル学習⁽¹⁸⁾の実現においても有効な手法であり、今後の新たな発展が期待できる。

3. ファジィ・ニューラル融合システムの構成例とその分類

3.1 形態による分類

ファジィとニューロの結合システムの構成例には、単なる2つのシステムの連結による形態から、提案に示した融合形態など、すでに多くの形態がある⁽¹⁹⁾。これらの構成例の分類では、図5に示すように、以下4つの「形態による分類」が知られている。

- (1) ファジィシステムとニューロシステムとの連結⁽²⁰⁾
- (2) ファジィがニューロシステムに対し補助的に作用⁽²¹⁾
- (3) ニューロがファジィシステムに対し補助的に作用⁽²²⁾
- (4) ファジィとニューロの融合

ここで、上記(1)から(3)は両システムが分離した形で結合されている形態であるのに対し、(4)の形態のものは密接に関係しているために切り離せな

図5 形態による分類

い。特に、(4)の形態は、いくつかの重要な利点をもつことから、研究例も多い。このため、この形態を「構造による分類」と「知識表現による分類」において詳細に説明する。

ファジィとニューロの合成システムに対し、国内のみならず、海外においても1990年頃から、研究⁽²³⁾⁻⁽²⁵⁾が始められている。

3.2 構造による分類

ファジィ分野において最も一般的なルール表現で知識を示し、推論規則の実現・推論プロセスの実現・ファジィルールの洗練を実現する場合、どの部分までニューラルネットに置き換えるかの程度に従って図6に示すように構造により4通りに分類できる。この形態は、非常に一般的なファジィルール表現を用いる融合形態であるため、次に説明する多くの研究がある。

- (1) 一体型⁽²⁶⁾
- (2) 前件部+後件部型⁽²⁷⁾
- (3) 前件部+後件部+論理型⁽¹¹⁾⁽¹²⁾⁽¹⁹⁾
- (4) 完全対応型⁽²⁸⁾⁽²⁹⁾

図6 構造による分類

ここで、(3)の構成はファジィ知識表現に近く、ルールを構成する要素命題が個別に実現される。このため、命題ごとに個別に学習が行え、学習時間の高速化や学習後の知識の抽出が容易となる。また、論理関係を表現するネットワークが独立して存在するため、従来のファジィ推論の弱点を補強する新たな推論法を実現できる。この一例としてファジィ連想記憶システムを第3章で説明する。

3.3 知識表現による分類

前節では、ルールという知識表現を基盤としていたが、それ以外の以下の様な表現形態がある。これらは、ファジィ知識の表現をダイレクトにニューラルネットワーク上に展開するもので、本来知識とは不確実性を伴うものであるとの認識に立脚し、ニューラルネットワークを用いたあいまいな知識表現への貢献を目指すものである。

- (1) ダイナミックで動的な知識の表現⁽¹³⁾⁻⁽¹⁶⁾⁽³⁰⁾⁽³¹⁾
- (2) ニューロンレベルへのあいまいな知識表現の融合⁽³²⁾⁻⁽³⁵⁾
- (3) 概念ファジィ集合：CFS⁽⁸⁾⁽⁹⁾⁽³⁶⁾

ファジィ集合は通常算術関数でメンバーシップ値が計算されるが、(3)の方法では全体集合が数値でない場合は計算が困難である。高木⁽⁸⁾により提案されている CFS では、ファジィ集合は意味表現の形態であり、連想メモリ上の活性値の分布がファジィ集合に一致する。概念の意味は他の概念及びその活性値によって表現され、その活性値は連想メモリを通して計算される。したがって、メンバーシップ値は算術関数によって計算される必要がない。また推論は活性値の伝搬によって実現される。次章の「概念ファジィ集合」で、CFS について例題を用いて簡単に説明する。

4. ファジィ連想推論とファジィ知識の帰納学習

4.1 連想メモリを用いたファジィ知識処理

本節では、ニューラルネットによる連想メモリを用いてファジィ知識を表現する方法と、連想機能に基づく推論とニューラルネット学習に基づくファジィ知識の帰納的構築の方法を述べる。まず、ファジィ知識を表現するために用いている双方向連想メモリについて簡単にその知識構造、想起方法、特徴についてまとめる。

4.1.1 双方向連想メモリ

双方向連想メモリ⁽³⁷⁾(BAM: Bidirectional Associative Memory)は連想メモリネットワークの一種であり、図7に示すように、 F_A レイヤと F_B レイヤの2層構造で構成される。

具体的には、 F_A レイヤから F_B レイヤへの信号経路と F_B レイヤから F_A レイヤへの信号経路の双方向信号経路を持つ構造となっており、フィードフォワード型連想メモリと比較して正確な想起が行われる。各レイヤのノード間の結合強度は連想マトリクス M で表現される。ここで、連想マトリ

クスが F_A , F_B レイヤに対してパターン A, B のペアを銘記しているとする、 F_A レイヤにノイズを含む A' を与えても連想マトリクスを用いた反響動作に伴う状態推移で最終的に A, B のペアが連想される。ここで、BAM の連想は式1で行われる。

$$B(t) = \phi(M \cdot A(t)), \quad A(t+1) = \phi(M^T \cdot B(t)) \quad (1)$$

ただし、 $A(t) = (a_1(t), a_2(t), \dots, a_n(t))$, $B(t) = (b_1(t), b_2(t), \dots, b_p(t))$ はステップ t における各ノードの活性値ベクトルであり、 $\{0, 1\}$ の値をとる。 $\phi(\cdot)$ は各ノードがもつ関数であり、ここではシグモイド関数を用いる。また、連想マトリクス M は、銘記したいパターンのペアが $(A_1, B_1), \dots, (A_m, B_m)$ で与えられた場合、式2で求められる。

$$M = \sum_{i=1}^m \beta_i Y_i X_i^T \quad (2)$$

ここで、 β は連想の係数である。ただし、BAM の連想メモリネットワークが形成するエネルギー関数を考慮し、通常は、 $\{0, 1\}$ のパターンのペア (A_i, B_i) を $\{-1, 1\}$ のパターンのペア (X_i, Y_i) へ変換し用いる。また、BAM の銘記できる制約として、パターンのペア間の直交性が強く、かつ、各レイヤでパターンとパターンのコンプリメントのハミング距離が十分離れている必要がある。

図7 双方向連想記憶(BAM)

もう一つの BAM の銘記できるデータ・ペアの制約として、連続性仮定が成り立つ必要がある。ここで、連続性仮定は次式のように表される。

$$\frac{1}{n} H(A_i, A_j) = \frac{1}{p} H(B_i, B_j) \quad (3)$$

ただし、 H はハミング距離である。すなわち、各レイヤで同じくらいハミング距離が離れていないと記憶(銘記)することが難しいということである。

B.Kosko は、同期または非同期な状態変化がエネルギーを減少させ、かつエネルギーには下限が存在することを示すことにより、任意の連想マトリックスで BAM は安定するということを証明している。

ここでは簡単な例として、3つのデータ(A_1, B_1)、(A_2, B_2)、(A_3, B_3)を記憶する。

$$A_1 = (1, 0, 1, 0, 1, 0), B_1 = (1, 1, 0, 0)$$

$$A_2 = (1, 1, 1, 0, 0, 0), B_2 = (1, 0, 1, 0)$$

$$A_3 = (1, 1, 1, 0, 0, 1), B_3 = (1, 1, 0, 1)$$

これらのデータ・ペアは非直交であるが、連続性仮定が成り立っていない。この段階で3つのデータ・ペアを正確に銘記することができないということが予想できる。実際に連想マトリックスを作ってみてこれを確認する。まず、これらのデータをバイポーラ変換する。

$$X_1 = (1, -1, 1, -1, 1, -1), Y_1 = (1, 1, -1, -1)$$

$$X_2 = (1, 1, 1, -1, -1, -1), Y_2 = (1, -1, 1, -1)$$

$$X_3 = (1, 1, 1, -1, -1, 1), Y_3 = (1, 1, -1, 1)$$

上記のバイポーラ・データを相関マトリックス $M_i = X_i^T Y_i$ に変換する。

$$M_1 = \begin{bmatrix} 1, 1, -1, -1 \\ -1, -1, 1, 1 \\ 1, 1, -1, -1 \\ -1, -1, 1, 1 \\ 1, 1, -1, -1 \\ -1, -1, 1, 1 \end{bmatrix}$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} 1, -1, 1, -1 \\ 1, -1, 1, -1 \\ 1, -1, 1, -1 \\ -1, 1, -1, 1 \\ -1, 1, -1, 1 \\ -1, 1, -1, 1 \end{bmatrix}$$

$$M_3 = \begin{bmatrix} 1, 1, -1, 1 \\ 1, 1, -1, 1 \\ 1, 1, -1, 1 \\ -1, -1, 1, -1 \\ -1, -1, 1, -1 \\ 1, 1, -1, 1 \end{bmatrix}$$

連想マトリックスは以下のように求められる。

$$M = M_1 + M_2 + M_3 = \begin{bmatrix} 3, 1, -1, -3 \\ 1, -1, 1, 1 \\ 3, 1, -1, -1 \\ -3, -1, 1, 1 \\ -1, 1, -1, -1 \\ -1, 1, -1, 3 \end{bmatrix}$$

得られた連想マトリックスにデータ A_1, A_2, A_3 をそれぞれ入力することによって、対応する B_1, B_2, B_3 が想起できるかを確かめてみる。ただし、各 B_i の初期状態は $(0, 0, 0, 0)$ とする。

$$A_1 M = (5, 3, -3, -5) \rightarrow (1, 1, 0, 0) = B_1$$

$$A_2 M = (7, 1, -1, -3) \rightarrow (1, 1, 0, 0) = B_1$$

$$A_3 M = (6, 2, -2, 0) \rightarrow (1, 1, 0, 0) = B_1$$

このように、連続性仮定が成り立っていないと、すなわち、データ・ペア間のハミング距離が離れていないと連想メモリとしてデータ・ペアを銘記することができない。

一般的な連想メモリには以下のような性質があるが、後で述べるコーディネータを導入することにより、ある程度これらを改善することが可能となる。

- 1) 銘記したパターン(A_i, B_i)に近い初期値 から出発した場合には、そのパターンに どんどん 近付き、(A_i, B_i)のごく近くの 状態に収束して、正確ではないが(A_i, B_i)を想起することができる。
- 2) 想起に失敗する場合でも、一度は銘記したパターン(A_i, B_i)に近付こうとする。

次節では、今述べた BAM のコーディング方法を使って、ファジィ知識を表現する方法と BAM の想起動作に基づくファジィ知識における連想推論の方式を説明する。

4.1.2 連想メモリを用いたファジィ知識処理

(1) ファジィ知識表現

ノードに対象や概念を代表させることにより、複数のノードからなるレイヤは各ファジィ集合の全体集合に相当する。このレイヤの導入により、連想メモリへの入出力の活性値がファジィ集合であることが可能となり、図8に示す知識構造でファジィ知識が扱えるようになる⁽⁵⁾。また、レイヤ内にはコーディネータ⁽⁸⁾と呼ばれる他のノードの活性化を抑える負の結合がある。これにより、ノード間の競合を抑え連想メモリの記憶能力を保つことができると同時に、あいまいさの制御に利用できる。

図8 連想記憶を用いたファジィ知識表現

[例題1] ファジィ知識表現

ここでは、ファジィ集合「背が高い」と「背が低い」を連想メモリ上に表現する。各ファジィ集合のメンバーシップ関数は以下のように仮定する。

「背が高い」=

{0.1/160 cm, 0.6/170 cm, 1.0/180 cm}

「背が低い」=

{1.0/160 cm, 0.3/170 cm, 0.1/180 cm}

このとき、ファジィ集合「背が高い」と「背が低い」をそれぞれノード a_1 と a_2 としこれらをレイヤ $A = (a_1, a_2)$ の構成ノードとする。同じように、台集合の要素「160 cm」、「170 cm」、「180 cm」をそれぞれ b_1 、 b_2 、 b_3 としこれらをレイヤ $B = (b_1, b_2,$

$b_3)$ の構成ノードとする。従って、各ファジィ集合はデータペアの形式で以下のように表せることができる。

$$A_1 = (1, 0), B_1 = (0.1, 0.6, 1.0)$$

$$A_2 = (0, 1), B_2 = (1.0, 0.3, 0.1)$$

次に上記のデータペアを用いて実際に連想メモリ上にファジィ知識を表現する。まず、上記のバイナリーデータをバイポーラデータに変換する。

$$X_1 = (1, -1), Y_1 = (-0.8, 0.2, 1.0)$$

$$X_2 = (-1, 1), Y_2 = (1.0, -0.4, -0.8)$$

次に各データペアに対する連想マトリックスを作る。

$$M_1 = X_1^T Y_1 = \begin{bmatrix} -0.8 & 0.2 & 1.0 \\ 0.8 & -0.2 & -1.0 \end{bmatrix}$$

$$M_2 = X_2^T Y_2 = \begin{bmatrix} -1.0 & 0.4 & 0.8 \\ 1.0 & -0.4 & -0.8 \end{bmatrix}$$

上記の2つの連想マトリックスを足し合わせることで、連想マトリックス M を得る。

$$M = M_1 + M_2 = \begin{bmatrix} -1.8 & 0.6 & 1.8 \\ 1.8 & -0.6 & -1.8 \end{bmatrix}$$

ただし、レイヤ A ではどちらか一方が発火するようにコーディネータ結合を設ける。

(2) ファジィ連想推論

推論は反響動作により行う。ネットワーク全体の連想マトリックスは対称的なので、反響動作を繰り返すことにより必ずある安定状態に収束する。従ってここでは、連想メモリであいまいな知識を表現しているときに限り、安定状態への推移をある初期状態を与えたときの推論すなわち「ファジィ連想推論」とする。コーディネータを導入することにより、4.1.1節で示した連想メモリの性質 i) と ii) を改善できる。例えば、コーディネータをともしなうレイヤを設けることにより、あるパターンに近付いたらその方向で想起動作が行われることが保証される。従って、一般の連想メモリでは、想起が失敗するときでも一度は初期状態に近いパターンに近付くことから、コーディネータを導入した BAM では、初期状態に最もハミング

距離が近いパターンを想起することができる。

各ノードの出力値は、全ての連想メモリネットワークに対して同期をとりながら求められる。例えば、連想マトリクス M_r で複数の IN_r レイヤにつながる OUT レイヤの各ノードの出力 out_j は式 4 で求められる。

$$out_j = \phi \left(\sum_r \left(\sum_i in_i^r m_{ji}^r \right) \right) \quad (4)$$

[例題 2] ファジィ連想推論

ここでは、[例題 1] で作り出したファジィ知識にファジィ集合の名前を入力してそのメンバーシップ関数を導き出す単純な推論機構を説明する。入力としてファジィ集合の名前「背が高い」をファジィ知識に入力(提示)する。すなわち、 $A = (1, 0)$ をファジィ知識 M に入力することと同一である。従って、この単純な推論機構は、 $B = AM$ と置き換えることができる。このとき $B = (0.0, 0.95, 1.0)$ が導き出される。このような単純な推論機構を多数組み合わせることにより複雑なファジィ推論が可能となる。

ファジィ連想推論は従来のファジィ推論や記号处理的な推論の弱点を補い得る特徴的な性質をもつ⁽⁵⁾。

1) 多方向推論

推論はレイヤ間の双方向想起動作によって行われるため、ノードの活性値の伝播方向に制約がない。従って、入力や出力専用のレイヤをもたず、いかなるレイヤも入力部になったり出力部になったりする。

2) あいまいさの制御

コーディネータ結合の強さ、反響動作の回数により、連想結果の広がり(あいまいさ)を制御することができる。従って、反響動作を途中で終了させることにより、あいまいさを保ったまま結果を取り出すことができる。

3) 記号表現との融合

二値情報もファジィ値の特別な場合として扱う

ことができる。これは論理性をもつ知識の獲得を容易にする。従って、記号による論理的知識とあいまいな知識を同じ構造の中で表現することにより、広い範囲かつ大規模な知識を統合的に扱うことができる。

(3) ニューラルネット学習による知識洗練

教師なし学習則の一つである Hebb 学習則を用いることにより、事例から連想マトリクスを自動的に獲得する⁽¹²⁾。例えば、ノード a_i とノード b_j 間の結合強度 m_{ij} は式 5 で修正される。

$$\dot{m}_{ij} = -m_{ij} + a_i b_j \quad (5)$$

この学習則を用いた学習により、ノード A とノード B の結合強度がそのときのそれぞれのノードの活性値の積に比例して調整される。もし積が正ならばこの変更で結合は一層興奮性になり、もし積が負ならば変更で結合は一層抑制性になる。このような Hebb 学習による自己組織化でネットワークは洗練される。学習過程の初期には誤り訂正学習により誤差最小化の効果を大きく、徐々にその効果を減少させると同時に Hebb 学習による自己組織化の効果を大きくする調整を行っている。このように学習をハイブリッド的に行う。従って、オンラインで全く新しい事例への対応、多数の事例を用いた概念の自動形成が可能になると考えられる。

ここで、連想マトリクス M_r で複数の IN_r レイヤにつながる OUT レイヤの各ノードの状態方程式は式 6 で表せる。

$$\begin{aligned} \tau_s \dot{out}_j = & -out_j + \sum_r \left(\sum_i \phi(in_i^r) m_{ij}^r \right) + a_1 \phi(out_j) \\ & - a_2 \sum_{j'} \phi(out_{j'}) + b(t_j - \phi(out_j)) \quad (j' \neq j) \end{aligned} \quad (6)$$

このとき、 IN_r - OUT レイヤ間の結合強度を式 7 で修正する。

$$\tau_a \dot{m}_{ij}^r = -m_{ij}^r + \phi(in_i^r) \cdot \phi(out_j) \quad (7)$$

式 7 で in_i^r , out_j はそれぞれ IN_r レイヤの i 番目、

OUT レイヤの j 番目のノードの活性値、 m_{ij} は IN_r - OUT レイヤ間の結合強度、 τ_s , τ_a は記憶減衰の時定数、 α_1 , α_2 は OUT レイヤ内の結合強度、 t_j は教師信号、 β は学習係数である。

[例題 3] 学習によるファジィ知識の帰納的構築

ここでは、ニューラルネット学習により、[例題 1] と全く同じデータからファジィ知識を表現する連想メモリを帰納的に構築した結果を示す。ただし、レイヤ A ではどちらか一方が発火するようにコーディネータ結合を設ける。

$$M = \begin{bmatrix} -0.363, & 0.121, & 0.351 \\ 0.351, & -0.130, & -0.363 \end{bmatrix}$$

4.2 連想メモリを用いたルール型ファジィ知識処理

ファジィルールはファジィ集合を用いて対象に対するあいまいな知識を IF-THEN 形式で表現したものである。本節では、連想メモリを用いたファジィルールの表現方法を示す。さらに、連想機能に基づく連想推論の方法を示す。連想推論を用いることで多段推論で問題となる「あいまいさの爆発」を改善することが可能になる。山口ら⁽⁴⁾⁽¹¹⁾⁽¹²⁾はこのようなファジィ知識を用いたファジィ連想推論システム FAMOUS を提案し、円盤型ヘリコプターの飛行制御に適用している。

4.2.1 連想メモリを用いたファジィルール

連想メモリにおいて、ファジィルールの前件部と後件部を代表するレイヤをそれぞれ X , Y レイヤとする。 X レイヤのノードはファジィルールの前件部のファジィ集合、 Y レイヤのノードはファジィルールの後件部のファジィ集合や線形式などを表現する。また、ルール単位の量子化を行うために、1つのノードが1つのルールを代表する R レイヤを設定する。従って、連想メモリネットワークを用いたファジィルールは、 X - R レイヤ間、 R - Y レイヤ間に連想メモリを構成することにより表現できる。図 9 に連想メモリを用いたファジィルール表現の概略を示す。ファジィルールを連想メモリで表現することにより、学習を考慮した知識表現が可能になる。また、連想過程の並列処理による推論の高速化、多段ファジィ推論のあいまいさの制御などの利点が得られる。

[例題 4] ルール型ファジィ知識表現

ここでは、簡単に以下に示す 3 つのファジィルールを連想メモリ上に表現する。

R_1 : IF X is Small, THEN Y is Big.

R_2 : IF X is Medium, THEN Y is Medium.

R_3 : IF X is Big, THEN Y is Small.

図 9 連想記憶を用いたファジィルール表現

ただし、ファジィ集合 Small, Medium, Big は図 10 に示すようなメンバーシップ関数で表現されているとする。

図10 メンバーシップ関数

前件部を代表させるレイヤには Small, Medium, Big からなる $X = (\text{Small}, \text{Medium}, \text{Big})$ を置き、ルール部としてはレイヤ $R = (r_1, r_2, r_3)$ 、そして後件部を代表させるレイヤには、前件部と同様に $Y = (\text{Small}, \text{Medium}, \text{Big})$ を置く。このとき、上記のルールは以下のようなデータペアとして表現することができる。

$$\begin{aligned} X_1 &= (1, 0, 0), R_1 = (1, 0, 0), Y_1 = (0, 0, 1) \\ X_2 &= (0, 1, 0), R_2 = (0, 1, 0), Y_2 = (0, 1, 0) \\ X_3 &= (0, 0, 1), R_3 = (0, 0, 1), Y_3 = (1, 0, 0) \end{aligned}$$

上記のバイナリーデータをバイポーラデータに変換する。

$$\begin{aligned} X_1 &= (1, -1, -1), R_1 = (1, -1, -1), \\ Y_1 &= (-1, -1, 1) \\ X_2 &= (-1, 1, -1), R_2 = (-1, 1, -1), \\ Y_2 &= (-1, 1, -1) \\ X_3 &= (-1, -1, 1), R_3 = (-1, -1, 1), \\ Y_3 &= (1, -1, -1) \end{aligned}$$

連想メモリを用いることによるファジィルールの表現は、 X レイヤ- R レイヤ間の連想メモリと R レイヤ- Y レイヤ間の連想メモリを組み合わせることによって、可能となる。そこで、まず上記のデータペアから X レイヤと R レイヤに関するデータだけを用いて、 X レイヤと R レイヤ間の関係を連想メモリで表現する。

$$\begin{aligned} X_1 &= (1, -1, -1), R_1 = (1, -1, -1) \\ X_2 &= (-1, 1, -1), R_2 = (-1, 1, -1) \\ X_3 &= (-1, -1, 1), R_3 = (-1, -1, 1) \end{aligned}$$

このとき、各連想マトリックスは以下のようになる。

$$\begin{aligned} M_1 &= X_1^T R_1 = \begin{bmatrix} 1, -1, -1 \\ -1, 1, 1 \\ -1, 1, 1 \end{bmatrix} \\ M_2 &= X_2^T R_2 = \begin{bmatrix} 1, -1, 1 \\ -1, 1, -1 \\ 1, -1, 1 \end{bmatrix} \\ M_3 &= X_3^T R_3 = \begin{bmatrix} 1, 1, -1 \\ 1, 1, -1 \\ -1, -1, 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

従って、上記で求めた連想マトリックスを足し合わせることによって、以下の連想マトリックス M が得られる。

$$M = M_1 + M_2 + M_3 = \begin{bmatrix} 3, -1, -1 \\ -1, 3, -1 \\ -1, -1, 3 \end{bmatrix}$$

次に R レイヤと Y レイヤ間の関係を連想メモリで表現する。以下のような R レイヤと Y レイヤに関するデータを用いる。

$$\begin{aligned} R_1 &= (1, -1, -1), Y_1 = (-1, -1, 1) \\ R_2 &= (-1, 1, -1), Y_2 = (-1, 1, -1) \\ R_3 &= (-1, -1, 1), Y_3 = (1, -1, -1) \end{aligned}$$

各データペアに対する連想マトリックスが次のように得られる。

$$\begin{aligned} N_1 &= R_1^T Y_1 = \begin{bmatrix} -1, -1, 1 \\ 1, 1, -1 \\ 1, 1, -1 \end{bmatrix} \\ N_2 &= R_2^T Y_2 = \begin{bmatrix} 1, -1, 1 \\ -1, 1, -1 \\ 1, -1, 1 \end{bmatrix} \\ N_3 &= R_3^T Y_3 = \begin{bmatrix} -1, 1, 1 \\ -1, 1, 1 \\ 1, -1, -1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

従って、上記で求めた連想マトリックスを足し合わせることによって、以下の連想マトリックス N が得られる。

$$N = N_1 + N_2 + N_3 = \begin{bmatrix} -1, -1, 3 \\ -1, 3, -1 \\ 3, -1, -1 \end{bmatrix}$$

4.2.2 連想メモリを用いたファジィ推論

X レイヤに入力データを入力して連想メモリの反響動作を用いて、ファジィ推論を行う。具体

的には、反響動作の結果、後件部レイヤにはファジィ集合の適合度が得られ、その適合度を用いてファジィ集合の合成を行った後、重心法で最終結果を導き出すということを行っている。安定状態に落ち込む前に反響動作を止めることにより、さまざまなファジィ推論が実現される。詳細については、文献(4)を参考にしてほしい。

[例題5] 連想によるファジィ推論

ここでは、[例題4]で作ったファジィルールを用いて、 $x=1$ を入力して連想によるファジィ推論を行ってみる。このときの入力データは $X=(1,0,0)$ と書ける。これを連想メモリの初期状態とすれば、安定状態として $X=(1,0,0)$ 、 $R=(1,0,0)$ 、 $Y=(0,0,1)$ が得られる。従って重心法により $Y=5$ が最終的な解として得られる。

4.3 概念ファジィ集合

ファジィルールとは異なる連想メモリを用いた新たな分散型ファジィ知識処理方式として、概念ファジィ集合⁽³⁶⁾を述べる。これは、単に連想メモリ上にファジィ知識が分散的に表現されているだけでなく、連想メモリの想起過程を用いてファジィ知識処理も行う機構も持ち合わせている。また、概念ファジィ集合は連想メモリで実現されていることから、状況依存性の扱いや多層結合による複雑な処理などのメリットが得られる。

ファジィ集合のラベルは概念の名前を、ファジィ集合の形は概念の意味を表現している。意味使

用説にしたがえば、言葉の意味は他の言葉によって表現されるが、その意味は使用時によって変化する。したがって使用時の注視範囲を言葉に付随する活性値で表現すれば、あいまいな言葉の意味を他の言葉によって形作られるファジィ集合によって表現することができる。この分散的知識表現は概念ファジィ集合(CFS: Conceptual Fuzzy Sets)⁽³⁶⁾と呼ばれる(図11を参照方)。この活性値の分布は、様々の状況に依存して変化するため、状況による意味の変化を表現することができる。またCFSは論理表現に限らずに知識表現が可能のため、論理的には明示的知識表現が不可能な物も明示的に表現することができる。CFSの活性値は連想メモリによって制御される。そこでノードは概念を表し、リンクは概念間の関係の強さに対応する。意味表現されるべき概念のノードを活性化すると、あらかじめ構築されたネットワークを經由して、活性値が伝播し反響動作が起こる。この反響動作はシステムエネルギーが最小になった所で停止し、その結果として意味を表現する側の概念のノードが、あるグレードで活性化されるかたちで想起される。ここに表われる活性値の分布がファジィ集合であり、活性値を制御する機構を含んだシステム全体が概念ファジィ集合である。本論文では使用時の制限の明確さから、双方向連想メモリ(BAM)を利用する。BAMにおいて活性値の伝搬および反響動作は式1で実行される。

CFSはニューラルネットの学習則を使って、帰納的に構築される。つまり概念表現の事例に従い

図11 概念ファジィ集合

式5のHebb学習則によって、ノード間のリンクが修正される⁽⁸⁾。

本学習方式はニューラルネットの特徴から、ノイズを含んだ例からの学習も可能である。またCFSにおいては概念説明に不要な他の概念は活性化されない。したがって冗長な説明要素からでも、ノードの選択を包めた構造的学習を行っていることになる。またCFSでは我々が通常概念を形成していく時のように、別々に形成された個々の概念を逐次的に組み合わせながら全体的概念を形成していく。つまり複数のCFSを、式8に従い合成することができる。

$$M = M_1 + M_2 + \dots + M_n \quad (8)$$

また一般のニューラルネットでは、学習結果には明示的な知識表現が行われれないが、本方法では明示的な表現が得られる。

[例題6] 学習による概念ファジィ集合の帰納的構築

ここでは、状況依存性を含んだ概念ファジィ集合を示す。例えば、ファジィ集合「背が高い」は、その対象が「日本人」か「アメリカ人」かで、そのメンバーシップ関数の形状が変化する。従って、それは人種に依存したファジィ集合と考えられる。ここでは、Hebb学習則の式5を用いて帰納的に連想マトリックスを構築して得られた概念ファジィ集合を示す。

上位には人種に関するレイヤ(「日本人」、「アメリカ人」と背の高さに関するレイヤ(「背が高い」、「背が低い」、下位には身長に関するレイヤ(「160 cm」、「170 cm」、「180 cm」、「190 cm」、中間には事例に関するレイヤ(「A氏」、「B氏」、「C氏」、「D氏」という構成で概念ファジィ集合を構築した。そして各レイヤ間の関係、すなわち連想マトリックスはHebb学習則を用いて帰納的に求めている。この得られた概念ファジィ集合で、「背が高い」と「日本人」を代表するノードを活性化させると、図12(a)に示すように、下位層に活性度分布が現れる。これは、「日本人」という状況に依存したフ

ァジィ集合「背が高い」のメンバーシップ関数を表現している。

また、「背が高い」と「アメリカ人」を代表するノードを活性化させると、図12(b)に示すように、下位層に活性度分布が現れる。これは、「アメリカ人」という状況に依存したファジィ集合「背が高い」のメンバーシップ関数を表現している。

(a) 背が高い日本人

(b) 背が高いアメリカ人

図12 概念ファジィ集合の例題

5. おわりに

FAN(Fuzzy, AI, Neuro 技術の融合による)な総合人工知能を目指す新たな知識情報処理手法として多くのファジィ・ニューラルネットの提案がある。本稿では、ファジィとニューロの融合システムの分類を示し、その一例として、ニューラル

ネットの連想メモリを用いてファジィ知識を記憶し、連想を用いて推論を行うファジィ連想記憶システム FAMOUS を示した。

ファジィ/ニューラルネットの融合システムは、1992年3月に開催されたIEEE(Neural Network Council)によるファジィに関する国際会議“IEEE International Conference on Fuzzy Systems(FUZZ-IEEE'92)”で多くの研究発表が見られて以来、世界的に活発化している。特に、オンライン学習への適用について多くの研究が寄せられている。国際会議FUZZ-IEEE'92では、大学からの参加に加えて、航空・宇宙関連企業からの参加も多い点から、今後、研究が本格化していくことが予想される。また、ファジィシステムの研究動向も「学習機能」の実現の他、人間の「認知モデル」の模擬など知識情報処理分野への拡大が見られる⁽¹⁸⁾⁽³⁸⁾。次回の国際会議FUZZ-IEEE'93はニューラルネットの国際会議ICNN'93と同時開催されることもあり、発表申し込み者数の増大が見られる。国際会議IJCNN'91やIJCNN'92においてもファジィ・ニューラルネットシステムの発表が増大しており、現在はファジィ/ニューロ両者の融合のブームの真っただ中にあると言える。今後、この研究分野から目がはなせない状況が続くと考えられる。

謝 辞

本稿において、技術研究組合国際ファジィ工学研究所、高木次長、井村主任研究員からの多大なご協力を頂きましたことを感謝致します。

参 考 文 献

- (1) B. Kosko; Neural Networks and Fuzzy System - A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence -, PRENTICE HALL(1992).
- (2) E. H. Mamdani; Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, Proc. IEE, Vol.121, No.12, 1585(1974).
- (3) T. Takagi and M. Sugeno; Fuzzy Identification

of Systems and Its Applications to Modeling and Control, IEEE SMC-15, 116/132(1985).

- (4) 山口・高木・銅谷; 連想記憶システムを用いたファジィ推論、第6回ファジィシステムシンポジウム、93/96(1990).
- (5) S. Yamamoto et al.; Fuzzy Associative Inference System and Its Features, IEEE Int. Conf. on System Engineering, 155/158(1992).
- (6) 井村、ほか; ファジィ連想推論システムとその応用、第8回ファジィシステムシンポジウム、393/396(1992).
- (7) T. Yamaguchi, T. Takagi and T. Mita; Self-organizing control using fuzzy neural networks, Int. J. CONTROL, a special issue on Intelligent Control, Vol.56, No.2, 415/439(1992).
- (8) T. Takagi, A. Imura, H. Ushida and T. Yamaguchi; Inductive learning of conceptual fuzzy sets, Proc. 2nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks IIZUKA-92, 375/380(1992).
- (9) 牛田・高木・山口; 概念ファジィ集合の表情認識への応用、電気学会研究会資料、SC-92-9, 21/29(1992).
- (10) 山口・高木・田鍋; ファジィ連想記憶による知的センサーアーキテクチャ、電子情報通信学会論文誌C II, Vol.J74-C-II No.5 289/299(1991).
- (11) T. Yamaguchi, T. Imasaki and K. Haruki; Fuzzy rule realization on associative memory system, Int. J. Conf. on Neural Networks IJCNN-90-WASH-DC, Conf.Proc., Vol.2 720/723(1990).
- (12) 山口・今崎・春木; 連想記憶によるファジィルールの推論・学習方式、電気学会論文誌C、110巻3号、207/215(1990).
- (13) K. Goto and T. Yamaguchi; Fuzzy associative memory applications to plant modeling, Proc. Int. Conf. on Artificial Neural Networks ICANN-91, 1245/1248(1991).
- (14) T. Yamaguchi, K. Goto, T. Takagi K. Doya and T. Mita; Intelligent control of a flying vehicle using fuzzy associative memory system, IEEE Int. Conf. on Fuzzy systems, 1139/1149(1992).
- (15) T. Yamaguchi, K. Goto and T. Takagi; Two-degree-of-freedom fuzzy model using associative memories, Proc. 2nd Int. Conf. on

- Fuzzy Logic and Neural Networks IIZUKA-92, 77/83(1992).
- (16) K.Goto, T. Yamaguchi and T. Takagi; Dynamic model for a plant using associative memory system, Proc. Int.Conf. on Artificial Neural Networks ICANN-92, 1517/1520(1992).
- (17) 関根・玉川・山口・遠藤; 2自由度ファジィニューラルネット制御系の提案、電気学会研究会資料, SC-92-8, 11/20(1992).
- (18) 菅野・朴; ファジィ理論を用いた言語指示による学習、日本ファジィ学会誌、Vol.4, No.6, 1164/1181(1992).
- (19) 今崎; ファジィニューラルネットワークについての一考察、第9回ファジィフロント(1992).
- (20) H. Takahashi and H. Minami; Subjective Evaluation Modeling using Fuzzy Logic and a Neural Network, 3rd IFSA Congress, 520/523(1989).
- (21) 藤井・浦; 未熟なファジィ・コントローラ起動によるニューラルネット・コントローラの自動生成、第29回計測自動制御学会学術講演会、389/390(1990).
- (22) 森田・今井・竹垣; 神経回路型ファジィ知識モデルによる加工ノウハウの学習、計測自動制御学会第27回学術講演会、JS33-3, 347/348(1988).
- (23) M. M. Gupta, W. Pedrycz and J. B. Kiszka; Fuzzy Control: From Fuzzy controllers to cognitive controllers, 3rd IFAS Cong. 258/261(1989).
- (24) S. G. Romaniuk and L. O. Hall; FUZZNET: Towards a fuzzy connectionist expert system development tool, International Joint Conf. on Neural Networks IJCNN-90-WASH-DC Vol.II, II-483 /II-486(1990).
- (25) L. S. Hsu, H. H. Teh and K.F. Loe; Fuzzy Logic Connectionists' Expert System, International Joint Conf. on Neural Networks IJCNN-90-WASH-DC Vol. II, II-599/II-602(1990).
- (26) 林 勲, 高木 英行; 神経回路網モデルによるファジィ推論の定式化、第4回ファジィ・システムシンポジウム予稿集、55/60(1988).
- (27) 林 陽一・中井 正人; ニューラルネットワークを用いたファジィプロダクション ルールの自動抽出、IFSA 日本支部第5回ファジィシステムシンポジウム、169/176 (1989).
- (28) 堀川・古橋・大熊・内川; ニューラルネットワークによる学習型ファジィ制御器、計測自動制御学会論文集、Vol.27, No.2, 208/215(1991).
- (29) 市橋・渡辺; 簡易ファジィ推論を用いたファジィモデルによる学習型制御、日本ファジィ学会誌、Vol.2, No.3, 429/437(1990).
- (30) B. Kosko; Fuzzy Cognitive Maps, Int. J. Man-Machine Studies, Vol.24, 65/75(1990).
- (31) K. Doya and S. Yoshizawa; Adaptive Neural Oscillator Using Continuous-Time Back-Propagation Learning, Neural Networks, Vol. 2, 375/385(1991).
- (32) T. Yamakawa and S. Tomoda; A Fuzzy Neuron and its Application to Pattern Recognition, 3rd IFSA Cong.30/38(1989).
- (33) Y. Hayashi, J. Buckley and E. Czogala; Direct Fuzzification of Neural Networks and Fuzzified Delta Rule, 2nd International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks IIZUKA'92, 73/76(1992).
- (34) M. Hagiwara; Extended Fuzzy Cognitive Maps, IEEE International Conf. on Fuzzy Systems, 795/801(1992).
- (35) 石淵・岡田・田中; ファジィ入出力データを用いたニューラルネットの学習、日本ファジィ学会誌、Vol.4, No.4, 892/905(1992).
- (36) 高木 友博・山口 亨・菅野 道夫; 概念ファジィ集合とその連想記憶による実現、日本ファジィ学会第7回ファジィシステムシンポジウム、359/364(1991).
- (37) B. Kosko; Adaptive Bidirectional Associative Memories, Applied Optics, Vol.26, No.23, 4947/4960(1987).
- (38) W. Karwowski; The Human World of Fuzziness, Human Entropy and General Fuzzy Systems Theory, 第8回ファジィシステムシンポジウム特別講演、日本ファジィ学会誌、Vol.4, No.5, 825/841(1992).

(1993年3月1日 受付)

[問い合わせ先]

〒321 宇都宮市石井町2753
宇都宮大学 工学部 情報工学科
山口 亨
☎: 0286-61-3401
E-mail: yamachan@fuzzy.or.jp

—— 著 者 紹 介 ——

山口 亨 (やまぐち とおる)

(株)東芝 システム・ソフトウェア生産
技術研究所

昭和56年3月 千葉大学大学院工
学研究科電気専攻修士課程修了。工
学博士。昭和56年4月 (株)東芝 入社。
平成元年4月から国際ファジィ工学
研究所へ出向、平成4年4月より(株)
東芝 システム・ソフトウェア生産技
術研究所へ帰任。同年、電気学会論文
発表賞受賞。平成5年4月より宇都
宮大学 工学部情報工学科 着任。フ
ァジィとニューラルネットの融合に
関する研究開発に従事。