

知的システムを目指す：ニューラルネット・ファ ジィ推論・エキスパートシステムの融合

高木，英行
松下電器産業株式会社中央研究所情報科学研究室

<https://hdl.handle.net/2324/4481554>

出版情報：pp.1-6, 1989-07. 電子情報通信学会
バージョン：
権利関係：Copyright(C) IEICE



知的システムを目指す

— ニューラルネット・ファジィ推論・エキスパートシステムの融合 —

高 木 英 行

570 守口市八雲中町3丁目15

松下電器産業(株) 中央研究所 情報科学研究室

Tel(06)906-4863 FAX(06)906-4596

〔概要〕 人間の知的処理を扱う技術の中から、ニューラルネット・ファジィ推論・エキスパートシステムを取り上げる。これら3技術の最近の研究の高まりに連れて各技術の境界領域が重なりあってきた。個別技術の紹介は他の文献に譲り、本論ではNN+ES・ファジィ推論+ES・NN駆動型ファジィ推論のように知的システムを目指して技術の融合が図られてきた最近の研究を報告する。

1. 初めに

1.1 技術の流れ

1965年にL.A.Zadehがファジィ集合の概念を発表してから¹⁾四半世紀が経った。当初から「あいまい」の概念が論理思考や確率論との差異等でなかなか理解されず長い冷遇の時期を過ごしてきたが、ファジィ推論、特に、ファジィ制御の分野で実用性を実証してからは急速に認知されるようになり、最近では各種の研究会・学会や産官学のプロジェクトが進行し始めた。日本では100を超える制御応用事例が報告されており²⁾、従来法では制御し難かった応用分野にも多く適用がなされている。

また、このファジィ推論を用いたファジィ・エキスパート・システムの研究も多く行なわれており、ファジィ推論が可能なPrologやLispの言語開発やシステム構築が発表されている。最近ではファジィ・エキスパート・シェルが市販され始めるなど実用化レベルに達している。

ニューラルネットも1943年にMcCulloch-Pittsのニューロンモデルが提案され³⁾1958年にRosenblattがパーセプトロンを発表して⁴⁾以来、パターン処理等への応用に多くの研究者が集まった。しかし、1969年にMinskyとPapertがパーセプトロンの情報処理能力の限界を指摘して以来⁵⁾、AIの華やかな伸びとは裏腹に冷遇時代が続いた。

ところが、1980年代に入ってから一段と情報処理能力を増したモデルが発表され現在のニューラルネット第2期のブームを迎えている。この始まりは、Hopfieldが高速計算機を使ってもままならない巡回セールスマン問題を近似解ではあるが簡単に解いたり⁶⁾、Rumelhart等がBackpropagation学習アルゴリズムを発表⁷⁾して多層パーセプトロンが本当の意味で扱えるようになったためである。また、Sejnowski等が英語のスペリングから発音記号を推測させるNETtalkを作り⁸⁾、実際の音声合成器で発声させてみたり、ソナー音による潜水艦の判別⁹⁾などデモンストレーション効果たっぷりの応用事例を報告したことや、ベンチャービジネスが競って参入したことも大きな要因になっている。

一方、AIの研究は本質的に曖昧さを排除した論理構造で固めることによって扱い難い人間の知的活動を明示的なモデルで解明・再現してきた。特にエキスパート・システムに対する期待は高く、AIビジネスといった分野まで形成されるようになってきた。この高まりに伴って社会的要求は、スキル・技能といったものや本質的に曖昧さが避けて通れない対象にまで広がってきた。しかし専門家の知識を獲得しシステムへ組み込むことの当初からの難しさはなかなか解決できず、要求と実現とのギャップは容易に縮まらなかった。この現状に対し、D.Michieは知識はデータそのものにありとし明示的な知識表現からの拡張を提案した¹⁰⁾。その他、従来からの2値論理ベース+確信度といったアプローチを拡大し、多値論理あるいはファジィ論理の導入、もしくは知識システムに対する無知システムの導入が始まってきた。

1.2 技術の融合

以上の3者の動きはそれぞれの第1世代を脱却して、より大きな人

間の知的活動を目指した流れになっている。この拡大に伴い各技術の適用分野が重複して来ており、同じタスクに3つの技術が各々の立場で適用されるような場合も増えている。例えば証券運用の場合、知識工学を用いたアプローチ(野村証券・阪大)¹¹⁾、ファジィ推論を用いたアプローチ(山一証券・東工大)¹²⁾、ニューラルネットを用いたアプローチ(大和証券・日電)¹³⁾(日立製作所)¹⁴⁾と三者三様の方法で取り組んでいる。つまり、今や対立する個別技術ではなく長所短所を組み合わせるより大きな融合技術として立ち上がりつつある状態なのである。本論文ではこれらの融合という観点から知識システムを目指したアプローチについて述べる。

AIの代表としてのエキスパート・システム(ES)とファジィ論理とニューラルネット(NN)の3技術の性格を図1に比べてみよう。

well	ill		
	well	ill	
		well	ill
従来のプログラム アルゴリズム	ES	ファジィ理論	NN

図1 ES・ファジィ・NNの性格分け

事務計算や数値解析のように、全てが事前に明らかにされている「well」の世界に対し、人間の知識・経験・モヤモヤといったものを扱う「ill」の世界がある。今回対象としているのはこの世界である。この中においても、明示的な知識を扱い曖昧さを排除しようとする「well」のESと、モヤモヤを扱う「ill」の世界がある。さらにこの「ill」の世界は曖昧さのない論理と曖昧さを扱うメンバーシップ関数に分離することで曖昧さを扱おうとするファジィ論理と、知識構造が陰に表現されるNNとに分けられる。

更に、3技術の長所比較をしたものが次表である。

表1 ES・ファジィ・NNの長所

ES	推論機構・システム構築等の研究が一歩リード
ファジィ推論	曖昧さを含んだ自然言語で知識の表現が可能
NN	知識を明示的に表現することなく規則生成可能 学習機能あり

各技術の個別研究は豊富にあるので本論文では省略し、図2のように各技術の融合から総合的な知的システムを目指す研究について紹介する。

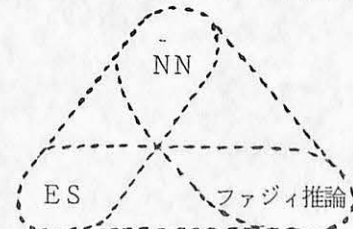


図2 本論で目指す議論

2. ニューラルネット+ES

2.1 目的と効果

旧来のESにNNを組み込むと、図3のように機能が拡大する。

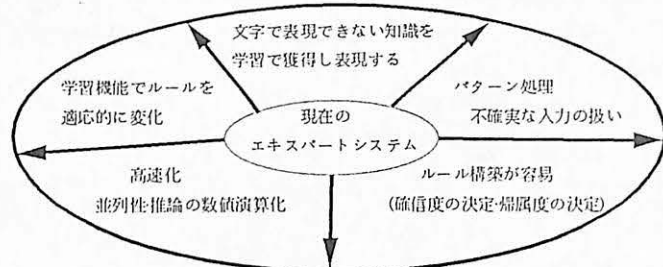


図3 NN+ESによる機能の拡大

例えば、ルールを構築する基になるデータから直接確信度・帰属度を学習で決定することにより、ルールの構築が容易になる。このタイプのESは既に市販され始めている。またNNはパターン処理に適しており、フロントエンドプロセッサとして信号をシンボルに変換したのち通常のESへ送るタイプも市販され始めた。その他に、NNの学習機能を用いて動的にルールを変更したり、事象データは豊富だがその中から陽なる知識獲得を行なう事は困難な場合、NNは内部に自動的に知識表現する。更に、NNはPrologやLispのようなインテリクを用いて推論するわけではなく数値演算を行なうので高速化が図りやすい。しかも、NNは並列演算が可能な形態をしている。

2.2 NNのESへの適用分野

AI分野を大きくパターン処理・知識処理・自然言語処理と分類すれば、次図のようなNNの適用のしやすさがある。

パターン処理	知識処理	自然言語処理
--------	------	--------

NNの適用 大 中 小

適用範囲をESに限定した場合は下図のような分野に適用されている。

制御/運用	診断/解析	設計/計画
運動制御、飛行制御 プラント運用	故障・医療診断 データ解析	スケジューリング 最適解探索

NNの適用 大 中 小

これらの多くは既に実用化が始まった、または検討がなされている。代表的ないくつかを以下に示す。

- ・銀行ローンの貸付信用審査 (Adaptive Decision Systems Inc.)
従来のエキスパートシステムと統計モデルによる現在運用中のシステムよりはるかに正確で貸倒を10%以上減らした。
- ・航空機運航スケジュール (Behavioristics Inc.)
予約時間によって異なる航空運賃のために割引運賃の座席と普通運賃の座席の配分を最適化する。
- ・製品自動検査 (エス・ジーエンジニアリング)
製造ラインを流れてくる部品の形状を認識し、異常を見付ける。
1989年4月に精機技研 (ホンダ系の自動車部品メーカー) へ納品。
- ・製品自動検査 (Global Horonetic)
医薬品のびんの 1)良品 2)栓のシールが欠落 3)ラベルの欠落 4)ラベルの歪み、の判定をほぼ 100% 見分ける。
- ・検索システム (エクスパートテクノロジー、日経情報システム)
文字列・記号列を学習し、データベースを連想検索するシステムと化学物質のスペクトルを連想検索するシステム。1988年6月から販売中。
- ・文字認識 (日電)
PC9801用ニューラルネットボードとソフト (Neuro-07) を NEC-IT から発売。発売以来半年で約200セット出荷。

そのほか、下記に示すような応用事例が考えられる。

[財務]	信用評価、新製品分析と最適化、会社財務分析、顧客集団の特徴付け
[金融]	市場調査、小切手読取り、物理的な安全性の補強、ローン評価、顧客信用評価
[保険]	保険方針の適用評価、支払傾向の分析、新製品分析と最適化
[信号処理]	音響・画像の処理 (雑音除去、データ圧縮、特徴抽出、パターン認識)
[娯楽]	市場分析と予測、特殊な効果、アニメーション
[自動車]	組み立てジグ制御、品質保証修理の分析、自動走行
[輸送]	貨物引き替え票の分析、航空運賃管理、運送スケジューリングと定型化
[通信]	音声・画像の帯域圧縮、自動案内サービス、顧客支払処理
[店舗拡張]	出店する地域選択
[医学]	手術時の患者感覚の合成と状況予測、EEG解析、外科手術用レーザー制御
[安全保証]	在庫と商品取引の助言、技術的な市場・会社・商品の分析、顧客信用分析
[ロボット]	視覚システム、アーム・歩行制御、フィードバック型捕獲制御
[製造]	低コスト視覚検査システム、非破壊検査、組立て計画
[半導体]	LSI配線位置決定、IC配置決定、IC検査、プロセス制御
[航空宇宙]	航空電子の異常検出、飛行機・宇宙船の制御、自動運航性能の向上

2.3 NNによるESの構成方法

(a) 単一ニューラルネット型ES

表2は従来ESのプロダクションルールを示している。この場合は症状が3つ、疾患が2つ、それに対する投薬回答が3種類なので、その入出力関係は簡単であり1つのNNでも処理可能な情報処理量である。そこで図4のようなNNを構成する。

このシステムが単なる入出力対応表と異なる点は、入出力にアナログ値が使える点である。例えば、「炎症は少し (0.2) だが痛みがやや (0.4) あり、肝機能障害も完全には完治していない (0.3)」という入力でもシステムは動作する。これは、NNが学習によって連続な関数を内部形成するためである。

表2 プロダクションルールの例¹⁵⁾

%基本的アドバイス規則%	%基本的事実%
ルール1: IF 薬が疾患を悪化させ、 患者がその疾患を持つ THEN 薬は患者に適切でない	aspirineは炎症に効果がある aspirineは痛みにも効果がある lomotil は下痢に効果がある
ルール2: IF 患者が症状を示し、薬が その症状に効果があり、 薬が患者に不適切ではない THEN 患者は薬を取るべき	aspirineは潰瘍を悪化させる lomotil は肝機能障害を悪化させる

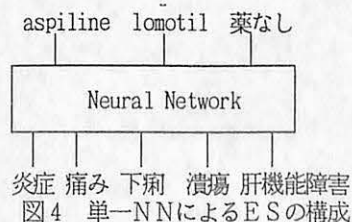


図4 単一NNによるESの構成

(b) NNの組み合わせ型ES

事前知識として明らかなものは明示的にNNの組合せ構造に反映させる方法である。例えば、図5はS. Suddarth等のロケット着地シミュレータの例¹⁰⁾である。当初、単一NN型で構成をしたのであるが、実験は満足できるものにならなかった。そこで、シミュレーションには「希望速度が重要である」という知識が必要であることを反映させ、下図のように2つのNNで構成した。第1のNNで希望速度を出力し、第2のNNがこの出力と他の燃料・実際の速度という入力から指示推力を得、最終的な制御を行なう事で、ようやく成功した。

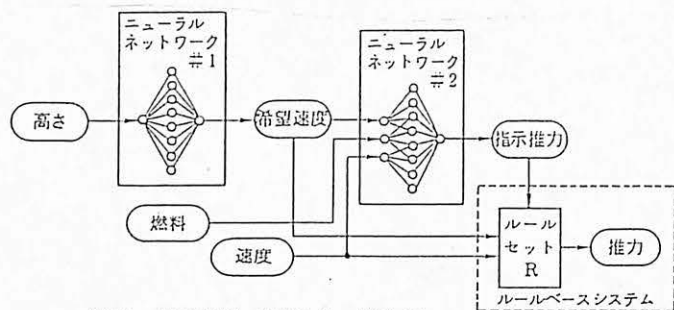


図5 NN組合せ型ESの構成例

(c) NNフロントエンド型ES

物理信号等のパターン処理をNNで初めに行ない、記号になってから従来のESへ渡す方法である。

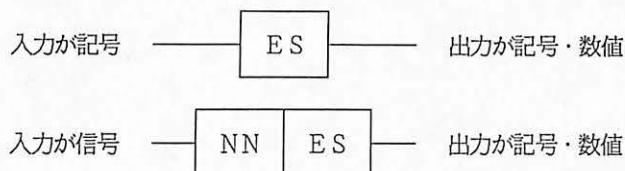


図6 NNフロントエンド型ES構成

2. 4 NNでの説明機能の実現

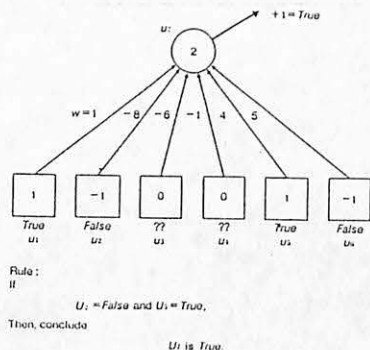


図7 ESを構成するニューロン出力の説明

S. I. Gallantはニューロンが真偽の答えを出力した時の自動説明機能を設けたNN型ESを報告している¹⁷⁾。ユニット出力を肯定するような入力（重みと入力ユニットの積）において、重み係数に着目し影響力の大きい入力を順次選ぶ。そのうち最低必要な入力が出力を決定付けた「理由」である。詳細を図7に示す。

2. 5 その他

古谷等は知識システムを構成する知識処理単位μBRAINを提案している¹⁸⁾。パターン認識が得意な多層パーセプトロンや連想記憶が得意な相関モデル、ファジィ推論を行なうNFS (Neuro Fuzzy System)、組み合わせ最適化問題が得意なHopfieldモデルなど特徴の違う様々なニューラルネットを組み合わせることで1つの情報処理単位とし、論

理素子の組合せで現在の計算機ができてるように、新しい計算機ができないかという提案である。

3. ファジィ推論+ES

3. 1 ファジィ制御例

ファジィ理論の中でもファジィ推論は推論ルールベースであり、これをESの中に包含して考えれば、ファジィ推論・ファジィ制御がすべて本章の対象となる。

(a) 仙台市地下鉄制御 (日立製作所) 19720)

1987年7月から運転を始めた仙台市の地下鉄は一般市民に「ファジィ」の用語を広めた。従来のPID制御は設定速度と実際の速度の差をフィードバックし最小にするようブレーキ・ノッチを制御する。このため、乗り心地が悪くロスエネルギーも大きくなる。仙台市地下鉄の場合、ベテラン運転手が行なうようなニュートラル走行を組み込んだり、複数の制御指令での停止位置をリアルタイムでシミュレーションしながら停止精度と乗り心地の評価の良い制御指令を選択する予見ファジィ制御を行なったりしている。

この結果、従来のPID制御に比べて制御指令の変化回数が1/3・停止位置の分布の標準偏差が1/3と、乗り心地が良く高い停止精度を実現できるようになった。

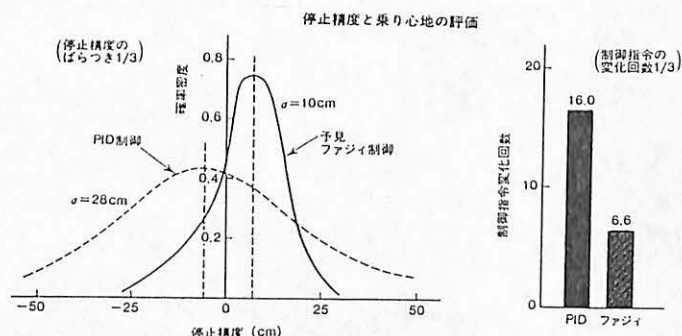


図8 地下鉄のファジィ制御の性能

(b) 温水給湯器の温度制御 (松下住設) 21)

シャワーを使っている時にトイレの水を流すと一時的に温度が上がって火傷しそうなことがある。この様な温度制御に電子混合装置が使われる。例えば、目標温度を設定してお湯を出した場合、一時的に目標温度を超え（オーバーシュート）、その後目標温度に向かって下降する。しかし完全に目標温度にはならず、オフセット温度を持ったまま定常状態になる。ファジィ制御を用いると下図のようにオーバーシュート8.5度が1.0度に、オフセット温度1.5度が0度にと、共に従来製品を下回る制御ができた。なお、この制御は4ビットマイコンで行なわれている。

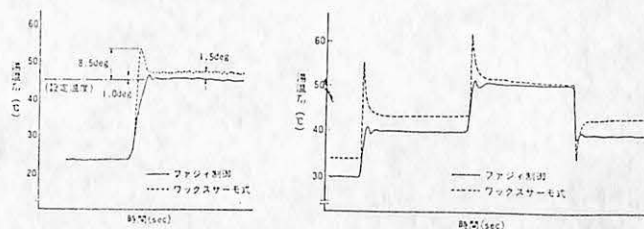


図9 (a)給湯開始時の温度特性 図9 (b)設定温度変更時の温度特性

3. 2 言語・ES

問診では患者の反応はほとんどが曖昧さを持った言葉で行なわれる。医療へのファジィ応用の要求は高く、我国のバイオメディカル・ファジィ研究会を初めフランス等でも活発に活動が行なわれている。ESも、甲状腺ガンの画像診断ES (川崎医科大学)、産業医向け健康診断用ES (立石電機・慶応大病院)、塵肺症診断用ES (河北煤炭建

筑工程学院)、などがある。その他の分野でも、証券投資ES(山一證券・東工大)、機関車故障診断ES(GE)など多くの事例が報告されている。また、ファジィ・エキスパート・シェルが既に市販されておりES構築は容易になってきた。

一方、曖昧さを含んだ推論が可能のように言語も開発されており、向殿はPrologを²²⁾、馬野はLispを²³⁾用いてファジィ推論を扱うシステムを手がけている。

4. NN+ファジィ推論

4.1 2値論理の推論とファジィ推論

搬送ロボットの速度制御を例に2値論理の推論とファジィ推論を比べてみよう。初めに

2値論理の推論ルールの例

IF	曲がり角度が20°~40度で、かつ積載量が50kg以上ならば、
THEN	移動速度 = 3 - 曲がり角度 / 20

さて、積載量が49.999kgならばこの制御ルールは全く適用できないのだろうか?我々の日常感覚ではこの制御ルールを適用してもほとんど問題が無いように感じる。少なくとも、50.0kgとは殆ど変わりが無いと思われる。しかし、2値論理ではこのような「融通」がきかない。さらに、移動速度に関しても曲がり角の角度が20°~40度の間は同じ移動加速度で、この範囲を外れると移動加速度が急に変わることになる。従って、 $20 \pm \alpha$ 度のコーナリングをしている場合、乗り心地の悪い制御しかできない。

これ等の解決のためには推論ルールをどんどん細分化してルール数を増やすしか手はない。しかし、無限に増やさないと完全に滑らかな制御・推論はできない。もっと根本的な問題として、本質的にクリスプ集合でルールを表現することができるのだろうか。

これを解決するのがファジィ推論である。先程のルールは

ファジィ推論ルールの例

IF	曲がり角度が中位で、かつ積載量が重いならば、
THEN	移動速度を徐々に落とす

と表現される。これは、我々の思考を直接ことばで制御ルールとして表現したものであり、制御ルールの設計が大変容易であるのみならず、ルール数も大きく削減できる。

次にどの様にしてこの推論ルールが実行されるかを見てみよう。実際の入力センサーからの具体的な数値であり、ファジィ集合である「中位」「重い」「徐々に」といかに対応付けるかを決めれば推論ルールを実行できる。両者の橋渡しをするのがメンバーシップ関数である(例えば、図10(a)、図10(b))

このように、ルールの骨格となる「論理」と、論理に絡まる曖昧さを扱う「メンバーシップ関数」とを分離することがファジィ推論の大きな特長である。逆に、2値論理のESを構築する際、うまく行くまでルールを作り直したり調整したりするのは論理そのものに手を入れているのであり、構築が困難になっている理由であると考えられる。

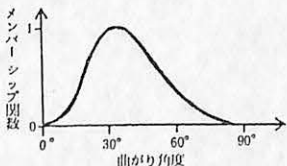


図10(a)「中位」の曲がり角度

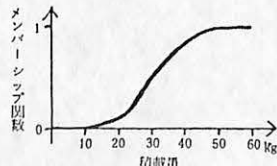


図10(b)「重い」積載量

4.2 ファジィ推論の課題

しかしながら、この核心となるメンバーシップ関数はどのようにして決定するのであろうか。現状では三角形とか台形をメンバーシップ関数の原形と仮定して、うまくいかなければチューニングと称して経

験と勘に頼って手を加えている。

ファジィ推論では入出力の各変数が独立であることを前提しているので、各変数毎に個別にメンバーシップ関数を設計する(図10(a))。しかし、「IF 温度がやや高くかつ湿度が低いならば、THEN パワーを少し落とす」というルールの場合には、温度と湿度は完全独立とは言えず、図10(b)のような温度と湿度の2次元平面の上に帰属度の1軸を加えた3次元上の複雑なメンバーシップ曲面を考える必要がある。さらに多くの変数次元の空間上でのメンバーシップ関数となると経験と勘では作成不可能である。なお、図10における斜線部は各推論ルール毎のメンバーシップ関数がクロスしている部分を表わしている。

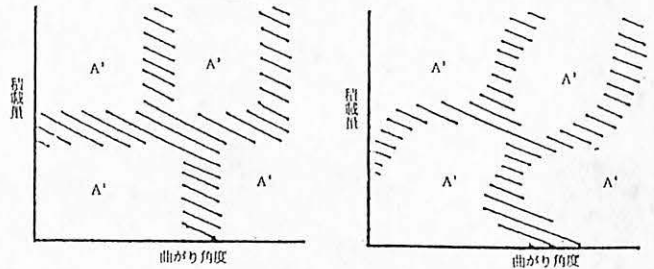


図11(a)従来のファジィ分割 図11(b)本方式のファジィ分割

第2の課題としてファジィ推論には学習機能がない。従って、制御環境が変化した場合適応的な制御ができない。例えば、「暑い」という概念は暑がりの人と寒がりの人では異なるし、冬と夏でも異なる。しかし、メーカーでは標準の「暑い」という概念でメンバーシップ関数を設定して温度制御機器を出荷せざるを得ない。使いやすい機器を提供するためには使っている間にこの差異が吸収できるような学習機能を備えることが望まれる。つまり、「使えば使うほど使いやすくなる機器」の実現である。しかし、ファジィ技術そのものにはこの学習機能を持ち合わせていない。

4.3 NNの導入

ファジィ推論の2つの課題点は、実はNNの得意とするところである。2つの技術の相違点は、論理が陽に表現されるか陰に表現されるかの点にある。ファジィ推論の場合、骨格となる論理がルールという形で前面に現れているので、多少のデータの揺らぎがあっても安定した推論ができる。反面、論理が分からなければ、ルール表現ができない。NNは入出力データから、その写像関係を学習によって自己獲得する。従って論理関係がはっきり分からない場合でも使うことができる。しかも、非線形性を有しているため、非線形な関係もうまく表現できる。ただし、このようなノンパラメトリックな方法は大量のデータが必要になると、学習データが偏ったものであれば、NNもきれいに偏った答えを出力するようになる。これらの相違点から、制御のように論理が明らかな場合にはファジィ推論が多く使われ、パターン認識のように、認識ルールが明らかな場合には、NNが多く使われてきた。

さて、メンバーシップ関数の決定問題に戻ろう。メンバーシップ関数をどう決定するかは論理は不明であるが、ファジィルール分割する学習データは入手できる例であるから、NNを用いた決定に適していることがわかる。更に、NNは学習機能を持っているので適応的にメンバーシップ関数を変えていくことも可能である。

基本的な推論はファジィ推論で行ない、経験と勘に頼るメンバーシップ関数の決定・適応修正はNNで行うのがNN駆動型ファジィ推論の考え方である。

4.4 NN駆動型ファジィ推論の定式化²⁴⁾²⁵⁾

アルゴリズムは大きく3つの部分に分かれる。

- (1) ファジィルール分割
- (2) 前件部の同定 (メンバーシップ関数の決定)
- (3) 後件部の同定 (ルール毎に制御量を決定)

2つのセンサーからの入力を基に制御する例を考えて説明しよう。

第1はファジィ推論のルール数および、各ルールに属するデータの組み合わせ分布を決定することである。似たデータに同じ制御ルールが適用されると考えるのは妥当なことと思われる。そこで、クラスタリング手法を用いてデータをグループ分けする。このグループ数が推論ルール数となる。(図12左)

第2はこれらのルール(グループ)毎に任意の入力がどの程度各ルールに属するかを決定する。これが、ルール毎のメンバーシップ関数で、ルールの前件部(IF部)を同定することになる。各ルール内の各変数毎にメンバーシップ関数を決めるのではなく、全てのファジィ変数(図ではセンサー入力 x_1 と x_2)をまとめた1つの超曲面にすることに注意されたい。ここでNNを用いる。図12中のようにセンサーからの入力をNNの入力に、入力データの属するルール番号を出力にして学習する。学習が完了すれば、図12右のように明らかに各ルールに属する部分、中間程度属する部分等が学習のバランスに応じて得られる。こうして1つのNNで全ルールの連続的なメンバーシップ関数を決定できるようになった。

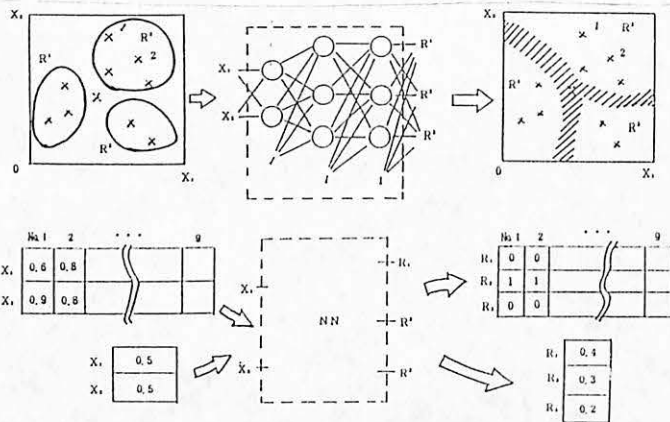


図12 NNを用いたメンバーシップ関数の決定方法

さて、本当にNNでメンバーシップ関数が決められるのであろうか。図13がその例証である。明らかに中年でない年齢と明らかに中年の合計9点を用いてNNを学習させた結果、図のような特性が得られた。明らかな年齢とは図12左の学習クラス内のデータ点を意味し、そのクラスタ境界は滑らかに変化している。これをメンバーシップ関数とするのが、本提案方式の考え方である。

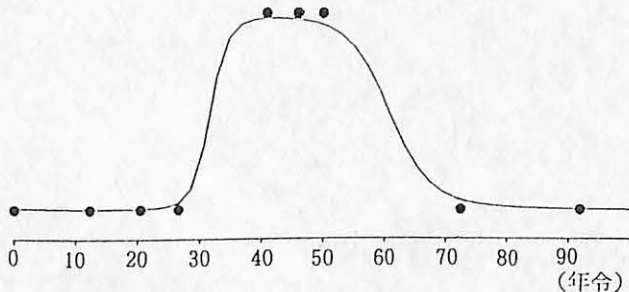
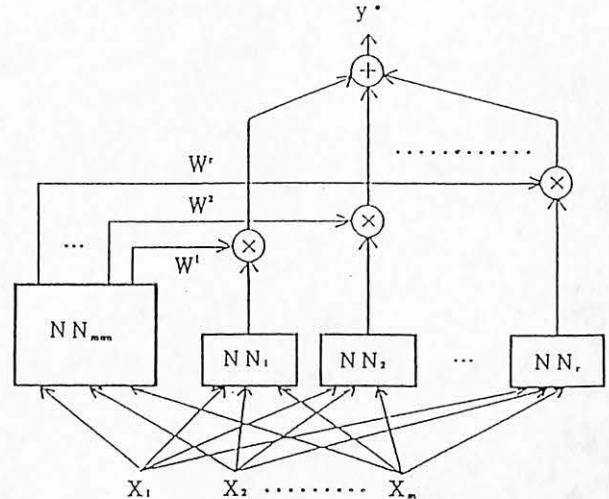


図13 NNが決定した「中年」のメンバーシップ関数

第3は後件部(THEN部)の決定である。各ルール別に、前件部の場合と同様、学習データと制御量をNNに学習させる。本質的にはNNを使わずに他の制御方法を用いてもよいが、次節のようなシステムを考えるとNNの方が整合性がよい。

4.5 システム構成

図14にシステム化の例を示す。 NN_{mem} は前件部の全メンバーシップ関数を決定するニューラルネット、 $NN_1 \sim NN_r$ はルール1からルール r までの後件部を決定するNNであり、各ルール毎の制御量はルールに属する割合に応じて重み付けされ、最終的な制御量を出力する。このシステムは並列処理が可能な構成をしているのが特長で、更に細部に入れば各NNも並列処理が可能である。



NN_{mem} : 全ルールのメンバーシップ値を決定するニューラルネット
 $NN_1 \sim NN_r$: ルール毎の制御量 y を決定するニューラルネット
 y^* : 最終制御量
 x_i : 入力変数
 W^i : メンバーシップ値

図14 ニューラルネットN駆動型ファジィ推論システムの構成例

4.6 性能評価

(a) 大阪湾のCOD濃度推定²⁶⁾

海水の汚染指標であるCOD(化学的酸素要求量)濃度を直接求めるのではなく、(1)水温、(2)透明度、(3)DO濃度、(4)塩分濃度、(5)濾過したCOD濃度、の5パラメータから間接的に推定する問題である。結果を図15に示す。点線が直接COD濃度を直接測定した値、実線が本方式で推定した値である。1976年5月から1978年12月までのデータを学習に用い1979年を評価用とした。

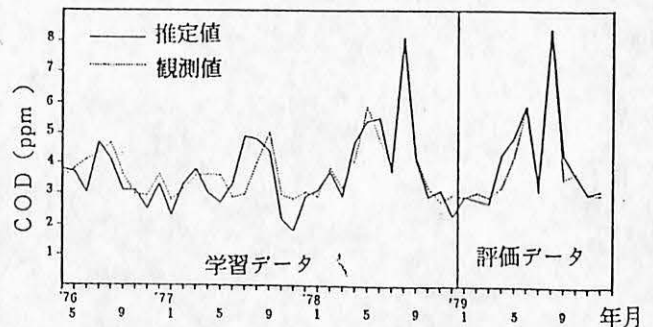


図15 大阪湾COD濃度の推定

(b) セラミックスの表面研削粗さ精度の推定²⁷⁾

ダイヤモンド砥石でセラミックスを平面仕上げする時の表面粗さを、(1)砥石周速、(2)セラミックスの送り速度、(3)切り込み、(4)粒度、(5)集中度、の5パラメータから推定する問題である。結果を図16に示す。点線が直接粗さを直接測定した値、実線が本方式で推定した値である。初めの13データを学習に用い、残り8データを評価用とした。

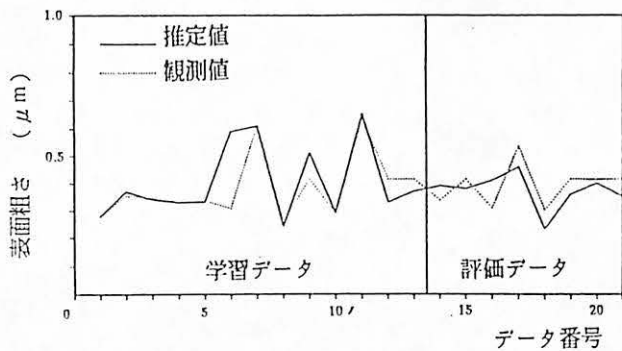


図16 セラミックス表面加工精度の推定

4.7 推論規則の自動生成実験²⁸⁾

振子が下に垂れ下がった状態の倒立振子を人間が台車を左右に操作して上に持ち上げ立たせる。この人間の操作データからファジィ制御ルールとメンバーシップ関数を自動生成する実験を行なった。

A/D変換した約1000~3000の人間の操作データから、98組の下記4変数をパソコンに取り込む。

x 1	台車の原点からの距離
x 2	台車の速度
x 3	振子の原点からの角度
x 4	振子の角速度

NNはこれらのデータから最終的な制御ルールを学習で得る。

次に、この制御ルールに基づいて、倒立振子に自分で垂れ下がった状態の振子を立ち上がらせる。既に形成されたルールに基づいて自分で立ち上がろうとするので、外乱を加えても振子を制御できる。

この実験によって、NNは人間の操作データから制御ルールを自動生成し、以降はそのルールに基づいて自律的に制御を行なうことが実証できた。

4.8 NNからのファジィ推論に対する考察

以上はファジィ推論の立場からNNの導入という問題を扱い、メンバーシップ関数の自動生成や制御規則の適応性と可能性といった議論をした。次は、逆にNNの立場に立ってNN駆動型ファジィ推論を考えてみたい。

NNの能力を向上させるためには既に分かっている知識をなるべくNNに組み込むことである。しかしNNの知識は重み係数として表現されるため、一般には組み込みにくい。通常の方法は、データの前処理に反映させる・プレワイヤーを施す・機能別NNを組併せる、などが考えられる。

NN駆動型ファジィ推論は、ファジィ推論ルールの形式で知識をNNに組み込む方法である。従って、従来の知識組み込み方法に比べ、一段と上位の知識表現形式で組み込んでいるといえよう。現在までの本提案方法の研究はファジィ推論の立場からの研究のみであるが、今後はNNの立場からの研究も重要になろう。

なお、4節はNN駆動型ファジィ推論を取り上げたが、NNとファジィとを結合しようとする試みは、三菱²⁹⁾、電総研³⁰⁾、東芝³¹⁾、東海大³²⁾、茨城大³³⁾などでも行われている。

5. 終わりに

人間の知識活動を模擬応用する技術の中から、ニューラルネットワーク・ファジィ推論・エキスパートシステムを取り上げ、それぞれの境界領域あるいは融合技術について述べた。現在はまだ個別の技術についての議論が多いように見受けられるが、もう一段高所から知的システムというものを考え、それぞれの技術の長所が発揮できるようふさわしい場面にはふさわしい技術を採用・融合していくことが重要になろう。

この考え方の手始めとして、ニューロES・ファジィES・ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論を紹介した。ここで取り上げたファジィ推論はファジィ理論の一領域であり、同じくESもAIの一領域にすぎない。今後はこれら関連技術が総合的な知的処理技術として展開されながらそ野が広がっていき、知的システムが少しずつ現実のものになっていくことを念願している。

参考文献

- 1) I. A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Information and Control, vol 8, pp338-353, 1965
- 2) "一挙一返 推論100例", TRIGGER, 89-7, pp18-21, 1989
- 3) W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", Bull. Math. Biophysics, vol 5, pp115-133, 1943
- 4) F. Rosenblatt, "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain", Psychol. Rev. 65[6], pp386-408, 1958
- 5) M. Minsky and S. Papert, "Perceptrons", Cambridge, MA: MIT Press, 1969 (斎藤正夫訳「パーセプトロン」, 東京大学出版会, 1971)
- 6) J. J. Hopfield and D. W. Tank, "Neural computation of decisions in optimization problems", Biol. Cybernetics, vol 52, pp141-152, 1985
- 7) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors", Nature, 323-0, pp533-536, 1986
- 8) T. J. Sejnowski and C. R. Rosenberg, "Parallel networks that learn to pronounce English text", Complex Systems, vol 1, pp145-168, 1978
- 9) R. P. Gorman and T. J. Sejnowski, "Learned Classification of Sonar Targets Using a Massively Parallel Network", IEEE trans. on ASSP, vol 36, no 7, pp1135-1140, 1988
- 10) D. Michie, "New face of AI", Edinburgh Univ. Tech. Reprt No.33, 1977
- 11) 山口, 他, "テクニカル分析に基づく証券市場分析システム", 人工知能学会全国大会 6-22, 1987
- 12) 金子, 野野, "証券投資エキスパート・システム", 第4回「ファジィシステムシンポジウム」, pp187-191, 1988 5月
- 13) 日経産業新聞報道 1989年5月22日
- 14) 日立製作所マスコミ発表1988年9月20日 (新聞報道は翌21日)
- 15) Clark and McCabe, "micro-PROLOG", Prentice-Hall より"tiny medical advising system"
- 16) S. Suddarth, S. Sutton and A. D. C. Holden, "A Symbolic-Neural Method for Solving Control Problems", Proc. of ICNN'88, vol 1, pp515-523, 1988
- 17) S. I. Gallant, "Connectionist Expert System", Communications of ACM, vol 31, no 2, pp152-169, Feb, 1988 (日経BP社「ニューロコンピュータ最前線」1988年 に掲載)
- 18) 古谷, 国分, 坂本, "μBRAIN: 知能体実現のための構造化ニューラルネットワーク", 信学技報 WEB88-, 1988年11月
- 19) 安倍誠二, "知的ファジィ制御", 第36回自動制御講習会資料, 知識工学のシステム制御への応用-II, システム制御情報学会, pp55-66, 1988
- 20) 安倍, 関野, "機械の操作に適した予見方式", 日経メカニカル, 1988.10.3, pp44-100, 1988
- 21) 植木, 藤枝, "ファジィ制御の電子混合装置への応用", オートメーション, vol 33, no 6, pp28-32, 1988
- 22) M. Mukaidono, Z. Shen and L. Ding, "Fuzzy Prolog", preprint of 2nd IFSA Congress, vol 2, 1987
- 23) 馬野, "Lispによるファジィ集合処理システム", 第3回ファジィシステムシンポジウム, pp167-172, 1987
- 24) 林, 高木, "神経回路網モデルによるファジィ推論の定式化", 第4回システムシンポジウム, pp55-60, 1988
- 25) H. Takagi and I. Hayashi, "ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-DRIVEN FUZZY REASONING", International Workshop on Fuzzy System Applications (IFSA), pp217-218, 1988
- 26) 林, 高木, "推論規則を自己獲得するニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論", 第14回システムシンポジウム (計測自動制御学会), pp59-64, 1988 8月
- 27) 林, 野村, 高木, 長坂, "ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論の提案", 「あいまい知識処理と知識制御」システム制御 シンポジウム (計測自動制御学会関西支部), pp31-36, 1988 9月
- 28) 林, 野村, 高木, "ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論による倒立振子の学習制御", 第5回ファジィシステムシンポジウム, pp183-188, 1989
- 29) 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, pp347-348, 1988
- 30) T. Furuta, A. Kokubo and T. Sakamoto, "NFS: Neuro Fuzzy inference System", International Workshop on Fuzzy System Applications (IFSA), pp219-230, 1988 または, "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", 情報処理学会第37回 (昭和63年後期) 全国大会, 3J-4, pp1386-1387, 1988
- 31) 山口, 今崎, 山口, 春木, "学習型ファジィ・ニューラルネットワークの実現", 第5回ファジィシステムシンポジウム, pp157-162, 1989
- 32) 高木, 采原, 後藤, 中西, "ニューラルネットワークを用いたファジィ制御", 第5回ファジィシステムシンポジウム, pp151-156, 1989
- 33) 林, 中井, "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", 第5回ファジィシステムシンポジウム, pp169-176, 1989