

ニューラルネットPart III : ファジィ技術との融合 化

高木, 英行
松下電器産業中央研究所

<https://hdl.handle.net/2324/4488438>

出版情報 : 日本ファジィ学会誌. 4 (6), pp.1086-1097, 1992. 日本ファジィ学会
バージョン :
権利関係 :



|||||
連載
|||||

ニューラルネット Part III: ファジィ技術との融合化

高木 英行*

1. まえがき

ニューラルネット解説の最終回は、本学会と関わるファジィとの接点に焦点を当てる。ニューラルネットは急速な研究者・技術者の参入によって、特に応用面では大きな展開を遂げた。今や完全に工学的な要素技術になり実用化レベルに達している。ファジィ技術との関わりにおいても同様で、当初から言われてきた相性の良さは、単に研究室レベルでの研究だけに終らず、ニューラルネットとファジィ技術の融合化技術として実用化に至っている。

本解説では、ニューラルネットとファジィ理論の融合化を目指した研究の歴史を振り返り、実用化に至った過程の一例を述べ、具体的にどのように製品に応用されているかを紹介し、今後の方向について筆者なりの意見をまとめる。なお、応用で述べるファジィ技術のほとんどはファジィ推論である。

2. 類似性と補完関係

ニューラルネットとファジィ理論はある面について類似性があり、またある面では補完関係にある。これが両技術の融合化研究が行われてきた理由である。両技術は、問題が非線形を持ち、数式モデルや論理で明確に表現しにくい場合に本領を

発揮する。両技術の類似性は非線形性が扱え、その実現手段は部分的な特性関数の補間によってシステム全体の複雑な非線形性を実現できることにある。補完関係は、ファジィ推論が論理構造を扱えるのに対し、ニューラルネットは学習機能を持つ点にある。両方の長所を活かしたい場合、融合化技術が用いられる。

ファジィ推論は「大きい」とか「低い」といったあいまいさを含むことばで記述された知識と、そのあいまいさの程度を物理的に定義するメンバーシップ関数に分離することによって、技能的な知識の扱いを可能にした(この2つの知識表現を surface level と deep level とに区別される場合があるが、AI の分野で使われている「深い知識」と混同しないよう注意が必要)。我々はすべてではないけれど代表的な知識を持っていることが多い。例えば「温度が高くて湿度も高い場合は、出力が○」、「温度が高いが湿度は低い場合は、出力が○×」など。このような典型的な領域の知識を用いて、典型的な領域と領域の間を補間することで全体の非線形な特性を表わせるようにしたシステムがファジィシステムである。典型的な領域とは図1の場合、入力が小さい領域と大きい領域の2つある。メンバーシップ関数は入力変数の存在範囲をグレードをつけながら「温度が高くて湿度も高い」領域や「温度が高いが湿度は低い」領域を限定するするわけであるから、入力空間の分割を行っていることに相当する。このグレードをつけるおかげで各領域の出力がたとえ線形であっても、図1のように非線形な補間結果を得ることができる。

ニューラルネットは非線形特性を持つニューロ

† Neural Networks, Part III: Cooperation with Fuzzy Logic

* Hideyuki TAKAGI

(Computer Science Division, University of California)

松下電器産業株式会社 中央研究所

Central Research Laboratories, Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.

ンを接続することで、同様にネットワーク全体でも非線形特性を表わす。これは前回の解説 [1] で説明した通りである。類似点はこの非線形性だけではない。ファジィ推論の場合、図1のように各ルールはシステム全体の特性の一部を担当し、メンバーシップ関数で重み付けられながら全体の出力を決定する。ニューラルネットも全体特性の一部を担当する各ニューロン出力を重み係数で重み付けし、ネットワーク全体の特性を決める。この様子は前回の解説 [1] の第5章で図示した。

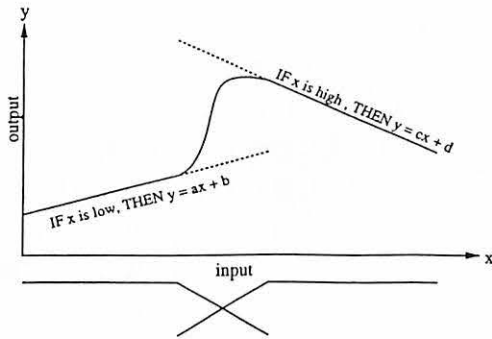


図1 ファジィシステムの非線形出力例

補完関係は論理表現と学習機能にある。我々は、ある時ははっきりした知識を持ち、ある時は正確な範囲は示せなくても定性的な知識を持っている。しかしある場合はデータのみでまったく明示的な知識を持ち合わせていない場合もある。正確で完璧な知識が得られる対象には従来の知識ベースシステムが有効であるが、対象に限られる。定性的な知識表現まで許すと、ファジィ推論が有効になる。しかし、定性的な部分を定義するメンバーシップ関数を系統立てて決定する方法や動的な対象に追随する方法は、別途他の分野から導入する必要がある。データしかない場合、ニューラルネットは学習機能でその非明示的な知識を獲得することができる。しかし、一部の知識・論理が分かっているにもかかわらず直接的には利用できない。

扱う対象について、部分的な知識・ファジィ的な知識のみ得られて、残りの非明示的な知識はデータとして与えられる場合、単独の AI 技術、ファジィ技術、ニューラルネット技術で対処するには

不完全あるいは非効率的である。このような場合、論理性と学習機能を相互に補い合う融合化技術が有効である。すべてにわたって完全というものはなかなか世の中に存在しない。論理が扱えるからファジィの方が良いとか、学習機能があり理論的奥が深いからニューラルネットの方が良い、という声が聞こえて来ることがある。しかし、教条主義は排他を生み、しいては技術の発達を歪める恐れがある。良い部分は良いなりに使うというのが、融合化技術の基本的姿勢である。(愚痴り：筆者らがニューラルネットとファジィ推論の融合化を提案し始めた4年半程前は、当時の話題のキーワードを組み合わせることが目的であるかのような好奇の目があった。ファジィ理論の研究の歴史もそうであったが、実用化技術になることで見方が変わるものだ)

3. 融合化研究の歴史

融合化の研究は88年から増え初め、90年以降は論文数が急激に増加した。筆者は最近の分野を網羅することができなくなっているため、90年までの融合化研究の動向をまとめた文献 [2] に基づいて紹介する。

文献 [2] では融合化研究を7つに分類した。

- 1) 神経生理へのファジィ集合論の導入
- 2) メンバーシップ関数の決定
- 3) 知識獲得・知識表現
- 4) ファジィ認知図など
- 5) クラスタリングとパターン認識
- 6) 両システムのカスケード結合
- 7) その他。

(1)はこの分野の先駆けで、1974年から始まった。ニューロンモデル、第8感覚神経の動作モデル、神経系の解析といった分野に、ファジィ集合、ファジィ形式言語、ファジィエントロピー、ファジィオートマトンなどの道具が導入された。現在の融合化研究は、数からみるとファジィの世界にニューラルネットを持ち込む研究が大多数である

が、初期の頃はその逆であったことがおもしろい。ただ、生理学の分野へファジィの概念を導入する研究は現在ほとんど見あたらない。

(2)は最も研究発表数が多く、その結果、実用化に至った分野である。筆者らのNN駆動型ファジィ推論[3][4]、古谷らのNFS[5]、山口らのLVQやBAMの導入[6][7]、森田らの簡易法[8]、堀川らのFNN[9]、その他多くのモデルが提案された。これは、単にメンバーシップ関数の決定という問題ではなく、いかにファジィシステム全体を自動設計するかという課題の第一歩であり、第5章でもう少し触れる。

(3)はエキスパートシステムを指向した研究である。日本では茨城大の林らが精力的に取組んでいる。最近の傾向としては、通常のニューラルネットに捕らわれない、ネットワーク推論とでも呼ぶべきモデルが多く提案されている。この分野では、シンガポール国立大等が応用も含めて積極的に展開している。

(4)は関係を有向グラフで表わした認知図を、因果関係の程度まで含めるように拡張したものである。フィードバックを含む推論に適応可能なこと、マトリクス表現によりシステムの統合が容易であることなどに、特長がある。後者については、4人の専門家のポンプ運転操作に関わる因果関係知識を容易に統合してみせた後藤らの発表[11]が分かりやすい。

(5)はファジィクラスターリングとの関係を議論したもの、文字認識に応用したファジィニューロン[12]、Kohonenの自己組織化ネットをファジィ化したもの[13]などがある。

(6)には音声認識、エアコン、株式売買などの応用事例がある。

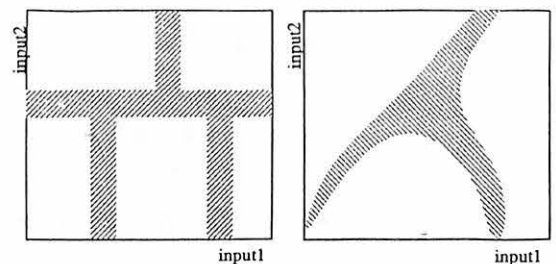
4. ケーススタディ

第3章の中から筆者らの研究を簡単に紹介する。初めはファジィの分野へニューラルネットを導入する研究を、続いてニューラルネットの分野へファジィを導入する研究を紹介する。

4.1 メンバーシップ関数の自動設計

(1988)ファジィシステム設計で最も時間を喰うのがルールのチューニングである。ニューラルネットを用いこの作業を短縮する目的で開発されたモデルがNN駆動型ファジィ推論[3][4]である。この方法の第1ステップは、学習データをクラスタリングし、各クラスの代表的なデータを得る。例えば代表的なクラスAのデータであれば、クラスAに対しては通常ON(1)、他のクラスにはOFF(0)としてニューラルネットの学習に用いる。代表的な境界データが得られれば、例えば0.5として学習データに加えることも1つの方法である。このように、代表的な学習データから各クラスの境界を一気に形成するよう学習されたニューラルネットは、任意の入力データに対して各クラスへの帰属度を出力する。つまり、このニューラルネットはメンバーシップ値生成器として働くので、これをファジィシステムに組み込み前件部としたモデルがNN駆動型ファジィ推論である。文献[3][4]では一実現方法として後件部もニューラルネットで構成されるモデルを例示したが、このモデルの本質は前件部にあり、後件部はどのような方法で実現しても構わない。

通常のファジィシステムでは各入力次元毎にメンバーシップ関数を設計するため、入力空間が超立方体に分割されるという制約を持つ(図2(a))。このモデルの主張の1つは、従来のように一次元メンバーシップ関数の合成として入力空間をファジィ分割するのではなく、非線形な多次元メンバーシップ関数で直接ファジィ分割してはどうかと



(a) 各入力変数毎にメンバーシップ関数を設計する従来の分割方法
(b) 非線形な多次元メンバーシップ関数を設計した場合の分割方法

図2 入力空間のファジィ分割

いう点にある(図2(b))。入力変数が完全独立でない場合で図2(b)のような分割が要求される場合、従来のファジィシステムでは細分割して超直方体を当てはめることになる。これはルール数の増加を意味する。

(1989)NN 駆動型ファジィ推論が人間の技能データからファジィルールを自動獲得する実験が行われた [14] [15]。下に垂れた倒立振子を人間が振子の台車を左右に制御して振子を振り上げ倒立させる。この時の成功した計測データを NN 駆動型ファジィシステムに入力し、ファジィシステムを自動生成するのである。

前述したように、ニューラルネットは入力空間を非線形に分割するので、ルール数が少なく済む。この振り上げ型倒立振子の場合、わずか2個のルールでファジィシステムが構成できた。また、自動化による開発時間の短縮も如実に示すことができた [2]。

(1990)メンバーシップ関数を直接ニューラルネットで構成する方法はルール数の削減を可能にする反面、多次元のメンバーシップ関数を形成するためそこから言語ラベルを取り出すことは難しい。そこで、メンバーシップ関数の形状を限定する代わりに、高速にチューニングする簡易設計法が提案された[16] [17] [18]。メンバーシップ関数を1次元三角形に仮定し、三角形を規定するパラメータ(中心、幅)をシステム全体の特性をモニタしながら最急降下法でチューニングする方法である。

(1991)上述の方法は実際の機器設計に応用され、洗濯機をはじめとする松下電器グループのファジィシステム設計に応用展開された。

4.2 構造化ニューラルネットワーク

第4.1節はファジィシステムにニューラルネットを応用する技術であった。次は、その反対にニューラルネットへファジィを応用するモデルを紹介する。

従来の単純なニューラルネットの問題点は、データから獲得した知識が重み係数として分散表現されているため内部がブラックボックスである点

にある。このため、内部を解析して改良しようにも大変困難である。たとえそれが可能であったとしても一部の変更の影響はネットワーク状に全体に広がってしまう。

この問題を解決する方法が、知識構造をニューラルネットワークに導入する構造化ニューラルネットワークである。構造化の方法は応用課題に応じていろいろあり、このうちの1つがIF-THEN形式のファジィ推論ルール構造に基づいてニューラルネットを組み合わせる方法である [19]。

例えば、図3の白黒を分離するニューラルネットを考えてみよう。単純な方法は1つのニューラルネットワークに(x,y)座標の2入力を入力し白黒を判別させる方法である。しかし、見ての通り大変難しい分離問題である。それに対し、我々人間は、大きく見て4つの部分からなっていることが視覚的に分かる。3次元以上の場合にはクラスタリングをすることによって分かる。この知識を構造化に用いるのである。テストデータの境界までには分からないので、4つのIF-THENルールで大まかに入力空間をファジィ分割しておく。各分割された領域はそれぞれ個別のニューラルネットに役割分担させて白黒の判定をさせる。これが後件部に相当する。

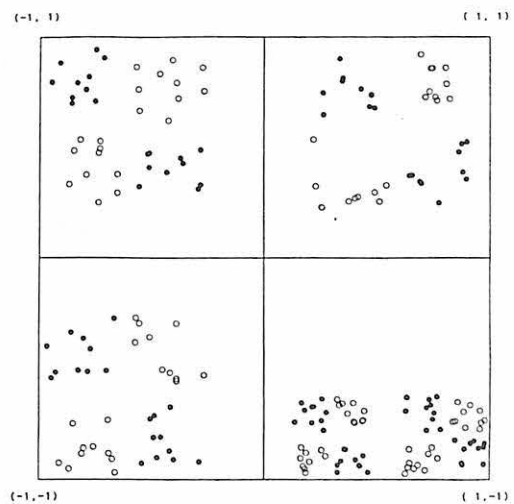


図3 複雑な白黒判別問題

この識別結果が表1である。従来の単一ニューラルネットと改良前の構造化ニューラルネット(NARA)の重み係数の個数は同じにして評価実験をした。つまり、両者の性能差は知識構造が導入されたかどうかによる。

表1 図3の識別率

単一 NN	改良前 NARA	改良後 NARA
50%	85%	94%

さらに、この構造化ニューラルネットの特長として、各構成ニューラルネットの性能(識別率)を分析することで、改良の余地があるニューラルネットを見つけることができる。図3の場合、右下を担当するニューラルネットの性能が他のニューラルネットより劣ることがこれらの性能比較からすぐ分かる。構造化ニューラルネットワークではそのニューラルネットのみを改良することができ、その改良の影響は他のニューラルネットに及ばない。この結果も表1に示す。

このモデルはその後VTRの製造調整工程データや文字フォントデータで性能評価を行い[20]、ファジィルール分割部をfeed-forward型ニューラルネットからファジィベクトル量子化に変更して郵政省郵政研究所主催の第1回文字認識技術コンテスト[21]で最優秀賞3件のうちの1件として選ばれた。第三者が同じ評価系を用い、日本中から公募した多くの他の認識技術と比較評価したという意味で価値がある。

5. ファジィシステムの自動設計と適応性実現

5.1 自動設計

この話題には、設計支援、設計の自動化、システムの適応化の3つがある。実際のファジィシステム設計においては、マニュアルで試行錯誤的にシステムチューニングする場合が多く、開発期間・開発コストの増加の問題と、最適である保証がないことが問題である。後述の自動化手法を用いても最適化の保証はないが、ある規範に基づい

て最適化に向かうと言う意味で頼りがいがある。

ファジィシステム開発を短縮させるための第1の方法は開発ツールを用いることで、各種のツールが市販されている。第2の方法が設計自体を自動化する方法を導入することである。昨今、この研究が盛んでファジィの会議では必ずと言っていいほど発表される。

ファジィシステムの設計すべき項目は大別して3つある：

- (1) ファジィルール数の決定、
- (2) 前件部のメンバーシップ関数の設計、
- (3) 後件部のパラメータの設計。

さらに、決定すべき項目として

- (4) 入力変数の決定、
- (5) 推論方法の決定、

がある。

(1)と(2)は密接な関係がある。(3)はファジィモデリングでは線形式の係数を求めることになり、Mamdaniの方法では後件部メンバーシップ関数を決定することになる。(4)は目的とする制御値や判断の決定をするために最低限必要な入力の種類を決定する。(5)はファジィ演算子や非ファジィ化の方法を決定する。各種の演算子や推論法が提案されているにも関わらず、推論法の特性和実際の推論環境との関係から論じられることがないため、推論法の選択基準がないのが現状である。最近のUC Berkeleyの学生の研究からは、いかなる1つの推論方法で固執するより、推論環境に応じて推論方法を動的に変化させる方が、制御特性、入力値が変動する場合のロバスト性、ルールの一部が破壊された場合の耐性が明らかに良いようだ[22]。

設計の自動化には、ニューラルネット(その一般形として勾配法)やgenetic algorithmなどが用いられる。ニューラルネットを用いる設計方法では例えば、次のような方法がある。

- (a) 学習データを予めクラスタリングしてルール数と粗いルール領域を決定した後、学習データの各ルール領域への帰属度を教師信号としてニューラルネットにメンバーシップ関数の形状

を直接学習させる方法、

- (b) メンバシップ関数をパラメータ(位置、幅など)表現しておき、ファジィシステム全体の出力と教師データを比較しながらパラメータを調整する方法。

(a)はNN駆動型ファジィ推論[3][4]の方法であり、非線形な多次元のメンバシップ関数を直接形成できる。通常のファジィ推論における前件部のファジィ演算はニューラルネットに吸収されているともいえる[19]。クラスタリングには従来手法の他、LVQなども用いられる[6]。

一方、(b)の方法はファジィシステムの出力と教師データの差を最小にするようにメンバシップ関数を規定するパラメータを誤差最小の方向へ変化させる(勾配法)。多くは最急降下法(基本的なbackpropagation学習法もそのうちの1つ)を用いるが、これに限定されるものではない。野村ら[17][18]、堀川ら[9][10]、市橋ら[38]およびWangら[23]、Jang[24]の方法は、メンバシップ関数の形状をそれぞれ三角形、シグモイド関数の組合せ、ガウシアン、ベル型に決めておいて、その形状を規定するパラメータを最急降下法でチューニングする。

パラメータを調整する方法は勾配法(ニューラルネットもそうだった)だけでなく、genetic algorithmのようなランダムサーチ法でもよい。最近、genetic algorithmをファジィシステムへ適用した場合の性能評価の発表が増えつつある。

(a)の方法の長所は非線形多次元メンバシップ関数を直接形成できる点にあり、従来のように1次元のメンバシップ関数を組み合わせて間接的に最終的な特性をチューニングする必要がない。(b)の長所はファジィシステム全体の最終性能をモニターしながらチューニングできる点である。

5.2 適応性実現

最後の話題は、ファジィシステムの適応化である。自動設計との違いは、出来上がったシステムが環境に応じて特性を変化させる点にあり、機器の場合、ユーザーサイドで特性変化を行わせるこ

とになる。適応すべき次の状況が事前に分かっている場合は事前にその対処が可能である。その方法論として、再帰型ファジィ推論、適応型ファジィ制御、階層型ファジィ推論、多段階ファジィ推論などがある[25]。

適応性実現のための要素技術は自動設計の場合と基本的に同じであるが、適応性実現には自動設計にない条件が要求される。第1は安全性の実現で、ユーザーの誤った学習や危険な状態へ特性変化させない工夫が特に求められる。第2は、機器使用中に徐々に特性を変化させるオンライン型の適応性実現を求められる場合が多いことである。第3は使いやすさの観点から学習データをユーザーに求めることができない場合や、メモリ容量の制約から過去の学習データをすべて保持できず、一部のデータで過去の特性を徐々に変化させる必要がある場合があることである。

制御の場合は、動的なシステムが特性を変えても時々刻々結果がフィードバックされることが多いので、この結果を基にファジィ制御器の特性を変化させることができるであろう。しかし、現実民生機器へファジィ技術が導入される場合はパラメータの決定(decision making)が大多数であり、制御への直接応用は非常に少ない。我々はファジィ制御ということばを聞き慣れているため、この事実には意外な感じを持たれるかも知れない。このようなパラメータ決定のファジィシステムの場合、ユーザーからの追加学習データは数少なく、追加学習データに対する対象システムからの反応は時々刻々フィードバックされない。その追加学習データのみで学習をすると、過度に追加学習データを評価し過ぎ、変えなくてもよい特性まで変えてしまう恐れがある。限られた学習データで安全性を保証しながらファジィシステムを適応的に変化させるという課題はまだ克服されていない。

6. 民生機器への応用

ファジィ技術は1980年代の後半から民生機器へ応用され始め、1990年のファジィの名前を冠し

た洗濯機(Day ファジィ愛妻号)が記録的な売上げを示してから、エレクトロニクス業界が一斉にファジィ技術を導入し始めた。1990 年の 12 月にはニューラルネットもファジィ技術とともに民生機器へ導入され始め、翌 91 年には両技術を導入した機種が 14 を越えた。日本だけでなく、韓国でも同様の製品が発売され始めた。以下ではこれらの中からいくつかを取り上げ、ニューラルネットとファジィ推論がいかに用いられているかを紹介する。

6.1 開発ツール

ファジィシステムの設計は、第 5 章で述べたような設計項目からなる。これらの設計・調整を自動化し開発時期の短縮と性能の向上を図ろうとする技術の一つが、ニューラルネットを用いるファジィシステムの設計である。

図 4 の松下電器産業の洗濯機はその一例である。この例の場合、布量・水濁量・水濁度の時間変化の 3 つの入力変数から成る入力空間を、各変数毎に三角形のメンバーシップ関数を仮定して、入力空間をファジィ分割する。ファジィシステムの性能は、メンバーシップ関数(三角形)の形状に依存する。そこで、三角形をその中心位置と幅によって定義し、学習データに対するファジィシステムの理想出力と実出力の誤差を最小にするような二等辺三角形メンバーシップ関数の中心位置と幅を最急降下法で求める。すなわち、三角メンバーシップ関数を規定する 2 変数を重み係数ベクトルとして持つネットワークを考え、最急降下法で誤差を最小にすることと等価になる。

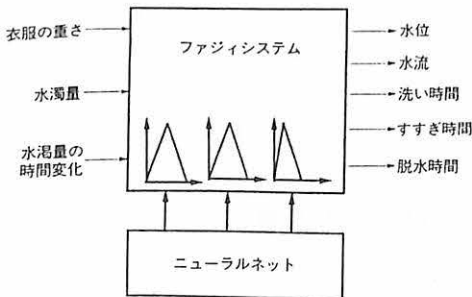


図4 ファジィシステム開発ツール型ニューラルネット洗濯機(松下電器産業)

6.2 独立機能型

ファジィシステムとは独立にニューラルネットが用いられている事例である。

快適さの尺度として、図 5 の右に示す 6 変数からなる PMV(Predicted Mean Vote) [26] が国際的に用いられている。この指標は体からの発熱量と体から外部に吸収される熱量のバランスが取れた時が最も快適である、という考え方に基づいている。この指標値が得られれば、快適値に近づけるようなエアコン制御の目標ができる。

しかしこれら変数のうち、着衣量や代謝量の変数などを通常のセンサーで計測するのは困難である。そこで、センサー計測が容易な図 5 の左に示す 6 変数をニューラルネットに入力し、図の右の 6 変数からなる空間への非線形な写像関係を学習で求めることにより快適指標値を推定しようとする方法が、松下電器産業のエアコンに導入された [27]。

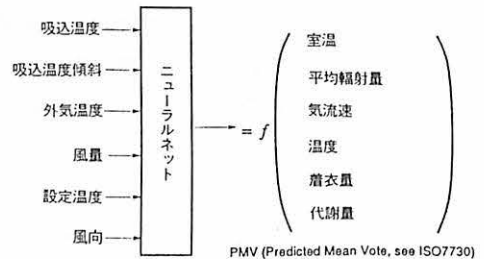


図5 独立機能型ニューラルネット
エアコンにおける快適度の推定(松下電器産業)

6.3 補正型

きめ細かな制御を実現するため、センサー数は増加の方向にあるが、センサー数の増加(入力次元数の増加)に伴い設計・調整が困難になってくる。そこで、開発コストの増加を防ぐために、後続機種については新規開発を行わず、先行機種に追加したセンサー情報に対する補正をニューラルネットで行い、従来システムに追加する方法が採用された。

図 6 に示す日立製作所の洗濯機の事例 [28] において、上部のファジィシステムは先行機種のシステムであり、下部のニューラルネットは新規に

追加した汚れ具合を示す導電度に対する補正量
を出力する。補正後の全システムの出力値と教師
信号との誤差が最小になるよう、ニューラルネット
を学習する。三洋電機の洗濯機の事例 [29] で
も、気温を制御の判断に取入れ、気温に関わる洗
濯時間と脱水時間を補正するという、同様のニュー
ラルネット応用方法が用いられている (図 7)。

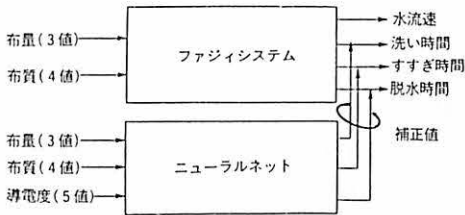


図6 ファジィシステム補正型ニューラルネット (1)
洗濯機(日立製作所)

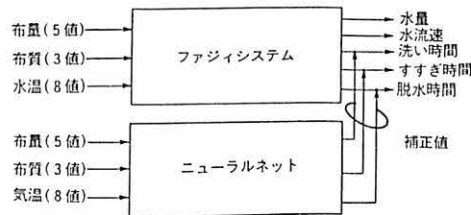


図7 ファジィシステム補正型ニューラルネット (2)
洗濯機(三洋電機)

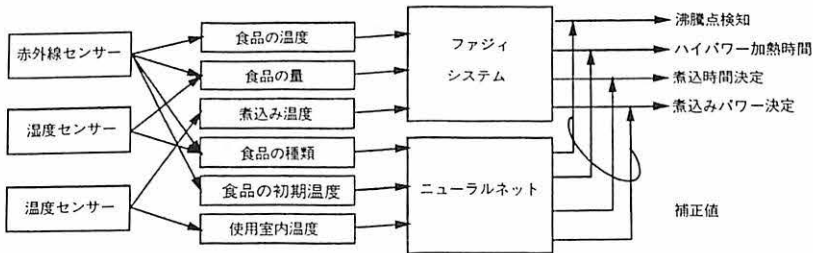


図8 ファジィシステム補正型ニューラルネット (3)
オープンレンジ(三洋電機)

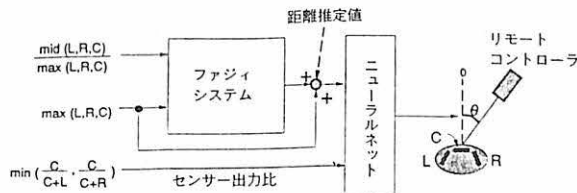


図9 ファジィシステム・ニューラルネット縦属組合せ型
3つのセンサー(L,C,R)を用いた扇風機のリモコン方向の推定(三洋電機)

さらに三洋電機ではオープンレンジのファジィ
システムに同様の補正型ニューラルネットを組み込
んでいる [30]。従来製品では、食品の温度、食品
の量、煮込み温度を入力し、沸点の検知、加熱時
間や煮込みパワーを決定するファジィシステムを
用いていた。これに対し補正型の融合化システム
では、対応できる食品の種類が増加や夏冬の出来
上りむらをなくすために、センサーからさらに食
品の種類、食品の初期温度、外気温を推定してニ
ューラルネットの入力とし、従来のファジィシス
テムを補正する製品を発売している (図 8)。

6.4 縦属組合せ型

三洋電機の扇風機 [31] は、ファジィシステム
とニューラルネットを図 9 のように直列に結合す
る形態でリモコンの方向検出を行い、扇風機の首
を回転移動させている。

リモコンの赤外線入射角は扇風機の台に組み込
まれた3つのセンサーを用いて推定される。この方向

の推定はリモコンと扇風機のセンサーとの距離に依存する。そこでまず距離を推定し、次にセンサー出力から左右のバランスを求め、先の距離と併せてリモコンの方向を推定する。前者にはファジィ推論が、後者にはニューラルネットが使われている。後者にニューラルネットを用いた理由は、距離とセンサーの出力比から赤外線の入射角を推定するのに、数式モデルやファジィルールでの記述がうまくいかなかったためである[32]。こうして出来た最終システムは、単にセンサー出力値を統計処理した方法に比べて、 $\pm 10^{\circ}\text{C}$ の推定誤差を $\pm 4^{\circ}\text{C}$ に減少できた[32]。

6.5 学習機能の実現

以上紹介した事例のニューラルネットは、設計時に学習を完了し、機器に組み込んでからは学習を行わないタイプであった。以下に紹介する事例は学習機能を機器使用時にユーザーサイドで行うものである。

(a) 予熱時間の短縮

三洋電機は石油ファンヒータのバーナの点火待ち時間を短縮するため、機器使用時間パターンを各家庭で学習するようにニューラルネットを組み込んだ[33][34]。石油ファンヒータの点火前には、予熱ヒータで加熱しておく必要がある。この点火待ち時間を短縮するために、現在時刻、燃焼時間帯と現在時刻との時間差、最低室温の3情報を図10のニューラルネットワークに入力し、何時頃にユーザーが石油ファンヒータを点火するかを

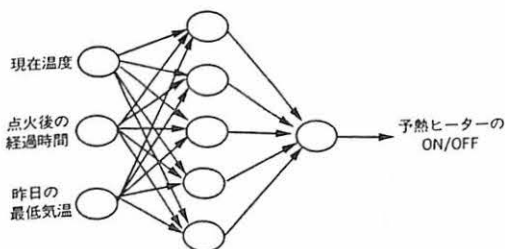


図10 石油ファンヒータのユーザー点火時刻を学習するニューラルネット(三洋電機)

学習する。この結果、ユーザーが使い始める少し前から予熱を始めることが可能になり、常時待機していた従来機種に比べ、ヒータの予熱消費電力を半減できた。

なお、この製品には室温制御にファジィ制御を、部屋サイズ推定にファジィルールベースが用いられている。

(b) 個人の快適度補正

第6.2節の独立機能型で紹介したエアコンは、その後、ユーザーによる補正機能を追加した。入力情報が完全でないために、ニューラルネットが推定したPMVが本来の快適指標には完全になり得ないことや個人の好みに対応するための補正である。ユーザーがリモコンで+または-の入力を行うと、その時の環境値(室温、外気温、設定温度、経過時間)を入力し、ユーザーの+または-を教師信号に図11のニューラルネットの学習をし直す。ニューラルネットは簡易学習が可能になるよう、新規開発のモデルを組み込んでいる[35]。

一般によく使われる feed-forward 型のモデルを backpropagation アルゴリズムと組み合わせたケースでは、学習速度、メモリの面で民生機器組み込みには、不適当になる場合が多くなることが予想される。今後、機器の要求仕様を満たす新規ニューラルネットモデルの開発が要求される場合が増えてこよう。

(c) 部屋の特性値補正

ジャー炊飯器がそうであったように、きめ細かな暖房機器には、点火時刻がタイマー予約できる

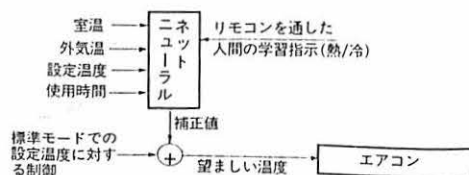


図11 快適度の個人補正するエアコンのニューラルネット(松下電器産業)

のではなく、設定温度になる時刻が予約できることが望まれる。ところがジャー炊飯器と異なり、暖房機器の場合、使用する部屋の特性が判らなければ設定温度になる時刻をタイマー予約することができない。幸いなことに、多くの場合暖房機器は同じ部屋で使用されるので、初めに部屋の温度特性が判れば以後は補正することができる。

シャープの石油ファンヒータとFF式石油温風暖房機に採用されたシステムでは、木造部屋やコンクリート部屋での温度の立ち上がり特性を記憶し、以後は図12(b)のように点火時間を調整して設定時間に設定温度になるよう調整するシステムが取り入れられている[36]。

(d) 冷却時刻の予測

応用例(a)のようにユーザーの日々の利用パターンを学習するものである。

冷蔵庫の頻繁なドアの開閉は庫内温度を上昇させるため保存食品の品質劣化を招く。特に冷凍食品の場合、 -18°C 以下に保つ必要があるが、たとえこれよりも温度が高くなっても食品は堅く凍っているため気づくことが少ない。この問題を解決する方法として、シャープの冷凍冷蔵庫では、日々の扉開閉頻度パターンを学習し、温度上昇が見込まれる時間帯の前には十分に冷却することで、食品の温度上昇を出来る限り押さえるようにニューラルネットとファジィ技術が利用されている[37]。

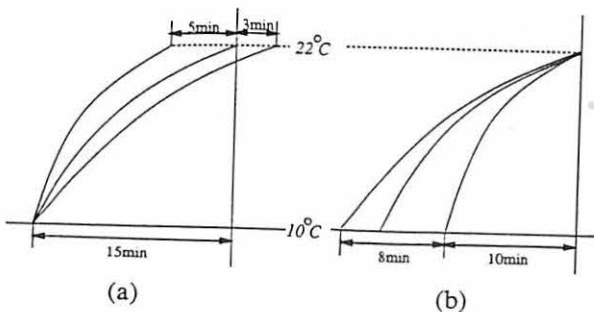


図12 部屋の特性を学習し、石油ファンヒータのタイマー点火時間を調整するニューラルネット(シャープ)

7. 今後の展開

1990年から始まったニューラルネットの民生機器への応用は、翌年から学習機能の実現に広がっている。現在までに実現された学習機能はまだ技術的には未熟な初期段階であるが、今後、使いやすい知的な機器実現の一手段として一層重要な技術として要求されるに違いない。本解説シリーズで紹介したニューラルネット以外にも学習機能を実現する方法論は多数あると思われる。例えば、genetic algorithmはそのうちの1つである。

しかしながら単なる学習機能を実現するだけでは将来のシステムに対して不十分である。ユーザーサイドでの学習機能を許したために、性能劣化を招いたり、最悪の場合、危険な状態に陥ることも十分に考えられる。特に幅広いユーザー層を前提にしている民生機器の場合、この危険性は高い。つまり、安全性を確保した学習機能が求められるのである。

この安全性を保持する1つの実現手段として、論理と学習機能との組合せが考えられる。論理で安全性を確保し、その許容範囲でニューラルネットの学習機能を利用するというものである。ニューラルネットとファジィ論理との融合化モデルの1つのテーマに、この明示的な知識と非明示的な知識の扱いがある。さらに一歩進んで、高次な知識処理との組合せへと展開されていくことであろう。

Zadeh 名誉教授は、ニューラルネット、ファジィ論理、genetic algorithm、確率推論、カオスシステム等を包含する技術分野を Hard Computing に対する Soft Computing と位置づけ、BISC (Berkeley Initiative in Soft Computing) の所長としてその確立を目指しておられる。これは、まさに筆者らのテーマとする柔軟な知的処理の世界であり、ヒューマンフレンドリイな機器の実現に通じる。日本では既に80年代末からこの分野の研究が盛んであり、3回を数えた飯塚での国際会議もこの方向をより明確にするため94年からは

Soft Computing の名前を会議名に盛り込む。国際的にもこの分野の研究が盛んな日本の、そのまた中心分野に位置する日本ファジィ学会にこそ、Initiative の名前を掲げてもらいたいものだ。

謝辞

第6章は、各社広報部をはじめいろいろな方々から資料入手にご協力をいただきました。御礼申し上げます。

参考文献

- [1] 高木英行：ニューラルネット Part II: 基礎入門編，日本ファジィ学会誌，Vol.4, No.4, pp.664-675(1992)
- [2] 高木英行：あいまいさと知識情報処理，システム／制御／情報，Vol.34, No.5, pp.263-273(1990)
- [3] 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回ファジィシステムシンポジウム，pp.55-60(1988)
- [4] H. Takagi and I. Hayashi: "NN-driven Fuzzy Reasoning", Int'l J. of Approximate Reasoning, (Special Issue of IIZUKA'88), Vol.5, No.3, pp.191-212(1991)
- [5] T. Furuya, A. Kokubu and T. Sakamoto, "NFS: Neuro Fuzzy Inference System", Int'l Workshop on Fuzzy System Applications (IIZUKA-88), pp.219-230(1988)
- [6] 山口，田鍋，村上：LVQ 教師なし学習を用いたファジィ制御，SICE 第15回システムシンポジウム・第10回知識工学シンポジウム・合同シンポジウム，pp.179-182(1989)
- [7] T. Yamaguchi, N. Imasaki and K. Haruki, "Fuzzy rule realization on associative memory system", Int'l Joint Conf. on Neural Networks (IJCNN'90), Vol.II, pp.720-723(1990)
- [8] 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, pp.347-348(1988)
- [9] 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, pp.208-215(1991)
- [10] 堀川，古橋，内川：ファジィニューラルネットワークの構成法と学習法，日本ファジィ学会誌，Vol.4, No.5, pp.906-928(1992)
- [11] 後藤，村上，山口，山中：ファジィ認知マップのプラント制御支援への適用，SICE 第15回システムシンポジウム・第10回知識工学シンポジウム・合同シンポジウム，pp.99-104(1989)
- [12] T. Yamakawa and S. Tomoda, "A Fuzzy Neuron and Its Application to Pattern Recognition", 3rd IFSA Congress, pp.30-38(1989)
- [13] J. C. Bezdek, E. C-K. Tsao and N. R. Pal, "Fuzzy Kohonen Clustering Networks", IEEE Int'l Conf. on Fuzzy System (FUZZ-IEEE'92), pp.1035-1043(1992)
- [14] 林，野村，若見：ニューラルネット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，pp.183-188(1989)
- [15] 林，野村，若見：ニューラルネット駆動型ファジィ推論による推論ルールの獲得，日本ファジィ学会誌，Vol.2, No.4, pp.585-597(1990)
- [16] 市橋，渡辺："簡略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, pp.157-165(1990)
- [17] 野村，林，若見：最急降下法によるファジィ推論の自動チューニングと障害物回避への応用，第6回ファジィシステムシンポジウム，pp.535-538(1990)
- [18] 野村，林，若見：デルタルールによるファジィ推論の自動チューニング手法と障害物回避への応用，日本ファジィ学会誌，Vol.4, No.2, pp.379-388(1992)
- [19] 高木，香田，小島：ファジィ推論アーキテクチャに基づくニューラルネット，日本ファジィ学会誌，Vol.3, No.1, pp.131-144(1991)
- [20] H. Takagi, N. Suzuki, T. Kouda and Y. Kojima, "Neural networks Designed on Approximate Reasoning Architecture and Their Applications", IEEE trans. Neural Networks, Vol.3, No.5, pp.752-760(1992)
- [21] 豊田麻子：ニュースフラッシュ，電子情報通信学会誌，Vol.72, No.7, p.812(1992)
- [22] M. H. Smith, "Evaluation of Performance and Robustness of a Parallel Dynamic Switching Fuzzy System", 2nd Industrial Fuzzy Control and Intelligent Systems (IFIS'92), (1992)
- [23] L-X. Wang and J.M. Mendel, "Back-Propagation Fuzzy System as Nonlinear

- Dynamic System Identifier", IEEE Int'l Conf. on Fuzzy Systems(FUZZ-IEEE'92), pp.1409-1418(1992)
- [24] Jyh-Shing R. Jang, "Self-Learning Fuzzy Controllers Based on Temporal Back Propagation", IEEE trans. on Neural Networks, Vol.3, No.5, pp.714-723(1992)
- [25] 廣田薫：ファジィ制御の現状と将来展望，コンピュータロール，Vol. 35, pp.2-5, コロナ社(1991)
- [26] P.O.Fanger: "Thermal Comfort-Analysis and Application in Environmental Engineering-", McGraw-Hill(1970)
- [27] 齊藤，中，吉田，赤嶺：ニューラルネットワークによる快適度の推定，日本冷凍協会講演会講演論文誌，pp.125-128(1990)
- [28] ニューロ&ファジィ全自動洗濯機とファジィ乾燥機，日立家電販売株式会社，No.91-024(1991年2月26日)
- [29] ニューロ&ファジィ全自動洗濯機 ASW-50V2，三洋電機株式会社ニュースリリース(1991年3月29日)
- [30] センサーオープンレンジ2機種，三洋電機株式会社ニュースリリース(1991年7月8日)
- [31] 1991年度扇風機，三洋電機株式会社ニュースリリース(1991年3月14日)
- [32] 解説：家電業界に新たな潮流，ニューラル・ネットとファジィ組み合わせる，日経エレクトロニクス，No.528, pp.165-169(1991.5.27)
- [33] 森戸，杉本，荒木，大沢，田島：ファジィ制御とニューラルネットワークを用いた石油ファンヒータ <CFH-A12JD>，三洋電機技報，Vol. 23, No.3, pp.93-100(1991)
- [34] 1991年度石油暖房機器，三洋電機株式会社ニュースリリース(1991年6月10日)
- [35] 中，志田，吉田，赤嶺：ニューラルネットの空調機器への応用，電子情報通信学会技術報告 HC92-37, pp.9-16(1991年12月)
- [36] 1991年度シャープ石油暖房機種<9タイプ、19機種>を開発，シャープ株式会社ニュースリリース，No.3-032(1991年6月11日)
- [37] スリム66，新・左右開き冷蔵庫を発売，シャープ株式会社ニュースリリース，No.3-053(1991年9月5日)
- [38] 市橋，中田：階層的ファジィモデルによる誤差逆伝播学習ー最急降下法と準ニュートン法での比較，SICE 関西支部シンポジウム，pp.131-136(1990)

[問い合わせ先]

Dr. Hideyuki TAKAGI
Computer Science Division
University of California at Berkeley
Berkeley, CA 94720 USA
TEL: <+1>510-642-8015
FAX: <+1>510-642-5775
e-mail: takagi@cs.berkeley.edu