

# ニューラルネットワークによるファジィルールの獲得

橋山, 智訓

高木, 英行  
九州芸術工科大学

<https://hdl.handle.net/2324/4491490>

---

出版情報 : 2000-09. 共立出版  
バージョン :  
権利関係 :

## 第24章 データからの知識獲得

### 24.1 ニューラルネットワークによるファジィルールの獲得

[橋山 智訓, 高木 英行]

#### 24.1.1 はじめに

ファジィシステムは、人間の言語的知識をファジィルールの形で表現できるため、熟練者の持つ制御知識等を容易に取り込むことができる。しかしながら、すべての知識が必ずしも言語化できるとは限らない。このような場合、実システムの入出力データを用いて適切なファジィシステムの構成、すなわち、ファジィルールの同定 (identification of fuzzy rule) を行う必要がある。1980年代後半からファジィシステムが広く産業界で応用されるとともに、開発コストの削減と性能向上を目指して、従来の試行錯誤による設計に代わる手法が求められてきた。

このような背景の下、ニューラルネットワーク (neural network) の学習 (learning) 能力を利用し、ファジィシステムを構成する研究が、1988年のNN駆動型ファジィ推論システムから始まった [1, 2]。その後、様々な形でファジィシステムとニューラルネットワークの融合化手法が研究された。1991年には洗濯機の制御系の設計に対して、初めてファジィ+ニューラルネットワークシステムが実用された。その後、ファジィシステム自動設計の一手法として研究が深化し、1993年頃までには基本的なフレームワークは確立された。家電品への応用に関しても、現在では基礎技術として広く浸透している。

#### 24.1.2 ニューラルネットワークによるファジィシステムの設計

1980年代後半の、産業界におけるファジィ技術応用の拡がりとともに、開発コストの削減および性能向上を実現する新しい手法が必要とされていた。ファジィシステムにおいて、設計すべき項目は以下の通りである。

1. 入出力変数
2. ファジィ推論の方法
3. ファジィルール数
4. 前件部メンバシップ関数
5. 後件部パラメータ

1. は目的に応じて、制御値や判断を決定するために必要な入力および出力を決定する。2. はファジィ演算子や非ファジィ化の方法を決定する。3. と4. の間には密接な関係があり、その設計は難しい。5. の後件部の設計に関しては、ファジィ変数とするか、線形式で表されるTSKモデル[3, 4]を用いるか、あるいはシングルTONを用いるか等の選択肢がある。ファジィシステムの設計において、もっとも時間を必要とするのは、3-5におけるルールのチューニングである。1988年に提案されたNN駆動型ファジィ推論システムは、前件部メンバーシップ関数ニューラルネットワークにより学習する。Fig.24.1に後件部もニューラルネットワークで構成したNN駆動型ファジィ推論システムの構成例を示す。図中 $NN_{mem}$ により前件部メンバーシップ関数を学習し、 $NN_1$ から $NN_r$ で後件部を学習する。学習後の前件部メンバーシップ関数は、入力空間のファジィ分割を規定する。ニューラルネットワークを用いて前件部メンバーシップ関数を学習することで、多次元入力の非線形な超曲面を設計しルール領域をファジィ分割することが可能となる。

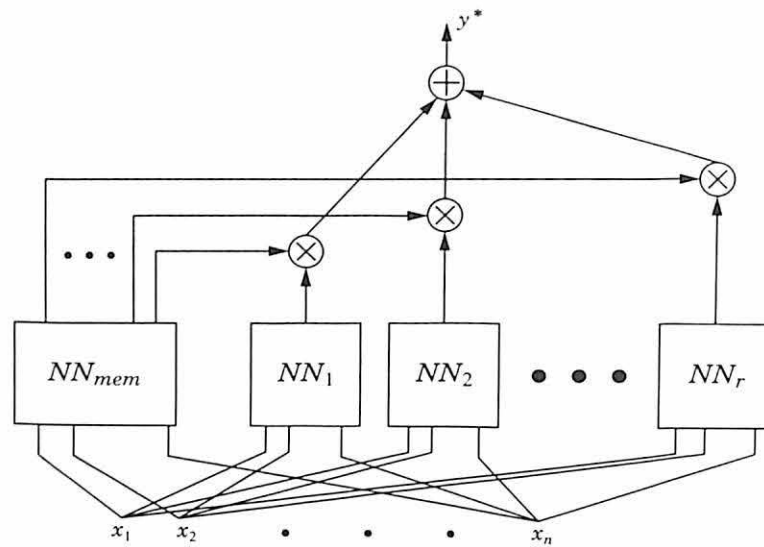


Figure 24.1 NN-driven Fuzzy Reasoning System.

NN駆動型ファジィ推論システムにより設計される入力空間のファジィ分割の概念図をFig.24.2(a)に示す。また、Fig.24.2(b)には、一般的な三角型メンバーシップ関数による入力空間のファジィ分割図を示す。ファジィシステムの設計においては、Fig.24.2のように分割された入力空間の数がルール数となる。NN駆動型ファジィ推論システムの特長の一つは、柔軟な入力空間分割が実現できるため、ルール数が少なく済むことである。倒立振子を制御する人間の技能データを学習する事により、わずか2個のルールでファジィシステムを構成可能であり、かつ、制御系設計時間

の大幅な短縮も可能となったことが報告されている[5]。

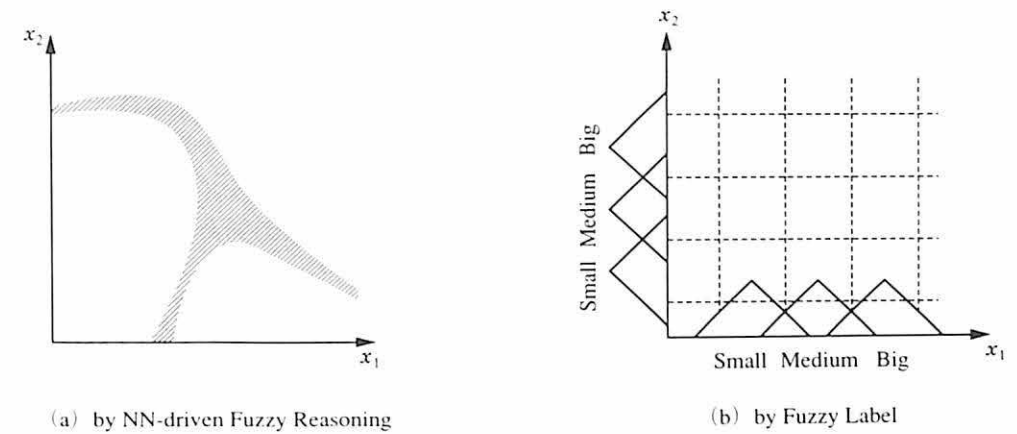


Figure 24.2 Fuzzy Partition.

前件部メンバーシップ関数をニューラルネットワークにより直接構成するこの手法は、ルール数の削減を可能とするが、反面、入力空間を複雑な形に分割するため、Fig.24.2(b)に示すような言語ラベルを持つルールとして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、中心位置、幅などのパラメータで表現し、そのパラメータをニューラルネットワークの学習機能により調整する手法が提案された。これらは、前件部メンバーシップ関数の形状の違いで様々なバリエーションがある。代表的なものとして、三角型[6]、ガウス関数[7]、シグモイド関数の組合せ[8-10]、ベル型関数[11]を用いるものが提案されている。Fig.24.3に2入力1出力の場合の構成例を示す。図は後件部を定数 $w_k$ とする簡略化ファジィ推論の場合を示している。

このネットワークの動作は、図中(A)層の入力が、前件部メンバーシップ関数を表す(B)層に分配される。(B)層では、各メンバーシップ関数の値 $A_{ij}(x_j)$ が出力され、(C)層において各ルールの前件部適合度 $\mu_k$ がそれぞれの積として計算される。ただし通常(C)層の出力は、(C)層の全ユニットの出力の総和で規格化した値を出力するように設定する。 $\mu_k$ に後件部定数 $w_k$ を掛け、その総和が推論値 $y^*$ として出力される。Fig.24.3のネットワークが実現するファジィ推論は以下のように定式化できる。

$$R^k : \text{if } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{j2} \text{ then } y_k = w_k \quad (24.1)$$

$$\mu_k = A_{i1}(x_1)A_{j2}(x_2) \quad (24.2)$$

$$y^* = \frac{\sum_k \mu_k \cdot w_k}{\sum_k \mu_k} \quad (24.3)$$

ここで、 $R^k$ は $k$ 番目のファジィルールを示し、 $A_{i1}$ 、 $A_{j2}$ はそれぞれ $x_1$ 、 $x_2$ に対する前件部メンバーシップ関数を表す。Fig.24.2(b)は、前件部メンバーシップ関数に三

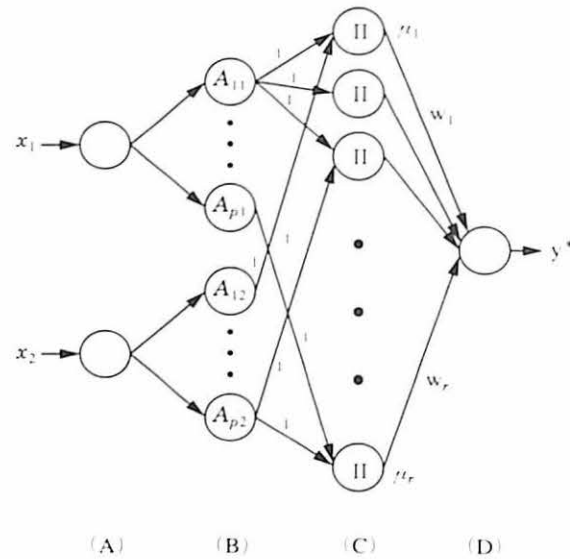


Figure 24.3 An Example of Fuzzy+NN.

角型関数を選択した場合に相当する。

このシステムでは、ファジィシステムの推論値と教師データの誤差を最小にするように、ネットワークのパラメータをチューニングする。最急降下法を用いて、パラメータチューニングをすることが多いが、これに限定されるものではない。Fig.24.3においては、(B)層における前件部メンバシップ関数の形状を規定するパラメータと後件部定数である  $w_k$  を同時にチューニングすることが可能である。

特に、前件部に三角型メンバシップ関数を用いる手法は、演算が簡単なため1991年以降、多数の家電機器に応用されてきた。

### 24.1.3 ニューラルネットワークによるファジィシステム設計の応用例

ファジィ制御の家電機器応用を大きく促進させた一因に、設計したファジイルールを Look-up Table の形でメモリに記憶させておき、4 bit マイコンによって実行したことがあげられる。この方式は低コストでかつ高速な信号処理が可能である。1991年に松下電器産業が全自動ファジィ洗濯機のためのファジィシステム構築ツール (fuzzy system design support tool) として、三角型メンバシップ関数を用いる手法を応用し製品化した。そこでは、布量・水濁量・水濁量の時間変化の3変数を入力とし、水位・水流・洗い時間・すすぎ時間・脱水時間を出力とするファジィシステムを構築した。その後、この技術および派生技術を用いて掃除機、オープンレンジ、炊飯器、コピー機、エアコン等が次々と商品化[12]され、家電機器におけるファジィ・ニューロブームを巻き起こした。

産業機器においては、1991年から日立の圧延機の制御において実稼働[13]したのが最初の応用例である。

### 24.1.4 まとめ

ファジィシステムの扱い易さにニューラルネットワークの学習能力を用いることで補完する、ファジィ+ニューラルネットワークシステムについて解説した。ファジィ+ニューラルネットワークシステムのフレームワークは1993年までにほぼ確立され、現在では基礎技術として深く浸透している。

ファジィ+ニューラルネットワークシステムは様々なバリエーションがあり、ここではすべてを網羅できていない。文献[14]では、ファジィシステムとニューラルネットワークの融合度の観点から、11種類に分類している。本節では、その歴史的起源に焦点をあてて解説した。ファジィ+ニューラルネットワークシステムの深い知識を得たい読者は、詳しい書籍[15, 16]などを参照されたい。

最後に、ファジィ+ニューラルネットワークシステムに関する知的所有権についてふれる。少なくとも前件部または後件部がニューラルネットワーク構造をしているファジィシステム[17]、および、ニューラルネットワークで部分的にも設計されたファジィシステム[18]は、登録特許でクレームされており、大多数のファジィ+ニューラルネットワークシステムがこれらの特許にかかわる。これらの特許の欧米での状況は、2000年現在、登録、登録待ち、審査中である。

## 24.2 進化的計算によるファジイルールの獲得

[橋山 智訓, 高木 英行]

### 24.2.1 はじめに

ファジィシステムは人間の知識をファジイルールとして容易に取り込むことができるヒューマンフレンドリーなシステムである。本節では、ファジィシステムの自動設計を進化的計算により行う方法について解説を行う。

進化的計算手法は、生物の遺伝や進化過程を工学的に模擬した最適値探索を行う計算モデルの総称である。進化的計算手法には、遺伝的アルゴリズム (genetic Algorithm: GA)[19, 20]、進化的戦略 (evolution strategies: ES) [21]、進化的プログラミング (evolutionary programming: EP) [22]、遺伝的プログラミング (genetic programming: GP) がある。進化的計算は、対象とする問題を染色体と呼ばれるコードに変換し、染色体に対して交叉、突然変異、選択・淘汰の遺伝的演算の操作を加えることで最適値探索を行う。

進化的計算手法によるファジィシステムの設計は、1989年のKarr [23]によるGAを用いたメンバシップ関数のチューニングに始まる。その後、様々なバリエーショ