ニューラルネット駆動型ファジィ推論

高木, 英行
松下電器産業株式会社中央研究所

林, 勲
松下電器産業株式会社情報システム研究所

https://hdl.handle.net/2324/4479725

出版情報：電子情報通信学会秋季全国大会講演論文集. 1988, pp.D-1-169-, 1988. The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers(IEICE)
バージョン：

D-169

ニューラルネット駆動型ファジィ推論

Artificial Neural Network based Fuzzy Reasoning

高木英行[1)]　　林　勲[2)]
Hideyuki TAKAGI　　Isao HAYASHI
松下電器産業株式会社　中央研究所[1)]　情報システム研究所[2)]
Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.　Central Research Laboratories[1)]　Informations System Laboratory[2)]

1. あらまし

神経回路網モデルの学習機能・非線形性を用いて，より柔軟な推論ルールを自己獲得して推論を行なうファジィ推論を提案する。更にファジィ推論の一手法として，ファジィ・モデリングを取り上げ，その推論ルールの決定手順を示し，数値例で評価する。

2. 位置付けと特長

IF…THEN…形式のルールベース推論として，2値論理の推論とファジィ推論(多値論理)がある。前者は旧来のエキスパート・システム(ES)でよく使われた推論で，適合したルールのみが実行される。もし，複数のルールに適合した場合は，競合解消で有力な1つのルールが選ばれる。逆にどのルールにも適合しない場合，推論は行なわれない。THEN部に確信度を取り入れる場合もあるが，ルールを選択するIF部が2値論理であることが特長である。

これに対し，確定的でない入力変数の推論ルールを持つものがファジィ推論である。ルールを選択するIF部に曖昧さを包含しているため推論ルールの設計が容易である。また，IF部の曖昧さのため，複数ルールに適合することになる。各ルールのメンバシップ関数から帰属度を求め，全てのTHEN部を実行して帰属度との重み付けによって最終推論結果を求める。曖昧さを扱うことによって，推論対象を拡大し，推論ルールを柔軟にすることができる。最近ではファジィ推論ルールベースのESも増えている。

しかし，設計が容易であることと，実現が容易であることは必ずしも同一ではない。例えば，「IF 室温がほぼ標準温度 and 室温が緩やかに上昇 and 人の不快感はあまりない，THEN 火力を中位に落とす」とファジィ推論ルールを設計することは容易である。しかし実際のセンサーからの入力値やTHEN部の制御量は1個の確定値であり，これらの橋渡しするメンバシップ関数の決定が，従来は試行錯誤に頼っていた。また，従来のファジィ推論ルール分割では，実際は図1のような分割が妥当であっても図2のような分割を前提に推論を行なってしまう。複数の入力変数からなるもっと複雑なルール分割が必要な場合は，そのメンバシップ関数の決定は大変困難になる。

本提案の手法はこの困難な決定を，神経回路網モデルの学習機能と非線形性を利用して自動的に行なうものである。勿論，図1のようなルール分割の表現も非線形のために可能である。

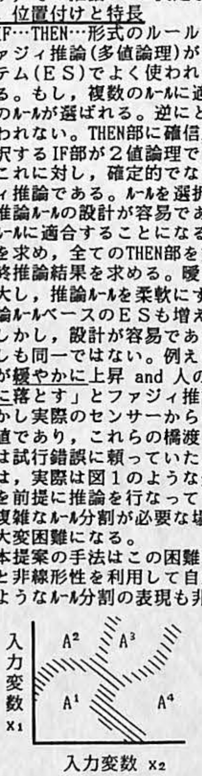

図1 提案方法のルール分割

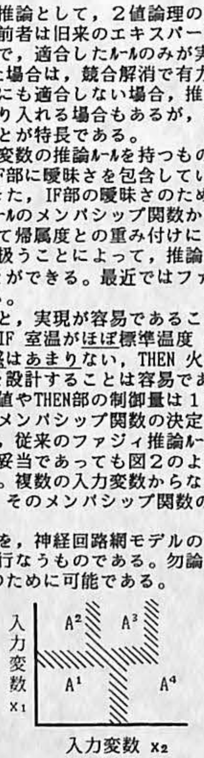

図2 従来の推論ルール分割

3. ファジィ推論の定式化（ファジィモデリングを例に）[1)]

システムの制御等ではTHEN部が確定的な制御操作量を推定することになる。このような手法にファジィモデリング[2)3)]があり，「IF $\boldsymbol{x} \in A^s$, THEN $y = F(\boldsymbol{x})$」の形式をしている。ここで，$\boldsymbol{x}$は入力変数のベクトル，A^sは図1や図2の分割されたルール空間，F()は制御操作量推定関数である。本提案方法では，A^sが神経回路網モデルによって図1のようにファジィ分割され，F()が神経回路網モデルそのものになる。以下，その手順を示す。

【手順1】観測値y_iを出力，各入力変数x_j, j=1,2, …, kを入力とする神経回路網モデルを用いて誤差二乗和を評価指標とする変数減少法により，出力層に関連がある入力変数x_j, j=1,2, …, m, m<kのみを選択する。これは外乱となる入力変数を取り除き，従来の相関関係の大きい入力変数を選択することに相当する。

【手順2】入出力データ(x_i, y_i)をモデル推定の構造同定用データ（以下，TRDと記す。n_t個）と推定モデルの評価用データ（以下，CHDと記す。n_c個）とに分割する。$(n = n_t + n_c)$

【手順3】TRDを通常のクラスタリング手法を用いて最適なr分割を行う。r分割された学習データの各組をR^s, s=1,2, …, r, R^sの学習データを(x_i^s, y_i^s), i=1,2, …, $(n_t)^s$とする。ただし，$(n_t)^s$は各R^sでのTRDのデータ数を示す。ここでm次元空間のr分割は推論ルール数をr個にすることになる。

【手順4】IF部構造の同定を行う。x_iを入力層の入力値に割り付け，出力層の出力値として，

$$w_i^s = \begin{cases} 1 & :(x_i, y_i) \in R^s \\ 0 & :(x_i, y_i) \notin R^s \end{cases}$$
$$\text{for } i=1, \cdots, n_t,\ s=1, \cdots, r$$

を割り付ける。学習によってw_i^sを推定する神経回路網モデルを同定し，各学習データ(x_i, y_i)の各R^sに属する度合いw_i^sを推定する。IF部のメンバシップ関数は推定値w_i^sで定義する。即ち，

$$\mu_A^s(x_i, y_i) = \hat{w}_i^s \quad , \quad i=1,2, \cdots, n_t$$

とする。$\mu_A^s(x_i, y_i) > 0$となる学習データを新たに，(x_i^s, y_i^s), i=1,2, …, $(n_t)^s$とする。

【手順5】手順4で得られた神経回路網モデルにCHDデータ(x_i, y_i), i=1,2, …, n_cを代入して，CHDのメンバシップ値を求める。

$$w_i^s = \mu_A^s(x_i, y_i) \quad , \quad i=1,2, \cdots, n_c$$

【手順6】THEN部構造の同定を行う。各推論ルールのTHEN部構造を神経回路網モデルの入出力関係で表わし，TRDの入力値x_{i1}^s, …, x_{im}^s, i=1,2, …, $(n_t)^s$と出力値y_i^sを割り付ける。学習によって制御操作量を推定する神経回路網モデルを同定する。次に，得られた神経回路網モデルにCHDの入力値x_{i1}^s, …, x_{im}^s, i=1,2, …, $(n_t)^s$を代入し，誤差二乗和Θ_m^sを求める。

$$\Theta_m^s = \sum_{i=1}^{(n_c)^s} (y_i^s - \hat{y}_i^s)^2 \tag{1}$$

【手順7】変数減少法を用いる。各推論ルールのTHEN部の制御操作量を推定する神経回路網モデルのm個の入力変数の中で，任意の1個の入力変数を取り除き，手順6と同様にTRDを用いてTHEN部毎に神経回路網モデルを同定する。次に，CHDを用いた場合の制御操作量の推定誤差二乗和Θ_{m-1}^{sp}を計算する。

$$\Theta_{m-1}^{sp} = \sum_{i=1}^{(n_c)^s} (y_i^s - \hat{y}_i^s)^2 \quad , \quad p=1,2, \cdots, m \tag{2}$$

(1)式と(2)式を比較し，

$$\Theta_m^s > \Theta_{m-1}^{sp} \tag{3}$$

となる場合には取り除いた入力変数 x^pの重要度は低いと考えられるので，x^pを捨てる。

【手順8】残りの入力変数の個数をm個として手順6と同様の操作を行う。以下，手順6～手順7を繰り返し，(3)式が全ての入力変数に対して成立しなくなった場合に計算を停止する。Θ^sが最小となるモデルが最適な神経回路網モデルである。

手順1～手順8により，各推論ルール毎のIF部とTHEN部が決定され，ファジィモデルの構造同定が終了する。

【手順9】制御操作量y_i^*は次式により得られる。

$$y_i^* = \frac{\sum_{s=1}^{r} w_i^s \tilde{y}_i^s}{\sum_{s=1}^{r} w_i^s} \quad , \quad i=1,2, \cdots, n_c$$

ただし，$\tilde{y}_i^s$は手順8で得られた最適な神経回路網モデルにCHDを代入した推定値を示す。

4. 数値例[1)]と考察

既知データ[3)4)]を用いて，本提案手法と，GMDH，および菅野らが提案したファジィモデルとの比較を表1に示す。神経回路網モデルの特長は，非線形性のため学習データには大変よく合うこと・学習データが偏っている時は，学習データの局部的な特長をもよく表現し過ぎてしまい，評価データを十分表現しきれない場合があること，である。表1の結果はこの特長をよく表わしている。

モデルの評価指標は

$$\frac{1}{n}\sum_{i}^{n}\frac{|y_i - y_i^*|}{y_i}$$

で表わした。

表1 ファジィモデルの性能評価

	同定用データ	評価用データ
GMDH	4.7	5.7
菅野モデル1	1.5	2.1
菅野モデル2	1.1	3.6
本提案モデル	0.47	4.79

因に，同じ入出力関係に従って偏りのない理想データを用意して神経回路網モデルを学習した場合の評価指標値は，（同定用データ：0.35，評価用データ：1.3）であり，本提案方法の可能性の大きさを示している。

1) 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，1988(5)
2) 姜，菅野，"ファジィモデリング"，計測自動制御学会論文集，23，6，PP650-652，1987
3) 菅野，"システムのファジィモデリング"，システムと制御チュートリアル講座'87，「制御工学へのガイドライン」，PP79-98，1987
4) 近藤，"モデルの次数を推定する改良型GMDH"，計測自動制御学会論文集，22，9，PP8-14，1986