

推論規則を自己獲得するニューラルネット駆動型 ファジィ推論

林, 勲
松下電器産業株式会社

高木, 英行
松下電器産業株式会社

<https://hdl.handle.net/2324/4479724>

出版情報 : システムシンポジウム講演論文集. 14, pp.59-64, 1988-08-18. 計測自動制御学会
バージョン :
権利関係 :

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制御論

松下電器産業(株) 技術本部 ※林 勲 高木 英行

1. はじめに

システムの制御をIF…THEN～形式の言語方程式を用いて制御規則を表現する手法として、菅野らが提案したファジィモデリング^{1),2)}がある。ファジィモデリングはファジィ推論³⁾の一手法であり、特に、制御分野に多く用いられている。従来のPID制御⁴⁾や最適制御⁵⁾のモデル方程式は線形性を満足する制御方式であるのに対して、ファジィモデリングはシステムが非線形の場合に有効であり、制御規則を自然言語で記述できる。

本論文では、ニューラルネットワーク^{6),7)}を用いたファジィ推論を提案する。このニューラルネットワークを用いたファジィ推論をニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論という⁸⁾。ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論はファジィモデリングの概念に基づいたファジィ推論であり、ニューラルネットワークとは脳神経細胞の結合にヒントを得た数理ネットワークである。このニューラルネットワークを構成するユニット間の接続強度を逐次学習で決定することにより、ニューラルネットワーク全体としては非線形問題を解くことができる。本論文では非線形性、学習機能性の能力を用いて、制御規則のTHENの部分の制御量の推定式を同定し、かつ、IF部分のファジィ数・変数空間の分割の決定も行なう。

本論文ではニューラルネットワークを用いたファジィモデルの定式化とそのアルゴリズムを述べ、その性質を議論する。さらに、ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論の有用性を議論するため、大阪湾での水質汚濁の程度を制御するモデルをニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論を用いて同定する。水質汚濁の程度はCOD(Chemical Oxygen Demand)濃度で表わすことができる。大阪湾でのCOD濃度を制御するモデルとしては藤田らがGMDHの手法を用いて、1976年から1979年までの水温、透明度等のデータを用いて同定している⁹⁾。本論文ではこの入出力データを用いて、制御モデルをIF…THEN～形式の推論モデルとしてCOD濃度を推定する。アルゴリズム計算の結果から得られた推論結果は誤差の二乗平均の値が1.58ppmと小さく、入出力の関係をよく表現していると言える。

ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論は従来のファジィ推論

に学習機能を持つニューラルネットワークの概念を導入した新しいモデル化法であり、自己組織的なファジィ制御法である。

2. ファジィモデリング

システムの制御手法の一手法としてファジィモデリングがある。入出力データが得られている場合に、ファジィモデリングは入出力空間の部分空間を構成する線形方程式を同定し、それらの線形方程式を線形補間法を用いて、全体空間を表現する非線形方程式を同定する手法である。たとえば、図1のような入出力データが得られたとする。ファジィモデリングではまず、

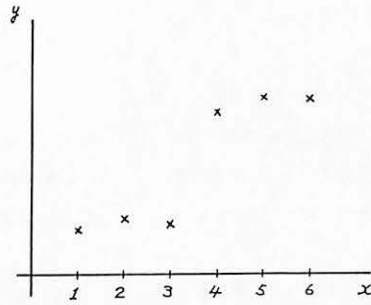


Fig.1 Input and Output Data of Example

入出力空間 X を分割する。いま $X = X_1 \cup X_2$, $X_1 = \{x | x \leq 3.5\}$, $X_2 = \{x | x > 3.5\}$ と分割されたとする。次に、各部分空間 X_1, X_2 を表現する方程式 y^1, y^2 を同定する。最終の結果としての推定値 y^* は (x, μ) 平面上の“小さい”を表わすファジィ変数 F^1 と“大きい”を表わすファジィ変数 F^2 を用いて、

$$y_i^* = \frac{\sum_{r=1}^2 \mu_{F^r}(x_i) \cdot \tilde{y}_i^r}{\sum_{r=1}^2 \mu_{F^r}(x_i)}, \quad r=2 \quad (1)$$

と表現できる。ここで、 $\mu_{F^r}(x_i)$ はファジィ数 F^r のメンバシップ関数であり、 $\tilde{y}_i^1, \tilde{y}_i^2$ はそれぞれ、方程式 y^1, y^2 から得られた推定値である。図2に y_i^* を示す。

上記の各部分空間 X_1, X_2 での入出力データの関係はIF…THEN～形式の規則 R^1, R^2 として表現できる。

$$\begin{aligned} R^1: & \text{ IF } x \text{ is } F^1: \text{ "小さい" } \text{ THEN } y^1 = a_0^1 + a_1^1 x \\ R^2: & \text{ IF } x \text{ is } F^2: \text{ "大きい" } \text{ THEN } y^2 = a_0^2 + a_1^2 x \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、IF部を前件部、THEN部を後件部と言う。

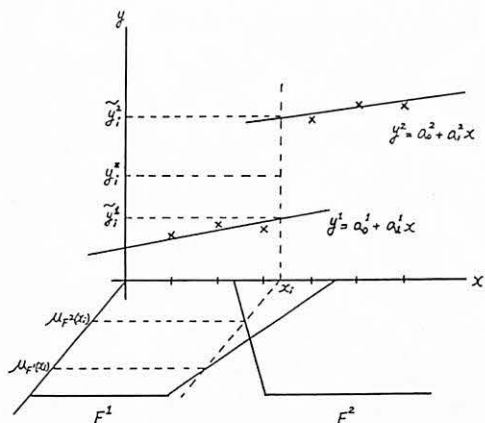


Fig.2 Fuzzy Modeling

したがって、ファジィモデリングでは入出力データを規則R¹、R²のIF...THEN形式で表現し、方程式(1)から推定値y^{*}が得られる。

3. ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論

本論文では制御規則(2)の前件部のファジィ変数の決定や空間の分割の決定、および後件部の線形方程式の変数、係数の決定をニューラルネットワークを用いることによって自己学習的に決定する。

まず、ニューラルネットワークモデルを数理的に説明する。

生物の神経細胞は他の複数の神経細胞からシナプス結合を介して信号を受け取る。これらの入力信号は、ある閾値以上であれば神経パルスを発火し、以下であれば発火しない。この生理

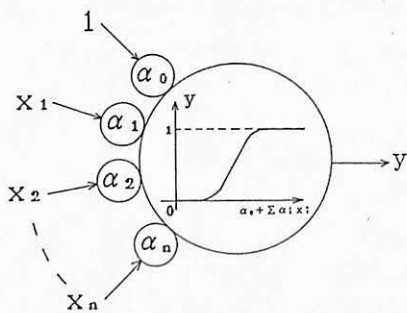


Fig.3 Modeling of Nerves Cell

学的知見を工学的に表現したモデルが図3に示す多入力一出力の非線形回路であり、数理モデルとしての入力xと出力yの関係は次式で表わされる⁷⁾。

$$y_i = f\left(\sum_j \alpha_{ij} x_{ij} + \alpha_0\right) \quad (3)$$

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (4)$$

ここで、 α はシナプス結合をモデルに反映させた結合強度であり、(4)式にシグモイド関数fを用いるのは2値関数的かつバックプロパゲーション¹⁰⁾で要求される微分可能性を満足するためである。

この神経細胞モデルをネットワーク結合したものがニューラルネットワークである。図4に3層のニューラルネットワークの一例を示す。また、ニューラルネットワークモデルを表現す

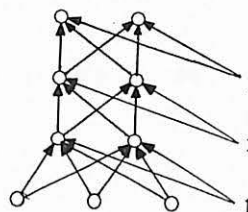


Fig.4 Example of Neural Network

るときには次式を用いて表現する。

$$y = NN(x) \quad (5)$$

ここで、 x は入力変数、 y は出力変数であり、モデルの規模をk層[$u_0 \times u_1 \times \dots \times u_k$]で表現する。 u_i はそれぞれ入力層、中間層、出力層の神経細胞モデルの数である。たとえば、図4は3層[$3 \times 2 \times 2 \times 2$]となる。

本論文ではバックプロパゲーションアルゴリズムで学習するk層パーセプトロン⁷⁾をニューラルネットワークとして、ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論の定式化に用いる。したがって、ニューラルネットワーク自体が非線形問題を取り扱うことができるので、ファジィモデリングの後件部の構造の同定問題は(5)式のニューラルネットワークの方程式を用いることによって、(2)式の線形方程式を非線形方程式としてモデルが構成できる。

次に、前件部の構造の同定問題について考える。

たとえば、次のような制御規則：

$$\begin{aligned} R^1: & \text{IF } x_1 \text{ is "小さい" and } x_2 \text{ is "小さい" THEN } y = x + 2 \\ R^2: & \text{IF } x_1 \text{ is "大きい" and } x_2 \text{ is "小さい" THEN } y = -1/2x + 4 \\ R^3: & \text{IF } x_2 \text{ is "大きい" THEN } y = 2x + 5 \end{aligned} \quad (6)$$

を考えた場合、制御規則の前件部は図5のような空間分割を表わしている。各分割は各制御規則の前件部のファジィ数によって構成されているので、各分割の境界はあいまいに分割されている。

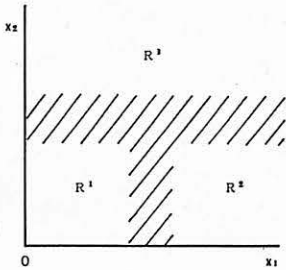


Fig.5 Conventional Fuzzy Partition of Rules

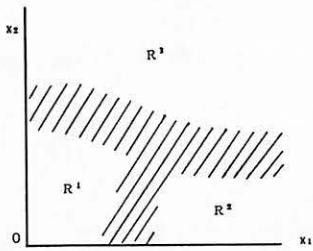


Fig.6 Proposed Fuzzy Partition of Rules

いま、各規則 R^1, R^2, R^3 に分割される入出力データ $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}, y_i)$ が既に得られている場合を考える。ニューラルネットワーク・3層 $[m \times 12 \times 12 \times 3]$ を用いて、入力値として、 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}$ を割り付け、出力値として各入出力データが各規則 R^1, R^2, R^3 に属する度合い $\{0, 1\}$ を割り付ける。ニューラルネットワークの構造は入出力データから学習機能を用いて決定でき、このニューラルネットワークに入力データ以外の値を入力層に入力すると、各規則に属する度合いが区間 $[0, 1]$ 内の実数値として得ることができる。実数値は入力値が各規則に属する度合いを表わしているので、この度合いを用いて、各規則の前件部を表わすファジィ数が得られる。したがって、制御規則を表現する空間分割は図5のような矩形状にはならず、図6のような、より柔軟な空間分割となる。さらに、前件部はファジィ数を用いた表現形式にとらわれる必要がなく、全入力変数空間上のファジィ集合として表現できる。

したがって、制御規則(6)のかわりに、ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論の前件部、および後件部は次のように表現できる。

$$R^s: \text{IF } \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m) \text{ is } A^s \\ \text{THEN } y^s = \text{NN}(x_1, x_2, \dots, x_m), \quad s=1, 2, 3 \quad (7)$$

ここで、 A^s は各制御規則 $R^s, s=1, 2, 3$ の前件部を表わすファジィ集合である。

ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論は従来のファジィモデリングでの前件部の矩形状の空間分割制約や後件部の線形性の制約にとらわれることなく、ニューラルネットワークの非線形性と学習性を用いることによって、入出力データをより柔軟に表現した制御規則を構成することができる。

4. ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論のアルゴリズム

次に、ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論のアルゴリズムを説明する。推論モデル、および制御操作量 y_i^s は次の手続きで得られる。

[ステップ1]

観測値 y_i を出力として、各入力変数 $x_j, j=1, 2, \dots, k$ を入力とするニューラルネットワーク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 $x_j, j=1, 2, \dots, m, m \leq k$ のみを選択する。

[ステップ2]

入出力データ (\mathbf{x}_i, y_i) をモデル推定のための同定用データ(以下、TRDと記す、 n_t 個)とモデル評価のための評価用データ(以下、CHDと記す、 n_e 個)とに分割する。ここで、 $n = n_t + n_e$ である。

[ステップ3]

TRDを通常のクラスタリング手法を用いて r 分割する。 r 分割された各分割を $R^s, s=1, 2, \dots, r$ で表わし、各 R^s の同定用データを $(\mathbf{x}_i^s, y_i^s), i=1, 2, \dots, (n_t)^s$ 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 分割は制御規則の個数を r 個にすることを意味する。

[ステップ4]

前件部構造の同定を行う。 \mathbf{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、

$$\mu_{A^s}(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} 1 & ; (\mathbf{x}_i, y_i) \in R^s \\ 0 & ; (\mathbf{x}_i, y_i) \notin R^s \end{cases} \quad (8)$$

$$i=1, \dots, n_t, s=1, \dots, r$$

を割り付ける。学習計算を施し、 $\mu_{A^s}(\mathbf{x}_i)$ を推定する1個のニューラルネットワークの構造を同定する。評価用データ $(\mathbf{x}_i, y_i), i=1, 2, \dots, n_e$ が各 A^s に属する度合い $\mu_{A^s}(\mathbf{x}_i)$ を計算する。

[ステップ5]

後件部構造の同定を行う。 r 個の各 R^s の後件部の構造を表わすモデルとして、 r 個のニューラルネットワークを用いる。

各ニューラルネットワークに対して、TRDの入力値 x_{i1}, \dots, x_{in} と出力値 $y_i, i=1, 2, \dots, (n_c)$ を割り付け、推定値 \hat{y}_i を推定するニューラルネットワークを同定する。次に、得られたニューラルネットワークにCHDの入力値 $x_{i1}, \dots, x_{in}, i=1, 2, \dots, n_c$ を代入し、誤差二乗和 Θ_n を求める。

$$\Theta_n = \sum_{i=1}^{n_c} (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (9)$$

[ステップ6]

変数減少法を用いて、各 R^p の後件部の入力変数を決定する。各ニューラルネットワークの m 個の入力変数の中で、任意の1個の入力変数を取り除く。次に、ステップ5と同様に、TRDを用いて各 R^p のニューラルネットワークを同定し、CHDを用いて誤差二乗和 Θ_{n-1}^p を計算する。

$$\Theta_{n-1}^p = \sum_{i=1}^{n_c} (y_i - \hat{y}_i^p)^2, \quad p=1, 2, \dots, m \quad (10)$$

ここで、変数 p は取り除いた入力変数の番号である。(10)式から、取り除いた入力変数のモデルに対する重要度がわかる。すなわち、

$$\Theta_n > \Theta_{n-1}^p \quad (11)$$

となる場合には取り除いた p 番目の入力変数 x_{ip} の重要度は低いと考えられるので、 x_{ip} を捨てる。

[ステップ7]

以下、ステップ5～ステップ6を繰り返し、(11)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^* が最小となるモデルが後件部の構造を表わす最適なニューラルネットワークである。

以上、ステップ1～ステップ7により、制御規則の前件部と後件部が決定され、ニューラルネット駆動型ファジィ推論のアルゴリズムが終了する。推定値 y_i^* は次の式により得られる。

$$y_i^* = \frac{\sum \mu_{i1}^*(x_i) \cdot \tilde{y}_i^*}{\sum \mu_{i1}^*(x_i)}, \quad i=1, 2, \dots, n_c \text{ or } n_c \quad (12)$$

ただし、 \tilde{y}_i^* はステップ7で得られた最適なニューラルネットワークを用いた推定値を示す。

ステップ1～ステップ7までのアルゴリズムを図を用いて表わすと図7のようになる。各制御規則の前件部で得られたメンバシップ値と後件部の y の推定値とを積演算 \otimes して、各規則間での和演算 \oplus を行った結果から推定値 y_i^* が得られることを示している。

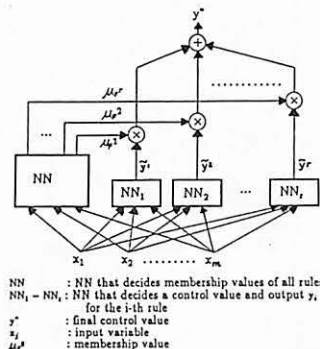


Fig.7 Block Diagram of NN_Driven Fuzzy Reasoning system

5. 応用例

ニューラルネット駆動型ファジィ推論の有用性を示すために大阪湾でのCOD濃度の制御モデルをニューラルネット駆動型ファジィ推論を用いて同定する。表1に入出力データを示す。入出力データとして1976年4月から1979年3月までの測定データが得られている。入出力変数は次の通りである。

- y : COD濃度 (ppm)
- x_1 : 水温 (°C)
- x_2 : 透明度 (m)
- x_3 : DO濃度 (ppm)
- x_4 : 塩分濃度 (‰)
- x_5 : 濾過したCOD濃度 (ppm)

藤田らはまず、濾過したCOD濃度 x_5 を拡散シミュレーションの結果から推定し、この濾過したCOD濃度をGMDHモデルの入力変数に用いて、出力のCOD濃度 y を推定している³⁾。

本論文では同じデータを用いて、ニューラルネット駆動型ファジィ推論により、出力のCOD濃度 y を推定する。

制御モデルを得るために次の項目が仮定される。

- 1) 同定用データとして、1976年4月から1978年12月までの32個を用いる。
- 2) 評価用データとして、1979年1月から12月までの12個を用いる。
- 3) ニューラルネットワークの構造を
 - 入力変数の選択用として、3層[4×12×12×1]、
 - 前件部の構造決定用として、3層[5×12×12×2]、
 - 後件部の構造決定用として、3層[5×12×12×1]、
 - とする。
- 4) 学習回数を1500～2000回とする。

Table 1 Input and Output Data

	No.	Year	Month	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	y	
Training Data	1	1976	4	14.9	2.0	9.3	29.8	3.0	3.8	
	2		5	16.6	1.7	5.8	23.1	3.3	3.7	
	3		6	21.3	2.1	9.1	24.0	2.2	3.0	
	4		7	24.3	2.9	7.0	24.1	3.4	4.7	
	5		8	26.6	1.7	4.8	21.8	2.9	4.1	
	6		9	23.2	1.3	4.7	28.7	1.6	3.1	
	7		10	22.2	2.5	4.5	25.6	1.3	3.1	
	8		11	18.1	2.5	5.9	29.0	2.0	2.5	
	9		12	13.7	2.8	7.9	25.9	3.3	3.3	
	10	1977	1	7.7	2.6	9.3	29.0	0.8	2.3	
	11		2	6.9	2.3	10.3	27.5	1.5	3.3	
	21		12	15.2	2.5	6.5	28.4	1.2	2.9	
	22	1978	1	10.0	3.0	8.6	28.3	1.1	3.1	
	23		2	8.7	1.9	8.6	22.8	1.8	3.7	
	24		3	7.5	1.5	9.8	27.8	1.6	2.9	
	25		4	12.5	1.7	10.0	25.9	2.2	4.7	
	26		5	17.7	1.1	11.0	27.8	2.5	5.4	
	27		6	21.4	1.9	8.6	23.0	2.8	5.5	
	28		7	26.6	2.3	4.8	22.2	2.5	3.7	
	29		8	28.7	1.1	8.2	28.7	3.8	8.1	
	30		9	26.7	2.5	8.6	31.3	2.0	4.1	
	31		10	23.2	2.5	5.4	30.9	1.6	2.9	
	32		11	19.1	3.0	5.1	30.5	1.7	3.1	
	33		12	14.2	3.0	7.1	29.1	2.1	2.3	
	Checking Data	1	1979	1	12.5	2.5	7.4	29.3	1.8	2.9
		2		2	9.3	2.4	9.4	28.9	2.2	2.8
		3		3	9.5	2.5	9.4	30.1	2.1	2.7
		4		4	12.9	2.5	9.1	29.2	2.1	4.3
		5		5	16.0	2.1	10.0	25.8	2.9	4.9
		6		6	19.7	1.6	10.0	22.9	3.0	5.9
		7		7	22.8	3.0	5.0	22.2	2.0	3.2
		8		8	28.2	1.0	10.0	25.9	3.3	8.4
		9		9	24.6	2.8	6.4	30.7	2.1	4.3
10		10		22.2	2.3	5.9	30.1	2.6	3.6	
11		11		17.9	2.5	6.7	27.0	2.0	3.0	
12		12		14.3	4.0	7.5	28.1	1.5	3.1	

計算アルゴリズムを行うことにより、同定用データはステップ3のクラスターリングから2個に分割できる。

Rules	Number of Training Data
R ¹	1, 9, 10, 11, 12, 13, 21, 22, 23, 24, 25, 33
R ²	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 26, 27, 28, 29, 30, 32

また、前件部の各制御規則のファジィ数はステップ4から得られる。表2に得られたファジィ数を示す。後件部のニューラルネットワークの入力層の変数はステップ5、6から決定できる。

Rules	Input Variables
R ¹	x ₁ , x ₂ , x ₃ , x ₄ , x ₅
R ²	x ₁ , x ₂ , x ₃ , x ₅

計算アルゴリズムはステップ7から、規則1は1回の計算で、規則2は2回の繰り返し計算で終了する。

Table 2 Membership Values of Fuzzy Sets A¹, A²

No.	Rule 1 (μ _{A¹} (x _i))		Rule 2 (μ _{A²} (x _i))	
	TRD	CHD	TRD	CHD
1	0.9983	0.9999	0.0017	0.0001
2	0.0020	1.0000	0.9980	0.0000
3	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000
4	0.0000	0.9999	1.0000	0.0001
5	0.0000	0.2030	1.0000	0.7973
6	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000
7	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000
8	0.0040	0.0000	0.9960	1.0000
9	0.9992	0.0000	0.0008	1.0000
10	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000
11	1.0000	0.0016	0.0000	0.9984
12	1.0000	0.9995	0.0000	0.0005
13	0.9999		0.0001	
14	0.0016		0.9983	
15	0.0002		0.9998	
30	0.0000		1.0000	
31	0.0000		1.0000	
32	0.0010		0.9990	
33	0.9996		0.0004	

結果として得られるニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論は次のようになる。

$$\begin{aligned}
 R^1: & \text{ IF } \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_5) \text{ is } A^1 \\
 & \text{ THEN } y^1 = NN_1(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \\
 R^2: & \text{ IF } \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_5) \text{ is } A^2 \\
 & \text{ THEN } y^2 = NN_2(x_1, x_2, x_3, x_5)
 \end{aligned} \tag{13}$$

結果の推定値y^{*}を図8に示す。

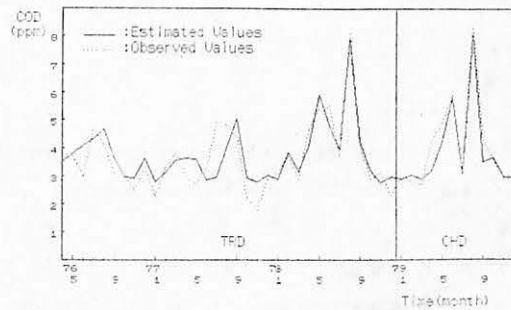


Fig.8 Estimated Values by Artificial Neural Network_Driven Fuzzy Reasoning

次に、GMDHによるCOD濃度の推定結果と本論文で提案したファジィ推論を用いた推定結果との比較を行なう。モデルの評価指標として、

$$D = \sqrt{\sum (y_i - y_i^*)^2}$$

を用いて、表3に結果を示す。

Table 3 Comparison for Evaluation

(ppm)

	Training Data	Checking Data
GMDH	3.63	2.04
NN_Driven Fuzzy Reasoning	3.52	1.58

アルゴリズムの結果、図8、および表3から次のことが言える。

- 1) 表3に対する本手法のDはGMDHの3.63(TRD), 2.04(CHD)と比べて3.52(TRD), 1.58(CHD)と小さい。この結果からニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論が入出力データの間をよよく表現しているのがわかる。これは図8からも明らかであり、ニューラルネットワークが非線形性、学習機能性に優れている特徴からも理解できる。
- 2) 規則2の後件部の入力変数には x_4 の塩分濃度が含まれていない。これは他の4変数に比べて、 x_4 が出力 y に比較的、関係していないことを示している。
- 3) ニューラルネットワークは非線形性を用いた解法手法であるので、必ずしも最適解を得るとは限らない。すなわち、得られた解が局所解である場合もある。ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論でもこの最適性問題は解決されておらず、したがって、学習回数が1500~2000回と幅のある回数となっている。

6. おわりに

本論文では、ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論のアルゴリズムを説明し、大阪湾での水質汚濁濃度・CODを制御するモデルを同定した。制御モデルは入出力関係を非常によく表現し、ニューラルネットワーク駆動型ファジィ推論の有用性を示した。評価実験から、本手法は学習データへの追従性が良く、複雑なシステムであっても従来の手法以上に同定性能が高いことが示された。今後のファジィ推論の展開の一つに、自己学習的な知識獲得の問題がある。本手法はその一手法としての制御規則の自動チューニング方法を提案したものと見える。

参考文献

- 1) 姜, 菅野: "ファジィモデリング", 計測自動制御学会論文集, Vol.23, No.6, 650/652, (1987)
- 2) 菅野道夫: "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」, 79/98, (1987)
- 3) 水本: "種々のファジィ推論法 - If...then...の場合 -", 電子通信学会論文誌, J64-D, No.5, 379/386, (1981)
- 4) 北森俊行: "PID制御システムの設計論", 計測と制御, Vol.19, No.4, 382/391, (1980)
- 5) 伊藤, 木村, 細江: "線形制御系の設計理論", 計測自動制御学会, (1978)
- 6) W.S.McCulloch and W.Pitts: "A Logical Calculus of the Ideas Imminent in Nervous Activity", Bulletin of Mathematical Biophysics, No.5, 115/133, (1943)
- 7) 竹利俊一: "神経回路網の数理", 産業図書, (1978)
- 8) 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, 55/60, (1988)
- 9) S.Fujita and H.Koi, "Application of GMDH to Environmental System Modeling and Management" in SELF-ORGANIZING METHODS IN MODELING - GMDH Type Algorithms -, edited by S.J.Farlow, MARCEL DEKKER, INC., (1984)
- 10) D.E.Rumelhart et al, "Parallel Distributed Processing", MIT Press, (1986)