ニューラルネットワークを用いた自己組織化的 ファジィ制御器の構成†

高木 敏幸*・中西 祥八郎*・采原 敬三*・後藤 泰之**

Construction of Self-Organizing Fuzzy Controllers by Neural Networks

Toshiyuki TAKAGI*, Shohachiro NAKANISHI*, Keizo UNEHARA* and Yasuyuki GOTOH**

The authors propose a system constructing fuzzy controllers which are automatically formed by means of two neural networks. One of these neural networks acts as a classifier of the dynamic responses of a controlled object system, and the other one as a knowledge for the dynamic characteristics of the object system. The fuzzy control rules in the controller are automatically formed from the information based on the neural networks. Moreover, the system provides a self-tuning mechanism using fuzzy inferences to adequately control the object system. Finally, the system proposed in this paper is applied to a frequency control of power systems.

Key Words: fuzzy controller, fuzzy control rules, neural networks, self-tuning mechanism

1. はじめに

現在の工学が対象とするシステムは大規模・複雑化の傾向を呈しており、そこで用いられる制御も多様化してきている。なかでも、そのなかにあいまいさを内包していて数学的モデルで記述することが困難なシステムや、熟練者によって操作されていて従来自動化が困難であった複雑なシステムの制御に対する関心はきわめて高くなってきている。このようなシステムに対してファジィ制御の手法はきわめて有効であることが立証されており^{1)~3)}、各方面からその応用に関して注目を浴びている。特に、ファジィ制御は言語的表現に

よる制御には最適であり、エキスパートシステム⁴⁾などにも多く用いられている。このようなファジィ制御器を構成する方法の一つとして、専門家あるいは熟練者の知識や経験に基づいて構成する方法があるが、これはあくまで人間が制御器を構成しなければならない。しかし、現実にはシステムの挙動が人間の応答より早くて、その制御に関する熟練者を育成することができない場合や、人材の不足などにより専門家を養成することができない場合などがある。このような状況下では専門家や熟練者の知識や経験を用いることができない。しかしながら、このようなシステムや対象に対してもファジィ制御を用いる要請は高く、また必要性が生じている。

一方、ニューラルネットワーク^{5)~8)}は生体の脳、神経系がもつ高度な情報処理の機能や原理に学んだ、新しい工学的情報処理システムである。このニューラルネットワークは人間の特性を活かしたシステムであり、その顕著な特徴として学習機能を有している。そこで、筆者らはこのニューラルネットワークの学習機能に着目し、システムや制御対象の動作などをニューラルネットワークに学習させ、その学習知識と高度な専門的知識をもたないような人にでも容易に判断できるシステムに関する初等的知識に基づいてファジィ制御器を自動的に構成するシステムを提案する。また、本システムではファジィ制御規則のなかのファジィ変数を表わすメンバーシップ関数に関する規格化定数をファジィ推論によってチューニングしている。さらに、本システムを単独の電力系統の周波数制御に応用し、その有効性を示す。

2. 自己組織化的ファジィ制御器の構成

本システムの概略を Fig. 1 に示す。制御対象の出力を初等的知識に基づいて、いくつかのパターンに分類し、それらのパターンを Fig. 1 におけるニューラ

† 第5回ファジィシステムシンポジウムで発表 (1989・6)

* 東海大学工学部 平塚市北金目 1117

** 名古屋大学工学部 名古屋市千種区不老町

* Faculty of Engineering, Tokai University, Hiratsuka

** Faculty of Engineering, Nagoya University, Nagoya

(Received January 10, 1990)

(Revised April 12, 1990)

Fig. 1 Schematic diagram of self-organizing fuzzy controller

ルネットワーク 1 (NN1) に学習させる。学習させた NN1 は制御対象の出力波形をパターンによって分類し大局的判断を下す。

本システムで使用するファジィ制御器の制御規則は

$$\text{If } E \text{ is } A_{i1} \text{ and } \Delta E \text{ is } A_{i2} \text{ then } U \text{ is } B_i \quad (1)$$

のような形をしているものとする。ここで、 E は制御対象の出力の目標値からの偏差を示し、 ΔE はその変化分を表わしている。また、 U は制御量を表わしている。これらのファジィ変数を表わすメンバーシップ関数を Fig. 2 に示す。

Fig. 1 の判断機構 1 は、NN1 の波形分類の情報に基づいて、制御規則の増設に関する判断を行う。また、制御規則の構成にあたっては、前件部にどのようなファジィ変数をもつ制御規則を構成するかを決める制御規則構成の順位に関する判断を下す。すなわち、 $|E|$ もしくは $|\Delta E|$ の一番大きな値に対応するラベルの付いているファジィ変数をもつ制御規則からつぎに大きい値に対応するラベルをもつ制御規則へと順次ファジィ制御規則を構成する。

実際に制御を行う場合にはその制御量が適切な値となるためにメンバーシップ関数のスケーリングなど「量」に関することが重要な問題となる。そこで、判

Fig. 2 Membership functions of fuzzy rules

断機構 2 は制御規則のファジィ変数の決定や制御器のチューニングなどシステム全体の量に関する判断や決定を行う。量規定に関する的確な判断を下すためには制御対象などに関する知識が必要となる。そこで、判断機構 2 は制御対象の入出力特性を学習したニューラルネットワーク 2 (NN2) を制御対象に対する「知識」として持っている。

2.1 各部の機能

本システムの各部の機能および役割について詳細な内容をつぎに述べる。

(1) ニューラルネットワーク 1

制御対象の出力波形を高度な専門的知識をもたないような人にも容易に分けられる波形に分類する。その波形としてつぎのように大まかに 7 個のパターンに分類し、波形パターンを NN1 に学習 (誤差逆伝播学習) させる。任意の波形が入力されたとき、学習済みの NN1 は入力波形を学習したパターンに類別するか、あるいはいずれのパターンにも属しないと判断する。

- 1) Aタイプ波形：目標値に対してわずかの定常偏差および振動を許容するがほぼ理想に近い出力波形。
- 2) Bタイプ波形：振動的で発散している出力波形。
- 3) Cタイプ波形：目標値に対して振動的に収束しているが、その収束時間が遅い出力波形。
- 4) Dタイプ波形：目標値に対して漸的に収束しているが、その収束時間が遅い出力波形。
- 5) Eタイプ波形：目標値に対して大幅に越している定常偏差が存在する出力波形。
- 6) Fタイプ波形：目標値に対して大幅に達しない定常偏差が存在する出力波形。

7) Gタイプ波形:その他

学習を終了したNN1は制御対象の出力波形の波形分類器として作動し、出力波形から現在の大まかな制御内容あるいは制御対象の大まかな状態を分類する。

また、分類結果は判断機構1に送られる。

(2) ニューラルネットワーク2

制御対象の入力波形と出力波形を用いて制御対象の動特性をNN2に学習させる。学習を終了したNN2は制御対象の動特性のモデル化であり、これを判断機構2における制御対象の挙動に関する「知識」として用いる。すなわち、NN2を制御対象のシミュレータとして用いる。また、望ましい出力波形を得るのに必要な制御量を求めたりすることにも使用できる。

(3) 判断機構1

判断機構1は主に制御規則の増設とチューニングを行うかどうかを判断する。

1) 判断機構1ではファジィ制御規則の増設を行うかどうか、および増設するとすれば増設できるかどうかを判断する。制御規則の増設が決まると、制御規則の前件部ファジィ変数のラベルを決定し、判断機構2で決定された後件部ファジィ変数のラベルに基づいてファジィ制御規則を構成する。本システムでは、出力の偏差 E とその変化分 ΔE のどちらか一方もしくはその両方のファジィ変数のラベルがZOに属する場合の制御規則のみを構成する。ただし、初期の段階ではファジィコントローラには何もルールが存在しないので、判断機構1はある制御対象の状態で適当な初期の制御量 U_0 を設定する。

2) 1)の判断に基づいて構成されたファジィ制御器(最終段階に至るまでは未完成な制御器)によって制御された制御対象の出力波形はFig.1に示されるようにNN1に送られる。この出力波形がNN1でAタイプ波形と分類されなければ、判断機構1はファジィ制御器のスケーリングに関するチューニングを行うように判断する。

3) 2)において、制御対象の出力波形がNN1でAタイプ波形と判断されると、判断機構1は現在構成されているファジィ制御規則以外の制御規則で、前件部ファジィ変数 E と ΔE のうちいずれか一つもしくはその両方の言語ラベルがZOとなるようなつぎの制御規則を構成するように判断する。

(4) 判断機構2

判断機構2では主に制御規則の後件部ファジィ変数の量規定とチューニングに関する量規定を行う。

1) 本システムで構成される制御規則は(1)式に示されるような形をしている。また、ファジィ変数には

Fig.2に示されているようなメンバーシップ関数を用いる。これらのメンバーシップ関数に付いているラベルPB, NSなどはつぎのようなものを表わしている。

NB: Negative Big, PB: Positive Big,
NM: Negative Medium, PM: Positive Medium,
NS: Negative Small, PS: Positive Small,
ZO: Zero.

これらのラベルをつぎのように数値化する。

$$\begin{aligned} PB=3, PM=2, PS=1, ZO=0, \\ NS=-1, NM=-2, NB=-3 \end{aligned} \quad (2)$$

これらの数値を用いて後件部ファジィ変数のラベルをつぎのように決定する。

$$\begin{aligned} & (E \text{ のファジィ変数のラベルの数値}) \\ & + (\Delta E \text{ のファジィ変数のラベルの数値}) \\ & = u \text{ のファジィ変数のラベルの数値} \end{aligned} \quad (3)$$

ただし、 $|u \text{ のファジィ変数のラベルの数値}| > 3$ の場合にはその符号に応じてPBかNBのラベルをとるものとする。

たとえばつぎのような例を考えてみる。

$$\text{If } E \text{ is PB and } \Delta E \text{ is ZO then } U \text{ is } X \quad (4)$$

この場合 E のファジィ変数のラベルはPBであり、その数値は3である。一方、 ΔE のそれは0である。したがって、(3)式から U のファジィ変数のラベルの数値は $3+0=3$ となる。この数値3はファジィ変数のラベルPBに対応しているから、(4)式の後件部ファジィ変数 X はPBとなり、制御規則は

$$\text{If } E \text{ is PB and } \Delta E \text{ is ZO then } U \text{ is PB} \quad (5)$$

となる。

2) Fig.1に示されているように、構成されたファジィ制御器によって制御された制御対象の入出力波形は判断機構2に送られる。このとき、制御対象の入出力波形は各サンプリング時刻 t_i ($i=0, 1, \dots, n$)で離散化される。この入出力波形から、各サンプリング時刻 t_i における出力の目標値からの偏差 E_i 、その偏差の変化分 ΔE_i および制御量の変化分 ΔU_i を検出し、 $E_{\max}$, $\Delta E_{\max}$ をつぎのように求める。

$$E_{\max} = \max \{|E_i|\} \quad (6)$$

$$\Delta E_{\max} = \max \{|\Delta E_i|\} \quad (7)$$

判断機構2はチューニング機構をその内部にもっているが、これに関する詳細をつぎに述べる。

(5) 自己調整機構

本システムでは、ファジィ制御規則は(1)式のような形をしているものと仮定している。したがって、前

件部に関しては E と ΔE 、後件部に関しては U の合計 3 個のファジィ変数に関するチューニングが必要になる。このチューニングはすべて Fig. 3 に示すようなメンバーシップ関数を用いたファジィ推論によって行う。本システムにおけるチューニングは制御対象の出力波形が振動的な場合とそうでない場合、すなわち B, C タイプ波形と D, E, F タイプ波形の二つのグループに分けて考える。B, C タイプ波形に分類された場合は主として後件部ファジィ変数の規格化定数が不適切であると考えられる。また、D, E, F タイプ波形に分類された場合には前件部あるいは後件部またはその両者のファジィ変数の規格化定数が不適切であると考えられる。したがって、B, C タイプ波形の場合には後件部ファジィ変数のチューニングを行い、D, E, F タイプ波形の場合には前件部もしくは後件部あるいはその両者のチューニングを行う。ただし、前件部と後件部のチューニングを必要とする場合には、その両者を一度にチューニングするのではなく前件部と後件部に分けて行う。前件部のチューニングを行うか後件部チューニングを行うかどうかは、制御量がつぎの判定式を満たすかどうかによって判定する。

$$\frac{\sum |\Delta U_i|}{N} < \frac{\gamma U_0}{2} \quad (8)$$

ここで、 N はその時点で構成されている制御規則で制御対象を制御したとき、それらの制御規則による制御を終了するまでに使われた制御規則の使用回数を表わす。すなわち、上式の左辺は 1 回の制御で使用される平均制御量を意味している。また、右辺は左辺の平均制御量がどれぐらいの量であるかを判定する指針として導入された量で、制御するときに使用した後件部ファジィ変数の規格化定数の半分の値を表わしている。この判定式は規格化されたファジィ変数の領域全体を適切に使用して制御するためのものである。また、本システムでのチューニングは 1 回のチューニング操作でチューニング操作を終了することを前提としないで、小量ずつ数回のチューニング操作を行って全体のチューニングを終了する。なお、制御対象の出力波形が A タイプ波形と分類された場合にはチューニングの

必要はなく、G タイプ波形と分類された場合には NN 1 に学習させる分類波形を増設する。

1) ファジィ推論 FT₁: このファジィ推論は制御対象の出力が D, E, F タイプ波形と分類されたときの制御規則の前件部ファジィ変数 E と ΔE に適応されるチューニングを表わしている。ファジィ変数 E と ΔE の規格化定数をそれぞれ $\alpha E_{\max}$ および $\beta \Delta E_{\max}$ とし、このスケーリングファクタ α と β の変化分をファジィ推論によって求める。これらのファジィ推論はつぎのような形である。

$$\begin{aligned} \text{If } E_{\max} \text{ is } X_p^1 \text{ and } \sum |E_i| \text{ is } X_p^2 \\ \text{then } \alpha \text{ is } A_p \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \text{If } \Delta E_{\max} \text{ is } Y_q^1 \text{ and } \sum |\Delta E_i| \text{ is } Y_q^2 \\ \text{then } \beta \text{ is } B_q \end{aligned} \quad (10)$$

ここで、前件部ファジィ変数 $X_p^1, X_p^2, Y_q^1, Y_q^2$ および α と β に関する後件部ファジィ変数 A_p, B_q のラベルは Fig. 3 に示されているメンバーシップ関数のラベルを取るものとする。また、(9), (10) 式のスケーリングファクタ α に関するファジィ推論から得られた結果を $\Delta \alpha_j$ とし、そのときすでに使用されているスケーリングファクタを α_j のように記述することにする。この結果を用いて α に関するスケーリングファクタをつぎのように求める。

$$\alpha_{j+1} = \alpha_j + \Delta \alpha_j \quad (11)$$

ただし、スケーリングファクタの添え字はチューニングの回数を表わしている。スケーリングファクタ β に関しても同様に

$$\beta_{k+1} = \beta_k + \Delta \beta_k \quad (12)$$

のように求める。これらの新たに求められたスケーリングファクタ $\alpha_{j+1}, \beta_{k+1}$ をそれぞれ $E_{\max}, \Delta E_{\max}$ に乗じた $\alpha_{j+1} E_{\max}$ および $\beta_{k+1} \Delta E_{\max}$ を新しい規格化定数としてチューニング操作を行う。

2) ファジィ推論 FT₂: このファジィ推論は制御対象の出力が D, E, F タイプ波形と分類されたときの制御規則の後件部のファジィ変数に適応されるチューニングを表わしている。また、このファジィ変数に関する規格化定数は γU_0 とする。後件部ファジィ変数のチューニングをする場合、制御量に関する情報だけでなく制御対象の出力波形に関する情報も考慮するとよりよいチューニングができるので、この場合のスケーリングファクタ γ に対するファジィ推論を次式のように表わす。

$$\begin{aligned} \text{If } \sum \Delta U_i \text{ is } X_r^1 \text{ and } \sum |E_i| \text{ is } X_r^2 \\ \text{then } \gamma \text{ is } D_r \end{aligned} \quad (13)$$

ここで、後件部ファジィ変数 D_r のラベルは Fig. 3 に示されているようなメンバーシップ関数のラベルを

Fig. 3 Membership functions for self-turning operation

取るものとする。この推論から得られた結果を $\Delta\gamma_i$ とすると、 α のときと同様にスケーリングファクタ γ はつぎのように定められる。

$$\gamma_{i+1} = \gamma_i + \Delta\gamma_i \quad (14)$$

この γ_{i+1} を用いて α のときと同様にチューニング操作を行う。

3) ファジィ推論 FT_3 : このファジィ推論は制御対象の出力が B, C タイプ波形と分類されたときの制御規則の後件部のファジィ変数に適應されるチューニングを表わしている。このファジィ変数に関するスケーリングは (5)-2) のときと同じ γU_0 の形をとるものとする。この場合は (5)-2) で使用された E_i を ΔE_i に換えて、スケーリングファクタ γ に対するファジィ推論を次式のように表わす。

$$\begin{aligned} &\text{If } \sum |\Delta U_i| \text{ is } X_i^1 \text{ and } \sum |\Delta E_i| \text{ is } X_i^2 \\ &\text{then } \gamma \text{ is } D_i \end{aligned} \quad (15)$$

この推論は前件部のファジィ変数こそ違え (5)-2) で述べた FT_2 と同じスケーリングファクタ γ をチュー

ニングするファジィ推論である。したがって、制御規則後件部のチューニングは FT_2 で行われる場合と FT_3 で行われる場合がある。そこで、(15) 式の推論結果を $\Delta\gamma_i$ とすると、スケーリングファクタ γ は (14) 式と同じように

$$\gamma_{i+1} = \gamma_i + \Delta\gamma_i \quad (16)$$

と決められる。

2.2 システムの構成手順

本システムの判断機構 1 は主として NN1 の情報に基づいて制御規則の構成を司り、判断機構 2 はチューニングも含めてシステム全体の量規定を行う。本システムの構成手順を両機構の機能や役割とともに示す。また、本システムのフローチャートを Fig. 4 に示す。

Step. 1 (判断機構 1): ファジィ制御器に制御規則が構成されていない初期の段階では、最初の規則を構成するために制御対象に適当な制御量 U_0 を与える。

Step. 2 (判断機構 2): 構成された制御規則 (最初

Fig. 4 Flowchart of self-organizing fuzzy controller

は U_0 によって制御された制御対象の出力波形から、各サンプリング時刻 t_i ($i=0, 1, 2, \dots, n$) における目標値との偏差 E_i とその変化分 ΔE_i を検出し、つぎの量を決定する。

$$E_{\max} = \max\{|E_i|\} \quad (17)$$

$$\Delta E_{\max} = \max\{|\Delta E_i|\} \quad (18)$$

Step. 3 (判断機構 2) : 制御規則の中のファジィ変数のスケーリングを行う。ファジィ変数 E , ΔE , U の規格化定数はそれぞれにスケーリングファクタ α , β , γ を掛けた $\alpha E_{\max}$, $\beta \Delta E_{\max}$, γU_0 とする。ただし、 α , β , γ の初期値はそれぞれ 1 とする。

Step. 4 (判断機構 1) : ニューラルネットワーク 1 の出力を判断し制御規則を構成する。制御規則の構成はつぎに述べる①, ②の順に交互に行う。ただし、この順番は該当する①もしくは②がない場合にはそれをとばして他方の処理を行う。

① ΔE_i に対応する言語ラベルが ZO であり、そのとき $|E_i|$ が最大となる対 $(E_i, \Delta E_i)$ を探す。また、この E_i に対応する言語ラベルも見つける。さらに、いままでに構成されたファジィ制御規則のなかに、この対 $(E_i, \Delta E_i)$ の言語ラベルと同じ前件部をもつ制御規則がすでに構成されているかどうかを調べる。構成されていない場合には、対 $(E_i, \Delta E_i)$ の言語ラベルの情報を判断機構 2 に送る。すでに構成されている場合には、 ΔE_j の言語ラベルが ZO で、そのとき $|E_j|$ のつぎに最大となる $|E_j|$ を探す。この対 $(E_j, \Delta E_j)$ に対して今までと同様のことを繰り返し、その情報を判断機構 2 に送る。

② E_i に対応する言語ラベルが ZO であり、そのとき $|\Delta E_i|$ が最大となる対 $(E_i, \Delta E_i)$ を探す。また、この ΔE_i に対応する言語ラベルも見つける。さらに、いままでに構成されたファジィ制御規則のなかに、この対 $(E_i, \Delta E_i)$ の言語ラベルと同じ前件部をもつ制御規則がすでに構成されているかどうかを調べる。構成されていない場合には、対 $(E_i, \Delta E_i)$ の言語ラベルの情報を判断機構 2 に送る。すでに構成されている場合には、 E_j の言語ラベルが ZO で、そのとき $|\Delta E_j|$ のつぎに最大となる $|\Delta E_j|$ を探す。この対 $(E_j, \Delta E_j)$ に対して今までと同様のことを繰り返し、その情報を判断機構 2 に送る。

Step. 5 (判断機構 2) : Step. 4 の情報に基づいて、制御規則後件部のファジィ変数のラベルを (3) 式を用いて決定する。

Step. 6 (判断機構 1) : Step. 4 と Step. 5 の結果から制御規則を構成し、それを新たにファジィ制御器に付け加える。

Step. 7 : Step. 6 で構成されたファジィ制御器を用いて制御対象を制御する。実際には、制御対象を不完全なファジィ制御器を用いて制御することは困難であるので、制御対象の動特性に関する知識を使用する。すなわち、NN 2 をシミュレータとして使用する。

Step. 8 (判断機構 1) : Step. 7 で制御した制御対象の出力波形を NN 1 に送り、その出力情報に基づいてファジィ制御器のチューニングを行うかどうかをつぎのように判断する。

① A タイプ波形に分類された場合：制御規則の前件部のファジィ変数 E_i と ΔE_i のうちいずれか一方の言語ラベルが ZO となる制御規則の増設が可能ならば Step. 4 に戻り、そうでないならば修了する。

② B, C タイプ波形に分類された場合：この場合は Step. 9 に述べるチューニングを行うように判断機構 2 に指示する。

③ D, E, F タイプ波形に分類された場合：この場合は Step. 10 に述べるチューニングを行うように判断機構 2 に指示する。

Step. 9 (判断機構 2) : 構成されている制御規則に対してファジィ推論 FT_3 によるチューニングを行い、Step. 7 に戻る。

Step. 10 (判断機構 2) : 構成されている制御規則に対してチューニングを行う。この場合にはつぎの条件式

$$\frac{\sum |\Delta U_i|}{N} < \frac{\gamma U_0}{2} \quad (19)$$

を満足する場合としない場合に分けてチューニングを行う。

③-(1) (19) 式の条件を満足する場合には先に述べたファジィ推論 FT_1 によるチューニングを行い、Step. 7 に戻る。

③-(2) (19) 式の条件を満たさない場合にはファジィ推論 FT_2 によるチューニングを行い、Step. 7 に戻る。

④ タイプ G 波形に分類された場合：NN 1 に記憶している分類波形を増やし、Step. 1 に戻る。

3. 電力システムの周波数制御

本稿で提案したシステムの応用例として Fig. 5 に示されるような電力系統モデル⁹⁾を取り上げ、この系統に 0.01 [p. u. Mw] のステップ状負荷が生じた場合の周波数制御を行った。

Fig. 6(a) は、ファジィ制御器に制御ルールが存在しない一番初期の段階で、判断機構 1 により適当な制御入力 U_0 が与えられたときの周波数偏差 ΔF の応

答を示している。

Fig. 6(b)は、3個目の制御規則をファジィ制御器に増設した直後に、この制御器を用いて電力系統の周波数制御を行ったときの ΔF の応答である。チューニングは制御規則を増設した後に、その制御器で制御した後の出力波形を見て、その波形がAタイプ波形と分類されるまで行われるので、この時点ではまだチューニングは行われていない。この出力波形は定常偏差もありよい制御とはいえない。

T_g : speed governor time constant (0.08), T_t : turbine time constant (0.3), M : inertia constant (1.1667), D : load-frequency constant (0.00823), ΔP_L : change in load demand (0.01), U : control signal, ΔF : frequency deviation, ΔP_g : change in governor-value position, ΔP_t : change in steam turbine output, R^* : self-regulation of generator

Fig. 5 Block diagram of power system

(a) Dynamic response by constant U_0

(b) Dynamic response by three rules without tuning operations

Fig. 6(c)は、構成された3個の制御規則に対してチューニングが終了した時点における ΔF の応答を示している。チューニングを行うためのファジィ推論に用いられているメンバーシップ関数のスケーリングは1回のチューニングで制御規則の各ファジィ変数のスケールの最大で1割がチューニングされるように本実験では設定されている。したがって、出力波形がAタイプ波形と分類されるまで数回のチューニング操作が行われる。

Fig. 6(d)は最終の制御規則が増設されたときのフ

(c) Dynamic response by three rules after tuning operations

(d) Dynamic response by five rules without tuning operations

(e) Dynamic response by five rules after tuning operations

Fig. 6 System dynamic responses ΔF

ファジィ制御器を用いて電力系統を制御したときの ΔF の応答を示している。この図からわかるように、出力波形はチューニング操作を行わなくても振動的ではあるが目標値に収束している。

Fig. 6(e) は最終の制御規則が増設された後、チューニング操作が終了したときの ΔF の応答を示している。この応答はかなりよい結果を示している。

4. ま と め

ニューラルネットワークを用いてファジィ制御器を自己組織的に構成するシステムを構成した。本システムでは誤差逆伝播学習型ニューラルネットワークを二つ使い、一つはシステム全体を大きくみる頭脳として活用し、他の一つは制御対象の動特性に対する知識として働かせた。ニューラルネットワーク 1 に波形を学習させるときに初等的知識は必要となるが、それ以外に高度な専門的知識や熟練者の経験を必要とすることなくファジィ制御器を自動的に構成できることを示した。さらに、本システムはチューニング機構をその内部に備えており、構成された制御器を適切に働かせるように設計されている。また、本論文で提案したシステムの応用例として、電力系統の周波数制御を行い、その結果を示した。

参 考 文 献

- 1) E. H. Mamdani: Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, Proc. IEE, **121**-12, 1585/1588 (1974)
- 2) 柳下, 伊藤, 菅野: ファジィ理論の浄水場薬品注入制御への応用, システムと制御, **28**-10, 597/604 (1984)
- 3) 安信, 宮本: Fuzzy 制御の列車自動運転システムへの応用, 電気学会誌, **104**-10, 867/874 (1984)
- 4) 金古, 中西, 田部井: ファジィ理論を導入した CV ケーブルの絶縁診断エキスパートシステムの構築, 電気学会論文誌, **109**-A-11, 509 (1989)
- 5) J. J. Hopfield: Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, Proc. Natl. Acad. Sci. USA, **79**, 2554/2558 (1982)
- 6) R. P. Lippmann: An Introduction to Computing with Neural Nets, IEEE ASSP MAGAZINE, 4/22 (1987)
- 7) D. E. Rumelhart, J. L. McClell and the PDP Research Group: Parallel Distributed Processing, Volume 1, 2, MIT Press (1989)
- 8) 麻生英樹: ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書 (1988)
- 9) 水谷, 後藤: 発電電力の増加率制限を考慮した地域分割形負荷周波数制御, 電気学会論文誌, **105**-B-4, 399/405 (1985)