外乱に対して安定な学習機能をもつ ファジィコントローラ

丹 治 順 一*・木 下 光 夫*

A Fuzzy Controller with a Robust Learning Function

Jun-ichi TANJI* and Mitsuo KINOSHITA*

A self-organizing fuzzy controller is able to use linguistic decision rules of control strategy and has a strong adaptive property by virtue of its rule learning function. While a simple linguistic description of the learning algorithm first introduced by Procyk, et al. has much flexibility for applications to a wide range of different processes, its detailed formulation, in particular with control stability and learning process convergence, is not clear.

In this paper, we describe the formulation of an analytical basis for a self-organizing fuzzy controller by using a method of model reference adaptive control systems (MRACS) for which stability in the adaptive loop is theoretically proven. A detailed formulation is described regarding performance evaluation and rule modification in the rule learning process of the controller. Furthermore, an improved learning algorithm using adaptive rule is proposed. An adaptive rule gives a modification coefficient for a rule change estimating the effect of disturbance occurrence in performance evaluation. The effect of introducing an adaptive rule to improve the learning convergency is described by using a simple iterative formulation.

Simulation tests are presented for an application of the proposed self-organizing fuzzy controller to the pressure control system in a Boiling Water Reactor (BWR) plant. Results with the tests confirm the improved learning algorithm has strong convergent properties, even in a very disturbed environment.

Key Words: fuzzy control, self-organizing, adaptive control, plant control

1. はじめに

近年、ディジタル制御をプラント制御に導入し、制御性能を高度化する試みが盛んである。なかでも、運転員の有する制御知識を直接活用できるファジィ制御は、運転制御を自動化する場合に有効な制御方式として、各種動的システムへの応用が試みられている^{1),2)}。

ファジィ制御は、あいまい命題の形式で表現された一群の制御ルールに基づきファジィ推論によって制御動作を決定するもので、Mamdani らの応用研究以来³⁾、制御ルールの学習機能を付加するなど制御性能向上のための努力がなされている^{4),5)}。制御ルールの学習機能は、モデルと実プラントの特性差や運転条件変化に伴うプラント特性の変化に適応してルールの修正を行わせるもので、高度な制御性能が要求されるプラントへの応用が注目されている。

しかしながら、学習機能付ファジィコントローラを実機に応用するにあたって、試行錯誤によらない制御系の詳細な設計を可能とするためには、学習のアルゴリズムを明確に定式化することが重要である。すなわち、制御性能の評価方法、学習サンプリング周期とルール修正量の関係などを明らかにする必要がある。

そこで本論文ではまず、モデル規範形適応制御系の設計方法⁶⁾を基に、制御偏差を制御出力修正量の決定に用いる形式の適応制御系を構成し、この適応制御系から学習機能付ファジィコントローラの基本制御モデルを導く。この基本制御モデルを用いて、学習アルゴリズムを定式化する。つぎに、耐外乱性を高めるために、外乱の影響を推定してルール修正量を調整するような改良学習アルゴリズムを提案し、簡単な数式モデ

* (株)日立製作所エネルギー研究所
日立市森山町 1168

* Energy Research Laboratory, Hitachi, Ltd., Hitachi
(Received October 28, 1986)
(Revised July 21, 1987)

ルを用いてその有効性を示す。

さらに本論文では、プラントへの応用例として、沸騰水形 (BWR) 発電プラントの圧力制御系に、提案した学習機能付ファジィコントローラを適用した場合のシミュレーション結果を示し、その有効性を検討する。

2. 学習機能付ファジィコントローラ

本章では、まずモデル規範形の適応制御系の数式モデルを基に学習機能付ファジィコントローラの基本構成を決定し、学習アルゴリズム定式化の基礎となる制御モデルを導く。つぎに、学習機能付ファジィコントローラの演算動作とその基礎式を示す。

2.1 基本構成

以下、モデル規範形適応制御系の基礎理論^{6),7)}と同様の考え方に従って、Fig. 1 に示すような適応制御系のモデルを検討する。通常、モデル規範形の適応制御系では適応コントローラの入力としてプラントと規範モデルの出力誤差を用いるが (出力を破線で示す)、ここでは学習機能付ファジィコントローラの基本構成を導くために、制御偏差を適応コントローラの入力とする (出力を実線で示す) 形式の適応制御系を考える。

プラントおよび規範モデルは、以下に示すように、ファジィコントローラ的设计に用いるプラント動特性の定性的モデルとの対応付けが容易な、1次遅れ伝達関数のモデルとする。

プラント：

$$\dot{x}(t) = -ax(t) + bu(t) \quad (1)$$

規範モデル：

$$\dot{x}_m(t) = -a_m x_m(t) + b_m u_m(t) \quad (2)$$

ただし、 a, b は未知、 a_m, b_m は既知の定数で、 $a, a_m > 0, b, b_m \neq 0$ である。ここで、出力誤差を $\varepsilon_x(t) = x_m(t) - x(t)$ とおき、(1), (2) 式の差をとると、つぎの誤差方程式が求まる。

Fig. 1 A simplified block diagram of the model reference adaptive control system (MRACS)

$$\dot{\varepsilon}_x(t) + a_m \varepsilon_x(t) = -(a_m - a)x(t) + b_m u_m(t) - bu(t) \quad (3)$$

出力誤差、およびその変化率の収束 ($\varepsilon_x(t) \rightarrow 0, \dot{\varepsilon}_x(t) \rightarrow 0$) が保証されるような制御出力 $u(t)$ の変化を、リアプノフの方法により求めると以下ようになる。

$$\begin{aligned} \dot{u}(t) = & \hat{b}^{-1} \hat{a} \cdot \Delta t^{-1} \cdot a_m \int \{ (2\hat{a} \cdot a_m^{-1} - 1) \hat{a}^{-1} \dot{e}(t) + e(t) \} dt \\ & + \zeta_1 \hat{b}^{-1} a_m^2 (a_m^{-1} \dot{e}(t) + e(t)) \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 $\hat{a}, \hat{b}$ はプラントの未知パラメータの推定値、 $e(t) = x_r(t) - x(t)$ は制御偏差、 Δt はサンプル周期、 $x_r(t)$ は制御変数の目標値、 ζ_1 はコントローラの出力を調整するためのパラメータである。(4) 式の導出では、規範モデルへの制御入力と目標値の関係、 $a_m x_r(t) - b_m u_m(t) = 0$ 、および $\dot{\varepsilon}_x(t) + a_m \varepsilon_x(t) = \dot{e}(t) + a_m e(t) - \dot{x}_r(t)$ の関係式を用いた。(4) 式の右辺第1項は、プラントと規範モデルのパラメータ差を補償する項である。第2項は、目標値変更に対応したコントローラ出力 ($\dot{u}_c(t)$) である。調整パラメータ ζ_1 の値は、 $\zeta_1 > 1 - \hat{a} a_m^{-1}$ であればリアプノフの方法により出力誤差の零への収束が保証されて、制御安定性を確保しつつ適応動作を実現できる。(4) 式は、右辺第1項を加算形式で表わすと、次のようになる。

$$\dot{u}(t_n) = M^{-1} \left(\frac{1}{T_m} \right) \sum_{i=1}^n P(t_i) + \dot{u}_c(t_n) \quad (5)$$

ここで、 $\int_{t_{n-1}}^{t_n} dt = \Delta t, T_m = a_m^{-1}$ であり、 $M = \hat{b} \hat{a}^{-1}$ はプラントのモデルゲインの推定値である。 $P(t_i)$ はプラントの応答が規範モデルのような所望の応答を示しているかどうか、制御性能を評価する関数とみなせるもので、次式のように偏差とその変化率の線形和となる。

$$P(t_i) = e(t_i) + T_e \dot{e}(t_i) \quad (6)$$

ただし、 $T_e \equiv (2\hat{a} a_m^{-1} - 1) \hat{a}^{-1}$ はプラントの修正時定数である。制御偏差を適応コントローラの入力として用いる適応制御系のブロック図を Fig. 2 に示す。

Fig. 2 A block diagram of the fundamental control model for a self-organizing fuzzy controller

ここで、(5)式の右辺第1項の加算項によるコントローラ出力の補正は、コントローラ出力 ($\dot{u}_c(t)$) を与える関数 $\pi_0(e, \dot{e})$ を逐次補正する方法でも実現できるので、Fig. 2 は学習機能付ファジィコントローラの基本制御モデルを示すものと考えられる。

また、(1)式と(6)式から $P(t_n) \approx x_r(t_n) - C \cdot u_c(t_n)$ (ただし、 $C \equiv ba^{-1}$, $\dot{x}_r(t_n) \approx 0$) となるので、これと(5)式の逐次形式による表現を考慮すると次式が得られる。

$$P(t_n) - P(t_{n-m}) = -CM^{-1}P(t_{n-m}) \quad (7)$$

ただし、 m は規範モデルの時定数に等価なサンプリング数 ($T_m = m\Delta t$) であり、適応動作時の収束を完了するために必要な時間の目標値である。(7)式は、学習機能付ファジィコントローラの、性能評価値フィードバックによる学習の近似的な関係式であり、後述する改良学習アルゴリズムの検討において用いる。

2.2 演算動作の概要

前節で導出した学習動作の基本式 ((5)式) を基として構成した、学習機能付ファジィコントローラのブロック図を Fig. 3 に示す。本ブロック図は、アルゴリズム改良のために付加した破線部分を除いて、先に Procyk らによって与えられた学習機能付ファジィコントローラの基本ブロック図⁴⁾ と同一の構成をとる。以下、演算動作の概要と、制御モデルから導かれるその基礎式を示す。

つぎのようなあいまい制御ルールを考える。

$$\text{IF } [E \text{ is } F_i] \text{ AND } [CE \text{ is } G_i] \text{ THEN } [\Delta U \text{ is } H_i] \\ e \in E, ce \in CE, \Delta u \in \Delta U, i=1, \dots, k$$

ここで、大文字 E, CE は制御偏差とその変化率に対するファジィ変数、 ΔU は制御出力の変化分を表わすファジィ変数、 F_i, G_i, H_i はそれぞれの変数がとる値、小文字 $e, ce, \Delta u$ は離散集合 $\{-6, -5, \dots, 0, \dots, 6\}$ 上で定義されている量子化変数である。あいまい制御ルールの具体例として、シミュレーションで用いたルールテーブルの例を Fig. 4 に示す。なお、ファジィ変数と量子化変数を対応づけるメンバーシップ関数は、通常多く使用されているものを用いた⁵⁾。

ファジィ制御では、上記のようなあいまい制御ルー

Fig. 3 Block diagram of the self-organizing fuzzy controller

		Change in Error CE							
		NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB	
Error E	NB	PB	PB	PB	PB	PM	PS	ZO	
	NM	PB	PB	PM	PM	PS	ZO	NS	
	NS	PB	PM	PM	PS	ZO	NS	NM	
	ZO	PB	PM	PS	ZO	NS	NM	NB	
	PS	PM	PS	ZO	NS	NM	NM	NB	
	PM	PS	ZO	NS	NM	NM	NB	NB	
	PB	ZO	NS	NM	NB	NB	NB	NB	

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

Fig. 4 Rule table to select the change in controller output

ルから、制御偏差 e とその変化率 ce を入力としたとき、出力である制御出力変化分をファジィ推論により決定する。推論法としては種々の方法があるが、ここでは推論合成則を用いる直接法の一つである、Mamdani による $\min$ オペレーションに従って、 k 個のルールによる総合推論結果 H^0 を次式で求める⁸⁾。

$$H^0 = \max_i \{F_i(e) \wedge G_i(ce) \wedge H_i(\Delta u)\} \quad (8)$$

制御出力変化分 Δu^0 は、 H^0 を確定値へ解釈変換して求める。その方法としては、ファジィ出力の重心をとる方法⁹⁾ など、いくつかの提案があるが、ここでは計算が簡単な、最大のメンバーシップ値を与える Δu_i の平均値をとる方法を採用した。実際には、記憶エリアと計算時間の短縮のために前もってすべての制御状態 (e, ce) に対して制御出力の変化分 Δu を計算で求めておき、参照テーブル化して用いた。

ファジィ制御におけるルールの学習機能は、まず制御偏差とその変化率から制御状態の目標からのずれを評価して性能評価値を求める。つぎにこの性能評価値に比例した制御出力変化分の修正量を求め、これを用いて制御出力の変化分を与える参照テーブルを修正する。性能評価値を与える関数 $\pi_1(e_n, ce_n)$ の基礎式は、(6)式を無次元化し、かつ離散的な値をとるように量子化して得られる。

$$p_n = \frac{e(t_n)}{\Delta e^*} + \left(\frac{T_c}{l \Delta t} \right) \frac{\dot{e}(t_n)}{\Delta \dot{e}^*} \quad (9)$$

ここで、 p_n はサンプリング時期 t_n の性能評価値、 Δe^* は量子化のための単位偏差、 $\Delta \dot{e}^*$ は偏差の変化率を量子化するための単位変化率を示し、 $\Delta \dot{e}^* = \Delta e^* / l \Delta t$ とする。ただし、 l は定数、 Δt はサンプル周期である。量子化した偏差変化率の係数 $(T_c / l \Delta t)$ は、通常サンプル周期を時定数に依存させて決めるので、プラントの時定数によらない一定値とすることができる。

制御ルールの修正部では、性能評価値をとり込んで

制御出力の変化分を修正する量を求め、つぎに示すように制御ルールを修正する⁴⁾。

IF[$\{E \text{ is } \mathcal{F}(e_{n-m})\} \text{ AND } \{CE \text{ is } \mathcal{F}(ce_{n-m})\}$]

THEN[$\Delta U \text{ is } \mathcal{F}(\Delta u_{n-m} + \Delta r_n)$]

ここで、 $\mathcal{F}$ は実変数をファジィ変数に変換する関数、 Δr_n は制御出力の変化分を修正する量である。すなわち、現時点（サンプリング時期 t_n ）よりプラントの応答遅れ時間 $m\Delta t$ (m サンプリング) だけ以前に使用されたルールが現在の制御性能に影響を与えていると考え、そのルールを修正する。修正量 Δr_n は、前節で述べた制御モデルでは(5)式の右辺第1項の逐次加算分に相当するもので、量子化の式を考慮すると、無次元化したモデルゲイン M^* を用いて次式で求める。

$$\Delta r_n = M^{*-1} \cdot p_n \quad (10)$$

ここで、 $M^{*-1} = (\Delta e^* / \Delta u^*) (\Delta t / T_m) M^{-1}$ 、 Δu^* は制御出力の変化を量子化する定数である。

3. 学習アルゴリズムの拡張

本章では、改良学習アルゴリズムとして、(1)制御ルールの学習における外乱の影響を小さくするような、適応ルールを用いたルール修正方式と、(2)学習での修正対象とするルールとして、使用条件が隣接するルール群を選択するような、ルール修正方式について述べる。

3.1 適応ルールを用いたルール修正

制御の性能評価値は、使用した制御ルールが目標とする応答を実現しているかどうかを評価するために用いるものであるが、外乱の影響を少なくするためにはある時間幅に渡る応答を評価すべきと考える。そこで、Fig. 3 に破線で囲んだ適応ルール記憶部に、現時点および過去の性能評価値 p_n , p_{n-m} の値をみてルール修正の修正係数 ξ_n を与える適応ルールを用意しておき、(10)式に替えて次式で参照テーブルの値の修正分を決定する⁹⁾。

$$\Delta r_n = \xi_n \cdot M^{*-1} \cdot p_n \quad (11)$$

適応ルールを用いたルール修正アルゴリズムのフローチャートを Fig. 5 に示す。適応ルールは、性能評価値の変動傾向から外乱有と推定される場合に、学習における外乱の影響を小さくするように、修正係数 ξ_n を与える。適応ルールはつぎのように表現できる。

IF[$\{P_0 \text{ is } Q_i\} \text{ AND } \{P_{-1} \text{ is } S_i\}$] THEN[$\xi \text{ is } T_i$]

ここで、 P_0 , P_{-1} はそれぞれ現時点およびプラントの応答遅れだけ過去の性能評価値を表わすファジィ変数、 ξ は修正係数を表わすファジィ変数、 Q_i , S_i , T_i はそれぞれの変数がとる値である。適応ルールの基礎となるべきモデル式を以下に述べる。

Fig. 5 Flowchart of control rule modification in the rule learning process

制御ルールを学習させた場合の性能評価値の変化を表わす(7)式において、 $CM^{-1} = C(t)$ ($C(t) \approx 1.0$) とおき、外乱による性能評価値の変化分 δp_v を考慮すると次式が得られる。

$$p_n - p_{n-m} \approx -C(t)p_{n-m} + \delta p_v \quad (12)$$

すなわち、プラントのモデルゲインが適切に与えられ ($C(t) \approx 1$)、かつ外乱がなければ ($\delta p_v \approx 0$)、学習を繰返すことにより目標の制御性能 ($p_n \approx 0$) が達成できる。ここで修正係数を、性能評価値の、外乱がないとした場合の推定値と実際の値との比とおくと、つぎのようになる。

$$\xi_n \equiv \frac{\hat{p}_n}{p_n} = \frac{p_n - \delta p_v}{p_n} = (1 - C(t)) \frac{p_{n-m}}{p_n} \quad (13)$$

学習による制御ルールの修正において、最適な値から100%を超過するような極端に誤差の大きい修正量が与えられることはないと仮定し ($0 \leq C(t) \leq 2$)、更に、性能評価値の正負符号の逆転 ($p_{n-m}/p_n < 0$) と修正ゲインの超過 ($C(t) > 1$) が対応するとみなすと、(13)式から次式が成立する。

$$0 \leq \xi_n \leq |p_{n-m}/p_n| \quad (14)$$

適応ルールを作成するにあたっては、(14)式を基礎式として使用するが、実際にはプラントの非線形特性と応答遅れ時間のあいまいさを考慮して修正ゲインの適当な誤差を仮定し (たとえば $|1 - C(t)| = 0.5$)、修正係数の最大値は安全側に $\xi_n = 1.0$ において、ファジィ変数で表現する。Fig. 6 にシミュレーションで用いた適応ルールのテーブルを示す。このような適応ルールを用いた場合のシミュレーション結果は4章で述べる。

つぎに、修正すべき制御ルールの選定方法を Fig. 7 を用いて述べる。制御変数の目標値をステップ的に変更したときのプラントの応答を、偏差とその変化率を縦軸と横軸とするルール平面上の軌跡で表わすと、図

Fig. 6 Adaptive rule table to select the modification coefficient

Fig. 7 Method to select the rules to be modified

の(b)に示すように原点に向う渦巻状の曲線となる。ここで白丸印で示す時点の制御状態に影響を与えた制御ルールは、その時点よりもプラントの応答遅れ時間 τ だけ過去に使用された制御ルール (黒丸印で示す) であると考えられる。しかし、この応答遅れ時間はある幅をもったあいまいな量であり、正確な値を特定することは困難である。また、偏差とその変化率の座標面で使用すべきルールは決っているので、使用条件が互いに隣接するルールは類似の制御状態で使用される。そこで、従来は図の左下部に示すように、実際に使用された制御ルール R_k のみを修正対象のルールとしていたが、改良学習アルゴリズムでは図の右下に示すように、応答遅れ時間から決まる制御ルール $R_{k,0}$ に使用条件が隣接するルール群 $R_k = \bigcup_j R_{k,j}$ の参照テーブルの設定値を、重み付きで群修正することとした。

$$\Delta u_{k,j} = \Delta u_{k,j} + g(j) \cdot \Delta r_n \quad (j=1, \dots, \lambda) \quad (15)$$

ここで、 $\Delta u_{k,j}$ は制御ルール $R_{k,0}$ に隣接するルール群 R_k の j 番目の制御ルールに対する制御出力変化分の設定値、 $g(j)$ は、ルール平面の制御ルール $R_{k,0}$

を定める偏差とその変化率にそれぞれ対応するメンバーシップ関数を求め、それらの積から決める。

3.2 学習収束性の検討

学習により制御ルールを修正する場合に、最適な制御ルールにいつまでも収束しない、または逆に発散して不安定な挙動を示すことがあるが、その原因として以下のことが挙げられる。

- (1) 外乱の影響を受けた性能評価値をそのままルール修正に用いている。
- (2) モデルゲイン M の設定値が不適当である。
- (3) プラント応答遅れ時間の推定値が誤っている。

ここでは、3.1 節で述べた改良学習アルゴリズムの、上記の問題に対する効果について検討する。

適応ルールを用いない従来の学習アルゴリズムにより制御ルール R_k を修正する場合、現時点より m サンプル後に再度制御ルール R_k が使用されたときの新たな性能評価値は、(7)式と(12)式を考慮して次式で求められる。

$$\begin{aligned} P_{i+1} &= \hat{P}_i - \Delta P_i + \delta p_{vi+1} \\ &= (1 - CM^{-1})P_i - \delta p_{vi} + \delta p_{vi+1} \end{aligned} \quad (16)$$

ここで、 $\Delta P_i = CM^{-1}P_i$ はルール修正による性能評価値の変化分、 $\hat{P}_i$ は外乱を含まない真の性能評価値を示す。いま学習の収束に対して最も厳しい条件として、外乱がルール修正の周期で変動している場合、すなわち、 $\delta p_{vi} = (-1)^i \cdot \delta p_{v0}$ を考えると、 n 回ルールが修正されたときの性能評価値は、(16)式の関係を繰返し代入して次式のように求まる。

$$\begin{aligned} P_{i+n} &= (1 - CM^{-1})^n P_i \\ &\quad + 2(-1)^{i+n} \delta p_{v0} \{1 - (1 - CM^{-1})\} \\ &\quad + (1 - CM^{-1})^2 \dots + (-1)^{n-1} (1 - CM^{-1})^{n-1} \\ &= (1 - CM^{-1})^n P_i \\ &\quad + (-1)^{i+n} \delta p_{v0} \frac{1 - (-1)^n (1 - CM^{-1})^n}{1 - CM^{-1/2}} \end{aligned} \quad (17)$$

モデルゲインとその真値の差が小さい場合 ($|1 - CM^{-1}| < 1$)、 n が大きくなると(17)式の右辺第1項は無視できる。しかし、外乱の影響を表わす第2項は、モデルゲイン M を誤って設定して CM^{-1} が2に近づくとも無視できなくなり (前節(14)式で $0 \leq CM^{-1} \leq 2.0$ を仮定)、性能評価値が振動的に発散することがわかる。

一方、適応ルールを用いる改良学習アルゴリズムによる場合、(17)式に対応する式はつぎのようになる。

$$P_{i+n} = P_i \prod_{k=0}^{n-1} (1 - CM^{-1} \xi_{j+k})$$

$$\begin{aligned}
& +2(-1)^{i+n}\delta p_{v0} \sum_{k=0}^{n-1} (-1)^k (1-CM^{-1}\bar{\xi}_{i+k})^k \\
& \simeq (1-CM^{-1}\bar{\xi})^n P_i \\
& + (-1)^{i+n}\delta p_{v0} \frac{1-(-1)^n(1-CM^{-1}\bar{\xi})^n}{1-CM^{-1}\bar{\xi}/2} \quad (18)
\end{aligned}$$

ここで、 $\bar{\xi}$ は修正係数 $\xi_i, \dots, \xi_{i+n}$ の平均値であり、(14)式による修正係数の定義から $0 < \bar{\xi} < 1$ である。適応ルールによれば、外乱の推定量が大きくなると、修正係数の平均値 $\bar{\xi}$ がより小さくなる。したがって、(18)式に示されたように、外乱がある場合でも性能評価値が発散することを防ぐ効果がある。

プラントの応答遅れ時間の推定値に誤りがある場合には、各時点の制御性能に対して責任が小さい制御ルールを修正することになるので、ルール修正の効果が出ずに、誤った修正が積み重なって性能評価値が発散してしまう。この対策としては、すでに述べたようにルールの群修正による学習アルゴリズムが有効である。

4. 原子力プラントを対象としたシミュレーション

BWR プラントの圧力制御系に、本論文で提案した学習機能付ファジィコントローラを適用した場合の制御特性を、動特性解析プログラムを用いたシミュレーションにより解析した。BWR プラントの主要制御系の構成を Fig. 8 に示す。圧力制御系は、主蒸気流量を調整して原子炉圧力を一定に制御する。以下、解析結果から改良学習アルゴリズムの妥当性とファジィコントローラによる制御性能改善を評価検討する。

4.1 学習機能の評価

圧力制御系は、BWR プラントを安定な運転制御状態に保っていくための最も重要な制御系の一つであり、制御安定化の効果が大きい。Fig. 9 に、適応ルールを用いる改良学習アルゴリズムを適用した場合と適応ルールを用いない従来アルゴリズムを適用した場合の、圧力設定点変化に対するプラントの主要制御量の

Fig. 8 Major control systems in BWR plants

Fig. 9 Comparison of new learning algorithm and conventional one

応答比較を示す。破線で示す従来アルゴリズムの場合は最初のステップ応答による学習が発散傾向であったために制御ルールが適切に修正されず、2回目のステップ応答で大きく振動している。この原因は主に、中性子束（炉心の中性子密度に比例）の変動が数秒の遅れをもって原子炉圧力の変動をもたらすことにより圧力制御系への外乱となること、およびプラントの応答遅れ時間やモデルゲインの推定誤差によるものと考えられる。これに対し改良学習アルゴリズムによれば、適応ルールを用いることにより外乱有と推定した場合には修正係数 ξ を 1.0 より小さく設定するので ($t \simeq 5s$ で $\xi = 0.3$)、誤った学習による制御ルールの過度の修正を防いで安定な制御特性が得られている。なお、シミュレーションの場合の入力定数を Table 1 に示す。

つぎに、事前に制御ルールを与えず（参照テーブルに零を入力）、学習のみにより制御ルールを作成させた場合の応答シミュレーション結果を Fig. 10 に示す。

Table 1 Values used in the simulations

Constant		Symbol	Unit	Value
Sampling period		Δt	s	0.1
Sampling number of plant response delay time		m	—	5.0
Plant model gain		K_R	psi. s/%	0.9
Time constant of reference model		T_m	s	1.2
Quantization gain	Error	Δe^*	psi	2.7
	Change in error	$\Delta \dot{e}^*$	psi/s	14.1
	Change in controller output	Δu^*	%/s	0.2

Fig. 10 Improvement of response for setpoint change according to rule learning (Results of BWR pressure control simulated by a dynamic analysis program)

Fig. 11 Changes in the look-up table during the rule learning process (Values in the table denote changes in controller output. Initial input values are all zeroes)

す。計算が進むにつれて変動の少ない良好な応答が得られていることがわかる。この場合の制御ルール学習のようすを、参照テーブルの印字結果として Fig. 11 に示す。学習でルールを作成させる場合は、改良学習アルゴリズムによるルールの群修正方式がルールの作成を加速していることを確認した。

4.2 制御特性の比較

Fig. 12 に、炉出力を大幅に変えた運転条件でのステップ応答について、実機で採用している進み/遅れ補償によるコントローラと学習機能付ファジィコント

(a) Lead/lag controller

(b) Fuzzy controller

Fig. 12 Responses of the controlled variables in the pressure setpoint change -0.07MPa

ローラを比較した結果を示す。進み/遅れコントローラでは、制御定数を定格出力時の最適値に固定した場合炉出力が 25% になるとプラント特性が変化するので、運転上問題とならないが、やや振動的応答を示している。一方、ファジィコントローラでは、学習により制御ルールを適切に修正するので、定格運転時と同様に振動のない応答を示している。

5. おわりに

本論文ではまず、モデル規範形適応制御系の構成にのっとり、制御の性能評価値に基づいて制御ルールを修正する学習機能付ファジィコントローラの基本制御モデルを導出した。この制御モデルを用いて学習機能付ファジィコントローラにおける学習アルゴリズムを定式化した。

つぎに、学習の収束性を向上させるために、1) 性能評価値における外乱の影響を推定し、制御ルール修正のための修正係数を与えるような、適応ルールを用いたルール修正方式と、2) 修正するルールとして、実際に使用されたルールおよびそれと使用条件が隣接するルール群を選択するような、ルールの群修正方式からなる改良学習アルゴリズムを提案した。

シミュレーション試験では、学習機能付ファジィコントローラを沸騰水形原子力発電プラント (BWR プラント) の圧力制御系に応用した場合に、外乱が多い環境下での学習収束性が良好で、原子炉出力が異なる運転条件下でも一様に安定な制御特性が得られることを確認した。

本論文では、主に 1 入力 1 出力系を対象とした学習

アルゴリズムについて検討したが、多入出力系へ拡張して適用するためには更に制御系の干渉を考慮する必要がある。これに関しては制御動作の協調を図るためにプラントの制御特性の定性的知識を利用できるので¹⁰⁾、この知識を学習アルゴリズムに活用していくことが今後の課題である。

最後に、改良学習アルゴリズムの定式化とシミュレーション結果について討論していただいた、(株)日立製作所基礎研究所福西宏有主任研究員に深謝します。

参 考 文 献

- 1) L. P. Holmblad, et al.: Control of a Cement Kiln by Fuzzy Logic, Fuzzy Information and Decision Process, 389/399, North-Holland (1982)
- 2) 安信, 宮本, 井原: Fuzzy 制御による列車定位置停止制御, 計測自動制御学会論文集, **19**-11, 873/880 (1983)
- 3) E. H. Mamdani: Application of Fuzzy Algorithms

for Control of Simple Dynamic Plant, Proc. IEE, **121**-12, 1585/1588 (1974)

- 4) T. J. Procyk and E. H. Mamdani: A Linguistic Self-Organizing Process Controller, Automatica, **15**, 15/30 (1979)
- 5) 山崎, 菅野: 自動学習ファジィコントローラ, 計測自動制御学会論文集, **20**-8, 720/726 (1984)
- 6) R. V. Monopoli: Liapunov's Method for Adaptive Control System Design, IEEE Trans. Automatic Control, **AC-12**-3, 334/335 (1967)
- 7) I. D. Landau: A Hyperstability Criterion for Model Reference Adaptive Control Systems, IEEE Trans. Automatic Control, **AC-14**-5, 552/555 (1969)
- 8) 山崎, 菅野: ファジィ制御, システムと制御, **28**-7, 442/446 (1984)
- 9) 丹治, 福西: ルール制御を用いた原子力発電所自動化制御方式の検討, 第24回 SICE 学術講演会予稿集, 1103 (1985)
- 10) 丹治, ほか: 制御系の干渉を考慮したファジィ協調制御方式の検討, 日本原子力学会昭和61年会予稿集, E32 (1986)