ニューラルネットを用いたモデル規範型適応制御の一構成法[†]

美 口 純 一*・呉 漢 生**・水 上 孝 一***

A Study on Model Reference Adaptive Control Using Neural Networks

Junichi MIGUCHI*, Hansheng WU** and Koichi MIZUKAMI***

In this paper, a new scheme to control nonlinear systems is proposed. A back-propagation neural network is applied to a nonlinear model reference adaptive control. Traditional model reference adaptive control techniques can only deal with linear systems or some special nonlinear systems. The back-propagation neural networks have the capability to learn arbitrary nonlinearity and are easy to apply to adaptive control applications. But, to construct a controller by a only neural network is very hard, because the charge of neural network is large and the learning speed of neural network become very slowly. Thus, for reducing the charge of neural network a scheme combining back-propagation neural networks with traditional model reference adaptive control techniques is proposed. Traditional model reference adaptive control is mainly employed to control the linearity of system, and the back-propagation neural network is employed as compensation of nonlinearity. Here, the employing traditional model reference adaptive control technique is dead-zone method. Moreover, in this paper the transient response of the system become better by setting norm upper bound of a neural network compensator. Simulation results show that this scheme is validity.

Key Words: model reference adaptive control, neural network, nonlinear system

1. 諸 言

実際のシステムは予知することのできない非線形特性、もしくは内部外乱などの不確定な要素をもっている。このような不確定要素をもつシステムに対する制御として、今まで多くの方法が提案されている。例えば、B.Chen, C.Wong らは出力のノルム値に比例した上限値を定めた不確定要素をもつシステムに対しロバストなコントローラの設計法を示し、その十分条件を求めた¹⁾。また B.B. Paterson らは不確定要素のノルムにある一定の上限値を定め、出力誤差を完全に零にするのをあきらめ系の有界性と安定性を保証する dead-zone 法を提案している^{2) 3)}。しかし、これまで提案されたこれらの方法では、この不確定要素の非線形特性が大きいのに対しては出力誤差が大きくなってしまったり、制御器の設計が困難なものになってしまう。

近年、この非線形要素に対してニューラルネットワーク（以下 NN）を用いる方法が注目されており、NN を制御に利用する方法などが報告されている。例えば、C.J.Goh らは NN を用いた非線形システムに対するモデル規範型適応制御（以下 MRAC）を提案し⁴⁾、また F.C.Chen らは NN のセルフチューニングレギュレータ（以下 STR）を提案している⁵⁾。しかし、NN だけでシステム全体を制御するのは困難である。なぜなら、NN は収束が遅いという欠点をもっているためである。NN だけで制御器を構成する場合、ネットワークが複雑になり、それだけ学習に時間がかかるため、システムの過渡応答が悪くなる。そこで NN への負担を軽くするため、線形部分に対する制御を一般制御則で、非線形部分を NN で制御器を設計する方法が提案されている。例えば、飯国らは最小自乗法と NN を組み合わせることで非線形要素をもつシステムに対する最適レギュレータや STR を提案している^{6) 7)}。しかし、それらの方法は最適レギュレータ、STR とも不確定要素をもつシステムに対する制御法でないため、推定パラメータが安定しないなどの欠点がある。

本論文では不確定要素を非線形特性として考え、このような非線形要素をもつシステムに対し、dead-zone 法と NN を組み合わせたモデル規範型適応制御制御法（MRAC）を設計することを目的とする。dead-zone 法は本来、確定外乱をもつシステムに対して閉ループ系の安定を保証する制御法であるため、推定パラメータも安定となり、NN への負担を軽くする。さらに、NN はシステムの非線形要素を補償する補償

[†] 第 4 回 SICE 中国支部学術講演会で発表 (1995・12)

* 広島大学大学院 工学研究科 東広島市鏡山 1-7-1

** 広島県立大学 庄原市七塚原

*** 広島大学 総合科学部 東広島市鏡山 1-7-1

* Graduate School, Hiroshima University, Higashi-Hiroshima

** Faculty of Management, Hiroshima Prefecture University, Syoubara

*** Faculty of Integrated Arts and Sciences, Hiroshima University, Higashi-Hiroshima

(Received April 1, 1996)

(Revised February 7, 1997)

器として用いるため、ネットワークの構造も単純なものでよく、システムの過渡応答が抑えられる。また、本論文では制御器の構成に NN を用いたとき、NN の学習初期段階に生じる過渡応答の改善法を提案する。

2. 問題の定義

MRAC は制御対象となるシステムの動特性を、システムの過渡特性などがよいモデルの動特性と一致させることにより、制御を行なう。本論文では制御対象として、次式で表されるむだ時間が 1 である 1 入力 1 出力のシステムについて考える。

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-1}B(z^{-1})u(t) + h(y(t-1), t-1) \quad (1)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \cdots + a_n z^{-n} \quad (2)$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \cdots + b_{v'} z^{-v'} \quad (3)$$

$$v' \leq n$$

ここで、 $y(t) \in R^1, u(t) \in R^1$ はそれぞれシステムの出力と入力、 $h(\cdot)$ は $y(t-1)$ の非線形関数でシステムの非線形要素を表している。また、 z^{-1} は時間遅れ演算子であり、 $a_1, \dots, a_n, b_0, \dots, b_{v'}$ は未知の定数である。非線形部分は次式のようにそのノルムの上限が定められているとする。

$$|h(y(t), t)| \leq \gamma_1 |y(t)| + \gamma_2 \quad (4)$$

ただし、 γ_1, γ_2 は既知の正定数である。

参照するモデルは次式で表される。

$$E(z^{-1})y_m^*(t) = z^{-1}R(z^{-1})r(t) \quad (5)$$

$E(z^{-1}), R(z^{-1})$ はそれぞれ次式のような z^{-1} の多項式である。

$$E(z^{-1}) = 1 + e_1 z^{-1} + \cdots + e_{\bar{n}} z^{-\bar{n}} \quad \bar{n} \leq n \quad (6)$$

$$R(z^{-1}) = c_0 + c_1 z^{-1} + \cdots + c_{\bar{v}'} z^{-\bar{v}'} \quad \bar{v}' \leq \bar{n} \quad (7)$$

そのとき、次式を満たす多項式 $G(z^{-1})$ が唯一存在することが保証されている⁸⁾。

$$E(z^{-1}) = A(z^{-1}) + z^{-1}G(z^{-1}) \quad (8)$$

ここで、

$$G(z^{-1}) = g_0 + g_1 z^{-1} + \cdots + g_{n+1} z^{-n+1} \quad (9)$$

(8) 式より、(1) 式を次式のように書き直すことができる。

$$\begin{aligned} \bar{y}(t+1) &= \alpha(z^{-1})y(t) + \beta(z^{-1})u(t) + h(y(t), t) \\ &= \phi(t)^T \theta + h(y(t), t) \end{aligned} \quad (10)$$

ここで

$$\begin{aligned} \bar{y}(t+1) &= E(z^{-1})y(t+1) \\ \phi(t)^T &= [u(t), \dots, u(t-v+1), \\ &\quad y(t), \dots, y(t-n+1)] \\ &= [u(t), \phi'^T(t)] \end{aligned}$$

ここで、 $v = v' + 1$

$$\theta = [\theta_1, \dots, \theta_{v+n}] = [\theta_1 \theta'^T]^T$$

$$\alpha(z^{-1}) = G(z^{-1}),$$

$$\beta(z^{-1}) = B(z^{-1})$$

上式中のパラメータ θ は係数 $a_1, \dots, a_n, b_0, \dots, b_{v'}$ によって決まる定数である。

(10) 式は $\bar{y}(t+1)$ が $y(t), \dots, y(t-n+1), u(t), \dots, u(t-v+1)$ の線形結合と非線形要素の和で表されることを意味している。また、 $\bar{y}(t)$ は (1) 式で表されるモデルの左辺に等しく、 $\bar{y}(t) = z^{-1}R(z^{-1})r(t)$ となるよう制御入力を設計すれば MRAC の目的を達成できる。次に本論文の制御条件を示す。

[仮定 1] システムの次数 n は既知である。

[仮定 2] システムは最小位相である。

[仮定 3] $|\theta_{1m}| \leq |\theta_1|$ と $\theta_{1m}\theta_1 > 0$ を満たす既知の定数 θ_{1m} が存在する。

[仮定 4] $|h(y(t), t)| \leq \eta(y(t))$ が既知である。

以上のような条件のもとでコントローラを設計する。

3. システムの線形部分に対するコントローラ

システムの線形部分に対する制御器は適応制御の一つである dead-zone 法を用いて設計する。今、パラメータ θ は未知であるため、その推定値を $\hat{\theta}$ とし、モデリング誤差を次のように定義する。

$$e_L(t) = \bar{y}(t) - \phi^T(t-1)\hat{\theta}(t-1) \quad (11)$$

このモデリング誤差 e_L を最小にするようなパラメータ更新則を次に示す。まず、dead-zone 関数を次式のように定義する。

$$f(g, e) = \begin{cases} e - g & : e > g \text{ のとき} \\ 0 & : |e| < g \text{ のとき} \\ e + g & : e < -g \text{ のとき} \end{cases} \quad (12)$$

ただし、 $0 < g < \infty$

この dead-zone 関数を組み込んだ修正則として次の勾配法を使う⁹⁾。

$$\hat{\theta}(t) = \text{Proj} \{ \hat{\theta}(t-1) + \Delta \hat{\theta}(t-1) \} \quad (13)$$

$$\Delta \hat{\theta}(t-1) = a(t) \frac{\phi(t-d)e_L(t)}{c + \phi^T(t-d)\phi(t-d)} \quad (14)$$

ここで Proj は次のような project operator であり、次式のような変換を示している。

$$\hat{\theta}(t) = \begin{cases} \hat{\theta}_1 & : \hat{\theta}_1(t) \text{sgn}(\theta_{1m}) \geq |\theta_{1m}| \text{ の場合} \\ \theta_{1m} & : \text{その他} \end{cases}$$

そして (14) 式中の $a(t)$ は、dead-zone 関数を含んだ次式で定義される。

$$a(t) = \begin{cases} 0 & : |e_L(t)| \leq \bar{\eta}(y(t)) \\ \frac{f(\eta(y(t)), e_L(t))}{e_L(t)} & : \text{その他} \end{cases} \quad (15)$$

(13), (14) 式のパラメータ更新則を用いることで、例えば、システムに非線形項が加わっても、推定値 $\hat{\theta}$ と真値 θ の誤差の有界性が保証されている³⁾。

以上のようなパラメータ更新則により求められた $\hat{\theta}$ を用い $u_L(t)$ を次式のように設計する。

$$u_L(t) = \frac{r_f(t) - \phi'^T(t)\hat{\theta}'(t)}{\hat{\theta}_1(t)} \quad (16)$$

ここで

$$r_f(t) = R(z^{-1})r(t) \quad (17)$$

このように $u_L(t)$ を決定するとシステムが線形であれば対象システム(1)は参照モデル(5)の動特性と一致し、参照モデルは大域安定なシステムなので最終的に $y(t)$ は $y_m(t)$ に一致する。しかし、実際は非線形要素が加わるためモデリング誤差 $e_L(t)$ は完全に0になることはない、このためNNを用いてこの非線形要素を補償する補償器を設計する。

4. システムの非線形部分に対するコントローラ

4.1 ニューラルネットワークの構造

NNはFig. 2のように階層型の構造をもつ。これはユニットがいくつかの層に別れ、隣合う層のすべてのユニットと結合しているネットワークである。各層のユニットはFig. 1で表され、ネットワーク全体の入出力の計算は次式にしたがって行なわれる。

$$z_j^{i+1} = \sum_{k=0}^{N_i} w_{jk}^{i+1} \cdot x_k^i \quad (18)$$

$$x_j^{i+1} = f^{i+1}(z_j^{i+1}) \quad 1 \leq i \leq M \quad (19)$$

ここで、 z^i は i 層の j 番目のユニットの入力の総和、 x_j^i は i 層の j 番目のユニットの出力を表し、結合係数 w_{jk}^{i+1} は i 層の k 番目のユニットと $i+1$ 層の j 番目のユニット間の結合係数を表している。また、 f^i は、 i 層に対する出力関数を表しており、出力層以外では次式のシグモイド関数

Fig. 1 ニューロンのモデル

Fig. 2 階層型のネットワーク

$f(x)^i = 1/(1 + \exp(-x))$ ただし、 $1 \leq i \leq M-1$ が用いられ、出力層（最終層 M ）では線形関数 $f^M(x) = x$ が用いられる。

NNは三層あれば、任意の非線形写像を表せることはよく知られており、非常に高い汎化能力をもっている¹⁰⁾。このNNの学習はユニット間の結合の重みを更新することによって行なわれ、更新幅はNNの出力と教師信号の誤差を小さくするよう、最急降下法により計算される。詳しい計算法は後で述べる。

4.2 ニューラルネットワークを用いた補償器の設計

本論文は参照モデルの動特性と対象システムの動特性を一致させることを目的としているので、参照モデルとシステム間の出力誤差を以下のように定義する。

$$e_N(t) = \frac{1}{2}(r_f(t) - \bar{y}(t))^2 \quad (20)$$

そして、 e_N を小さくするようにNN補償器を学習させる。NNへの入力是非線形項の引数である $y(t-1)$ を用い、その出力を $u_N(t)$ とすると、NNの入出力関係は次式で表される。

$$u_N(t-1) = g(y(t-1)) \quad (21)$$

ここで $g(\cdot)$ はNNの入出力関係を表す関数である。重みの更新は誤差逆伝搬法を行ない、次式のように与えられる。

$$w(t+1) = w(t) + \alpha \Delta w(t) \quad (22)$$

ここで

$$\begin{aligned} \Delta w(t) &= -\frac{\partial e_N(t+1)}{\partial w(t)} \\ &= (r_f(t+1) - \bar{y}(t+1)) \frac{\partial \bar{y}(t+1)}{\partial u_N(t)} \frac{\partial g}{\partial w(t)} \\ &= (r_f(t+1) - \bar{y}(t+1)) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u_N(t)} \frac{\partial g}{\partial w(t)} \end{aligned} \quad (23)$$

しかし、 $\partial y(t+1)/\partial u_N(t)$ を計算することはできないので、制御対象の非線形部分が $u(t)$ にあまり依存していないと仮定し、

$$\begin{aligned} \frac{\partial y(t+1)}{\partial u_N(t)} &= \frac{\partial \bar{y}(t+1)}{\partial u_N(t)} \\ &\approx \frac{\partial}{\partial u_N(t)} (\hat{\theta}_1 u(t) + \dots + \hat{\theta}_v u(t-v+1) \\ &\quad + \hat{\theta}_{v+1} y(t) + \dots + \hat{\theta}_{v+n} y(t-n+1)) \\ &\approx \hat{\theta}_1 \end{aligned} \quad (24)$$

として $\partial y(t+1)/\partial u(t)$ を近似的に計算する。これにより、NNの学習を行ない、非線形要素の補償が可能となる。

4.3 ニューラルネットワーク補償器による過渡応答の改善

以上のように非線形要素をNNで補償するように学習を進めていくわけであるが、まだ学習の初期段階のNNの出力はどんな値を取るかわからず、このままではシステムの過渡応答が悪くなることが予想される。そこでNNの学習が初期の

Fig. 4 従来の直接適応制御器を用いた場合のシステムの出力と規範モデルの出力結果

Fig. 5 NN 補償器をもつ適応制御器を用いた場合のシステムの出力と規範モデルの出力結果

層の数 三層
各層のニューロン数 一層：1，二層：20，三層：1
学習係数 α 0.01
重みの初期値 $-2 \sim 2$ でランダムに与える
とする。また、非線形部分を補償する制御器の出力の上限値を $d = 0.1$ として実験を行なう。その実験結果を Figs. 4, 5, 7 に示す。

各図とも、実線がモデルの出力、点線が対象システムの出力を表している。それらの結果を比較すると、Fig. 4 は出力誤差が非常に大きくなっているのに対し、Fig. 5 はステップ 90 付近で誤差がほとんど零になっていることがわかる。これは NN 補償器がシステムの非線形項部分に対する制御の役割を果たしていることを示しており、NN 補償器の有効性が確認できた。しかし、収束する前のシステムの出力は非常に大きな値をとっており、システムの過渡応答が悪くなっている。これを Fig. 7 と比較すると、Fig. 7 はシステムの出力ノルムは最大でも 1.7 と小さく抑えられていることから、NN 補償器の出力が NN の学習初期段階で $d = 0.1$ 以下に抑えられていることにより、システムの過渡応答が改善されることを示している。また、収束位置が Fig. 5 と比較しても、それほどかわっていないことから学習速度の低下も抑えられていることも確認できる。

Fig. 6 NN 補償器をもつ適応制御器を用いた場合の推定パラメータ値の変動

Fig. 7 NN の上限値を決め、上限値を抑えたときのシステムの出力と規範モデルの出力結果

また、Fig. 6 は Fig. 5 のときの推定パラメータの時間変動を示したものである。この図より、ステップ数が約 50 で一定値を保っており、変動していないことがわかる。

以上の結果から NN 補償器に上限値を設けることにより、システムの過渡応答を抑えることができることが確認できた。この上限値の値の選び方は、実システムの入力の上限值から適当に選ぶしかなく、その選び方についての考察は、将来の課題となる。また、推定パラメータの変動もなく、NN の負担が軽くなっているため収束速度も早く、制御器の出力も安定している。

7. 結 言

本論文では直接適応制御の中の dead-zone 法と NN を組み合わせたモデル規範形適応制御の構成法を提案した。NN と一般制御器を併用するコントローラはこれまで、STR、最適レギュレータなどに適用されてきたが、本論文では MRAC への適用を試みた。一般制御器の設計法としては dead-zone 法を用いた。この dead-zone 法は本来、確定外乱が加わったシステムに対する制御法であるため、従来、用いられていた最小自乗法によるパラメータ推定と比べて、パラメータの変動が少なく、安定している。このため、NN の負担が軽くなり、学習も行い易く、収束にかかる時間を短縮することが

できるなどの利点をもっている。また、NNを制御器として用いた場合に生じる学習初期段階でのシステムの過渡応答の劣化を抑える手法を提案した。これら提案した手法をシミュレーション実験により、その有効性を確認することができた。なお、非線形補償器としてNNを用いているため、システム非線形部分の形は未知でもよく、周期的な外乱に対してもロバストである。

参 考 文 献

- 1) B. Chen and C. Wong. Robust linear controller design: Time domain approach. *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. AC-32, No. 2, pp. 161-164, (1987).
- 2) B.B. Peterson and K.S. Narendra. Bound error adaptive control. *IEEE Transaction Automatic Control*, Vol. AC-27, No. 6, pp. 1161-1168, (1982).
- 3) G. Feng. A robust discrete-time direct adaptive control algorithm. *Systems & Control Letters*, Vol. 22, No. 3, pp. 203-208, (1994).
- 4) C.J. Goh. Model reference control of non-linear systems via implicit function emulation. *Int. J. Control*, Vol. 60, No. 1, pp. 91-115, (1994).
- 5) F.C. Chen. Back-propagation neural networks for nonlinear self-tuning adaptive control. *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 44-48, (1990).
- 6) Iiguni, Sakai, and Tokumaru. A nonlinear regulator design in the presence of system uncertainties using multilayered neural networks. *IEEE Transaction on Neural Networks*, Vol. 2, No. 4, pp. 410-417, (1991).
- 7) 平嶋, 飯国, 足立. ニューラルネットワークを用いた適応制御系の一構成法. システム制御情報学会論文誌, Vol. 7, No. 8, pp. 281-286, (1994).
- 8) 金井, 寺尾. ロバスト適応制御入門. オーム社, (1986).
- 9) G.C. Goodwin and K.S. Sin. *Adaptive Filtering Prediction and Control*. PRENTICE-HALL, INC., Englewood Cliffs, 1984.
- 10) 船橋. 三層ニューラルネットワークによる恒等写像の近似的実現についての理論的考察. 電子通信学会論文誌, Vol. J37-A, No. 1, pp. 139-145, (1990).
- 11) 美口, 呉, 水上. ニューラルネットワークを用いた直接適応制御の一構成法. 計測自動制御学会中国支部学術講演会論文集, pp. 220-221, 1995.

[著 者 紹 介]

美 口 純 一

1994年広島工業大学電子工学科卒業。96年広島大学大学院工学研究科博士課程前期情報工学専攻修了。96年(株)沖ソフトウェア中国に入社、現在に至る。おもにロバスト制御、ニューラルネットワーク、適応制御の研究に従事。

呉 漢 生 (正会員)

1982年、中国東北大学自動制御工学科卒業。84年同大学大学院修士課程修了。89年広島大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程(後期)修了(工学博士)。中国東北大学講師などを経て、93年広島大学総合科学部、96年広島県立大学助教授となり現在に至る。最適制御、微分ゲーム、ロバスト制御、適応制御、ニューラルネットワークおよびこれらの応用に関する研究に従事。情報処理学会の会員。

水 上 孝 一 (正会員)

1958年、広島大学工学部電気工学科卒業。60年京都大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。63年京都大学工学部助手、トロント大学客員研究員などを経て、68年広島大学工学部助教授、77年同総合科学部教授、同大学院工学部研究科担当、現在に至る。関数解析、最適制御、微分ゲーム、情報検索などの研究に従事(工学博士)。情報処理学会、システム制御情報学会などの会員。