CMAC による非線形離散時間系のモデル追従制御*

山下 裕**・佐藤友彦**・島 公脩**

Implementation of Model Following Control for Nonlinear Discrete-Time Systems by CMAC*

Yuh YAMASHITA**, Tomohiko SATOH** and Masasuke SHIMA**

This paper discusses a design method of "neural controller" which achieves the model following control for a SISO nonlinear discrete-time system. If the system dynamics is completely known, the model following control law can be derived as a nonlinear function of input-output sequence via the nonlinear control theory. Under reasonable assumptions, a neural network CMAC—Cerebellar Model Arithmetic Computer—is able to learn both the uncertain nonlinear dynamics of the system and the nonlinear function which yields the model following controller. Moreover, in order to improve the accuracy and the speed of learning, the data presented to the CMAC are transformed by the *difference method* or the *correlation method*. It is shown by computer simulations that our method works well and the *correlation method* is better than the *difference method*.

1. 緒 言

最近, ニューラルネットワークを制御に応用する試みが数多くなされている¹⁻⁸. 特に, ニューロンの非線形性を利用して, 非線形系を制御対象としたものが多いように見受けられる. 制御方式も, 学習制御, 適応制御など多岐にわたっている. しかし, そこで述べられている制御方式が, 一般的にどのような制御対象に対して適用が可能であるのかを考察したものは少ない. また, ロボットなどに適用した場合には, 制御対象の状態量がすべて観測できるものとしている場合が多い.

本論文では, ある程度一般的な非線形 1 入力 1 出力離散時間系に対し, ニューラルネットワークの一種として考えられている CMAC¹ を用いて, 出力フィードバックによるモデル追従制御系を構成する. CMAC は, バックプロパゲーション法⁹ を用いる多層型ニューラルネットワークなどと比べると原始的な神経回路モデルであり, ニューロンの数も多く必要となる. しかし, CMAC は, 従来の計算機上でエミュレートするのに適しており, ま

たニューロンの数がある程度多い場合でも収束する. CMAC を用いた制御の研究は, 参考文献 1) のほかに参考文献 2), 3) などがある.

2., 3. では, 入出力の過去の列によるフィードバックによって, 離散時間非線形系のモデル追従制御系を構成できることを示す. 4. で CMAC について簡単に説明したあと, 5, 6. では, CMAC によって, 未知の制御対象に対してモデル追従制御系を構成するための方法を述べる. 7. ではシミュレーションによって, 本方法の有効性を確かめる.

2. 状態フィードバックによるモデル追従制御

非線形離散時間系の制御に関してはすでに, いくつかの論文が発表されている¹⁰⁻¹⁷. 特に, 1 入力 1 出力系については, 局所的に可制御であれば局所的に入出力線形化¹⁰ が可能であり, 線形系の制御理論が応用可能である. また, NARMA (Nonlinear ARMA) モデルで表わされた系に対しても, モデル追従形の適応・学習制御¹¹ などが研究されている. ここでは, 1 入力 1 出力系に対する局所的なモデル追従制御について述べる.

しばらくは, 制御対象のダイナミクスが既知であるものとして考える. 制御対象は,

$$x(t+1) = f(x(t), u(t)) \quad (1)$$

* 原稿受付 1990. 7. 27

** 北海道大学 工学部 Faculty of Engineering Hokkaido University; N 13 W 8, Kita-ku, Sapporo 060, JAPAN

Key Words: nonlinear discrete-time system, model following control, CMAC (Cerebellar Model Arithmetic Computer), neural network, forced dynamics.

$$y(t) = h(x(t)) \quad (2)$$

で表わされるものとする。ただし、 $t \in \{0, 1, 2, \dots\}$ は離散的な時間を表わすこととする。また、 $u(t)$, $y(t)$, $x(t) \triangleq \text{col.}(x^1(t), \dots, x^n(t)) \in \mathbf{R}^n$ はそれぞれ t におけるスカラー入力、スカラー出力、状態量を表わし、 $f(x, u)$, $h(x)$ は解析的な写像とする。また、規範モデルを、

$$x_M(t+1) = f_M(x_M(t), v(t)) \quad (3)$$

$$y_M(t) = h_M(x_M(t)) \quad (4)$$

とする。ただし、 $x_M(t) \triangleq \text{col.}(x_M^1(t), \dots, x_M^{n_M}(t)) \in \mathbf{R}^{n_M}$, $v(t)$, $y_M(t)$ は、それぞれ規範モデルの状態量、入力、出力である。

本論文では、次の仮定 1 を満たす軌道を生成する入力 $u(t)$, $v(t)$ のみを考える。

仮定 1 次の 3 条件を仮定する。

- (1) ある領域 $W \subset \mathbf{R}^{n+1}$ が存在して、 $(x(k), u(k))$ が W 上のみを動く。
- (2) W の x 空間への射影を X , X の $h(x)$ による像を Y , y_M の動く領域を Y_M とすると、 $Y \supset Y_M$ 。
- (3) x を固定したときの W の切片を $U(x)$ としたとき、 $U(x)$ ($x \in X$) は単連結である。また、 $u \rightarrow h(f(x, u))$ による $U(x)$ の像を $Y'(x)$ とすると、 $x \in X$ に対して $Y'(x) \supset Y$ 。□

(1) の条件は、 $f(x, u)$ の定義域を制限するものであり、(2) は、制御対象の出力のとり得る範囲が規範モデルの出力のとり得る範囲よりも広くなくてはならないという条件である。また (3) は、 $y_1 \in Y$ を 1 つ決めたときに、 $x(t) \in X$ に対して $y(t+1) = y_1$ とする入力 $u(t)$ が必ず存在するための条件である。

本論文において、「局所的に」とは、「この仮定 1 を満たすように系が動く限りは」の意味で用いている。

さらに、(1), (2) 式に対し、次の条件を仮定する。

仮定 2 W において、制御対象の Relative Order は 1 である。つまり、 $(x, u) \in W$ に対して、

$$\frac{\partial h(f(x, u))}{\partial u} \neq 0 \quad (5)$$

がなりたつものとする。□

この仮定 1, 2 のもとでは、次のように状態フィードバックによるモデル追従制御系を局所的に構成することが可能である。まず、

$$y(t+1) - y_M(t+1) = a(y(t) - y_M(t)) \quad (6)$$

となるエラーシステムを考え、制御対象とモデルの出力の差が (6) 式に従うとする。

$$|a| < 1 \quad (7)$$

を満たす a に対しては、

$$y(t) - y_M(t) \rightarrow 0 \quad (t \rightarrow \infty) \quad (8)$$

がなりたつ。よって、(6) 式がなりたつように、 $u(t)$ を決めればよい。恒等式、

$$\begin{aligned} y(t+1) - y_M(t+1) \\ = h(f(x(t), u(t))) - h_M(f(x_M(t), v(t))) \end{aligned} \quad (9)$$

がなりたつので、

$$h(f(x, u)) - h_M(f(x_M, v)) = a(h(x) - h_M(x_M)) \quad (10)$$

を $u(t)$ について解いた式

$$u = a(x, h_M(f_M(x_M, v))) + a(h(x) - h_M(x_M)) \quad (11)$$

が制御則を与える。仮定 1 の (3) より、

$$\phi(y_1, y_2, y_3; a) \triangleq y_1 + a(y_2 - y_3) \quad (12)$$

$$Y'(x) \supset \phi(Y_M, Y, Y_M; a), \quad x \in X \quad (13)$$

となるような a が存在する。(最悪の場合、 $a=0$ とすればよい) さらに、仮定 2 がなりたっているのので、(7), (13) 式を満たす a に対し、 W 上で (10) 式の u についての逆写像が存在する。 $u(t)$ を構成するためには、 $x_M(t)$ のすべての情報を必要としていない。すなわち、 $x(t)$ と $h_M(f_M(x_M, v)) + a(h(x) - h_M(x_M))$ の $(n+1)$ 個の値だけでよい。仮定 1, 2 では、簡単のために Relative Order を 1 としているが、2 以上であっても同様に制御則が構成可能である。

しかし、制御対象が線形系でゼロ点が単位円外にある場合、この方法による閉ループ系は不安定となる。非線形系の場合も同様なことが起こりうる。たとえば、出力がある列 $y_D(0), y_D(1), \dots (\in Y)$ に制御されているとする。そのとき、 $h(x) = y_D(t)$ を満たす点の集合で定義される多様体 P_t 上では、

$$h(f(x(t), u(t))) = y_D(t+1) \quad (14)$$

がなりたたねばならない。仮定 1, 2 より、 $X \cap P_t$ 上において、このような $u(t)$ が存在するので、それを、

$$u(t) = u_0(x(t), y_D(t+1)), \quad x(t) \in X \cap P_t \quad (15)$$

とおく。ここで、局所微分同相写像 $z(x)$ による座標変換を考える。ただし、 $z(x)$ の第 1 要素は $z^1(x) = h(x)$ とする。 $z(x)$ によって局所的に座標変換された新しい座標を $\text{col.}(y, \zeta^1, \dots, \zeta^{n-1})$ とし、その座標であらわした制御対象 (1) 式を、

$$y(t+1) = h(f(z^{-1}(y(t), \zeta(t)), u(t))) \quad (16)$$

$$\zeta(t+1) = \beta(y(t), \zeta(t), u(t)) \quad (17)$$

とおく。 $x(t) \in X \cap P_t$ とし、かつ (15) 式を満たす $u(t)$ が入力されていると仮定すると、

$$y(t) = y_D(t) \quad (18)$$

$$u(t) = u_0(z^{-1}(y_D(t), \zeta(t)), y_D(t+1)) \quad (19)$$

を(16)式、(17)式に代入することにより、(16)式は
 $y(t+1) = y_D(t+1)$, (17)式は、

$$\begin{aligned} \zeta(t+1) \\ = \beta(y_D(t), \zeta(t), u_0(z^{-1}(y_D(t), \zeta(t)), y_D(t+1))) \end{aligned} \quad (20)$$

となる。

任意の初期値 $x(0) \in X \cap P_0$ に対して $y(t) = y_D(t)$ ($k=0, 1, 2, \dots$) に拘束する状態フィードバック則のクラスを考える。すると、そのクラスの制御則は(15)式を満たすので、 $x(t) \in X \cap P_t$ ($t=0, 1, 2, \dots$) ならば(つまり、初期値が $X \cap P_0$ 上にあるならば)、そのクラスにおいて(20)式で表わされる動特性は不変である。これを、forced dynamics と呼ぶこととする。

ここで、次の仮定をする。

仮定3 $y_D(t) = y_M(t)$ のとき、規範モデルのとりうる出力例に対して、forced dynamics (20) 式の $\zeta(t)$ は有界である。□

$y_D(t) = 0$ の場合、forced dynamics は zero dynamics¹² と呼ばれる。

3. 状態観測器の設計

制御対象の状態量がわからない場合は、普通は状態観測器を用いる。観測器を設計するときに、通常は可観測性の仮定が必要である。(1), (2) 式の形の系における可観測性の研究には、参考文献 13), 14) などがあるが、本論文では、局所的な可観測性として次の仮定をする。

仮定4

$$\begin{aligned} \gamma(x, u(t), \dots, u(t+n-2)) \\ \triangleq \text{col.}(h(x), h(f(x, u(t))), \dots, \\ h(f(\dots f(x, u(t)), \dots, u(t+n-2)))) \end{aligned} \quad (21)$$

とおいたとき、 W において、

$$\text{rank} \frac{\partial \gamma(x, u(t), \dots, u(t+n-2))}{\partial x} = n \quad (22)$$

であること。□

この仮定のもとでは、次のように局所的に(W において) 状態量を推定することができる。

$$\begin{aligned} \gamma(x(t-n+1), u(t-n+1), \dots, u(t-1)) \\ = \text{col.}(y(t-n+1), \dots, y(t)) \end{aligned} \quad (23)$$

であるから、 $x(t-n+1)$ について解いて、

$$\begin{aligned} x(t-n+1) = \gamma^{-1}(u(t-n+1), \dots, u(t-1), \\ y(t-n+1), \dots, y(t)) \end{aligned} \quad (24)$$

とすることができる。よって、

$$\begin{aligned} x(t) = \delta(u(t-n+1), \dots, u(t-1), \\ y(t-n+1), \dots, y(t)) \\ \triangleq f(\dots f(f(\gamma^{-1}(u(t-n+1), \dots, u(t-1), \\ y(t-n+1), \dots, y(t))), \\ u(t-n+2), \dots, u(t-1))) \end{aligned} \quad (25)$$

と観測器を求めることができる。この観測器は $n-1$ ステップ後には(雑音・誤差がないならば) 真の値に収束する。よって、この意味で、(25) 式はデッドビートオブザーバである。

前節の(11)式とあわせると、出力フィードバックのモデル追従制御則は、

$$\begin{aligned} u(t) = \alpha(\delta(u(t-n+1), \dots, u(t-1), \\ y(t-n+1), \dots, y(t)), \\ \phi(h_M(f_M(x_M(t), v(t))), y(t), y_M(t); a)) \end{aligned} \quad (26)$$

となり、入力 of 過去値 $u(t-n+1), \dots, u(t-1)$, 出力 of 過去値・現在値 $y(t-n+1), \dots, y(t)$, および次ステップにおける出力の目標値 $\phi(h_M(f_M(x_M(t), v(t))), y(t), y_M(t); a)$ によって制御則が構成可能であることがわかる。

4. 神経回路モデル CMAC¹

CMAC (Cerebellar Model Arithmetic Computer) は、Albus¹ によって提唱された神経回路網モデルであり、任意の連続関数を近似的に学習する能力をもつ。Fig. 1 において、左から入力層、中間層、出力層であり、それぞれのニューロンの数は、 $(KQ-K+1)^N$, KQ^N , 1 である。ここで、 N は入力の数、 K は量子化関数の数、 Q は量子化関数ごとの分解能の段数と呼ばれている数である。出力層を除くすべてのニューロンは 0

Fig. 1 Structure of CMAC

か1の離散的な値を持つ。

入力層のニューロンのうち発火するのは一つだけである。その様子を Fig. 2 に示す。Fig. 3 は中間層のニューロンが発火する様子を示したものである。 Q^N 個のニューロンが格子状に配置されたものが K 個ある。入力層に対応するニューロンが1格子あたり一つの発火し、中間層全体で K 個発火する。Fig. 3 で、実線で区切られた部分が一つのニューロンで、斜線を引いてあるニューロンが発火している。中間層の出力にシナプス加重を掛けたものが出力層に入力され、それらの和がCMACの出力となる。CMACの学習は、中間層と出力層の間のシナプス加重に対しておこなわれる。教師信号とCMACの出力との差を K で割り、学習定数 $g(<1)$ を掛けたものを、出力に関与した K 個のシナプス加重に加えることにより学習が進行する。

Fig. 2 Input layer of CMAC

Fig. 3 Hidden layer of CMAC

CMACを従来の計算機上で実現するときには、発火するニューロンの数が決っているので、どのニューロンが発火したかという情報と、中間層と出力層の間のシナプス加重の値、および出力層の値のみを記憶しておけばよい。

CMACの近似の精度はニューロンの数に依存するので、実際にCMACを用いる際には、適当な補間機構を付け加えねばならない場合もありうる。本研究におけるシミュレーション(7.)においても、一次補間によって最終的な出力を得ている。また、学習時にも一次補間を用いている。

5. CMACによるモデル追従制御

本節では、CMAC(あるいは連続関数を学習できるほかのニューラルネットワーク)に、制御則 $\alpha(\delta(\cdot), \cdot)$ を学習させる方法について述べる。本節以降では、制御対象のダイナミクスは未知とする。ただし、系の次数だけは既知とし、前節までの仮定がなりたっているものとする。

本節の目的は、CMACに(26)式の制御則を学習させることである。(26)式の制御則は、次ステップにおける出力を、(26)式の $\phi(\cdot)$ の部分に一致させるように働く。よって、(26)式の $\phi(\cdot)$ の部分を $y(t+1)$ としたうえで t を $t-1$ と置きなおした式、

$$u(t-1) = \alpha(\delta(u(t-n), \dots, u(t-2)), y(t-n), \dots, y(t-1)), y(t)) \quad (27)$$

に従って、学習をおこなう。すなわち、 $u(t-n), \dots, u(t-2), y(t-n), \dots, y(t)$ をCMACの入力として、 $u(t-1)$ をCMACの教師信号として与えて、学習させる。その様子を示したものが、Fig. 4(a)である。本節では、Fig. 4において、 $u_0 = y_0 = 0, A = I_{2n}$ である。学習後は、1ステップ時間を進めて、 $u(t-n), \dots, u(t-2)$ の代わりに $u(t-n+1), \dots, u(t-1)$ を、 $y(t-n), \dots, y(t-1)$ の代わりに $y(t-n+1), \dots, y(t)$ を、 $y(t)$ の代わりに $\phi(h_M(f_M(x_M(t), v(t))), y(t), y_M(t); a)$ を用いる。すると、次ステップの制御対象の出力 $y(t+1)$ が $\phi(h_M(f_M(x_M(t), v(t))), y(t), y_M(t); a)$ となるような入力 $u(t)$ がCMACの出力として得られる。よって、それを制御対象の入力とすれば、モデル追従制御系となる(Fig. 4(b))。

本論文の方法の特徴をまとめると、次の2点となる。

- 1) CMACの入力として、制御対象の入力の過去値および出力の過去値・現在値・未来の目標値を用いる。
- 2) 多くの文献では、ニューラルネットワークの学習に制御対象とモデルの出力の差を用いている^{2,4-6}。しかし、本論文では制御対象への入力をCMACの教

Fig. 4 Block diagram of proposed control

師信号として用い、未来の目標値の代わりに実際の出力値を CMAC に入力する。Psaltis⁷ らの分類では一般学習機構に属するが、 u の過去値もニューラルネットワークに入力するなど、異なる点もある。

6. CMAC への入力の変換

サンプル値系においては、通常サンプル間隔を小さくすると、極とゼロ点は単位円に近づく。そのとき、入力にもよるが、 $y(t-n), \dots, y(t)$ の値は互いに近接した値になることがありうる。このような場合、CMAC への入力として $u(t-n), \dots, u(t-2), y(t-n), \dots, y(t)$ をそのまま用いたのでは、CMAC の中間層のうち、ほとんど用いられないニューロンが数多く存在することとなる。

そこで本節では、 $u(t-n), \dots, u(t-2), y(t-n), \dots, y(t)$ に簡単な一次変換を施したものを CMAC の入力とし、学習の効率を向上させる二つの方法について述べる。

一つめの方法は、 y および u の差分をとる方法である。学習時は、 $u(t-n)-u(t-2), \dots, u(t-3)-u(t-2),$

$u(t-2), y(t-n)-y(t-1), \dots, y(t-2)-y(t-1), y(t-1), y(t)-y(t-1)$ を CMAC の入力として用いる。制御系を構成する時には、 $u(t-n+1)-u(t-1), \dots, u(t-2)-u(t-1), u(t-1), y(t-n+1)-y(t), \dots, y(t-1)-y(t), y(t), \phi(h_M(f_M(x_M(t), v(t))), y(t), y_M(t); a)-y(t)$ を CMAC に入力する。これを変換則 1 と呼ぶこととする。

二つめの方法は、学習時に CMAC の入力が互いに無相関となるような一次変換を施す方法である。CMAC の入力を $\xi \triangleq \text{col.}(\xi^1, \dots, \xi^{2n}) \in \mathbb{R}^{2n}$ とする。また、 $\eta \triangleq \text{col.}(u(t-n), \dots, u(t-2), y(t-n), \dots, y(t)) \in \mathbb{R}^{2n}$ とおき、 η から ξ への変換行列を A とする。つまり、

$$\xi = A(\eta - \bar{\eta}) \quad (28)$$

を、適当な正規化の後、CMAC に入力する。ここでは、

$$E(\xi \xi^T) = I_{2n} \quad (29)$$

となるように、変換行列 A を決定する。ただし、 $E(\cdot)$ は期待値をあらわし、 $\bar{\eta} = E(\eta)$ である。

$$E(\xi \xi^T) = AE((\eta - \bar{\eta})(\eta - \bar{\eta})^T)A^T \quad (30)$$

であるから、

$$A^T A = E((\eta - \bar{\eta})(\eta - \bar{\eta})^T)^{-1} \quad (31)$$

を満たせばよい。 A が対象行列であると仮定すると、

$$A = (E((\eta - \bar{\eta})(\eta - \bar{\eta})^T)^{-1})^{1/2} \quad (32)$$

と計算できる。Fig. 4 において $u_0 = E(u)$, $y_0 = E(y)$ とし、 A を (32) 式の行列としたものが、この方法に相当している。この方法を以後、変換則 2 と呼ぶことにする。

$E((\eta - \bar{\eta})(\eta - \bar{\eta})^T)$ を計算するために、あらかじめ適当な数の入出力データを必要とするが、そのデータは CMAC の学習にも使用できるので、より多くのデータが必要となるようなことはない。また、一つめの方法では、CMAC への入力を入力層のニューロンに振り分ける際に、適当な係数を掛けたのちにオフセット分を引いて $[0, 1]$ に正規化しなければならない。変換則 2 では、学習に用いる ξ の期待値は 0 であり、また分散も 1 であるので、 $[0, 1]$ への正規化が容易である。

7. シミュレーションによる検討

本論文の方法によって CMAC にモデル追従制御則を学習させることができることを確認するために、計算機上でシミュレーションをおこなった。また、6. に述べた二つの方法の比較をおこなった。

制御対象は、

$$\begin{aligned} x^1(t+1) = & -0.4\{x^1(t)\}^3 + x^1(t) + 0.3x^2(t) \\ & -0.1u(t) \end{aligned} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} x^2(t+1) = & -0.5x^1(t) + 0.4x^2(t) + 0.2u(t) \\ y(t) = & \sin(0.1\pi x^1(t)) \end{aligned} \quad (34)$$

$$x^1(0) = x^2(0) = 0 \quad (35)$$

とあらわされる2次系とし($n=2$), 規範モデルは,

$$\begin{bmatrix} x_M^1(t+1) \\ x_M^2(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0.2 \\ -0.6 & 0.4 \end{bmatrix} x_M(t) + \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.5 \end{bmatrix} v(t) \quad (36)$$

$$y_M(t) = (0 \quad 1) x_M(t) \quad (37)$$

$$x_M^1(0) = 0, x_M^2(0) = 0.02 \quad (38)$$

とする。また、学習時の入力としては、分散1平均0の白色ガウス雑音を用い、学習後の規範モデルへは、

$$v(t) = \sin(0.04\pi t) \quad (39)$$

を入力した。

Fig. 5 (a) は 6. の変換則 1, Fig. 5 (b) は変換則 2 を用いたときのシミュレーションである。実線は制御対象の出力 $y(t)$, 破線は規範モデルの出力 $y_M(t)$ である。学習回数はともに、30,000 回であり、1,000 個の入出力データを変換行列 A を決定するために用いた。CMAC の定数は、 $K=4, Q=11, N=2n=4, g=0.7$ とし、

(a) Method of differences

(b) Method of correlations

Fig. 5 Responses of outputs

Fig. 6 Root mean square errors vs. number of learning

エラーシステムの極は $\alpha=0.1$ である。また、Fig. 6 は、学習回数によって追従の2乗平均誤差がどう変化するかを示している。実線は変換則 2 の場合、破線は変換則 1 の場合を示している。

Fig. 5 では、二つの方法ともに制御対象の出力が規範モデルの出力に追従しているが、変換則 2 の方がよく追従していることがわかる。また、今回は図には載せなかったが、ARMA 同定によって得られた結果をもとに (26) 式にしたがって線形制御則を構成した場合よりも、CMAC を用いた方法がよりよく追従している。Fig. 6 においても、変換則 1 よりも変換則 2 の追従誤差が小さいことがわかる。また、変換則 1 では学習回数が増えても追従誤差は上下しているが、変換則 2 では、ある一定回数以上学習すると追従誤差はほとんど変化しない。

8. 結 言

ダイナミクスが未知である1入力1出力離散時間非線形系に対する出力フィードバックのモデル追従制御則を、ニューラルネットワークの一種であるCMACに学習させる方法について述べた。

入力の過去値 $u(t-n+1), \dots, u(t-1)$, 出力の過去値・現在値 $y(t-n+1), \dots, y(t)$, および次ステップにおける出力の目標値 $\phi(h_M(f_M(x_M(t), v(t))), y(t), y_M(t); a)$ によってモデル追従制御則が構成可能であることを2., 3で示し, 5. ではこれらをCMACへの入力として制御系を構成した。さらに6. では、学習回数・追従誤差の低減を目的として、CMACへの入力に適当な1次変換を挿入する方法を提案し、その変換法を二つ示した。7. ではシミュレーションをおこない、規範モデルに制御対象の出力が追従することを確認した。また、このシミュレーションでは、6. で示したCMACへの入力の変換法のうち、変換法2(CMACへの入力を互

いに無相関とする方法)の方が良好な性能を示している。

本論文の方法は、トラッキング・学習制御・モデル規範型適応制御にも応用できると思われる。

おわりに、著者の一人にニューラルネットワークの制御への応用に関する研究をおすすめていただいた室蘭工業大学工学部情報工学科助教授長島知正先生、および参考文献 18) をご紹介いただいた北海道大学工学部精密工学科卒業生林伸善君(株)日本電気勤務、現在宇宙開発事業団に出向中)に厚く感謝します。

参 考 文 献

- 1) J. S. Albus : Brains, Behavior and Robotics ; McGraw-Hill (1981) (邦訳 : ロボティクス ニューロンから知能ロボットへ, 啓学出版)
- 2) 狩野 : 神経回路モデル CMAC によるロボットマニピュレータの学習制御 ; ロボットと生体の運動を探索 (富士通(株)国際情報社会科学研究所第 5 回夏期シンポジウム報告書), pp. 164~173 (1988)
- 3) L. G. Kraft & D. P. Campagna : A Comparison Between CMAC Neural Network Control and Two Traditional Adaptive Control Systems ; IEEE Control Systems Magazine, Vol. 10, No. 3, pp. 36~43 (1990)
- 4) F.-C. Chen : Back-Propagation Neural Networks for Nonlinear Self-Tuning Adaptive Control ; IEEE Control Systems Magazine, Vol. 10, No. 3, pp. 44~48 (1990)
- 5) D. H. Nguyen & B. Widrow : Neural Networks for Self-Learning Control Systems ; IEEE Control Systems Magazine, Vol. 10, No. 3, pp. 18~23 (1990)
- 6) 川人, 宇野, 鈴木 : 随意運動制御における適応と制御 II ; 日本ロボット学会誌, 6 巻, 3 号, pp. 222~230 (1988)
- 7) D. Psaltis, A. Sideris & A. A. Yamamura : A Multi-layered Neural Network Controller ; IEEE Control Systems Magazine, Vol. 8, No. 2, pp. 17~21 (1988)
- 8) 大松 : ニューラルネットワークと適応制御 ; コンピュータロール, 32 巻, pp. 73~79 (1990)
- 9) D. E. Rumelhart, G. H. Hinton & R. J. Williams : Learning Representations by Back-Propagating Errors ; Nature, Vol. 323, No. 9, pp. 533~536 (1986)
- 10) H.-G. Lee & S. I. Marcus : On Input-Output Linearization of Discrete-Time Nonlinear Systems ; Systems Control Lett., Vol. 8, No. 3, pp. 249~259 (1987)
- 11) S. Shin & T. Kitamori : Model Reference Learning Control for Discrete-Time Nonlinear System ; Adaptive Systems in Control and Signal Processing 1989 (Proc. 3rd IFAC Symposium on Adaptive Systems in Control and Signal Processing, Glasgow, UK, 1989), Pergamon Press, pp. 101~106 (1990)
- 12) S. Monaco & D. Normand-Cyrot : Zero Dynamics of Sampled Nonlinear Systems ; Systems Control Lett., Vol. 11, No. 3, pp. 229~234 (1988)
- 13) S. T. Glad : Observability and Nonlinear Deadbeat Observers ; Proc. IEEE Conf. Dec. Control, pp. 800~802 (1983)
- 14) E. D. Sontag : A Concept of Local Observability ; Systems Control Lett., Vol. 5, No. 1, pp. 41~47 (1984)
- 15) S. T. Glad : Output Dead-Beat Control for Nonlinear Systems with One Zero at Infinity ; Systems Control Lett., Vol. 9, No. 3, pp. 249~255 (1987)
- 16) J. W. Grizzle & H. Nijmeijer : On the Infinite Zeros of Nonlinear Discrete-Time Systems ; Theory and Applications of Nonlinear Control Systems, North-Holland, pp. 183~192 (1986)
- 17) S. Monaco & D. Norman-Cyrot : Invariant Distributions under Sampling ; Theory and Applications of Nonlinear Control Systems, North-Holland, pp. 215~221 (1986)
- 18) 合原 : ニューラルコンピューター脳と神経に学ぶ ; 東京電機大学出版局 (1988)
- 19) A. Isidori : Nonlinear Control Systems : An Introduction (2nd Edition) ; Springer-Verlag (1989)