

〔論文〕

非線形システムに対するニューラルネットワークによるモデル規範制御

大西 隼人*¹・渡辺 哲夫*²

Neural-network based model reference control for nonlinear dynamic systems

Hayato OHNISHI and Tetsuo WATANABE

Abstract:

This paper addresses the problem of model-reference control of non-linear systems. Model-reference control is an important class of non-linear scheme. A reference model is used to specify the ideal response of the control system to the external command. The controller should perform tracking control to this model. However, for non-linear plant with unknown structures, it may be difficult to ensure perfect model following. Given a reference model and a controller structures, such a gradient rule can be formulated for non-linear plants. However, the lack of a plant model structure is a major object in designing control schemes. In recent years, the artificial neural network (ANN) has come to be an important element in describing non-linear functions. It has been shown that a feed forward multilayered neural network can approximate a continuous function arbitrarily well. In this paper, model reference control of non-linear plants using the neural networks has been considered. Three approaches are studied for the 2-axes polar coordinate robot, the position control of a magnet suspended above an electro magnet and the antenna servo system. It is shown that our new method is only successfully applied to many systems.

Key words: model reference control, neural networks, polar coordinate robots

1. はじめに

一般に非線形システムを良好に制御するのはかなり難しい。システムの複雑さにより制御則の決定やその実現に困難が生じるからである。非線形システムを制御するのに制御対象に非線形フィードバックを施し、制御対象の非線形特性を打ち消してしまう線形化の手法が実施されている。^{[1]-[3]} 得られた線形システムを制御するには豊富な線形システム手法に事欠かない。また、線形化と制御器の実現を同時に行うといった方式も存在する。モデルとなる線形の規範システムを想定し、それと同じ特性を与えるような制御器を得ることを目的とする一種の

追従制御で、モデル規範制御と呼ばれる。^{[4]-[8]}

本研究は、非線形システム、特に2軸極座標ロボットシステムに対してモデル規範制御を行うことを目指している。また制御対象が、明示的に関数式の形で与えられている場合のみならず未知の構造でブラックボックスとして入力-出力の観測データによってのみ知られるような場合にも拡張しようとする。その手法として人工ニューラルネットワーク（以下、ニューラルネット）の導入を行い、その学習機能を利用する。

ニューラルネットが、非線形システムの制御に応用されるようになって以来さまざまな成果が得られている。ニューラルネットの主な特徴は以下のようにまとめられ

*¹ 大学院電子情報システム工学専攻
平成18年4月26日受理

*² (株)ニューメディア総研

る；任意の精度で連続関数を近似することができる；近似が学習機能を使用して実現される；フォールト・トレランスが容易に達成され、ロバスト性が高いことである。ニューラルネットワークを使用してモデル規範制御を実現するのは自然な流れである。

本研究で対象としている2軸極座標ロボットシステムは、回転動作と伸縮動作を行うアームロボットであるが、このロボットでは回転動作が伸縮に影響し、逆に伸縮動作が回転に影響する。いわゆる軸間干渉が存在し、この干渉を排除しながら各軸のモデル規範制御がなされねばならない。比較のために、磁気浮上システムやアンテナサーボシステム（倒立振り子）も研究対象とした。

モデル規範制御を実現するために、ニューラルネットワークで実現する制御器の訓練に対して幾つかの方式を試した。だが他のシステムと違って2軸極座標システムに対しては従来考えられてきた方式では不十分であることが分かった。

本研究では、従来の方式とは異なる新しい方式でニューラルネットワーク制御器を訓練し構成する。

検証のための制御実験とニューラルネットワークの訓練学習は、すべてMATLAB（シミュレータ）上で実施された。

本論文は、以下第2章において制御対象となる2軸極座標ロボットと、比較のために研究された磁気浮上システム及びアンテナサーボシステムの概要を示す。第3章においてモデル規範制御の考え方を示すと共に、従来から考えられてきた制御器の実現の方式について述べる。この中で、これらが2軸極座標ロボットに対しては有効でなかったことが説明される。第4章において、新しい訓練方法と2軸極座標ロボットに対する結果が示される。それと共に、この方法の有効性が他にシステムについても検証される。第5章において、各方式の比較検討を行い本研究の結論とする。

2. 制御される各種の非線形システム

2.1 アンテナサーボシステム

Fig. 2-1 にアンテナサーボの概要を示す。

アンテナアームの角度 Φ は振子を駆動する直流モータに供給する電流で制御される。

$$x_1 = \Phi \tag{2-1}$$

$$x_2 = \frac{d\Phi}{dt} \tag{2-2}$$

とすると、このサーボシステムの状態方程式は(2-3)で

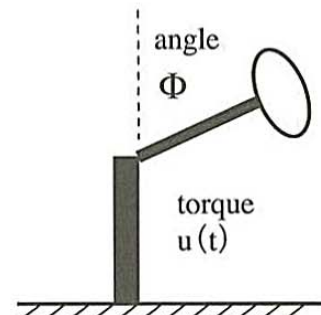


Fig. 2-1 アンテナサーボシステム

示される。(2-3)式における u はモータによって振子に加えられる力（トルク）である。

$$\begin{aligned} \frac{dx_1}{dt} &= x_2 \\ \frac{dx_2}{dt} &= 9.81\sin x_1 - 2x_2 + u \end{aligned} \tag{2-3}$$

2.2 磁気浮上制御システム

Fig. 2-2 に装置の概要を示す。電磁石の上側に浮上される磁石の位置を制御するシステムである。

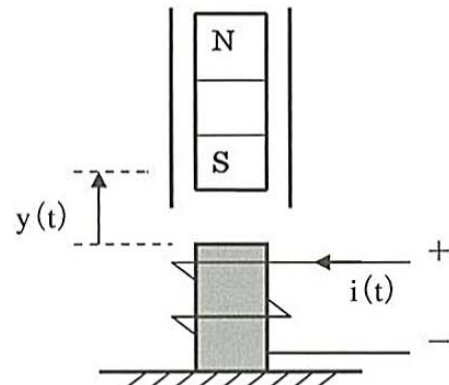


Fig. 2-2 磁気浮上システム

磁石の位置を $y(t)$ とすると、このシステムのダイナミックスは、以下の非線形システム方程式にて表される。

$$\frac{d^2y(t)}{dt^2} = -g + \frac{\alpha}{M} \cdot \frac{i^2(t)}{y(t)} - \frac{\beta}{M} \cdot \frac{dy(t)}{dt} \tag{2-4}$$

$i(t)$ は電磁石に流す電流であり、 M は磁石の質量である。 g は重力の加速度定数であり、 β は磁石の移動に関わる材料のビスコス摩擦係数である。 α は電磁石に巻かれた電線の巻き数と磁石の磁界の強さによって決定される磁界係数である。状態変数を導入して書き換え、 M 、 α 、および β の値を代入して、(2-5)式を得る。ここでは電流に比例する力 u を導入している。また $\text{sign}(u)$ の項は電流の方向による力の方向を考慮するために導入されている

る。

$$\frac{dx_1(t)}{dt} = x_2(t)$$

$$\frac{dx_2(t)}{dt} = -4x_2(t) - 9.8 + \frac{5}{x_1(t)} \cdot \text{sign}(u) \cdot u^2(t) \quad (2-5)$$

2.3 2軸極座標ロボット

Fig. 2-3 に2軸極座標ロボットの概要を示す。ロボットアームは回転と収縮動作ができる。ロボットアームの先端位置が、長さと同転角度の二つのパラメタ (r, θ) によって表されるので極座標ロボットと呼ばれる。

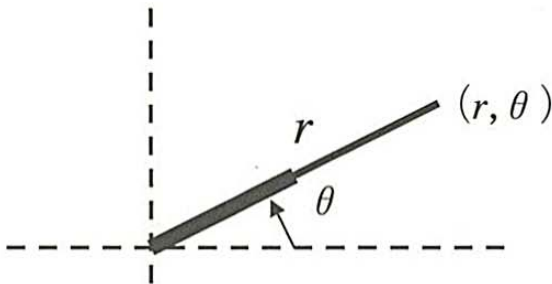


Fig. 2-3 2軸極座標ロボット

ロボットの半径方向の長さと同速度を各々 x_1, x_2 とし、同転角度と同転速度を各々 x_3, x_4 とする。ロボットは以下の(2-6)式で表されるダイナミック特性を持つものとする。

$$\frac{dx_1}{dt} = x_2$$

$$\frac{dx_2}{dt} = (x_1 + 0.5)x_2^2 + 0.5u_1$$

$$\frac{dx_3}{dt} = x_4$$

$$\frac{dx_4}{dt} = -\frac{2(2x_1+1)}{2x_1^2+2x_1+1.5333}x_2x_4$$

$$+ \frac{3.3}{2x_1^2+2x_1+1.5333}u_2 \quad (2-6)$$

この極座標ロボットのブロック線図を示すと Fig. 2-4 となる。軸間に非線形の干渉が存在し複雑な構造になっている。

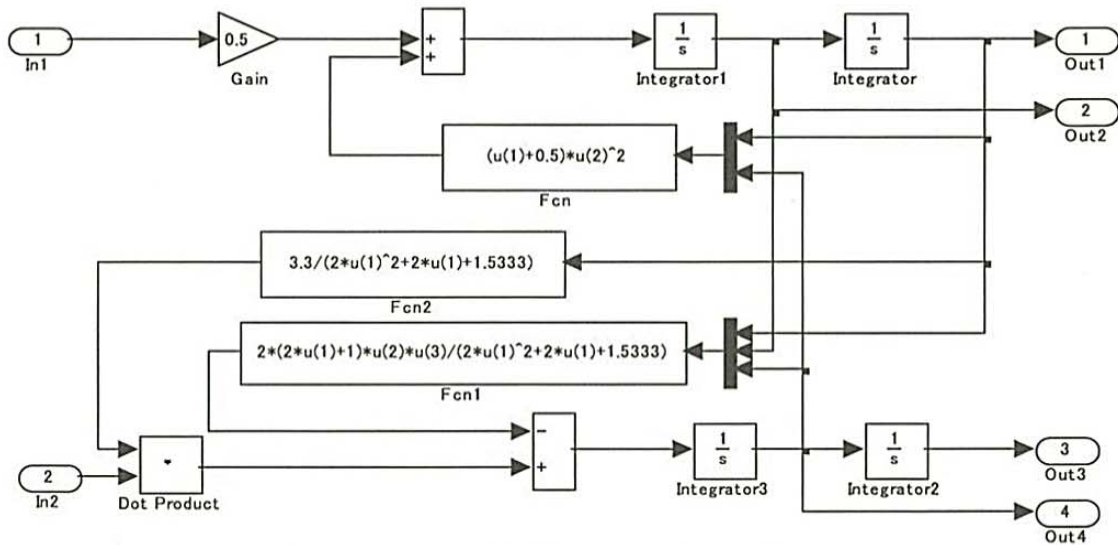


Fig. 2-4 2軸極座標ロボットブロック線図

3. モデル規範制御と実現方法

3.1 モデル規範制御

モデル規範制御とは、制御対象であるプラント出力を、望ましい出力を与えるモデル規範に追従させることを目的にした制御手法である。Fig. 3-1 に示すように完成されたモデル規範制御システムでは、モデル規範の与える目標出力と制御されたプラントの出力は一致しなければならない。

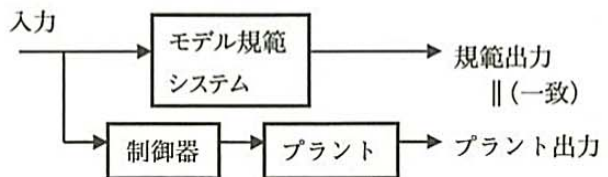


Fig. 3-1 モデル規範制御

3.2 モデル規範制御における制御器の構成

(1) 出力誤差をフィードバックする方法

これは最も基本的な方法で、Fig. 3-1をそのまま応用して、ニューラルネットワーク制御器を構成する。そのため、あらかじめプラントと同じ特性を持つ模擬システムをニューラルネットワークで構成しておかねばならない。このニューラルネットワークをNN1と名づける。制御器を構成するニューラルネットワークをNN2として、Fig. 3-2の訓練システムを構成し、誤差逆伝播法によって制御器ニューラルネットワークNN2を訓練する。

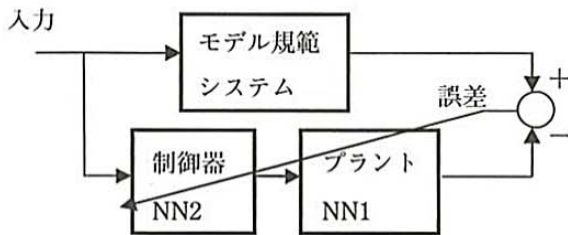


Fig. 3-2 制御器ニューラルネットワーク訓練(1)

プラントの代替としてニューラルネットワークNN1を用いるのは、誤差を逆伝播するための通路を確保するためである。実際のプラントではニューラルネットワークの訓練には寄与できない。訓練終了後は、制御器NN2と実際のプラントが直結される。

モデル規範として、式(3-1)の伝達関数を持つ簡単な線形システムを設定した。

$$G(s) = \frac{9}{s^2 + 6s + 9} \quad (3-1)$$

この方式で、各システムに対して制御器を訓練し、実験を行った結果を、Table-1に示す。

Table-1 制御結果(1)

システム	実験結果
アンテナサーボ	完全なモデル規範制御が出来た
磁気浮上制御	不可：モデルに追従できない
極座標ロボット	不可：制御器の訓練精度悪く、応答はモデルに追従できない

この方法で良好な結果が得られたのは、アンテナサーボシステムだけであった。より複雑なシステムに対してうまくいかない。

(2) プラントの逆システムを使用する方法

次に検討された方法は、ニューラルネットワークでプラントの逆システムを実現し、それを取り込んで制御器を構成するものである。Fig. 3-3に概要を示す。

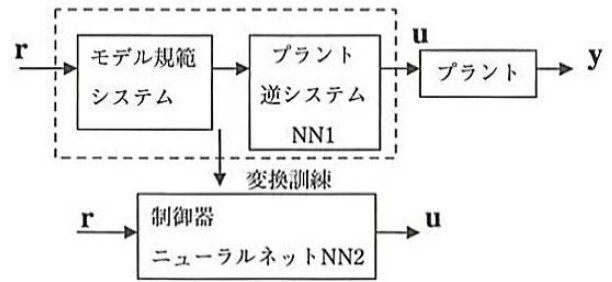


Fig. 3-3 制御器ニューラルネットワーク訓練(2)

この方式では、まずプラントの逆システムをニューラルネットワークNN1で訓練学習する。プラントとその逆システムが連続に接続されると、そのダイナミクスは原理的にはユニットになる。Fig. 3-3のダイナミクスはモデル規範そのものになってしまう。制御器としては、モデル規範と逆ダイナミクスNN1を接続したと同じ特性を持つニューラルネットワークNN2を実現することで構成される。その後、制御器と実プラントが直結されてモデル規範制御が行われる。

この方式で、各システムに対して制御器を訓練し、実験を行った結果を、Table-2に示す。

Table-2 制御結果(2)

システム	実験結果
アンテナサーボ	完全なモデル規範制御が出来た
磁気浮上制御	完全なモデル規範制御が出来た
極座標ロボット	不可：逆システムの訓練の精度が悪く、それを基にして制御器を構成しても良好な結果は得られない

結局、この方式で制御できたのは、磁気浮上システムまでで、我々が目標にしている極座標ロボットについては良好な結果は得られなかった。

互いに干渉を持つ2軸ロボットにおいては、干渉を排除しつつ各軸を別々のモデル規範に従わせねばならないという難しさがある。各軸の逆システムをニューラルネットワークで構成する場合、指令入力と干渉外乱入力の切り分けがうまくいかず訓練精度がよくなるらない。

極座標ロボットについて、新しい発想で制御器を構成しなければならない。それについては、次の章で記述される。

4. 2軸極座標ロボットのモデル規範制御

モデル規範制御は制御対象がモデル規範と同じ入力に対して、同じ出力となるような追従制御である。このこ

とを、別の表現で示すと Fig. 4-1 になる。

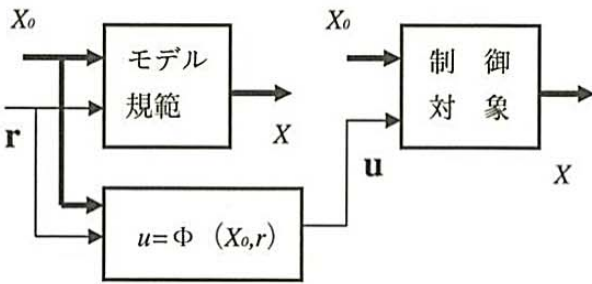


Fig. 4-1 モデル規範制御の考え方

モデル規範において状態 X_0 を状態 X に遷移せる指令を r とし、制御対象において同じ遷移を実現する制御入力 u とした場合、モデル規範制御は

$$u = \Phi(X_0, r)$$

なる制御器を実現することであると解釈される。

制御器 $u = \Phi(X_0, r)$ をニューラルネットワークで実現するには、入力の組 (X_0, r) と出力 u の訓練データが必要である。これは Fig. 4-2 のような関係から導かれる。

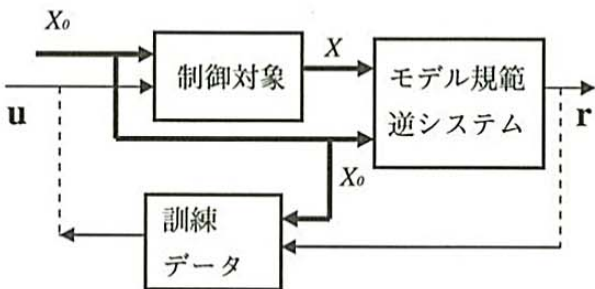


Fig. 4-2 制御器ニューラルネットワーク訓練データ

制御入力 u によって制御対象が $X_0 \rightarrow X$ の遷移を引き起こす場合、モデル規範において同じ遷移を引き起こす指令 r はモデル規範の逆システムから算出される。このようにして得られた (X_0, r) と u から、制御器ニューラルネットワークを訓練する。Fig. 4-3 に示すようにして制御器ニューラルネットワークが構成される。

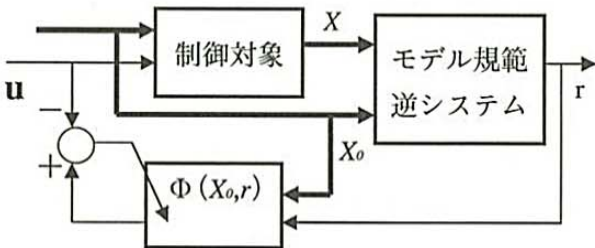


Fig. 4-3 制御器ニューラルネットワークの訓練

新しい構成法は

- (1) モデル規範の逆システムをニューラルネットワーク NN1

で構成する

- (2) 次に、制御入力 u と NN1 の入力 X_0 と出力 r の組 (X_0, r) を使用して制御器ニューラルネットワーク NN2 を訓練する

というステップを取る。

以下に、2 軸極座標ロボットについて実験過程を記述する。

- (1) モデル規範に関するデータと NN1 の訓練
モデル規範システムは、状態方程式で表すと

$$\begin{aligned} \frac{dx_1}{dt} &= x_2 \\ \frac{dx_2}{dt} &= -9x_1 - 6x_2 + 9r \end{aligned} \quad (4-1)$$

になる。

この式を使用して初期状態 $X_0 = (x_1, x_2)$ と r の組合せデータに関して 0.05 秒後の状態 X を求める。

$$\begin{aligned} x_1 &= [2.5 \ 2.0 \ 1.5 \ 1.0 \ 0.5 \ 0 \ -0.5 \ -1.0 \ -1.5 \ -2.0 \ -2.5] \\ x_2 &= [4.5 \ 4.0 \ 3.5 \ 3.0 \ 2.5 \ 2.0 \ 1.5 \ 1.0 \ 0.5 \ 0 \\ &\quad -0.5 \ -1.0 \ -1.5 \ -2.0 \ -2.5 \ -3.0 \ -3.5 \ -4.0 \ -4.5] \\ x_3 &= [2.5 \ 2.0 \ 1.5 \ 1.0 \ 0.5 \ 0 \ -0.5 \ -1.0 \ -1.5 \ -2.0 \ -2.5] \end{aligned}$$

の組み合わせのデータマトリクス (X_0, r) : 3 行 \times 2299 列 (以下, 3×2299) を得る。これに対してモデル規範の出力データマトリクス X : 2×2299 が得られる。このデータを再編集して訓練入力マトリクス (X_0, X) : 4×2299 と訓練出力 r : 1×2299 を得て、これでニューラルネットワーク NN1 を訓練する。NN1 は入力 $4 \times$ 中間層 $10 \times$ 出力層 1 の構成とした。訓練の繰返し回数と出力精度を表す訓練過程の図を Fig. 4-4 に示す。

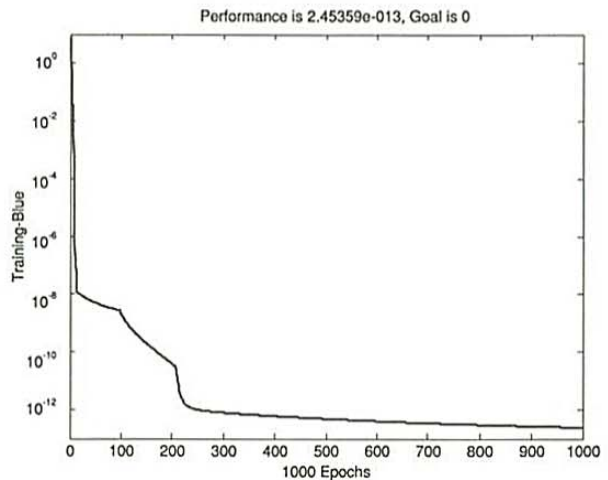


Fig. 4-4 規範モデルの逆システムニューラルネットワークの訓練課程
横軸：訓練回数 縦軸：訓練誤差

規範モデルは簡単な線形システムであるから、その逆システムも精度良く訓練が行われていることが分かる。このことが制御精度を高めることにつながり、この方式を有利に導いている。

(2-1) ロボットのデータ収集

次に、ロボットの応答データを収集する。Fig. 4-5 にロボットの入出力の関係を示す。

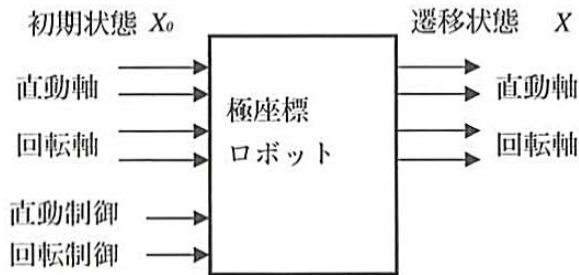


Fig. 4-5 ロボット入出力マップ

$x_1 \sim x_4, u1, u2$ のデータを下記の組合せとして、これをロボット入力としロボットの応答を求める。

$$\begin{aligned} x_1 &= [2.0 \ 1.0 \ 0 \ -1.0 \ -2.0] : [1.0 \ 0.5 \ 0 \ -0.5 \ 1.0] \\ x_2 &= [2.0 \ 1.0 \ 0 \ -1.0 \ -2.0] : [1.2 \ 0.6 \ 0 \ -0.6 \ -1.2] \\ x_3 &= [2.0 \ 1.0 \ 0 \ -1.0 \ -2.0] : [1.0 \ 0.5 \ 0 \ -0.5 \ 1.0] \\ x_4 &= [2.0 \ 1.0 \ 0 \ -1.0 \ -2.0] : [1.2 \ 0.6 \ 0 \ -0.6 \ -1.2] \\ u1 &= [3.0 \ 2.0 \ 1.0 \ 0 \ -1.0 \ -2.0 \ -3.0] \\ u2 &= [3.0 \ 2.0 \ 1.0 \ 0 \ -1.0 \ -2.0 \ -3.0] \end{aligned}$$

$x_1 \sim x_4$ のデータに関しては、2つのグループを準備して2回に分けて訓練した。組合せの個数を減らして訓練しなければ計算機のメモリーが不足したためである。

この入力の組合せは 6×30625 のマトリクスで表される。これに対する0.05秒後のロボットの出力は、(2-6)式をMATLAB上で計算して求められる。入力 $X_0=(x_1 \sim x_4)$ と求められた直動軸の出力 $X=(x_1, x_2)$ をモデル規範逆システムの入力として、直動軸指令 $r1$ を求める。同様にして入力 $X_0=(x_1 \sim x_4)$ と求められた回転軸の出力 $X=(x_3, x_4)$ をモデル規範逆システムの入力として回転軸指令 $r2$ を求める。

(2-2) 制御器ニューラルネットワーク NN2 の訓練

入力データを $X_0=(x_1 \sim x_4)$ と直動軸指令 $r1$ および回転軸指令 $r2$ から構成する。出力は制御信号 $u1, u2$ とし

て制御器ニューラルネットワークを訓練する。入力データは 6×30625 のマトリクスであり、出力データは 2×30625 のマトリクスである。ニューラルネットワークは入力層6、中間層22、出力層2で構成した。

最初のグループのデータで訓練された後、引き続きもう一つのグループのデータで訓練された。

Fig. 4-6 は後のグループのデータに対する訓練過程を示す。

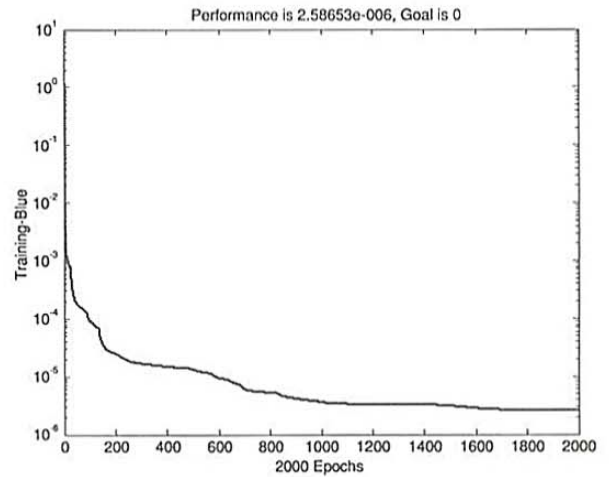


Fig. 4-6 制御器ニューラルネットワークの訓練課程
横軸：訓練回数 縦軸：訓練誤差

こうして得られた制御器で極座標ロボットを駆動し、モデル規範と同等の応答を示すか検証する。Fig. 4-7 に示す構成で、指令入力に各々ステップ入力を印加した場合の応答を、Fig. 4-8 に示す。

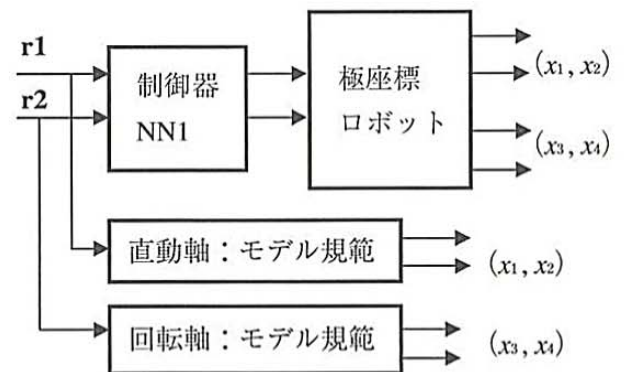


Fig. 4-7 制御検証実験

この応答図からロボットは完全にモデル規範と同等の応答を示していることがわかる。

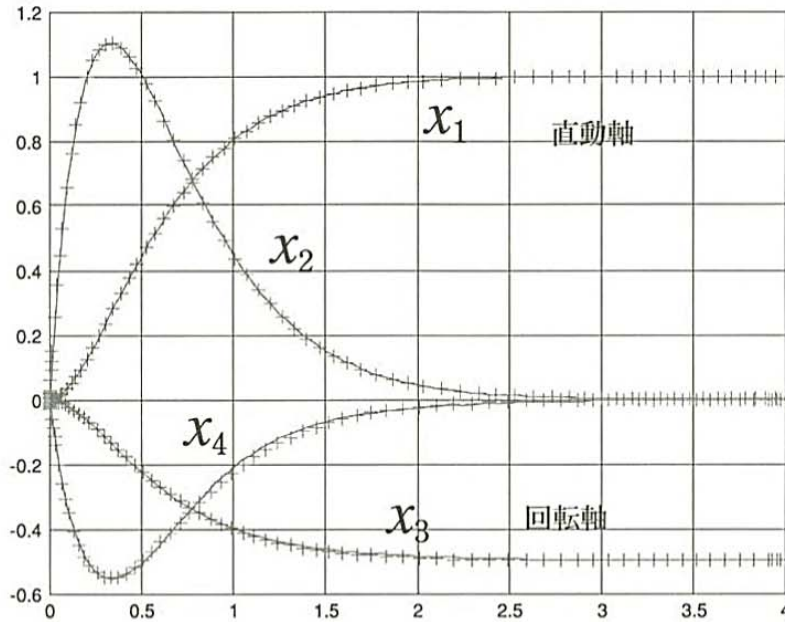


Fig. 4-8 制御応答特性 横軸：時間（秒） 縦軸：状態変数
 実線 — モデル規範の応答
 符号 + ロボットの応答

また、Fig. 4-9 は直動軸だけに制御指令を与えて駆動の排除が実現されている。
 した場合の応答を示す。直動軸の駆動によって回転軸が誤って動くことがないのが示されている。すなわち干渉

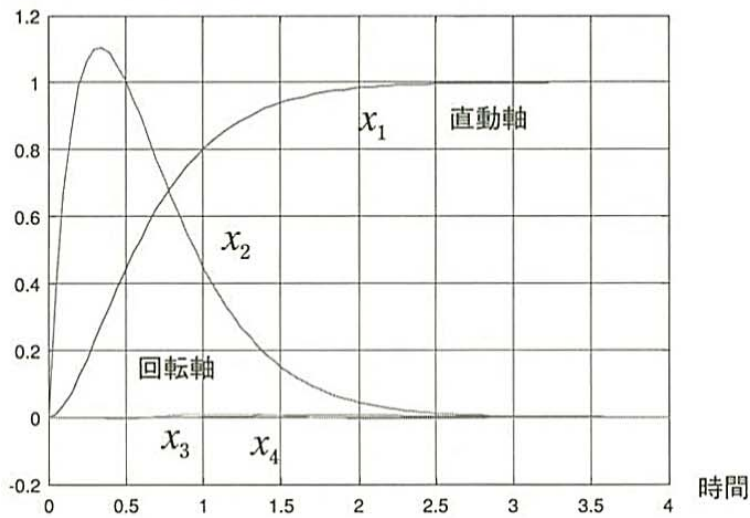


Fig. 4-9 干渉排除特性

逆に、回転軸だけに制御指令が与えられた場合についても干渉の排除が実現されていることが確認された。

以上、新しい方式で得られた制御器によって、相互干渉を持った2軸極座標ロボットのモデル規範制御を達成し、軸間の干渉排除を行うことができた。

この方式を他の制御対象に適用した結果を Table-3 に示す。

Table-3 制御結果(3)

システム	実験結果
アンテナサーボ	完全なモデル規範制御が出来た
磁気浮上制御	完全なモデル規範制御が出来た
極座標ロボット	完全なモデル規範制御ができた

5. おわりに

本論はニューラルネットによってモデル規範制御を実現した事例を示した。アンテナサーボシステム、磁気浮上制御システムおよび2軸極座標ロボットシステムのすべてに有効な新しいニューラルネット制御器の構成方法を提案し検証した。

他の方法との比較を Table-4 に示して結論とする。

この中で方式は

- (1) NN1 で制御対象を実現する方式
- (2) NN1 で制御対象の逆システムを実現する方式
- (3) 提案方式 NN1 でモデル規範の逆システムを実現する方式

と区別される。

Table-4 適用方式と制御結果 (○成功, ×不可)

対象方式	アンテナサーボ	磁気浮上システム	極座標ロボット
(1)	○	×	×
(2)	○	○	×
提案方式	○	○	○

参考文献

[1] 大西隼人, 小路口心二, 横田真一, ‘フィードバック線形化に基づく非線形システムの制御’, 久留米工業大学研究報告, No.22, pp.73-79, 1998

[2] 小路口心二, 横田真一, 大西隼人, ‘ニューラルネッ

トワークを使用した非線形離散時間システムの制御’, 久留米工業大学研究報告, No.22, pp.81-85, 1998

[3] D.L. Trumper, S.M. Olson and P.K. Subramanyan, ‘Linearizing control of magnetic suspensions’, IEEE Trans, Contr. Syst.Technol. Vol.5, No.5, pp.427-439, July, 1997

[4] The-Lu Liao, ‘Adaptive robust neural tracking control of a class of unknown nonlinear systems.’, International Journal of System Science, vol.29, No. 7, pp.427-439, 1998

[5] F.Chen and H.K.Klall, ‘Adaptive Control of nonlinear systems using neural networks.’, International Journal of System Science, vol.55, No.6, pp.1289-1317, 1992

[6] F. Chen and H.K. Klall, ‘Adaptive Control of a Class of Nonlinear Discrete-Time Systems using neural networks.’, IEEE Trans. on Automatic Control, Vol.49, No.5, pp.791-801, May, 1995

[7] M. Yuan, A.N. Poo, G.S. Hong, ‘Direct neural control system: Nonlinear extension of adaptive control’, IEE proc. Control Theory Appl. vol.142, No. 6, pp.661-667, November, 1995

[8] J.W. Lee, J.H. Oh, ‘Inversion control of nonlinear systems with neural network modeling.’, IEE proc. Control Theory Appl. vol.144, No.5, pp.481-487, September, 1997