ニューラルネットワークを用いた適応型フィードフォワード フィードバックコントローラ

山田孝行*・藪田哲郎*

Adaptive Type Feedforward Feedback Controller Using Neural Networks

Takayuki YAMADA* and Tetsuro YABUTA*

There have been many studies on the application of neural networks to servo controllers in order to design flexible controllers which have nonlinear mapping capabilities. Most of them are studies on series controllers which use the neural network output as the object plant input. Only M. Kawato has proposed a parallel controller which uses both the neural network output and the conventional control output as the object plant input. However, his proposed controller is analog rather than digital. The stability of a digital controller is different from that of an analog controller. We should investigate digital controller stability in order to construct a neural network servo controller which uses software.

Therefore, this paper proposes an adaptive type feedforward feedback controller which uses a neural network. The proposed controller is a parallel type controller. It is designed for digital control systems and its stability condition is investigated. Simulated results for a second order plant confirm both its effectiveness and characteristics.

Key Words: neural network, control, servo, nonlinear

1. はじめに

ニューラルネットワークのもつ柔軟性に着目し、ロボットなどの制御系への応用も行われるようになってきた^{1)~14)}。また、近年ロボットハンド、ロボットビジョン、倒立振り子などへ応用も試みられている^{15)~5)}。これらの試みのうちサーボレベルの制御への応用も進められており、種々の制御系が提案されている。これらのサーボレベル制御系の中でニューラルネットワークの出力を対象プラントの入力とするタイプ(本報告では直列タイプと呼ぶ)は構造が比較的単純であり、Narendra, Psaltis, 山田らにより検討されている^{6)~10)}。しかし、直列型はニューラルネットワークのもつ基本的な問題点を検討することには適している反面、コントローラの安定性を保証するフィードバックループ的な要素をもニューラルネット

ワークにより構成しようとするものであり、そのロバスト性に疑問が残る。一方、従来の制御理論によるフィードバックループの出力とニューラルネットワークの出力との和をプラントの入力とするタイプ(本報告では並列型と呼ぶ)がある。このタイプはフィードバックループにより安定性を向上できるため、直列型よりもロバストなコントローラを設計できる可能性がある。また、並列型は生物の運動制御と近いフレームワークをもつことが川人らにより指摘されており、そのロボットの軌道制御への応用例も示されている^{11),12)}。しかし、従来検討されていた制御系は連続時間系であり、離散時間系に対する検討例はない。離散時間系のコントローラの安定条件は一般的に連続時間系とは異なる。このため、離散時間系における安定条件を検討することは今後ソフトウェアによるニューラルネットワークを用いたコントローラを設計する上で重要な検討課題となると思われる。

そこで、本報告では並列型に属するニューラルネットワークを用いた適応型フィードフォワードフィードバックコントローラを離散時間系を対象として設計した。また、設計したコントローラの安定性についてプラントお

* NTT フィールドシステム研究開発センタ 茨城県那珂郡東海村白方白根 162

* NTT Telecommunication Field Systems R & D Center, Naka-gun, Ibaraki
(Received July 12, 1993)
(Revised December 17, 1993)

よびニューラルネットワークが線形の場合について検討し、フィードバックループのゲインがニューラルネットワークの重みの収束性に与える影響を明らかにした。さらに、2次プラントを対象としたシミュレーションにより、本コントローラが実現可能であることを明らかにしている。また、先の安定解析を非線形ニューラルネットワークを用いた場合へ拡張する一手法について考察した。

2. 連続系と離散時間系

本章では、ニューラルネットワークを用いた連続系および離散時間系システムについて、その学習の安定条件について考察し、一般的に連続系と離散時間系の安定条件が異なることを明らかにする。まず、連続系について、PDPモデルの枠組みに従うと任意の重み W_i の学習則は次式のように記述することができる¹³⁾。

$$\frac{dW_i}{dt} = -\eta \frac{\partial J}{\partial W_i} \quad (1)$$

ただし、 t は時間、 η は学習の速さを決定するパラメータ、 J はニューラルネットワークが最小化するべき関数であり、本報告では評価関数と呼ぶ。この評価関数は通常二乗誤差などの負でない実数関数が選ばれる。

ここで、評価関数 J を重み W_i と時間 t の関数とみなしたとき、 J の時間変化は次式のように変形される。

$$\frac{dJ}{dt} = \frac{\partial J}{\partial W_i} \cdot \frac{dW_i}{dt} + \frac{\partial J}{\partial t} \quad (2)$$

(1)式を(2)式に代入すると次式の結果を得る。

$$\frac{dJ}{dt} = -\eta \left(\frac{\partial J}{\partial W_i} \right)^2 + \frac{\partial J}{\partial t} \quad (3)$$

以下、(3)式の左辺 $\{dJ/dt\}$ の符号を調べることにより、連続系の安定条件について考察する。(3)式に示すように右辺第1項 $\{-\eta(\partial J/\partial W_i)^2\}$ は η が正であれば時間 t に関わりなく負となる。もし、制御系の特性が $\{\partial J/\partial t \leq 0\}$ であれば、(3)式から明らかなように、評価関数の時間変化量 (dJ/dt) は常に負または0であり、学習は安定である。また、この結果よりニューラルネットワークをサーボレベルの制御系に応用した場合、ニューラルネットワークの重みの学習の安定性は $\{\partial J/\partial t \leq 0\}$ であれば、プラントのダイナミクスに依存しない。さらに、 η が負でなければ未知の受動的な非線形プラントに対してもコントローラは常に安定である。また、 η が大きくなるほど評価関数 J の減少量は大きくなるので学習の収束は速くなり、その大きさに上限はない。つぎに、 $\{\partial J/\partial t\}$ の符号の影響について考察する。 $\{\partial J/\partial t\}$ の符号はプラント、コントローラおよび評価関数 J の定義に依存する。このため、 $\{\partial J/\partial t \leq 0\}$ なる条件を一般的に未知非線形プラン

トについて明らかにすることは非常に困難であると思われる。しかし、(3)式の左辺 $\{dJ/dt\}$ は $\{-\eta(\partial J/\partial W_i)^2\}$ と $\{\partial J/\partial t\}$ の和により表わされるので、第2項 $\{\partial J/\partial t\}$ がもし正であったとしても、第1項 $\{-\eta(\partial J/\partial W_i)^2\}$ の値が負でかつその絶対値が $\{\partial J/\partial t\}$ の絶対値よりも大きければ、左辺 $\{dJ/dt\}$ は負となり、制御系は安定である。いい換えれば、 $(\partial J/\partial W_i)^2$ は常に正または0であるので、制御系の安定性を満たす η はある下限をもつことになる。また、この場合には η が大きいほど評価関数 J の減少量は大きくなるため、安定性を満たす η に上限はない。なお、 $\{\partial J/\partial W_i=0\}$ かつ $\{\partial J/\partial t \leq 0\}$ のときには任意の正の η について安定であり、 $\{\partial J/\partial W_i=0\}$ かつ $\{\partial J/\partial t > 0\}$ のときには安定性を満たす η は存在しない。この安定条件はつぎに述べる離散時間系における安定条件とは明らかに異なるものである。

以下、離散時間系について同様の議論を行い安定条件が連続系と異なることを示す。離散時間の場合の学習則を次式で定義する。

$$W_i(P+1) = W_i(P) - \eta \frac{\partial J(P)}{\partial W_i(P)} \quad (4)$$

ただし、 P は各試行ごとに重みを変更する場合は試行回数、各サンプリングごとに変更する場合はサンプリング数である。(4)式より重みの変化量 ΔW_i は次式となる。

$$\Delta W_i = W_i(P+1) - W_i(P) = -\eta \frac{\partial J(P)}{\partial W_i(P)} \quad (5)$$

一方、(4)式により修正された重みによる評価関数 J の変化量 ΔJ は(5)式より次式のように表わされる。

$$\begin{aligned} \Delta J &= J(P+1) - J(P) \\ &= (W_i(P+1) - W_i(P)) \cdot \frac{J(P+1) - J(P)}{W_i(P+1) - W_i(P)} \\ &= -\eta \frac{\partial J(P)}{\partial W_i(P)} \cdot \frac{J(P+1) - J(P)}{W_i(P+1) - W_i(P)} \end{aligned} \quad (6)$$

(6)式より学習係数 η が負でない実数でかつ(7)式の条件が満たされるとき、 ΔJ は(8)式のように表わされる。

$$\frac{\partial J(P)}{\partial W_i(P)} = \frac{J(P+1) - J(P)}{W_i(P+1) - W_i(P)} \quad (7)$$

$$\Delta J = -\eta \left(\frac{\partial J(P)}{\partial W_i(P)} \right)^2 \leq 0 \quad (8)$$

(8)式より、 η が非負でありかつ(7)式の条件が満たされるとき、評価関数の変化は常に負または0になり、ニューラルネットワークの重みの学習は安定であることがわかる。(8)式を満足する条件として(7)式を必要とした理由の一つは、離散時間系において最急降下法を近似的にしか表現できないからだと思われる。

ここで、(7)式の右辺は評価関数 J の重み W_i に関する偏微分を差分近似した形であることがわかる。このこ

とから学習係数 η が比較的大きいとき(7)式は成立しなくなることが予想される。よって、ニューラルネットワークの重みの学習の安定性を保証する学習係数 η にはある上限が存在する。この結果は先に示した連続時間系の安定条件とは明らかに異なる。よって、離散時間系のプラントを対象としたニューラルネットワークを用いたコントローラを設計する場合、その安定条件を検討することは重要である。

3. ニューラルネットワークを用いたコントローラ

本章では、本報告で取り扱うフィードフォワードフィードバックコントローラの位置付けを明確にするために、ニューラルネットワークを用いた制御系の学習の行い方およびプラントの入力の観点から分類した。

ニューラルネットワークの重みの学習の行い方により、コントローラを適応型と学習型に分類することができる¹⁴⁾。軌道制御に応用した場合について、Fig. 1 に適応型の概念図、Fig. 2 に学習型の概念図をそれぞれ示す。適応型は図に示すようにあるサンプリング間隔ごとにニューラルネットワークの重みの修正を行うタイプであり、1 試行内に学習は収束する。このタイプでは、あるサンプリング間隔で重みの修正を行うために、プラントのダイナミクスがコントローラの特性に強い影響を及ぼし、特にむだ時間の影響は顕著となる。また、離散時間系ではむだ時間は必ず含まれるため、この問題を避けて通ることはできない。

Fig. 1 Scheme of learning type

Fig. 2 Scheme of adaptive type

学習型は Fig. 2 に示すように、ある試行間隔でニューラルネットワークの重みの学習を行い、ある試行の後に学習は収束する。このため、学習が収束するまでの時間は適応型に比べ長くなる。また、このタイプでは1 試行内では重みの更新を行わないため、プラントのダイナミクスの影響は適応型に比べ小さくなると予想される。また、各試行間において十分な計算時間を取ることができるため、適応型に比べより複雑な制御系が実現できる可能性があり、最適制御系などの実現の可能性も山田らにより示されている¹⁵⁾。これらの適応および学習型は以下に概説する直列、並列およびセルフチューニングタイプのそれぞれについて定義することができる。

つぎに、プラントの入力の観点からニューラルネットワークを用いたコントローラの分類を行う。Fig. 3 に直列型の概念図を示す。直列型はニューラルネットワークの出力をそのままプラントの入力するタイプである。また、構造が最も単純なため、ニューラルネットワークを用いたコントローラの基本特性を検討する上で適している。このタイプについては Naredra, D. Psaltis および山田らにより検討されているが⁹⁾⁻¹⁰⁾、フィードバックループ的な要素をもニューラルネットワークにより構築しようとしているため、ロバストを向上するためにはほかの手法を併用する必要があるのではないと思われる。

Fig. 4 に並列型の概念図を示す。並列型はニューラルネットワークの出力と従来の制御との和をプラントの入力とする。このタイプは学習初期の安定性を従来の制御則によって保証し、学習が進むにつれてニューラルネットワークのみにより制御を行うことを目的としている。このため、川人らによる検討例では従来の制御則の出力を 0 にするようにニューラルネットワークの学習が行われる¹¹⁾⁻¹²⁾。このタイプについては川人らにより大脳生理学の知見に基づく設計が有名である。しかし、彼らの対象とするプラントは連続時間系で記述される単純な力学系であり、離散時間系についての検討はない。しかし、

Fig. 3 Scheme of series type

Fig. 4 Scheme of parallel type

Fig. 5 Scheme of self-tuning type

前章で述べたように離散時間系でのニューラルネットワークの特性は一般的に連続時間系とは異なる。このため、ソフトウェアでコントローラを実現しようとする場合には必然的に離散時間系となるため、離散時間特有の特性の検討が必要である。

直列型と並列型以外に Fig. 5 に示すセルフチューニングタイプのコントローラも考えることができる。このタイプはニューラルネットワークにより、従来の制御系のパラメータを調整しようとするものであり、理想的なフィードバックゲインを教師信号とする設計例が福田、鍋田らにより報告されている¹⁶⁾。一方、山田らは、教師信号として制御の目標値を用いるセルフチューニングコントローラを提案している¹⁷⁾。

本報告では、以上述べた制御系のうち並列型に属する離散時間系を対象とした適応型フィードフォワードフィードバックコントローラについて検討した。また、2章に述べたように離散時間系の安定条件は連続時間系と異なるため、設計したコントローラについてプラントおよびニューラルネットワークが線形のときの安定条件について検討した。

4. 適応型フィードフォワードフィードバックコントローラの設計

フィードフォワードフィードバックコントローラはプラントの入力を従来の制御則によるフィードバックループの出力およびニューラルネットワークの出力との和とし、学習をフィードバックループの出力を0に行うコントローラである。よって、ニューラルネットワークの入力および学習則を具体的に示せばフィードフォワードフィードバックコントローラを実現することができる。そこで、本章ではニューラルネットワークの入力ベクトルを定義し、この入力を用いれば対象のプラントが線形のときフィードバックループの出力を0にするような重みの存在することを明らかにする。また、学習則についてはプラントのむだ時間を考慮した学習則を定義した。定義した学習則の安定条件については次章で議論する。

本報告で述べるコントローラはフィードフォワードフィードバックコントローラであるが、ダイレクトコン

トローラと同様に安定性はプラントのダイナミクスと密接に関連する¹⁸⁾。このため、プラントのダイナミクスを何らかの形で安定化し、議論する必要がある。このため、本報告では対象とするプラントは線形部が支配的な離散時間1入力1出力系であるとし、その線形部の伝達関数を(9)式で示す形で定式化する。また、ニューラルネットは三層構造のPDPタイプとし、ネット内でのフィードバックループおよび入力層から出力層への直接の結合はない。また、出力層は1個のニューロンにより構成している。

$$A(z^{-1})Y(k) = z^{-d}G_0B(z^{-1})U(k) \quad (9)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^n a_i z^{-i}, \quad B(z^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^m b_i z^{-i}$$

ただし、 Y はプラントの出力、 U はプラントの入力、 G_0 はプラントのゲイン、 d はむだ時間、 n および m はプラントの次数、 a_i および b_i は未知パラメータである。対象とするプラントの線形部は以下に示す前提条件を満たしているものとする。

(前提条件)

- (i) プラントの次数の上限 n, m は既知。
 - (ii) むだ時間 d は既知、ただし $d \geq 1$ 。
 - (iii) プラントの伝達関数の分子は安定多項式。
- (9)式より出力 $Y(k)$ は次式のように表わされる。

$$Y(k) = -\sum_{i=1}^n a_i Y(k-i) + G_0 \left\{ U(k-d) + \sum_{i=1}^m b_i U(k-i-d) \right\} \quad (10)$$

(10)式のプラントに対し、非最小表現¹⁸⁾を用いるとプラントは(11)式のように表わされる。

$$Y(k+d) = -\sum_{i=1}^n a_{yi} Y(k-i+1) + G_0 \times \left\{ U(k) + \sum_{i=1}^{m+d-1} b_{ui} U(k-i) \right\} \quad (11)$$

(11)式のプラントについて、ニューラルネットワークへの入力などの設計条件を以下検討する。なお、以下の議論では単純化のためにフィードバックループは P 制御(比例制御)を用いるとして議論を進める。フィードバックループが P 制御であるから、(11)式より次式が成立する。

$$U_1(k+d) = K_P(Y_d(k+d) - Y(k+d))$$

$$= K_P \left[Y_d(k+d) + \sum_{i=1}^n a_{yi} Y(k-i+1) - G_0 \left\{ U_1(k) + \sum_{i=1}^{m+d-1} b_{ui} U_1(k-i) + U_2(k) + \sum_{i=1}^{m+d-1} b_{ui} U_2(k-i) \right\} \right] \quad (12)$$

ただし、 U_1 は P 制御の出力、 K_P は P 制御のゲインである。(12)式より、ニューラルネットワークへの入力を次式のように定義する。

$$I^T(k) = [Y_d(k+d), Y(k), Y(k-1), \dots, Y(k-n+1), U_2(k-1), \dots, U_2(k-m-d+1), U_1(k), U_1(k-1), \dots, U_1(k-m-d+1)] \quad (13)$$

ただし、 U_2 はニューラルネットワークの出力である。また、未知パラメータベクトルの定義を (14) 式に示す。

$$a^T = 1/G_0[1, a_{y1}, \dots, a_{yn-1}, -G_0b_{u1}, \dots, G_0b_{u, m+d-1}, -G_0, -G_0b_{u1}, \dots, -G_0b_{u, m+d-1}] \quad (14)$$

また、ニューラルネットワークの重みの学習は次式に従い 1 サンプルごとに行うものとする。

$$\omega(k+1) = \omega(k-d) - \eta \frac{\partial U_1(k)}{\partial \omega(k-d)} \quad (15)$$

$$W(k+1) = W(k-d) - \eta \frac{\partial U_1(k)}{\partial W(k-d)} \quad (16)$$

ただし、 W は入力層と中間層の間の重みにより構成されるマトリクス、 ω は中間層と出力層の間の重みにより構成されるベクトルである。(15)、(16)式の学習則はニューラルネットワークが線形のとき次式のように表わされる。

$$\omega(k+1) = \omega(k-d) + \eta U_1(k) W(k-d) I^T(k-d) \quad (17)$$

$$W(k+1) = W(k-d) + \eta U_1(k) \omega(k-d) I^T(k-d) \quad (18)$$

また、ニューラルネットワークが線形のときネットの出力 $U_2(k)$ は

$$U_2(k) = \omega^T(k) W(k) I(k) \quad (19)$$

である。このとき U_1 は (12)~(15) 式より以下のように変形される。

$$\begin{aligned} U_1(k+d) &= K_F G_0 \{a^T I(k) - U_2(k)\} \\ &= K_F G_0 \{a^T I(k) - \omega^T(k) W(k) I(k)\} \\ &= K_F G_0 (a^T - \omega^T(k) W(k)) I(k) \end{aligned} \quad (20)$$

(20) 式より、 $a^T = \omega^T(k) W(k)$ のとき、 $U_1(k) = 0$ となる。

(18) 式より (13) 式で定義する入力ベクトル I を用いればフィードバックループの出力 U_1 を 0 とする重みが存在することがわかる。以下この重み近傍の安定性について議論する。また、Fig. 6 にフィードバックフィードフォワードコントローラを 2 次プラント ($n=2, m=1, d=1$) を適用した場合のプロック線図を示す。

5. 安定性

本章では、前章で設計したコントローラのパラメータのうち次式で定義するパラメータ誤差 ξ の安定性を中心に議論する。

$$\xi^T(k) = a^T - \omega^T(k) W(k) \quad (21)$$

とすると (20)、(21) 式より次式が成立する。

Fig. 6 Block diagram of adaptive type feedforward feedback controller

$$U_1(k) = K_F G_0 \xi^T(k-d) I(k-d) \quad (22)$$

ここで、 $U_1^2(k)$ が微小だとすると (17)、(18) 式より

$$\begin{aligned} \omega^T(k+1) W(k+1) &= \omega^T(k-d) W(k-d) \\ &\quad + \eta U_1(k) I^T(k-d) \{ \omega^T(k-d) \omega(k-d) \Gamma^T \\ &\quad + W^T(k-d) W(k-d) \} \\ &= \omega^T(k-d) W(k-d) + \eta K_F \xi^T(k-d) \xi(k-d) \end{aligned} \quad (23)$$

$$\xi(k) = I(k) I^T(k) \{ \omega^T(k) \omega(k) \Gamma^T + W^T(k) W(k) \}$$

となる。ただし、 Γ は単位行列である。(23) 式より

$$\begin{aligned} a^T - \omega^T(k+1) W(k+1) &= a^T - \omega(k-d) W(k-d) \\ &\quad - \eta K_F G_0 \xi^T(k-d) \xi(k-d) \end{aligned}$$

となり、次式を得る。

$$\xi^T(k+1) = \xi^T(k-d) \{ \Gamma - \eta K_F G_0 \xi(k-d) \} \quad (24)$$

(24) 式より、 $(\Gamma - \eta K_F G_0 \xi(k-d))$ の固有値の絶対値が 1 以下であれば、パラメータ誤差は安定である。よって

$$-1 \leq \lambda [\Gamma - \eta K_F G_0 \xi(k-d)] \leq 1 \quad (25)$$

のとき、パラメータ誤差 ξ は安定である。ただし、 $\lambda[A]$ はマトリクス A の固有値である。以下、 $(\Gamma - \eta K_F G_0 \xi(k-d))$ の固有値について考察する。

$(\Gamma - \eta K_F G_0 \xi(k-d))$ の固有値 λ は次式の関係を満たす。

$$\det(\lambda \Gamma - \Gamma - \eta K_F G_0 \xi(k-d)) = 0 \quad (26)$$

(26) 式より

$$\det((\lambda-1)/\eta K_F G_0 \Gamma - \xi(k-d)) = 0 \quad (27)$$

となる。ここで、 $\xi(k-d)$ の固有値を λ_0 とすると (27) 式より次式の関係を得る。

$$\lambda_0 = (\lambda-1)/\eta K_F G_0 \quad (28)$$

$\xi(k-d)$ の定義より ξ のランクは 1 であるから

- i) $\lambda_0 = 0$ の固有値に対応する $(\Gamma - \eta K_F G_0 \xi(k-d))$ の固有値は (28) 式より $\lambda = 1$ であるから (25) 式の安定条件は満たされる。
- ii) $\lambda_0 \neq 0$ の固有値に対応する $(\Gamma - \eta K_F G_0 \xi(k-d))$ の固有値について (25) 式の安定条件は

$$-1 \leq 1 - \eta K_P G_0 \lambda_0 \leq 1 \quad (29)$$

となり

$$0 \leq \eta K_P G_0 \lambda_0 \leq 2 \quad (30)$$

のように表わされる。

以上より、(30)式を満たす実数 η を用いればフィードフォワードフィードバックコントローラのパラメータ誤差の漸近安定性が保証されることがわかる。また、フィードバックゲイン K_P およびプラントのゲイン G_0 がパラメータ誤差の安定性に関して深い関わりがあることがわかる。さらに、フィードバックゲイン K_P を小さくすることにより安定性を保証する η を大きくすることも可能である。

6. シミュレーション

本報告で提案したニューラルネットを用いたフィードフォワードフィードバックコントローラが実現可能であることを検証するために2次プラントを対象としたシミュレーションを行った。(34)式に本シミュレーションで用いたプラントの差分方程式表現を示す。

$$Y(k) = -a_1 Y(k-1) - a_2 Y(k-2) + U(k-1) + bU(k-2) + a_3 Y(k-3) + C_{non} Y^2(k-2) \quad (31)$$

ただし、本シミュレーションでは、 $a_1 = -1.3$, $a_2 = 0.3$, $b = 0.7$ である。また、ニューラルネットワークに非線形写像能力を付加するために、次式で定義する非線形飽和関数(シグモイド関数)を用いた。

$$f(x) = \frac{Xg\{1 - \exp(-4x/Xg)\}}{2\{1 + \exp(-4x/Xg)\}} \quad (32)$$

ただし、 $f(x)$ は非線形飽和関数、 x は入力、 Xg は非線形飽和関数の形状を決定するパラメータである。(35)式で表わされる関数は原点对称で原点の傾きが1の関数である。また、パラメータ Xg を変化させることにより、その形状は滑らかに線形から非線形へ変化し、 $Xg \rightarrow \infty$ の時線形関数 $f(x) = x$ と等価になる。Fig. 7 にフィードフォワードフィードバック型のシミュレーション結果を

Fig. 7 Simulation result

示す。ただし、 $a_3 = 0$, $C_{non} = 0$ の線形プラントを対象とし、線形のニューラルネットワークを用いている。図に示すようにプラントの出力は学習が進むにつれて制御の目標に収束して行くことがわかる。Fig. 8 にこのときのニューラルネットワークの出力 U_1 とフィードバックループの出力 U_2 を示す。図に示すように学習が余り進んでいないときはフィードバックループの出力 U_2 は比較的大きいが、学習が進むにつれて小さくなり、制御の目標値の2周期でほぼ0になっていることがわかる。

Fig. 9 にプラントに寄生素素および非線形要素が含まれるときの学習過程を示す。 $(a_3 = -0.1, C_{non} = -0.1)$ ただし、このときのニューラルネットワークは非線形である。 $(Xg = 20)$ 図に示すように残存誤差は残るものの寄生素素および非線形要素を含むプラントに対しても本コントローラは有効であることがわかる。

7. 考 察

5章では線形のプラントに線形のニューラルネットワークを用いたときの安定性について論じたが、本章ではこの結果を非線形飽和関数を用いたニューラルネットワークの場合について拡張する一手法について考察する。

非線形飽和関数を用いたときの学習則は(15), (16)式に示すとおりであるが、(35)式に示した非線形飽和関数

Fig. 8 Neural network output and feedback loop output

Fig. 9 Learning process for nonlinear plant

の特性より, (15), (16) 式を以下のように書き下すことができる.

$$\begin{aligned}\omega(k+1) &= \omega(k-d) \\ &+ \eta U_1(k) M_1(k-d) W(k-d) I(k-d)\end{aligned}\quad (33)$$

$$\begin{aligned}W(k+1) &= W(k-d) \\ &+ \eta U_1(k) M_2(k-d) \omega(k-d) I^T(k-d)\end{aligned}\quad (34)$$

ただし, M_1, M_2 は対角行列であり, その対角要素は以下のように表わされる.

$$\begin{aligned}M_{1ii}(k) &= f\left(\sum_{j=1}^N W_{ij}(k) I_j(k)\right) / \left(\sum_{j=1}^N W_{ij}(k) I_j(k)\right) \\ &\left[\text{ただし, } \left(\sum_{j=1}^N W_{ij}(k) I_j(k)\right) = 0 \text{ のとき, } M_{1ii}(k) = 0 \right]\end{aligned}\quad (35)$$

$$M_{2ii}(k) = f'\left(\sum_{j=1}^N W_{ij}(k) I_j(k)\right) \quad (36)$$

式中 f は (32) 式 of 非線形飽和関数である. (35) 式の定義より

$$|M_{1ii}(k)| \leq 1, \quad |M_{2ii}(k)| \leq 1 \quad (37)$$

(33), (34) 式より, $U_1^2(k)$ が微小のとき次式が成立する.

$$\begin{aligned}\omega^T(k+1) W(k+1) &= \omega^T(k-d) W(k-d) \\ &+ \eta U_1(k) \{ \omega^T(k-d) M_2(k-d) \omega(k-d) \\ &\quad I^T(k-d) \\ &\quad + I^T(k-d) W^T(k-d) M_1(k-d) W(k-d) \} \\ &= \omega^T(k-d) W(k-d) + \eta K_P \xi^T(k-d) \xi_N(k-d)\end{aligned}\quad (38)$$

$$\begin{aligned}\xi_N(k) &= I(k) I^T(k) \{ \omega^T(k) M_2(k-d) \omega(k) I \\ &\quad + W^T(k) M_1(k-d) W(k) \}\end{aligned}\quad (39)$$

(38), (39) 式より, 線形のニューラルネットワークを用いたときと同様のパラメータ誤差に関する以下の差分方程式を得る.

$$\xi^T(k+1) = \xi^T(k-d) \{ \Gamma - \eta K_P G_0 \xi_N(k-d) \} \quad (40)$$

よって, 線形の場合と同様の議論により $\xi_N(k-d)$ の最大の固有値を λ_{0N} とすると安定条件は以下のように表わされる.

$$0 \leq \eta K_P G_0 \lambda_{0N} \leq 2 \quad (41)$$

(41) 式に示したように非線形飽和関数の影響をマトリクス M_1, M_2 を用いることにより表現し, 非線形ニューラルネットワークを用いたときの安定条件を線形の場合と同様の手法により議論することができることがわかる.

8. ま と め

ニューラルネットを用いた適応型フィードフォワードフィードバックコントローラを離散時間系を対象に設計した. 特に, 川人らのコントローラは 2 次連続時間系の

MR モデルを対象としているのに対し, 本コントローラは離散時間系の ARMA モデルを対象として設計を行っている. また, ニューラルネットワークおよびプラントが線形の場合についてパラメータ誤差の安定条件を検討することによりフィードバックループのゲインがニューラルネットワークの重みの学習の安定性に与える影響を明らかにした. また, 提案したコントローラについて 2 次プラントを対象としたシミュレーションにより本コントローラが実現可能であり, 非線形要素および寄生要素を含むプラントに対しても有効であることを明らかにした. さらに, 先の線形時の安定解析を非線形ニューラルネットワークへ拡張する一手法について考察した.

本報告をまとめるに当たり御指導頂いた NTT フィールドシステム研究開発センタ 涌井所長並びに川瀬部長に深く感謝致します.

参 考 文 献

- 1) C. W. Anderson: Learning To Control On Inverted Pendulum Using Neural Networks, IEEE Control System Magazine, 9-3, 31/37 (1989)
- 2) H. Lui, T. Iheral and G. A. Bekey: Neural Network Architecture For Robot Hand, IEEE Control System Magazine, 9-3, 38/43 (1989)
- 3) K. M. Passino, M. A. Sarori and P. J. Antsaklis: Neural Computing For Numeric to Symbolic Conversion In Control Systems, IEEE Control System Magazine, 9-3, 44/52 (1989)
- 4) R. Eckmiller: Neural Nets For Sensory and Motor Trajectories, IEEE Control System Magazine, 9-3, 53/59 (1989)
- 5) M. Kuperstein and J. Rubinstein: Implementation of an Adaptive Neural Controller for Sensory-Motor Coordination, IEEE Control System Magazine, 9-3, 25/30 (1989)
- 6) K. S. Narendra and K. Parthasarathy: Identification and Control of Dynamics Systems Using Neural Networks, IEEE Transaction on Neural Networks, 1-1, 4/27 (1990)
- 7) Miller, Sutton and Werbos: Neural Network For Control, MIT Press (1990)
- 8) D. Psaltis, A. Sidereris and A. A. Yamamura: A Multilayered Neural Network Controller, IEEE Control System Magazine, 8-2, 17/22 (1988)
- 9) D. Psaltis, A. Siders and A. Yamamura: Neural Controller, Proceedings of 1987 IEEE International Conference on Neural Networks, IV, 551/558, San Diego (1987)
- 10) 山田, 藪田: ダイレクトコントローラに関する一考察, 計測自動制御学会論文集, 27-7, 784/791 (1991)
- 11) M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe and R. Suzuki: Hierarchical Neural Network Model For Voluntary Movement With Application To Robot, IEEE Control System Magazine, 8-2, 8/16 (1988)
- 12) M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe and R. Suzuki: A Hierarchical Model for Voluntary Movement and its Application to Robotics, Proceedings of 1987 IEEE International Conference on Neural Networks, IV, 573/582 (1987)

- 13) Rumelhart, McClelland and the PDP Research Group: Parallel Distributed Processing, The MIT Press (1988)
- 14) T. Yabuta and T. Yamada: Possibility of Neural Network Controller for Robot Manipulators, 1990 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Cincinnati, 1686/1691 (1990)
- 15) T. Yamada and T. Yabuta: Nonlinear Neural Network For Dynamic System, IECON '90 (16th Annual Conference Of IEEE Industrial Electronics Society), Pacific Grove, California, U.S.A., 1244/1249 (1990)
- 16) 鵜田, 福田: 神経回路モデルによるロボットの力制御, JRSJ, 7-1, 47/51 (1989)
- 17) T. Yamada, T. Yabuta and T. Takahashi: Remarks On An Adaptive Type Self-tuning Controller Using Neural Networks, IECON '91 (International Conference On Industrial Electronics, Control and Instrument), Kobe, Japan, 1389/1394 (1991)
- 18) 市川邦彦編: 適応制御, 昭晃堂

[著者紹介]

山田 孝行 (正会員)

1983年, 九州大学工学部電気工学科卒業, 85年同大学大学院修士課程修了. 同年日本電信電話(株)入社. 以来, マニピュレータの制御および保守用センサの研究に従事. 近年, ニューラルネットワークなどを用いた制御系の研究に従事. 日本ロボット学会, 電気学会などの会員.

藪田 哲郎 (正会員)

(Vol. 30, No. 7 参照)