研究論文

空気圧サーボ系に対する知能化適応制御*

山 田 祐 士**

Intelligent Adaptive Control for a Pneumatic Servo System

Yuuji YAMADA

In this paper, we propose a design scheme for the intelligent control for a pneumatic servo system. In this design scheme, the unknown parameters are identified first and then the plant model is determined whether to be minimum-phase or not, because the discrete-time plant model of the pneumatic servo system becomes a minimum phase or a non-minimum phase depending on the difference in the sampling period and the load mass. Next a model reference adaptive control system (MRACS) is adopted in the case of minimum-phase and an adaptive pole-assignment control system (APACS) is used in the other case. Furthermore, in this design scheme, neural networks (NN) in the adaptive controller and a deference process of the signals in the identification mechanism are introduced to eliminate the influence of non-linear elements caused by compressibility of the air and various frictions. The effectiveness of the proposed design scheme is confirmed by experiments using an existing pneumatic servo system.

Key words : Intelligent Control, Adaptive Control, Pneumatic Servo System, Minimum Phase, Non-Minimum Phase, Neural Networks, Digital Control, Pneumatics

1. 緒 言

空気圧サーボ系は、プラントの特性変化が激しいため、特性変化に対応した制御系の構成できる適応制御の応用が数多く行われてきている^{1)~5)}。さらに、このような大きな特性変化は、サンプリング間隔や負荷質量の違い等の使用環境の相違によって、最小位相系から非最小位相に変化することもありえる²⁾。この時、離散時間形式の適応制御としては、モデル規範形適応制御系 (MRAC)、適応極配置制御系 (APAC) などがよく知られているが、MRACの方が極および零点を指定できるため適用が可能であればMRACの方がよい⁴⁾。また実在の空気圧サーボ系は、空気の高圧縮性や各種の摩擦の影響による非線形性を本質的にもつため、これらの影響を考慮することが望まれる。このような非線形なプラントに対してニューラルネットワーク (以下NNとする) を加えることが有効であるとの報告がなされている^{6), 7)}。

本論文では、プラントのパラメータ同定の結果に基づいてMRACとAPACを適時切替える適応制御系にNNを併用した構成法を提案する。本構成法では、プラントが最小位相である場合にはMRACを、非最小位相の場合にはAPACを用いる手法にNNを併用する構成法を採用した。

また、摩擦やNNの併用によるパラメータ推定誤差による影響を抑えたロバストな同定機構とコントローラ内に外乱除去機構を備えた構成法としている。最後に、本構成法の有用性を確認するために行った実験結果についても示す。

2. 空気圧サーボ系

図1に本研究で用いる横置型空気圧シリンダを含む空気圧サーボ系の構成を示す。シリンダは内径55mm、ストローク170mmで、ロッド径22mmの両ロッド形複動シリンダである。ピストンのシール部にはラビリンスパッキング、ロッドのシール部には空気圧ベアリングを用いている。シリンダには水平方向に移動する負荷質量が取り付けられている。制御弁は2個の3方向電空比例圧力制御弁 (CKD社製3AP) を用いている。制御弁の一次側への供給圧力 P_s は0.45MPaとし、二次側圧力 P_1 および P_2 はピストン平衡時に0.225MPaに設定した。シリンダの位置は、ストローク中心を零位置として、移動量の検出にはリニアエンコーダを用いた。センサからの信号はカウンタでカウントされデジタル信号として計算機に入力される。計算機上での位置検出の分解能は5 μ mである。制御弁の制御信号は12ビットのデジタル信号として計算機からD/Aコンバータへ出力される。この制御信号はD/A変換されてアナログ量 (0~10Vの電圧信号) となり、パワーアンプ、制御弁を介して空気圧シリンダを駆動する。

*平成14年6月12日 原稿受付

**呉工業高等専門学校 機械工学科

(所在地 〒737-8506 呉市阿賀南2丁目2-11)

Fig. 1 Schematic diagram of the pneumatic servo system.

3. 制御対象のモデル化

本研究で考察するプラントとしては、図1の破線で囲まれたものを考える。制御弁の印加電圧とシリンダ内圧力の関係はむだ時間を含んだ1次遅れ系で近似できることから、ここでは50msのむだ時間を含むものとして、パワーアンプへの印加電圧を入力、ピストン位置を出力としたときのプラントの伝達関数はつぎようになる。

$$G(s) = \frac{A\alpha e^{-Ls}}{s(D + Ms)(1 + \mu s)} \quad (1)$$

ただし、

- A : ピストン受圧面積 [cm²],
- M : 負荷質量 [kg],
- $L (= 0.05)$: むだ時間 [sec],
- α : 変換ゲイン,
- D : 粘性摩擦係数 [N・sec/cm],
- μ : 時定数 [sec]

式(1)のプラントに0次ホルダとサンプラーを付加しサンプリング周期 $T = L$ (50msec) で離散化するとつぎのような離散化モデルが得られる。

$$y(k) = \frac{z^{-2}B(z^{-1})}{A(z^{-1})}u(k) \quad (2)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + a_3z^{-3} \\ B(z^{-1}) &= b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

ここで、 $u(k)$ と $y(k)$ はそれぞれプラントの入力と出力である。

4. 知能化適応制御系の構成

本構成法では、まずプラントの未知パラメータの同定を行い、この結果を基にして切替コントローラにより制御系の切替を行う。プラントの未知パラメータの同定法から述べる。

4.1 ロバストなプラントパラメータの同定

まず、プラントモデルには式(2)に対応して次式のように、外乱を考慮したプラント表現を用いる。

$$A(z^{-1})y(k) = z^{-2}B(z^{-1})u(k) + w(k) \quad (4)$$

ただし、空気圧サーボ系の外乱は文献2)に基づいて、ここでは一定とし、次式のように表現する。

$$w(k) = \text{const.} \quad (5)$$

ここで、上式のプラント表現を次のように書き改める。

$$y(k) = \theta^T \zeta(k) + w(k) \quad (6)$$

ただし、

$$\begin{aligned} \theta &= [a_1, a_2, a_3, b_0, b_1, b_2]^T \\ \zeta(k) &= [-y(k-1), -y(k-2), -y(k-3), \\ &\quad u(k-2), u(k-3), u(k-4)]^T \end{aligned}$$

ここで、パラメータ同定において外乱の影響を除去し、真の値を求め、ロバスト性を向上させるため、次式のような外乱補償器を導入する。

$$D(z^{-1}) = 1 - z^{-1} \quad (7)$$

式(6)の両辺に $D(z^{-1})$ を作用させると

$$y_D(k) = \theta^T \zeta_D(k) + w_D(k) \quad (8)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} y_D(k) &= D(z^{-1})y(k) = y(k) - y(k-1) \\ \zeta_D(k) &= D(z^{-1})\zeta(k) = \zeta(k) - \zeta(k-1) \\ w_D(k) &= D(z^{-1})w(k) = 0 \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

となり、外乱の影響が除去される。したがって、式(8)に対応して同定モデルを次のように構成する。

$$\hat{y}_D(k) = \hat{\theta}^T(k) \zeta_D(k) \quad (10)$$

ただし、

$$\hat{\theta}(k) = [\hat{a}_1(k), \hat{a}_2(k), \hat{a}_3(k), \hat{b}_0(k), \hat{b}_1(k), \hat{b}_2(k)]^T$$

同定誤差 $\varepsilon(k)$ を $\varepsilon(k) = \hat{y}_D(k) - y_D(k)$ と定義し、次に示すロバストな同定アルゴリズムを用いて同定を行う。

$$\varepsilon'(k) = \begin{cases} \varepsilon(k) - \delta & \text{if } \varepsilon(k) > \delta \\ 0 & \text{if } |\varepsilon(k)| \leq \delta, \delta > 0 \\ \varepsilon(k) + \delta & \text{if } \varepsilon(k) < -\delta \end{cases} \quad (11a)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) - \Gamma(k-1) \zeta_D(k) \varepsilon(k) \quad (11b)$$

$$\varepsilon(k) = \frac{\hat{\theta}^T(k-1) \zeta_D(k) - y_D(k)}{1 + \zeta_D^T(k) \Gamma(k-1) \zeta_D(k)} \quad (11c)$$

$$\begin{aligned} \Gamma(k) &= \frac{1}{\lambda(k)} [\Gamma(k-1) \\ &\quad - \frac{\Gamma(k-1) \zeta_D(k) \zeta_D^T(k) \Gamma(k-1)}{1 + \zeta_D^T(k) \Gamma(k-1) \zeta_D(k)}] \end{aligned} \quad (11d)$$

$$\lambda(k) = 1 - \frac{\|\Gamma(k-1) \zeta_D(k)\|^2}{1 + \zeta_D^T(k) \Gamma(k-1) \zeta_D(k)} \cdot \frac{1}{\Gamma(0)} \quad (11e)$$

推定パラメータが求めれば、

$$\hat{b}_0(k) + \hat{b}_1(k)z^{-1} + \hat{b}_2(k)z^{-2} = 0 \quad (12)$$

なる2次方程式を求解することで、プラントの極を求めることが出来る。この結果に基づいて行う切替のタイミングは、最後4.5節で示す切替コントローラの章で行う。

4.2 MRACの構成

ここでは、切替制御に用いるMRACについて述べる。規範モデルとしてはつぎのものを考える。

$$y_M(k) = \frac{z^{-2}B_M(z^{-1})}{A_M(z^{-1})} r(k) \quad (13)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} A_M(z^{-1}) &= 1 + a_{M1}z^{-1} + a_{M2}z^{-2} \\ B_M(z^{-1}) &= b_{M0} + b_{M1}z^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

ここで、 $r(k)$ は有界な規範入力であり、 $A_M(z^{-1})$ は漸近安定多項式を示している。MRACの制御目的は、プラントの出力 $y(k)$ が規範モデルの出力 $y_M(k)$ に漸近的に追従するように制御入力を適応的に合成することである。このためのロバストなMRACの構成法について述べる。まず、式(4)の $A(z^{-1})$ に対し、次式を満足する $R(z^{-1})$ および $S(z^{-1})$ が一意に存在する。

$$A_M(z^{-1}) = A(z^{-1})R(z^{-1}) + z^{-2}S(z^{-1}) \quad (15)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} R(z^{-1}) &= (1 + r_1z^{-1})D(z^{-1}) \\ S(z^{-1}) &= s_0 + s_1z^{-1} + s_2z^{-2} + s_3z^{-3} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

式(15)の両辺に $y(k)$ をかけ、式(4)に用いると

$$\begin{aligned} A_M(z^{-1})y(k) &= z^{-2}B(z^{-1})R(z^{-1})u(k) + z^{-2}S(z^{-1})y(k) \\ &\quad + R(z^{-1})w(k) \end{aligned} \quad (17)$$

上式の右辺には一定値外乱に起因する $R(z^{-1})w(k)$ なる項が現れるが、式(9)より $R(z^{-1})w(k) \equiv 0$ となり、外乱の影響は除去される。

式(17)の $y(k)$ を $y_M(k)$ で置き換え、式(13)を用いると、制御入力 $u(k)$ は、つぎのように表わされる。

$$B(z^{-1})R(z^{-1})u(k) = B_M(z^{-1})r(k) - S(z^{-1})y(k) \quad (18)$$

ところで、実際にはプラントのパラメータは未知であるので4.1で求めたプラントの未知パラメータの同定値を用いてコントローラパラメータを決定していく必要がある。したがって、制御入力は式(18)よりつぎのように合成される。

$$\begin{aligned} u(k) &= [r_{BM}(k) - \hat{\beta}_1(k)u(k-1) - \hat{\beta}_2(k)u(k-2) \\ &\quad - \hat{\beta}_3(k)u(k-3) - \hat{\beta}_4(k)u(k-4) \\ &\quad - \hat{s}_0(k)y(k) - \hat{s}_1(k)y(k-1) \\ &\quad - \hat{s}_2(k)y(k-2) - \hat{s}_3(k)y(k-3)]^T / \hat{\beta}_0(k) \end{aligned} \quad (19)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} r_{BM}(k) &= b_{M0}r(k) + b_{M1}r(k-1) \\ \hat{\beta}_0(k) &= \hat{b}_0(k) \\ \hat{\beta}_1(k) &= \hat{b}_1(k) + \hat{b}_0(k)\hat{r}_1(k) - \hat{b}_0(k) \\ \hat{\beta}_2(k) &= \hat{b}_2(k) + \hat{b}_1(k)\hat{r}_1(k) - \hat{b}_1(k) - \hat{b}_0(k)\hat{r}_1(k) \\ \hat{\beta}_3(k) &= \hat{b}_2(k)\hat{r}_1(k) - \hat{b}_2(k) - \hat{b}_1(k)\hat{r}_1(k) \\ \hat{\beta}_4(k) &= -\hat{b}_2(k)\hat{r}_1(k) \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

4.3 APACの構成

ここでは、切替制御に用いるAPACについて述べる。APACの制御目的は有界な目標入力 $r(k)$ に対して、プラント出力 $y(k)$ が漸近的に次式を満足することとなる。

$$y(k) = \frac{Kz^{-2}B(z^{-1})}{A_M(z^{-1})} r(k) \quad (21)$$

ただし、

$$K = A_M(1)/B(1) \quad (22)$$

上述の制御目的を達成するための制御入力は次式で合成するものとする。

$$R'(z^{-1})u(k) = Kr(k) - S'(z^{-1})y(k) \quad (23)$$

式(23)を式(4)に用いると、

$$\begin{aligned} \{A(z^{-1})R(z^{-1}) + z^{-2}B(z^{-1})S'(z^{-1})\}y(k) \\ = Kz^{-2}B(z^{-1})r(k) + R(z^{-1})w(k) \end{aligned} \quad (24)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} R'(z^{-1}) &= (1 + r'_1z^{-1} + r'_2z^{-2} + r'_3z^{-3})D(z^{-1}) \\ S'(z^{-1}) &= s'_0 + s'_1z^{-1} + s'_2z^{-2} + s'_3z^{-3} \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

式(24)の右辺には一定値外乱に起因する $R(z^{-1})w(k)$ なる項が現れるが、式(9)より $R(z^{-1})w(k) \equiv 0$ となり、外乱の影響は除去される。

また、式(21)と式(24)を比較することにより、 $R'(z^{-1})$ および $S'(z^{-1})$ はつぎの関係を満足していなければならないことがわかる。

$$A_M(z^{-1}) = A(z^{-1})R'(z^{-1}) + z^{-2}B(z^{-1})S'(z^{-1}) \quad (26)$$

この場合にもプラントのパラメータは未知であるため、同定値を用いてコントローラパラメータを決定していく必要がある。すなわち、制御入力は次式で構成される。

$$\begin{aligned} u(k) &= [\hat{K}(k)r(k) - \hat{s}_0(k)y(k) - \hat{s}_1(k)y(k-1) \\ &\quad - \hat{s}_2(k)y(k-2) - \hat{s}_3(k)y(k-3) \\ &\quad + [1 - \hat{s}_1(k)]u(k-1) \\ &\quad + [\hat{r}_1(k) - \hat{r}_2(k)]u(k-2) \\ &\quad + [\hat{r}_2(k) - \hat{r}_3(k)]u(k-3) + \hat{r}_3(k)u(k-4)] \end{aligned} \quad (27)$$

4.4 ニューラルネットワークの構成

ここでは、適応制御系と併用するNNについて述べる。

L を既知のむだ時間、 $v(k)$ と $y(k)$ をそれぞれ合成入力、出力とすると、非線形な制御対象のプラントに対する入力表現形式はつぎのように表すことができる⁷⁾。

$$\begin{aligned} v(k-L) &= h(y(k), v(k-L-1), \dots, v(k-L-m), \\ &\quad y(k-L-1), \dots, y(k-L-n)) \end{aligned} \quad (28)$$

したがって、式(2)のプラント出力 $y(k+2)$ を規範出力 $y_M(k+2)$ に一致させる制御入力は、式(28)に対応して次式で構成される。

$$\begin{aligned} v(k) &= h(y_M(k+2), v(k-1), v(k-2), \\ &\quad y(k-1), y(k-2), y(k-3)) \end{aligned} \quad (29)$$

図2は、プラントの線形化にNNを組み込んだ適応制御の構成図を示している。図において、NNと非線形プラントを組み合わせ点線で囲まれた部分が式(2)で表す線形プラントとなるようにNNの重みが調整されるものとする。

また、制御入力 $v(k)$ は適応制御の出力 $u(k)$ とNNの出力 $u_N(k)$ の和、すなわち次式で合成される。

$$v(k) = u(k) + u_N(k) \quad (30)$$

式(29)よりプラント出力 $y(k)$ を規範モデルの出力 $y_M(k)$

Fig. 2 Schematic diagram of Intelligent Adaptive.

に追従させる制御入力 $u(k)$ は次式で与えられる.

$$u(k) = h(y_m(k+2), v(k-1), v(k-2), y(k-1), y(k-2), y(k-3)) \quad (31)$$

したがって、式(29)および式(30)よりNNの出力 $u_N(k)$ はつぎのようになる.

$$\begin{aligned} u_N(k) &= v(k) - u(k) \\ &= h_f(u(k), y_m(k+2), v(k-1), v(k-2), y(k-1), y(k-2), y(k-3)) \end{aligned} \quad (32)$$

結局、NNの目的は式(32)右辺の非線形関数を実現することにある。このため、 $h_f(\bullet)$ の $(\bullet)$ 内の変数がNNの入力変数として最低限必要である。また、NNの学習は、プラント・規範モデル間の出力誤差 $e(k) = y(k) - y_m(k)$ を零にするようにNNの重みを調整することによって行われる。

ここで用いるNNは、3層の階層型であり、つぎの7個のユニット $x_i(k)$ ($i = 1 \sim 7$) を入力層としてもつ。

$$\{x_i(k)\} \equiv \{u(k), y_m(k+2), v(k-1), v(k-2), y(k-1), y(k-2), y(k-3)\} \quad (i = 1 \sim 7) \quad (33)$$

中間層には13個のユニット $h_j(k)$ ($j = 1 \sim 13$) を設け、出力層は $u_N(k)$ のみである。

このとき、式(32)の右辺はつぎのように表現できる。

$$u_N(k) = \sum_{j=1}^{13} w_j^{(2)}(k) h_j(k) \quad (34)$$

$$h_j(k) = f \left(\sum_{i=1}^7 x_i(k) w_{ij}^{(1)}(k) \right) \quad (35)$$

ただし、

$$f(x) \equiv 1 / (1 + \exp(-x)) \quad (36)$$

NNの学習は、バックプロパゲーション (BP) 法により、入力層から中間層への重み $w_{ij}^{(1)}$ ($i = 1 \sim 7, j = 1 \sim 13$) と中間層から出力層への重み $w_j^{(2)}$ ($j = 1 \sim 13$) をプラント出力 $y(k)$ と規範モデルの出力 $y_m(k)$ の二乗誤差が最小になるように調整することによって行われる。すなわち、それぞれの重みはつぎのように更新される。

$$w_{ij}^{(1)}(k+1) = w_{ij}^{(1)}(k) - \eta (y(k) - y_m(k)) \frac{\partial y(k)}{\partial v(k-2)}$$

Fig. 3 Construction of Neural Network.

$$\begin{aligned} & \times w_j^{(2)}(k-2) h_j(k-2) (1 - h_j(k-2)) \\ & x_i(k-2) \end{aligned} \quad (37)$$

$$w_j^{(2)}(k+1) = w_j^{(2)}(k) - \eta (y(k) - y_m(k))$$

$$\frac{\partial y(k)}{\partial v(k-2)} h_j(k-2) \quad (38)$$

ここで、 η は学習率で正の定数である。上式の計算では、プラント出力の微分情報すなわち $\partial y(k) / \partial v(k-2)$ が必要となるが、学習を行うNN自身の状態と適応制御系のプラントのパラメータ推定値を用いてつぎのように微分係数が簡単に計算できる。

$$\begin{aligned} \frac{\partial y(k)}{\partial v(k-2)} &= \hat{b}_0(k) / \{1 + \sum_{j=1}^{13} w_j^{(2)}(k-2) h_j(k-2) \\ & \times (1 - h_j(k-2)) w_{ij}^{(1)}(k-2)\} \end{aligned} \quad (39)$$

4.5 切替コントローラの構成

切替コントローラ (Supervisor) はオブザーバからの信号に基づいて系の安定性と設計者の要求する性能を達成するためにコントローラの切替を行う。図3に切替の1例を z 平面上で示す。図は状態Iから状態IIに変化した時の制御系の切替ポイントを示している。プラントの極、すなわち式(12)の解がポイントIにあった時、プラントの負荷の変動等により、極が変化していく過程で半径 Θ (すなわち、原点からの距離 $x(k)$ が Θ) の円弧と交わる点CにおいてMRACからAPACに切り替わる。そして、半径1の円弧と交わる点Eにおいて、NNの学習を停止する。状態IIから状態Iに戻ってくる場合はその逆となる。したがって、次の5ステップの制御アルゴリズムにより切替が行われる。

[step. 1] 式(11)によりプラントの未知パラメータの同定値 $\hat{a}_i(k)$, $\hat{b}_i(k)$ を求める。

[step. 2] 式(12)の根の安定判別を行い、切替コントローラにより制御系の切替を行う。安定 (半径 Θ の円内) な場合は [step. 3] へ、安定限界近傍 (半径 Θ の円と単位円 (半径1) で囲まれる円弧内) の場合は [step. 4] へ、不安定 (単位円外) な

場合は [step. 5] へ進む。

[step. 3] 式(19)および式(36)によりMRACの制御入力を合成し、NNを併用する。[step. 1] へ戻る。

[step. 4] 式(27)および式(36)によりAPACの制御入力を合成し、NNを併用する。[step. 1] へ戻る。

[step. 5] 式(27)によりAPACの制御入力のみを合成する。
[step. 1] へ戻る。

5. 実験結果

本構成法の有用性を確認するため、実在の空気圧サーボ系による実験を行った。適応制御系で用いた各パラメータは次のようなものである。

$$a_{M1} = -1.329, a_{M2} = 0.368, \Gamma(0) = 100I$$

$$b_{M0} = 0.023, b_{M1} = 0.016, \Delta = 0.05, \Theta = 0.95$$

このとき、 Θ は制御性能に影響を及ぼすため事前の実験により決定をした。

パラメータ推定値の初期値は $\hat{b}_0(0) = 0.016$ とした以外はすべて0に選んだ。またNNの学習アルゴリズムで用いる各パラメータは、 $\eta = 0.01$ とし、重みの初期値は $w_{ij}^{(1)}(0)$, $w_{ij}^{(2)}(0)$ とも $-0.01 \sim 0.01$ の乱数値である。目標入力としてはシリンダの中央を挟んで振幅 $\pm 25\text{mm}$ 、周期30secの矩形波を用いた。

図4はここで提案するロバストな同定器(7式)とNN(4.4節)を用いていない構成法(以下では従来法とする)において、負荷を徐々に加えていきプラントが変化したときの実験結果を示している。図4(a)はプラントの出力 $y(k)$ と目標値 $r(k)$ を対比したグラフと原点から極までの距離 $x(k)$ を示している。また、図4(b)は制御入力 $u(k)$ 、図4(c)および図4(d)はそれぞれプラントパラメータの推定結果を示している。図4(a)より、従来法では、プラントは最小位相(ここでは $x(k) < \Theta$)から非最小位相系(ここでは $x(k) > \Theta$)へ変化したとき、制御系はMRACからAPACに切り替わるが、切替後に、プラント出力 $y(k)$ に乱れが生じており(図の破線で囲まれた部分)、スムーズな切替が行われていないことが分かる。

図5はここで提案するロバストな同定器とNNを適応制御と併用した構成法(以下では提案法とする)において、負荷を加えた場合の実験結果を示している。図4(a)と比較すると、先ほどと同様な変化を行っているが、従来法とくらべ提案法では、切替後に安定しており、滑らかな切り替わりが行われたことが分かる。また、図4(c), (d)と図5(c), (d)をそれぞれ比較すると、プラントパラメータは目標値の変化後、スムーズに一定値(真値)に落ち着いていることから、ここで提案したロバストな同定器の効果がわかる。

また、図6は提案法を用いて、負荷を減らした場合の実験結果を示している。図6(a)において、負荷を減らした場合にはプラントは非最小位相から最小位相系へ変換し、

(a) Plant output $y(k)$ and reference input $r(k)$.

(b) Control input $u(k)$.

(c) Identified parameters $\hat{a}_i(k)$.

(d) Identified parameters $\hat{b}_i(k)$.

Fig. 4 Responses of conventional scheme.

制御系はAPACからMRACにスムーズに切り替わっていることが分かる。また、図6(b)では、図5(b)と比べてNNの出力 $u_N(k)$ が大きくなっている。この場合、NNが停止状態から再度学習が行われ出力されることになるが、切替後においても、良好な制御性能が持続されていることが

(a) Plant output $y(k)$ and reference input $r(k)$. (b) Control input $u(k)$. (c) Identified parameters $\hat{a}_i(k)$. (d) Identified parameters $\hat{b}_i(k)$.

Fig. 5 Responses of proposed scheme.

わかる。

図7, 8は, 従来法および提案法における30回繰り返り位置決め精度をヒストグラムで示したものである。各図の(a)はAPACを用いた場合を, また, (b)はMRACを用いた場合の実験結果を示している。図7と図8を比較すると, 提案法を用いた場合では, 従来法を用いた場合と比較

(a) Plant output $y(k)$ and reference input $r(k)$. (b) Control input $u(k)$. (c) Identified parameters $\hat{a}_i(k)$. (d) Identified parameters $\hat{b}_i(k)$.

Fig. 6 Responses of proposed scheme.

して位置決め精度が向上していることがわかる。とくに提案法におけるMRACでは $\pm 0.04\text{mm}$, またAPACにおいても $\pm 0.08\text{mm}$ の位置決め精度をもち, 左右へのばらつきもなく高精度の位置決めがなされていることがわかる。蛇足だが, ロバストな同定器とNNを用いたMRACでは, ロバストな同定器のみを用いたAPACより位置決め精度のよ

(a) The results of APAC.

(b) The results of MRAC.

Fig. 7 Positioning accuracy of conventional scheme.

いこともわかる。

6. 結 言

本論文では、空気圧サーボ系に対する知能化適応制御の構成法を示した。本構成法では、プラントの状態変化を察知し、あたかも知能をもったかのようにプラントに最適な制御系を構成することの出来る制御系の採用を行った。プラント状態の検知にはロバスト型同定器を用い、プラントパラメータの同定結果に基づいて最小位相性を判断し、状態に即した環境適応型制御システムに適時切替えることが出来る。さらに、非線形性に対応するためNNの併用を行った。本構成法の有用性を確認するために行った実機実験では、プラントの状態が変化した場合においても良好な制御性能が維持されることを確認した。また、本構成法で採用したロバスト型同定器およびニューラルネットワークの働きにより、高精度な位置決め制御が可能であることを確認した。

文 献

- 1) 則次, 和田, 矢野坂:「空気圧サーボ系の適応制御」,

(a) The results of APAC.

(b) The results of MRAC.

Fig. 8 Positioning accuracy of proposed scheme.

計測自動制御学会論文誌, 24, 1187/1194 (1988)

- 2) 田中, 清水, 坂田:「外乱を伴う空気圧サーボ系の適応極配置制御」, 計測自動制御学会論文誌, 30-9, 1069/1076 (1994)
- 3) 山田, 田中, 清水:「空気圧サーボ系のマルチレート適応極配置制御」, 日本機械学会論文集 (C編), 62-598, 2186/2192 (1996)
- 4) 田中, 山田, 清水:「外乱を伴う空気圧サーボ系の二重構造型適応制御」, 日本機械学会論文集 (C編), 64-624, 3005/3010 (1998)
- 5) 山田:「空気圧サーボ系に対する直接法適応極配置制御」, 日本機械学会論文集 (C編), 68-666, 419/423 (2002)
- 6) 辻, 大森, 佐野:「ニューラルネットワークを併用した適応制御」, 計測自動制御学会論文誌, 30-3, 295/302 (1994)
- 7) 田中, 柴田, 神代, 清水:「空気圧サーボ系のニューラルネットワークを併用した適応極配置制御」, 機論C編, 66, 843 (2000)