付加外力の伴う空気圧サーボ系のニューラルネットワーク併用型 MRAC*

山 田 祐 士^{*1}

MRAC with Neural Network for Pneumatic Servo System with Additive External Forces

Yuuji YAMADA^{*2}^{*2} Kure National College of Technology, 2-2-11 Aga, Kure-shi, Hiroshima, 737-8506 Japan

Pneumatic servo systems contain non-linear elements caused by compressibility of the air, various frictions and so on. Therefore, it is difficult for ordinary linear control methods to accomplish satisfactory control performance in a pneumatic servo system. In this note, we propose a design scheme which combines a model reference adaptive control (MRAC) with a neural network (NN) for the pneumatic servo system with additive external forces. In this design scheme, NN linearizes a non-linear plant of the electro-pneumatic servo system. Then, MRAC is constructed to the linearized plant. Furthermore, difference process of the signals in the identification mechanism is introduced to eliminate the influence of the constant disturbances caused by the additive external forces. The effectiveness of the proposed design scheme is confirmed by experiments using the existent electro-pneumatic servo system.

Key Words: Pneumatic Servo System, Non-Linear, Adaptive Control, Neural Network, Model Reference Adaptive Control, Intelligent Control, Digital Control

1. 緒 言

空気圧サーボ系は、安価で動力源が得やすいなどの特徴を有しており、需要が増えつつあるが、空気の圧縮性や負荷質量の違いによる大きなプラントの動特性変化のため、従来のPID制御や最適制御では高精度な位置決めは難しいとされている^{(1), (2)}。そこで、特性変動の大きな空気圧サーボ系の制御性能の改善を図るため適応制御の応用が試みられるようになった^{(3)~(7)}。しかし、空気圧サーボ系は、空気の圧縮性、制御弁やシリンダ、ピストンなどの摩擦といった非線形要素を本質的に含む系である。これらのプラントに与える影響が小さい場合には、適応制御手法のみでも満足のゆく制御性能が達成されているが、非線形性の影響が大きい場合には非線形性を補償する制御手法が必要となる。一方、ニューラルネットワーク(以下、NNと呼ぶ)のもつ柔軟性、非線形写像能力に着目し、NNを非線形な制御対象へ応用する研究が行われている⁽⁸⁾。また、従来型の適応制御にNNを併用することにより非線形補償能力を持たせようとする方法も報告されている^{(9), (10)}。しかし、これらの研究では、NNの学習に適応制御系によるプラントパラメータの同定結果を用いているが、付加外力等に起因する外乱が加わる場合には、プラントパラメータの推定値が真値に収束しないことが考えられる。そこで、本論文では、空気圧サーボ系に対し、付加外力を考慮したニューラルネットワーク併用型MRACの構成法を

示す。本構成法では、NNを併用することにより非線形補償能力を持たせた構成となっているが、NNにおいてMRAC内の信号が一部に用いられているため、外乱を考慮した構成法を用いた。この外乱を考慮した同定器を用いることにより、プラントパラメータの推定値は真値に収束されるように設計されている。また、最後に、本構成法の有用性を確認するために、付加外力の伴う空気圧サーボ系に計装し、行った実験結果についても示す。

2. 空気圧サーボ系の構成

2.1 システムの構成

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おり、さらに先端には任意の付加外力を加えられるようにワイヤで結ばれた付加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0.5MPaとし、二次側圧力 P_1 および P_2 はピストン平衡時に0.25MPaに設定した。次に制御信号の流れについて示す。シリンダの位置は、ストローク中心を零位置として、移動量の検出にはマグネスケールセンサを用いた。マグネスケールからの信号は24ビットアップダウンカウンタモジュール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

* 原稿受付 2000年12月28日。

^{*1} 正員, 呉工業高等専門学校(〒737-8506 呉市阿賀南2-2-11)。

E-mail: yamada@kure-nct.ac.jp

Fig. 1 Schematic diagram of the pneumatic servo system.

検出の分解能は $5 \mu\text{m}$ 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 2 個の 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。また、この信号の流れの制御には NEC 製 PC に各種制御ボードを加えたものを用い、開発言語としては再帰的プログラムの可能なオブジェクト指向型言語である C++ を用いた。

2.2 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。空気圧シリンダ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⁽⁸⁾ 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を求めるとつぎのようになる⁽⁷⁾。

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

ただし、

- Δ : ピストン受圧面積 [cm^2],
- L ($=0.05$) : むだ時間 [s],
- D : 粘性摩擦係数 [$\text{N} \cdot \text{s}/\text{cm}$],
- M ($=m_1 + m_2$) : 負荷質量 [kg],
- α : 変換ゲイン, μ : 時定数 [s]

式 (1) のプラントに零 (ゼロ) 次ホールド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、

$$\left. \begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3} \\ B(z^{-1}) &= b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

ここで、サンプリング周期 T の離散時間関数 $u(kT)$ と $y(kT)$ を簡単のため $u(k)$ と $y(k)$ と表し、それぞれプラントの入力と出力を示している。また、 z は z 演算子のことであり、論文 (6) に示されているように、 $z^{-1}f(k) = f(k-1)$ を示す。

3. 線形化プラントに対する MRAC の構成

本章では、ニューラルネットワークと併用を行う外乱を考慮した構成による MRAC の構成法について示す。(2) 式のプラント表現に対応して、次のような規範モデルを考える。

$$y_M(k) = \frac{z^{-2}B_M(z^{-1})}{A_M(z^{-1})}r(k) \quad (4)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} A_M(z^{-1}) &= 1 + a_{M1}z^{-1} + a_{M2}z^{-2} \\ B_M(z^{-1}) &= b_{M0} + b_{M1}z^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

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、(2) 式の $A(z^{-1})$ に対して、次式を満足する $R(z^{-1})$ および $S(z^{-1})$ が一意に存在する。

$$A_M(z^{-1}) = A(z^{-1})R(z^{-1}) + z^{-2}S(z^{-1}) \quad (6)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} R(z^{-1}) &= (1 + \eta_1 z^{-1})(1 - z^{-1}) \\ S(z^{-1}) &= s_0 + s_1 z^{-1} + s_2 z^{-2} + s_3 z^{-3} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

(6) 式の両辺に $y(k+2)$ をかけ、(2) 式に用いると

$$A_M(z^{-1})y(k+2) = B(z^{-1})R(z^{-1})u(k) + S(z^{-1})y(k) \quad (8)$$

上式の $y(k+2)$ を $y_M(k+2)$ で置き換えると、制御入力 $u(k)$ は、つぎのように表わされる。

$$B(z^{-1})R(z^{-1})u(k) = A_M(z^{-1})y_M(k+2) - S(z^{-1})y(k) \quad (9)$$

ところで、プラントのパラメータ a_i ($i = 1 \sim 3$), b_i ($i = 0 \sim 2$) は未知であるので、(9) 式のコントローラパラメータ η_i , s_i ($i = 0 \sim 3$) を直接求めることはで

きない。そのためプラントのパラメータ a_i , b_i を同定し、その推定値を真値と見なし、コントローラパラメータを計算によって求めなければならない。したがって、つぎにプラントの同定法を示す。付加外力などに起因する一定値外乱が(1)式のプラントに対して加わっている場合には、(2)式のプラント表現に対して次式のようなプラント表現が適当であると考えられる。

$$y(k) = \frac{z^{-2}B(z^{-1})}{A(z^{-1})}u(k) + w(k) \quad (10)$$

ただし、

$$w(k) = \text{const.} \quad (11)$$

ここで、上式のプラント表現を次のように書き改める。

$$y(k) = \theta^T \xi(k) + W(k) \quad (12)$$

ただし、

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

プラントに外乱の加わるような状況下においては外乱の影響を除去する必要があるので¹⁰⁾、パラメータ同定においても次式のような外乱補償器を導入する。

$$D(z^{-1}) = (1 - z^{-1}) \quad (13)$$

式(12)の両辺に $D(z^{-1})$ を作用させると

$$y_D(k) = \theta^T \xi_D(k) + W_D(k) \quad (14)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} y_D(k) &= D(z^{-1})y(k) = y(k) - y(k-1) \\ \xi_D(k) &= D(z^{-1})\xi(k) = \xi(k) - \xi(k-1) \\ W_D(k) &= D(z^{-1})W(k) \equiv 0 \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

となり、外乱の影響が除去される。したがって、式(14)に対応して同定モデルを次のように構成する。

$$\hat{y}(k) = \hat{\theta}^T(k) \xi_D(k) \quad (16)$$

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

$$\varepsilon(k) = \hat{y}(k) - y_D(k) = \hat{\theta}^T(k) \xi_D(k) - y_D(k) \quad (17)$$

と定義すると推定パラメータ $\hat{\theta}(k)$ はつぎの固定トレースアルゴリズムを用いて同定することができる。

$$\varepsilon'(k) = \begin{cases} \varepsilon(k) - \delta & ; \text{if } \varepsilon(k) > \delta \\ 0 & ; \text{if } |\varepsilon(k)| \leq \delta \\ \varepsilon(k) + \delta & ; \text{if } \varepsilon(k) < -\delta \end{cases}, \delta > 0 \quad (18a)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) - \Gamma(k-1) \xi_D(k) \varepsilon'(k) \quad (18b)$$

$$\varepsilon(k) = \frac{\tilde{\theta}^T(k-1) \xi_D(k) - y_D(k)}{1 + \xi_D^T(k) \Gamma(k-1) \xi_D(k)} \quad (18c)$$

$$\Gamma(k) = \frac{1}{\lambda(k)} \left[\Gamma(k-1) - \frac{\Gamma(k-1) \xi_D(k) \xi_D^T(k) \Gamma(k-1)}{1 + \xi_D^T(k) \Gamma(k-1) \xi_D(k)} \right] \quad (18d)$$

$$\lambda(k) = 1 - \frac{\|\Gamma(k-1) \xi_D(k)\|^2}{1 + \xi_D^T(k) \Gamma(k-1) \xi_D(k)} \cdot \frac{1}{\text{tr} \Gamma(0)} \quad (18e)$$

上述により推定パラメータ $\hat{\theta}(k)$ が求まれば、これを真値とみなし、コントローラパラメータを計算により求める。このため、(6)式に着目すると r_i , s_i に関する連立一次方程式を意味するので r_i , s_i はつぎのように表される。

$$\left. \begin{aligned} r_1 &= a_{M1} - a_1 + 1 \\ s_0 &= a_{M2} - a_2 - a_1 r_1 + a_1 + r_1 \\ s_1 &= -a_3 - a_2 r_1 + a_2 + a_1 r_1 \\ s_2 &= -a_3 r_1 + a_3 + a_2 r_1 \\ s_3 &= a_3 r_1 \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

プラントのパラメータ a_i の代わりにパラメータ推定値 $\hat{a}_i(k)$ を用いると、コントローラパラメータは次式で計算できる。

$$\left. \begin{aligned} \hat{r}_1(k) &= a_{M1} - \hat{a}_1(k) + 1 \\ \hat{s}_0(k) &= a_{M2} - \hat{a}_2(k) - \hat{a}_1(k) \hat{r}_1(k) + \hat{a}_1(k) + \hat{r}_1(k) \\ \hat{s}_1(k) &= -\hat{a}_3(k) - \hat{a}_2(k) \hat{r}_1(k) + \hat{a}_2(k) + \hat{a}_1(k) \hat{r}_1(k) \\ \hat{s}_2(k) &= -\hat{a}_3(k) \hat{r}_1(k) + \hat{a}_3(k) + \hat{a}_2(k) \hat{r}_1(k) \\ \hat{s}_3(k) &= \hat{a}_3(k) \hat{r}_1(k) \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

したがって、制御入力(9)式よりつぎのように合成される。

$$\begin{aligned} u_M(k) &= [r_{BM}(k) - \hat{\beta}_1(k)u(k-1) - \hat{\beta}_2(k)u(k-2) \\ &\quad - \hat{\beta}_3(k)u(k-3) - \hat{\beta}_4(k)u(k-4) \\ &\quad - \hat{s}_0(k)y(k) - \hat{s}_1(k)y(k-1) \\ &\quad - \hat{s}_2(k)y(k-2) - \hat{s}_3(k)y(k-3)]^T / \hat{\beta}_0(k) \end{aligned} \quad (21)$$

ただし、

$$\left. \begin{aligned} r_{BM}(k) &= b_{M0}r(k) + b_{M1}r(k-1) \\ \hat{\beta}_0(k) &= \hat{b}_0(k) \\ \hat{\beta}_1(k) &= \hat{b}_1(k) + \hat{b}_0(k) \hat{r}_1(k) - \hat{b}_0(k) \\ \hat{\beta}_2(k) &= \hat{b}_2(k) + \hat{b}_1(k) \hat{r}_1(k) - \hat{b}_1(k) - \hat{b}_0(k) \hat{r}_1(k) \\ \hat{\beta}_3(k) &= \hat{b}_2(k) \hat{r}_1(k) - \hat{b}_2(k) - \hat{b}_1(k) \hat{r}_1(k) \\ \hat{\beta}_4(k) &= -\hat{b}_2(k) \hat{r}_1(k) \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

4. NN を併用した MRAC の構成

実在の空気圧サーボ系では、空気の高圧縮性や各種摩擦の影響でプラントは(2)式のような線形系ではなくつぎのような非線形系となっていると考えられる。

$$y(k) = f(v(k-2), v(k-3), v(k-4),$$

Fig. 2. Schematic diagram of MRAC with Multi-Rate Type NN.

$$, y(k-1), y(k-2), y(k-3)) \dots \dots \dots (23)$$

ここで、 $v(k)$ 、 $y(k)$ は、それぞれ合成入力およびプラント出力を表す。今、時刻 $k-2$ を基準として $y(k-2)$ 、 $y(k-1)$ を順次消去すると

$$y(k) = g(v(k-2), v(k-3), v(k-4), y(k-3), y(k-4), y(k-5)) \dots \dots \dots (24)$$

ここで、 $y(k)$ と $v(k-2)$ の間に 1 対 1 対応を仮定し、 $g(\bullet)$ の逆関数 $h(\bullet)$ を用いると、プラントの入力表現形式はつぎのように表される⁽¹⁰⁾。

$$v(k-2) = h(y(k), v(k-3), v(k-4), y(k-3), y(k-4), y(k-5)) \dots \dots \dots (25)$$

ここでは、上式の非線形プラントに NN を適用することにより、(2) 式の線形プラントを導出し、これに対して MRAC を構成する方法を示す。まず、図 2 においてプラントの線形化に NN を組み込んだ MRAC の構成図を示す。図において、NN と非線形プラントを組み合わせた点線で囲まれた部分が (2) 式で表す線形プラントとなるように NN の重みを調整するものとする。また、制御入力 $v(k)$ は MRAC の出力 $u(k)$ と NN の出力 $u_N(k)$ の和

$$v(k) = u(k) + u_N(k) \dots \dots \dots (26)$$

で合成される。(25) 式よりプラント出力 $y(k)$ を規範モデルの出力 $y_M(k)$ に追従させる制御入力 $u(k)$ は次式で与えられる。

$$u(k) = h(y_M(k+2), v(k-1), v(k-2), y(k-1), y(k-2), y(k-3)) \dots \dots \dots (27)$$

したがって、(26) 式および (27) 式より NN の出力 $u_N(k)$ はつぎのようになる。

$$\begin{aligned} u_N(k) &= v(k) - u(k) \\ &= h_f(u(k), y_M(k+2), v(k-1), v(k-2), y(k-1), y(k-2), y(k-3)) \dots \dots \dots (28) \end{aligned}$$

Fig. 3. Construction of Neural Network.

結局、NN の目的は (27) 式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、図 3 のように 3 層の階層型とし、入力層の 7 個のユニット $x_i(k)$ ($i = 1 \sim 7$) はつぎのようになる。

$$\begin{aligned} \{x_i(k)\} &= \{u(k), y_M(k+2), v(k-1), v(k-2), y(k-1), y(k-2), y(k-3)\} \quad (i = 1 \sim 7) \\ \dots \dots \dots (29) \end{aligned}$$

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、(28) 式の右辺はつぎのように表現できる。

$$u_N(k) = \sum_{j=1}^{13} w_j^{(2)}(k) h_j(k) \dots \dots \dots (30)$$

$$h_j(k) = f\left(\sum_{i=1}^7 x_i(k) w_{ij}^{(1)}(k)\right) \dots \dots \dots (31)$$

ただし、

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \dots \dots \dots (32)$$

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。

$$\begin{aligned} w_{ij}^{(1)}(k+1) &= w_{ij}^{(1)}(k) - \eta(y(k) - y_M(k)) \frac{\partial y(k)}{\partial v(k-2)} w_j^{(2)}(k-2) \\ &\quad \times h_j(k-2)(1 - h_j(k-2)) x_i(k-2) \dots \dots (33) \end{aligned}$$

$$w_j^{(2)}(k+1) = w_j^{(2)}(k) - \eta(y(k) - y_M(k)) \frac{\partial y(k)}{\partial v(k-2)}$$

(a) Plant output $y(k)$ and reference input $y_M(k)$. (b) Control input $u(k)$.Fig. 4 Transient responses in the case of $M = 5.4$ kg.

$$\times h_j(k-2) \dots\dots\dots (34)$$

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MRAC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⁽⁹⁾。

$$\frac{\partial y(k)}{\partial v(k-2)} = \hat{b}_0(k) / \left\{ 1 + \sum_{j=1}^{13} w_j^{(2)}(k-2) h_j(k-2) \times (1 - h_j(k-2)) w_{1j}^{(1)}(k-2) \right\} \dots\dots\dots (35)$$

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。MRACで用いた各パラメータは次のようなものである。

$$a_{M1} = -1.329, \quad a_{M2} = 0.368, \quad \Gamma(0) = 100I \\ b_{M0} = 0.023, \quad b_{M1} = 0.016$$

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。NNの学習アルゴリズムで用いる各パラメータは、学習係数を $\eta = 0.01$ 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。また、目標入力 $r(k)$ はシリンダの中央を挟んで振幅 ± 25 mm, 周期 30sの矩形波を用いた。

図4は、負荷質量 M を5.4 kgとした場合の過渡状態における実験結果である。図の(a)はプラントの出力 $y(k)$ と

(a) Plant output $y(k)$ and reference input $y_M(k)$. (b) Control input $u(k)$.Fig. 5 Transient responses in the case of $F = 20$ N.

目標値 $r(k)$ を対比して示しており、(b)は制御入力 $u(k)$ を示している。この図よりプラントの出力 $y(k)$ は目標値 $r(k)$ に良好に追従しており、良好な制御性能が得られていることがわかる。

つぎに図5は、目標値が変化して約3秒後に付加外力(20N)を加えた場合の実験結果である。この図から、付加外力による一定値外乱が加わった直後に一時的に誤差が生じているもののすぐに出力は目標値と一致し、安定した制御性能が維持されていることがわかる。

図6は、付加外力の加わらない場合、図7は、付加外力の加わる場合における30回繰り返し位置決め精度をヒストグラムで示したものである。図6(a)は、従来のMRACのみを用いた場合、図7(a)は、従来のMRACのみを用いた場合と、ここでは構成法を示さないが従来のMRAC + NNのみを用いた場合の実験結果を示している。また、図6(b)および図7(b)は、提案する手法を用いた場合の実験結果を示している。図6より、付加外力が加わっていない場合には、従来の構成法では ± 0.08 mmであり、また提案する構成法については ± 0.04 mmとなっており、高精度の位置決めがなされていることがわかる。しかし、図7(a)より、付加外力が加わっている場合、従来のMRACのみを用いた構成法では、位置決め精度が大幅に劣化している。また、ここに構成法を示していないが、従来のMRAC + NNのみを用いた構成法については若干精度の向上があるにとどまっている。すなわち外乱に対しての効果がとばしいことがわかる。つぎに、図7(a)より、付加

(a) The results of conventional scheme.

(b) The results of proposed scheme.

Fig. 6 Positioning accuracy in the case of $F=0N$

外力が加わっている場合、本研究で提案する構成法においては位置決め精度が、付加外力が加わっていない場合と同程度の高精度となっていることがわかる。以上の実験結果をまとめると、従来の構成法では平常時においては問題はないが、今回の実験のように付加外力などに起因する外乱が混入することにより制御性能の劣化が見られる。これに対して、本研究で提案する構成法では付加外力などの外乱が加わる場合においても良好な性能の維持されることがわかった。

6. 結言

本論文では、付加外力の伴う空気圧サーボ系に、非線形要素の影響を補償するためNNを併用したMRACの構成法を示した。本構成法は、付加外力に起因する一定値外乱の影響を除去する同定機構を採用するロバストな構成法とした。また、空気圧サーボ系に本質的に含まれる非線形の影響を考慮して、NNを併用した。本構成法の有用性を確認するため、付加外力の加わる空気圧サーボ系に適用し実験を行った結果、良好な制御性能が得られることを確認した。

文 献

(a) The results of conventional scheme.

(b) The results of proposed scheme.

Fig. 7 Positioning accuracy in the case of $F=20N$

- (1) 田中：「電気空気圧比例制御弁を用いたサーボシリンダの位置制御—位置比例制御弁の特性とその応用—」，油圧と空気圧，12，277(昭56-4)
- (2) 山藤・小林・石橋：「空気圧シリンダの最適制御」，機論C編，53，757(昭62-3)
- (3) 小山・棚沢・岩橋・原田：「空気圧シリンダサーボ系のモデル規範形適応制御」，油圧と空気圧，21，182(平2-2)
- (4) 橋本・今枝・小西・菊輪：「空気圧シリンダの適応的位置決め制御」，油圧と空気圧，22，162(平3-2)
- (5) 荒木・山本：「空気圧サーボ系の固定トレース適応則によるモデル規範形適応制御」，油圧と空気圧，20，232(平3-2)
- (6) 則次・和田・矢野坂：「空気圧サーボ系の適応制御」，SICE論，24，1187(平3-11)
- (7) 栗上・田中・清水：「空気圧サーボ系の δ -演算子を用いたMRACS」，機論C編，64，157(平10-3)
- (8) 山田・荻田：ダイレクトニューロコントローラに関する一考察，SICE論，27，784(平3-7)
- (9) 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」，SICE論，30，295(平6-3)
- (10) 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位置制御，機論C編，66，843(平12-3)