マニピュレータにおける学習制御と適応制御の融合

仲 田 純 人*・浪 花 智 英**

A Hybrid Controller of Adaptive and Learning Control for Robot Manipulators

Sumito NAKADA* and Tomohide NANIWA**

In this paper, we deal with a hybrid controller of learning control and adaptive control for robot manipulators. Some hybrid controllers of adaptive and learning control are proposed by now. The hybrid controller proposed by Dawson et. al. are made in combination with the repetitive learning control and the model-based adaptive control. However, the stability condition of Dawson's controller consists from many equations and the condition for stability is sever. To relax the condition for stability and to make easy to use a hybrid controller, we make the new hybrid controller based on Dawson's controller. We give a proof of stability of new controller by using Lyapunov method and show experimental results with computer simulation of 2 link manipulator to verify the effectiveness of the proposed controller.

Key Words: learning control, adaptive control, robot manipulators

1. はじめに

現在ロボットマニピュレータは産業用ロボットとして広く用いられている。それらのロボットが位置軌道に対して高速に、かつ高い精度で追従できることが作業の効率化の面から必要とされている。しかし、求められる精度がより高く、速度がより速くなるにしたがってフィードバック制御のみでは位置軌道への追従誤差が大きくなるため、フィードフォワード制御を組み合わせた制御が重要となる。一般にロボットマニピュレータにおけるフィードフォワード制御にはロボットのモデルが必要であるが、ロボットの正確なモデルを作るとは困難である。

この問題点を解決する手法として Iterative Learning Control¹⁾ や繰り返し制御²⁾ に代表される学習制御や Model-Based 適応制御³⁾ のような適応制御が提案されている。学習制御は同じ運動を繰り返すことでフィードフォワード入力を更新して理想の運動を実現し、適応制御は運動を行なう中で動的に理想の運動を実現するフィードフォワード入力を獲得する。

本研究では理想の運動を実現する制御入力を効率よく獲得するために、学習制御と適応制御を融合させた制御則を構

築することを目的とする。

マニピュレータの制御則において学習と適応を融合させる研究として、石原らによってべき級数を用いた学習適応制御則が提案されている^{5),6)}。この中では制御空間をマニピュレータの関節角度と関節角速度によって適宜分割し、それぞれの空間ごとに異なるパラメータをもつべき級数を用いて学習と適応を行なっている。この手法では、高精度な制御を行なうためには制御空間を細かく分割する必要がある。しかし、そのような状況でマニピュレータの特性の情報を獲得しても断片的な情報となるため、それらの情報を別の目標軌道の制御を行なうときに利用することが難しい。Kucらは対象の動力学パラメータを目標軌道の周期ごとに学習する手法を提案している⁷⁾。この手法で行なわれているのはモデルの動力学パラメータを学習することであり、適応的な制御は行なわれていない。そのため、この手法を用いて学習にかかる時間を短くすることは難しいと思われる。Norrlöfらはカルマンフィルタと学習制御を組み合わせた学習適応制御則を提案している⁸⁾。学習制御とカルマンフィルタのどちらも目標軌道を変更した場合には新たな学習が必要であるため、この手法では目標軌道が変わるごとにあらためて学習をしないといけない。

これに対して、Dawsonらは繰り返し制御と Model-Based 適応制御とロバスト制御を組み合わせた制御則を提案した⁹⁾。本研究では特に、Dawsonらの制御則のうち繰り返し制御と Model-Based 適応制御を組み合わせた学習適応制御則に注目する。学習適応制御則は、運動を始めたばかりで十分に運動の繰り返しが行なわれていない状況では Model-Based 適応制御の働きによって理想軌道への追従誤差を減らす。また

* 福井大学大学院工学研究科 福井市文京 3-9-1

** 福井大学工学部 福井市文京 3-9-1

* Graduate School of Engineering, University of Fukui, 3-9-1 Bunkyo, Fukui

** Faculty of Engineering, University of Fukui, 3-9-1 Bunkyo, Fukui

(Received June 29, 2005)

(Revised October 7, 2005)

十分に繰り返し運動が行なわれた後では、繰り返し制御の働きによって理想軌道への追従誤差がより小さくなるような制御を行なうことが可能となっている。さらに、Model-Based 適応制御によって推定されるパラメータはマニピュレータの動力学パラメータであるため、ある軌道において獲得された動力学パラメータの推定値を、異なる目標軌道に対する制御を行なう際の初期値として用いることによって制御性能をある程度維持することが可能であると考えられる。しかし、Dawson らの制御則は安定化のための条件式が多く、選択できる制御則のゲインの範囲が狭かった。

そこで、本研究では Dawson らの制御則をもとに新たに制御則を作成した。その安定性の証明とともに、シミュレーション実験によって新しい制御則と Dawson らの制御則を比較した結果について報告する。

2. Dawson らの学習適応制御則

ここでは Dawson らの制御則⁹⁾について述べる。この制御則はマニピュレータを周期的な目標位置軌道に追従させることを目的とし、Model-Based 適応制御、繰り返し制御、ロバスト制御の3つを組み合わせることで、マニピュレータの軌道追従精度の向上を図っている。本研究では学習制御と適応制御の組み合わせに注目するため、この章ではロバスト制御を除いた学習適応制御則について示す。数式や記号は参考文献⁹⁾で用いられているものとは変更しているが、制御則そのものは同一のものである。

2.1 マニピュレータの運動方程式

まず、制御対象のロボットマニピュレータの運動方程式を以下のように定義する。

$$R(q)\ddot{q} + \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} \dot{q} + G(q) = f \quad (1)$$

(1) 式中の記号に付いては以下の定義をおいている。

$q(t) (\in \mathbb{R}^n)$	: 関節角度ベクトル
$R(q) (\in \mathbb{R}^{n \times n})$	: 正定対称な慣性行列
$S(q, \dot{q}) (\in \mathbb{R}^{n \times n})$	: 遠心力とコリオリ力からくる歪対称行列
$G(q) (\in \mathbb{R}^n)$	: 重力によって生じるトルク
$f (\in \mathbb{R}^n)$	: 制御入力

このとき $R(q), S(q, \dot{q}), G(q)$ に含まれるリンク質量と慣性モーメントは正確にわからないものとする。周期 T の周期軌道として与えられた理想の関節角軌道を $q_d(t)$ とし、軌道追従誤差を

$$\Delta q(t) = q(t) - q_d(t) \quad (2)$$

と定義する。つぎに (1) 式の式変形を行なうために以下の式

を定義する。

$$H = R(q)\ddot{q}_d + \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} \dot{q}_d + G(q) - aR(q)\Delta\dot{q} - a \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} \Delta q \quad (3)$$

$$H_d = R(q_d)\ddot{q}_d + \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q_d) + S(q_d, \dot{q}_d) \right\} \dot{q}_d + G(q_d) \quad (4)$$

この中で a は正の定数である。つぎに $\bar{H}\Theta$ を

$$\bar{H}\Theta = H - H_d \quad (5)$$

と定義する。 $\bar{H}(n \times r)$ はロボットの各リンクの長さなどの既知な値によって作られる関数行列であり、 $\Theta(r \times 1)$ は、リンクの質量などの未知の動力学パラメータのベクトルである。(3)(4)(5) 式を用いて、(1) 式を表わすと

$$\bar{H}\Theta + H_d + R(q)\Delta\ddot{q} + \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} \Delta\dot{q} + aR(q)\Delta\dot{q} + a \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} \Delta q = f \quad (6)$$

となる。

ここで、 $\bar{H}\Theta$ は適応制御によって補償される。これは Θ によって表現されるロボットの動力学パラメータが Model-Based 適応制御によって推定出来るからである。つぎに H_d はロボットの物理パラメータと $q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d$ のみに依存している。よって q_d が周期軌道であることから、 H_d も同じ周期で変化する周期的なダイナミクスである。そのため H_d は学習制御則により補償される。

2.2 学習適応制御則

学習適応制御則について示す。制御則は以下の式で表わされる。

$$f = v_a(t) + v_l(t) - k_V \Delta\dot{q}(t) - k_P \Delta q(t) \quad (7)$$

ここで k_V, k_P は PD 制御のゲインであり、正のスカラー定数である。また v_a, v_l はそれぞれ以下に示す補助適応制御則と補助学習制御則による入力を表わしている。

補助適応制御則は

$$v_a(t) = \bar{H}\hat{\Theta}(t) \quad (8)$$

で構成され、更新則は

$$\dot{\hat{\Theta}}(t) = -\eta \bar{H}^T \{ a \Delta q(t) + \Delta\dot{q}(t) \} \quad (9)$$

となる。 $\hat{\Theta}$ は Θ の推定値である。また、 η は適応のゲインで正のスカラー値である。

つぎに補助学習制御則を、制御入力 v_l と追従誤差を用いて以下のように定義する。

$$v_l(t+T) = v_l(t) - k_L(a\Delta q(t) + \Delta\dot{q}(t)) \quad (10)$$

k_L は学習のゲインであり、正のスカラー値である。

3. 新たな学習適応制御則の構築

ここでは、新たな制御則の提案とその安定性の証明につい

て述べる。また、Dawson らの学習適応制御則との比較について述べる。

3.1 運動方程式

制御対象であるロボットマニピュレータの運動方程式は (1) 式で表わされる。ここで、仮の理想関節角速度軌道 $\dot{q}_r$ を

$$\dot{q}_r(t) = \dot{q}_d(t) - \Lambda \Delta q(t) \quad (11)$$

と定義し、実際の関節角速度との誤差 s を

$$s(t) = \dot{q}(t) - \dot{q}_r(t) = \Delta \dot{q}(t) + \Lambda \Delta q(t) \quad (12)$$

と定義する。ここで、微分方程式 $\Delta \dot{q} + \Lambda \Delta q = 0$ が安定となるように $-\Lambda$ を安定行列に選ぶ。このとき、 s を 0 に収束させるように制御則を構成すれば $\Delta q \rightarrow 0$ とすることができ、理想の関節角度軌道 q_d を実現することができる。

つぎに $\mathcal{H}$ を

$$\mathcal{H} = R(q)\dot{q}_r + \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} \dot{q}_r + G(q) \quad (13)$$

と定義し、(4)(13) 式から $\bar{\mathcal{H}}\Theta$ を

$$\bar{\mathcal{H}}\Theta = \mathcal{H} - H_d \quad (14)$$

とおく。ここで $\bar{\mathcal{H}}(n \times r)$ はロボットの各リンクの長さなど、既知な値によって作られる行列である。

H と $\mathcal{H}$ の違いを明確にするために (3) 式と (13) 式をそれぞれ式変形すると

$$\begin{aligned} H &= R(q)(\ddot{q}_d - a\Delta\dot{q}) \\ &+ \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} (\dot{q}_d - a\Delta\dot{q}) + G(q) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{H} &= R(q)(\ddot{q}_d - \Lambda\Delta\dot{q}) \\ &+ \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} (\dot{q}_d - \Lambda\Delta\dot{q}) + G(q) \end{aligned} \quad (16)$$

となり、 H では正のスカラー値 a を用いている所が $\mathcal{H}$ では行列 Λ に変わっていることがわかる。

(12)(4)(14) 式を用いると (1) 式は

$$\bar{\mathcal{H}}\Theta + H_d + R(q)\dot{s} + \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} s = f \quad (17)$$

と変形することができる。

3.2 学習適応制御則

新たに提案する制御則を以下の式で与える。

$$f = u_a(t) + u_l(t) - Ks(t) \quad (18)$$

ここで K はゲイン行列であり、 u_a は補助適応制御則、 u_l は補助学習制御則による入力を表わしている。また、(12) 式から Ks は PD 制御則であり、制御則 f は PD 制御則、補助適応制御則、補助学習制御則の 3 つからなる制御則といえる。

補助適応制御則は

$$u_a(t) = \bar{\mathcal{H}}\hat{\Theta}(t) \quad (19)$$

で構成される。ここで $\hat{\Theta}$ は Θ の推定値を表わし、これを制御中に更新しながら制御を行なう。更新則は

$$\hat{\Theta}(t) = \hat{\Theta}(0) - \int_0^t \Gamma \bar{\mathcal{H}}^T s d\tau \quad (20)$$

とする。 Γ は適応のゲイン行列であり、 Γ^{-1} が正定行列となるように選択する。補助学習制御則は、過去の学習制御入力と追従誤差を用いて以下のように定義する。

$$u_l(t+T) = u_l(t) - \Upsilon s(t) \quad (21)$$

ここで Υ はゲイン行列であり、 Υ^{-1} が正定対称行列であるとする。

3.3 安定性の証明

(17) 式に (18) 式で定義した制御入力を加えた閉ループ系は

$$\begin{aligned} R(q)\dot{s} + \left\{ \frac{1}{2}\dot{R}(q) + S(q, \dot{q}) \right\} s \\ - (u_a - \bar{\mathcal{H}}\Theta) - (u_l - H_d) + Ks = 0 \end{aligned} \quad (22)$$

と表わされる。

ここでリアプノフ関数 V を

$$V = \frac{1}{2}s^T R(q)s + V_a + V_l \quad (23)$$

と仮定する。 V_a, V_l は以下のとおりである。

$$V_a = \frac{1}{2}\Delta\Theta^T \Gamma^{-1} \Delta\Theta \quad (24)$$

$$V_l = \frac{1}{2} \int_t^{t+T} \Delta u_l^T(\tau) \Upsilon^{-1} \Delta u_l(\tau) d\tau \quad (25)$$

$$\Delta\Theta(t) = \hat{\Theta}(t) - \Theta \quad (26)$$

$$\Delta u_l(t) = u_l(t) - H_d(t) \quad (27)$$

ここで $\Delta\Theta(t)$ については (20) 式より

$$\Delta\dot{\Theta}(t) = -\Gamma \bar{\mathcal{H}}^T s(t) \quad (28)$$

を満足し、 $\Delta u_l(t)$ については (21) 式より

$$\Delta u_l(t+T) = \Delta u_l(t) - \Upsilon s(t) \quad (29)$$

を満たすことに注意しておく。

(23) 式を微分するとつぎの式が得られる。

$$\dot{V} = s^T R(q)\dot{s} + \frac{1}{2}s^T \dot{R}(q)s + \dot{V}_a + \dot{V}_l \quad (30)$$

これに (22) 式を代入し、 $S(q, \dot{q})$ が歪対称行列であることに注意すると、

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T \left\{ R(q)\dot{s} + \frac{1}{2}\dot{R}(q)s \right\} + \dot{V}_a + \dot{V}_l \\ &= s^T \{ u_a - \bar{\mathcal{H}}\Theta + u_l - H_d - S(q, \dot{q})s - Ks \} \\ &\quad + \dot{V}_a + \dot{V}_l \\ &= -s^T Ks \\ &\quad + (u_a - \bar{\mathcal{H}}\Theta)^T s + \dot{V}_a + (u_l - H_d)^T s + \dot{V}_l \end{aligned} \quad (31)$$

となる。(31) 式より次式が得られる。

$$\dot{V} = -s^T Ks + \dot{V}_1 + \dot{V}_2 \quad (32)$$

ここで

$$\dot{V}_1 = (u_a - \bar{H}\theta)^T s + \dot{V}_a \quad (33)$$

$$\dot{V}_2 = (u_l - H_d)^T s + \dot{V}_l \quad (34)$$

とした。

$\dot{V}_1$ について, (19)(24)(28)(33) 式より

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= (\bar{H}\hat{\theta} - \bar{H}\theta)^T s + \Delta\theta^T \Gamma^{-1} \Delta\dot{\theta} \\ &= \{\bar{H}(\hat{\theta} - \theta)\}^T s + \Delta\theta^T \Gamma^{-1} (-\Gamma\bar{H}^T s) \\ &= (\bar{H}\Delta\theta)^T s - \Delta\theta^T \bar{H}^T s = 0 \end{aligned} \quad (35)$$

となる。また $\dot{V}_2$ については, $\Upsilon = \Upsilon^T$ であることと (27)(25)(29)(34) 式より以下が成り立つ。

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= (u_l - H_d)^T s \\ &+ \frac{1}{2} \left\{ \Delta u_l^T(t+T) \Upsilon^{-1} \Delta u_l(t+T) \right. \\ &\quad \left. - \Delta u_l^T(t) \Upsilon^{-1} \Delta u_l(t) \right\} \\ &= \Delta u_l^T(t) s \\ &+ \frac{1}{2} \left\{ (\Delta u_l(t) - \Upsilon s(t))^T \Upsilon^{-1} (\Delta u_l(t) - \Upsilon s(t)) \right. \\ &\quad \left. - \Delta u_l^T(t) \Upsilon^{-1} \Delta u_l(t) \right\} \\ &= \Delta u_l^T(t) s + \frac{1}{2} \left\{ s^T \Upsilon s - 2\Delta u_l^T(t) s \right\} \\ &= \frac{1}{2} s^T \Upsilon s \end{aligned} \quad (36)$$

以上の結果より (32) 式は

$$\dot{V} = -s^T \left\{ K - \frac{1}{2} \Upsilon \right\} s \quad (37)$$

とおくことが出来る。よって

$$K - \frac{1}{2} \Upsilon \quad (38)$$

が正定行列となるように K, Υ を選択しているとき, $\dot{V}$ は負定となり, V はリアプノフ関数となる。以上のことから,

$$\lim_{t \rightarrow \infty} s(t) = 0 \quad (39)$$

がいえる。また, (12) 式において $s = 0$ とした微分方程式 $\Delta\dot{q} + \Lambda\Delta q = 0$ を考えると, $-\Lambda$ が安定行列であることから,

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \Delta q(t) = 0 \quad (40)$$

となることがいえる。

3.4 制御則の比較

新たに提案する制御則と Dawson らの学習適応制御則との比較を行なう。

まず, Dawson らの制御則 (7) が安定であるための条件は参考文献⁹⁾ の中で以下のように示されている。

$$\begin{cases} 0 < a < 1 \\ k_P > k_L(1+a)/2 \\ k_V > k_L(1+a)/2 \\ k_P + ak_V > r_2(1-a^2) \end{cases} \quad (41)$$

r_2 は $R(q)$ の最大固有値を表す。

ここで, 新たに提案した制御則の安定条件である (38) 式と Dawson らの制御則の安定条件である (41) 式を比較する。(38) 式に比べ (41) 式は条件式が多く, 制御の各ゲインに多くの制約がある。また, a の値の範囲が 0 から 1 の間しかとれないため学習や適応の結果が角度誤差 Δq よりも角速度誤差 $\Delta \dot{q}$ に依存する。(38) 式の条件式は安定の条件が PD 制御のゲインにかかわる K と補助学習制御則のゲイン Υ のみで決定され, 制御則の各ゲインに対する制約が少ない。よって, Dawson らの制御則に比べ, 新たに作成した制御則は各ゲインの選択の幅が広がり, より効率の良い制御を行なうことが可能である。

4. シミュレーション

ここでは, 新しく提案する制御則と Dawson らの学習則と適応則を用いた制御則によるシミュレーションについて述べる。

4.1 制御対象

今回, 制御対象に用いるのは Fig. 1 に示す 2 リンクマニピュレータである。

Fig. 1 2 Link manipulator

ここで以下の定義を置く。

θ_i : リンク i の回転角度

m_i : リンク i の質量

l_i : リンク i の長さ

l_{gi} : 関節 i からリンク i の質量中心までの長さ

今回のシミュレーションで用いたパラメータは以下のとおりである。

$$m_1 = m_2 = 1[\text{kg}]$$

$$l_1 = l_2 = 0.5[\text{m}]$$

$$l_{g1} = l_{g2} = 0.25[\text{m}]$$

また, 重力加速度は $9.8[\text{m/s}^2]$ で Y 軸の負の方向に働くものとした。関節の摩擦については, Dawson らの学習則と適応則が摩擦を補償していないことから, 制御則の比較を行な

いやすくするために考慮しないこととした。

4.2 目標軌道

各関節角度の目標軌道 $\theta_{d1}(t), \theta_{d2}(t)$ を

$$\begin{aligned}\theta_{d1}(t) &= \theta_{d2}(t) \\ &= \frac{\pi}{2} \sin \left(\frac{3\pi}{8192} t^5 + \frac{15\pi}{2047} t^4 + \frac{5\pi}{128} t^3 \right) \quad (42)\end{aligned}$$

とし、10周期分繰り返すシミュレーションを行なった。目標軌道の1周期分の軌道を Fig. 2 に示す。

Fig. 2 Desired trajectory of joint angles

4.3 制御則について

まず制御に用いる各値の初期値について、パラメータの推定値の初期値 $\hat{\theta}(0)$ と学習制御入力 $u_l(t) (0 \leq t \leq T)$ をどちらも 0 とした。

つぎに制御則の各ゲインについて述べる。Dawson らの制御則である (7) 式を用いたシミュレーションに用いた制御則の各ゲインは以下のとおりである。

$$\begin{aligned}k_P &= 9 & k_V &= 3 & k_L &= 2.9 \\ a &= 0.99 & \eta &= 3\end{aligned}$$

これらの値は制御則の安定条件である (41) 式に従うように決定している。新たに作成した制御則である (18) 式を用いたシミュレーションに用いた各ゲインは以下のとおりである。

$$\begin{aligned}K &= 3I & \Lambda &= 3I & I &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \Gamma &= 3I & \Upsilon &= 2.9I\end{aligned}$$

これらの値は制御則の安定条件である (38) 式に従う。

今回のシミュレーション実験では安定条件の違い、特に a と Λ の違いによる制御結果の差の比較を目的とする。そのために PD 制御のゲインに相当する K, Λ が (12) 式より

$$\begin{aligned}-Ks &= -K(\Delta\dot{q} + \Lambda\Delta q) \\ &= -K\Delta\dot{q} - K\Lambda\Delta q \quad (43)\end{aligned}$$

として表わされることから、この PD 制御のゲインを k_P, k_V と等しくするために

$$k_P I = K \Lambda \quad k_V I = K \quad (44)$$

となるように設定している。また、それぞれの補助適応制御のゲイン Γ, η については同じ大きさのゲインとなるように

$$\Gamma = \eta I \quad (45)$$

を満たすように設定している。補助学習制御のゲイン Υ, k_L についても同じ大きさのゲインとなるように

$$\Upsilon = k_L I \quad (46)$$

を満たすようにしている。

ゲインの大きさが異なっているのは a と Λ であり、 $a = 0.99$ であるのに対して $\Lambda = 3I$ としている。 a と Λ の値は k_P, k_V, k_L, η を上記のように決定したときに、それぞれの制御結果が最もよくなるように、試行錯誤的に求めたものである。

4.4 実験結果の比較

二つの制御則を用いて行なったシミュレーション実験の結果の比較を行なう。

まず、10周期目の各関節角軌道に注目する。Fig. 3 は目標軌道 θ_{d1} と、各制御則を用いたシミュレーションにおける θ_1 の10周期目の軌道を示したものである。Fig. 3 の中

Fig. 3 Trajectory of joint 1 at 10th period

で2秒から6秒の間はどちらの制御則を使った場合も大きな違いはない。しかし、0秒から2秒の間と6秒から8秒の間においては軌道に差があり、新たに作成した制御則を用いた場合の軌道のほうが目標軌道に近づいていることがわかる。また目標軌道 θ_{d2} と、各制御則を用いたシミュレーションにおける θ_2 の10周期目の軌道を示した Fig. 4 についても新たに作成した制御則を用いた場合の軌道のほうが目標軌道に近づいていることがわかる。このことから、周期運動を同じ回数だけ繰り返したときには (7) 式よりも新しい制御則のほうがより正確な制御が行なえるといえる。

また、関節角度誤差を

$$\frac{1}{T} \int_{(n-1)T}^{nT} \sqrt{\Delta q^T(t) \Delta q(t)} dt \quad (n: 1, \dots, 10) \quad (47)$$

によって運動の周期ごとに評価する。評価値の推移を Fig. 5 に示す。実線は新たに提案した制御則を用いたときの評価値

Fig. 4 Trajectory of joint 2 at 10th period

Fig. 5 Convergence of tracking errors

を表わし、破線は Dawson らの制御則を用いたときの評価値を表わす。Fig. 5 から、Dawson らの制御則を用いた場合の 10 周期目の評価値に、新しい制御則を用いた場合では 6 周期目で近付いていることがわかる。このことは、Dawson らの制御則に比べて新しい制御則が少ない繰り返しの回数で関節角度誤差を減少させることが可能であることを意味している。

以上のシミュレーション結果より、今回作成した制御則は元の制御則に比べて、少ない動作の繰り返しでより関節角度誤差が減少していることが確認された。

5. ま と め

本論文では Dawson らの制御則をもとにした新しい制御則を提案し、その安定性の証明を行なった。また、シミュレーション実験により提案した制御則と Dawson らの制御則の比較を行なった。

新たに提案した制御則は、Dawson らの制御則よりも安定化のための条件の数が少なくなり、制御の各ゲインに対する制約が少なくなった。このため、各ゲインの設定の幅がひろがり、より効率的な学習や適応による制御が可能となった。その結果、少ない繰り返し回数で目標軌道により近い軌道を通ることがシミュレーション実験によって確認された。

今後は今回構築した学習適応制御則をマニピュレータによる力制御やロボットハンドによる物体操作に対して拡張していくことに取り組んでいく。

参 考 文 献

- 1) S. Arimoto, S. Kawamura and F. Miyazaki: Bettering operation of robots by learning, J. Robotic Systems, 1-2, 123/140 (1984)
- 2) W-W. Kao, R. Horowitz, M. Tomizuka and M. Boal: Repetitive Control of a Two Degree of Freedom SCARA Manipulator, Proceedings of the 1989 American Control Conference, Pittsburgh, PA 1484/1490, June (1989)
- 3) J.J.E. Slotine and W. Li: On the adaptive control of robot manipulators, Int. J. Robotics Research, 6, 49/59 (1987)
- 4) J.J. Craig: Adaptive Control of Mechanical Manipulators, Addison-Wesley (1988)
- 5) 石原, 小林: 変数変換リセットによる非線形系の適応・学習(記憶)制御-非線形アームの速度制御実験-, 計測自動制御学会論文集, 27-9, 1067/1069 (1991)
- 6) 石原, 小林: ある種の非線形系の適応・学習制御, 計測自動制御学会論文集, 24-9, 982/984 (1988)
- 7) T.Y. Kuc, J.S. Lee and B.H. Park: An Adaptive Hybrid Force and Position Learning Control of Robot Manipulators, Proceeding of IEEE Systems Man and Cybernetics Conference, 3, 2057/2062 (1994)
- 8) M. Norrlöf: An Adaptive Iterative Learning Control Algorithm With Experiments on an Industrial Robot, IEEE Transactions on Robotics and Automation, 18-2, 245/251 (2002)
- 9) D. Dawson, R. Genet and F.L. Lewis: A Hybrid Adaptive/Learning Controller for a Robot Manipulator, Symposium on Adaptive and Learning Control ASME Winter Meeting, 21, 51/54 (1991)

[著 者 紹 介]

仲 田 純 人 (学生会員)

2003 年福井大学工学部知能システム工学科卒業。2005 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。同年同大学院工学研究科博士後期課程入学。現在に到る。マニピュレータの学習制御や適応制御の研究に従事。IEEE 学生会員。

浪 花 智 英 (正会員)

1990 年大阪大学大学院基礎工学研究科前期課程修了。同年東京大学大学院工学系研究科博士課程入学。同年東京大学工学部計数工学科助手。95 年山口大学工学部機械工学科講師, 98 年同大学院理工学研究科環境共生工学専攻助教授。2000 年福井大学工学部知能システム工学科助教授となり現在に至る。ロボットマニピュレータに対する学習・適応制御の研究に従事。博士(工学)。IEEE, 日本ロボット学会, 日本機械学会の会員。