ロボットマニピュレータの知的制御に関する一考察

逢坂一正・小野耕一

岡山理科大学工学部機械工学科

（1992年9月30日　受理）

1．はじめに

ロボットマニピュレータの高速かつ高精度な軌道制御は，生産性の向上につながるため産業用ロボットの分野において大いに要望されている。その実現を目指す方法の一つとして繰り返し学習制御法[1),2)]があり，これまでに多数の研究が報告されている。これらの制御法の基本的考えは，マニピュレータのダイナミックスのもつ複雑な非線形特性に対する正面からの処理を回避して，実際の制御動作を何回も繰り返してシステム応答を目標出力に近づけることにあると思われる。他方，マニピュレータのダイナミックスのもつ特徴をできるだけ生かす（得られる情報をできるだけ利用する）ロバスト制御法[3),4)]も多数報告されている。これら制御法の基本的考えは，制御対象の非線形特性を補償する制御入力をオンライン計算で行ない，一回の制御動作でシステム応答を高精度に目標出力に近づけることである。これらの制御法は，どちらも人間の日常行動における目標達成における知的処理法の断面（投影）になっているものと思われる。

そこで本報告では，回転型関節をもつ多リンク機構としてのマニピュレータの高速運動制御における軌道追従制御問題において，これらの制御法からそれぞれ代表的方法を一つ取り上げて，計算機シミュレーションによりその二つの代表的方法の得失ならびに制御性能について検討する。

2．制御対象の記述

制御対象となるnリンクよりなるロボットマニピュレータの概略図をFig. 1に示す。各リンクには駆動用サーボモータが取り付けられていて，リンクの回転角，角速度，角加速度を知ることが可能であると仮定する。このタイプのマニピュレータにおいて，できるだけ力学的情報を得るのにふさわしいと思われるダイナミックスについて述べる。マニピュレータの運動方程式は，一般に次式のように表わされる。

$$M(\theta)\ddot{\theta}+f(\theta,\dot{\theta}) = \tau \tag{1}$$

ここで，$\theta \in R^n$ は関節角ベクトル，$\tau \in R^n$は駆動力ベクトル，$M(\theta) \in R^{n\times n}$は正定対称な慣性行列，$f(\theta,\dot{\theta}) \in R^n$は遠心力，コリオリ力，粘性摩擦力，重力などの全パラメータが既知

で定式化できる非線形力ベクトルである。

(1)式の駆動力ベクトル τ は，サーボモータの非線形特性，定式化するのが困難と思われるマニピュレータの微妙な非線形特性（周囲にある空気の抗力，磁石の電磁力など）を考慮にいれて，各駆動系で互いに独立な次式のように表わされるものと仮定する。

$$\tau_i = k_i(u_i) \quad (i=1,2,\cdots,n) \tag{2}$$

ここで添字 i はリンク番号，$u_i \in R$ はサーボモータへの制御入力，$k_i(\cdot) \in R$ は定式化できない非線形力を含む非線形関数である。

また，マニピュレータは，次の仮定を満足している[5]ものとする。

[仮定 1]：(1)式の左辺は，次式のように分離できる。

$$M(\theta)\ddot{\theta}+f(\theta,\dot{\theta}) = \sum_{k=1}^{m} E_k(\phi_k) y_k(\theta,\dot{\theta},\dot{\theta}_m,\ddot{\theta}_m) \tag{3}$$

ここで，添字 k は適当な整数 q_k，p_k の番号を意味する。$\phi_k \in R^{qk}$ は物理パラメータベクトル，$\theta_m \in R^n$ は観測可能な変数ベクトル，$E_k(\phi_k) \in R^{pk\times n}$ は物理パラメータのみからなる行列，$y_k(\theta,\dot{\theta},\dot{\theta}_m,\ddot{\theta}_m) \in R^n$ は観測可能な関数ベクトルである。

[仮定 2]：ϕ_k は未知であってもよいが，その範囲は有限で既知とする。

3．知的制御法

ここでは，知的制御法の代表的方法と思われる繰り返し学習制御法とロバスト制御法について簡単に説明する。

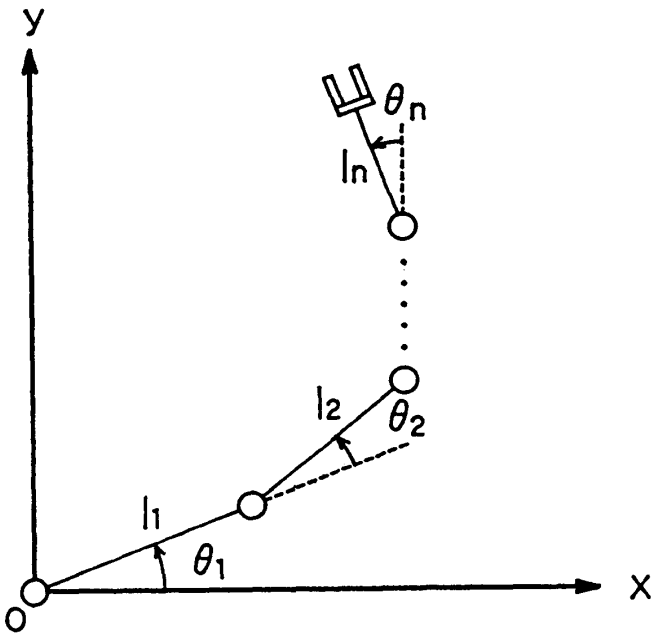

Fig. 1 n-link robot manipulator.

3.1 繰り返し学習制御法

ロボットマニピュレータの繰り返し学習制御法の代表的方法として，良く知られている川村らの制御法 (Betterment Process)[1]を簡単に述べる。その制御法を表わすブロック線図を Fig. 2 に示す。また，その制御パラメータを Table 1 に示す。

実現すべき目標軌道 $\theta_d(t) \in R^n$ が制御時間 $t \in [0,T]$ で与えられているとき，Betterment Process は次式のように構成される。

$$\text{誤差}：e_k(t) = \dot{\theta}_d(t) - \dot{\theta}_k(t) \tag{4}$$

$$\text{入力}：u_{k+1}(t) = u_k(t) + \Gamma d/dt\{e_k(t)\} \tag{5}$$

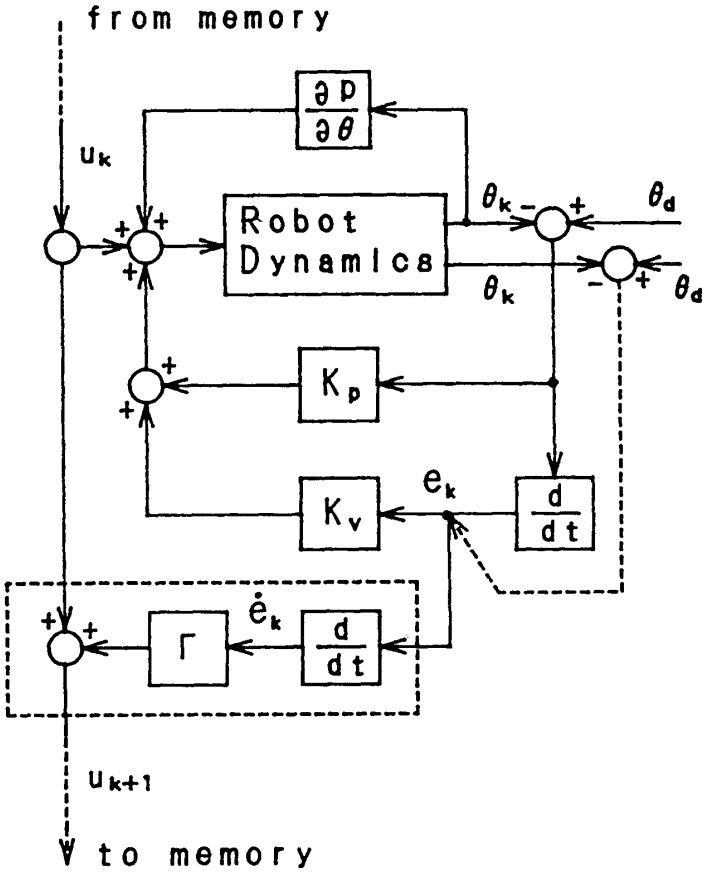

Fig. 2 Block-diagram for a learning control method.

Table 1 Control parameters for a learning control method.

	Link 1	Link 2
K_P	2.0	2.0
K_V	2.0	2.0
Γ	0.54(γ_1)	0.026(γ_2)

ここで，添字 k は制御動作の繰り返し試行番号，$\theta_k(t) \in R^n$は k 回目試行における実現軌道，$e_k(t) \in R^n$ は k 回目試行における誤差ベクトル，$u_k(t) \in R^n$ は k 回目試行における制御入力ベクトル，$\Gamma = \mathrm{diag}\,(\gamma_1,\gamma_2,\cdots,\gamma_n) \in R^{n\times n}$ は適当な重みを表わす行列である。k 回目試行における制御則は，重力補償付きの PD 制御である。

3.2 ロバスト制御法

ロバスト制御法の代表的方法として，筆者らの制御法[6]を簡単に述べる。この制御法は，(2)式の非線形関数 $k_i(\cdot)$ の同定プロセス[7]と(3)式を用いたロバスト制御法[4]の 2 段階に分けて実行される。

同定プロセスで用いられる同定法は，Fig. 3 に示す 3 層ニューラルネットが用いられ，次のように構成されている。

［手順］：粗同定

I．レベルの異なる 3 個のステップ状の制御入力の値 $u_{ij} = c_j$(j：教師値番号) でリンクを駆動し，(1)式により，駆動トルクの時間平均値 $\tau_{ij} = E\{\tau_{ij}(t)\}$ を求める。

II．3 組の教師値 (u_{ij}, τ_{ij}) を初期教師値として，誤差バックプロパゲーション法[8]によりニューラルネットで(2)式の $k_i(\cdot)$ を学習する。

［手順 2］：精密同定

I．各リンクの目標軌道 $\theta_d(t)$ を決める。

II．$\theta_d(t)$ に対応する $\tau_{di}(t)$ を実現するような $u_i(t)$ をニューラルネットの学習結果から求める。

III．この $u_i(t)$ で各リンクを駆動し，$\tau_{di}(t)$ と実現軌道に対応する $\tau_i(t)$ との時間最大誤差

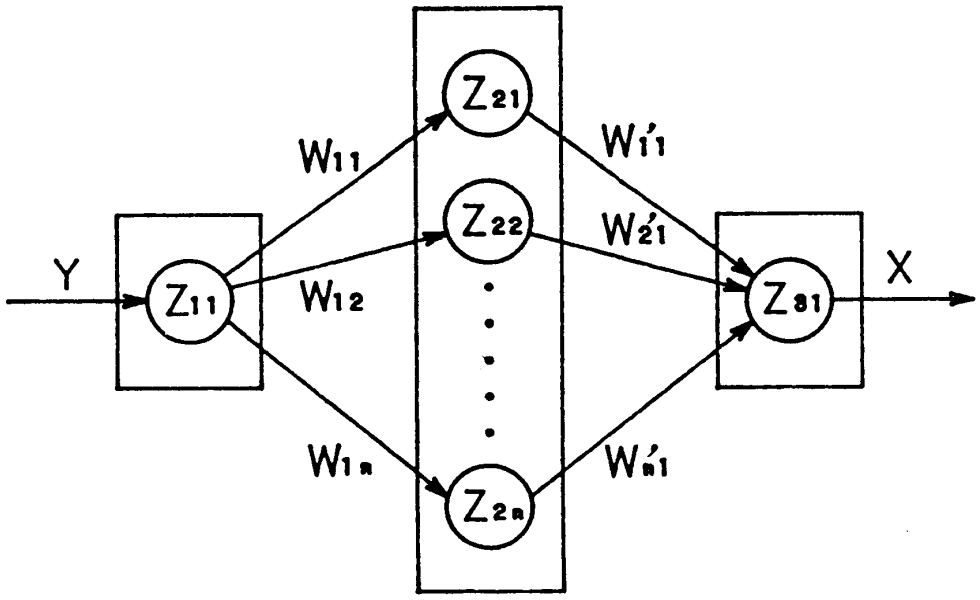

Fig. 3 3-layer neural network.

e_i を次式で求める。

$$e_i = \max_t | \tau_{di}(t) - \tau_i(t) | \tag{6}$$

Ⅳ．$e_i < \varepsilon_i$（誤差の許容限界）なら同定終了，そうでなければⅤに進む。

Ⅴ．e_i の生じた時刻における $u_i(t)$，$\tau_{di}(t)$ の値をそれぞれ u_i'，τ_i' とし，(u_i', τ_i') を新教師値とし，これまでの教師値に追加してニューラルネットの学習を行ない，Ⅱに戻る。

ロバスト制御法を表わすブロック線図を Fig. 4 に示す。また，その制御パラメータを Table 2 に示す。

いま，制御誤差 e を次式で定義する。

$$e(t) = \theta(t) - \theta_d(t) \tag{7}$$

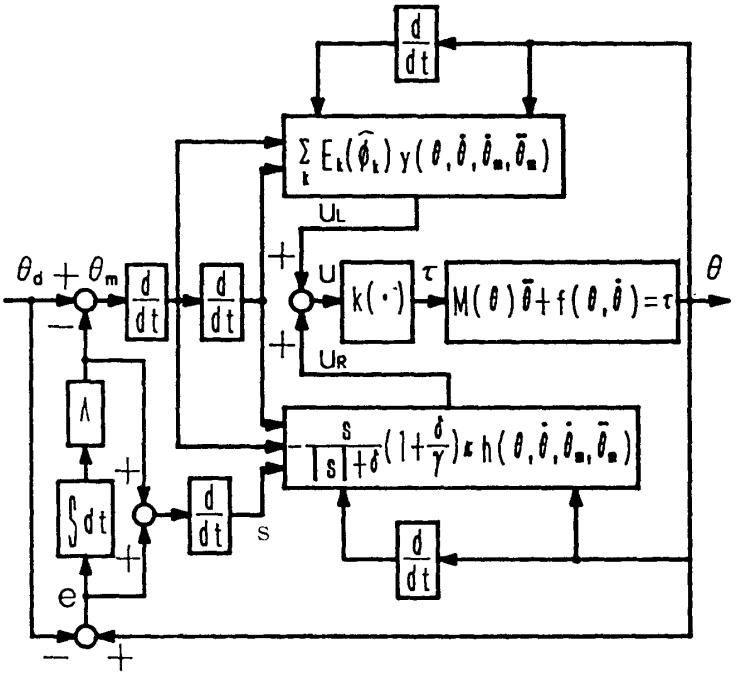

Fig. 4　Block-diagram for a robust control method.

Table 2 Control parameters for a robust control method.

λ_1	7.0	$e_1(t_0)$	[rad]	0.0
λ_2	7.0	$e_2(t_0)$	[rad]	0.0
δ	0.5	ε_{d1}	[rad]	0.03
γ	0.21	ε_{d2}	[rad]	0.03
κ	4.90	ε_1^{max}	[rad]	0.03
η	0.02	ε_2^{max}	[rad]	0.03

ここで，$\theta(t) \in R^n$ は実現軌道ベクトルである。また，拡張誤差 s を次式のように定義する。

$$s(t) = \dot{e}(t) + \Lambda e(t) \tag{8}$$

ここで，$\Lambda \in R^{n\times n}$ はリンクに対する重みを表わす対角行列である。そのとき，制御入力 u は線形補償 u_L と非線形補償 u_N の和として表わされ，u_L，u_N はそれぞれ次式のように表わされる。

$$u_L = k^{-1}\left(\sum_{k=1}^{m}(\hat{\phi}_k) y_k(\theta, \dot{\theta}, \dot{\theta}_m, \ddot{\theta}_m)\right) \tag{9}$$

ここで，$\theta_m = \theta_d - \Lambda\int_0^t e dt$ であり，$\hat{\phi}_k$ は ϕ_k の推定値である。

$$u_N = k^{-1}\left(\frac{-s}{\|s\|+\delta}\left(1+\frac{\delta}{\gamma}\right) k h(\theta, \dot{\theta}, \dot{\theta}_m, \ddot{\theta}_m)\right) \tag{10}$$

ここで，$\delta > 0$ は制御入力の連続性を補償する設計パラメータ，$\gamma > 0$ は制御誤差を指定するパラメータ，$k > 0$ は $M(\theta)$ の最小特異値と最大特異値の比の平方根である。また，$h(\theta, \dot{\theta}, \dot{\theta}_m, \ddot{\theta}_m)$ は次式で表わされるスカラゲインである。

$$h(\theta, \dot{\theta}, \dot{\theta}_m, \ddot{\theta}_m) = \sum_{k=1}^{m} \overline{E}_k \| y_k(\theta, \dot{\theta}, \dot{\theta}_m, \ddot{\theta}_m) \| + \eta \tag{11}$$

ここで，$\| y_k(\theta, \dot{\theta}, \dot{\theta}_m, \ddot{\theta}_m) \|$ はベクトル $y_k(\theta, \dot{\theta}, \dot{\theta}_m, \ddot{\theta}_m)$ のユークリッドノルムを表わし，η は任意の正定数であり，$\overline{E}_k$ は次式を満たす正定数である。

$$\overline{E}_k > \| E_k(\hat{\phi}_k - \phi_k) \| \tag{12}$$

ここで，$\| E_k(\hat{\phi}_k - \phi_k) \|$ は行列 $E_k(\hat{\phi}_k - \phi_k)$ の最大特異値を表わす。

4．シミュレーション結果

2 リンクマニピュレータのシミュレーション結果について述べる。(1)式の左辺の計算に必要な各リンクパラメータを Table 3 に示す。m_i，I_i，l_i，l_{gi}，$\hat{d}_i$ はそれぞれ質量，重心まわりの慣性モーメント，関節からの長さ，重心からの長さ，粘性係数の推定値である。

Table 3 Link parameters.

Parameter		Link 1 (i = 1)	Link 2 (i = 2)
mi	[kg]	12.13	2.49
Ii	[kg·m²]	5.25E − 1	2.30E − 2
li	[m]	0.300	0.200
lgi	[m]	0	0
d̂i	[Nms/rad]	4.10E − 1	2.39E − 2

まず，力学的パラメータに誤差（構造的不確実性の一種）がある場合の結果について述べる。繰り返し学習制御法で得られたシミュレーション結果の一例を Fig. 5 に示す。図の θ_{d1}, θ_{d2} で表わされた太い実線はそれぞれリンク1，リンク2の目標軌道である。これらの軌道はマニピュレータにダート投げを行なわせることを想定している。k は繰り返しの試行回数を表わしている。この結果は，m_2の値が公称値より10%大きい場合のものである。リンク1は6回，リンク2は3回の繰り返し学習でほぼ目標軌道に収束する。収束したときの各リンクの角度誤差 e を Fig. 6に示す。

上と同じパラメータ，シミュレーション条件でのロバスト制御法によるシミュレーション結果の角度誤差の一例を Fig. 7に示す。ただし，この結果は非線形特性(2)式が $\tau_i = u_i(k(\cdot)$ が線形関数) の場合のものである。上の繰り返し学習制御法の結果に比べて制御誤差はほんの少し小さくなっている。Fig. 6，Fig. 7の場合のそれぞれの制御入力 u を Fig. 8に示す。(a)が繰り返し学習制御の場合，(b)がロバスト制御の場合であるが，両者のあいだにはほとんど差異が認められない。

つぎに，制御入力に雑音（非構造的不確実性の一種）が重畳した場合の結果について述べる。雑音 n(t) は，制御入力 u(t) に加法的に重畳される一様雑音とし，その特性は次式

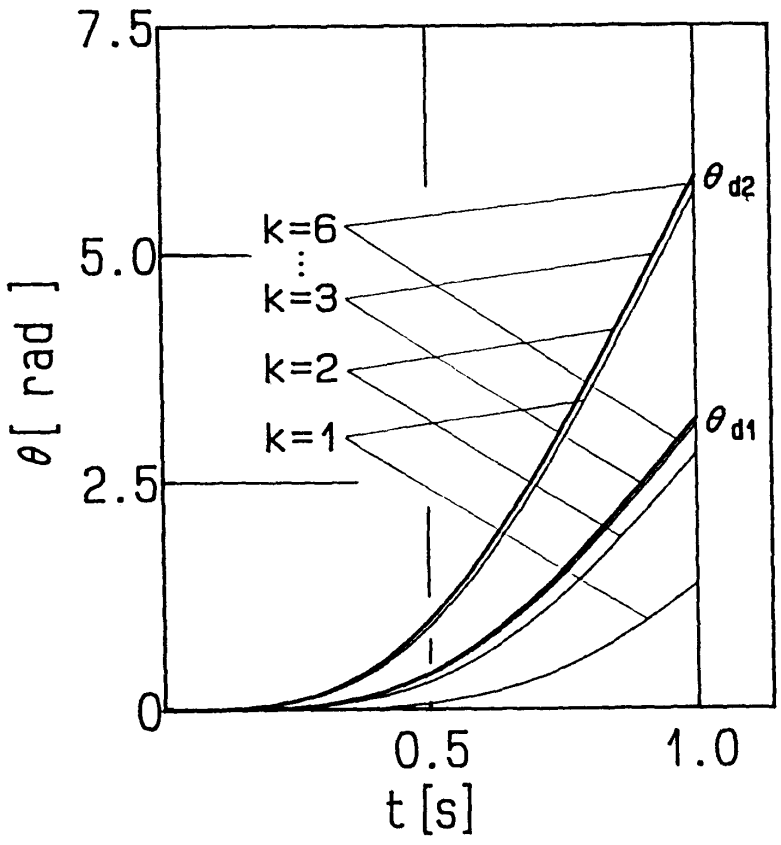

Fig. 5　A simulation result of trajectory obtained by a learning control method without noise.

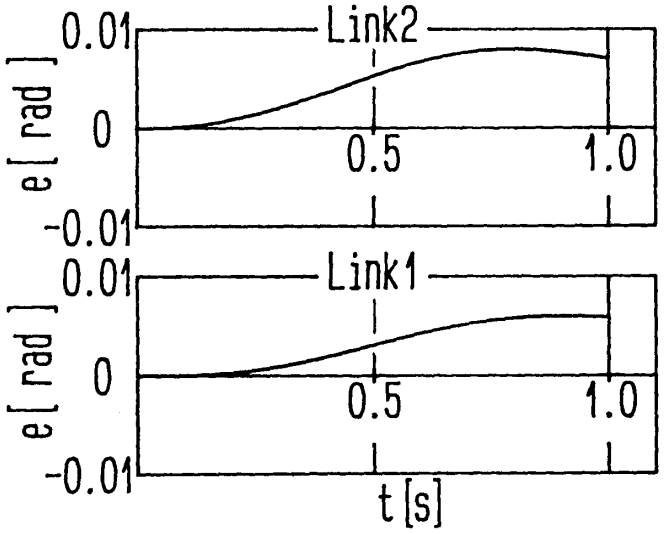

Fig. 6 A control error in a learning control method without noise.

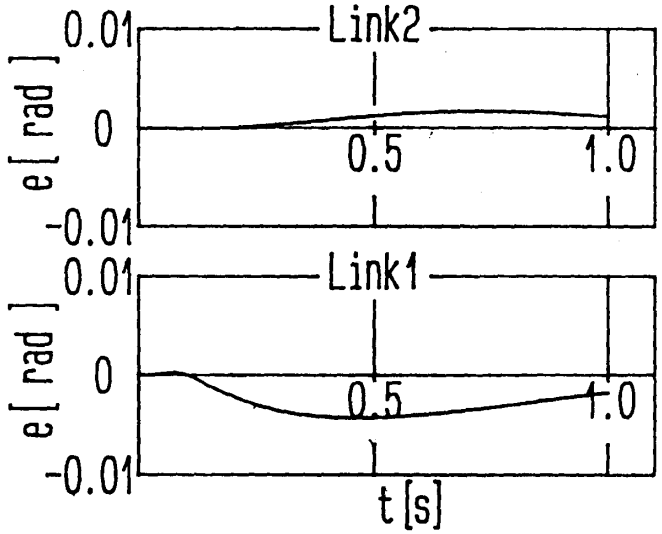

Fig. 7 A control error in a robust control method without noise.

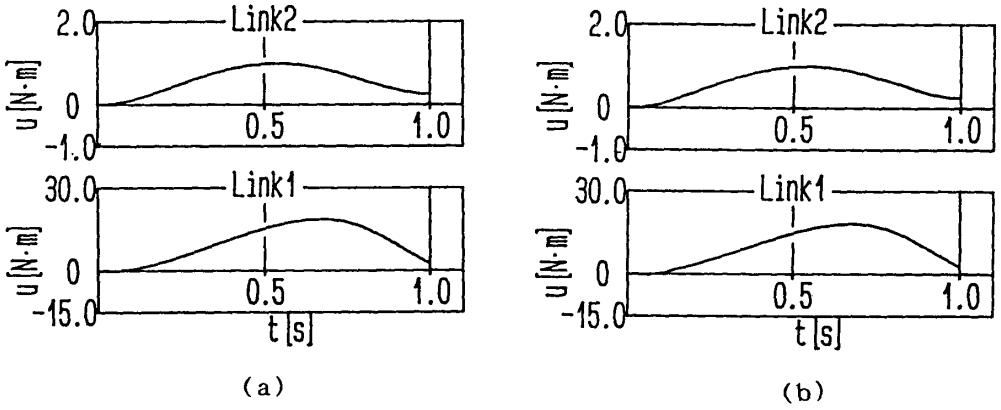

Fig. 8 Control inputs in both control methods without noise.

のように表わされるものとする。

$$E\{n(t)\} = 0, \quad var\{n(t)\} = \sigma^2 \tag{13}$$

繰り返し学習制御法で得られたシミュレーション結果の角度誤差の一例を Fig. 9 に示す。ここで，$\sigma/E\{u(t)\}$（以後，相対逆雑音比という）が 2 %の場合の結果である。

上と同じパラメータ，シミュレーション条件でのロバスト制御法によるシミュレーション結果の角度誤差の一例を Fig. 10に示す。どちらの制御法の結果も 2 %程度の相対逆雑音比では，誤差の影響はほとんど認められない。しかし，雑音がない場合と同様に雑音が重畳される場合もロバスト制御法のほうが繰り返し学習制御法の場合より誤差が小さくなっ

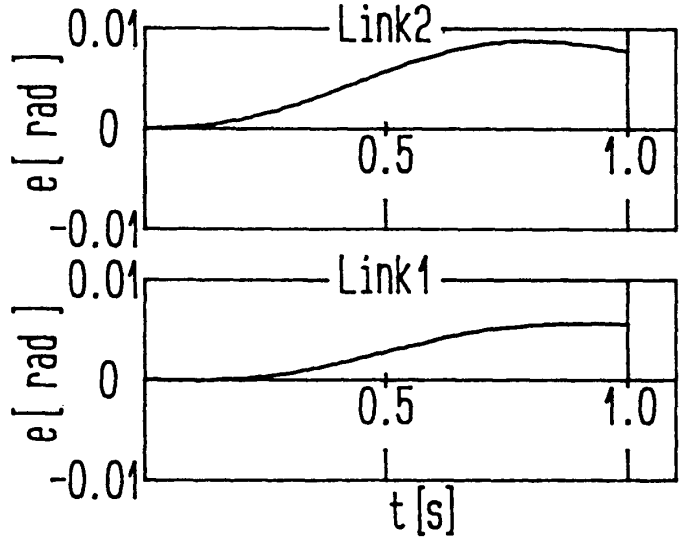

Fig. 9 A control error in a learning control method with noise.

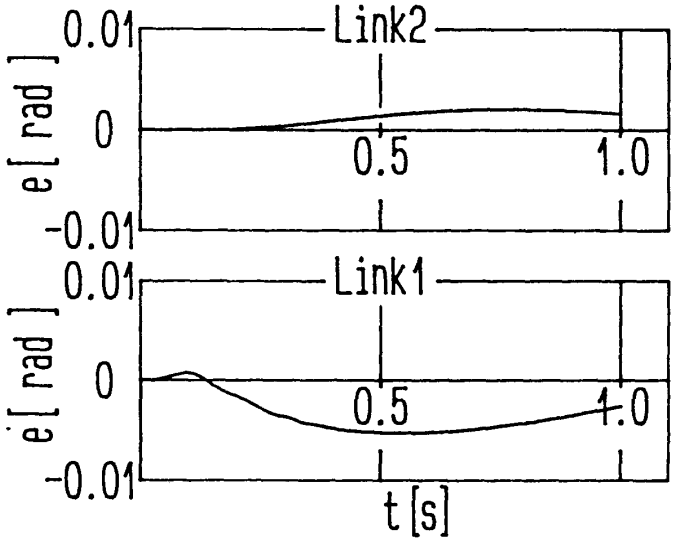

Fig. 10 A control error in a robust control method with noise.

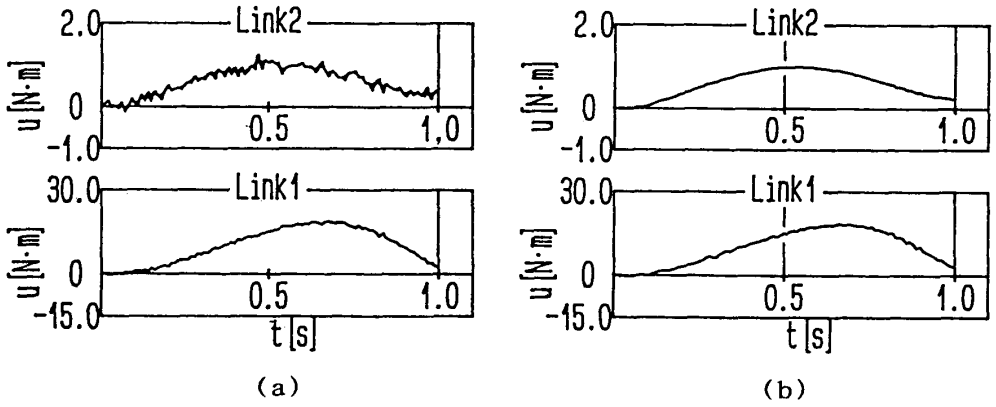

Fig. 11 Control inputs in both control methods with noise.

ている。Fig. 9, Fig. 10の場合のそれぞれの制御入力 u を Fig. 11に示す。(a)が繰り返し学習制御の場合，(b)がロバスト制御の場合であるが，両者のあいだにはほとんど差異が認められない。(b)の方が(a)に比べて雑音の影響が小さくなっている。

実際にオンライン制御を実施するときの制御則の計算時間は，ロバスト制御法のほうが圧倒的に長時間を要する。したがって，どちらの制御法を選択すべきかは要求される制御誤差と制御則計算時間の兼ね合いで決めるべきであるが，実機のマニピュレータの軌道追従制御においてオンライン制御が可能であるならば，ロバスト制御法のほうが制御性能が少し良くなると予想される。

5. おわりに

典型的な知的制御法として，繰り返し学習制御法とロバスト制御法の代表をそれぞれ一つ取り上げ，構造的不確実性である力学的パラメータに誤差のある2リンクマニピュレータのシミュレーション結果により，制御法の得失，制御誤差について検討した。得られた結果は，以下のようにまとめられる。

(1) 2%程度の相対逆雑音比では，雑音の制御誤差への影響はほとんどない。

(2) ロバスト制御法による制御誤差のほうが繰り返し学習制御法による制御誤差より少し小さくなる。

(3) どちらの制御法を採用すべきかは，制御性能と制御則計算時間の兼ね合いで決めるべきである。

参考文献

1) 川村，宮崎，有本：動的システムの学習的制御法（Betterment Process）の提案，計測自動制御学会論文集，Vol. 22, No. 1, pp. 56～62 (1986).

2) Z. Qu, J. Dorsey, D. M. Dawson, and R. W. Johnson : A New Learning Control Scheme for Robots, Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Sacramento, California, USA, April 1991, pp. 1463～1468.

3) 大須賀，杉江，小野：マニピュレータの PD 型二重ロバストモデル追従制御，計測自動制御学会論文集，Vol. 25, No. 1, pp. 46～53 (1989).
4) 吉川，井村，村井：ロボットマニピュレータのロバストな軌道追従制御，システム制御情報学会論文集，Vol. 3, No. 7, pp. 218～225 (1990).
5) 美多，大須賀：ロボット制御工学入門，コロナ社，pp. 81～85 (1989).
6) K. Ohsaka, T. Ono : Robust Control of Robot Manipulator for High Speed Motion, Proc. of the 1st Japanese-French Congress on Mechatronics, Besancon, France, (1992).
7) 逢坂，前田，小野：日本機械学会論文集（C編），Vol. 58, No. 555, pp. 3233～3237 (1992).
8) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, editors. : Paralell Distributed Processing (vol. 1), MIT Press, pp. 318～362 (1988).

On Intelligent Control of Robot Manipulators

Kazumasa OHSAKA and Koichi ONO
Department of Mechanical Engineering,
Okayama University of Science,
1-1, Ridai-cho, Okayama 700, Japan
(Received September 30, 1992)

In this paper, two intelligent control methods for robot manipulators are discussed. One is a learning control method which is called "Betterment Process" and the other is a robust control method which achieves trajectory tracking with prescribed accuracy. The control error of a 2-link manipulator is reseached by a computer simulation method in variation of control parameters.

The results obtained are summarized as follows :

(1) The uniform noise's influence on control error is negligible in the case that the ratio of standard deviation of noise and mean value of control input is about 2%.
(2) The control error generated in the robust control method is smaller than that of the learning method.
(3) The adoption of one method from the two methods should be determined in consideration of the control error and the computing time of control input.