論文要旨

システム制御情報学会論文誌, 2 巻, 3 号, pp. 69~79 (1989)

ファジィ数理計画問題の様相的構成

乾口 雅弘・市橋 秀友・久米 靖文

本研究では、機会制約条件計画問題と同様な考え方に基づき、係数のあいまいさと思意思決定者の選好態度のあいまいさの意味の相違を踏まえて、ファジィ数理計画問題を構成する。また、制約条件式および目的関数が線形である場合の等価確定制約条件および等価問題を示す。本研究の方法を通して、従来のファジィ数理計画問題の多くを統一的に解釈することができる。

システム制御情報学会論文誌, 2 巻, 3 号, pp. 80~87 (1989)

入力飽和と外乱を考慮したデジタル学習制御

西田 吉晴・杉江 俊治・小野 敏郎

本論文は、試行の繰り返しによって所期の出力が得られるような入力を獲得するデジタル型の学習制御に関するものである。まず、従来のデジタル学習制御においては、入力飽和や外乱が誤差収束特性や制御精度に重大な影響を及ぼすことを解析と数値例により明らかにする。とくにサンプリング時間が短いとき、これが問題となる。ついで、この問題点を克服する新たなデジタル学習制御法を提案し、シミュレーションおよび実験によって、その有効性を検証する。

システム制御情報学会論文誌, 2 巻, 3 号, pp. 88~96 (1989)

巡回格子法による ARMA モデリング

酒井 英昭

本論文では、巡回格子 (CL) 法の ARMA モデリングへの応用について議論している。最初に、ARMA 過程の共分散の特徴づけ問題に対し、新しい結果を示し、マリスら及びアンダーソンらの結果との関連を指摘している。

次いで、新しい ARMA 格子形フィルタを提案し、係数量子化の影響を他の ARMA 格子形フィルタのものと比較している。最後に、インパルス応答系列から ARMA パラメータを推定する問題に対し、新しい方法を提案し、シミュレーションにより有効性を示す。

システム制御情報学会論文誌, 2 巻, 3 号, pp. 97~107 (1989)

パワースペクトル推定における平滑化帯域幅の自動決定法

佐々木 公男

本論では、観測時系列データに即して適応的に実践可能なパワースペクトル推定法に関する基本的な提案をしている。即ち、従来のペリオドグラム法において未解決であった平滑化窓の帯域幅の系統的決定を推定値のバイアスと分散との相反性に着目し、1 見本データからの当該評価指標の導入によって解決しようとしている。また、提案した手法の特徴と有効性を数値実験並びに実測データへの適用によって例証している。

入力飽和と外乱を考慮したデジタル学習制御*

西田 吉晴**・杉江 俊治***・小野 敏郎**

A Digital Learning Control Considering Input Saturation and Disturbances*

Yoshiharu NISHIDA**, Toshiharu SUGIE*** and Toshiro ONO**

This paper is concerned with a digital learning control method in which the present input is modified by the error information at the previous trial to produce a given desired output. First, it is clarified that the input saturation and disturbances cause serious problems concerning to the error convergency and achievable accuracy in the digital learning control system, especially when the sampling period becomes small. Second, a digital learning control method is proposed which overcomes the above problems. Finally, the validity of the proposed method is illustrated by simulation and experiments.

1. はじめに

近年、同一パターンの繰り返しの中で、前回の誤差データを用いて次の入力を改善し、システムの出力を試行ごとに目標値に近付けて行く学習制御（繰り返し制御）が盛んに研究されている¹⁻¹³。提案されている種々の学習制御の中でも、有本らの Betterment Process¹⁻⁴ は適用範囲が広く、制御対象の部分的知識しか必要としない点で優れている。また実験³⁻⁵ においても、その有効性が確認されている。

この制御法は過去の制御データを記憶する必要があるため、最初から離散化したシステムで扱う方⁸⁻¹³（以後デジタル学習制御と呼ぶ）が便利であり直接的である。さらに制御策を実装化するうえでも好ましい。しかし、量子化誤差・観測雑音などの外乱や入力飽和、パラメータ推定誤差はデジタル学習制御に悪影響を及ぼすことが懸念されるし、特に、制御性能向上のためにサンプリング周期が短い場合その影響は顕著となると考えられる。パラメータ推定誤差を考慮した学習制御法としては石原らの提案する手法¹³ があるが、この方法も含め従来のデ

ジタル学習制御⁸⁻¹³ では外乱や入力飽和などをほとんど考慮にいれず、根本的対策も施していない。またこれらのデジタル学習制御においては実験による検証がなされておらず、実際、筆者らもそれらの制御策を用いて実験を行なったが、よい結果は得られなかった。この意味では実用に耐えうるデジタル学習制御法はいまだ確立されているとはいえない。

そこで本稿では、まず、デジタル学習制御における外乱、推定誤差や入力飽和の影響を整理考察し、これらが学習制御の誤差収束性に無視しえない影響をおよぼすことを明らかにする。つぎに、これらの問題点を克服する新たなデジタル学習制御系の設計法を提案する。そして、その有効性を実験により検証する。

2. デジタル学習制御の記述

定係数線形多変数連続時間システムを短いサンプリング周期 T で 0 次ホールドした離散システムを制御対象とする。さらにこの離散システムに外乱が加わった場合を考え、本稿では次式で記述されるシステムについて考察を行なう。

$$y(j+r) = \sum_{i=0}^{\infty} S(i)u(j-i) + w(j+r) \quad (1)$$

$u(j) \in R^n$, $y(j+r) \in R^m$, $w(j+r) \in R^m$ ($j=1, 2, \dots$) は入出力および外乱系列, $S(i) \in R^{m \times n}$ は定数行列であり, r は応答の遅れを表わす非負整数である。このシステムの出力系列を目標出力系列 $y_D(j+r) \in R^m$ ($j=0,$

* 原稿受付 1988. 5. 27

** 大阪府立大学 工学部 College of Engineering, University of Osaka Prefecture ; Sakai, Osaka 591, JAPAN

*** 京都大学 工学部 Faculty of Engineering, Kyoto University ; Uji, Kyoto 611, JAPAN

Key Words : learning control, digital control, input saturation, inverse system, identification.

..., $N-1$) に追従させる場合, $y_D(j+r)$ を生成する入力系列 $u_D(j) \in \mathbf{R}^n$ を得ることは一般に困難である. 学習制御とは, 不確かなシステムに対し試行を重ねることにより入力系列を $u_D(j)$ に近づけて行く制御策である. 本稿で考えるデジタル学習制御は, 試行 K 回目における入出力系列 $u_K(j) \in \mathbf{R}^n$, $y_K(j+r) \in \mathbf{R}^m$ ($j=0, \dots, N-1$) が与えられた場合, (3) 式の学習則により次の入力系列 $u_{K+1}(j)$ を生成するものである (本稿を通じて添字 $K, K+1$ は試行回数を示す).

$$u_{K+1}(j) = u_K(j) + v_K(j) \quad (2)$$

$$v_K(j) = \sum_{i=0}^{\infty} C(i) e_K(j+r-i) \quad (3)$$

ただし $e_K(j+r) := y_D(j+r) - y_K(j+r)$, $C(i) \in \mathbf{R}^{n \times m}$: 定数行列, $v_K(j) \in \mathbf{R}^n$: 学習則の出力とする. 既存のデジタル学習制御の主なもの^{8,12,13} はこの形式で示される. さらに簡便に表現するため, (1)~(3) 式の代わりに次の表現を用いる. (ただし $u(j) := 0$ ($j < 0$))

$$y_K = L(S)u_K + w_K \quad (4)$$

$$u_{K+1} = u_K + v_K \quad (5)$$

$$v_K = L(C)e_K \quad (6)$$

$$L(A) := \begin{bmatrix} A(0) & & 0 \\ A(1) & A(0) & \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ A(N-1) & A(N-2) & \dots & A(0) \end{bmatrix}$$

$$u_K := [u_K(0)^T, \dots, u_K(N-1)^T]^T \in \mathbf{R}^{nN}$$

$$y_K := [y_K(r)^T, \dots, y_K(N+r-1)^T]^T \in \mathbf{R}^{mN}$$

$$w_K := [w_K(r)^T, \dots, w_K(N+r-1)^T]^T \in \mathbf{R}^{mN}$$

$$v_K := [v_K(0)^T, \dots, v_K(N-1)^T]^T \in \mathbf{R}^{nN}$$

$$e_K := [e_K(r)^T, \dots, e_K(N+r-1)^T]^T \in \mathbf{R}^{mN}$$

また本稿では, ベクトルと行列に対してユークリッドノルム $\|\cdot\|$ とそのインデューズドノルム $\|\cdot\|_I$ (=最大特異値) を用いる. さらに, ノルムが $f(\geq 0)$ のベクトルの集合を $\alpha(f)$ と定義する, すなわち

$$\alpha(f) := \{x \mid \|x\| = f, x \in \mathbf{R}^{mN}\}$$

とする.

3. 外乱の影響

3.1 外乱を考慮した誤差収束条件

本節では, 外乱の影響を検討するために, 外乱を考慮した誤差収束条件を求める. まず (4)~(6) 式から

$$\begin{aligned} e_{K+1} - e_K &= y_K - y_{K+1} \\ &= L(S)(u_K - u_{K+1}) + w_K - w_{K+1} \\ &= -L(S)L(C)e_K + w_K - w_{K+1} \\ \therefore e_{K+1} &= (I - L(S)L(C))e_K + w_K - w_{K+1} \quad (7) \end{aligned}$$

が成立する. ゆえに誤差 e_K のノルムが単調減少し, 0 に収束することを保証するためには, 各試行時において任意の w_K, w_{K+1}, e_K に対し次式が成り立たなければならない. (ただし $\rho < 1$)

$$\begin{aligned} \|e_{K+1}\| &= \|(I - L(S)L(C))e_K + w_K - w_{K+1}\| \\ &\leq \rho \|e_K\| \quad (8) \end{aligned}$$

任意の w_K, w_{K+1}, e_K について (8) 式を満たすことは困難である. 外乱 w_K, w_{K+1} のノルムの値には一般に上限があるため, ここでは $w_K - w_{K+1}$ が $\alpha(f_K)$ の任意の要素で与えられるとする. また, e_K のノルムを g_K とし, e_K は $\alpha(g_K)$ の任意の要素であると考え. このような場合において, 誤差収束するための $f_K, g_K, L(C)$ に対する条件について考察する. このような仮定のもとで次のことがいえる.

結果 1 システム (1) に学習則 (3) を用いた場合, 任意の $w_K - w_{K+1} \in \alpha(f_K)$, $e_K \in \alpha(g_K)$ に対し, (8) 式が成立するための必要十分条件は, 次式が満たされることである.

$$\|I - L(S)L(C)\|_I < 1 - f_K/g_K \quad (9)$$

(証明) 十分性: (7) 式より, (9) 式が成り立つとき, (8) 式が成立することは明らかである.

必要性: 対偶を示す. まず (9) 式を否定すると

$$\|I - L(S)L(C)\|_I \cdot g_K \geq g_K - f_K$$

が成立する. よって任意の $w_K - w_{K+1} \in \alpha(f_K)$, $e_K \in \alpha(g_K)$ に対し次式が成立する.

$$\|I - L(S)L(C)\|_I \|e_K\| + \|w_K - w_{K+1}\| \geq \|e_K\| \quad (10)$$

さらにノルムの性質から, 次式を満たす $w_K - w_{K+1} \in \alpha(f_K)$, $e_K \in \alpha(g_K)$ が存在する.

$$\begin{aligned} \|I - L(S)L(C)\|_I \|e_K\| + \|w_K - w_{K+1}\| \\ = \|(I - L(S)L(C))e_K + w_K - w_{K+1}\| \quad (11) \end{aligned}$$

したがって (10) (11) 式から, ある $w_K - w_{K+1} \in \alpha(f_K)$, $e_K \in \alpha(g_K)$ に対して次式が成立する.

$$\|(I - L(S)L(C))e_K + w_K - w_{K+1}\| \geq \|e_K\|$$

よってこの $w_K - w_{K+1} \in \alpha(f_K)$, $e_K \in \alpha(g_K)$ に対しては (8) 式が成立せず, 対偶が示された. $\square$

この結果 1 から, 外乱の存在が誤差収束条件を従来のもの ($\|I - L(S)L(C)\|_I < 1$) よりきびしくしていることが解る. また 3.2 において外乱が残留誤差にも影響を与えていることが結果 1 からいえる.

3.2 残留誤差

結果 1 に基づき, 残留誤差 e_∞ と $I - L(S)L(C)$ の関係を示そう. 通常, 外乱は試行回数にかかわらず定常的

に加わるものであるから, f_K は一定であるとするとして ($f_K = f$: 定数, $K=1, 2, \dots$). この場合, ある試行回数 K において収束条件 (9) 式は成立せず, 結果 1 から (12) 式を満たすような w_K ($K=1, 2, \dots$) が存在することが解る.

$$\|e_\infty\| \geq f/(1 - \|I - L(S)L(C)\|_I) \quad (12)$$

$\|I - L(S)L(C)\|_I$ が 1 に近いほど $\|e_\infty\|$ は大きくなる. すなわち誤差収束速度を速くするだけでなく⁹, 残留誤差を小さくするためにも, $\|I - L(S)L(C)\|_I$ を小さくする必要がある.

したがって, 次節では, 誤差収束速度や残留誤差の観点から, 学習則は

$$\|I - L(S)L(C)\|_I \leq \varepsilon (\ll 1, \text{定数}) \quad (13)$$

を満たすとして議論をすすめる.

3.3 入力飽和

本節では, 簡単のためスカラー系を対象とし, サンプリング周期が短い場合の学習制御に対する外乱の影響について調べる. この場合, $S(i)$, $C(i)$ はスカラーであり, $S(i)$, $C(i)$ を $s(i)$, $c(i)$ で表す. さらに $L(\cdot)$ は下三角 Toeplitz 行列であり, 次式が成立する.

$$\|L(c)\|_I = \max_x \|L(c)x\|/\|x\| \geq |c(0)| \quad (14)$$

$$L(s)L(c) = L(c)L(s) \quad (15)$$

$$\varepsilon \geq \|I - L(s)L(c)\|_I \geq |1 - s(0)c(0)| \quad (16)$$

また一般のシステムではサンプリング周期が短い場合

$$\lim_{T \rightarrow 0} s(0) = 0 \quad (17)$$

となる. 以上の設定のもとで, 次のことがいえる.

結果 2 学習則 (3) を用いた場合, $\|u_K\|$, $\|u_D\|$ が有限であれば, 次式を満たす w_K が存在する.

$$\lim_{T \rightarrow 0} \|u_{K+1}\| = \infty \quad (18)$$

(証明) (2)~(6) 式より,

$$\begin{aligned} u_{K+1} &= u_K + L(c)e_K = u_K + L(c)(y_D - y_K) \\ &= u_K + L(c)(L(s)u_D - (L(s)u_K + w_K)) \\ &= u_K + L(c)L(s)(u_D - u_K) - L(c)w_K \\ \therefore \|u_{K+1}\| &\geq \|L(c)w_K\| \\ &\quad - \|u_K + L(c)L(s)(u_D - u_K)\| \end{aligned} \quad (19)$$

が成り立つ. まず (19) 式右辺第二項が $T \rightarrow 0$ のとき有限であることを示そう. $\|I - L(s)L(c)\|_I$ は T にかかわらず有限であり, $L(s)L(c) = L(c)L(s)$ であるから, $\|L(c)L(s)\|_I$ は有限. さらに $\|u_K\|$, $\|u_D\|$ も有限だから, 右辺第二項は有限である. つぎに右辺第一項について考える. (14) 式から, ある w_K に対し

$$\|L(c)w_K\| = \|L(c)\|_I \cdot f_K \geq |c(0)| \cdot f_K$$

となる. さらに (16) 式から

$$\begin{aligned} 1 - \varepsilon &\leq 1 - |1 - s(0)c(0)| \leq |s(0)c(0)| \\ &\leq |s(0)| |c(0)| \\ \therefore |c(0)| &\geq (1 - \varepsilon)/|s(0)| \end{aligned}$$

である. よって, この w_K に対し (19) 式右辺第一項は次式を満たす.

$$\begin{aligned} \|L(c)w_K\| &\geq f_K(1 - \varepsilon)/|s(0)| \\ \therefore \lim_{T \rightarrow 0} \|L(c)w_K\| &\geq \lim_{T \rightarrow 0} (f_K(1 - \varepsilon)/|s(0)|) \\ &= \infty \quad (\because (17) \text{ 式より}) \end{aligned} \quad (20)$$

右辺第二項は有限であるから, (18) 式を満たす w_K が存在する. $\square$

この結果 2 から, サンプリング周期が短い場合, 学習則により外乱が増幅され, 入力値が増大する場合があることが解る.

現実のシステムにおいては入力に飽和があり, このような入力値の増加は好ましくない結果を招く. そこで入力に飽和がある場合の入力増加による悪影響について調べる. この場合, 飽和により所望の入力を制御対象に与えることができず, 所望の出力は得られない. この飽和によって生じた誤差 (外乱) は入力の増加とともに大きくなる. このとき条件 (9) 式は成立せず, 誤差収束は保証されない. このことを次のシミュレーションで確かめる.

【シミュレーション 1】

3.2 から $\|I - L(s)L(c)\|_I$ を小さくする必要があるのて, 学習則 (3) として逆システム ($L(c) = L(s)^{-1}$) を用いる. 逆システムを用いた学習則は誤差収束速度が最も速く, 残留誤差を最も小さくし, 既存の手法では最も理想的な学習則である. またシミュレーションモデルは簡単のためスカラー系とし, Fig. 1 に示す. このモデルは, 連続時間システムを, AD, DA 変換器と 0 次ホルダを用いてオープンループ制御するものである. 連続時間システムとしては, (21) 式で示される 1 リンクマニピュレータ線形モデルとする.

$$Y(s) = \frac{K\omega^2}{s^2 + \xi\omega s + \omega^2} U(s) \quad (21)$$

$U(s)$, $Y(s)$ は入出力関節角 u , y のラプラス変換であり, $\omega = 104.4$, $\xi = 0.289$, $K = 1.0$ とする. この連続時間システムを Fig. 1 のようにサンプリング周期 $T = 0.5 \text{ ms}$ で 0 次ホルダする. 用いる AD, DA 変換器

Fig. 1 Simulation model

は、入出力関節角を 0.1 deg ごとに $-300.0 \text{ deg} \sim +300.0 \text{ deg}$ の範囲まで識別する。このシミュレーションモデルの離散時間表現は次式で与えられる。

$$y(j+1) = a_1 u(j) + a_2 u(j-1) - b_1 y(j) - b_2 y(j-1) \quad (22)$$

ただし $a_1 = 0.00135$, $a_2 = 0.00134$, $b_1 = -1.968$, $b_2 = 0.970$ である。システム (22) は (1) 式の表現に書き下すことができ、(1) 式と等価な表現である。システム (22) の逆システムを学習則として用いた場合、そのパラメータは $c(0) = 740.7$, $c(1) = -2191.1$, $c(2) = 2887.7 \dots$ となり、 $\|L(c)w_K\|$ は大きな値をとる。この場合、学習則は入力を増加させ、入力飽和を起こす。実際に Fig. 2 の u_D , y_D を目標入出力とした場合の学習制御シミュレーションを行なうと、Fig. 3 (a) に示す入力が学習

Fig. 2 Desired output and input of simulation

(a) Input of 10th trial

(b) Mean square of error-trial

Fig. 3 Simulation result

則によって生成され、入力飽和を起こす。この飽和によって生じた誤差 ($= w_{K+1}(j+r)$) は入力の増加とともに大きくなり、 $w_K(j+r) - w_{K+1}(j+r)$ の自乗平均は $10000 \sim 30000 \text{ deg}^2$ となる。ゆえに誤差 $e_K(j+r)$ の自乗平均が $10000 \sim 30000 \text{ deg}^2$ 以下の場合、収束条件 (9) 式は成立せず、誤差収束は保証されない。シミュレーション結果 (Fig. 3 参照) も誤差の自乗平均は $10000 \sim 30000 \text{ deg}^2$ 以下には収束せず、理論とよく一致している。サンプリング周期が短い場合、雑音の増幅により入力が増加し、入力が飽和する。このシミュレーションから、入力が飽和すると誤差収束の保証のないことが確かめられた。

このシミュレーションは、雑音源としては AD, DA 変換時のまるめ誤差しかなく、パラメータが正確にわかっている線形系という理想的な場合について行なっている。このように理想的な場合でも誤差が収束しないのであるから、外乱などが存在する現実の非線形システムにおいては、デジタル学習系が誤差収束することは極めて困難と思われる。

3.4 推定誤差の影響

収束条件 (9) 式を満たす $L(C)$ を決定するためにシステムのパラメータ同定が必要である。しかしサンプリング周期が短いと $S(0)$ が小さくなり、推定誤差の影響を受け易く、さらに雑音がある場合は推定誤差自身が增加する。このような場合の推定誤差の影響をシミュレーションにより考察する。

【シミュレーション 2】

シミュレーション 1 と同様に理想的なモデルについてシミュレーションを行なう。同定用入力を 33 Hz 以下の帯域白色雑音 (分散 $= 10000 \text{ deg}^2$) とし、その際の入出力データ 2000 個を用い逐次最小自乗法によりパラメータを推定する同定シミュレーションを行なう。このシミュレーションにより得られた $s(0) (= a_1)$ の推定値は 0.00039 で、真値 0.00135 とかなりずれている。この推定値により決定された学習則を用い、学習制御シミュレーションを行なうと、誤差は発散する。(13) 式を満たすように $\|I - L(S)L(C)\|_1$ を小さくした場合、 $S(0)$ の推定誤差は誤差収束性に大きな影響を与え、誤差は発散する。すなわち、サンプリング周期が短い場合、既存の方法により精度のよい学習則を得ることは実際問題として不可能であることを示している。

本章の結果をまとめると、誤差収束速度を速め、残留誤差を小さくするためには、 $\|I - L(S)L(C)\|_1$ を小さくする必要がある。この場合、(2) (3) 式で記述される既存の手法では (逆システムを用いる用いないにかかわらず) 入力飽和が起こり、誤差収束は保証されないことがある。さらにサンプリング周期が短い場合などでは、

推定誤差によって誤差は発散する。すなわち、石原らの方法に代表される既存のデジタル学習制御ではよい制御性能は得られず、現実のシステムに適用困難である。

4. 逆システム同定による学習制御系の設計法

サンプリング周期が短い場合、観測雑音、量子化誤差などの外乱のために入力飽和が起こり誤差収束しない。そこで外乱の影響緩和のため、Fig. 4 のように学習則 (3) にスムーザ (平滑化フィルタ) を付け加える。既存の学習則にスムーザを加えたシステムを新たに学習則としてみると、次回の入力系列は

$$u_{K+1}(j) = u_K(j) + v_K(j) \quad (23)$$

$$v_K(j) = \sum_{i=0}^{q-1} C(i) e_K(j+r+q-i) \quad (24)$$

となる。学習則 (24) と既存の学習則の違いは、既存のものが誤差系列を r 個だけ未来に進ませているのに対し、学習則 (24) はさらにデータ平滑化を目的として q 個進ませているところにある。このように多くのデータから $v_K(j)$ を生成することで、より正確な入力補正の行なえることが期待できる。また学習則 (24) を用いた場合、 $j < 0$ で $u_K(j) = 0$ は成立せず、 $u_K(j) = 0$ ($j < -q$) であり、(4)~(6) 式は

$$y_K = L_S u_K^* + w_K \quad (25)$$

$$u_{K+1}^* = u_K^* + v_K^* \quad (26)$$

$$v_K^* = L_C e_K \quad (27)$$

$$u_{(\cdot)}^* := [u_{(\cdot)}(-q)^T, \dots, u_{(\cdot)}(N-1)^T]^T$$

(添字: $\cdot = K, K+1, I, D$ など)

$$L_C := \begin{bmatrix} L(C) \\ \dots\dots\dots \\ C(N) \dots C(1) \\ \vdots \quad \vdots \\ C(M) \dots C(q) \end{bmatrix},$$

$$L_S := \begin{bmatrix} S(q) \dots S(1) \\ \vdots \quad \vdots \\ S(M) \dots S(N) \end{bmatrix} L(S)$$

$$M = N + q - 1$$

となる。(4)~(6) 式中の $L(C)$ は L_C に、 $L(S)$ は L_S に、 u_K は u_K^* に、 v_K は v_K^* に相当する。また学習則 (24) に対し (16) 式は成立せず、3.3 の入力飽和の議論

は当てはまらない。ゆえに $C(i)$ をうまく決定してやると、外乱増幅と入力増加を防ぐことが期待できる。

つぎにパラメータ $C(i)$ の決定法について考える。サンプリング周期が短い場合、 $S(0)$ の推定値は非常に不確かであり、システム (1) のパラメータ同定による学習則の決定は不可能である (3.4 参照)。したがってパラメータ $S(i)$ に依存せずに、 $C(i)$ を決定する学習制御系設計法が必要である。既存の設計法はすべて $S(i)$ に依存しているため、本稿では次のような逆システム同定による学習制御系設計法を提案する。すなわちデータの平滑化を考慮にいれ、(24) 式の形で「逆システム+スムーザ」の同定を行ない、このすこし一般化された逆システムモデルを学習の補正則とする。

$$\hat{u}(j) = \sum_{i=0}^{q-1} C(i) y(j+r+q-i) \quad (28)$$

$\hat{u}(j)$ は逆システムモデルの出力である (記号 $\hat{\cdot}$ は $\cdot$ に対応する逆システムモデルの出力 (推定値) を表わすものとする)。この逆システムモデルについて、逆システム同定を行ない、得られる推定パラメータ $C(i)$ を学習則 (24) のパラメータとする。すなわち逆システムモデル (28) を学習則 (24) とするのである。この設計法では、 $S(i)$ の推定値に依存せずに学習則を決定することができる。また逆システムモデルを用いているため学習則の誤差収束速度は速いと思われる。

ここで最小自乗法により逆システムモデルのパラメータ同定を行なう場合について考えよう。ただし、赤池情報量規範 (略称: AIC) を最小にするように、 $C(i)$ のパラメータ数と q を決定する¹⁴。このように決定された逆システムモデルは同定用入力 u_I^* に対し $\|u_I^* - \hat{u}_I^*\|$ を最小にするように $C(i)$ が選ばれている。同定用入力パラエティに富むものであれば、得られる逆システムモデル (28) はあらゆる u^* に対し $\|\hat{u}^* - u^*\|$ が大きくなる危険性を最も少なくするモデルである¹⁵。最小自乗法により同定されたこの逆システムモデル (28) を学習則 (24) に用いた場合、逆システムモデルにおける $u^*, \hat{u}^*$ が学習則では $u_D^* - u_K^*, v_K^*$ に相当し、任意の入力誤差に対し $\|v_K^* + u_K^* - u_D^*\| (= \|u_{K+1}^* - u_D^*\|)$ を最も小さく押さえる。すなわち目標入力に最も近い入力を生成する学習則となる。よって 3.3 のように入力が目標入力とかけ離れ、ノルムの値が増大することを防ぐことができる。

以上をまとめると、まず外乱の影響緩和を考えて学習則として未来値を多く利用する形式の (24) 式を用いる。そして、(24) 式の形の逆システムの同定によりパラメータ $C(i)$ を決定し、これによって学習則を定める。この場合、制御対象のパラメータ $S(0)$ の推定誤差に影響されず学習則を導出することが可能である。さらに同定

Fig. 4 Learning law and smoother

法として最小自乗法を用いると、目標入力系列に最も近い入力系列を生成する学習則が得られる。したがって本手法は外乱増幅などによる入力の増加を防ぎ、誤差収束特性に優れていることが期待できる。この手法の有効性をシミュレーションにより確認する。

【シミュレーション3】

シミュレーション1と同じモデルについて、本手法を適用した場合のシミュレーションを行なう。まず同定入力を33 Hz以下の疑似的な帯域白色雑音とし、2,000個の入出力データを用い、逐次最小自乗法により逆システムモデル(28)を同定する。得られた逆システムモデルのインパルス応答はFig.5に示されるようなものである。Fig.5はインパルス応答が20 msほど過去にさかのぼって(非因果的に)現れることを示している。各サンプリング時点におけるインパルス応答の大きさがマルコフパラメータ $c(i)$ に対応していることおよびサンプリング時間が0.5 msであったことに注意すれば、Fig.5は、逆システムモデル(28)の非因果的応答部の期間の長さをあらわすパラメータ $r+q$ が約40とかなり大きいことを示している。また、非因果的な応答の絶対値の大きさからも未来のデータを存分に用いた学習則(24)の必要性が明らかであろう。また未来値データの使用は外乱の影響緩和が目的であったが、このシミュレーションで得られた逆システムモデルはねらいどおり外乱の除去特性を示した。この逆システムモデルを学習則(24)とし、学習制御シミュレーションを行なった結果をFig.3(b)に示す。まるめ誤差による外乱があるにもかかわらず、誤差収束速度が速い。また外乱のオーダと残留誤差のオーダがどちらも 10^{-3}deg^2 前後であり、これ以上小さくすることが不可能なほど残留誤差は非常に微小である。また先に示した理論とこのシミュレーションはよく一致する。したがって本手法はサンプリング周期が短い場合でも有効であり、優れた特性を持つといえる。

Fig. 5 Impulse response of inverse system model with estimated parameter

5. 実験

前章で示した学習制御系の設計法を実験によって検証する。実験対象としてFig.6, Table1に示されるシステムを使用する。マニピュレータは実験用ダイキンミニチュアロボットを用いる。このマニピュレータ(リンク2,3のみ使用)をコンピュータ(PC 9801VX)により制御する。サンプリング周期0.56 msで0次ホールドし、あらかじめ各関節角に対し個別にデジタルPD制御を施しておく。また重力項などの非線形補償は行っていない。マニピュレータの目標軌道は、Fig.7のような直線軌道を1secで行なうものとする。デジタルPD制御のみ施した場合、各関節角の自乗平均誤差は 20deg^2 前後である。この誤差原因としては、マニピュレータの非線形項などが大きく影響しているためと思われる。このシステムに対し4.で示した学習制御系設計法を適用する。

このシステムに対し、2入力2出力時不変線形離散逆システムモデルについて同定を行なう。同定データは、20 Hz以下の帯域白色雑音(分散 500deg^2 , 周波数帯は目標値の周波数帯などから決定)を2軸同時に入力した時のものを用いる。同定法として逐次最小自乗法を用い、AICにより(21)式のパラメータを打ち切る。このよう

Fig. 6 Configuration of manipulator

Table 1 Specification of the manipulator

A/D Converter	Resolution	12bit
	Input	0~5V
D/A Converter	Resolution	12bit
	Output	-5~5V
DC Servo Motor	Rated Torque	0.365kgf-cm
	Rated Speed	3000rpm
Reduction Gear	Reduction Gear Rate	8:1
Link	Link 2	Length 128mm
	Link 3	Length 50mm

Fig. 7 Desired trajectory

(a) Joint angle of link 2-time

(b) Mean square of error-trial

Fig. 8 Experimental result

にして得られた逆システムモデルを学習則とする。

この学習則を用い、マニピュレータをFig. 7の直線軌道に追従させる学習制御を行なう。その様子をFig. 8に示す。2回目の試行において自乗平均誤差が 1 deg^2 以下(PD制御のみの場合が 20 deg^2 前後)と小さく、本学習制御は誤差収束速度に優れている。また川村らの連続時間学習制御の実験⁴と比べても、本方式の収束速度の方が速い。さらにシミュレーション3と同様に残留誤差のオーダーと外乱のオーダー(自乗平均 $\approx 0.1 \text{ deg}^2$)がほぼ等しく、残留誤差は非常に小さい。シミュレーシ

ン3および本実験は本手法の有効性を示している。

6. まとめ

本稿では、試行の繰り返しにより所期の出力を得るデジタル学習制御について考察し以下の結果を得た。

(1) デジタル学習制御においては、①従来看過されてきた、入力飽和、外乱(観測雑音、量子化誤差など)などが、学習則の収束性や制御精度に重大な影響を及ぼすこと、②学習則の収束性を規定する制御対象のパラメータ($S(0)$)が同定困難であること、などの問題点を解析およびシミュレーションによって明らかにした。これらの問題点はサンプリング周期が短い場合に顕著である。

(2) これらの問題を解決するため、データの平滑化を考慮にいれて、一般化された形式の逆システムを制御対象の入出力データから同定し、これを学習則に用いる学習制御系設計法を提案した。

(3) そしてこの手法の有効性をシミュレーションおよび2関節マニピュレータを用いた実験により確認した。デジタル型学習制御の場合、サンプリング周期が短い実験によってその実用的な有効性を確認したものは、本報告が最初と思われる。

本論文で提案した手法は、①制御対象のアプリオリな情報(相対次数、システム次数など)が不用であり、②誤差収束速度が速く、③制御対象のマルコフパラメータを同定する必要がない、などの特長を有する。また、特に、サンプリング時間の短い場合などに有効であり、実用性を有する数少ないデジタル学習制御法として有用であると思われる。

最後に、本研究の一部は昭和62年度文部省科学研究費奨励研究(A)(課題番号62750217)の援助を受けた。記して謝意を表する。

参 考 文 献

- 1) S. Arimoto, S. Kawamura & F. Miyazaki: Bettering Operation of Robots by Learning; Journal of Robotic Systems, Vol. 1, No. 2, pp. 123~140 (1984)
- 2) S. Arimoto, S. Kawamura & F. Miyazaki: Learning Control Theory for Dynamical System; Proc. of 24th IEEE CDC, pp. 1375~1380 (1985)
- 3) 川村, 宮崎, 有本: 運動パターン学習による二足歩行ロボットの歩行実現, 日本ロボット学会誌, 3巻, 3号, pp. 177~187 (1985)
- 4) 川村, 宮崎, 有本: 動的システムの学習制御法 (Betterment Process) の提案, 計測自動制御学会論文集, 22巻, 1号, pp. 56~62 (1986)
- 5) 武田, 他: CFRPロボットの軌道修正学習制御, 日本自動制御協会, フレキシブルオートメーションシンポジウム資料, pp. 39~40 (1984)
- 6) 武田, 他: 線形近似逆システムに基づいたロボットの学習制御法, 日本ロボット学会誌, 5巻, 2号, pp. 55~65 (1987)
- 7) 美多, 加藤, 青木: 反復制御とロボットアームの軌道制御

- への応用, 計測自動制御学会論文集, 21 巻, 11 号, pp. 87~94 (1985)
- 8) 杉江, 小野: 学習制御に関する一考察; システムと制御, 31 巻, 2 号, pp. 129~135 (1987)
 - 9) 杉江, 川端, 小野: 多変数離散時間の学習制御に関する一考察; 第 25 回計測自動制御学会講演会予稿集, pp. 385~386 (1986)
 - 10) M. Togai & O. Yamano: Analysis and Design of an Optimal Learning Control Scheme for Industrial Robots: A Discrete System Approach; Proc. of 24th IEEE CDC, pp. 1399~1404 (1985)
 - 11) 川村, 宮崎, 有本: 離散時間学習制御によるロボットの運動制御, 第 1 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 181~182 (1983)
 - 12) 石原, 阿部, 竹田: 離散時間繰り返し制御系の一設計法, 計測自動制御学会論文集, 22 巻, 1 号, pp. 43~49 (1986)
 - 13) 石原, 塩塚, 阿部, 竹田: 不確実なインパルス応答系列を用いた離散時間反復制御系の設計, 計測自動制御学会論文集, 23 巻, 9 号, pp. 88~90 (1987)
 - 14) 相良, 秋月, 中溝, 片山: システム同定, 計測自動制御学会, chap. 6 (1981)
 - 15) 相良, 秋月, 中溝, 片山: システム同定, 計測自動制御学会, chap. 4 (1981)
-