1リンクフレキシブルアームに対する共役型反復学習制御

木下 浩二*・十河 拓也**・足立 紀彦***

An Adjoint-type Iterative Learning Control for 1-link Flexible Arm

Koji KINOSHITA*, Takuya SOGO** and Norihiko ADACHI***

Iterative learning control (ILC) obtains a desired input that exactly generates a desired output through repetitions of the similar tasks. The adjoint-type ILC, which is based on the gradient method, can obtain the bounded desired input for a finite dimensional and non-minimum phase system. This aspect suggests that the adjoint-type ILC can achieve good output tracking for a flexible arm, which is a infinite dimensional and non-minimum phase system. In this paper, we propose an update law and give a convergence condition for the adjoint-type ILC applied to a single-link flexible arm. In order to verify the effectiveness of the adjoint-type ILC for the single-link flexible arm, an experiment is carried out. Several researchers have proposed a iterative learning controller for the flexible arm by using assumed modes method. In this paper, a simple model of the single-link flexible arm is used because ILC does not require the accurate model. Experiments result show that, even if the single-link flexible arm is modeled by the simple method and has some uncertainties, good output tracking is achieved. Moreover, pre-actuation, which is remarkable aspect of the adjoint-type ILC, is observed.

Key Words: iterative learning control, flexible arm, gradient method, non-minimum phase system

1. はじめに

与えられた目標出力を、試行の反復を通して厳密に実現する反復学習制御が有本らにより提案された^{1),2)}。制御対象に不確かさが存在しても、目標出力を厳密に実現する入力（望ましい入力）の獲得が可能である。しかし、この手法を非最小位相系に適用すると、得られる入力の大きさが時間の経過とともに指数関数的に増大し、応用の際の欠点となる。非最小位相系に対する反復学習制御の研究がこれまでに幾つかなされている^{3)~5)}。なかでも、関数空間における勾配法に基づいた反復学習制御^{7),8)}（以後、共役型と呼ぶ）では、入力列が Stable Inversion⁹⁾により求まる望ましい入力へ収束することが示された¹⁰⁾。ここで、Stable Inversionとは因果的な逆と非因果的な逆を組合せることで、非最小位相系に対しても有界な望ましい入力を計算する手法である。このことから、不確かさを有する非最小位相系の制御法として、共役型反復学習制御が有効である。

上述した共役型反復学習制御と Stable Inversion の関連性

は有限次元システムに対する結果であるが、無限次元システムであるフレキシブルアームの追従制御における共役型反復学習制御の有効性は期待できる。しかし、後に示すように文献7), 8)で提案された入力更新則では、入力列の収束を理論的に保証することが出来ない。そこで本論文では、フレキシブルアームの伝達関数のゲインが高周波領域で小さくなることに着目して、文献11)の手法を共役型反復学習制御に導入する。これにより、1リンクフレキシブルアームに対して、試行の反復を通して厳密に目標出力を実現することは出来ないが、学習の安定性を保証することが可能となる。

フレキシブルアームは、弾性振動を考慮する必要があるため偏微分方程式を用いてモデル化され、無限次元モデルが得られる。このモデルを直接入力更新則の設計に用いることは困難であるため、有限次元の近似モデルを作成する必要がある。これまでに、フレキシブルアームに対する反復学習制御についていくつかの手法が提案されているが、モード展開を行ない有限個のモードで打ち切った近似モデルを用いることで入力更新則の設計を行なっている^{4),12),13)}。しかし本論文では、正確なモデルを必要としない反復学習制御の特徴を考慮して、より簡単なモデルに基づいた入力更新則の設計を行なう。

そして、提案手法の有効性を検証するために、1リンクフレキシブルアームに対する提案手法の実機実験を行ない、さらに文献4)の手法との比較実験を行なう。

本論文の構成は以下のとおりである。2で、フレキシブル

* 愛媛大学工学部 松山市文京町3番

** 中部大学工学部 春日井市松本町

*** 京都大学大学院情報学研究科 京都市左京区吉田本町

* Faculty of Engineering, Ehime University; Matsuyama

** Faculty of Engineering, Chubu University; Kasugai city

*** Graduate School of Informatics, Kyoto University;

Yoshida-Honmachi, Sakyo ward, Kyoto city

(Received April 10, 2002)

(Revised September 17, 2002)

アームの2種類のモデリングについて説明する。つぎに3で、共役型反復学習制御の説明を行ない、フレキシブルアームへ適用する際の問題点を指摘し、その解決法を提案する。4で、実験結果を示し、最後に5で本研究のまとめを行なう。

2. 1リンクフレキシブルアームのモデリング

本節では、Fig. 1に示す1リンクフレキシブルアームの2種類のモデルの導出を行なう。

[分布定数モデル]

水平面内で回転および振動するフレキシブルアームのモデルを導出する。ただし、アームには Euler-Bernoulli モデルを適用し、振動変移はアームの長さに対して十分小さいとする。以後、 $\dot{}$ は時間に関する微分を、 $\dot{}$ は位置に関する微分を表わすものとする。また、アームの物理量として $\rho[\text{kg/m}^3]$ は密度、 $A[\text{m}^2]$ は断面積、 $l[\text{m}]$ は全長、 $E[\text{N/m}^2]$ は縦弾性係数、 $I[\text{m}^4]$ は断面2次モーメントとし、ハブの回転慣性モーメントを $I_h[\text{kgm}^2]$ 、ペイロードの質量を $m_p[\text{kg}]$ とする。このとき、ハブの回転角を $\theta(t)$ 、アームの振動変移を $v(x, t)$ とすると、システムの運動エネルギーは

●アーム

$$T_1 = \frac{1}{2} \rho A \int_0^l \{ (x\dot{\theta} + \dot{v})^2 + \dot{\theta}^2 v^2 \} dx + \frac{1}{2} \rho I \int_0^l (\dot{\theta} + \dot{v}')^2 dx \quad (1)$$

●ハブ

$$T_2 = \frac{1}{2} I_h \dot{\theta}^2 \quad (2)$$

●ペイロード

$$T_3 = \frac{1}{2} m_p \{ (l\dot{\theta} + \dot{v}(l, t))^2 + \dot{\theta}^2 v^2(l, t) \} \quad (3)$$

となり、ポテンシャルエネルギーは

$$V = \frac{1}{2} EI \int_0^l v(x, t)''^2 dx \quad (4)$$

となる。これらの式に Hamilton の原理を適用し、高次頁を無視することで以下の基礎方程式が得られる。^{14), 15)}

●アームの振動方程式：

$$\rho A \{ x\ddot{\theta}(t) + \ddot{v}(x, t) \} + EI v''''(x, t) + \delta EI \dot{v}''''(x, t) = 0 \quad (5)$$

●ハブの回転方程式：

$$I_h \ddot{\theta}(t) = \tau(t) + EI v''(0, t) + \delta EI \dot{v}''(0, t) \quad (6)$$

●境界条件：

$$\begin{aligned} EI v'''(l, t) + \delta EI \dot{v}'''(l, t) &= m_p \{ l\ddot{\theta}(t) + \ddot{v}(l, t) \} \\ EI v''(l, t) + \delta EI \dot{v}''(l, t) &= 0 \\ v(0, t) &= 0 \\ v'(0, t) &= 0 \end{aligned} \quad (7)$$

Fig. 1 Single-link flexible arm

ただし、アーム自身の内部減衰を考慮し、減衰係数を δ とする。

[簡単なモデル]

つぎに、アームを板バネとみなした簡単なモデルの導出を行なう¹⁶⁾。はじめに、リンクの自然周波数を f_c とするときアーム先端の振動角 α は以下の方程式を満足する。

$$\ddot{\alpha} = (2\pi f_c)^2 \alpha \quad (8)$$

このとき、リンクのバネ定数 K_{stiff} は

$$K_{stiff} = (2\pi f_c)^2 (I_l + I_p) \quad (9)$$

で求められる。ただし、 $I_l = \rho A l^3 / 3$ および $I_p = m_p l^2$ はそれぞれ、リンクの慣性モーメントおよびペイロードの慣性モーメントを表わす。ハブとリンクの運動エネルギーおよびポテンシャルエネルギーは

$$T_{hub} = \frac{1}{2} I_h \dot{\theta}^2 \quad (10)$$

$$T_{load} = \frac{1}{2} I_{load} (\dot{\theta} + \dot{\alpha})^2 \quad (11)$$

$$V_{simple} = \frac{1}{2} K_{stiff} \alpha^2 \quad (12)$$

と書ける。ただし、 $I_{load} = I_l + I_p$ 。したがって、Lagrange の運動方程式から

$$I_{load} \ddot{\theta} + I_{load} \ddot{\alpha} + K_{stiff} \alpha = 0 \quad (13)$$

$$(I_h + I_{load}) \ddot{\theta} + I_{load} \ddot{\alpha} = \tau \quad (14)$$

を得る。アーム先端の振動角と振動変移との間に

$$v(l, t) = l\alpha, \quad v(l, t) \ll l \quad (15)$$

の関係があることから

$$I_{load} \ddot{\theta} + \frac{I_{load}}{l} \ddot{v}(l, t) + \frac{K_{stiff}}{l} v(l, t) = 0 \quad (16)$$

$$(I_h + I_{load}) \ddot{\theta} + \frac{I_{load}}{l} \ddot{v}(l, t) = \tau \quad (17)$$

となる。簡単なモデルは1次のモードで打ち切りさらに、モード関数を線形近似したものである。

本論文では、この簡単なモデルを用いて共役型反復学習制御の入力更新則の設計を行なう。今回用いる実験機では DC モータを用いてトルク $\tau(t)$ を生成するので、DC モータのダイナミクス

$$\tau(t) = \frac{K_m K_g}{R} V_{in}(t) - \frac{K_m^2 K_g^2}{R} \dot{\theta}(t) \quad (18)$$

を考慮する。ただし、 V_{in} はモータの入力電圧とし、 $R[\Omega]$ はモータの内部抵抗、 $K_m[\text{Nm/A}]$ はモータトルク定数、 K_g はギア比を表わすとする。また、以下のようにハブの回転角のみをフィードバックさせることにする。

$$V_{in}(t) = -K_p \theta(t) + u(t) \quad (19)$$

したがって、反復学習制御を通して得られるのはフィードフォワード入力電圧 $u(t)$ である。出力 $y(t)$ はアームの先端位置

$$y(t) = l\theta(t) + v(l, t) \quad (20)$$

とした。以上から、入力更新則の設計用モデルは

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \hat{A}x(t) + \hat{b}u(t) \\ y(t) &= \hat{c}x(t) \end{aligned} \quad (21)$$

となる。ただし $x = [\theta, v(l, t), \dot{\theta}, \dot{v}(l, t)]^T$,

$$\begin{aligned} \hat{A} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -\frac{K_p K_m K_g}{R I_h} & \frac{K_{stiff}}{I_h l} & -\frac{K_m^2 K_g^2}{R I_h} & 0 \\ \frac{K_p l K_m K_g}{R I_h} & -\frac{K_{stiff}(I_{load} + I_h)}{I_h I_{load}} & \frac{l K_m^2 K_g^2}{R I_h} & 0 \end{bmatrix} \\ \hat{b} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{K_m K_g}{R I_h} & -\frac{l K_m K_g}{R I_h} \end{bmatrix}^T \\ \hat{c} &= \begin{bmatrix} l & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

3. 共役型反復学習制御

反復学習制御とは、試行の反復を通して目標出力 $y_d(t)$ を厳密に実現する入力を得る制御法である。システムに不確かさが存在したとしても、目標出力への高精度な追従が可能である。その基本的な構造は Fig. 2 のようになる。反復学習制御では、入力更新則をいかに設計するかが主な問題となっており、これまでにさまざまな手法が提案されてきた。そのうち主な手法として

- ・一般化 PD 型 : 出力誤差を順時間処理^{2), 6)}
- ・共役型 : 出力誤差を逆時間処理^{7), 8)}

が挙げられる。有限次元非最小位相系に対して共役型反復学習制御を用いると、試行の反復により得られる入力が、Stable Inversion⁹⁾で求まる有界な望ましい入力へ収束することが示された¹⁰⁾。このことから、フレキシブルアームに対する共役型反復学習制御の有効性が期待できる。以下で、有限次元システムに対する共役型反復学習制御における入力更

Fig. 2 Iterative learning control scheme

新則の構成法および収束条件を述べたのち、フレキシブルアームへ適用する際の問題点とその解決法について説明する。以後、 $L_1 \cap L_\infty$ および L_2 をそれぞれ $(-\infty, \infty)$ において、有界かつ絶対可積分な関数の空間および2乗可積分な関数の空間とし、 $x \in L_1 \cap L_\infty \subset L_2$ に対し、そのノルムを $\|x\|_2 \triangleq \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt$ とする。

制御対象として、伝達関数が $S(s)$ で表わされる線形システム

$$\tilde{y}(s) = S(s)\tilde{u}(s) \quad (22)$$

を考える。ただし、 $\tilde{u}(s)$ 、 $\tilde{y}(s)$ はそれぞれ入力、出力のラプラス変換を表わし、相対次数を r とする。また、制御対象の既知な部分もしくは近似モデルのシステム行列を $(\hat{A}, \hat{b}, \hat{c})$ とおく。このとき、時間領域における入力更新則は以下のように設計される。

$$u_{k+1} = u_k - \alpha \eta_k \quad (23)$$

ただし、 η_k は出力誤差 $e_k = y_k - y_d$ を入力とする共役システム

$$\begin{aligned} \dot{p}_k(t) &= -\hat{A}^T p_k(t) - \hat{c}^T e_k(t), \quad p_k(+\infty) = 0 \\ \eta_k(t) &= \hat{b}^T p_k(t) \end{aligned} \quad (24)$$

の出力である。共役システム (24) の伝達関数を

$$\hat{S}^*(s) = \hat{b}^T (-sI - \hat{A}^T)^{-1} \hat{c}^T \quad (25)$$

で、その相対次数も r とするとき、有限次元システムに対する望ましい入力への収束について以下の定理が成立することが示された¹⁷⁾。

《定理1》 目標出力 y_d の r 階微分 $y_d^{(r)}$ は $L_1 \cap L_\infty$ に属し、共役システムは虚軸上に零点を持たないとする。不等式

$$\forall \omega \in \mathbb{R} \quad \text{Re } \hat{S}^*(j\omega)S(j\omega) > 0, \quad (26)$$

が成立すると (23) で定義される列 $\{u_k; k = 0, 1, \dots\}$ は

$$\|u_k - u_d\|_2 \rightarrow 0, \quad (k \rightarrow \infty) \quad (27)$$

を満足する。ただし、 $u_d \in L_1 \cap L_\infty$ は目標出力 y_d を厳密に実現し、定数 α は

$$0 < \alpha < \min_{\omega} \frac{2\text{Re } \hat{S}^*(j\omega)S(j\omega)}{|\hat{S}^*(j\omega)S(j\omega)|^2} \quad (28)$$

と選ばれる。□

無限次元システムであるフレキシブルアームに対する収束条件として、この定理を拡張することが考えられる。しかし、先端位置を出力とする場合、以下の理由により適用は不可能である。前節で求めたフレキシブルアームの分布定数モデルにモータのダイナミクスおよび、ハブの回転角のフィードバックを考慮し、時間変数に関してラプラス変換することにより得られる入力 $\tilde{u}(s)$ から先端位置 $\tilde{y}(s)$ までの伝達関数を $S(s)$ とする。(5)、(6) および (7) から

$$S(s) = \frac{N(s)}{D(s)} \quad (29)$$

ただし、

$$N(s) = \frac{K_m K_g}{R} \cdot \frac{1}{\beta} (\sigma + \sigma h) \quad (30)$$

$$D(s) = \left\{ 1 + c \cdot ch + \frac{m_p}{\rho A} \beta (c \cdot \sigma h - \sigma \cdot ch) \right\} D_1(s) \\ + \left\{ \frac{1}{\beta^3} (c \cdot \sigma h - \sigma \cdot ch) - \frac{m_p}{\beta^2} \sigma \cdot \sigma h \right\} \quad (31)$$

$$D_1(s) = \left(I_h s^2 + \frac{K_m^2 K_g^2}{R} s + \frac{K_m K_g K_p}{R} \right) \\ \beta^4 = -\frac{\rho A}{EI} \cdot \frac{s^2}{\delta s + 1} \quad (32)$$

と書ける。ここで

$$\sigma = \sin \beta l, \quad \sigma h = \sinh \beta l$$

$$c = \cos \beta l, \quad ch = \cosh \beta l$$

$N(s)$ は

$$N(s) = \frac{K_m K_g}{R} \cdot \frac{2}{l} \prod_{i=1}^{\infty} \left(1 + \frac{\beta^4 l^4}{4b_i^4} \right) \quad (33)$$

$$\tanh b_i = -\tan b_i, \quad b_i > 0, \text{ real}$$

と展開でき^{19), 20)}, (33) から $S(s)$ は無限個の不安定零点を持つことがわかる。したがって、共役システムが有限次元システムである限り $S(s)$ が安定なので $\hat{S}^*(s)S(s)$ のナイキスト軌跡は、偏角の原理より複素平面の原点を無限回まわることになる。これは収束条件 (26) を満足出来ないことを意味する。

しかし、フレキシブルアームの伝達関数のゲインが高周波領域で小さくなることに着目して、文献 11) の手法を共役型反復学習制御に導入する。この手法では、試行の反復を行なっても目標出力との間に偏差は残るものの、入力列が発散しないことが保証される。以下でこの手法について説明し、収束条件を与える。まず、フィルタ

$$\Lambda(s) = \frac{2\delta_c s}{(\omega_c - \delta_c)(s + \omega_c + \delta_c)} \quad (34)$$

を導入し、入力更新則を

$$\tilde{u}_{k+1}(s) = (1 + \Lambda(s))^{-1} (\tilde{u}_k(s) - \alpha \hat{S}^*(s) \tilde{e}_k(s)) \quad (35)$$

と修正する。このとき、以下の定理が成立する。ただし、表記の簡単化のために

$$P(s) = \Lambda(s) + \alpha \hat{S}^*(s) S(s)$$

$$Q(s) = (1 + \Lambda(s))^{-1} (1 - \alpha \hat{S}^*(s) S(s))$$

とおく。

《定理 2》 $y_d, u_0 \in L_1 \cap L_\infty$ とし、フィルタのパラメータ値を適切に選ぶことで

$$c \triangleq \sup_{\omega} |Q(j\omega)| < 1 \quad (36)$$

となる。このとき (35) で定義される列 $\{u_k; k = 0, 1, \dots\}$ は

$$\|u_k - u_\infty\|_2 \rightarrow 0, \quad (k \rightarrow \infty) \quad (37)$$

を満足する。ただし、 $u_\infty(t)$ は

$$\tilde{u}_\infty(j\omega) = \alpha P(j\omega)^{-1} \hat{S}^*(j\omega) \tilde{y}_d(j\omega) \quad (38)$$

の逆フーリエ変換値である。□

(証明) まず、 $u_\infty(t)$ の存在を示す。そこで、 $P(s)$ が虚軸上に零点を持つと仮定する。すなわち

$$\exists \omega_0 \in R, \quad P(j\omega_0) = 0 \quad (39)$$

が成立すると仮定する。すると

$$1 + \Lambda(j\omega_0) = 1 - \alpha \hat{S}^*(j\omega_0) G(j\omega_0) \quad (40)$$

であるから、

$$|(1 + \Lambda(j\omega_0))^{-1} (1 - \alpha \hat{S}^*(j\omega_0) G(j\omega_0))| = 1 \quad (41)$$

となり (36) に反するので、 $P(s)$ は虚軸上に零点を持たない。したがって

$$L \triangleq \sup_{\omega} |P(j\omega)^{-1}| < +\infty \quad (42)$$

が存在して、

$$|\tilde{u}_\infty(j\omega)|^2 = \alpha^2 |P(j\omega)^{-1}|^2 |\hat{S}^*(j\omega)|^2 |\tilde{y}_d(j\omega)|^2 \quad (43)$$

$$\leq \alpha^2 L^2 K^2 |\tilde{y}_d(j\omega)|^2 \quad (44)$$

となる。ただし、 $K \triangleq \sup_{\omega} |\hat{S}^*(j\omega)|$ 。したがって、 $y_d \in L_2$ から $\tilde{u}_\infty(j\omega) \in L_2$ であり、その逆フーリエ変換値 $u_\infty(t)$ が存在する¹⁸⁾。つぎに、 $\tilde{u}_\infty$ が (38) と選ばれることから

$$\tilde{u}_{k+1}(j\omega) - \tilde{u}_\infty(j\omega) = Q(j\omega) (\tilde{u}_k(j\omega) - \tilde{u}_\infty(j\omega)) \quad (45)$$

となる。したがって (36)、(45) および Parseval の等式から

$$\|u_k(t) - u_\infty(t)\|_2 = \frac{1}{2\pi} \|\tilde{u}_k(j\omega) - \tilde{u}_\infty(j\omega)\|_2 \\ \leq \frac{c^2}{2\pi} \|\tilde{u}_{k-1}(j\omega) - \tilde{u}_\infty(j\omega)\|_2 \\ \vdots \\ \leq \frac{c^{2k}}{2\pi} \|\tilde{u}_0(j\omega) - \tilde{u}_\infty(j\omega)\|_2 \quad (46)$$

となり、 $c < 1$ から (37) が成立する。■

フィルタを導入することの効果は文献 11) 同様、以下のよう説明できる。定理 1 の収束条件 (26) および (28) は $\alpha \hat{S}^*(s) S(s)$ のナイキスト軌跡が、中心 (1,0) 半径 1 の円 (収束円) 内に存在することを意味する。しかし、先に述べたように $S(s)$ はこの条件を満足できない (Fig. 3)。一方フィルタを導入した際の収束条件 (36) は

$$|1 - \alpha \hat{S}^*(j\omega) S(j\omega)| < |1 + \Lambda(j\omega)|, \quad \text{for } \forall \omega \in R \quad (47)$$

Fig. 3 Stability and convergence condition

Fig. 7 Gain curve

先端に重り（質量 3.0×10^{-2} kg）を乗せて学習させた。このときの 10 回目, 20 回目および 30 回目の出力および入力を Fig. 10 および Fig. 11 に示す。

Fig. 8 から, フィルタの導入により生じる誤差も非常に小さく, 精度良く目標出力に追従している様子がわかる。モード展開を行ない有限項で打ち切った近似モデルと比較して, より簡単なモデルを用いて共役システムを設計したにもかかわらず, 良好な制御性能を得ることができた。したがって, 反復学習制御が制御対象の正確なモデルを必要としない特徴を十分生かすことで, 入力更新則の実装の労力を低減させることが可能である。また, Fig. 10 から, 学習により重りの影響を取り除かれ精度良く目標出力に追従している様子がわかる。さらに, Fig. 9 および Fig. 11 が示すように, 目標出力が立ち上がる前から入力が印加されており, この現象は非最小

Fig. 10 Output (tip position) in case of the additional weight

Fig. 11 Feedforward input in case of the additional weight

Fig. 8 Output (tip position)

Fig. 9 Feedforward input

位相系に対する共役型反復学習制御の大きな特徴である。

つぎに共役型反復学習制御の有効性を示すために, 文献 4) の手法との比較を行なう。入力更新則は

$$\tilde{u}_{k+1}(s) = (1 + \Lambda(s))^{-1}(\tilde{u}_k(s) - \alpha \Gamma(s) \tilde{e}_k(s)) \quad (50)$$

であり, $\Gamma(s)$ が設計すべき学習制御器である。この手法はフィルタを付加した一般化 PD 型であり, 文献 11) を拡張したものである。したがって共役型とは異なり, 誤差は順時間処理されている。共役型との比較のため文献 4) の手順に基づいて $\Gamma(s)$ を設計する。このとき, 設計の際に使用できる制御対象の知識は共役型の場合と同一であるとし, 簡単なモデルを用いて $\Gamma(s)$ を設計した。また, フィルタも同一のものをを用いた。 $\Gamma(s)$ のボード線図 Fig. 12 が示すように, 高周波領域で高いゲインを持つためにノイズを増大させてしまう。出力および入力を Fig. 13 および Fig. 14 に図示する。

以上の結果から, 今回用いたフレキシブルアームに対しては共役型反復学習制御が

- (1) 簡単なモデルに基づいた設計であるにもかかわらず, 高精度の追従が可能。
- (2) 共役システムがローパスフィルタの役割も持っているため, ノイズに強い。

という点において有効であることが判明した。

5. おわりに

本論文では, 1 リンクフレキシブルアームに対する共役型

Fig. 12 Gain curve of $\Gamma(s)$

反復学習制御の有効性について検証を行なった。これまでに提案された共役型反復学習制御の入力更新則では、共役システムを有限次元システムで構成する限り入力列の収束を理論的に保証することができないことが判明した。そこで、入力更新則にフィルタを導入することで、目標出力に対して誤差は残るものの反復の安定性は保証される方法を提案し、収束条件を与えた。文献4)においてもフレキシブルアームに対する入力更新則にフィルタの導入が行なわれている。そこで、提案手法の有効性を示すために実機実験を行ない、両者の比較を行なった。共役型反復学習制御でも精度の良い追従が実現された上、

- (1) 入力更新則実装の簡略化
- (2) ノイズに対する耐性

という特徴が示された。

また、共役型反復学習制御では、制御対象が有限次元非最小位相系であればフィルタの導入無しに目標出力へ収束し、かつ入力も有界な望ましい入力へ収束する。しかし、文献4)の手法では必ず誤差が残留してしまう。この点においても、不確かさを有する非最小位相系の制御において共役型反復学習制御が有効であることがわかる。

参 考 文 献

- 1) S. Arimoto, S. Kawamura and F. Miyazaki: Bettering Operation of Dynamic Systems by Learning; J. of Robotic Systems, 1-2, 123/140 (1984)
- 2) 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, 22-52, 56/62 (1986)
- 3) N. Amann and D. H. Owens: Non-minimum Phase Plants in Iterative Learning Control; In Proc. of the IEE Conf. on Intelligent Systems Engineering, 107/112 (1994)
- 4) C. L. Roh, M. N. Lee and M. J. Chung: ILC for Non-minimum Phase System; Int. J. of Systems Science, 27-4, 419/424 (1996)
- 5) J. Ghosh and B. Paden: Iterative Learning Control for Nonlinear Nonminimum Phase Plants; Trans. ASME, J. of Dyn. Syst., Meas., and Control, 123-1, 21/30 (2001)
- 6) T. Sugie and T. Ono: An Iterative Learning Control Law for Dynamical Systems; Automatica, 27-4, 729/732 (1991)
- 7) 古田, 山北: 線形多変数システムに対する学習制御系設計; 計測自動制御学会論文集, 22-12, 1248/1255 (1986)
- 8) 十河, 足立: 線形システムに対する学習制御方式について; システム制御情報学会論文誌, 7-9, 339/346 (1994)
- 9) S. Devasia, D. Chen and B. Paden: Nonlinear Inversion-Based Output Tracking; IEEE Trans. Automatic Control, AC-41-7, 930/942 (1996)
- 10) 木下, 十河, 足立: 勾配法による反復学習制御と Stable Inversion との関連性について; 計測自動制御学会論文集, 36-12, 1117/1124 (2000)
- 11) 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, 21-11, 1223/1230 (1985)
- 12) W. Cheng, J. T. Wen and D. Hughes: Experimental Results of a Learning Controller Applied to Tip Tracking of a Flexible Beam; In Proc. of the American Control Conf., 987/991 (1993)
- 13) A. D. Luca, S. Panzieri and G. Ulivi: Stable Inversion Control for Flexible Link Manipulators; In Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 799/805 (1998)
- 14) 嘉納秀明: 集中と分布 [IV] - 近似モデリングの方法 - ; 計測と制御, 26-11, 968/976 (1987)
- 15) 嘉納秀明: フレキシブルアームの分布定数系モデル; 日本ロボット学会誌, 6-5, 430/435 (1988)
- 16) J. Apkarian: A Comprehensive and Modular Laboratory for Control Systems Design and Implementation (Technical Manual); Quanser Consulting (1994)
- 17) K. Kinoshita, T. Sogo and N. Adachi: Iterative Learning Control Using Adjoint Systems and Stable Inversion; Asian J. of Control, 4-1, 60/67 (2002)
- 18) 小泉澄之: フーリエ解析; 朝倉書店 (1978)
- 19) R. E. Goodson: Distributed System Simulation Using Infinite Product Expansions; Simulation, 255/263 (1970)
- 20) K. Yuan and L. Y. Liu: Achieving Minimum Phase Transfer Function for a Noncollocated Single-link Flexible Manipulator; Asian J. of Control, 2-3, 179/191 (2000)

Fig. 13 Output of the filtered GPD-type ILC (tip position)

Fig. 14 Feedforward input of the filtered GPD-type ILC

[著者紹介]

木下 浩二 (正会員)

1997年愛媛大学工学部情報工学科卒業。2002年京都大学大学院情報学研究科システム科学専攻博士後期課程指導認定退学。同年愛媛大学工学部情報工学科助手となり現在に至る。反復学習制御の研究に従事。システム制御情報学会の会員。

十河 拓也 (正会員)

1990年京都大学工学部数理工学科卒業。95年同大学大学院工学研究科応用システム科学専攻博士課程指導認定退学。同年同大学工学部助手。1998年改組により同大学院情報学研究科助手。2001年中部大学工学部機械工学科講師となり現在に至る。反復学習制御および逆システムに関する研究に従事。博士(工学)。システム制御情報学会、日本機械学会、IEEEの会員。

足立 紀彦 (正会員)

1966年京都大学大学院工学研究科数理工学専攻修士課程修了。同年同大学工学部助手。同助教授を経て、83年新潟大学工学部精密工学科教授。89年同情報工学科教授。92年京都大学工学部応用システム科学教室教授。98年改組により同大学大学院情報学研究科教授となり現在に至る。非線形システム論の研究に従事。工学博士。日本機会学会、IEEEなどの会員。