

时滞非线性系统的采样迭代学习控制

姚仲舒, 杨成梧

(南京理工大学 动力学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 针对一类输入时滞非线性系统, 提出了一种采样迭代学习控制算法, 该算法不含跟踪误差的微分信号, 给出了学习算法收敛的充分条件, 当不存在初始误差、不确定扰动时, 算法在采样点处能实现对期望输出信号的完全跟踪, 否则, 跟踪误差一致有界。仿真结果表明了该算法的有效性。

关键词: 时滞; 非线性系统; 收敛性; 迭代学习控制; 采样控制

中图分类号: TP27, TP24 **文献标识码:** A

Sampled-data iterative learning control for nonlinear system with time-delay

YAO Zhong-shu, YANG Cheng-wu

(School of Power, Nanjing University of Science & Technology, Jiangsu Nanjing 210094, China)

Abstract: A sampled-data iterative learning controller is proposed for a class of nonlinear continuous-time systems with time-delay. The learning algorithm is constructed without any differentiation of the output error, and given a sufficient condition for convergence. Without initial error and disturbances, zero error between the plant output and the desired output can be shown at each sampling instant. If initial errors or disturbances exist, output error is uniform bounded. Simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: time-delay; nonlinear system; convergence; iterative learning control; sampled-data

1 引言 (Introduction)

自从日本学者 Arimoto 等人^[1]提出迭代学习控制思想以来, 该方向引起了人们极其广泛的关注^[2,3], 由于 D 型学习律使用跟踪误差的微分信号, 具有形式简单、清晰的充分条件确保算法的收敛性和鲁棒性, 许多研究工作都使用 D 型学习律或者它的各种变形^[4,5], 然而从实际应用观点出发, 微分是不可能实现的^[6], 如果使用数值微分, 可能带来严重的噪声污染。P 型学习律克服了 D 型学习律的缺陷, 引起了部份学者的关注。目前, 两种学习律的研究都是针对非时滞系统进行的, 有关时滞系统的研究却不多见。众所周知, 许多工业过程都是存在时滞的, 包括状态时滞和控制时滞。针对时滞系统, 一般采用的学习控制算法为

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + f(e_k(\cdot))(t + \tau_e).$$

文献[7]研究了输入时滞线性定常系统的迭代学习控制, 然而在实际应用中, 系统一般是非线性的, 因此, 对非线性系统的研究具有更好的应用价值。

迭代学习控制的实现都需要采用计算机控制技术, 目前, 尚未见到有关时滞非线性系统的采样迭代学习控制。本文针对一类输入时滞非线性系统, 提出了一种 P 型采样迭代学习控制算法, 它不含跟踪误差的微分信号, 文章给出了算法收敛的充分条件, 证明了当不存在初始误差和不确定扰动时, 系统在采样点处能实现对期望信号的完全跟踪。否则, 输出误差一致有界。

2 问题的描述 (Problem formulation)

考虑如下的输入时滞非线性系统

$$\dot{x}_k(t) = f(x_k(t), t) + B(x_k(t), t)u_k(t - \tau_0), \quad (1)$$

$$y_k(t) = g(x_k(t), t). \quad (2)$$

其中 k 为迭代次数, $x_k(t) \in \Xi^n$, $u_k(t) \in \Xi^m$, $y_k(t) \in \Xi^l$ 分别为系统的状态变量、控制输入和输出向量, $t \in [0, T]$, 时滞 τ_0 已知, $\tau_0 = j_0 h + \xi$, h 为采样周期, $0 \leq \xi < h$, j_0 为一常量, 函数 $f: \Xi^n \times [0, T] \rightarrow$

$\mathbb{R}^n, B: \mathbb{R}^n \times [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^{n \times m}, g: \mathbb{R}^n \times [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^r, f, B$ 关于 t 分段连续, 函数 g 关于 x 和 t 可微, f, g, B 都不精确已知.

设每次学习循环的采样次数为 N , 那么有 $h \cdot N = T$, 采样时刻 $t = jh, 0 \leq j \leq N$, 控制输入由零阶保持器产生, 那么, 在两个相邻采样点之间, 控制输入为一常量

$$u(t) = u(jh), t \in [jh, jh + h), 0 \leq j \leq N - 1. \quad (3)$$

控制的目的是: 对一给定的期望输出 $y_d(t)$, 寻找一控制输入 $u_k(t)$ 使得当 $k \rightarrow \infty$ 时, 系统在采样点处 ($t = jh$) 的输出 $y_k(t)$ 尽可能地跟踪期望输出 $y_d(t)$, 控制输入 $u_k(t)$ 是通过迭代学习获得.

在给出学习律之前, 先对系统做如下假设.

A1) 对一给定的有界期望输出 $y_d(t)$, 存在唯一的有界输入 $u_d(t)$ 使得下式成立

$$\begin{aligned} \dot{x}_d(t) &= f(x_d(t), t) + B(x_d(t), t)u_d(t - \tau_0), \\ y_d(t) &= g(x_d(t), t). \end{aligned}$$

$x_d(t)$ 为系统的期望状态.

A2) 函数 f, B, g 以及偏导数 g_x, g_t 在 $[0, T]$ 上关于 x 满足一致全局 Lipschitzian 条件,

$$\|h(x_1(t), t) - h(x_2(t), t)\| \leq k_h \|x_1(t) - x_2(t)\|, h \in \{f, B, g, g_x, g_t\}.$$

A3) 函数 f, g_x, B 一致有界, 其界分别为 b_f, b_{g_x}, b_B .

A4) 当 $t < \tau_0$ 时, $x_k(t) = x_d(t), k = 1, 2, 3, \dots$.

使用如下的采样迭代学习律解决系统的跟踪问题

$$u_{k+1}(jh) = u_k(jh) + \Gamma(jh)e_k(jh + j_0h + h). \quad (4)$$

其中, $\Gamma(jh) \in \mathbb{R}^{m \times r}$ 为学习因子, 显然, 学习律(4)不含跟踪误差的微分项, 它是一种 P 型学习律.

3 主要结果(Main results)

记

$$\begin{aligned} f_k(t) &= f(x_k(t), t), B_k(t) = B(x_k(t), t), \\ u_k(t) &= u_k(t - \tau_0), g_x(t) = g(x(t), t), \\ g_t(t) &= g_t(x(t), t), \Delta h_k(t) = h_d(t) - h_k(t), \\ h &\in [f, B, u, g, g_t, g_x]. \end{aligned}$$

引理^[8] 设实数序列 $\{a_k\}$, 满足 $a_k \leq \rho a_{k-1} + b_k, 0 \leq \rho < 1$, 其中 b_k 为给定的实序列, 若 $\lim_{k \rightarrow \infty} b_k =$

$$b_\infty, \text{ 则有 } \limsup_{k \rightarrow \infty} a_k \leq \frac{b_\infty}{1 - \rho}.$$

令 $l = j + j_0$, 由式(4)可得

$$\Delta u_{k+1}(jh) = \Delta u_k(jh) - \Gamma(jh)e_k(lh + h). \quad (5)$$

考虑 $e_k(lh + h)$, 则由式(1), (2)和假设 A2), A3)可得

$$\begin{aligned} e_{k+1}(lh + h) &= \\ \Delta g_{xk}(lh) &+ \int_{lh}^{lh+h} \Delta g_{xk}(\tau) d\tau = \\ e_k(lh) &+ \int_{lh}^{lh+h} (\Delta g_{tk} + g_{xk} \Delta f_k + \Delta g_{xk} f_d + \\ g_{xk} B_k \Delta u_k(t - \tau_0) &+ \\ \Delta g_{xk} B_{xd} u_d(t - \tau_0) &+ \Delta B_{xk} g_{xk} u_d(t - \tau_0)) d\tau = \\ e_k(lh) &+ \int_{lh}^{lh+h} g_{xk} B_k \Delta u_k(t - \tau_0) d\tau + \int_{lh}^{lh+h} M(\Delta) d\tau. \end{aligned} \quad (6)$$

式中

$$\begin{aligned} M(\Delta) &= \Delta g_{tk} + g_{xk} \Delta f_k + \Delta g_{xk} f_d + \\ &\Delta g_{xk} B_{xd} u_d(t - \tau_0) + g_{xk} \Delta B_{xk} u_d(t - \tau_0). \end{aligned}$$

由 $\tau_0 = j_0h + \xi$ 及式(3)可得

$$\begin{aligned} e_{k+1}(lh + h) &= \\ e_k(lh) &+ \int_{lh+\xi}^{lh+h} g_{xk} B_k d\tau \Delta u_k(jh) + \\ \int_{lh}^{lh+\xi} g_{xk} B_k d\tau \Delta u_k(jh - h) &+ \int_{lh}^{lh+h} M(\Delta) d\tau. \end{aligned} \quad (7)$$

设当 $t < \xi$ 时, $\Delta u_k(t) = \Delta u_k(0)$, 则根据式(7)及假设 A4)可得

$$\begin{aligned} e_{k+1}(lh) &= \\ e_k(lh - h) &+ \int_{lh-h+\xi}^{lh} g_{xk} B_k d\tau \Delta u_k(jh - h) + \\ \int_{lh-h}^{lh-h+\xi} g_{xk} B_k d\tau \Delta u_k(jh - 2h) &+ \int_{lh-h}^{lh} M(\Delta) d\tau \\ &\vdots \\ e_{k+1}(j_0h + h) &= \\ \int_{j_0h}^{j_0h+h} g_{xk} B_k d\tau \Delta u_k(0) &+ \int_{j_0h}^{j_0h+h} M(\Delta) d\tau. \end{aligned}$$

从而有

$$e_k(lh + h) = \sum_{i=0}^j \rho_i \Delta u_k(ih) + \int_{j_0h}^{lh+h} M(\Delta) d\tau. \quad (8)$$

其中

$$\begin{aligned} \rho_0 &= \int_{j_0h}^{j_0h+h+\xi} g_{xk} B_k d\tau, \quad i = 0, \\ \rho_i &= \int_{ih+j_0h+\xi}^{ih+j_0h+h+\xi} g_{xk} B_k d\tau, \quad 1 \leq i \leq j-1, \\ \rho_j &= \int_{lh+\xi}^{lh+h} g_{xk} B_k d\tau, \quad i = j. \end{aligned}$$

考虑 $\int_{j_0 h}^{lh+h} M(\Delta) d\tau$, 由假设 A2), A3) 可得

$$\left\| \int_{j_0 h}^{lh+h} M(\Delta) d\tau \right\| \leq c_1 \int_{j_0 h}^{lh+h} \|\Delta x_k(t)\| d\tau. \quad (9)$$

式中 $c_1 = k_{gt} + b_{gt}k_f + b_f k_{gx} + b_B k_{gx} b_u + b_u b_{gx} k_B$. 设 $lh \leq t \leq lh + h$, 考虑 $\|\Delta x_k(t)\|$, 利用假设 A2), A3) 易得

$$\begin{aligned} \|\Delta x_k(t)\| &= \\ \|\Delta x_k(lh)\| &+ \int_{lh}^t (c_2 \|\Delta x_k(\tau)\| + b_B \|\Delta u_k(\tau - \tau_0)\|) d\tau. \end{aligned}$$

式中 $c_2 = k_f + b_u k_B$. 利用 Bellman-Gronwall 引理及式(3)可得

$$\begin{aligned} \|\Delta x_k(t)\| &\leq \\ \|\Delta x_k(lh)\| &e^{c_2(t-lh)} + \int_{lh}^t e^{c_2(t-\tau)} b_B \|\Delta u_k(\tau - \tau_0)\| d\tau \leq \\ \|\Delta x_k(lh)\| &e^{c_2 h} + c_3 \|\Delta u_k(jh + h)\|. \end{aligned} \quad (10)$$

式中 $c_3 = \frac{b_B}{c_2}(e^{c_2 h} - 1)$. 由式(10)不难得到

$$\|\Delta x_k(lh + h)\| \leq \|\Delta x_k(lh)\| e^{c_2 h} + c_3 \|\Delta u_k(jh + h)\|. \quad (11)$$

由式(10), (11)和假设 A4)可得如下递推关系式

$$\|\Delta x_k(lh)\| \leq \|\Delta x_k(lh - h)\| e^{c_2 h} + c_3 \|\Delta u_k(jh)\|, \quad (12a)$$

⋮

$$\|\Delta x_k(lh + h)\| \leq \|\Delta x_k(j_0 h)\| e^{c_2 h} + c_3 \|\Delta u_k(h)\| = c_3 \|\Delta u_k(h)\|, \quad (12b)$$

于是有

$$\begin{aligned} \|\Delta x_k(lh + h)\| &\leq \\ \rho_j \|\Delta u_k(h)\| &+ c_3 \sum_{i=0}^{j-1} (e^{c_2 h})^i \|\Delta u_k(jh + h - ih)\|. \end{aligned} \quad (13)$$

其中 $\rho_j = c_3(e^{c_2 h})^j$. 令 $\rho'_i = c_3(e^{c_2 h})^i$, 则有

$$\begin{aligned} \|\Delta x_k(lh + h)\| &\leq \\ \rho_j \|\Delta u_k(h)\| &+ \sum_{i=0}^{j-1} \rho'_i \|\Delta u_k(jh + h - ih)\|, \end{aligned} \quad (14a)$$

⋮

$$\|\Delta x_k(j_0 h + h)\| \leq \rho_1 \|\Delta u_k(h)\| + \rho'_0 \|\Delta u_k(2h)\|. \quad (14b)$$

将式(14)代入式(9)可得

$$\begin{aligned} \left\| \int_{j_0 h}^{lh+h} M(\Delta) d\tau \right\| &\leq c_1 \int_{j_0 h}^{lh+h} \|\Delta x_k(t)\| d\tau \leq \\ c_1 h \sum_{i=1}^j \|\Delta x_k(j_0 h + ih + h)\| &\leq \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} c_1 h \left(\sum_{i=1}^j \rho_i \|\Delta u_k(h)\| + j \rho'_0 \|\Delta u_k(2h)\| + \right. \\ \left. (j-1) \rho'_1 \|\Delta u_k(3h)\| + \cdots + \rho'_{j-1} \|\Delta u_k(jh)\| \right) \leq \\ h \sum_{i=1}^{j-1} \rho''_i \|\Delta u_k(ih)\|. \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $\rho''_1 = c_1 \sum_{i=1}^j \rho_i$, $\rho''_i = c_1(j-i)\rho'_i$, $i \neq 1$. 将式(8)

代入式(5)有

$$\begin{aligned} \Delta u_{k+1}(jh) &= \\ (I - \Gamma(jh)\rho_j) \Delta u_k(jh) - \\ \Gamma(jh) \left[\sum_{i=0}^{j-1} \rho_i \Delta u_k(ih) + \int_{j_0 h}^{lh+h} M(\Delta) d\tau \right]. \end{aligned} \quad (16)$$

对式(16)两边取范数, 考虑式(15), 可得

$$\begin{aligned} \|\Delta u_{k+1}(jh)\| &\leq \\ \|I - \Gamma(jh)\rho_j\| \|\Delta u_k(jh)\| &+ \|\Gamma(jh)\| \cdot \\ [\rho_0 \|\Delta u_k(0)\| + \sum_{i=1}^{j-1} (\rho_i + h\rho''_i) \|\Delta u_k(ih)\|] &= \\ \|I - \Gamma(jh)\rho_j\| \|\Delta u_k(jh)\| &+ \sum_{i=0}^{j-1} \bar{\rho}_i \|\Delta u_k(ih)\|. \end{aligned} \quad (17)$$

式中

$$\bar{\rho}_i = (\rho_i + h\rho''_i) \|\Gamma(jh)\|, \quad \rho''_0 = 0.$$

于是可得到如下定理.

定理 1 满足假设 A1) ~ A4) 的系统(1), (2), 在学习律(4)的作用下, 如果 $\|I - \Gamma(jh)\rho_j\| \leq \rho < 1$, 那么, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 控制输入误差 $\Delta u_k(jh)$ ($0 \leq j \leq N-1$)、状态误差 $\Delta x_k(jh + j_0 h + h)$ 和输出误差 $e_k(jh + j_0 h + h)$ ($0 \leq j \leq N$) 都收敛于零.

证 从式(17)可知, 当 $j = 0$ 时, 有 $\|\Delta u_{k+1}(0)\| \leq \rho \|\Delta u_k(0)\|$, 因为 $\rho < 1$, 故有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\Delta u_k(0)\| = 0$. 当 $j = 1$ 时, 有 $\|\Delta u_{k+1}(h)\| \leq \rho \|\Delta u_k(h)\| + \bar{\rho}_0 \|\Delta u_k(0)\|$, 由引理可得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\Delta u_k(h)\| = \frac{\bar{\rho}_0}{1 - \rho} \lim_{k \rightarrow \infty} \|\Delta u_k(0)\| = 0.$$

利用归纳法和引理, 不难得到

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\Delta u_k(jh)\| = 0, \quad 0 \leq j \leq N-1.$$

从而有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\Delta x_k(jh + j_0 h + h)\| = 0, \quad 0 \leq j \leq N,$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|e_k(jh + j_0 h + h)\| = 0, \quad 0 \leq j \leq N.$$

学习律(4)仅仅利用了采样点处的输出值, 控制输入也只在采样点处进行修正, 因而具有计算量小、存储量不高, 容易实现的特点. ξ 可以认为是对

时滞 τ_0 的不确定估计, 只要 ξ 的不确定界小于采样周期, 算法总是收敛的, 如果 ξ 的不确定界大于一个采样周期, 那么可以通过减少采样频率的方法而使算法收敛. 然而, 在实际应用中, 往往无法得知滞后值 τ_0 的精确信息, 如果 ξ 值较大时, 减少采样频率必将影响闭环系统的稳定性和性能. 设时滞 τ_0 满足 $\tau_m < \tau_0 \leq \tau_n$, 其中 τ_m, τ_n 分别是对时滞 τ_0 估计的上、下界, 为常量. 令 $\tau_m = j_1 h + \xi_1, \tau_n = j_2 h + \xi_2, 0 < j_1 < j_2$ 为常量, 若将学习律(4)改为如下形式

$$u_{k+1}(jh) = u_k(jh) + \Gamma(jh)[e_k(jh + j_1 h) + e_k(jh + j_2 h + h)], \quad (18)$$

则可得如下定理.

定理 2 满足假设 A1) ~ A4) 的系统(1), (2), 在学习律(18)的作用下, 如果 $\|I - \Gamma(jh)(\rho_{1,j} + \rho_{2,j})\| \leq \rho < 1$, 那么, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 控制输入误差 $\Delta u_k(jh)$ ($0 \leq j \leq N-1$)、状态误差 $\Delta x_k(jh + j_2 h + h)$ 和输出误差 $e_k(jh + j_2 h + h)$ ($0 \leq j \leq N$) 都收敛于零. 其中 $\rho_{1,j} = \int_{jh+j_1 h+\xi_1}^{jh+j_1 h+h} g_{sk} B_k d\tau$ 中 $\rho_{2,j} = \int_{jh+j_2 h+\xi_2}^{jh+j_2 h+h} g_{sk} B_k d\tau$.

证明同定理 1(略).

定理 1 要求系统在 $0 < t \leq \tau_0$ 上严格重复, 在实际应用中, 严格的复位操作是不可能的, 系统也总是存在不确定扰动, 考虑如下的可重复操作输入时滞不确定非线性系统

$$\dot{x}_k(t) = f(x_k(t), t)B(x_k(t), t)u(\tau - \tau_0) + w_k(x_k(t), t), \quad (19)$$

$$y_k(t) = g(x_k(t), t) + v_i(t). \quad (20)$$

其中 $w(\cdot, \cdot), v(\cdot)$ 为系统的有界可重复不确定扰动, 其它同系统(1), (2), 当 $t < \tau_0$ 时, $x_k(t) \neq x_d(t)$.

A5) 当 $w(\cdot, \cdot) = 0, v(\cdot) = 0$ 时, 系统(19), (20)满足 A1), $w(\cdot, \cdot)$ 满足 A2).

定理 3 满足假设 A2), A3), A5) 的系统(19), (20)在学习律(4)的作用下, 如果 $\|I - \Gamma(jh)\rho_j\| \leq \rho < 1$, 那么, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 控制输入误差 $\Delta u_k(jh)$ ($0 \leq j \leq N-1$)、状态误差 $\Delta x_k(jh + j_2 h + h)$ 和输出误差 $e_k(jh + j_2 h + h)$ ($0 \leq j \leq N$) 一致有界, 这界由系统的初始误差及 $w(\cdot, \cdot), v(\cdot)$ 的界决定.

证明同定理 1(略). 同理可得定理 4.

定理 4 满足假设 A2), A3), A5) 的系统(19), (20)在学习律(18)的作用下, 如果 $\|I - \Gamma(jh)(\rho_{1,j} + \rho_{2,j})\| \leq \rho < 1$, 那么, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 控制输入误差 $\Delta u_k(jh)$ ($0 \leq j \leq N-1$)、状态误差 $\Delta x_k(jh + j_2 h + h)$ 和输出误差 $e_k(jh + j_2 h + h)$ ($0 \leq j \leq N$) 一致有界, 这界由系统的初始误差及 $w(\cdot, \cdot), v(\cdot)$ 的界决定.

4 仿真研究 (Simulation study)

为了说明本文给出的采样迭代学习控制算法的有效性, 考虑如下的非线性连续系统

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \begin{bmatrix} \sin x_2(t) & 1 + \cos x_1(t) \\ -2 - 5t & -3 - 2t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} + \\ &\quad \begin{bmatrix} 4\cos x_1(t) \\ 3t \end{bmatrix} u(t - 0.15) + \begin{bmatrix} w_{1i}(t) \\ w_{2i}(t) \end{bmatrix}, \\ y(t) &= \begin{bmatrix} 4x_1(t)\sin x_2(t) \\ x_2(t)\cos x_1(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{1i}(t) \\ v_{2i}(t) \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} w_{1i}(t) \\ w_{2i}(t) \end{bmatrix} &= \gamma \begin{bmatrix} \cos(2\pi f_0 t) \\ 2\cos(2\pi f_0 t) \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} v_{1i}(t) \\ v_{2i}(t) \end{bmatrix} &= \gamma \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_0 t) \\ 2\sin(2\pi f_0 t) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

为不确定或扰动, $\gamma = 0.01, f_0 = \frac{1}{20h}$.

期望轨迹为

$$\begin{aligned} y_{1d}(t) &= \begin{cases} 0, & t < 0.15, \\ 4t^2(1-t) - 0.0675, & 0.15 \leq t \leq 1, \end{cases} \\ y_{2d}(t) &= \begin{cases} 0, & t < 0.15, \\ 2t(1-t) - 0.255, & 0.15 \leq t \leq 1. \end{cases} \end{aligned}$$

显然, 当 $t < 0.15$ 时, $x_d(t) = 0$, 设 $x_k(t) = 0, t < 0.15, u_k(0) = 0$, 采样周期 $h = 0.02$, 为了计算的方便, 采用固定因子方法, 根据定理 1 可取 $\Gamma = 0.8$, 图 1、图 2 为对时滞的不确定估计小于一个采样周期, 采用的学习律为式(4); 图 3、图 4 为对不确定时滞的估计大于一个采样周期, 采用的学习律为式(18).

其中图 1、图 3 为不存在初始误差和不确定扰动时的仿真结果, 表明了系统输出能实现对期望信号的完全跟踪; 图 2、图 4 为存在初始误差 ($x_k(t) = 0.4, t < 0.15$) 和不确定扰动时的仿真结果, 表明了跟踪误差一致有界, 显然, 这界与初始误差和不确定界有关. 仿真结果验证了设计的学习律是有效的.

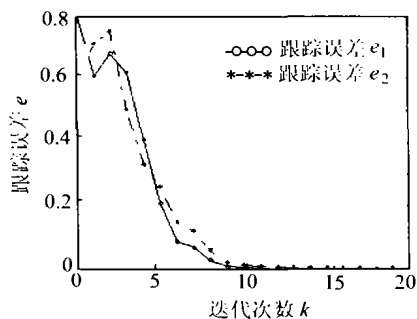


图1 跟踪误差输出曲线(无初始误差与扰动)

Fig. 1 Curve of iterative tracking error (without initial error and disturbances)

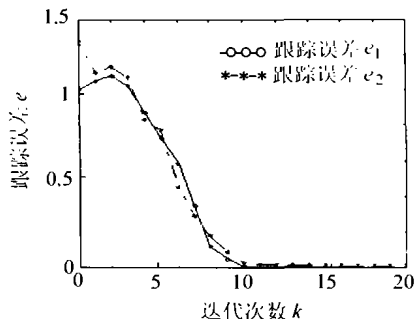


图3 跟踪误差输出曲线(无初始误差与扰动)

Fig. 3 Curve of iterative tracking error (without initial error and disturbances)

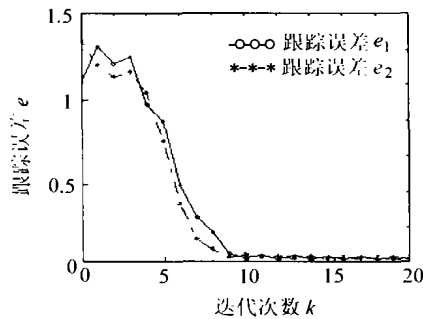


图2 跟踪误差输出曲线(有初始误差与扰动)

Fig. 2 Curve of iterative tracking error (with initial error and disturbances)

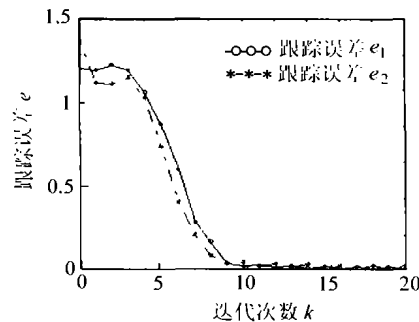


图4 跟踪误差输出曲线(有初始误差与扰动)

Fig. 4 Curve of iterative tracking error (with initial error and disturbances)

5 结论(Conclusions)

本文针对一类输入时滞非线性系统,提出了一种采样迭代学习控制算法,该算法采用的是P型学习律,它不含跟踪误差的微分信号,因此,在实际应用中容易实现,当系统不存初始误差和不确定扰动时,算法能在采样点处实现对期望轨迹的完全跟踪,否则,跟踪误差一致有界,仿真结果表明了该算法的有效性。

参考文献(References):

- [1] ARIMOTO S, KAWAMURA S, MIYAZAKI F. Bettering operation of robots by learning [J]. *J of Robotic Systems*, 1984, 1(2): 440 - 447.
- [2] 谢胜利, 谢振东, 田森平. 非线性滞后离散系统的学习控制算法[J]. *自动化学报*, 2001, 27(1): 18 - 23.
(XIE Shengli, XIE Zhendong, TIAN Senping. The learning control algorithm for nonlinear discrete system with delay [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2001, 27(1): 18 - 23.)
- [3] 皮道映, 孙优贤. 非线性时变系统开闭环P型迭代学习控制的收敛性[J]. *自动化学报*, 1999, 25(3): 351 - 354.
(PI Daoying, SUN Youxian. An open-closed-loop P-type iterative learning control scheme for nonlinear time-varying systems and its

convergence [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1999, 25(3): 351 - 354.)

- [4] MOORE K L. Iterative learning control for deterministic systems [A]. *Advance in Industrial Control* [M]. London: Springer, 1993.
- [5] AHN Hyun-sik, CHOL Chong-ho, KIM Kwang-bae. Iterative learning control for a class of nonlinear systems [J]. *Automatica*, 1993, 29(6): 1575 - 1578.
- [6] BIEN Z, XU Jianxin. *Iterative Learning Control-Analysis, Design, Integration and Application* [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1998: 71 - 103.
- [7] PARK K H, BIEN Z, HWANG D H. Design of an iterative learning controller for a class of linear dynamic systems with time delay [J]. *IEE Proc - Control Theory and Applications*, 1998, 145(6): 507 - 511.
- [8] 孙明轩, 黄宝键. 迭代学习控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 272 - 275.
(SUN Mingxuan, HUANG Baojian. *Iterative Learning Control* [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999, 272 - 275.)

作者简介:

姚仲舒 (1973—), 男, 1997年和1999年于昆明理工大学自动化系获工学学士和工学硕士学位, 现为南京理工大学博士研究生。目前的研究方向为学习控制, 数字信号处理。 Email: yaozhs@sohu.com;

杨成梧 (1937—), 男, 1961年毕业于哈尔滨军事工程学院, 后一直在南京理工大学任教, 现为南京理工大学动力学院教授, 博士生导师。目前的研究领域是广义系统, 2-D系统, 离散事件动态系统, 学习控制, 高速采样控制等。