

文章编号: 1001-2092(2007)08-0848-05

初态学习下的迭代学习控制

孙明轩

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310032)

摘要: 提出一种新的初态学习律, 以放宽常规迭代学习控制方法的初始定位条件. 它允许一定的定位误差, 在迭代中不需要定位在某一具体位置上, 使得学习控制系统具有鲁棒收敛性. 针对二阶 LTI 系统, 给出了输入学习律及初态学习律的收敛性充分条件. 依据收敛性条件, 学习增益的选取需系统矩阵的估计值, 但在一定建模误差下, 仍能保证算法的收敛性. 所提出的初态学习律本身及其收敛性条件均与输入矩阵无关.

关键词: 迭代学习控制; 初态学习; 初始条件; 收敛性

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Iterative learning control with initial state learning

SUN Mingxuan

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, China. E-mail: mxsun@zjut.edu.cn)

Abstract: By novel initial state learning, the assumption on initial repositioning is relaxed for the conventional iterative learning control. It is usually assumed that at the beginning of each trial, the initial state is reset to the desired one without repositioning errors. The learning schemes under consideration are of robust convergence, which allow initial repositioning errors and initial states not to be specified positions. Sufficient conditions for the convergence are given for the second order LTI systems, by which learning gains can be chosen. The learning schemes can overcome imperfect knowledge about system dynamics to achieve complete tracking, though the initial state learning laws are independent of the input matrix.

Key words: Iterative learning control; Initial state learning; Initial condition; Convergence

1 引言

迭代学习控制适于有限时间区间上作业的系统, 这类系统在实际中大量存在. 迭代学习控制使得跟踪性能会随迭代次数逐步改善, 确定性干扰可以得到完全补偿, 实现完全跟踪, 因此, 迭代学习控制是一种精确控制技术^[1]. 虽然迭代学习控制的性能分析是建立在严格数学分析基础上的, 但却不需要精确的数学模型. 因而, 它是简单实用的控制方法, 这也是它引起人们关注的主要原因. 基于压缩映射方法的迭代学习控制具有其独特的优点, 集中表现在其收敛性条件的形式上. 与基于 Lyapunov 方法的迭代学习控制不同, 这种形式的收敛性条件允许较大的建模误差, 甚至允许不断尝试来确定学习增益. 由此, 它被看作是不需要数学模型的控制方法. 原始提法中的初始定位条件十分严格, 在每次迭代时, 迭代初态需设定在期望初态上. 这种严格定位实

际上是做不到的. 文献[2, 3]讨论了初始定位误差对系统跟踪性能的影响. 通过鲁棒性分析知, 跟踪误差收敛到原点的某邻域内, 邻域半径正比于初始定位误差的界. 这样, 欲提高跟踪性能只能寄希望于初始定位精度.

迭代学习控制具有重复运行特征, 初始定位条件以及关于定位误差引起的鲁棒性问题是迭代学习控制理论中的基本问题之一. 文献[4, 5]讨论了初始状态固定的初始定位条件, 迭代初态可以不同于期望初态, 所提出的学习算法使得系统在重复作业方式下输出误差渐近收敛到零, 即实现渐近跟踪. 通常的反馈控制技术不需要迭代, 在解决跟踪问题时, 也可实现这种渐近性能. 因此, 放宽初始定位条件且能够实现完全跟踪是更有意义的. 在相同的初始定位条件下, 文献[6, 8]提出的带初始修正的学习算法在给定区间上实现了完全跟踪.

收稿日期: 2006-05-20; 修回日期: 2006-07-11.

基金项目: 教育部留学回国人员科研项目启动基金; 国家自然科学基金项目(60474005).

作者简介: 孙明轩(1961), 男, 安徽固镇人, 教授, 博士生导师, 从事学习控制研究.

本文讨论初态学习下的迭代学习控制问题. 与严格的初始定位条件相比较, 讨论松弛初始定位条件是更为恰当的. 除上述初态固定的情形外, 初态学习也是一种松弛条件, 因为它不要求精确定位于期望初态上. 对于部分正则和相对阶为 1 的完全非正则系统, 文献[6, 9] 中的初始定位条件给出了两次迭代中初始状态的相互关系. 文献[10] 形象地以初态学习律的形式提出这种初始定位条件. 该初态学习律有两点要求: 1) 输入矩阵精确已知; 2) 实际初态不能任意设置, 需严格定位在由学习律确定的计算值上. 本文将提出新的初态学习律, 它与输入矩阵无关, 收敛性条件也与该矩阵无关. 在文献[6, 9, 10] 中, 一旦给出输入学习律, 初态学习律也就完全确定了, 这是导致严格定位的原因. 而本文提出的初态学习律中的学习增益与输入学习律中的学习增益可以不同, 采用这样的初态学习律允许初态在一定范围内变动, 从而保证了迭代学习算法关于初始定位误差具有鲁棒收敛性.

2 问题的提出

考虑 LTI 系统

$$\dot{\hat{x}} = Ax + Bu, \quad (1)$$

$$y = Cx, \quad (2)$$

其中: $x \in \mathbb{R}^n$ 为系统状态, $u \in \mathbb{R}^l$ 为系统的控制输入, $y \in \mathbb{R}^m$ 为系统输出. 一种精确控制技术是基于系统逆的前馈控制. 对于系统(1), (2), 其逆系统为^[11]

$$u = (CB)^{-1}CAx + (CB)^{-1}\hat{y},$$

$$x(t) = e^{At}x(0) + \int_0^t e^{A(t-s)}B(CB)^{-1}\hat{y}ds, \quad (3)$$

其中 $A = A - B(CB)^{-1}CA$. 这种控制技术可实现沿整个作业区间上的完全跟踪, 只要: 1) 系统动态特性精确已知, 即 A, B, C 已知; 2) \hat{y} 可精确量测; 3) $x(0) = x_d(0)$ 可精确设置. 实际上, 系统模型的不确定性严重地影响系统逆方法的控制性能. 另外, \hat{y} 不可能在线精确量测, 该逆系统(3) 的非因果性也制约了这种方法的控制性能. 迭代学习控制克服了系统逆控制的这些缺陷. 假设系统在区间 $[0, T]$ 上重复地完成作业, 记 k 为重复次数, 对于给定的期望轨迹 $y_d(t), t \in [0, T]$, 学习控制的任务是设计控制器使得当 $k \rightarrow \infty$ 时, $y_k(t) \rightarrow y_d(t), t \in [0, T]$.

Arimoto 提出了如下输入学习律^[1]:

$$u_{k+1} = u_k + \beta e_k, \quad (4)$$

其中 e_k 是上一次运行时的输出误差. 在下次运行前, 可离线计算(而不是在线测量) 得到 \hat{e}_k ; 然后按照学习律计算 u_{k+1} , 从而回避了直接采用 \hat{y} 带来的问题. 由算法收敛性分析知, 可选取 $\beta = (CB)^{-1}$, 且

估计值 C 和 B 允许较大的估计误差. 可以看出, 学习控制基于近似的输入输出关系 $u \approx U(CB)^{-1}\hat{y}$.

影响系统逆方法的控制性能的另一重要因素是初始定位误差. 原始提法的迭代学习控制也存在同样的问题, 每次迭代时将系统初态严格设置在期望初态上的要求是苛刻的. 初始定位是迭代学习控制的基本问题之一, 解决这一问题对于增强其工程适用性十分有意义. 本文提出初态学习下的迭代学习控制方法, 放宽了初始定位条件, 即无需在迭代过程中一律要求严格地将系统初态精确定位在某一具体位置上. 假设系统(1), (2) 是一阶完全非正则的, 本文提出如下初态学习律:

$$x_{k+1}(0) = x_k(0) + L e_k(0), \quad (5)$$

若

$$\|I - LC\| < 1, \quad (6)$$

则当 $k \rightarrow \infty$ 时, $x_k(0)$ 收敛于 $x_d(0)$.

定义

$$L = \{L \mid \|I - LC\| < 1\},$$

$$\mathcal{X}(x_k(0), x_d(0)) =$$

$$\{(I - LC)x_k(0) + LCx_d(0) \mid L \in L\}.$$

对于给定的 $x_k(0)$ 和 $x_d(0)$, $x_{k+1}(0)$ 不要求设置在某一精确位置上, 只要 $x_{k+1}(0) \in \mathcal{X}(x_k(0), x_d(0))$, 均可保证算法收敛性. 但集合 $\mathcal{X}(x_k(0), x_d(0))$ 随着 $x_k(0)$ 靠近 $x_d(0)$ 会逐渐收缩; 当 $x_k(0) = x_d(0)$ 时, $\mathcal{X}(x_k(0), x_d(0)) = \{x_k(0)\}$, 即初态学习律(5) 将变成 $x_{k+1}(0) = x_k(0)$, 它要求初态位置固定. 因此, 本文提出的学习控制方法关于初始定位误差具有鲁棒收敛性, 即无需在迭代过程中一律要求严格地将系统初态精确定位在某一具体位置上.

3 二阶线性系统的初态学习

实际中存在高阶完全非正则系统, 可采用相对阶描述^[6]. 为能清晰地阐明本文的学习控制方法, 这里讨论二阶线性系统

$$\dot{\hat{x}}_1 = A_{11}x_1 + A_{12}x_2, \quad (7)$$

$$\dot{\hat{x}}_2 = A_{21}x_1 + A_{22}x_2 + Bu, \quad (8)$$

$$y = [C \ 0]x. \quad (9)$$

其中: $x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n$, $x = [x_1^T, x_2^T]^T$, $u \in \mathbb{R}^l$, $y \in \mathbb{R}^m$, $C \in \mathbb{R}^{m \times 2n}$. 可以看出, 该系统是二阶完全非正则的, 上节给出的学习控制方法并不适用. 现在考虑输入学习律

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \beta e_k(t), \quad (10)$$

和初态学习律

$$x_{1,k+1}(0) = x_{1,k}(0) + L_1 e_k(0), \quad (11)$$

$$x_{2,k+1}(0) = x_{2,k}(0) + L_2 \hat{e}_k(0), \quad (12)$$

其中 $e_k = y_d - y_k$. 与一阶完全非正则情形相比较, 这里的初态学习律要求离线给出 $\hat{e}_k(0)$.

引理 1 若

$$+I - L_1C + < 1, +I - L_2C + < 1, \quad (13)$$

则当 $k \rightarrow \infty$ 时, 初态学习律 (11) 和 (12) 使得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_{1,k}(0) = x_{1,d}(0), \lim_{k \rightarrow \infty} x_{2,k}(0) = x_{2,d}(0).$$

证明 由初态学习律 (11) 知

$$x_{1,d}(0) - x_{1,k+1}(0) = (I - L_1C)(x_{1,d}(0) - x_{1,k}(0)),$$

同时, 由初态学习律 (12) 知

$$x_{2,d}(0) - x_{2,k+1}(0) = (I - L_2C)(x_{2,d}(0) - x_{2,k}(0)).$$

利用条件 (13), 易证得引理成立. \square

在进行具初态学习的迭代学习控制收敛性分析之前, 首先给出如下引理:

引理 2^[6] 设两实序列 $\{a_k\}$ 和 $\{b_k\}$ 满足

$$a_k \leq Q a_{k-1} + b_k, k = 1, 2, \dots$$

若 $0 < Q < 1$, 且 $\lim_{k \rightarrow \infty} b_k = b_1$, 则

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} a_k \leq \frac{b_1}{1 - Q}$$

定理 1 对于系统 (7) ~ (9), 在输入学习律 (10) 和初态学习律 (11), (12) 的作用下, 若引理 1 中的条件成立, 且

$$+I - CA_{12}B\# + < 1, \quad (14)$$

则当 $k \rightarrow \infty$ 时, $y_k(t)$ 在 $[0, T]$ 上一致收敛于 $y_d(t)$.

证明 求解状态方程 (7), (8), 并代入输入学习律 (10), 则 $x_{1,k+1}(t) - x_{1,k}(t)$ 可写成

$$\begin{aligned} x_{1,k+1}(t) - x_{1,k}(t) = & e^{A_{11}t} [x_{1,k+1}(0) - x_{1,k}(0)] + \\ & \int_0^t e^{A_{11}(t-\tau_1)} A_{12} \{ e^{A_{22}\tau_1} (x_{2,k+1}(0) - x_{2,k}(0)) + \\ & \int_0^{\tau_1} e^{A_{22}(\tau_1-\tau_2)} [A_{21} (x_{1,k+1}(\tau_2) - x_{1,k}(\tau_2)) + \\ & B\#e_k(\tau_2)] d\tau_2 \} d\tau_1. \end{aligned} \quad (15)$$

利用分部积分可得

$$\begin{aligned} \int_0^t e^{A_{22}(t_1-\tau_2)} B\#e_k(\tau_2) d\tau_2 = & B\#e_k(t_1) + A_{22}B\#e_k(t_1) - \\ & e^{A_{22}t_1} B\#e_k(0) - \\ & e^{A_{22}t_1} A_{22}B\#e_k(0) + \\ & \int_0^t e^{A_{22}(t_1-\tau_2)} A_{22}^2 B\#e_k(\tau_2) d\tau_2. \end{aligned} \quad (16)$$

将式 (16) 代入 (15), 有

$$\begin{aligned} x_{1,k+1}(t) - x_{1,k}(t) = & e^{A_{11}t} [x_{1,k+1}(0) - x_{1,k}(0) - A_{12}B\#e_k(0)] + \\ & \int_0^t e^{A_{11}(t-\tau_1)} A_{12} e^{A_{22}\tau_1} [x_{2,k+1}(0) - x_{2,k}(0) - \\ & B\#e_k(0) - A_{22}B\#e_k(0)] d\tau_1 + A_{12}B\#e_k(t) + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \int_0^t e^{A_{11}(t-\tau_1)} A_{22} \{ A_{22}B\#e_k(\tau_1) + \\ & \int_0^{\tau_1} e^{A_{22}(\tau_1-\tau_2)} A_{22}^2 B\#e_k(\tau_2) d\tau_2 \} d\tau_1 + \\ & \int_0^t \int_0^{\tau_1} e^{A_{11}(t-\tau_1)} A_{12} e^{A_{22}(t_1-\tau_2)} A_{21} [\\ & (x_{1,k+1}(\tau_2) - x_{1,k}(\tau_2)) d\tau_2 d\tau_1. \end{aligned} \quad (17)$$

将式 (17) 代入其关系式 $e_{k+1} = e_k - C(x_{1,k+1} - x_{1,k})$, 可得

$$\begin{aligned} e_{k+1} = & (I - CA_{12}B\#) e_k - Ce^{A_{11}t} (L_1 - A_{12}B\#) e_k(0) - \\ & \int_0^t Ce^{A_{11}(t-\tau_1)} A_{12} e^{A_{22}\tau_1} [(L_2 - B\#) \hat{e}_k(0) - \\ & A_{22}B\#e_k(0)] d\tau_1 - \\ & \int_0^t Ce^{A_{11}(t-\tau_1)} A_{12} \{ A_{22}B\#e_k(\tau_1) + \\ & \int_0^{\tau_1} e^{A_{22}(\tau_1-\tau_2)} A_{22}^2 B\#e_k(\tau_2) d\tau_2 \} d\tau_1 - \\ & \int_0^t \int_0^{\tau_1} Ce^{A_{11}(t-\tau_1)} A_{12} e^{A_{22}(t_1-\tau_2)} A_{21} [\\ & (x_{1,k+1}(\tau_2) - x_{1,k}(\tau_2)) d\tau_2 d\tau_1. \end{aligned} \quad (18)$$

上式中应用了初态学习律 (11), (12). 记

$$\begin{aligned} Q = & +I - CA_{12}B\# +, \\ a_1 = & +A_{11} +, a_2 = +A_{22} +, \\ c_1 = & +C + + L_1 - A_{12}B\# +, \\ c_2 = & +C + + A_{12} + \max \{ +L_2 - \\ & B\# +, +A_{22}B\# + \}, \\ c_3 = & +C + + A_{12}A_{22}B\# +, \\ c_4 = & +C + + A_{12} + + A_{22}^2 B\# +, \\ c_5 = & +C + + A_{12} + + A_{21} +. \end{aligned}$$

对式 (18) 两端取 K 范数 ($K > \max \{a_1, a_2\}$), 则

有

$$\begin{aligned} + e_{k+1} + K [& (Q + c_3 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + \\ & c_4 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - A} \frac{1 - e^{(a_2 - K)T}}{K - a_2}) + e_k + K + \\ & (c_1 + c_2 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1}) + e_k(0) + + \\ & c_2 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + \hat{e}_k(0) + + c_5 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + \\ & \frac{1 - e^{(a_2 - K)T}}{K - a_2} + x_{1,k+1} - x_{1,k} + K. \end{aligned} \quad (19)$$

当 K 足够大时, $1 - c_{12} > 0$. 由式 (17) 知

$$\begin{aligned} + x_{1,k+1} - x_{1,k} + K [& \frac{1}{1 - c_{12}} (c_6 + c_7 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1}) + e_k(0) + + \\ & \frac{1}{1 - c_{12}} c_7 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + \hat{e}_k(0) + + \end{aligned}$$

$$\frac{1}{1 - c_{12}} (c_8 + c_9 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + c_{10} \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} \frac{1 - e^{(a_2 - K)T}}{K - a_2}) + c_k + K. \quad (20)$$

其中

$$\begin{aligned} c_6 &= +L_1 - A_{12}B\# +, \\ c_7 &= +A_{12} + \max\{+L_2 - B\# +, +A_{22}B\# +\}, \\ c_8 &= +A_{12}B\# +, c_9 = +A_{12} + +A_{22}B\# +, \\ c_{10} &= +A_{12} + +A_{22}B\# +, c_{11} = +A_{12} + +A_{21} +, \\ c_{12} &= c_{11} \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} \frac{1 - e^{(a_2 - K)T}}{K - a_2}. \end{aligned}$$

将式(20) 代入(19), 可得

$$+ c_{k+1} + K [Q + c_k + K + c_{14} + c_k(0) + + c_{15} + \hat{e}_k(0) +.$$

其中

$$\begin{aligned} c_{13} &= c_5 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} \frac{1 - e^{(a_2 - K)T}}{K - a_2}, \\ c_{14} &= c_1 + c_2 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + \\ & c_{13} \frac{1}{1 - c_{12}} (c_6 + c_7 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1}), \\ c_{15} &= c_2 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + \\ & c_{13} \frac{1}{1 - c_{12}} c_7 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1}, \end{aligned}$$

且

$$\begin{aligned} Q &= Q + c_3 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + \\ & c_4 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} \frac{1 - e^{(a_2 - K)T}}{K - a_2} + \\ & c_{13} \frac{1}{1 - c_{12}} (c_8 + c_9 \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} + \\ & c_{10} \frac{1 - e^{(a_1 - K)T}}{K - a_1} \frac{1 - e^{(a_2 - K)T}}{K - a_2}). \end{aligned}$$

由引理 1 知, $\lim_{k \rightarrow \infty} c_k(0) = 0, \lim_{k \rightarrow \infty} \hat{e}_k(0) = 0$. 进一步, 由条件(14) 知 $Q < 1$. 故存在足够大的 K 使得 $Q < 1$. 再利用引理 2 即可证得该定理. t

因 $c_{12} = O(K^2)$, 故当 K 足够大时, $c_{12} < 1$. 另外, $c_{13} = O(K^2)$. 于是, 当 K 足够大时, Q 的定义中右端第 4 项也会变得足够小. 定理 1 中的条件(14) 要求矩阵 $CA_{12}B$ 非奇异. 当 $A_{12} = I$ 时, 要求 CB 非奇异, 一般的机电系统属于这种情形. 这时, x_1 表示位置向量, x_2 表示速度向量. 系统零速度起始时, 无需初始速度学习, 仅学习初始位置即可. 初态学习律(11), (12) 的增益与矩阵 B 无关. 由引理 1 可以看出, 其收敛性条件也与矩阵 B 无关, 仅依赖于矩阵 C , 初态学习律同样具有鲁棒收敛性. 可见, 本文关于二阶系统的结果具有较强的工程适用性, 所提出的初态学习方法可推广到更一般情形的动态系统和

其他形式的学习算法, 如开闭环算法^[12].

4 仿真算例

例 1 对于系统(1), (2), 其系统参数矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -2 & -3 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix},$$

期望轨迹为 $y_{1,d} = 12t^2(1 - t), y_{2,d}(t) = 12t(1 - t)^2, t \in [0, 1]$. 容易计算出 $CB = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$, 可选取输入学习增益为 $\# = \begin{bmatrix} 0.9 & 0 \\ -0.9 & 1.1 \end{bmatrix}$. 依据条件(6), 初态学习增益的选取与矩阵 B 无关, 只需依矩阵 C 给出, 这里选取初态学习增益分别为 $L_1 = 0.5, L_2 = 0.3$. 置开始迭代时的初态 $x_{1,0} = 1, x_{2,0} = 0.75$. 仿真结果如图 1~ 3 所示. 从图中可以看出, 随着迭代次数的增加, 跟踪误差在初态学习下呈收敛性状.

跟踪误差在初态学习下呈收敛性状.

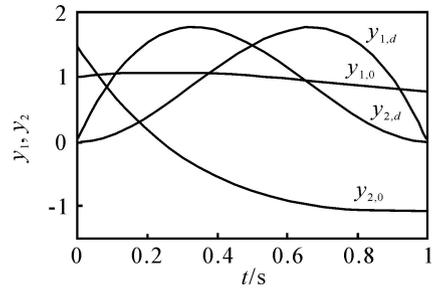


图 1 $k = 0$ 次迭代的输出轨迹

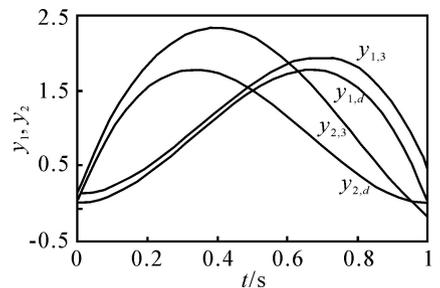


图 2 $k = 3$ 次迭代的输出轨迹

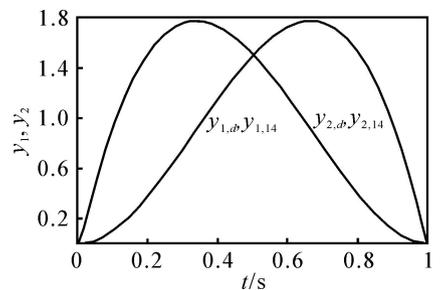


图 3 $k = 14$ 次迭代的输出轨迹

例 2 在仅有粘滞摩擦的假设下, 考虑一直流电机控制系统

$$J\ddot{q} + V\dot{q} = u.$$

其中: q 为角位移, u 为电机转矩, J 为负载转动惯量, V 为粘滞摩擦系数. 具体参数为 $J = 1.2 \text{ kg} \cdot \text{m}^2, V = 3 \text{ kg} \cdot \text{m/s}$. 系统输出为角位移, 给定在时间区间

$[0, 1]$ 上的期望轨迹为 $y_d(t) = \frac{P}{2}(6t^5 - 15t^4 + 10t^3)$ rad. 假设该系统的初始角速度为零. 由定理 1 的收敛性充分条件知, 需选取 $0 < \# < 2J (= 2.4)$. 假设 20% 的参数估计误差, 即 $J = 1.44 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$. 这样, 选取输入学习律的学习增益 $\# = J (= 1.44)$, 该增益的选取与 V 无关. 由引理 1 知, 增益 L_1 与系统参数 J 和 V 均无关, 且可取值 $(-1, 1)$.

仿真中, 取 $L_1 = 2\text{RAND}$, RAND 是区间 $(0, 1)$ 上均匀分布的随机数, 设置 $q(0) = 0.2$. 取性能评价指标为 $J_k = \max_{t \in [0, T]} |e_k(t)|$ rad. 仿真结果表明, 当 $k = 8$ 时, $J_k < 0.001$ rad, 如图 4 所示. 在初态学习下, 本文的控制方法关于初始定位误差具有鲁棒收敛性.

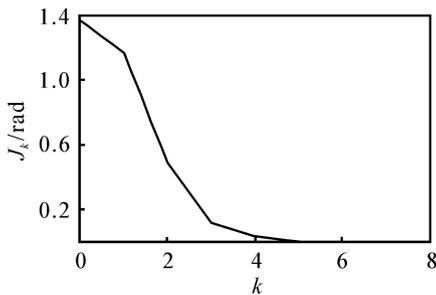


图 4 初态学习下的跟踪误差

5 结 语

针对二阶线性系统, 本文提出了新的初态学习下的学习控制方法, 证明了常规迭代学习控制中的初始定位条件在初态学习下可以放宽. 所提出的学习算法不要求严格的初始定位操作, 允许存在一定的定位误差, 这与常规控制方法在所有迭代中一律定位在一具体位置上的初始条件不同. 初态学习保证了学习控制系统关于初始定位的鲁棒收敛性. 给出的输入学习律及初态学习律的收敛性充分条件可用于确定学习增益. 从学习律的构造和收敛性条件可以看出, 本文的学习控制方法仍保持了常规迭代学习控制设计不需要精确已知系统动态特性的优点, 而且与已有初态学习方法相比较, 所提出的初态学习律及其收敛性条件与输入矩阵无关, 故而回避了要求精确已知输入矩阵的建模困难.

参考文献 (References)

[1] Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Bettering operation of robotics by learning[J]. J of Robotic

Systems, 1984, 1(2): 123-140.

- [2] Heinzinger G, Fenwick D, Paden B, et al. Robust learning control[C]. Proc of the 28th IEEE Conf on Decision and Control. Tampa: IEEE Press, 1989: 2640-2645.
- [3] Arimoto S. Learning control theory for robotic motion[J]. Int J of Adaptive Control and Signal Processing, 1990, 4(6): 543-564.
- [4] Lee H S, Bien Z. Study on robustness of iterative learning control with nonzero initial error[J]. Int J of Control, 1996, 64(3): 345-359.
- [5] Park K H, Bien Z, Hwang D H. A study on the robustness of a PID type iterative learning controller against initial state error[J]. Int J of Systems Science, 1999, 30(1): 49-59.
- [6] 孙明轩, 黄宝键. 迭代学习控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
(Sun Mingxuan, Huang Baqjian. Iterative learning control [M]. Beijing: National Defence Press, 1999.)
- [7] Sun M, Wang D. Initial condition issues on iterative learning control for nonlinear systems with time delay[J]. Int J of Systems Science, 2001, 32(11): 1365-1375.
- [8] Sun M, Wang D. Closed-loop iterative learning control for nonlinear systems with initial shifts[J]. Int J of Adaptive Control and Signal Processing, 2002, 16(7): 515-538.
- [9] Porter B, Mohamed S S. Iterative learning control of partially irregular multivariable plants with initial state shifting[J]. Int J of Systems Science, 1991, 22(2): 229-235.
- [10] 任雪梅, 高为炳. 任意初始状态下的学习控制[J]. 自动化学报, 1994, 20(1): 74-79.
(Ren Xuemei, Gao Weibing. Learning control with an arbitrary initial state[J]. Acta Automatica Sinica, 1994, 20(1): 74-79.)
- [11] Brockett R W. Poles, zeros, and feedback: State space interpretation[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1965, 10(2): 129-135.
- [12] 孙明轩, 万伯任. 非线性系统高阶迭代学习算法[J]. 控制与决策, 1994, 9(3): 195-199.
(Sun Mingxuan, Wan Boeren. High-order iterative learning algorithm for nonlinear dynamical systems[J]. Control and Decision, 1994, 9(3): 195-199.)