

Lebesgue- p 范数意义下区间可调节的 变增益加速迭代学习控制

兰天一[†], 林 辉

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710129)

摘 要: 为加快迭代学习控制律的收敛速度, 针对线性时不变(LTI)系统, 以PD-型学习律为例, 提出一种区间可调节的具有指数加速的迭代学习控制算法. 首先, 根据每次学习效果确定下一次迭代需要修正的区间并在该区间内修正控制律增益; 然后, 在Lebesgue- p 范数意义下分析所提出算法的收敛性并给出其收敛条件; 最后, 通过理论分析表明, 收敛速度主要取决于被控对象、控制律增益、修正指数和学习区间的大小. 在相同仿真条件下, 与传统算法相比, 所提出算法具有更快的收敛速度.

关键词: 迭代学习控制; Lebesgue- p 范数; 收敛速度; 增益调节

中图分类号: TP13 文献标志码: A

Accelerated iterative learning control algorithm with variable gain and adjustment of interval in sense of Lebesgue- p norm

LAN Tian-yi[†], LIN Hui

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: In order to accelerate the convergence speed of iterative learning control(ILC) law, taking the PD-type learning law for example, an acceleration correction algorithm with variable gain and adjustment of learning interval is proposed for the linear time invariant(LTI) system. First of all, the modified interval in the next iteration is determined based on the learning effects, and the control law gain is modified in the interval. Then, analysis results show that the convergence speed mainly depends on the system state, the learning gain, the correction exponential and the learning interval in the sense of Lebesgue- p norm. In the same simulation condition, the proposed algorithm has a faster convergence speed compared with the traditional algorithms.

Keywords: iterative learning control; Lebesgue- p norm; convergence rate; gain adjustment

0 引 言

迭代学习控制^[1]算法在不断完善和发展的过程中, 作为评价其性能和效率的重要指标, 收敛速度是其主要研究内容之一. 文献[2]提出了利用以前学习过程中得到的知识构造后续学习的控制输入以加快收敛速度. 随后, 人们发现常被忽略的初始控制对收敛速度有很大的影响. 文献[3-5]分别借助信息数据库存储过去信息的方法、基于RBF网络的迭代学习算法、利用线性加权算法以及曲线拟合法构造新的初始控制输入, 减少迭代次数, 提高了学习律的收敛速度. 更进一步, 文献[6]利用高阶迭代控制构建初始输入, 但是该方法中含有许多冗余的信息, 仅仅是简

单的线性组合, 在一定程度上降低了系统的学习速度^[7].

随着对迭代学习控制收敛速度研究的逐步深入, 文献[8]首次系统地提出了有关学习速度的概念与分析方法, 以开、闭环P-型为例, 分析了影响学习速度的主要因素, 并提出了迭代学习控制加速收敛的方法. 文献[9]针对线性时不变系统讨论了D-型和P-型学习律收敛速度问题, 利用时间加权范数给出了迭代学习控制系统在D-型和P-型学习律作用下收敛的充分性条件, 并给出了系统迭代次数与约束条件之间的定量关系以及收敛速度与约束条件之间的关系, 同时利用Frobenius范数性质, 通过梯度方法给出了求

收稿日期: 2016-08-17; 修回日期: 2016-11-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51407143); 陕西省自然科学基金项目(2015JM5227).

作者简介: 兰天一(1981-), 男, 讲师, 博士生, 从事迭代学习控制、自适应控制的研究; 林辉(1957-), 男, 教授, 博士生导师, 从事电力电子与电力传动、控制理论与控制工程等研究.

[†]通讯作者. E-mail: iamly1111@163.com

解迭代学习律最优增益矩阵的方法. 而文献[10]另辟蹊径, 创造性地提出了评价收敛速度的方法—— Q 因子, 拓宽了原有比较收敛速度的方法, 并借助鲁棒最优分析了系统的收敛速度; 同时, 该文献对高阶和低阶迭代学习控制算法的收敛速度进行了比较, 从理论上证明了单输入单输出系统一阶P-型学习律比二阶P-型学习控制律的收敛速度快, 并推广得出低阶学习控制算法比高阶学习控制算法收敛速度快的结论. 类似研究还有文献[11]. 而文献[12]的结论对于PD型迭代学习算法未必成立, 其收敛速度与控制律增益的选取相关.

以上文献的研究焦点集中于分析初始控制和收敛半径对收敛速度的影响. 然而, 对于如何加快收敛速度的控制律设计方法, 研究成果并不多见. 文献[8]针对P-型、D-型闭环学习律提出了指数变增益加速学习算法, 经过大量仿真实验发现, 其收敛速度之快已达到实用化的程度. 本文在利用迭代学习控制特性的基础上, 参照人脑记忆功能(即: 已经学好的无需重复学习), 提出区间可调节的指数变增益PD型加速学习控制律. 较之传统迭代学习控制是在固定时间区间上的重复学习, 该算法的特点是: 在时间轴上设计一个随着迭代次数的增加而缩短的修正区间, 在此区间段内, 学习增益实时修正; 在修正区间外, 误差满足容许范围, 无需修正, 直接应用已学好的控制输入. 即学习区间不断缩短, 直至全部学习完毕. 该算法从总体上可减少计算量, 加快学习速度. 本文针对该加速迭代学习律, 在Lebesgue- p 范数意义下, 利用推广的Young不等式给出严格的数学证明, 并通过数值算例进行仿真实验, 仿真结果验证了该理论的有效性和正确性.

1 数学知识

本节给出分析问题时所需要的数学知识.

定义1 对于连续的向量函数, $f: [0, T_L] \rightarrow \mathbf{R}^n$, $f(t) = [f^1(t), f^2(t), \dots, f^n(t)]^T$, 其Lebesgue- p 范数为

$$\|f(\cdot)\|_p = \left[\int_0^T (\max_{1 \leq i \leq m} |f^i(\cdot)|)^p dt \right]^{\frac{1}{p}}, \\ 1 \leq p \leq \infty.$$

其中 $f[0, T_L]$ 表示 f 是定义在区间 $[0, T_L]$ 内的函数.

引理1^[12] 对于勒贝格可积函数 $g(t) \in \mathbf{L}^q$ 和 $h(t) \in \mathbf{L}^p$, $t \in [0, T]$, 其对应的卷积的广义Young不等式为

$$\|(g * h)(\cdot)\|_r \leq \|g(\cdot)\|_q \|h(\cdot)\|_p.$$

其中: $1 \leq p, q, r \leq \infty$, $\frac{1}{r} = \frac{1}{p} + \frac{1}{q} - 1$. 特别地, 当

$r = p$ 时, 不等式转化为

$$\|(g * h)(\cdot)\|_p \leq \|g(\cdot)\|_1 \|h(\cdot)\|_p.$$

2 问题描述及分析

考虑一类线性时不变系统

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t), \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $t \in [0, T]$; $\mathbf{x}(t) \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{u}(t) \in \mathbf{R}^r$, $\mathbf{y}(t) \in \mathbf{R}^m$ 分别表示系统的状态、控制、输出向量; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 为相应维数的矩阵.

假设1 存在唯一理想控制 $\mathbf{u}_d(t)$, 使得系统的状态和输出为期望值 $\mathbf{x}_d(t)$ 和 $\mathbf{y}_d(t)$.

假设2 $\mathbf{C}\mathbf{B}$ 可逆.

本文所提出的算法中, 把区间 $[0, T_L]$ 等分为长度为 h 的 N 个子区间. 令

$$\begin{aligned} t_0 &= 0, \quad t_{N+1} = T_L, \\ t_{i+1} &= t_i + h, \quad i = 0, 1, \dots, N. \end{aligned} \quad (2)$$

设被控对象(1)采用如下PD-型学习律:

$$\mathbf{u}_{k+1}(t) = \mathbf{u}_k(t) + \Delta \mathbf{u}_k(t), \quad (3)$$

$$\Delta \mathbf{u}_k(t) =$$

$$\begin{cases} 0, & 0 \leq t \leq t_{i_k}; \\ (\mathbf{K}_P \mathbf{e}_k(t) + \mathbf{K}_D \dot{\mathbf{e}}_k(t)) e^{-K_E \left(\frac{t_{i_k} - t}{T_L} \right)}, & t_{i_k} < t \leq T_L. \end{cases}$$

其中: \mathbf{K}_P 为比例学习增益矩阵, \mathbf{K}_D 为微分学习增益矩阵, $K_E > 0$ 为指数修正因子, $t_{i_{k+1}} \in [0, T_L]$ 为当前修正起始时刻(在第 $k+1$ 次迭代中, 区间 $[0, t_{i_{k+1}}]$ 内误差满足容许范围, 而剩余区间 $[t_{i_{k+1}}, T_L]$ 内误差未满足容许范围). 设 $\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]}$ 为示性函数, 即

$$\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]}(t) = \begin{cases} 0, & t \notin [t_{i_{k+1}}, T_L]; \\ 1, & t \in [t_{i_{k+1}}, T_L]. \end{cases} \quad (4)$$

则根据式(4), 控制律(3)转化为

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{k+1}(t) &= \\ &\mathbf{u}_k(t) + \mathbf{K}_P e^{-K_E \left(\frac{t_{i_{k+1}} - t}{T_L} \right)} \delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_{k+1}(t) + \\ &\mathbf{K}_D e^{-K_E \left(\frac{t_{i_{k+1}} - t}{T_L} \right)} \delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \dot{\mathbf{e}}_{k+1}(t). \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{k+1}(t) &= \begin{cases} 0, & 0 \leq t \leq t_{i_{k+1}}; \\ \mathbf{y}_d(t) - \mathbf{y}_{k+1}(t), & t_{i_{k+1}} \leq t \leq T_L; \end{cases} \\ \dot{\mathbf{e}}_{k+1}(t) &= \begin{cases} 0, & 0 \leq t \leq t_{i_{k+1}}; \\ \dot{\mathbf{y}}_d(t) - \dot{\mathbf{y}}_{k+1}(t), & t_{i_{k+1}} \leq t \leq T_L. \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

需要说明的是, 为了证明的需要, 误差在已经学好的

区间内取 0, 但是在实际工程中取满足容许要求的值.

$$L_{i_k} = \{l \mid \|e_k[t_{i_k+l}, t_{i_k+l+1}]\|_\lambda \neq 0, 0 \leq l \leq N - i_k\}. \quad (7)$$

$$l_{i_k} = \begin{cases} \min L_{i_k}, & L_{i_k} \neq \emptyset; \\ 0, & L_{i_k} = \emptyset. \end{cases} \quad (8)$$

$$t_{i_{k+1}} = t_{i_k+l_{i_k}}. \quad (9)$$

式(8)中 \emptyset 表示空集.

对于上述所构造的具有增益修正的加速 PD-型迭代学习控制律(3)描述如下: 假设初次运行输入为 $\mathbf{u}_0[0, T_L]$, 它在整个运行区间 $[0, T_L]$ 取值是任意的, 相应获得初次运行误差 $\mathbf{e}_0[0, T_L]$; 在式(8)中, 引入 l_{i_k} 是为了得到下一次迭代选择需要学习的边界点 $t_{i_k+l_{i_k}}$; 第 $k+1$ 次迭代在 $t = t_{i_k+l_{i_k}}$ 处之前无需学习, 只需修正区间 $[t_{i_k+l_{i_k}}, T_L]$ 内的曲线; 区间 $[t_{i_{k+1}}, T_L]$ 中的误差可由期望轨迹 $\mathbf{y}_d[t_{i_{k+1}}, T_L]$ 和输出轨迹 $\mathbf{y}_k[t_{i_{k+1}}, T_L]$ 计算得出. 从控制律(3)的构造可以看出, 前面已经学好的区间不需要继续学习, 只需要学习未完全跟踪期望轨迹的区间, 随着迭代次数 k 的增加, 所需学习区间长度逐渐趋于零.

定理 1 由式(1)和(3)描述的迭代学习系统满足假设 1 和假设 2, 且下述条件成立:

1)

$$\rho = \|\mathbf{I} - \mathbf{CBK}_D e^{-\frac{K_E}{T_L}(\cdot)}\| + \|\mathbf{C}e^{A(\cdot)}(\mathbf{BK}_P + \mathbf{ABK}_D + (K_E/T_L)\mathbf{BK}_D)e^{K_E}\|_1 < 1;$$

2) $\mathbf{x}_k(0) = \mathbf{x}_d(0), k = 0, 1, \dots$, 则有

$$\|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_{k+1}(\cdot)\|_p \leq \rho \|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_k(\cdot)\|_p. \quad (10)$$

当 $k \rightarrow \infty$ 时, 系统的迭代输出 $\mathbf{y}_k(t)$ 在 $[0, T_L]$ 上一致收敛于期望轨迹 $\mathbf{y}_d(t)$, 即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{y}_k(t) = \mathbf{y}_d(t), t \in [0, T_L].$$

证明 假设在第 $k+1$ 次迭代中, 控制时刻点停止在 $t = t_{i_{k+1}}$ 处. 由式(6)可明显看出 $\mathbf{y}_{k+1}(t) = \mathbf{y}_k(t) (t \in [0, t_{i_{k+1}}])$. 所以当 $t \in [t_{i_{k+1}}, T_L]$ 时, 误差可表示为

$$\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_{k+1}(t) = \mathbf{y}_d(t) - \mathbf{y}_{k+1}(t). \quad (11)$$

当 $t \in [t_{i_{k+1}}, T_L]$ 时, 由式(1)可得

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t) = e^{At} \mathbf{x}(0) + \int_0^t e^{A(t-\tau)} \mathbf{B} \mathbf{u}(\tau) d\tau, \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C} e^{At} \mathbf{x}(0) + \mathbf{C} \int_0^t e^{A(t-\tau)} \mathbf{B} \mathbf{u}(\tau) d\tau. \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中 $\mathbf{u}(t)$ 由控制律(5)中的 $\mathbf{u}_{k+1}(t)$ 替代, 相应系统变为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1}(t) &= e^{At} \mathbf{x}_{k+1}(0) + \int_0^t e^{A(t-\tau)} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+1}(\tau) d\tau, \\ \mathbf{y}_{k+1}(t) &= \mathbf{C} e^{At} \mathbf{x}_{k+1}(0) + \mathbf{C} \int_0^t e^{A(t-\tau)} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+1}(\tau) d\tau, \\ \mathbf{u}_{k+1}(t) &= \mathbf{u}_k(t) + \mathbf{K}_P e^{-K_E \left(\frac{t_{i_{k+1}}-t}{T_L}\right)} \delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_k(t) + \mathbf{K}_D e^{-K_E \left(\frac{t_{i_{k+1}}-t}{T_L}\right)} \delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \dot{\mathbf{e}}_k(t). \end{aligned} \quad (13)$$

其中: \mathbf{x}_{k+1} 、 \mathbf{u}_{k+1} 和 \mathbf{y}_{k+1} 分别表示系统在第 $k+1$ 次运行时相应的状态变量、控制输入和控制输出.

由式(13)可得

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1}(t) &= e^{At} \mathbf{x}_{k+1}(0) + \int_0^t e^{A(t-\tau)} \mathbf{B} \mathbf{u}_{k+1}(\tau) d\tau = \\ &= e^{At} \mathbf{x}_k(0) + \int_0^t e^{A(t-\tau)} \mathbf{B} \mathbf{u}_k(\tau) d\tau + \\ &= \int_0^t e^{A(t-\tau)} \mathbf{B} \Delta \mathbf{u}_k(\tau) d\tau. \end{aligned} \quad (14)$$

在区间 $[t_{i_{k+1}}, T_L]$ 上, 结合式(13)和(14), 进而可得

$$\begin{aligned} \delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_{k+1}(t) &= \delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_k(t) - (\mathbf{y}_{k+1}(t) - \mathbf{y}_k(t)) = \\ &= \left(\mathbf{I} - \mathbf{CBK}_D e^{-K_E \left(\frac{t_{i_{k+1}}-t}{T_L}\right)} \right) \delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_k(t) - \\ &= \mathbf{C} \int_0^t e^{A(t-\tau)} (\mathbf{BK}_P + \mathbf{ABK}_D + (K_E/T_L) \times \\ &= \mathbf{BK}_D) e^{-K_E \left(\frac{t_{i_{k+1}}-\tau}{T_L}\right)} \delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_k(\tau) d\tau. \end{aligned} \quad (15)$$

对式(15)两边同取 Lebesgue- p 范数, 并应用卷积的推广 Young 不等式, 可得

$$\begin{aligned} \|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_{k+1}(\cdot)\|_p &\leq \\ \|\mathbf{I} - \mathbf{CBK}_D e^{-\frac{K_E}{T_L}(\cdot)}\| &+ \|\mathbf{C}e^{A(\cdot)}(\mathbf{BK}_P + \mathbf{ABK}_D + \\ (K_E/T_L)\mathbf{BK}_D)e^{K_E}\|_1 &\|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_k(\cdot)\|_p = \\ \rho \|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_k(\cdot)\|_p. \end{aligned} \quad (16)$$

其中

$$\rho = \|\mathbf{I} - \mathbf{CBK}_D e^{-\frac{K_E}{T_L}(\cdot)}\| + \|\mathbf{C}e^{A(\cdot)}(\mathbf{BK}_P + \mathbf{ABK}_D + (K_E/T_L)\mathbf{BK}_D)e^{K_E}\|_1.$$

整理得

$$\|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_{k+1}(\cdot)\|_p \leq \rho \|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} \mathbf{e}_k(\cdot)\|_p. \quad (17)$$

经过多次迭代, 可得

$$\|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} e_{k+1}(\cdot)\|_p \leq \rho^{k-1} \|\delta_{[t_{i_k}, T_L]} e_1(\cdot)\|_p, \quad (18)$$

因此

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\delta_{[t_{i_{k+1}}, T_L]} e_k(\cdot)\|_p = 0. \quad (19)$$

这表明,控制律(3)采用缩短学习区间的方案,在Lebesgue- p 范数意义下可以保证其单调收敛性.随着迭代次数的增加,逐段跟踪期望轨迹,实时修正学习增益,且需要学习的区间越来越短,无限趋近于右端点 T_L ,最终使得在整个时间 $[0, T_L]$ 内,系统输出能够跟踪期望轨迹. □

注1 与传统的PD-型学习律相比较,比例学习增益矩阵由 K_P 变为 $K_{Pe}^{-K_E \left(\frac{t_{i_{k+1}}-t}{T_L}\right)}$,微分学习增益矩阵由 K_D 变为 $K_{De}^{-K_E \left(\frac{t_{i_{k+1}}-t}{T_L}\right)}$.可以看出,最终的学习增益由 K_P 、 K_D 、指数修正参数 K_E 、学习区间长度 T_L 确定,增加了学习增益的可调裕度.若学习区间固定为 $[0, T_L]$,则迭代学习律(3)的学习过程将退化为传统的PD-型迭代学习律.

注2 采用PD-型学习律相比单一的D型学习律,降低了极限轨迹相对于期望轨迹的偏移^[13],所引入的P型成分降低了D型成分对扰动敏感性的不利影响,增强了学习性能.

注3 由学习过程可以看出,随着迭代次数的增加,需要学习的区间在逐段缩短,从而提高了学习速度.

注4 利用Lebesgue- p 范数度量,更能反映系统自身的特性及学习增益之间的关系^[12,14],且对系统本身的性态作了合理反映.

3 仿真实验

针对PD-型迭代学习控制律,考虑线性时不变系统

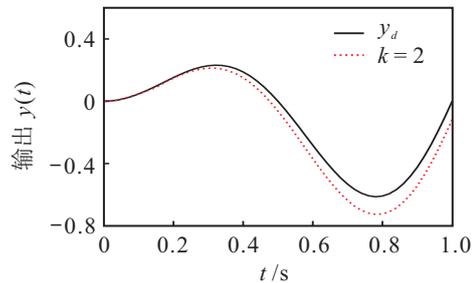
$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_{1,k} \\ \dot{x}_{2,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -2 & -3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1,k} \\ x_{2,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u_k, \\ y_k = [0 \ 1] \begin{bmatrix} x_{1,k} \\ x_{2,k} \end{bmatrix}. \end{cases} \quad (20)$$

其中:系统的运行区间为 $[0, 1]$,理想输出轨迹设定为

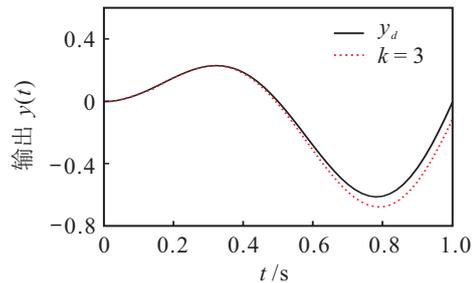
$$y_d(t) = 0.8t \sin 2\pi t. \quad (21)$$

设定控制器 $u_k(t)$ 初次迭代在 $t \in [0, 1]$ 内的值由rand函数随机生成.在控制律(3)中选取学习增益 $K_P = 1.7$, $K_D = 0.6$,指数修正参数 $K_E = 0.02$,算出控制律(3)下的收敛半径 $\rho = 0.5502 < 1$;传统意义下PD-型控制律收敛半径为 $\rho_0 = 0.6277 < 1$.显然 $\rho < \rho_0$,说明控制律(3)的收敛速度快于传统意义下的PD-型控制律.图1所示为控制律(3)在Lebesgue-2

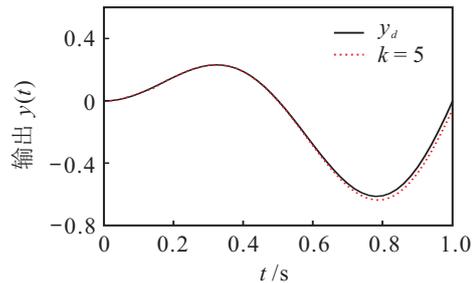
范数意义下的跟踪曲线图.其中:实线表示期望曲线,虚线表示跟踪曲线.由图1学习过程可以看出,系统修正区间随着迭代次数的增加而逐渐缩短,最终系统输出在整个区间 $[0, 1]$ 上达到完全跟踪期望输出.



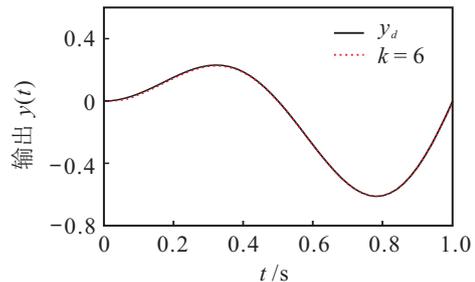
(a) 第2次跟踪曲线



(b) 第3次跟踪曲线



(c) 第5次跟踪曲线



(d) 第6次跟踪曲线

图1 系统跟踪曲线

为便于比较分析,在相同仿真环境下,分别采用本文所提出的修正算法和传统PD-型迭代学习算法在Lebesgue-2范数意义下进行数值仿真.在 $[0, 1]$ 区间内,二者的跟踪误差与迭代次数变化轨迹如图2所示,两者都随着迭代次数的增加单调趋向于零.跟踪误差的形式为

$$\|e_k(\cdot)\|_2 = \left[\int_0^1 |e_k(t)|^2 dt \right]^{\frac{1}{2}}.$$

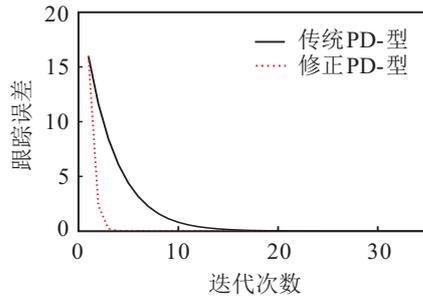


图2 两类跟踪误差曲线比较

由图2可以看出:修正PD-型控制律迭代5次时,已经收敛到误差带(0.024 1)内;而传统的控制律需要迭代16次才能收敛到上述误差带.本文的控制算法较传统意义下对学习速度的提高十分明显,在同样的迭代次数下,误差比传统意义下要小得多.

4 结论

本文针对线性时不变系统,设计出一种新的PD-型迭代学习算法.该算法的学习区间是可调节的,能够对学习增益进行实时修正,并且随着迭代次数的增加,实际需要修正的区间不断缩短,从而加快了收敛速度.在Lebesgue- p 范数意义下,利用卷积的推广Young不等式得到了其收敛条件,揭示了该算法的收敛半径不仅由比例学习增益决定,还由学习区间和指数因子决定;并且从本质上刻画了系统自身的特性及学习增益之间的关系,同时对系统自身的性态作出了合理的反映.本文方法可以推广到非线性系统或时变系统等.

参考文献(References)

- [1] Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Bettering operation of robotics by learning[J]. J of Robotic System, 1984, 12(2): 123-140.
- [2] Kawamura S, Miyazaki F, Arimoto S. Intelligent control of robot motion based on learning method[J]. Memoirs of the Research Institute of Science and Engineering Ritumeikan University, 1987: 46.
- [3] Arif M, Ishihara T, Inooka H. Iterative learning control using IRR for motion database[J]. J of Intelligent and Robotic Systems, 1998, 25(1): 995-998.
- [4] 王雪松,彭光正,程玉虎.基于RBF网络的机械手迭代学习控制器[J].北京理工大学学报,2004,24(6): 512-515.
(Wang X S, Peng G Z, Cheng Y H. Iterative learning controller for manipulators based on the RBF network[J]. Trans of Beijing Institute of Technology, 2004, 24(6): 512-515.)
- [5] 杨胜跃,樊晓平,罗安.基于经验数据库的迭代学习初始控制输入量的确定[J].控制与决策,2004,19(1): 27-30.
(Yang S Y, Fan X P, Luo A. Experience based acquisition of the initial value for the iterative learning control inputs[J]. Control and Decision, 2004, 19(1): 27-30.)
- [6] Bien Z, Huh K M. Higher-order iterative learning control algorithm[J]. IEEE Int Symposium on Intelligent Control, 2006, 6(1): 832-837.
- [7] Xu J X, Yan T. On the convergence speed of a class of higher order ILC schemes[C]. Proc of the 40th IEEE Conf on Decision and Control. Oriando, 2001: 4932-4937.
- [8] 林辉,王林.迭代学习控制理论[M].西安:西北工业大学出版社,1998: 62-65.
(Lin H, Wang L. Iterative learning control theory[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1998: 62-65.)
- [9] 朴凤贤,张庆灵,王哲峰.迭代学习控制的收敛速度分析[J].东北大学学报,2006,27(8): 835-838.
(Piao F X, Zhang Q L, Wang Z F. Analysis of convergence rate for iterative learning control[J]. J of Northeastern University, 2006, 27(8): 835-838.)
- [10] Xu J X, Yan T. Robust optimal design and convergence properties analysis of iterative learning control approaches[J]. Automatica, 2002, 38(11): 1867-1880.
- [11] 周秀英,陈鹏年,谢敏.针对一类高阶迭代学习控制算法收敛速度的研究[J].中国计量学院学报,2003,14(4): 275-279.
(Zhou X Y, Chen P N, Xie M. Study on convergence speed of high order P type iterative learning control algorithm[J]. J of China Institute of Metrology, 2003, 14(4): 275-279.)
- [12] Ruan X, Zhao J. Convergence monotonicity and speed comparison of iterative learning control algorithms for nonlinear systems[J]. Ima J of Mathematical Control & Information, 2013, 30(4): 473-486.
- [13] Xu J X, Hu Q P, Lee T H, et al. Iterative learning control with smith time delay compensator for batch processes[J]. American Control Conf, 2001, 3(3): 1972-1977.
- [14] Ruan X E, Bien Z Z, Park K H. Decentralized iterative learning control to large-scale industrial processes for nonrepetitive trajectories tracking[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans, 2008, 38(1): 238-252.

(责任编辑:李君玲)