

具有控制时滞和测量数据丢失的直线电机迭代学习控制

周颖, 何磊[†]

(南京邮电大学 自动化学院, 南京 210003)

摘要: 针对测量信号存在丢失和控制信号存在时滞的直线电机控制系统, 研究PD型迭代学习控制算法的收敛性问题. 假设数据丢失描述为概率未知的随机Bernoulli过程, 其中丢失概率属于某个已知数值区间, 利用超前法解决控制信号存在的时滞问题. 基于Bellman-gronwall不等式和 λ 范数理论, 证明了所提出的迭代学习控制策略能够使系统在有限时间内跟踪期望轨迹. 最后通过仿真验证了所提出学习算法的有效性.

关键词: 控制时滞; 测量数据丢失; 直线电机; 迭代学习

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Iterative learning control for linear motor system with control delay and measurement dropout

ZHOU Ying, HE Lei[†]

(College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: A PD-type iterative learning control(ILC) algorithm is proposed for the linear motor system in which there exist measurement signals dropout and control signals delay. The probability of the measurement dropout is unknown but belongs to a known numerical interval. The given advanced method is used to deal with the control delay. The convergence of the algorithm is proved by using Bellman-gronwall inequality and λ norm theory. The simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: control delay; measurement dropout; linear motor; iterative learning

0 引言

直线电机是一种将电能直接转换成直线运动机械能的电力传动装置. 与旋转电机相比, 直线电机具有更高的转换效率和定位精度等特性, 因此近年来被广泛应用于工业领域^[1].

针对执行重复任务的直线电机, 迭代学习控制(ILC)利用控制系统先前的控制经验, 根据测量系统的实际输出和期望输出的偏差, 不断修正控制信号, 以实现有限时间内的完全跟踪. 同时, 该方法还可以处理系统中由齿槽效应力、摩擦力、波纹推力、端部效应力等因素引起的重复或周期性扰动^[2-3]. 直线电机迭代学习控制的研究已取得了丰富的成果^[4-8]. 文献[4]针对永磁直线电机速度和位置迭代学习跟踪控制中, 由测量扰动引起的跟踪误差有界收敛问题, 提出了一种带有衰减因子的鲁棒迭代学习控制算法. 对存在齿槽效应力影响和执行器约束的直线电

机, 文献[5]设计了一种无模型迭代学习算法以获得最优系统输入, 加快了系统收敛速度并且降低了收敛误差. 针对不同的迭代初始位置, 文献[6]设计了变参数ILC, 消除了与位置无关的扰动, 获得了更好的跟踪性能. 针对存在随机外扰和初态的直线电机系统, 文献[7]改进了离散时间自适应迭代学习控制方法, 提高了直线电机的跟踪性能. 文献[8]提出了一种P型前馈与PID型反馈相结合的迭代学习控制律, 加快了直线电机的收敛速度, 并且提高了其跟踪性能.

通过共享通信网络交换控制器、执行器、传感器之间信息的网络化控制系统(NCS)已经成为国际自动控制领域的一个热点研究课题^[9-10]. 近年来, 采用ILC方法的网络控制系统也取得了一些研究成果^[11-14]. 文献[11]针对一类存在输出测量数据丢失的非线性系统, 研究了P型迭代学习控制算法的收敛性问题. 文献[12]分别从渐近收敛和单调收敛两种情

收稿日期: 2016-06-12; 修回日期: 2016-12-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61104103, 61102155).

作者简介: 周颖(1978—), 女, 副教授, 从事网络化系统分析与控制等研究; 何磊(1991—), 男, 硕士生, 从事网络化系统分析与控制的研究.

[†]通讯作者. E-mail: musick_he@163.com

况研究了数据丢失对迭代学习控制算法的影响,并给出了一种鲁棒控制器设计方法. 文献[13]针对一类具有控制时滞不确定的线性时不变系统,采用改进的PD型迭代学习控制算法补偿网络时滞. 文献[14]针对一类具有外界扰动和状态时延的非线性时变系统,设计了一类闭环PD型迭代算法. 已有ILC的网络控制系统研究,一般考虑仅存在数据丢失或者仅存在时延的情况,并且假设数据的丢失概率是已知的,具有一定的局限性. 对同时具有数据丢失和时延的ILC方法设计,目前研究还很少^[15]. 文献[15]针对线性定常系统,只在传感器到控制器端引入网络,同时考虑输出信号存在数据丢失和一步时延且数据丢失和一步时延都是已知概率的随机Bernoulli过程的情况.

本文将网络化控制应用于直线电机迭代学习控制系统,控制信号在控制器到执行器网络链路中存在时滞,测量信号在传感器到控制器网络链路中存在丢失,将数据丢失描述为概率未知的随机Bernoulli过程,并假设其丢失概率属于某个已知数值区间. 利用Bellman-gronwall不等式和λ范数理论得到跟踪误差有限时间收敛的充分条件. 最后通过数值仿真,验证了所提出学习算法的有效性.

1 问题描述

永磁直线电机的非线性模型^[16]为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = v(t), \\ \dot{v}(t) = \frac{u(t) - f_{\text{friction}}(t) - f_{\text{ripple}}(t)}{m}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $f_{\text{friction}}(t)$ 为摩擦力(N), $f_{\text{ripple}}(t)$ 为推力脉冲, $u(t)$ 为推力(N), m 为质量(kg), $x(t)$ 为位置(m), $v(t)$ 为速度(m/s), t 为连续时间(s).

摩擦力的模型为

$$f_{\text{friction}}(t) = [f_c + (f_s - f_c)e^{-(v/v_s)^2}] \text{sgn}(v) + B_v v. \quad (2)$$

其中: f_s 为静态摩擦参数, f_c 为库伦摩擦力的最小值, v_s 为实验测得的润滑参数, B_v 为粘滞摩擦参数.

根据电机结构中的齿槽效益,磁阻产生的脉冲力模型为

$$f_{\text{ripple}}(t) = A_r \sin(\omega_0 x). \quad (3)$$

其中: A_r 为振幅, ω_0 为角速度.

永磁直线电机的控制框图如图1所示.

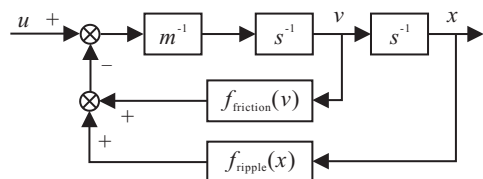


图1 永磁直线电机的控制框图

针对式(1)~(3)所示的永磁直线电机模型,可以写成具有如下形式的非线性离散系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_k(t) = f[x_k(t)] + B[x_k(t)]u_k(t), \\ y_k(t) = Cx_k(t). \end{cases} \quad (4)$$

其中: k 为系统迭代次数; $t \in [0, T]$; 选取位置 $x(t)$ 和速度 $v(t)$ 为系统的状态变量, 即 $x_k(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ v(t) \end{bmatrix}$; $u_k(t)$ 为控制输入变量, 对应系统(1)中的推力; $y_k(t)$ 为系统输出变量; C 为已知常数矩阵且 $C = [1 \ 0]$; $f(\cdot)$, $B(\cdot)$ 为非线性函数.

对于非线性系统(4),采用PD型迭代学习控制算法,有

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \Gamma[\dot{e}_k(t) + Le_k(t)]. \quad (5)$$

其中: Γ , L 为增益; $e_k(t) = y_d(t) - y_k(t)$ 为跟踪误差, $y_d(t)$ 为期望的输出变量.

直线电机迭代学习控制模型如图2所示.

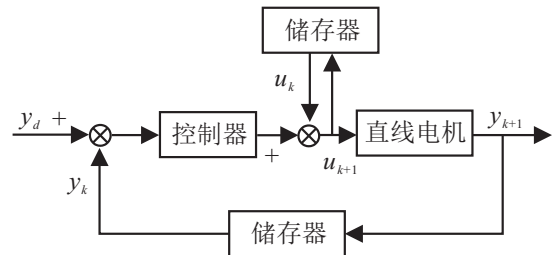


图2 直线电机迭代学习控制结构

考虑网络环境下直线电机迭代学习控制系统的结构如图3所示. 图3中: $y_k(t)$ 在传感器到控制器的网络传输中存在测量数据随机丢失, 控制信号 $u_k(t)$ 在控制器到执行器的网络传输中存在已知时滞.

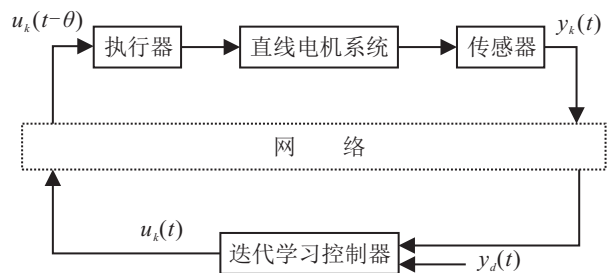


图3 网络环境下直线电机迭代学习控制结构

假设 $y_k(t)$ 的测量信号丢失由满足Bernoulli序列的 $\eta(t)$ 描述, $\eta(t)$ 取值0或1. 若 $y_k(t)$ 没有丢失, 则迭代学习控制算法按式(5)正常更新, 若 $y_k(t)$ 丢失, 则控制输入保持与该时刻上一次迭代过程中的控制输入相同, 即 $u_{k+1}(t) = u_k(t)$. 迭代学习控制律(5)改写为

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \eta(t)\Gamma[\dot{e}_k(t) + Le_k(t)], \quad (6)$$

其中Bernoulli序列 $\eta(t)$ 的概率满足

$$\begin{cases} \text{prob}\{\eta(t) = 1\} = E[\eta(t)] = \bar{\eta}, \\ \text{prob}\{\eta(t) = 0\} = 1 - E[\eta(t)] = 1 - \bar{\eta}, \\ E[\eta(t)^2] = \bar{\eta}. \end{cases} \quad (7)$$

$\bar{\eta}$ 不确定,但假设属于如下数值区间:

$$\bar{\eta} \in [\eta_{\min}, \eta_{\max}]. \quad (8)$$

其中: $\eta_{\max}$ 表示丢失概率的最大值; $\eta_{\min}$ 表示丢失概率的最小值; $\eta_{\max}$ 和 $\eta_{\min}$ 是已知的,且 $0 < \eta_{\min} < \eta_{\max} \leq 1$, 取

$$\eta_0 = \frac{\eta_{\min} + \eta_{\max}}{2}, \quad \eta_1 = \frac{\eta_{\max} - \eta_{\min}}{2}. \quad (9)$$

式(8)可以由下式表示:

$$\begin{cases} \bar{\eta} = \eta_0 + \eta_1 \cdot \Delta\eta, \\ |\Delta\eta| \leq 1. \end{cases} \quad (10)$$

注1 以往存在测量数据丢失的迭代学习控制研究中,数据丢失的概率一般都是以具体数值表示的,但在实际工程中,信号的丢失概率并不是固定不变的,采用式(8)数值区间的形式来表示更符合实际要求.

假设控制信号发生已知的时滞,时滞 $\theta \geq 0$. 目前常见的针对时滞的处理手段有给定超前法、给定滤波法和给定超前滤波法. 给定超前法的思想是将误差提前 θ 拍送出,这种方法效果明显,实现起来也简单,其PD型迭代学习律可取为

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \Gamma[e_k(t + \theta) + Le_k(t + \theta)]. \quad (11)$$

其中: $t \in [-\theta, T - \theta]$, Γ 、 L 为增益, $e_k(t + \theta) = y_d(t + \theta) - y_k(t + \theta)$ 为跟踪误差.

综上所述,对包含输出信号一步时延和误差信号数据丢失的直线电机ILC系统为

$$\begin{cases} \dot{x}_k(t) = f[x_k(t)] + B[x_k(t)]u_k(t - \theta), \\ y_k(t) = Cx_k(t). \end{cases} \quad (12)$$

PD型迭代学习律取为

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \eta(t)\Gamma[e_k(t + \theta) + Le_k(t + \theta)]. \quad (13)$$

针对系统(12),给出如下假设.

假设1 非线性函数 $f(\cdot)$ 、 $B(\cdot)$ 满足Lipschitz条件,即对于所有 $t \in [0, T]$, 存在有界常数 k_f 、 k_b 满足

$$\begin{cases} |f[x_1(t)] - f[x_2(t)]| \leq k_f|x_1(t) - x_2(t)|, \\ |B[x_1(t)] - B[x_2(t)]| \leq k_b|x_1(t) - x_2(t)|, \end{cases} \quad (14)$$

其中 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 为任意两个状态变量.

假设2 系统的初始条件满足 $x_k(0) = x_d(0)$. 其中: $x_k(0)$ 为迭代初态, $x_d(0)$ 为期望初态.

假设3 对于给定的期望输出 $y_d(t)$, 存在控制输入 $u_d(t)$ 和状态 $x_d(t)$ 满足

$$\begin{cases} \dot{x}_d(t) = f[x_d(t)] + B[x_d(t)]u_d(t - \theta), \\ y_d(t) = Cx_d(t). \end{cases} \quad (15)$$

本文的设计目标为:对于直线电机系统(1),假设测量信号丢失概率未知且控制信号存在已知时滞,采用迭代学习算法(13),通过选取适当的学习增益因子 Γ 和 L ,使得网络环境下的直线电机控制系统的输出变量能够有限时间收敛于期望输出,即对于 $t \in [0, T]$, $\lim_{k \rightarrow \infty} y_k(t) \rightarrow y_d(t)$.

2 收敛性分析

引理1 (Bellman-Gronwall引理) 设 $u(t)$ 、 $v(t)$ 是 $[0, T]$ 上的实值连续函数, $a \geq 0$, 若

$$u(t) \leq c + a \int_0^t (au(\tau) + bv(\tau))d\tau, \quad (16)$$

则

$$u(t) \leq ce^{at} + \int_0^t e^{a(t-\tau)}bv(\tau)d\tau. \quad (17)$$

引理2 向量函数 $f, h: [0, T] \rightarrow R^n$, 如果 $h(t) = \int_0^t e^{a(t-\tau)}f(\tau)d\tau$, 则当 $\lambda > a$ 时, 有

$$\|h\|_\lambda \leq \frac{1 - e^{(a-\lambda)T}}{\lambda - a} \|f\|_\lambda. \quad (18)$$

定理1 对于具有输出信号时延和测量数据丢失的直线电机系统(12),给定期望轨迹 $y_d(t)$, $t \in [0, T]$, 若系统假设1和假设2成立,且存在 ρ , 满足不等式

$$|I - \bar{\eta}\Gamma C B(x_k(t + \theta))| \leq \rho < 1, \quad (19)$$

则可选取迭代学习控制律(13),对于所有的 $t \in [0, T]$, 有 $\lim_{k \rightarrow \infty} E[y_k(t)] \rightarrow y_d(t)$.

证明 对于 $t \in [-\theta, T - \theta]$, 记 $\Delta u_k(t) = u_d(t) - u_k(t)$, $\Delta x_k(t) = x_d(t) - x_k(t)$, 有

$$\begin{aligned} \Delta u_{k+1}(t) &= \\ u_d(t) - u_{k+1}(t) &= \\ \Delta u_k(t) - \eta(t)\Gamma[e_k(t + \theta) + Le_k(t + \theta)] &= \\ \Delta u_k(t) - \eta(t)\Gamma[LC(x_d(t + \theta) - x_k(t + \theta)) + \\ C(\dot{x}_d(t + \theta) - \dot{x}_k(t + \theta))] &= \\ \Delta u_k(t) - \eta(t)\Gamma\{LC(x_d(t + \theta) - x_k(t + \theta)) + \\ CB(x_k(t + \theta))\Delta u_k(t) + C[f(x_d(t + \theta) + \\ B(x_d(t + \theta))u_d(t) - B(x_k(t + \theta))u_d(t) - \\ f(x_k(t + \theta))]\} &= \\ [1 - \eta(t)\Gamma C B(x_k(t))] \Delta u_k(t) - \\ \eta(t)\Gamma C[f(x_d(t + \theta)) - f(x_k(t + \theta))] + \\ [B(x_d(t + \theta)) - B(x_k(t + \theta))]u_d(t) - \\ \eta(t)\Gamma L C \Delta x_k(t + \theta). \end{aligned} \quad (20)$$

根据假设1,由式(20)得

$$\begin{aligned} |\Delta u_{k+1}(t)| \leq & \\ |1 - \eta(t)\Gamma CB(x_k(t))| |\Delta u_k(t)| + & \\ |\eta(t)\Gamma C(k_f + k_b\beta + L)| |\Delta x_k(t + \theta)|, & \quad (21) \end{aligned}$$

其中 $\beta = \sup_{t \in [-\theta, T-\theta]} |u_d(t)|$. 对式(21)两边取期望

$$\begin{aligned} E[|\Delta u_{k+1}(t)|] \leq & \\ |1 - \bar{\eta}\Gamma CB(x_k(t))| E[|\Delta u_k(t)|] + & \\ |\bar{\eta}\Gamma C(k_f + k_b\beta + L)| E[|\Delta x_k(t + \theta)|], & \quad (22) \end{aligned}$$

再取 λ 范数

$$\begin{aligned} \|E[|\Delta u_{k+1}(t)|]\|_\lambda \leq & \\ \rho \|E[|\Delta u_k(t)|]\|_\lambda + c_1 \|E[|\Delta x_k(t + \theta)|]\|_\lambda. & \quad (23) \end{aligned}$$

其中: $\rho = |1 - \bar{\eta}\Gamma CB(x_k(t))|$, $c_1 = |\bar{\eta}\Gamma C(k_f + k_b\beta + L)|$.

根据系统状态方程, 当 $t \in [0, T]$ 时, 有

$$\begin{aligned} x_k(t) = & \\ x_k(0) + \int_0^t (f(x_k(\tau), \tau) + B(x_k(\tau), \tau)u_k(\tau - \theta))d\tau. & \quad (24) \end{aligned}$$

根据假设2, 当 $t \in [-\theta, T - \theta]$ 时, 系统关于迭代状态的估计为

$$\begin{aligned} \Delta x_k(t + \theta) = & \\ \int_{-\theta}^t (f(x_d(\tau + \theta)) - f(x_k(\tau + \theta)) + & \\ B(x_d(\tau + \theta)) - B(x_k(\tau + \theta))\Delta u_k(\tau))d\tau \leq & \\ \int_{-\theta}^t ((k_f + k_b\beta)\Delta x_k(\tau + \theta) + & \\ B(x_k(\tau + \theta))\Delta u_k(\tau))d\tau. & \quad (25) \end{aligned}$$

利用 Bellman-Gronwall 引理, 可得

$$|\Delta x_k(t + \theta)| \leq \int_{-\theta}^t c_b e^{c_k(t-\tau)} |\Delta u_k(\tau)| d\tau. \quad (26)$$

其中: $c_b = \sup_{x_k(t) \in R^n} |B(x_k(t + \theta))|$, $c_k = |k_f + k_b\beta|$. 对式(26)取期望, 得

$$E[|\Delta x_k(t + \theta)|] \leq \int_{-\theta}^t c_b e^{c_k(t-\tau)} E[|\Delta u_k(\tau)|] d\tau. \quad (27)$$

进而取 λ 范数, 可得

$$\begin{aligned} \|E[|\Delta x_k(t + \theta)|]\|_\lambda \leq & \\ \frac{c_b(1 - e^{(c_k - \lambda)T})}{\lambda - c_k} \|E[|\Delta u_k(\tau)|]\|_\lambda. & \quad (28) \end{aligned}$$

将式(28)代入(23), 有

$$\begin{aligned} \|E[|\Delta u_k(t + \theta)|]\|_\lambda \leq & \\ \left(\rho + \frac{c_b(1 - e^{(c_k - \lambda)T})}{\lambda - c_k} \right) \|E[|\Delta u_k(\tau)|]\|_\lambda. & \quad (29) \end{aligned}$$

当取 λ 足够大时, 可保证

$$\rho + \frac{c_b(1 - e^{(c_k - \lambda)T})}{\lambda - c_k} < 1.$$

可得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|E[|\Delta u_k(t)|]\|_\lambda = 0. \quad (30)$$

即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} u_k(t) = u_d(t), \quad \forall t \in [-\theta, T - \theta].$$

进而可得 $\lim_{k \rightarrow \infty} y_k(t) = y_d(t), \forall t \in [0, T]$. $\square$

3 仿真研究

对于永磁直线电机系统模型

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = v(t), \\ \dot{v}(t) = \frac{u(t) - f_{\text{friction}}(t) - f_{\text{ripple}}(t)}{m}, \\ f_{\text{friction}}(t) = [f_c + (f_s - f_c)e^{-(v/v_s)^2}] \text{sgn}(v) + B_v v, \\ f_{\text{ripple}}(t) = A_r \sin(w_0 x). \end{cases}$$

仿真参数设置为: $m = 0.59 \text{ kg}$, $f_c = 10 \text{ N}$, $f_s = 20 \text{ N}$, $f_v = 10 \text{ N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1}$, $v_s = 0.01$, $B_v = 10$, $A_r = 8.5 \text{ N}$, $\omega_0 = 314 \text{ rad/s}$. 采样周期取 $h = 0.001 \text{ s}$.

直线电机的期望轨迹为

$$y_d(t) = 60 \left(t^5 - 2.5t^4 + \frac{5}{3}t^3 \right), \quad 0 \leq t \leq 1.$$

设置初始状态 $x_k(0) = 0$.

假设测量信号丢失概率 $\bar{\eta}$ 不确定, 但 $\bar{\eta} \in [0.4, 1]$, 由式(9)可得 $\eta_0 = 0.7$, $\eta_1 = 0.3$. 假设控制时滞 $\theta = 0.1 \text{ s}$. 取初始控制

$$u_0(t) = \begin{cases} 0, & -0.1 \text{ s} \leq t < 0 \text{ s}; \\ 0.2, & 0 \text{ s} \leq t \leq 1 \text{ s}. \end{cases}$$

取学习增益 $\Gamma = 0.45$, $L = 45$.

仿真结果如图4和图5所示. 图4为分别迭代3次和10次时, 实际输出与期望输出的对比曲线; 图5为最大跟踪误差与迭代次数之间的关系. 由图5可见, 大约迭代13次后系统趋于稳定, 这表明, 该直线电机系统尽管存在着时滞和概率不确定的数据丢失, 但是迭代学习算法(13)仍能保证跟踪误差收敛于0.

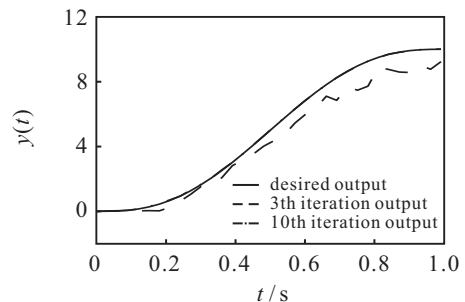


图4 不同迭代次数下的系统轨迹输出

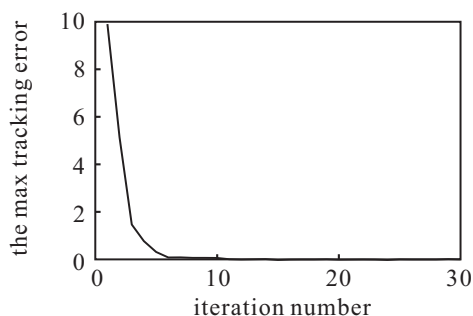


图5 最大跟踪误差曲线

4 结 论

本文研究了网络控制环境下,测量信号存在丢失和控制信号存在时滞的直线电机迭代学习控制系统收敛性问题. 使用Bernoulli随机序列描述数据丢失, 为了更符合工程实际,假设数据丢失概率属于某个给定的数值区间. 运用超前开环PD型迭代算法,在迭代初态严格重复的情况下,该算法能够保证直线电机系统控制品质不受时滞的影响而变差. 仿真结果表明了所提出算法的有效性.

参考文献(References)

- [1] 叶云岳. 直线电机原理与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2000: 226-354.
(Ye Y Y. Principle and applications of linear motor[M]. Beijing: China Machine Press, 2000: 226-354.)
- [2] Tan K K, Dou H F. High precision linear motor control via relay-tuning and iterative learning based on zero-phase filtering[J]. IEEE Trans on Control System Technology, 2001, 9(2): 244-253.
- [3] Lee T H, Tan K K, Lim S Y, et al. Iterative learning Control of Permanent magnet linear motor with relay automatic tuning[J]. Mechatronics, 2000, 10(1/2): 169-190.
- [4] 张宏伟, 卜旭辉, 余发山, 等. 基于鲁棒迭代学习的永磁直线电机控制[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(6): 81-86.
(Zhang H W, Bu X H, Yu F S, et al. Robust iterative learning control for permanent magnet linear motor[J]. Electric Machines and Control, 2012, 16(6): 81-86.)
- [5] Janssens P, Pipelleers G, Swevers J. Mode-free iterative learning control for LTI systems and experimental validation on a linear motor test setup[C]. American Control Conf. California: IEEE, 2011, 44(1): 4287-4292.
- [6] Butcher M, Karimi A. Linear parameter-varying iterative learning control with application to a linear motor system[J]. IEEE/ASME Trans on Mechatronics, 2010, 15(3): 412-420.
- [7] Jin S T, Hou Z S, Cui R H, et al. Discrete-time adaptive iterative learning control for permanent magnet linear motor[C]. IEEE 5th Int Conf Cybernetics and Intelligent Systems(CIS). Qingdao: IEEE, 2011: 69-74.
- [8] Jia H S, Cao R M, Zhou H X. Research on the iterative learning control method for linear motor[C]. 2011 Int Conf on Electrical Machines and Systems. Beijing: IEEE, 2011: 1-5.
- [9] Tipsuwan Y, Chow M Y. Control methodologies in networked control systems[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11(10): 1099-1111.
- [10] Yang T C. Networked control systems: A brief survey[J]. IEEE Proc Control Theory and Applications, 2006, 153(4): 403-412.
- [11] 卜旭辉, 余发山, 侯忠生, 等. 测量数据丢失的一类非线性系统迭代学习控制[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(11): 1458-1464.
(Bu X H, Yu F S, Hou Z S, et al. Iterative learning control for A class of nonlinear systems with measurement dropouts[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(11): 1458-1464.)
- [12] 卜旭辉, 侯忠生, 余发山, 等. 数据丢失对迭代学习控制的影响分析[J]. 控制与决策, 2014, 29(3): 443-448.
(Bu X H, Hou Z S, Yu F S, et al. Effect analysis of data dropout on iterative learning control[J]. Control and Decision, 2014, 29(3): 443-448.)
- [13] 张严心, 徐建洲. 不确定时滞系统的PD型迭代学习控制算法[J]. 北京交通大学学报, 2012, 36(2): 70-74.
(Zhang Y X, Xu J Z. PD-type learning algorithm for uncertain control time-delay systems[J]. J of Beijing Jiaotong University, 2012, 36(2): 70-74.)
- [14] Tao H F, Zhang H, Yang H Z, et al. Iterative learning control for nonlinear time-delay repetitive systems with arbitrary initial value[C]. Chinese Control Conf. Nanjing: IEEE, 2014: 8865-8870.
- [15] Liu C P, Xu J X, Wu J. Iterative learning control for remote control systems with cunication delay and data dropout[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2012, 3: 131-152.
- [16] Tan K K, Lee T H, Huang S N, et al. Adaptive predictive control of a class of SISO nonlinear systems[J]. Dynamics and Control, 2001, 11(2): 151-174.

(责任编辑: 郑晓蕾)