DOI: 10.3901/JME.2019.15.217

基于最优控制迭代学习的直线伺服系统 振动抑制研究*

杨亮亮^{1, 2, 3} 王杰^{1, 2} 王飞^{1, 2} 史伟民^{1, 2}

- (1. 浙江理工大学浙江省现代纺织装备技术重点实验室 杭州 310018;
2. 浙江理工大学教育部现代纺织装备技术工程研究中心 杭州 310018;
3. 杭州汇萃智能科技有限公司 杭州 310000)

摘要: 直线伺服系统在高速运动的过程中, 会因自身存在的固有振动模态而产生显著的振荡, 并影响其轨迹跟踪的性能。本文基于前馈与反馈二自由度控制策略, 在稳定的反馈控制器基础上加入迭代学习控制算法, 对该类控制算法的稳定性和收敛性进行了分析; 同时基于最优控制理论, 在驱动力迭代步长受约束的条件下引入拉格朗日算子, 不仅增强了算法的鲁棒性, 还提高了算法对收敛速度调节的灵活性; 最后设计了一种基于最优控制迭代学习的控制器。仿真与实验结果表明, 在前馈及反馈二自由度控制的基础上加入最优控制迭代学习的算法, 可以有效抑制直线伺服系统在高速运行过程中产生的振动现象, 在匀速段的抑制效果尤为显著, 从而提高了整体轨迹的跟踪性能。

关键词: 直线伺服系统; 迭代学习; 最优控制; 拉格朗日算子

中图分类号: TP2

Research on Vibration Suppression of Linear Servo System Based on Optimal Control Iterative Learning

YANG Liangliang^{1, 2, 3} WANG Jie^{1, 2} WANG Fei^{1, 2} SHI Weimin^{1, 2}

- (1. Zhejiang Provincial Key Lab of Modern Textile Machinery & Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018;
2. The Research Center of Modern Textile Machinery Technology of the Ministry of Education, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018;
3. Hangzhou Huicui Intelligent Technology Co. Ltd., Hangzhou 310000)

Abstract: In the process of high-speed motion, linear servo system will produce significant oscillation due to its inherent natural vibration mode and affect its trajectory tracking performance. Based on the feedforward and feedback two-degree-of-freedom control strategy, this paper adds an iterative learning control algorithm based on the stable feedback controller, and analyzes the stability and convergence of the iterative learning control algorithm. At the same time, the Lagrangian is introduced under the condition that the iterative step size is constrained by the optimal control theory, which not only enhanced the robustness of the algorithm, but also improves the flexibility of the algorithm for adjusting the convergence speed. Finally, a controller based on optimal control iterative learning is designed. The simulation and experimental results show that the algorithm of optimal control iterative learning is added to the feedforward and feedback two-degree-of-freedom control, which can effectively suppress the vibration phenomenon generated by the linear servo system during high-speed operation. Significant, thereby improving the tracking performance of the overall trajectory.

Key words: linear servo system; iterative learning; optimal control; Lagrangian

0 前言

直线伺服系统以其具有负载惯量相对较小和动

态响应高的特点, 被广泛应用于高速高精数控系统、半导体芯片制造以及精密仪器等领域^[1-4]。但直线伺服系统在高速运动的过程中, 会因自身存在的固有振动模态而产生显著的振荡。这种振荡不仅会影响其轨迹跟踪精度, 还会影响该机器的使用寿命。如需直线伺服系统高速高精性能能够得以充分的发

* 浙江省自然科学基金(LY18E050016)和国家重点研发计划(2017YFB1304000)资助项目。20180713 收到初稿, 20190705 收到修改稿

挥,就要对控制器的设计提出更高的要求。因此运动控制器设计便成了直线伺服系统能否充分发挥高速高精性能的关键^[5,7]。

一般将抑制由柔性环节而产生振动的方法分主动抑制与被动抑制两类。被动抑制一般是通过对机械结构进行优化设计,提高系统结构刚度和固有频率的方式来抑制振动。刘延杰等人从动力学分析的角度,提出了一种硅片传输机器人手臂结构优化设计方法^[8]。该方法可以大幅度地提高硅片传输机器人的振动抑制率。主动抑制则是以控制对象动力学模型和控制器算法为基础,进而实现抑制系统振动的目的。控制算法中传统 PID 控制器应用广泛,但由于受到模型的近似性、系统的时变性等因素影响,固定参数的 PID 控制器很难保证让控制作用达到最优状态^[9-10]。相比于 PID 控制而言,自适应控制^[11]、鲁棒控制^[12-13]、神经网络控制^[14]、内模控制^[15]等方法获得输出性能更好。但这些方法都不具备在有限区间内实现完全跟踪的功能,也无法有效地处理直线电机内部由负载变化、齿槽效应力、摩擦力等一系列因素产生的扰动。

与上述控制方法不同的是,迭代学习控制(Iterative learning control, ILC)可实现有限区间内的完全跟踪。它不依赖被控对象精确的数学模型,并且适用于执行重复任务的控制系统^[16-21]。目前针对 ILC 的研究,主要着重在如何提高该类算法的收敛性上。由于 ILC 本身属于开环控制策略,因此在实际应用时必须将其与系统的反馈控制相结合,在实现系统镇定的前提下实现抑制外部扰动的效果^[22-25]。

因此,本文针对直线伺服系统的柔性振动环节以及其在高速运动过程中产生的振动现象,在前馈及反馈二自由度控制策略基础上加入迭代学习控制算法,并基于最优控制理论进行控制器的设计,从而有效抑制直线伺服系统在高速运动过程中产生的振动。本文结构如下:第一部分介绍直线伺服系统的数学模型;第二部分对通用迭代学习进行了简单的说明;第三部分为基于最优控制理论进行迭代学习控制器的设计;第四部分通过仿真和实验对基于最优控制迭代学习算法进行了验证;第五部分得出最终的结论。

1 直线伺服系统的数学模型

直线伺服系统分别由采用力矩控制模式的伺服驱动器和永磁同步直线电机两部分构成。输入模拟电压信号为 $u(t)$, 直线电机位移为 $y(t)$ 。直线伺服系统电流环采用矢量控制方式,且令 $i_d=0$ 。则直线

伺服系统数学模型为

$$\begin{cases} M \frac{d^2 y}{dt^2} + P \frac{dy}{dt} = f - f_d \\ u_q = R_a i_q + K_e \frac{dy}{dt} + L_a \frac{di_q}{dt} \\ f = K_f \frac{u_q}{R_a} \end{cases} \quad (1)$$

式中, M 为系统惯量; P 为粘滞摩擦因数; f 为电磁驱动力; f_d 为端部效应、推力纹波、摩擦力、不对称电感等非线性因素引起的外部扰动力; y 为位移; t 为时间; u_q 为矢量变换后 q 轴分量; R_a 为电枢电阻; i_q 为 q 轴电流分量; K_e 为反电势系数, L_a 为绕组电感; K_f 为电磁推力常数。

与机械时间相比而言,电气时间可以忽略不计。所以该处将电气调节的过程予以忽略,且对非线性干扰 f_d 对直线伺服系统可能造成的影响不予考虑。则在理想状态下,直线伺服系统数学模型简化为式(2)所示

$$\begin{cases} M \frac{d^2 y}{dt^2} + P \frac{dy}{dt} = f \\ f = K_f \frac{u_q}{R_a} \end{cases} \quad (2)$$

根据上式得出的理想直线伺服系统 s 域与时域数学模型为式(3)所示。由此可以看出:在理想状态下,直线伺服系统是一个具有积分环节的二阶系统

$$\begin{cases} G_n(s) = \frac{Y(s)}{U_q(s)} = \frac{Q}{Ms^2 + Ps} \\ M\ddot{y}(t) + P\dot{y}(t) = Qu_q(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $Q = K_f / R_a$ 。由于本文研究的直线伺服系统存在柔性振动环节,因此其应当满足为式(4)所示的表达式

$$G(s) = \frac{Q}{Ms^2 + Ps} \times V(s) \quad (4)$$

其中, $V(s)$ 为直线伺服系统的柔性振动环节,其表达式为

$$V(s) = \prod_{i=1}^k \frac{s^2 + 2\rho_i \omega_{avi} s + \omega_{ai}^2}{s^2 + 2\nu_i \omega_{vi} s + \omega_{vi}^2} \quad (5)$$

式中, k 为高频段共振模态个数; ω_{vi} 为共振频率; ω_{ai} 为反共振频率; ρ_i , $t \in [0, T]$ 为二阶环节阻尼比,一般满足 T_s 。

2 通用迭代学习控制

假设每次迭代时执行时间长度 $t \in [0, T]$, 采样

周期为 T_s , 输入理想轨迹指令为 $\mathbf{r}_{set}$, 将各信号进行离散化处理, 取 $N = T / T_s$ 。然后将第 k 次迭代输出信号 $\mathbf{y}_k$ 的描述为一个时域离散化矢量, 其相关表达式为 $\mathbf{y}_k = [\mathbf{y}_k(0), \mathbf{y}_k(1), \dots, \mathbf{y}_k(N-1)]^T$ 。其中: $\mathbf{y}_k(j)$ 表示第 k 次迭代时, 输出信号 $\mathbf{y}_k$ 的第 $j+1$ 元素。在不考虑非线性因素的影响前提下, 直线电机运动控制系统的时不变离散状态空间表达式为

$$G(j): \begin{cases} \mathbf{x}(j+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(j) + \mathbf{B}\mathbf{u}(j) \\ \mathbf{y}(j) = \mathbf{C}\mathbf{x}(j) + \mathbf{D}\mathbf{u}(j) \end{cases} \quad (6)$$

则第 k 次迭代时输入输出关系为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_k(0) \\ \vdots \\ \mathbf{y}_k(N-1) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{D} & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{CB} & \mathbf{D} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{CA}^{N-2}\mathbf{B} & \dots & \mathbf{CB} & \mathbf{D} \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}^{N \times N}} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_k(0) \\ \vdots \\ \mathbf{u}_k(N-1) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为脉冲传递函数矩阵; $\mathbf{u}_k = [\mathbf{u}_k(0), \dots, \mathbf{u}_k(N-1)]^T$ 为有限离散控制输入指令; $\mathbf{y}_k = [\mathbf{y}_k(0), \dots, \mathbf{y}_k(N-1)]^T$ 为有限离散系统输出信号; k 代表迭代次数。若控制系统误差为

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{r}_{set} - \mathbf{y}_k \quad (8)$$

采用通用迭代学习算法应为

$$\mathbf{u}_{k+1}(t) = \mathbf{Q}[\mathbf{u}_k(t) + \mathbf{L}\mathbf{e}_k(t)] \quad (9)$$

其中, $\mathbf{Q} \in \mathbf{R}^{N \times N}$, $\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{N \times N}$, $\mathbf{u}_k \in \mathbf{R}^{N \times 1}$, $\mathbf{e}_k \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 。则基于通用迭代学习控制结构如图 1 所示。

图 1 通用迭代学习控制框图

3 最优迭代学习控制器设计

3.1 系统稳定性和收敛性分析

保证控制系统的稳定性是控制器设计的前提。假设存在矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 则矩阵 $\mathbf{A}$ 的谱半径定义为

$$\rho(\mathbf{A}) = \max_{i=1, \dots, N} |\zeta_i(\mathbf{A})| \quad (10)$$

其中, $\zeta_i(\mathbf{A})$ 为矩阵 $\mathbf{A}$ 的第 i 个特征值, 矩阵 $\mathbf{A}$ 最大奇异值定义为

$$\bar{\sigma}(\mathbf{A}) = \sqrt{\rho(\mathbf{A}^T \mathbf{A})} \quad (11)$$

由式(8)和式(9)可得出

$$\mathbf{u}_{k+1} = \mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{LH})\mathbf{u}_k + \mathbf{QLr}_{set} \quad (12)$$

由线性系统理论、迭代学习控制系统的稳定性与渐近收敛条件^[15]可知, 图 1 所示的迭代学习控制结构的稳定性条件为

$$\rho(\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{LH})) < 1 \quad (13)$$

渐近收敛条件为

$$\bar{\sigma}(\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{LH})) < 1 \quad (14)$$

由矩阵论知识可知, 结合式(13)和式(14)可得出

$$\rho(\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{LH})) < \bar{\sigma}(\mathbf{Q}(\mathbf{I} - \mathbf{LH})) < 1 \quad (15)$$

在此状态下, 迭代学习控制系统稳定且渐近收敛。

3.2 系统控制器设计

图 2 为采用了前馈及反馈二自由度控制策略的直线伺服系统的控制结构。图中, $C(s)$ 为用来保证系统闭环稳定的反馈控制器; $G(s)$ 为被控对象; $\mathbf{r}_{set}(t)$ 为理想轨迹指令, $\mathbf{e}(t)$ 为轨迹跟踪误差, $\mathbf{u}_b(t)$ 为反馈控制器输出指令, $\mathbf{u}_f(t)$ 为前馈控制指令, $\mathbf{u}(t)$ 为被控制对象 $G(s)$ 的指令信号; $\omega(t)$ 为扰动信号, $\mathbf{y}(t)$ 为系统输出。

图 2 二自由度控制系统结构框图

在反馈控制器设计稳定的前提下加入迭代学习控制算法, 并通过二自由度控制策略对前馈控制信号进行迭代修正。图 3 为加入迭代学习控制算法后的系统结构示意图。

图 3 迭代学习控制系统结构示意图

依据最优控制理论, 计算出迭代学习控制算法的性能目标函数为

$$\bar{\mathbf{J}}_{k+1} = \mathbf{e}_{k+1}^T \mathbf{W}_e \mathbf{e}_{k+1} + \mathbf{u}_{k+1}^T \mathbf{W}_u \mathbf{u}_{k+1} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{W}_e$, $\mathbf{W}_u$ 均为半正定的加权矩阵。选择加权矩阵实际上是在输入能量和系统性能之间进行的取舍。要使得性能目标函数得以最小化, 就要通过迭代不断地更新 $\mathbf{u}_{k+1}$ 。为了增强迭代学习算法的鲁棒性, 提高迭代算法的收敛速度, 设置驱动力迭代步

长约约束条件如式(17)所示

$$(\mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{u}_k)^T (\mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{u}_k) \leq \delta \quad (17)$$

其中, $\delta > 0$ 。引入拉格朗日算子 λ , 结合式(16)可得出

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{J}}_{k+1} = & \mathbf{e}_{k+1}^T \mathbf{W}_e \mathbf{e}_{k+1} + \mathbf{u}_{k+1}^T \mathbf{W}_u \mathbf{u}_{k+1} + \\ & \lambda((\mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{u}_k)^T (\mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{u}_k) - \delta) \end{aligned} \quad (18)$$

将式(8)代入(18), 求目标函数极小值, 令 $\partial \bar{\mathbf{J}}_{k+1} / \partial \mathbf{u}_{k+1} = 0$, 即

$$\begin{aligned} \frac{\partial \bar{\mathbf{J}}}{\partial \mathbf{u}_{k+1}} = & (\mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H}) \mathbf{u}_{k+1} + (\mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H})^T \mathbf{u}_{k+1} - \\ & \{(\mathbf{H} \mathbf{u}_{k+1})^T \mathbf{W}_e \mathbf{H}\}^T - \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H} \mathbf{u}_{k+1} + \mathbf{W}_u \mathbf{u}_{k+1} + \\ & \mathbf{W}_u^T \mathbf{u}_{k+1} + 2\lambda \mathbf{u}_{k+1} - 2\lambda \mathbf{u}_k = 0 \end{aligned} \quad (19)$$

经推导求得

$$-\mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{e}_{k+1} + \mathbf{W}_u \mathbf{u}_{k+1} + \lambda(\mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{u}_k) = 0 \quad (20)$$

将式(8)代入式(20), 可得

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{k+1} = & (\mathbf{W}_u + \lambda \cdot \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H})^{-1} (\lambda \cdot \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H}) \times \\ & (\mathbf{u}_k + (\lambda \cdot \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{e}_k) \end{aligned} \quad (21)$$

结合式(9)和式(21), 得出 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{L}$ 的表达式如下

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = (\mathbf{W}_u + \lambda \cdot \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H})^{-1} (\lambda \cdot \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H}) \\ \mathbf{L} = (\lambda \cdot \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \end{cases} \quad (22)$$

由式(9)、(15)可知, 迭代学习稳定且渐近收敛的条件为

$$\bar{\sigma}((\mathbf{W}_u + \lambda \cdot \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H})^{-1} \lambda \cdot \mathbf{I}) < 1 \quad (23)$$

因为 $\mathbf{W}_u + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H}$ 为对称正定阵。由此可得

$$(\mathbf{U}(\lambda \mathbf{I} + \boldsymbol{\Sigma})\mathbf{V}^T)^{-1} = \mathbf{U}(\lambda \mathbf{I} + \boldsymbol{\Sigma})^{-1} \mathbf{V}^T \quad (24)$$

其中, $\mathbf{U}\boldsymbol{\Sigma}\mathbf{V}^T$ 为 $\mathbf{W}_u + \mathbf{H}^T \mathbf{W}_e \mathbf{H}$ 的奇异值分解, σ_i 为 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的对角线元素, 且满足 $\sigma_i > 0$ 。则式(23)的奇异值满足以下关系式

$$\lambda / (\lambda + \sigma_i) < 1 \quad (25)$$

在此状态下, 迭代学习控制系统稳定且渐近收敛。综上可得, 控制器的设计步骤如下。

(1) 通过辨识或建模的方法获得输入为 $u_f(t)$, 输出为 $y(t)$ 的系统对象模型(此模型传递函数为 $G(s)/(1+C(s)G(s))$, 如图 3 所示。

(2) 在保证系统稳定、渐进收敛的同时, 选择合适的权重矩阵 $\mathbf{W}_e$ 、 $\mathbf{W}_u$ 和拉格朗日算子 λ 。

(3) 由式(22)求解出矩阵 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{L}$ 的大小。

(4) 依据式(9)的 ILC 迭代方程进行迭代学习, 并设定初始值为 $u_0 = 0$ 。

4 仿真与试验分析

4.1 仿真实验分析

本文通过 Matlab/simulink 对上述设计的迭代学习控制算法进行仿真。仿真时理想轨迹是由三阶 S 型点到点轨迹规划生成的、加速度连续变化的三阶位移轨迹。相关参数分别如下: $s=0.2$ m, $v_{\max}=0.2$ m/s, $a_{\max}=10$ m/s², $j_{\max}=3\ 000$ m/s³。相应的轨迹规划曲线如图 4 所示。

图 4 仿真所用三阶 S 型点到点轨迹示意图

仿真对象为采用系统辨识算法辨识出的直线电机的模型, 见式(26), 可知开环对象分别在 100 Hz、110 Hz 左右存在一个反振荡和振荡环节

$$G(s) = \frac{1}{24s^2 + 10\ 000s} \times \frac{s^2 + 2 \times 0.08 \times 600s + 600^2}{s^2 + 2 \times 0.07 \times 700s + 700^2} \quad (26)$$

仿真采用的迭代学习控制系统结构如图 3 所示。其中: 仿真中采用的闭环系统反馈控制器由 PID 控制器构成, 其参数分别为: $K_p=503\ 957$, $K_i=65\ 807\ 879$, $K_d=0$ 。并且将外界干扰对系统产生的影响予以忽略(即默认 $\omega(t)=0$)。

仿真对象的 Bode 图如图 5 所示。从图中不难看出: 开环对象分别在 100 Hz、110 Hz 左右存在一个反振荡和振荡环节。从图中曲线可以看出: 受系

图 5 仿真对象波特图

存在的振荡环节的影响, 直线伺服系统在闭环运动自身过程中会产生持续的振动, 也严重恶化了系统的跟踪性能。

从图 6a 中可以看出: 谱半径 ρ 会随着 λ 的增加而增加, 且始终满足式 (13) 的稳定性条件。当 $\lambda \in (0, 0.17]$ 时, $\rho \rightarrow 0$ 。从图 6b 中可以看出: 最大奇异值 $\bar{\sigma}$ 会随着 λ 的增加而逐渐增加, 且始终满足式 (14) 的收敛性条件。当 $\lambda \in (0, 0.16]$ 时, $\bar{\sigma} \rightarrow 0$ 。

图 6 拉格朗日算子 λ 对谱半径 ρ 与最大奇异值 $\bar{\sigma}$ 影响曲线

由图 7 中 λ 对收敛速度的影响曲线可以看出: 迭代学习控制算法的收敛速度会因 λ 的增加而趋缓。因此可以推断: 谱半径 ρ 与迭代学习算法的收敛速度存在一定的关联关系。迭代学习算法的收敛速度会随着谱半径 ρ 越小而变得更快。再结合图 6 中 λ 对谱半径 ρ 与最大奇异值 $\bar{\sigma}$ 的影响曲线可知: 当 $\lambda \in (0, 0.16]$ 时, 迭代学习算法获得较大收敛速度。

图 7 λ 对收敛速度的影响曲线

仿真时参数分别为 $\lambda = 0.1$, $\mathbf{W}_e = \mathbf{I}$, $\mathbf{W}_u = \mathbf{I}$ 。将迭代前分别和迭代了 1 次、3 次后的误差曲线进行对比, 如图 8 所示。其中: 实线表示的是迭代前的轨迹误差曲线; 点线、点画线分别为经历过 1 次迭代、3 次迭代后的轨迹误差曲线; 虚线则是由轨迹规划得到再按 1: 5 000 比例缩小的加速度曲线。由图可得出以下结论: 轨迹误差在迭代之前的数量级为 10^{-3} m; 在经历过一次迭代后的数量级为 10^{-4} m; 在经过三次迭代后的数量级为 10^{-6} m。图 9 展示的是式 (16) 中提到的目标函数与算法迭代次数

之间的关联曲线。并由此得出如下结论: 目标函数在经历 2 次迭代后基本保持不变, 说明算法的抑制效果显著。与之前得出的结论一致。

图 8 迭代前后误差曲线对比示意图

图 9 迭代目标函数曲线

4.2 试验验证

本文的试验平台为图 10 所示两个采用 Baldor 公司的连续推力为 58 N, 峰值推力为 173 N、型号为 LMCF02C-HCO 的直线电机构成的 X-Y 运动平台。该试验平台通过 GSI 公司分辨率为 $0.5 \mu\text{m}$ 、读数头型号为 MII1600-40 的光栅尺对直线电动机的运动位置进行测量, 并选取 Baldor 公司采用电流控制方式 FMH2A03TR-EN23 的伺服驱动器。相比较而言, 处在上层的直线电动机具有相对较低的惯量, 更容易达到试验要求所需要的状态。所以在实际实验过程中仅将上层直线电动机作为试验对象, 下层直线电动机则一直处于锁死状态。

图 10 直线伺服系统试验平台

实际直线伺服平台控制器与仿真结构相同,实验同样采用三阶 S 型点到点轨迹。相关参数为: $s=0.05\text{ m}$, $v_{\max}=0.2\text{ m/s}$, $a_{\max}=10\text{ m/s}^2$, $j_{\max}=3\ 000\text{ m/s}^3$ 。运行时间为 0.5 s , 伺服周期为 $0.000\ 5\text{ s}$, 迭代次数为 10 次。

本文采用 MATLAB 与 C 混合编程模式进行实验验证。实验以先通过白噪声获得闭环对象的输入输出响应,再借助 MATLAB 系统辨识工具箱^[21],通过滤波处理后进行辨识的方式获得试验模型的相关参数。经过辨识获得 $G(s)/(1+C(s)G(s))$ 的 ARX 模型如下所示

$$A(z)y(t)=B(z)u(t)+e(t) \quad (27)$$

其中

$$\begin{cases} A(z)=1-5.152z^{-1}+12.61z^{-2}-19.31z^{-3}+20.33z^{-4}- \\ 15.08z^{-5}+7.672z^{-6}-2.431z^{-7}+0.3632z^{-8} \\ B(z)=-1.405\times 10^{-9}+4.998\times 10^{-9}z^{-1}- \\ 3.658\times 10^{-9}z^{-2}+1.769\times 10^{-9}z^{-3} \end{cases} \quad (28)$$

直线伺服系统对象 $G(s)/(1+C(s)G(s))$ 的单位脉冲响应如图 11 所示。

图 11 闭环系统对象的单位脉冲响应

反馈回路控制器采用 PID 控制器,最优控制迭代学习控制器参数见表 1 所示。

表 1 控制器参数

参数	数值
PID 控制比例环节参数 K_p	55 000
PID 控制积分环节参数 K_i	10
PID 控制微分环节参数 K_d	50
加权矩阵 W_u	I
加权矩阵 W_e	I
拉格朗日算子 λ	0.1

图 12 为拉格朗日算子 λ 对谱半径 ρ 与最大奇异值 σ 影响曲线的示意图。从图中可得:谱半径 ρ 会随着 λ 的增加而增加,且始终满足式(13)稳定性条

件。当 $\lambda \in (0, 0.13]$ 时, $\rho \rightarrow 0$ 。最大奇异值 σ 也会随着 λ 的增加而增加,且始终满足式(14)的收敛性条件。当 $\lambda \in (0, 0.12]$ 时, $\bar{\sigma} \rightarrow 0$ 。

图 12 $\rho - \lambda$ 与 $\bar{\sigma} - \lambda$ 变化曲线示意图

由图 13 可以看出,迭代学习控制算法的收敛速度会随着 λ 的增加而逐渐减小。结合图 12 中的影响曲线可知:当 $\lambda \in (0, 0.12]$ 时,迭代学习算法可以获得较大的收敛速度。综上所述,本文在试验中采用表 1 所示的控制器参数。

图 13 λ 对收敛速度的影响

将迭代学习前后误差曲线进行相关对比,如图 14 所示。其中:实线为迭代前的轨迹误差曲线;点画线、虚线分别表示的是采用最优控制迭代学习算法进行了 1 次迭代和 5 次迭代后的轨迹误差曲线;点线则表示的是由轨迹规划得出再按 1:5 000 比例

图 14 迭代学习前后误差曲线对比图

缩小的加速度曲线。对这几条曲线进行相关比较后可得: 在经历了 5 次迭代后, 匀速期(即: 0.05~0.27s 期间)的轨迹误差受到了明显的抑制。

由图 15 可得: 迭代学习收敛速度在进行 5 次迭代之后基本上趋于稳定, 误差的数量级大小也基本保持在同一水平上, 但不为零。误差之所以没有完全收敛到零, 在很大程度上是因直线伺服平台在实际运行过程中会受到一些非线性因素影响的缘故, 如非周期性扰动、辨识误差以及摩擦力等。但也充分证明了一点: 将基于最优控制的迭代学习控制算法运用到直线伺服系统能够起到良好的振动抑制效果; 将拉格朗日算子引入到算法中的方式不仅增强了算法的鲁棒性, 还提高了其对算法收敛速度调节的灵活性, 进而从整体上提高了直线伺服系统运动精度。

图 15 迭代学习目标函数曲线示意图

5 结论

针对直线伺服系统在高速运动时因自身固有振动模式的存在而产生显著振荡, 进而影响其轨迹精度的问题, 本文在通用迭代学习控制的基础上基于最优控制理论对系统的稳定性和收敛性进行了分析; 同时采用将拉格朗日算子引入到算法中的方式对系统收敛速度进行调节; 然后通过设计一种基于最优控制迭代学习的控制器, 提高了控制系统的收敛速度和鲁棒性; 最后分别依靠 Matlab/simulink 仿真和实验结果验证了本文算法的正确性。

仿真与实验结果表明: 基于最优控制迭代学习的算法可以有效抑制直线伺服系统在高速运行过程中产生的振动现象, 在匀速段的抑制效果尤为显著, 从而提高了整体轨迹的跟踪性能。

参 考 文 献

[1] 张倩, 万里冰, 赵彤. 直线电机在高档数控机床上的应用现状[J]. 航空制造技术, 2013, 425(5): 52-54.

ZHANG Qian, WAN Libing, ZHAO Tong. Application of linear motor in high-end machine tool[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2013, 425(5): 52-54.

[2] 陈兴林, 刘川, 耿长青, 等. 光刻机工件台直线电动机的完全跟踪控制[J]. 中南大学学报, 2015, 46(9): 3238-3244.

CHEN Xinglin, LIU Chuan, GENG Changqing, et al. Perfect tracking control for linear motor in wafer stage of lithography[J]. Journal of Central South University, 2015, 46(9): 3238-3244.

[3] 王丽梅, 李兵. 直线电动机驱动 XY 平台的速度场轨迹规划与控制研究[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(3): 438-444.

WANG Limei, LI Bing. Research on trajectory planning of contour control for a linear motor drive XY table based on velocity field[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(3): 438-444.

[4] 刘成颖, 王昊, 张敬之, 等. 基于非线性电感分析的永磁直线同步电机电磁推力特性研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(30): 69-76.

LIU Chengying, WANG Hao, ZHANG Zhijing, et al. Research on thrust characteristics in permanent magnet linear synchronous motor based on analysis of nonlinear inductance[J]. Proceedings of The Chinese Society for Electrical Engineering, 2011, 31(30): 69-76.

[5] 张刚, 刘品宽, 张波, 等. 直线电动机精密运动平台轨迹跟踪控制器设计[J]. 光学精密工程, 2013, 12(2): 371-379.

ZHANG Gang, LIU Pinkuan, ZHANG Bo. Design of trajectory tracking controller for precision positioning table driven by linear motor[J]. Optics and precision Engineering, 2013, 12(2): 371-379.

[6] 杨亮亮, 时军, 向忠, 等. 直线伺服推力纹波扰动补偿及自适应振动抑制[J]. 电机与控制学报, 2016, 20(10): 37-45.

YANG Liangliang, SHI Jun, XIANG Zhong, et al. Research on force ripple compensation and adaptive resonance suppression of linear servo system[J]. Electric Machines and Control, 2016, 20(10): 37-45.

[7] 杨亮亮, 时军, 鲁文其, 等. 直线伺服系统时滞参数辨识与补偿研究[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 193-201.

YANG Liangliang, SHI Jun, LU Wenqi, et al. Linear servo system time delay parameter identification and compensation study[J]. Journal of mechanical engineering, 2018, 54(5): 193-201.

[8] 刘延杰, 吴明月, 王刚, 等. 硅片传输机器人手臂结构

- 优化设计方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(1): 1-9.
- LIU Yanjie, WU Mingyue, WANG Gang, et al. Method for structural optimization design of wafer handling robot Arms[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(1): 1-9.
- [9] 韩明文, 刘军. 基于积分分离的永磁同步直线电机 PID 控制系统[J]. 电机与控制应用, 2013, 40(1): 22-24.
- HAN Mingwen, LIU Jun. Permanent magnet linear synchronous motor based on intergral separated PID control[J]. Electric Machines and Control, 2013, 40(1): 22-34.
- [10] HOU Bojie, GAO Jianshe, LI Xiaoqing, et al. Study on repetitive PID control of linear motor in wafer stage of lithography[J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 3863-3867.
- [11] 孔龙涛, 程明, 张邦富. 基于模型参考自适应系统的模块化磁通切换永磁直线电机无位置传感器控制[J]. 电工技术学报, 2016, 31(17): 132-139.
- KONG Longtao, CHENG Ming, ZHANG Bangfu. Position sensorless control of modular linear flux-switching permanent magnet machine based on model reference adaptive system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(17): 132-139.
- [12] 张宏伟, 余发山, 卜旭辉, 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 Hongwei, YU Fashan, BU Xuhui, et al. Robust iterative learning control for permanent magnet linear motor[J]. Electric Machines and Control, 2012, 16(6): 81-86.
- [13] 李义强, 周惠兴, 王先逵, 等. 直线电机伺服定位系统时间最优鲁棒控制[J]. 电机与控制学报, 2011, 15(3): 13-18.
- LI Yiqiang, ZHOU Huixing, WANG Xiankui, et al. Robust time-optimal control of a linear motor positioning system[J]. Electric Machines and Control, 2011, 15(3): 13-18.
- [14] CHOU P H, CHEN C S, LIN F J. DSP-based synchronous control of dual linear motors via Sugeno type fuzzy neural network compensator[J]. Journal of the Franklin Institute, 2012, 349(3): 792-812.
- [15] ZHENG Jigui, WU Hongxing, XU Ying, et al. Position servo control technology based on sliding mode variable structure for permanent magnet linear synchronous motor[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 556: 2342.
- [16] NORRLOF M. Iterative learning control—analysis, design and experiments[J]. Automatica, 2000, 20: 10-16.
- [17] 杨亮亮, 史伟民, 刘宜胜, 等. 直线伺服系统正交投影迭代学习控制器参数辨识与优化[J]. 中国机械工程, 2015, 26(1): 79-85.
- YANG Liangliang, SHI Weimin, LIU Yisheng, et al. Identification and optimization of linear servo system controller parameters based on iterative learning of orthogonal projection[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(1): 79-85.
- [18] YANG Song, MA Hang, YANG Junyou, et al. A position control scheme using high-order iterative learning control for permanent magnet linear motor[C]//Advanced Materials Research. Trans Tech Publications, 2012, 546: 236-241.
- [19] ZHOU Wei, YU Miao, QI Donglian. Iterative learning control design with high-order internal model for permanent magnet linear motor[C]//International Conference on Life System Modeling and Simulation and International Conference on Intelligent Computing for Sustainable Energy and Environment. Springer, Berlin, Heidelberg, 2014: 208-217.
- [20] 孙明轩, 严求真. 迭代学习控制系统的误差跟踪设计方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(3): 251-262.
- SUN Mingxuan, YAN Qiuzhen. Error tracking of iterative learning control systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(3): 251-262.
- [21] DELCHEV K. Iterative learning control for nonlinear systems: A bounded-error algorithm[J]. Asian Journal of Control, 2013 15(2): 453-460.
- [22] LIU Tao, WANG Youqing. A synthetic approach for robust constrained iterative learning control of piecewise affine batch processes[J]. Automatica, 2012, 48(11): 2762-2775.
- [23] HUANG Deqing, XU Jianxin, LI Xuefang, et al. D-type anticipatory iterative learning control for a class of inhomogeneous heat equations[J]. Automatica, 2013, 49(8): 2397-2408.
- [24] LUAN Nan, ZHANG Haiqing, TONG Shanggao. Optimum motion control of palletizing robots based on iterative learning[J]. Industrial Robot: An International Journal, 2012, 39(2): 162-168.
- [25] 王丽梅, 孙璐. 直驱 XY 平台的改进鲁棒迭代学习控制[J]. 电机与控制学报, 2016, 20(9): 1-8.
- WANG Limei, SUN Lu. Improved robust iterative learning control for direct drive XY Platform[J]. Journal

of System Simulation, 2016, 20(9): 1-8.

- [26] 倪博溢, 萧德云. MATLAB 环境下的系统辨识仿真工具箱[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(6): 1493-1496.

NI Boyi, XIAO Deyun. System identification and simulation toolbox under MATLAB environment[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(6): 1493-1496.

作者简介: 杨亮亮, 男, 1978 年出生, 副教授, 硕士研究生导师。主要

研究方向为高速高精运动控制。

E-mail: yangliangilang@zstu.edu.cn

王杰, 男, 1995 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为直线伺服系统的振动抑制。

E-mail: beiwei36_5@126.com

王飞, 男, 1994 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为高精度运动控制系统的前馈控制器设计。

E-mail: wangfei1194938231@126.com

史伟民(通信作者), 男, 1965 年出生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向为机电系统设计。

Email: swm@zstu.edu.cn