DOI: 10.3901/JME.2021.17.207

基于数据驱动的自适应最优迭代学习控制研究*

杨亮亮^{1,2} 袁锐¹ 史伟民¹ 鲁文其¹

(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. 杭州汇萃智能科技有限公司 杭州 310000)

摘要: 传统最优迭代学习控制(Traditional optimal iterative learning control, TOILC)可以有效提高伺服系统的跟踪性能,但系统在运行过程中可能存在参数摄动,其参数在不断地缓慢变化,导致 TOILC 收敛性变差,进而会使系统的跟踪性能严重恶化。因此,针对系统时变特性,将非参数模型辨识与 TOILC 相结合提出一种基于数据驱动的自适应最优迭代学习控制(Data-driven adaptive optimal iterative learning control, DDAOILC)算法,在迭代过程中根据输入输出信号对系统名义模型进行辨识从而更新最优迭代学习控制器,该算法不需要事先获取精确的系统模型信息,弥补了 TOILC 的不足;仿真和试验结果表明,DDAOILC 可以有效应对伺服系统时变特性,当系统有参数摄动时,仍具有较高的跟踪性能。

关键词: 迭代学习; 收敛性; 伺服系统; 辨识; 最优控制; 数据驱动

中图分类号: TP2

Research on Adaptive Optimal Iterative Learning Control Based on Data Driven

YANG Liangliang^{1,2} YUAN Rui¹ SHI Weimin¹ LU Wenqi¹

(1. Zhejiang Provincial Key Lab of Modern Textile Machinery & Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018;

2. Hangzhou Huicui Intelligent Technology Co. Ltd., Hangzhou 310000)

Abstract: The traditional optimal iterative learning control (TOILC) can effectively improve the tracking performance of the servo system, but there may be parametric perturbations during the operation of the system, whose parameters are constantly changing, resulting in poor convergence of TOILC, and thus the tracking performance of the system will be seriously deteriorated. Time-varying characteristics of the system, therefore, the nonparametric model identification combined with TOILC put forward a data driven based adaptive optimal iterative learning control (DDAOILC) algorithm, the iteration process according to the name of the input and output signal of the system model to identify the optimal iterative learning controller, so as to update the algorithm does not need to obtain accurate system model information in advance, make up for the deficiency of the TOILC; Simulation and experimental results show that DDAOILC can effectively deal with the servo system's time-varying characteristics, and it still has high tracking performance when the system has parameter perturbation.

Key words: iterative learning; convergence; servo system; identification; optimal control; data-driven

0 前言

迭代学习控制一般用于执行重复任务的系统,用来消除系统重复误差,最初迭代学习在设计过程

中并不需要考虑精确的系统模型就能获得良好的控制性能而在机械臂等运动控制场合得到广泛应用,ARIMOTO等^[1-4]采用P型或者PD型迭代学习控制,其控制器的设计类似于PID反馈控制通过调优的办法设计控制器以满足性能要求,在设计过程中只需要粗略了解系统时滞和第一马尔科夫参数的大小以保证系统的稳定性而不需要精确的系统模型。随着

* 浙江省自然科学基金(LY18E050016)和国家重点研发计划(2017YFB1304000)资助项目。20200831 收到初稿,20210214 收到修改稿

科研人员的深入研究发现被控对象的模型精确与否对迭代学习控制器的性能具有一定影响, 文献[5-9]将 P 型迭代学习控制和 H_∞ 迭代学习控制以及最优化迭代学习控制应用于 ABB 机械臂, 并进行了性能对比, 结果表明 H_∞ 迭代学习控制和最优化迭代学习控制由于采用了较为准确的系统模型而具有较好的跟踪性能。目前, 研究者主要研究方向是将最优控制、 H_∞ 、滤波器设计等方法与迭代学习相结合, 并且在设计过程中充分考虑系统的模型信息进行控制器设计^[10], 其中最优迭代学习控制具有良好的瞬态行为, 并且具有沿迭代方向的单调收敛性, 因此最优迭代学习控制得到了广泛应用与研究^[11-12]。GUNNARSSON 等^[13-14]通过辨识方法获取系统的托普利兹矩阵, 然后在托普利兹矩阵的基础上采用最优化理论进行迭代学习控制器设计, 在光刻机运动平台和直线伺服电机运动控制中获得良好的跟踪性能。DIJKSTRA 等^[15-17]基于最优化方法并引入窗口矩阵设计迭代学习控制器, 用于抑制光刻机运动控制系统残余振动。上述方法均依赖于系统的托普利兹矩阵, 并未考虑系统长时间运行导致的参数摄动, 该摄动可能会导致迭代学习算法性能恶化。

目前, 迭代学习控制主要针对线性时不变系统进行控制器设计, 但系统长时间运行过程中会存在一定的参数摄动, 系统参数会发生缓慢变化。针对系统时变特性, 文献[18]提出一种基于数据驱动的递归最小二乘辨识算法, 该算法只是系统参数辨识研究并未提及如何在迭代过程中与迭代学习控制相结合。文献[19]设计一种基于二次准则的模型预测迭代学习控制算法, 在模型辨识的基础上, 将迭代学习控制与模型预测控制相结合, 设计了基于模型预测的迭代学习控制器, 但是其只进行理论和仿真分析, 并没有实际应用。YU 等^[20]针对高速列车系统的未知时变, 提出一种改进的迭代学习递推最小二乘辨识算法, 将其与传统迭代学习控制相结合在迭代过程中不断辨识非线性系统模型参数, 并且在高速列车的简易模型试验中取得了良好效果。这些方法需要系统先验知识构建系统模型结构, 并在此基础上进行参数辨识, 而实际很难构建准确的系统模型结构。文献[21]提出一种基于数据驱动的最优迭代学习控制的框架, 并将其应用于非线性系统控制, 该算法在控制器设计过程中不需要精确的系统模型信息, 只需根据系统输入输出数据进行控制器设计, 但该文献只是进行了理论仿真并未应用于实际的物理对象。

因此, 本文针对伺服系统的时变特性, 提出一种 DDAOILC 算法, 将非参数模型辨识与 TOILC 相结合, 在系统运行过程中不断辨识系统的名义模型, 从而弥补了 TOILC 无法应对系统时变的不足; 另外 TOILC 的性能依赖于事先获得的系统模型的精确程度, 而 DDAOILC 在实现过程中只需系统输入输出数据而不需要事先获得精确的系统模型; 并且将算法应用在伺服系统运动控制中, 当系统参数变化时使系统仍具有良好的跟踪性能。本文结构如下: 第一部分介绍线性系统的数学模型; 第二部分分析基于托普利兹矩阵设计的最优化理论迭代学习控制器在系统参数发生变化时的不足; 第三部分设计一种非参数模型辨识算法对系统名义模型进行辨识, 并对算法的收敛性进行分析, 将非参数模型辨识算法与 TOILC 相结合构成 DDAOILC; 第四部分通过仿真和试验验证算法, 并对仿真和试验结果进行分析; 第五部分得出结论。

1 伺服系统的数学模型

本文的目标是针对具有重复运动特性的伺服系统进行控制器设计, 以使其获得良好的轨迹跟踪性能, 控制系统结构框图如图 1 所示, 伺服系统 $G(s)$ 为被控对象, $C(s)$ 表示 PID 反馈控制器, 通过调节其参数使系统保持闭环稳定。

图 1 控制系统结构框图

伺服系统重复执行相同轨迹, 每次迭代运行时间为 $t \in [0, T]$, 设采样周期为 T_s , 因此, 可对信号离散化, 取 $N = T / T_s$, 则第 k 次迭代输出为

$$\mathbf{y}_k = [y_k(0), y_k(1), y_k(2) \cdots y_k(N-1)]^T \quad (1)$$

分别采用矢量 $\mathbf{r}$, $\mathbf{e}_k$, $\mathbf{u}_k$ 代表离散化的参考轨迹, 误差信号, 前馈信号, 其形式与 $\mathbf{y}_k$ 相同, $\mathbf{v}$ 表示噪声, 不考虑噪声的影响, 系统输出为

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{T}_r \mathbf{r} + \mathbf{T}_u \mathbf{u}_k \quad (2)$$

$$\mathbf{T}_u = \begin{bmatrix} h(0) & 0 & \cdots & 0 \\ h(1) & h(0) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ h(N-1) & h(N-2) & \cdots & h(0) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, T_u 表示系统 $G(s)/(1+G(s)C(s))$ 的托普利兹矩阵^[13], T_r 表示系统 $G(s)C(s)/(1+G(s)C(s))$ 的托普利兹矩阵。忽略噪声的影响, 则第 k 次与第 $k-1$ 次输出之差为

$$\begin{bmatrix} \Delta y_k(0) \\ \Delta y_k(1) \\ \vdots \\ \Delta y_k(N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h(0) & 0 & \cdots & 0 \\ h(1) & h(0) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h(N-1) & h(N-2) & \cdots & h(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_k(0) \\ \Delta u_k(1) \\ \vdots \\ \Delta u_k(N-1) \end{bmatrix} \quad (4)$$

对于第 k 次迭代和第 $k-1$ 次迭代在 t 时刻输出之差为

$$\Delta y_k(t) = \tau_k(t) \Delta u_k(t) \quad (5)$$

式中, $\tau_k(t) = [h(t), h(t-1), \dots, h(0)]$ 为托普利兹矩阵 T_u 的非零元素, $\Delta u_k(t) = [\Delta u(0), \dots, \Delta u(t)]^T$, $t = \{0, 1, \dots, N-1\}$, 然后基于托普利兹矩阵进行 TOILC 的控制器设计。

2 传统最优迭代学习控制

2.1 最优迭代学习控制器设计

TOILC 通常采用图 2 所示的控制结构, 其算法表示为

$$u_{k+1} = u_k + L e_k \quad (6)$$

式中, L 为需要设计的迭代学习更新律, 根据最优理论选取迭代学习控制的性能目标函数为

$$J_{k+1} = e_{k+1}^T W_e e_{k+1} + \Delta u_{k+1}^T W_{du} \Delta u_{k+1} \quad (7)$$

式中, $\Delta u_{k+1} = u_{k+1} - u_k$, W_e 和 W_{du} 均为加权矩阵, 用于平衡系统性能和收敛速度之间的关系。由式(2)可得

$$e_{k+1} = r - T_r r - T_u u_{k+1} \quad (8)$$

结合式(7)和(8), 令 $W_{du} = \rho \cdot I$, 对 u_{k+1} 求偏导, 经推导可得

$$u_{k+1} = u_k + (\rho \cdot I + T_u^T W_e T_u)^{-1} T_u^T W_e e_k \quad (9)$$

对比式(6)和式(9), 经分析可得迭代学习更新律为

$$L = (\rho \cdot I + T_u^T W_e T_u)^{-1} T_u^T W_e \quad (10)$$

一般情况下, $W_e = I$, ρ 为设计参数, 改变其大小可以调节算法的收敛速度。

图2 迭代学习控制框图

2.2 收敛性分析

收敛性是迭代学习控制的研究重点, 由线性系统理论、迭代学习控制系统的收敛性条件^[12], 如图2所示迭代学习控制结构的收敛性条件为

$$\bar{\sigma}(I - LT_u) < 1 \quad (11)$$

式中, $\bar{\sigma}(\cdot)$ 表示矩阵的最大奇异值。

忽略系统变化时, 托普利兹矩阵 T_u 为常量, 故对 T_u 进行奇异值分解

$$T_u = U \Sigma V^T \quad (12)$$

式中, U 和 V 为酉矩阵, Σ 为对角矩阵。结合式(10)和(12), 取 $W_e = I$ 可得

$$I - LT_u = V(\rho \cdot I + \Sigma^2)^{-1}(\rho \cdot I)V^T \quad (13)$$

因此, 由式(13)和矩阵论知识可得矩阵 $I - LT_u$ 的奇异值为

$$\sigma(I - LT_u) = \rho / (\rho + \sigma_i^2) \quad (14)$$

式中, σ_i 表示 Σ 的对角线元素, 即托普利兹矩阵 T_u 奇异值, 且满足 $\sigma_i > 0$ 。故式(14)满足不等式

$$\rho / (\rho + \sigma_i^2) < 1 \quad (15)$$

因此, 当忽略系统参数变化时, 矩阵 $I - LT_u$ 最大奇异值小于 1, 故 TOILC 满足收敛性条件。

2.3 系统时变对传统迭代学习控制的影响

TOILC 采用式(10)设计控制器 L , 忽略了系统模型 T_u 的时变特性, 虽然控制器可以通过调整设计参数 ρ 使系统具有一定的鲁棒性, 但是当系统参数变化达到一定程度时, 将不能满足收敛性条件(11), 导致性能严重恶化, 轨迹跟踪性能下降。

考虑如图3所示的时变系统迭代学习控制框图, $\tilde{T}_u$ 表示系统具有时变特性的名义模型, 其矩阵结构与托普利兹矩阵 T_u 相同, 但由于系统时变特性的影响, $\tilde{T}_u$ 在不断发生缓慢变化。控制器 $\hat{L}$ 则需要根据收敛性条件式(16)不断更新

$$\bar{\sigma}(I - \hat{L} \tilde{T}_u) < 1 \quad (16)$$

图 3 时变系统迭代学习控制框图

因此, 本文设计一种基于数据驱动的非参数模型辨识算法, 在迭代过程中使用系统名义模型的估计值不断更新控制器 $\hat{L}$, 则控制器 $\hat{L}$ 应为

$$\hat{L} = (\rho \cdot I + \hat{T}_u^T W_e \hat{T}_u)^{-1} \hat{T}_u^T W_e \quad (17)$$

式中, $\hat{T}_u$ 为名义模型 $\tilde{T}_u$ 的估计值。当名义模型估计误差较小时, 可以有效改善系统参数变化对系统跟踪性能的影响。

3 非参数模型辨识

3.1 非参数模型辨识算法

本文设计一种 DDAOILC, 其本质上是 TOILC 与非参数模型辨识算法相结合。通过上一章节的分析, 在迭代过程中需要对名义模型进行辨识。因此, 基于最优控制理论, 通过理论分析得到辨识算法的性能目标函数为

$$J(\hat{\tau}_k(t)) = \|\Delta y_{k-1}(t) - \hat{\tau}_k(t) \Delta u_{k-1}(t)\|^2 \quad (18)$$

式中, $\|\cdot\|$ 表示矢量的 2-范数, $\hat{\tau}_k(t)$ 表示系统名义模型 $\tilde{T}_u$ 非零元素 $\tau_k(t)$ 的估计值。为了增强算法稳定性, 引入迭代步长约束

$$(\hat{\tau}_k(t) - \hat{\tau}_{k-1}(t))(\hat{\tau}_k(t) - \hat{\tau}_{k-1}(t))^T < \delta$$

因此, 引入拉格朗日算子 μ 代入(18)可得

$$\begin{aligned} \bar{J}(\hat{\tau}_k(t)) = & \|\Delta y_{k-1}(t) - \hat{\tau}_k(t) \Delta u_{k-1}(t)\|^2 + \\ & \mu(\|\hat{\tau}_k(t) - \hat{\tau}_{k-1}(t)\|^2 - \delta) \end{aligned} \quad (19)$$

对(19)式求 $\hat{\tau}_k(t)$ 一阶导数可得

$$\hat{\tau}_k(t) = \hat{\tau}_{k-1}(t) + \frac{(\Delta y_{k-1}(t) - \hat{\tau}_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}(t)) \Delta u_{k-1}^T(t)}{\mu I + \Delta u_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}^T(t)} \quad (20)$$

式(20)中, 每次迭代时都需要对矩阵 $(\mu I + \Delta u_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}^T(t))$ 求逆, 计算过程复杂且计算量大, 为避免这种现象, 引入引理^[22]。

引理 1 对于非奇异矩阵 A 、 B 满足

$$A = B + XY$$

则有

$$A^{-1} = B^{-1} - \frac{B^{-1}XYB^{-1}}{1 + YB^{-1}X} \quad (21)$$

式中, $X \in \mathbf{R}^{N \times 1}$, $Y \in \mathbf{R}^{1 \times N}$ 。

结合引理 1, 对式(20)中的部分项进行推导可得

$$\frac{\Delta u_{k-1}^T(t)}{\mu I + \Delta u_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}^T(t)} = \frac{\Delta u_{k-1}^T(t)}{\mu + \|\Delta u_{k-1}(t)\|^2} \quad (22)$$

将式(22)代入式(20)可得到名义模型 T_u 各项参数的辨识算法, 即

$$\hat{\tau}_k(t) = \hat{\tau}_{k-1}(t) + \frac{(\Delta y_{k-1}(t) - \hat{\tau}_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}(t)) \Delta u_{k-1}^T(t)}{\mu + \|\Delta u_{k-1}(t)\|^2} \quad (23)$$

经简化后可得式(23), 不需要对矩阵求逆, 而只需求矢量 $\Delta u_{k-1}(t)$ 的 2-范数, 其计算过程较为简单。因此, 通过 $\hat{\tau}_k(t)$ 可以得到系统名义模型估计值 $\hat{T}_u$ 。

3.2 非参数模型辨识算法收敛性分析

辨识算法沿迭代域进行运算, 故辨识算法的实现, 需要满足收敛性。针对收敛性分析, 提出如下假设^[21]。

假设 1 系统每次迭代的初始条件相同。

假设 2 系统输出满足 Lipschitz 条件, 即

$$\|y(u_i) - y(u_j)\| \leq k_u \|u_i - u_j\| \quad (24)$$

其中 k_u 为一个小于无穷大的常量, 对于执行重复操作的线性伺服系统, 上述两个假设都能满足。因此, 式(23)两边同时减去 $\tau_k(t)$ 得

$$\begin{aligned} \tau_k(t) - \hat{\tau}_k(t) = & \tau_k(t) - \hat{\tau}_{k-1}(t) - \\ & \frac{(\Delta y_{k-1}(t) - \hat{\tau}_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}(t)) \Delta u_{k-1}^T(t)}{\mu + \|\Delta u_{k-1}(t)\|^2} \end{aligned} \quad (25)$$

由(5)可得 $\Delta y_{k-1}(t) = \tau_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}(t)$, 代入式(25)可得

$$\varepsilon_k(t) = \varepsilon_{k-1}(t) \left(I - \frac{\Delta u_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}^T(t)}{\mu + \|\Delta u_{k-1}(t)\|^2} \right) + \tau_k(t) - \tau_{k-1}(t) \quad (26)$$

式中, $\varepsilon_k(t) = \tau_k(t) - \hat{\tau}_k(t)$ 为 $\tau_k(t)$ 的估计误差。根据式(5)和假设 1、假设 2 可得

$$\|\tau_k(t)\| \leq k_u \quad (27)$$

因此, $\|\tau_k(t) - \tau_{k-1}(t)\| \leq 2k_u$, 故式(26)满足不等式

$$\|\varepsilon_k(t)\| \leq \left\| \varepsilon_{k-1}(t) \left(I - \frac{\Delta u_{k-1}(t) \Delta u_{k-1}^T(t)}{\mu + \|\Delta u_{k-1}(t)\|^2} \right) \right\| + 2k_u \quad (28)$$

对不等式(28)右式第一项进行分析, 其范数的平方可化简为

$$\left\| \varepsilon_{k-1}(t) \left(\mathbf{I} - \frac{\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t) \Delta \mathbf{u}_{k-1}^T(t)}{\mu + \|\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t)\|^2} \right) \right\|^2 = \left\| \varepsilon_{k-1}(t) \right\|^2 + \left(\frac{\|\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t)\|^2}{\mu + \|\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t)\|^2} - 2 \right) \times \frac{\|\varepsilon_{k-1}(t) \Delta \mathbf{u}_{k-1}(t)\|^2}{\mu + \|\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t)\|^2} \quad (29)$$

$$\left(\frac{\|\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t)\|^2}{\mu + \|\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t)\|^2} - 2 \right) < 0$$

因此, 式(29)满足不等式

$$\left\| \varepsilon_{k-1}(t) \left(\mathbf{I} - \frac{\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t) \Delta \mathbf{u}_{k-1}^T(t)}{\mu + \|\Delta \mathbf{u}_{k-1}(t)\|^2} \right) \right\|^2 < \|\varepsilon_{k-1}(t)\|^2 \quad (30)$$

结合不等式(28)和不等式(30)可得

$$\|\varepsilon_k(t)\| \leq \alpha \|\varepsilon_{k-1}(t)\| + 2k_u \quad (31)$$

其中, α 为 (0,1) 的一个常数。由递推关系和等比数列知识可得

$$\|\varepsilon_k(t)\| \leq \alpha^k \|\varepsilon_0(t)\| + \frac{2k_u}{1-\alpha} \quad (32)$$

式中, k 为迭代次数, $\varepsilon_0(t)$ 为初始值。

由不等式(32)可得, 迭代估计误差 $\varepsilon_k(t)$ 有界, 由式(27)可得 $\tau_k(t)$ 有界。因此, 名义模型非零元素的估计值 $\hat{\tau}_k(t)$ 沿迭代域收敛, 故名义模型估计值 $\hat{\mathbf{T}}_u$ 收敛。

综上所述, 将非参数模型辨识与 TOILC 相结合, 得到 DDAOILC 算法, 在迭代过程中通过输入信号 $\mathbf{u}_k$ 和输出信号 $\mathbf{y}_k$ 对系统名义模型进行辨识, 不需要事先得到精确的系统模型信息, 实现步骤如下所述。

(1) 选取合适的权重矩阵 $\mathbf{W}_e$ 、 $\mathbf{W}_{du}$ 和拉格朗日算子 μ 。

(2) 通过简单试验获取系统单位脉冲响应, 从而得到非精确的系统名义模型初始值, 设置控制信号初始值 $\mathbf{u}_0$ 设为 0。

(3) 根据输入输出信号及式(23)计算系统模型估计值 $\hat{\mathbf{T}}_u$, 将其代入式(17)求控制器 $\hat{\mathbf{L}}$ 的大小。

(4) 将控制器 $\hat{\mathbf{L}}$ 代入式(6), 并根据式(6)的迭代方程计算控制信号 $\mathbf{u}_{k+1}$ 。

(5) 不断重复步骤(3)、(4), 使系统满足跟踪性能要求。

4 仿真与试验

4.1 仿真分析

本文通过 Matlab 对所设计的算法进行仿真, 由于系统在长时间运行过程中, 系统参数会发生缓慢变化, 因此通过在某一次迭代时改变系统参数以模拟系统长时间运行而导致的参数变化, 并分别采用 TOILC 和 DDAOILC 进行控制。系统重复运行三阶轨迹, 其轨迹参数为: $r_{\max} = 3\ 600(^{\circ})$, $v_{\max} = 8\ 000(^{\circ})/\text{s}$, $a_{\max} = 50\ 000(^{\circ})/\text{s}^2$, $j_{\max} = 1 \times 10^8(^{\circ})/\text{s}^3$, $t = 1.023\ 5\ \text{s}$ 。轨迹曲线如图 4 所示。

图 4 三阶参考轨迹

仿真对象由一个二阶系统和振荡与反振荡环节组成^[12], 其伯德图如图 5 所示。

$$G(s) = \frac{1}{24s^2 + 10\ 000s} \times \frac{s^2 + 0.14 \times 100s + 100^2}{s^2 + 0.16 \times 110s + 110^2} \quad (33)$$

图 5 仿真对象伯德图

系统采用反馈与迭代学习的控制策略, 其控制结构如图 1 所示。其中, $C(s)$ 为 PID 反馈控制器,

通过调节 PID 参数使系统稳定, 其参数为: $K_p = 503\ 957$, $K_i = 65\ 807\ 879$, $K_d = 0$ 。忽略干扰信号的影响, 将仿真分为系统参数未变化和系统参数变化分别进行分析。

4.1.1 系统参数未变化

仿真对象参数不变时, 采用 TOILC 进行仿真, TOILC 控制器参数 $\rho = 1 \times 10^{-14}$, $W_e = I$ 。仿真结果如图 6 和图 7 所示。

图 6 误差曲线

图 6 表示误差对比曲线, 其中: 虚线为加速度缩小 500 倍曲线, 点划线代表迭代前误差曲线, 其数量级为 10^1 ; 双划线为第 1 次迭代后的误差曲线, 其数量级为 10^0 ; 实线代表第 10 次迭代后的误差曲线, 其数量级为 10^{-2} 。图 7 表示系统目标函数和迭代次数的关系曲线, 从图中可以得到, 经过 4 次迭代后, 迭代学习控制趋于收敛。因此仿真试验结果表明: 当系统参数不变时, 采用 TOILC 可以提高系统的跟踪性能。

图 7 目标函数

4.1.2 系统参数变化

系统在运行过程中会发生缓慢变化, 因此, 仿真在第 18 次迭代时改变系统参数, 即

$$G(s) = \frac{1.7}{24s^2 + 10000s} \times \frac{s^2 + 0.14 \times 100s + 100^2}{s^2 + 0.16 \times 110s + 110^2} \quad (34)$$

式中, 将式(33)的右边第一项分子改为 1.7, 分别采用 TOILC 和 DDAOILC 进行仿真, 比较两者性能。仿真结果如图 8 和图 9 所示。

图 8 迭代时改变系统参数目标函数

图 9 迭代时改变参数误差曲线

图 8 表示系统参数变化时目标函数曲线对比, 其中: 双划线代表 TOILC 的目标函数; 实线为 DDAOILC 的目标函数。由图 8 可得: 在系统参数未变化时, 两种算法均在 3 次迭代后趋于收敛; 当在 18 次迭代时改变系统参数后, TOILC 逐渐趋于发散, 性能恶化严重, 而 DDAOILC 经过几次迭代后逐渐趋于收敛。图 9 表示系统参数变化时误差曲线对比, 其中: 实线表示迭代前系统误差, 数量级为 10^1 ; 双划线表示采用 TOILC 并改变系统参数的第 36 次迭代后误差曲线, 数量级为 10^2 ; 点划线表示采用 DDAOILC 并改变系统参数的第 36 次迭代后误差曲线, 数量级为 10^{-2} 。

结合图 8 和图 9 可得结论: 当系统参数在迭代

过程中发生改变时, TOILC 的目标函数逐渐增大, 误差也变大, 性能恶化严重。DDAOILC 在系统参数改变后, 虽然性能会有短暂恶化, 但通过几次迭代后, 目标函数逐渐趋于收敛, 跟踪误差也达到性能指标范围之内。因此, DDAOILC 能有效应对系统参数变化。

4.2 试验验证

本文试验平台为图 10 所示, 使用额定电压为 24 V、额定电流为 1.17 A、额定转速为 6 000 r/min、启动力矩为 100.4 mN·m、力矩常数 27.8 m(N·m)/A、编码器为 2 000 线的直流无刷电机构成运动平台。伺服驱动器由基于 ARM 芯片所设计的驱控一体运动控制卡组成。系统重复执行如图 4 所示的三阶轨迹, 每次旋转 3 600°。

图 10 伺服系统试验平台

采用图 11 所示的控制方案, 其中 $G(s)$ 表示直流无刷电动机、负载等构成的机械系统, $P(s)$ 代表的是为验证算法而在运动控制卡内部设计的一种参数摄动模拟器。 $G(s)$ 和 $P(s)$ 一起构成伺服系统的被控对象。系统重复执行相同轨迹, 每次迭代时采集固定长度的误差 e_k 至缓冲区 1 通过网口上传, 经过迭代控制算法运算生成控制信号 u_{k+1} 下传至缓冲区 2, 系统运行时依次从缓冲区 2 中读取控制信号。

图 11 控制方案结构框图

系统在运行过程中, 通过改变 $P(s)$ 的参数以模拟系统因长时间运行而导致的系统参数变化, 并分

别使用 TOILC 和 DDAOILC 进行控制, 通过比较两种算法控制效果, 验证 DDAOILC 能否改善系统参数摄动的影响。

试验采用 PID 反馈与迭代学习控制策略对伺服电动机进行控制, 其参数如表 1 所示。分别使用 TOILC 和 DDAOILC 进行试验。

表 1 PID 与迭代学习控制器参数

参数	数值	参数	数值
K_p	18.75	W_e	I
K_i	0.39	W_{du}	$10^{-6} \cdot I$
K_d	1 250		

4.2.1 TOILC 试验

系统在迭代过程中改变参数摄动模拟器 $P(s)$ 参数, 以此改变被控系统参数。 $P(s)$ 的传递函数为

$$P(s) = \frac{s^2 + 2\beta_{zero}\omega_{zero}s + \omega_{zero}^2}{s^2 + 2\beta_{pole}\omega_{pole}s + \omega_{pole}^2} \cdot \frac{\omega_{pole}^2}{\omega_{zero}^2} \quad (35)$$

式中, $\omega_{zero} = 2\pi f_{zero}$, $\omega_{pole} = 2\pi f_{pole}$, 其参数如表 2 所示。

表 2 $P(s)$ 的参数

参数	数值	参数	数值
f_{zero}	12	f_{pole}	12
β_{zero}	0.25	β_{pole}	0.25

试验获取系统 $G(s)P(s)/(1+C(s)G(s)P(s))$ 的单位脉冲响应如图 12 所示, 通过单位脉冲响应获取系统托普利兹矩阵。

试验在第 5 次迭代时改变系统参数, 即改变 $P(s)$ 的参数 $\beta_{zero} = 0.15$, 其他参数不变。使用 TOILC 进行试验。

图 12 系统单位脉冲响应

试验结果如图 13 和 14 所示, 图 13 表示 TOILC 的目标函数对比, 其中: 实线为系统参数未改变

的目标函数曲线,在经过 4 次迭代后即可收敛;双划线代表在第 5 次迭代时改变系统参数的目标函数曲线,当参数变化后系统逐渐趋于发散。图 14 表示 TOILC 的误差对比,由图 14 可得:虚线为迭代前误差,数量级为 10^0 ;实线为系统参数未改变时第 11 次迭代后的误差,数量级为 10^{-2} ;双划线为系统参数变化时第 11 次迭代后的误差,数量级为 10^1 。因此,TOILC 在系统参数变化时,性能严重恶化,试验结果与理论分析和仿真结论一致。

图 13 TOILC 目标函数

图 14 TOILC 误差曲线

4.2.2 DDAOILC 试验

采用本文所设计的 DDAOILC 分别在改变参数和不改变参数时进行控制,使用托普利兹矩阵作为系统名义模型的初始值,试验在第 5 次迭代时改变系统参数,变化方法及大小和上一次试验相同。试验结果如图 15 和图 16 所示。

图 15 表示 DDAOILC 的目标函数对比,其中:实线表示系统参数未变化时的目标函数曲线,在经过 4 次迭代后系统趋于收敛;双划线表示系统参数在第 5 次迭代时改变系统参数的目标函数曲线,虽

然参数改变后系统性能有所恶化,但目标函数一直在减小,逐渐趋于收敛。图 16 表示 DDAOILC 的误差曲线对比,其中:实线为迭代前系统误差,数量级为 10^0 ;虚线为系统参数不变时第 26 次误差曲线,数量级为 10^{-2} ;点划线为系统参数变化时第 26 次迭代误差,数量级为 10^{-2} 。

图 15 DDAOILC 目标函数

图 16 DDAOILC 跟踪误差

综上所述,当系统参数变化后,采用 DDAOILC 可以使目标函数逐渐趋于收敛,跟踪误差减小到与未改变参数时相同的数量级。因此,DDAOILC 可以有效应对系统时变特性,使系统具有良好的跟踪性能。

5 结论

TOILC 可以有效减小系统跟踪误差,但无法应对系统长时间运行而导致参数变化的情况,进而使系统的跟踪性能严重恶化。针对此不足,本文设计一种 DDAOILC 算法,并对算法收敛性进行分析;此算法不需要事先获得精确的系统模型,

而只需要根据输入输出数据进行控制器设计; 提高了当系统有参数摄动时的收敛性及跟踪性能。通过仿真和试验证明: DDAOILC 可以有效避免系统参数变化而导致的性能恶化, 从而提高了系统的轨迹跟踪性能。

参 考 文 献

- [1] ARIMOTO S, KAWAMURA S, MIYAZAKI F. Bettering operation of robots by learning[J]. Robot. Syst., 1984, 1(2): 123-140.
- [2] KIM D I, KIM S. An iterative learning control method with application for CNC machine tools[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1996, 32(1): 66-72.
- [3] MOORE K L. An observation about monotonic convergence in discrete-time, P-type iterative learning control[C]// IEEE International Symposium on Intelligent Control. IEEE, 2001: 45-49.
- [4] LIU G, HOU Z. Iterative learning based model free adaptive control for subway trains with speed and input constraints[C]//Chinese Control Conference (CCC). 2019: 2436-2441.
- [5] NORRLÖF M, GUNNARSSON S. Experimental comparison of some classical iterative learning control algorithms[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 2002, 18(4): 636-641.
- [6] GE X, STEIN J L, ERSAL T. Frequency-domain analysis of robust monotonic convergence of norm-optimal iterative learning control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(2): 637-651.
- [7] LIU L, DAI X, ZHANG W, et al. A data-driven model of optimal iterative learning control for distributed parameter systems[C]//International Conference on Information, Cybernetics, and Computational Social Systems (ICCSS). IEEE, 2018: 495-498.
- [8] ZHANG Xinxin, LI Min, DING Huafeng, et al. Data-driven tuning of feedforward controller structured with infinite impulse response filter via iterative learning control[J]. IET Control Theory Applications, 2019, 13(8): 1062-1070.
- [9] BRISTOW D A, THARAYIL M, ALLEYNE A G. A survey of iterative learning control[J]. IEEE Control Systems, 2006, 26(3): 96-114.
- [10] 马航, 杨俊友, 袁琳. 迭代学习控制研究现状与趋势[J]. 控制工程, 2009, 16(3): 286-290.
- MA Hang, YANG Junyou, YUAN Lin. Current state and trend of iterative learning control[J]. Control Engineering, 2009, 16(3): 286-290.
- [11] 杨亮亮, 胡建. 基于最优控制迭代学习算法的收敛性研究[J]. 机电工程, 2018, 35(4): 397-401.
- YANG Liangliang, HU Jian. Research of convergence based on optimal control iterative learning algorithm[J]. Mechanical and Electrical Engineering, 2018, 35(4): 397-401.
- [12] 杨亮亮, 王杰, 王飞, 等. 基于最优控制迭代学习的直线伺服系统振动抑制研究[J]. 机械工程学报, 2019, 55(15): 217-225.
- YANG Liangliang, WANG Jie, WANG Fei, et al. Research on vibration suppression of linear servo system based on optimal control iterative learning[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(15): 217-225.
- [13] GUNNARSSON S, NORRLÖF M. Some aspects of an optimization approach to iterative learning control[C]//IEEE Conference on Decision & Control. IEEE, 1999: 1581-1586.
- [14] GUNNARSSON S, NORRLÖF M. On the design of ILC algorithms using optimization[J]. Automatica, 2001, 37(12): 2011-2016.
- [15] DIJKSTRA B G, BOSGRA O H. Extrapolation of optimal lifted system ILC solution, with application to a wafer stage[C]//American Control Conference. IEEE, 2002: 2595-2600.
- [16] DIJKSTRA B G, BOSGRA O H. Exploiting iterative learning control for input shaping, with application to a wafer stage[C]//American Control Conference. IEEE, 2003: 4811-4815.
- [17] van OOSTEN C L, BOSGRA O H, DIJKSTRA B G. Reducing residual vibrations through iterative learning control, with application to a wafer stage[C]//American Control Conference. IEEE, 2004: 5150-5155.
- [18] LIN N, CHI R, HUANG B. Linear time-varying data model-based iterative learning recursive least squares identifications for repetitive systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 133304-133313.
- [19] ZHOU L, JIA L, WANG Y L. Quadratic-criterion-based model predictive iterative learning control for batch processes using just-in-time-learning method[J]. IEEE Access, 2019, 7: 113335-113344.
- [20] YU Q, HOU Z, XU J X. D-type ILC based dynamic modeling and norm optimal ILC for high-speed trains[J].

- IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(2): 652-663.
- [21] CHI R, HOU Z, HUANG B, et al. A unified data-driven design framework of optimality-based generalized iterative learning control[J]. Computers & Chemical Engineering, 2015, 77(9): 10-23.
- [22] CHI R, HOU Z, JIN S, et al. Improved data-driven optimal TILC using time-varying input signals[J]. Journal of Process Control, 2014, 24(12): 78-85.

作者简介: 杨亮亮 (通信作者), 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: yangliangliang@zstu.edu.cn

袁锐, 男, 1996 年出生, 硕士研究生。主要研究方向为迭代学习控制。

E-mail: 2689323250@qq.com

史伟民, 男, 1965 年出生, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为机电系统设计。

E-mail: swm@zstu.edu.cn

鲁文其, 男, 1982 年出生, 副教授, 硕士研究生导师。主要研究方向为特种永磁交流电机伺服系统及其关键控制技术。

E-mail: luwenqi@zstu.edu.cn