文章编号:1001-2265(2020)02-0105-06 DOI:10.13462/j.cnki.mmtamt.2020.02.025

直线电机迭代学习控制非重复性扰动抑制研究

丁鲁川[1,2],高慧斌[1],曹明生[1,2],薄雨蒙[1,2]
(1.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,长春 130033;2.中国科学院大学,北京 100049)

摘要: 针对直线电机迭代学习控制过程中非重复性扰动积累问题,提出了将干扰观测器和小波变换相结合的抑制非重复性扰动的算法。首先分析了扰动对迭代学习控制跟踪误差的影响,包括负载扰动和测量噪声,给出了干扰观测器和小波滤波抑制迭代学习控制中非重复性扰动的理论依据。干扰观测器直接对干扰估计并进行补偿,在时间域上抑制非重复性扰动,小波变换可分离出非重复性扰动,重构出不含非重复性扰动的误差信号,在迭代域上抑制了非重复性扰动的积累。利用辨识出的直线电机平台模型进行仿真,仿真结果证明提出的策略能够减少前馈控制信号中非重复性扰动积累,减小迭代学习控制收敛误差。

关键词: 迭代学习控制;非重复性扰动;干扰观测器;小波变换
中图分类号: TH166;TG65 **文献标识码:** A

Iterative Learning Control of Linear Motor for Non-repetitive Disturbance Suppression

DING Lu-chuan[1,2], GAO Hui-bin[1], CAO Ming-sheng[1,2], BO Yu-meng[1,2]
(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Iterative learning control(ILC) algorithm based on disturbance observer and wavelet transform is proposed for the non-repetitive disturbance amplification in ILC for permanent magnet linear motor. In this paper, analysis of the tracking error of ILC shows the influence of non-repetitive disturbance, including load disturbance and measurement noise, which is the theoretical basis of disturbance observer and wavelet filter in suppressing non-repetitive disturbance. Disturbance observer directly compensates for disturbance, suppressing the non-repetitive in time domain. Wavelet filter identifies and removes the non-repetitive disturbances, then reconstructs the error signal, suppressing the non-repetitive disturbance in iteration domain. Simulation results of the linear motor show that a better tracking performance is obtained together with a feedforward signal that significantly lessen non-repetitive disturbances.

Key words: iterative learning control; non-repetitive disturbance; disturbance observer; wavelet transform

0 引言

随着制造业的发展,对运动平台响应速度和定位精度要求越来越高,直线电机采用直接驱动的方式,推力大,响应速度快,因而成为精密控制平台的核心部件[1]。但直线电机本身的端部效应、齿槽效应以及摩擦阻力等非线性因素的存在,造成了推力波动,增加了精密控制的难度[2]。

针对直线电机推力波动问题,主要的控制策略有复合控制[3]、滑模控制[4]、自适应控制[5]、鲁棒控制[6],而考虑到直线电机的端部效应、齿槽效应都是重复性的扰动,迭代学习控制(Iterative Learning Control, ILC)能够抑制重复性扰动,因此在直线电机的控制中得到了广泛的应用[7-9]。然而迭代学习控制针对非重复性扰动具有积分特性,在迭代过程中会放大扰动影响,降低控制精度。针对非重复性扰动积累问题,赵西梅等[10]设计自适应变化的Q滤波器,有效的抑制了测量噪声的影响。万勇利[11]将遗忘因子加入到迭代学习控制中,实验表明遗忘因子对扰动具有一定的抑制能力。杨俊友等[12]提出了利用小波变换抑制非重复性扰动的控制策略,但没有给出理论上的证明。冯朝等[13]通过引入干扰观测器对负载扰动进行补偿,取得了很好的控制效果,但没有分析测量噪声的影响。

本文提出了一种将干扰观测器和小波变换相结合的方式,抑制直线电机运行中的负载干扰和测量噪声,干扰观测器直接对负载扰动进行补偿,而小波变换则将误差进行分解,分离出非重复性扰动,实现了在时间域和迭代域对非重复性扰动的抑制,有效抑制了非重复性扰动的积累,提高了直线电机的控制精度。

1 直线伺服系统建模分析

不同的运动平台具有不同的结构和负载,因而建模时考虑的因素将有所不同[14]。本文运动平台动力

收稿日期:2019-04-03;修回日期:2019-05-13
作者简介:丁鲁川(1992—),男,济宁人,中国科学院长春光学精密机械与物理研究所硕士研究生,研究方向为迭代学习控制,智能控制,(E-mail) dingluchuan16@mails.ucas.ac.cn;高慧斌(1963—),男,长春人,中国科学院长春光学精密机械与物理研究所博士研究生导师,研究员,研究方向为自动控制,光电跟踪与精密控制技术,(E-mail) gaohuibin1@163.com。

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

学模型如图 1 所示。

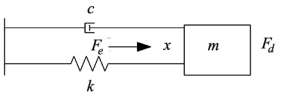

图 1 平台动力学模型

图中，m 为负载质量，k 为刚度系数，c 为阻尼系数，x 为位移，F_d 为扰动，由牛顿第二定律有:

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx = F_e - F_d \tag{1}$$

直线电机一般采用矢量控制方式[15]，可知:

$$F_e = \frac{3\pi}{2\tau}\psi_f i_q = k_f i_q \tag{2}$$

其中，τ 为极距，i_q 为 q 轴电流，k_f 为电机推力系数。

暂不考虑扰动，则直线运动平台从电流到位移为二阶系统。本文使用扫频信号激励运动平台，通过采集平台的输出位移 x，使用 MATLAB 系统辨识工具箱进行模型参数的辨识，最终的辨识结果为:

$$P(s) = \frac{278.4}{0.01s^2 + 0.5462s + 7.169} \tag{3}$$

直线电机扰动主要有摩擦力，端部效应力，齿槽效应力，外部负载扰动。摩擦力采用 Stricbeck 模型估计:

$$f_f(\dot{x}) = [f_c + (f_s - f_c)e^{-(\dot{x}/\dot{x}_x)^2}]\,\mathrm{sgn}(\dot{x}) \tag{4}$$

式中，f_c 为库伦摩擦力的最小值，f_s 为最大静摩擦力，$\dot{x}_x$ 为润滑系数。

齿槽效应和端部效应与直线电机的运动位置有关，数学模型为:

$$f_r(x) = A_1\cos\omega x + A_2\sin\omega x \tag{5}$$

式中，A_1 和 A_2 为常量，ω 为角速度，以上参数由直线电机的结构决定。

端部效应和齿槽力可以叠加为重复性扰动，ILC 能够有效抑制，摩擦力特性复杂，但考虑到高速运动时，以粘滞摩擦力为主，ILC 具有一定抑制能力[16]。负载扰动和测量噪声则具有非重复性，将减弱 ILC 的控制效果。

2 迭代学习控制及扰动影响分析

一个典型的带有反馈控制器的迭代学习框架如图 2 所示。

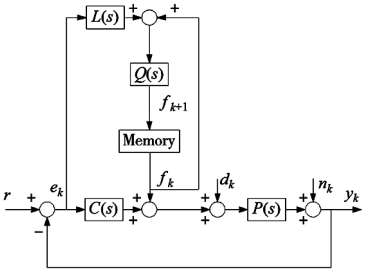

图 2 带有反馈控制的 ILC 结构图

其中，$C(s)$ 为反馈控制器，$P(s)$ 为被控对象，$Q(s)$ 为鲁棒滤波器，$L(s)$ 为学习滤波器，r 为参考信号，y_k 为带测量噪声的输出信号，$e_k = r - y_k$ 为误差信号，f_k 为迭代学习前馈控制信号，d_k 是负载扰动，n_k 为测量噪声，k 为迭代次数。在不引起混淆的情况下，s 在下文中省略。

2.1 迭代学习控制收敛性分析

由图 2 可知误差为:

$$e_k = (1 - T_r)r - T_d d_k - T_n n_k - T_u f_k \tag{6}$$

其中，

$$\begin{cases} T_u = \dfrac{P}{1+PC}, T_r = \dfrac{PC}{1+PC} \\ T_d = \dfrac{P}{1+PC}, T_n = \dfrac{1}{1+PC} \end{cases} \tag{7}$$

前馈信号采用如下的更新方式:

$$f_{k+1} = Q(f_k + Le_k) \tag{8}$$

两次迭代误差之间的关系为:

$$e_{k+1} = Q(1 - T_u L)e_k + (1 - Q)(1 - T_r)r + T_d(Qd_k - d_{k+1}) + T_n(Qn_k - n_{k+1}) \tag{9}$$

因而收敛条件为:

$$|Q(1 - T_u L)| < 1 \tag{10}$$

2.2 扰动对迭代学习控制的影响

第 k 次的 ILC 前馈控制信号可以表示为:

$$f_k = Q(1 - LT_u)f_{k-1} + QL(1 - T_r)r - QLT_d d_{k-1} - QLT_n n_{k-1} \tag{11}$$

将式(11)带入式(6)可得:

$$e_k = (1 - T_u QL)(1 - T_r)r - T_d d_k + T_u QLT_d d_{k-1} - T_n n_k + T_u QLT_n n_{k-1} - T_u Q(1 - LT_u)f_{k-1} \tag{12}$$

不断进行迭代则最终的表达式为:

$$\begin{aligned} e_k = {} & (1 - T_u QL)(1 - T_r)r - \\ & \sum_{j=1}^{k-2} T_u Q\,[Q(1 - LT_u)]^{k-j-1} L(1 - T_r)r - \\ & T_d d_k + T_u QLT_d d_{k-1} + \\ & \sum_{j=1}^{k-2} T_u Q\,[Q(1 - LT_u)]^{k-j-1} LT_d d_j - \\ & T_n n_k + T_u QLT_n n_{k-1} + \\ & \sum_{j=1}^{k-2} T_u Q\,[Q(1 - LT_u)]^{k-j-1} LT_n n_j \end{aligned} \tag{13}$$

从式(13)可以找到两种抑制非重复扰动的方式，一种是在时间域上对扰动进行补偿，另一种是减小非重复性扰动在迭代域上的积累。而本文提出的将干扰观测器和小波变换相结合的算法就是同时从时间域和迭代域抑制非重复性扰动。

干扰观测器在每次迭代时，都能够将负载扰动补偿掉，但不能消除测量噪声的影响。小波变换能够将当前迭代周期之前的负载扰动和测量噪声过滤掉，使扰动和测量噪声在迭代过程中不再积累，但是对于当前学习过程中的扰动和测量噪声没有办法抑制。两者相结合，干扰观测器抑制了扰动，小波变换能够将测量噪声的积累项滤除，因此最终系统的控制精度将得到有效地提升。

3 基于干扰观测器和小波变换的控制算法设计

3.1 干扰观测器设计

干扰观测器可以通过控制量和系统的测量输出来有效地估计负载扰动，进而对扰动进行补偿[17]。干扰观测器的结构如图 3 所示，其中 u_k 为控制量，$P_n(s)$ 为名义模型，$Q_D(s)$ 为滤波器。

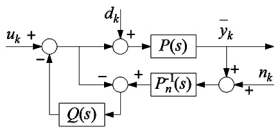

图 3 干扰观测器结构

从图 3 中我们得出:

$$G_{U\bar{Y}} = \frac{\bar{Y}}{U} = \frac{PP_n}{P_n + Q_D(P - P_n)} \tag{14}$$

$$G_{D\bar{Y}} = \frac{\bar{Y}}{D} = \frac{PP_n(1 - Q_D)}{P_n + Q_D(P - P_n)} \tag{15}$$

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$G_{N\bar{Y}} = \frac{\bar{Y}}{N} = \frac{-PQ_D}{P_n + Q_D(P - P_n)} \tag{16}$$

分析式(14)～式(16)我们可以得出：

$Q_D \to 1$ 时，$G_{U\bar{Y}} \to P_n$，$G_{D\bar{Y}} \to 0$，实际模型趋近名义模型，且扰动得到抑制。当 $Q_D \to 0$，$G_{N\bar{Y}} \to 0$，能够很好的抑制噪声。干扰观测器的设计核心在于 $Q_D(s)$ 的设计，噪声一般在高频段，干扰位于低频段，因此 $Q_D(s)$ 应当是一个低通滤波器，应当在干扰的抑制和噪声抑制之间平衡。同时考虑到模型逆的不可实现性，$Q_D(s)$ 的相对阶数应当大于名义模型的相对阶数[18]。本文考虑到模型的阶次，选择如下的滤波器：

$$Q_D(s) = \frac{3\gamma s + 1}{\gamma^3 s^3 + 3\gamma^2 s^2 + 3\gamma s + 1} \tag{17}$$

其中，γ 为时间常数，决定了 $Q_D(s)$ 的截止频率，通常选为采样时间的整数倍。

3.2　两次实验小波变换法

离散小波变换使用滤波器组对信号进行分解，得到小波系数，这组系数就表征了信号。对于重复性的信号，将得到相同的小波系数，而非重复性的信号将得到不同的小波系数[19]。

小波变换的步骤：

(1) 选择合适的小波函数

最优的小波函数 W 可由下面的目标函数确定，e_W 为小波变换重构的误差信号。

$$\min_W \|e - e_W\| \tag{18}$$

(2) 确定分解层数

分解的结果要保证最终的近似系数 c_A 包含参考信号的大多数频率成分。因而，首先要通过参考信号的功率谱密度(PSD)，确定近似系数 c_A 的最大频率 f_{des,c_A}，则分解层数可由下式确定：

$$p = floor\left(\frac{\log(f_s/f_{des,c_A})}{\log(2)} - 1\right) \tag{19}$$

其中，f_s 为采样频率。

(3) 阈值确定

两次实验中的误差信号可记为 e_k^i，i 表示实验批次，k 为迭代次数，因为分解信号时选用两次实验中相同迭代次数的误差，因此可将 k 省略。误差信号进行分解后，可得：

$$c^1(t) = c_r(t) + c_{nr}^1(t) \tag{20}$$

$$c^2(t) = c_r(t) + c_{nr}^2(t) \tag{21}$$

其中，$c_r(t)$ 为误差重复性部分小波系数，$c_{nr}(t)$ 为误差非重复性部分小波系数。

将分解系数分别作差，取平均：

$$\Delta c(t) = c^1(t) - c^2(t) \tag{22}$$

$$\bar{c}(t) = c_r(t) + \Delta c(t)/2 \tag{23}$$

阈值可定义为：

$$\theta = \theta_c \theta_v \tag{24}$$

其中，θ_v 为阈值可变部分，定义为：

$$\theta_v = \frac{rms(\bar{c}(t))}{rms(\Delta c(t))} \tag{25}$$

θ_c 为常数，可根据分解情况选择。

(4) 小波系数调整

定义：

$$\delta(t) = \frac{\Delta c(t)}{\bar{c}(t)} \tag{26}$$

$\delta(t)$ 能够反映误差信号中重复部分和非重复性部分强弱对比情况，如果误差非重复性部分占据主导地位，那么 $\delta(t)$ 绝对值较大，反之，那么 $\delta(t)$ 绝对值较小。

阈值的调整策略为：

$$c_{adj}(t) = \begin{cases} \bar{c}(t), & \text{if } |\delta(t)| < \theta \\ 0, & \text{if } |\delta(t)| > \theta \end{cases} \tag{27}$$

3.3　干扰观测器和小波变换算法收敛性分析

将干扰观测器和小波变换加入到迭代学习控制后，整个系统的控制结构如图 4 所示。

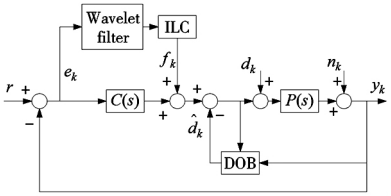

图 4　引入 DOB 和 WAVELET 的 ILC 框架

3.3.1　引入干扰观测器收敛性分析

干扰的估计为：

$$\hat{d}_k = Q_D\left[P_n^{-1} y_k - (u_k - \hat{d}_k)\right] \tag{28}$$

其中，

$$u_k = f_k + C(r - y_k) \tag{29}$$

在引入干扰观测器后输出可以表示为：

$$y_k = T_r r + T_u(f_k + d_k - \hat{d}_k) + T_n n_k \tag{30}$$

由式(27)～式(29)可知：

$$y_k = T'_r r + T'_u f_k + T'_d d_k + T'_n n_k \tag{31}$$

其中，

$$T'_r = \frac{PC}{1 + PC + Q_D(1 - PP_n^{-1})} \tag{32}$$

$$T'_u = \frac{P}{1 + PC + Q_D(1 - PP_n^{-1})} \tag{33}$$

$$T'_d = \frac{(1 - Q_D)P}{1 + PC + Q_D(1 - PP_n^{-1})} \tag{34}$$

$$T'_n = \frac{1 - Q_D}{1 + PC + Q_D(1 - PP_n^{-1})} \tag{35}$$

此时前馈控制信号可表示为：

$$f_{k+1} = Q(1 - LT'_u)f_k + QL(1 - T'_u)r - QLT'_d d_k - QLT'_n n_k \tag{36}$$

因此此时的收敛条件为：

$$\|Q(1 - T'_u L)\| < 1 \tag{37}$$

当 $T'_u(s) \approx T_u(s)$，收敛条件可依旧为最初的收敛条件。

3.3.2　小波变换收敛性分析

根据小波系数的调整策略，重构误差的小波系数或者为零，或者为两次实验误差系数的均值，由此可得：

$$\|\bar{c}\|_\infty \leqslant \|(c^1 + c^2)/2\|_\infty \leqslant \max(\|c^1\|_\infty, \|c^2\|_\infty) \tag{38}$$

因此重构后误差模值满足：

$$\|e_W\| \leqslant \max(\|e^1\|_\infty, \|e^2\|_\infty) \tag{39}$$

可推出：

$$\|W\|_\infty \leqslant 1 \tag{40}$$

最终可得：

$$\|WQ(1 - LT_u)\|_\infty \leqslant \|Q(1 - LT_u)\|_\infty < 1 \tag{41}$$

式(40)证明引入小波变换不改变迭代学习控制的收敛性条件，反而可以在一定程度上放宽最初的收敛条件。因而引入小波变换，可降低 Q 滤波器的截止频率，有助于跟踪效果的提升。

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

4 仿真

4.1 控制系统设计及参数选定

控制对象为第二节中辨识的结果，反馈控制器为 PD 控制器，$K_p = 15$，$K_d = 0.5$，学习滤波器 L 为使用零相位跟踪技术求出的 T_u 的逆[20]，Q 滤波器采用 8 阶零相位低通滤波器，截止频率为 200Hz，Q_D 滤波器的参数 $\gamma = 0.0005$，采样频率为 10kHz。轨迹为 5 次曲线，由式(42)给出，其中 $l = 15\text{mm}$，$t_f = 1\text{s}$。轨迹曲线及其功率谱则由图 5 给出。

近似信号的最大频率 $f_{ca} = 10\text{Hz}$，分解层数 $p = 8$。在对误差信号分解时，小波函数的消失矩对非重复信号的消除具有重要的意义，消失矩越大，消除非重复性误差的效果越好，代价是计算量增加。在仿真实验中发现，小波函数 db 系列和 sym 系列适合于非重复性扰动的消除，仿真中使用 db45。

$$y_d(t) = 6\frac{l}{t_f^5}t^5 - 15\frac{l}{t_f^4}t^4 + 10\frac{l}{t_f^3}t^3 \tag{42}$$

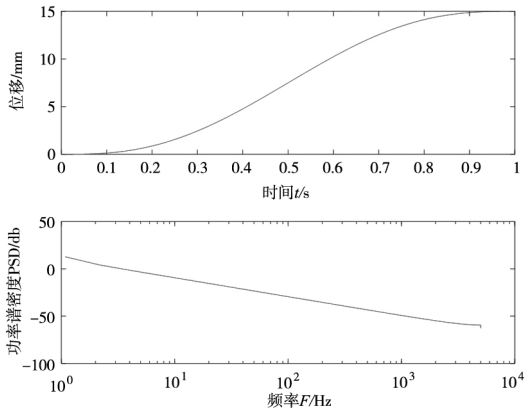

图 5 参考信号及其功率谱密度

选择迭代次数为 20 次，测试迭代学习控制对端部效应、齿槽力效应、摩擦力的抑制效果。误差绝对值最大值 $\max|e|$ 随迭代次数变化由图 6 给出，$k = 0$ 时，$\max|e| = 0.04432\text{mm}$，$k = 20$ 时，$\max|e| = 1.5 \times 10^{-4}\text{mm}$，可知在没有外部负载扰动的情况下，迭代学习控制对上述扰动具有较好抑制能力。前馈控制信号由图 7 给出，前馈控制信号的波动来自于端部效应和齿槽力效应低频分量，由于 Q 滤波器截止频率限制，迭代学习控制将无法学习高频分量，因而前馈控制信号中间部分无波动。

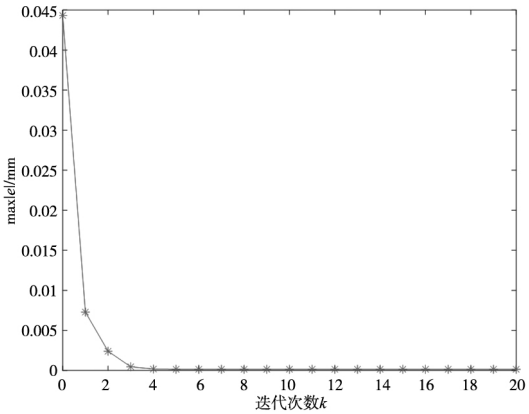

图 6 max|e|随迭代次数变化图

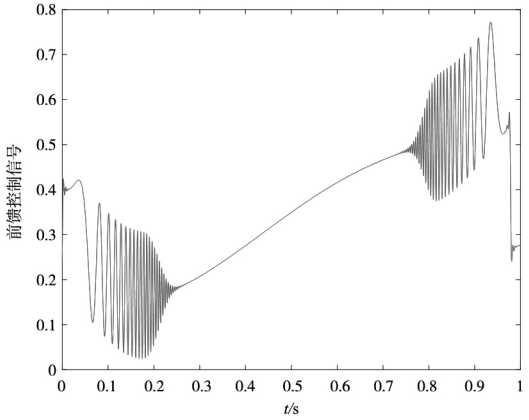

图 7 迭代学习前馈信号

4.2 干扰观测器验证

引入式(43)的非重复性谐波扰动，n 为$(0 - 2\pi)$之间的随机变量，保证谐波扰动的非重复性。

$$d(t) = 0.2\sin(2\pi 30t + n) \tag{43}$$

将标准的迭代学习控制记为 ILC，结合干扰观测器的迭代学习控制为记为 ILC + DOB。表 1 给出了迭代 20 次时，$\max|e|$ 值，可知 ILC + DOB$\max|e|$ 为 ILC$\max|e|$ 的 9.23%。图 8 为两种算法下 $\max|e|$ 变化情况，在非重复性负载扰动影响下，ILC 的 $\max|e|$ 波动剧烈，每次的迭代收敛误差取决于本次扰动和上次扰动的重复性，两次扰动重复性高，则误差小，反之，则误差大；而基于 ILC + DOB 的 $\max|e|$ 很平稳。可见干扰观测器能够有效补偿非重复性的负载扰动，提升跟踪精度，减小误差波动性。

图 9 为二者的前馈控制信号，由于引入的谐波扰动频率低于 Q 滤波器的截止频率，因而 ILC 前馈控制信号中学习了该扰动。干扰观测器不仅补偿了谐波扰动，而且对摩擦力、低频的齿槽力和端部效应也进行了补偿，ILC + DOB 的前馈控制信号中含有更少的非重复性负载扰动。非重复性的扰动不仅使收敛误差增大，还减弱了端部效应、齿槽力效应的重复性，进一步恶化控制效果，而引入干扰观测器后，这二者都将得到抑制，因而控制精度提升。负载扰动及估计见图 10。

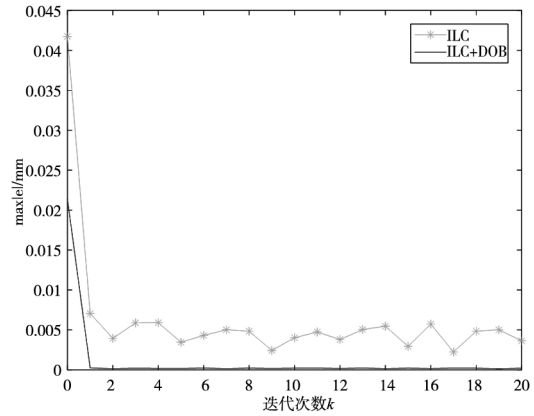

图 8 max|e|随迭代次数变化图

表 1 两种算法中 max|e|值

算法类型	迭代次数	$\max\|e\|$ /mm
ILC	20	0.002384
ILC + DOB	20	$2.20 \cdot 10^{-4}$

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

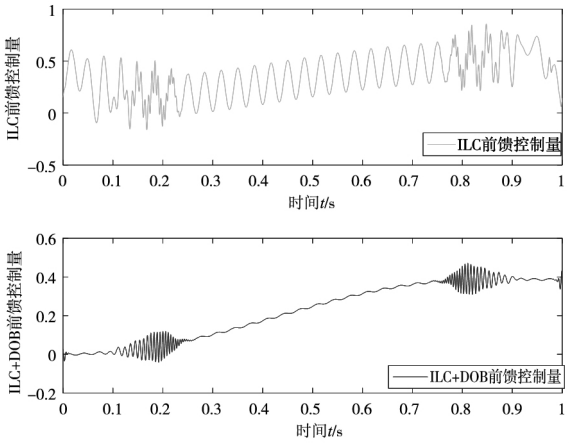

图 9　前馈控制信号（上为标准 ILC，下为 ILC + DOB）

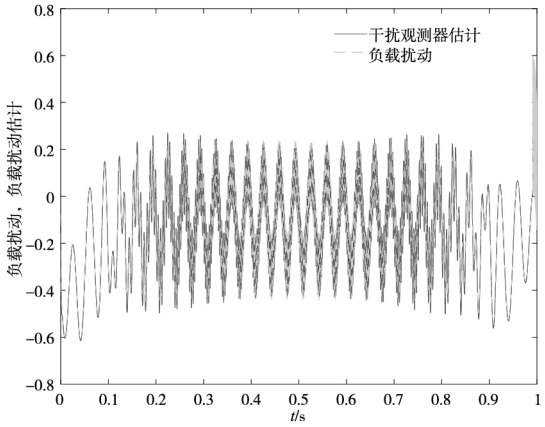

图 10　负载扰动及负载扰动估计

4.3　小波滤波验证

为了验证小波滤波的作用，引入幅值为 0.0005 服从均匀分布的信号作为测量噪声，将引入小波的算法记为 ILC + DOB + WAVELET，误差的均方根 $RMS(e)$。三者的误差均方根随迭代次数变化情况由图 11 给出，迭代 20 次时的均方根由表 2 给出。ILC + DOB 的均方根为 ILC 均方根的 15.93%，ILC + DOB + WAVELET 的均方根为 ILC 均方根的 14.41%，但和 ILC + DOB 的均方根相比，则减小了 9.50%，表明小波变换能够在迭代域上进一步抑制非重复性扰动的积累，提高迭代学习控制的跟踪精度。

前馈控制信号由图 12 给出，ILC 前馈控制信号积累了负载扰动和测量噪声，干扰观测器只能够抑制负载扰动的积累，因而前馈信号中含有测量噪声，而加入小波变换后则有效抑制了测量噪声的积累。控制信号的功率谱由图 13 给出，可知 DOB 的引入，30Hz 的谐波扰动得到有效的抑制，引入小波变换后，不仅抑制了测量噪声在前馈信号中的积累，还消除了干扰观测器没有完全补偿的负载扰动。仿真结果表明小波变换和干扰观测器能够相互配合，实现在迭代域和时间域上抑制非重复性扰动，验证了理论的正确性和算法的有效性。

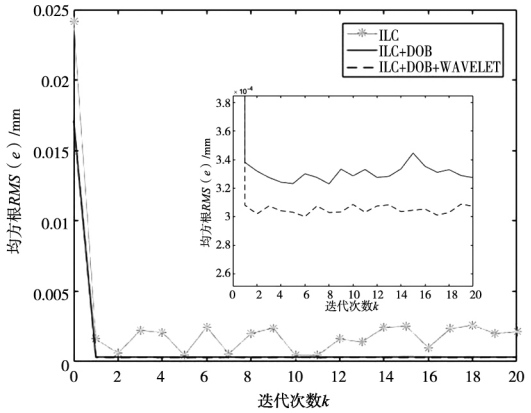

图 11　不同类型迭代学习控制 $RMS(e)$ 变化图

表 2　不同算法下误差均方根值

算法类型	迭代次数	$RMS(e)$ /mm
ILC	20	0.002116
ILC + DOB	20	$3.37 \cdot 10^{-4}$
ILC + DOB + WAVELET	20	$3.05 \cdot 10^{-4}$

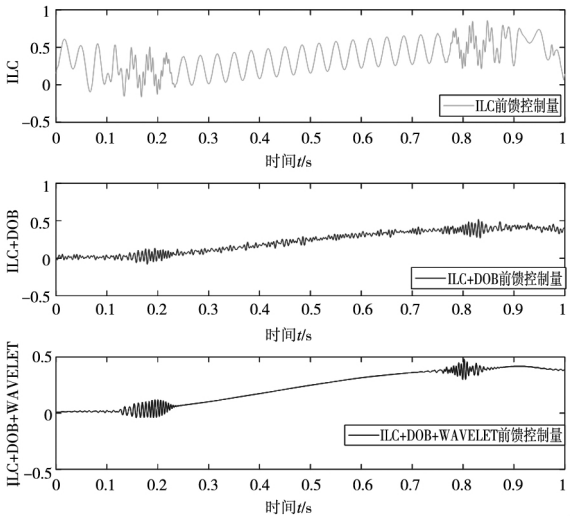

图 12　不同策略下的前馈控制信号

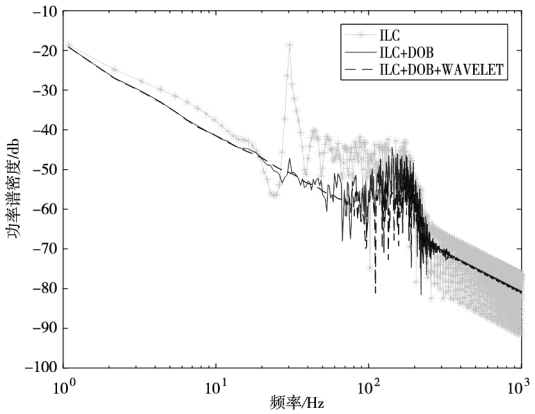

图 13　前馈控制信号功率谱密度

5　结论

针对直线电机迭代学习控制中非重复性扰动的积累问题，本文给出了扰动与收敛误差的关系公式，在此基础上，设计了干扰观测器和小波变换相结合的抑制非重复性扰动的算法，并对算法的收敛性进行了证明，利用直线运动平台模型进行仿真验证，结果表明相比

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

于标准的迭代学习控制，引入干扰观测器和小波变换后，前馈信号中含有更少的非重复扰动，跟踪误差的均方根减小 85.59%，证明了基于干扰观测器和小波变换的算法能够有效抑制非重复性扰动，提高跟踪精度。

[参考文献]

[1] 武志涛，李福云. 基于 H∞ 扰动补偿器的永磁直线电机伺服控制器设计 [J]. 组合机床与自动化加工技术，2015(11)：67－70.

[2] 张明超，尹文生，朱煜. 永磁同步直线电机推力波动建模与抑制 [J]. 清华大学学报：自然科学版，2010，50(8)：1253－1257.

[3] 武志涛，杨永辉. 一种永磁直线电机驱动 XY 平台精密轮廓跟踪控制策略 [J]. 电工技术学报，2018，33(17)：4037－4043.

[4] 严乐阳，叶佩青，张辉，等. 基于多周期迭代滑模控制的直线电机干扰抑制 [J]. 电机与控制学报，2017，21(1)：8－13.

[5] 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.

[6] 潘松，张建辉，黄卫清，等. 蝶形直线电机的模糊 Takagi-Sugeno 鲁棒控制 [J]. 光学精密工程，2014，22(10)：2667－2673.

[7] Bristow D A，Tharayil M，Alleyne A G. A survey of iterative learning control [J]. IEEE Control Systems，2006，26(3)：96－114.

[8] 刘京，李洪文，邓永停. 基于鲁棒迭代学习控制的永磁同步电机转矩脉动抑制 [J]. 光学精密工程，2017，25(10)：2645－2660.

[9] 杨俊友，师光洲，白殿春. 基于迭代学习的永磁直线伺服系统扰动抑制 [J]. 组合机床与自动化加工技术，2014(8)：59－61.

[10] 赵希梅，马志军，朱国昕. 永磁直线同步电机的自适应滤波迭代学习控制 [J]. 组合机床与自动化加工技术，2016(5)：107－109.

[11] 万勇利. 闭环迭代学习策略及其在光刻机精密运动平台中的应用 [D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2016.

[12] 杨俊友，刘永恒，白殿春，等. 基于迭代学习与小波滤波器的永磁直线伺服系统扰动抑制 [J]. 电工技术学报，2013，28(3)：87－92.

[13] 冯朝，凌杰，明敏，等. 融合迭代学习与干扰观测器的压电微动平台精密运动控制 [J]. 机器人，2018，40(6)：825－834.

[14] 袁雷. 现代永磁同步直线电机控制原理及 MATLAB 仿真 [M]. 北京：北京航空航天大学出版社，2016.

[15] 付云博，郭同健. 基因测序仪运动平台的高精度定位控制 [J]. 光学精密工程，2018，26(10)：2455－2462.

[16] 马航. 基于迭代学习控制的直线伺服系统扰动抑制研究 [D]. 沈阳：沈阳工业大学，2012.

[17] 陈兴林，刘川，周乃新，等. 基于 ZPETC-FF 和 DOB 的精密运动平台控制 [J]. 哈尔滨工业大学学报，2014，46(1)：1－6.

[18] 李志军，刘成颖，孟凡伟，等. 基于 ZPETC 和 DOB 的直线电机控制器设计及实验研究 [J]. 中国电机工程学报，2012，32(24)：134－140.

[19] 夏浩，张丽杰. 随机噪声干扰下的迭代学习控制器设计 [J]. 计算机应用，2017，37(1)：294－298.

[20] Butterworth J A，Pao L Y，Abramovitch D Y. Analysis and comparison of three discrete-time feedforward model-inverse control techniques for nonminimum-phase systems [J]. Mechatronics，2012，22(5)：577－587.

(编辑　李秀敏)

(上接第 104 页)

堆叠工件的水平位置信息，其中融合了多视窗检测方法，优化了原始 SSD 算法对较小工件的检测精度。结合主动跟踪激光传感系统对工件空间位姿信息的计算，达到快速准确定位堆叠工件的目的。经过多次实验验证，在模拟工厂自然光照条件下，本文提出的定位方法能够更快速准确地定位堆叠工件，定位结果的平均偏差和定位的时效性符合工业自动化生产线应用的要求，能有效地引导工业机器人在线作业，具有良好的工业实用性。

[参考文献]

[1] 鞠冠秋，王海梅. 基于双目视觉的目标定位研究 [J]. 科技创新与应用，2015(12)：11－12.

[2] 孙伟博，王燕，陈永兵，等. 基于立体视觉的炸药混装车自动装药系统 [J]. 科技创新导报，2018，15(14)：102－103.

[3] 秦钟伟，陈捷，洪荣晶. 基于机器视觉的滚动轴承滚动体检测 [J]. 组合机床与自动化加工技术，2019(1)：118－121.

[4] Benenson R，Omran M，Hosang J，et al. Ten Years of Pedestrian Detection，What Have We Learned [J]. Computer Vision，2014，8926：613－627.

[5] 司小婷，吴文江，孙一兰. 基于视觉的零件识别和定位 [J]. 组合机床与自动化加工技术，2016(10)：70－73.

[6] 金立军，王恒，王文华，等. 基于机器视觉和激光测距的输电线故障定位 [J]. 同济大学学报(自然科学版)，2018，46(12)：1745－1753.

[7] 杜万和. 一种融合视觉与激光的定位方法研究 [J]. 科技创新导报，2018，15(27)：95－97.

[8] 马晓明. 基于二维熵的木材表面缺陷图像分割 [D]. 哈尔滨：东北林业大学，2014.

[9] BELL S，ZITNICK C L，BALA K，et al. Inside-Outside Net：Detecting Objects in Context with Skip Pooling and Recurrent Neural Networks [C]. Computer Vision and Pattern Recognitio. San Francisco：Los Alamitos，2016：2874－2883002E.

[10] 郭毓，苏鹏飞，吴益飞. 基于 Faster R-CNN 的机器人目标检测及空间定位 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版)，2018，46(12)：55－59.

[11] Liu W，Anguelov D，Erhan D，et al. SSD：Single Shot MultiBox Detector [J]. Cham：Springer International Publishing，2015，10(8)：21－37.

[12] 唐聪，凌永顺，郑科栋，等. 基于深度学习的多视窗 SSD 目标检测方法 [J]. 红外与激光工程，2018，47(1)：302－310.

[13] 李岩. 基于 HOG 特征和 SVM 的绝缘子识别与定位 [J]. 交通运输工程与信息学报，2015，13(4)：53－60.

(编辑　李秀敏)

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net