

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于ELM的永磁直线同步电机位移跟踪动态面反步滑模控制

刘乐, 宋红姣, 方一鸣, 蔡满军

引用本文:

刘乐, 宋红姣, 方一鸣, 等. 基于ELM的永磁直线同步电机位移跟踪动态面反步滑模控制[J]. *控制与决策*, 2020, 35(10): 2549–2555.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0133>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 永磁直线电机扰动估计与补偿的位置反步控制

Backstepping control of disturbance estimation and compensation for permanent magnet linear motor  
*控制与决策*. 2020, 35(6): 1409–1414 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1302>

### 带有非匹配扰动的连铸结晶器振动位移系统自适应反步滑模控制

Adaptive backstepping sliding mode control for oscillation displacement system of continuous casting mold with unmatched perturbations  
*控制与决策*. 2020, 35(3): 578–586 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0761>

### 基于混合滑模控制器和反正切观测器的SPMSM直接转矩控制

Direct torque control of SPMSM based on hybrid sliding mode controller and arctangent observer  
*控制与决策*. 2019, 34(9): 1831–1839 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1624>

### 基于非奇异快速终端滑模的轧机液压伺服位置系统反步控制

Backstepping control of rolling mill hydraulic servo position system based on nonsingular fast terminal sliding mode  
*控制与决策*. 2018, 33(9): 1649–1656 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1001>

### 级联式滑模观测器的永磁同步电机鲁棒滑模控制

Robust sliding mode control of PMSM based on cascaded sliding mode observers  
*控制与决策*. 2016, 31(11): 2071–2076 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1314>

# 基于ELM的永磁直线同步电机位移跟踪 动态面反步滑模控制

刘乐<sup>1†</sup>, 宋红姣<sup>1</sup>, 方一鸣<sup>1,2</sup>, 蔡满军<sup>1</sup>

(1. 燕山大学电气工程学院, 河北秦皇岛 066004; 2. 国家冷轧板带  
装备及工艺工程技术研究中心, 河北秦皇岛 066004)

**摘要:** 针对永磁直线同步电机(PMLSM)易受到参数摄动、负载扰动等不确定因素的影响,进而影响其位移跟踪控制精度的问题,提出一种基于非线性干扰观测器(NDO)和极限学习机(ELM)的动态面反步滑模控制方法. 首先,通过构造NDO对系统模型中的非匹配不确定项进行动态观测,并将反步控制、动态面控制与滑模控制相结合,完成PMLSM位移跟踪控制器的设计,在提高系统抗干扰能力的同时,避免常规反步控制中的“微分爆炸”问题;其次,采用ELM神经网络对系统模型中的匹配不确定项进行逼近估计,并将输出的估计值引入设计的动态面反步滑模控制器中进行补偿;再次,采用人工鱼群-蛙跳混合算法对所设计控制器的主要参数进行优化设计,提高系统的收敛速度和稳定精度;最后,将所提出控制方法与其他控制方法进行仿真对比,仿真结果表明了所提出方法的有效性.

**关键词:** 永磁直线同步电机; 非线性干扰观测器; 动态面反步滑模控制; 极限学习机; 人工鱼群算法; 蛙跳算法  
**中图分类号:** TP273      **文献标志码:** A

**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2019.0133

**引用格式:** 刘乐,宋红姣,方一鸣,等. 基于ELM的永磁直线同步电机位移跟踪动态面反步滑模控制[J]. 控制与决策, 2020, 35(10): 2549-2555.

## Dynamic surface backstepping sliding mode control for the displacement tracking of permanent magnet linear synchronous motor based on extreme learning machine

LIU Le<sup>1†</sup>, SONG Hong-jiao<sup>1</sup>, FANG Yi-ming<sup>1,2</sup>, CAI Man-jun<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. National Engineering Research Center for Equipment and Technology of Cold Strip Rolling, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** For the problem of that the permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM) is prone to be affected by uncertain factors such as parameter perturbation, load disturbance, etc., which affects its displacement tracking control accuracy, a dynamic surface backstepping sliding mode control method is proposed based on the nonlinear disturbance observer (NDO) and the extreme learning machine (ELM). Firstly, the NDO is developed to dynamically observe the mismatched uncertainty in the system model, and the displacement tracking controllers for the PMLSM are presented by combining backstepping control with dynamic surface control and sliding mode control, which improves the anti-interference ability of the system, and avoids the “differential explosion” problem during using the conventional backstepping control. Then, ELM neural networks are used to approximate the matched uncertainties in the system model, and the estimated values of the outputs are introduced into the designed dynamic surface backstepping sliding mode controllers for compensation. Furthermore, the artificial fish-frog jump hybrid algorithm is adopted to optimize the main parameters of the designed controllers, which improves the convergence speed and stability accuracy of the system. Finally, the proposed control method is compared with other control methods, and the simulation results verify the effectiveness of the proposed control method.

**Keywords:** permanent magnet linear synchronous motor; nonlinear disturbance observer; dynamic surface backstepping sliding mode control; extreme learning machine; artificial fish swarm algorithm; frog jump algorithm

**收稿日期:** 2019-01-27; **修回日期:** 2019-07-04.

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(61803327, 61873226); 河北省自然科学基金项目(F2016203263); 河北省高等学校科学技术研究项目(Z2017041); 河北省重点研发计划项目(18212109); 燕山大学基础研究专项课题(16LGA005).

**责任编辑:** 关治洪.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: leliu@ysu.edu.cn.

## 0 引言

传统的旋转电机通过齿轮、皮带和滚珠丝杠等装置间接获得直线运动,然而该驱动方式涉及的中间部件较多,使得系统存在弹性变形、机械损耗、摩擦等问题,同时这种技术已经无法满足人们对加工精度的要求<sup>[1]</sup>. 永磁直线同步电机(PMLSM)具有结构简单、响应快速、定位精密等特点,已在微电子生产、工业机器人、航空航天等领域得到广泛应用. 但是,PMLSM易受到参数摄动、负载扰动等不确定因素的影响,进而影响系统的稳定运行及跟踪控制精度<sup>[2]</sup>.

针对上述问题,文献[3]通过构造非线性干扰观测器(NDO)对系统的扰动不确定项进行观测,并假设系统扰动是慢时变的,然而,这在很多情况下是不成立的;文献[4]提出一种基于RBF神经网络的鲁棒自适应控制方法,然而该控制器设计方法中神经网络隐含层的节点参数是基于经验法确定的,不利于系统跟踪控制精度的提高;文献[5]提出一种基于极限学习机(ELM)的自适应控制方法,并将其应用于倒立摆系统中,取得了较好的控制效果;文献[6]提出一种基于指令滤波的自适应反步控制方法,尽管该控制器设计方法解决了常规反步法存在的“微分爆炸”问题,但其推导过程较复杂;文献[7]提出一种反步滑模控制方法,并采用经验法确定控制器参数的取值,然而该整定法比较依赖于设计者的主观经验,虽能达到一定的控制效果,但整个过程较为繁琐.

智能优化算法,尤其是混合智能优化算法,如:人工鱼群-蛙跳混合算法<sup>[8]</sup>,其综合了人工鱼群算法前期收敛速度快以及蛙跳算法局部搜索能力强的特点,实现了两种算法的优势互补,可用于控制器参数的寻优设计. 进一步,对于系统中的不确定项,文献[9]通过构造NDO对其进行动态观测,并假设不确定项 $D$ 的变化率满足 $|\dot{D}| \leq \beta$ ,因而具有更广阔的使用范围. ELM神经网络随机确定隐含层的节点参数<sup>[5]</sup>,且在训练过程中仅需要调整网络的输出权值,故在参数选择和学习速度方面具有一定优势,可用于系统中未知函数的逼近估计. 此外,动态面控制方法<sup>[10]</sup>的结构简单,易于理解,常用于解决常规反步法存在的“微分爆炸”问题.

基于上述分析,本文提出一种基于NDO和ELM的PMLSM位移跟踪动态面反步滑模控制方法. 本文的主要贡献如下:

1) 将反步控制、动态面控制和滑模控制相结合,完成PMLSM位移跟踪控制器的设计,可有效地提高系统的鲁棒稳定性,避免常规反步法存在的“微分爆

炸”问题,并简化了系统控制器的设计过程.

2) 通过构造NDO和ELM神经网络分别对系统模型中的非匹配不确定项和匹配不确定项进行观测估计,可有效地提高系统的跟踪控制精度.

3) 采用人工鱼群-蛙跳混合算法对所设计控制器的主要参数进行优化设计,可有效地提高系统的收敛速度和稳定精度.

最后,通过与反步控制等方法进行仿真对比表明,本文所提出的方法能够实现PMLSM较高精度的位移跟踪控制,并具有较快的响应速度和较强的抗干扰能力.

## 1 PMLSM数学模型

考虑系统的参数摄动、负载扰动、未建模动态等不确定因素的影响,PMLSM在旋转正交坐标系( $d$ - $q$ )下的数学模型<sup>[11]</sup>为

$$\begin{cases} \dot{d} = v, \\ \dot{v} = -\frac{B}{M}v + \frac{K_f}{M}i_q - \frac{1}{M}F + D, \\ \dot{i}_q = \frac{1}{L}u_q - \frac{R}{L}i_q - \frac{\pi v}{p}i_d - \frac{\pi\psi_f v}{pL} + \kappa_1, \\ \dot{i}_d = \frac{1}{L}u_d - \frac{R}{L}i_d + \frac{\pi v}{p}i_q + \kappa_2. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $d$ 为动子位移; $v$ 为动子线速度; $M$ 为动子总质量; $B$ 为粘滞摩擦系数; $K_f$ 为电磁推力系数; $F$ 为负载项,主要由端部效应力 $F_{ef}$ 和摩擦力 $F_{fric}$ 构成; $u_d$ 、 $u_q$ 、 $i_d$ 、 $i_q$ 分别为 $d$ 、 $q$ 轴的电压和电流; $L$ 为 $d$ 、 $q$ 轴的等效电感; $p$ 为电机极距; $R$ 为初级绕组的电阻; $\psi_f$ 为永磁体磁链; $D$ 为系统的非匹配不确定项(包括参数摄动、负载扰动); $\kappa_1$ 和 $\kappa_2$ 为系统的匹配不确定项(包括参数摄动、未建模动态).

## 2 非匹配不确定项的NDO构造

本节通过构造NDO对系统模型(1)中的非匹配不确定项 $D$ 进行动态观测. 假设 $\dot{D}$ 是有界的,且存在 $a \in \mathbf{R}^+$ ,使得 $|\dot{D}| \leq a$ . NDO的构造形式如下:

$$\dot{\hat{D}} = -g\hat{D} + g\left(\dot{v} + \frac{B}{M}v - \frac{K_f}{M}i_q + \frac{1}{M}F\right). \quad (2)$$

其中: $\hat{D}$ 为 $D$ 的观测值, $g \in \mathbf{R}^+$ 为NDO的增益.

将 $\tilde{D} = D - \hat{D}$ 定义为NDO的观测误差,得

$$\dot{\tilde{D}} = g\tilde{D}. \quad (3)$$

进一步,将 $\tilde{D}$ 的动态过程表示为

$$\dot{\tilde{D}} = \dot{D} - g\tilde{D}. \quad (4)$$

定义中间量 $Z = \hat{D} - \Gamma$ ,且 $d\Gamma/dt = g\dot{v}$ ,将其与式(2)结合,可将NDO重新构造为

$$\begin{cases} Z = g\left(\frac{B}{M}v - \frac{K_f}{M}i_q + \frac{1}{M}F - Z - \Gamma\right), \\ \dot{D} = Z + \Gamma. \end{cases} \quad (5)$$

基于式(4),可求得 $\tilde{D}$ 的解析表达式为

$$\tilde{D}(t) = \tilde{D}(0)e^{-gt} + e^{-gt} \int_0^t \dot{D}e^{g\tau} d\tau. \quad (6)$$

将 $|\dot{D}| \leq a$ 分为两种情况,则式(6)可写为

$$\begin{cases} \tilde{D} \leq e^{-gt}\left(\tilde{D}(0) - \frac{a}{g}\right) + \frac{a}{g}, & 0 < \dot{D} \leq a; \\ \tilde{D} \geq e^{-gt}\left(\tilde{D}(0) + \frac{a}{g}\right) - \frac{a}{g}, & -a \leq \dot{D} < 0. \end{cases} \quad (7)$$

故基于式(7),当 $|\dot{D}| \leq a$ 时,有

$$|\tilde{D}|_{t \rightarrow \infty} \leq a/g. \quad (8)$$

由式(8)可知,观测误差 $\tilde{D}$ 能够指数收敛到一个有限半径的闭球内( $r \leq \max(a/g)$ 为闭球半径).

### 3 PMLSM位移跟踪控制器设计

#### 3.1 动态面反步滑模控制器设计

step 1: 基于式(1)定义PMLSM的位移误差面为

$$e_1 = d - d^*, \quad (9)$$

其中 $d^*$ 为PMLSM的给定位移. 求式(9)的时间导数

$$\dot{e}_1 = \dot{d} - \dot{d}^* = v - \dot{d}^*. \quad (10)$$

基于式(10)选取虚拟控制量

$$\bar{v} = \dot{d}^* - k_1 e_1, \quad (11)$$

其中 $k_1 \in \mathbf{R}^+$ 为待设计的虚拟控制量参数.

让 $\bar{v}$ 通过时间常数为 $\tau_1$ 的低通滤波器1,得到 $v_d$ ,即

$$\tau_1 \dot{v}_d + v_d = \bar{v}, \quad v_d(0) = \bar{v}(0). \quad (12)$$

step 2: 定义PMLSM的速度误差面为

$$e_2 = v - v_d. \quad (13)$$

求式(13)的时间导数,有

$$\dot{e}_2 = \dot{v} - \dot{v}_d = -\frac{B}{M}v + \frac{K_f}{M}i_q - \frac{1}{M}F + D - \dot{v}_d. \quad (14)$$

基于式(14)选取虚拟控制量

$$\bar{i}_q = \frac{M}{K_f}\left(\dot{v}_d + \frac{B}{M}v + \frac{1}{M}F - \hat{D} - k_2 e_2\right), \quad (15)$$

其中 $k_2 \in \mathbf{R}^+$ 为待设计的虚拟控制量参数.

让 $\bar{i}_q$ 通过时间为 $\tau_2$ 的低通滤波器2,得到 $i_{qd}$ ,即

$$\tau_2 \dot{i}_{qd} + i_{qd} = \bar{i}_q, \quad i_{qd}(0) = \bar{i}_q(0). \quad (16)$$

step 3: 采用磁场定向的矢量控制方法,即 $d$ 轴期望电流值 $i_d^* = 0$ ,并定义PMLSM的电流误差面为

$$\begin{cases} e_q = i_q - i_{qd}, \\ e_d = i_d - i_d^*. \end{cases} \quad (17)$$

为了提高PMLSM的跟踪控制精度和鲁棒稳定性,选取积分滑模面

$$\begin{cases} S_q = e_q + k_3 \int e_q d\tau, \\ S_d = e_d + k_4 \int e_d d\tau, \end{cases} \quad (18)$$

其中 $k_3, k_4 \in \mathbf{R}^+$ 为待设计的积分滑模面参数.

为了提高系统误差状态的收敛速度,选用如下趋近律:

$$\begin{cases} \dot{S}_q = -a_1 \text{sig}^{b_1}(S_q) - a_2 \text{sig}^{b_2}(S_q) - a_3 S_q, \\ \dot{S}_d = -a_4 \text{sig}^{b_3}(S_d) - a_5 \text{sig}^{b_4}(S_d) - a_6 S_d. \end{cases} \quad (19)$$

其中: $b_1 > 1, 0 < b_2 < 1, b_3 > 1, 0 < b_4 < 1, a_1 \sim a_6 \in \mathbf{R}^+$ 均为待设计的趋近律参数.

求式(18)的时间导数,并与式(19)联立,进而可将PMLSM位移跟踪动态面反步滑模控制器设计为

$$\begin{cases} u_q = L\left(\dot{i}_{qd} + \frac{R}{L}i_q - a_1 \text{sig}^{b_1}(S_q) - a_2 \text{sig}^{b_2}(S_q) - k_3 e_q - \kappa_1 + \frac{\pi v}{p}i_d + \frac{\pi\psi_f v}{pL} - a_3 S_q\right) = \\ L(\bar{u}_q - \kappa_1), \\ u_d = L\left(\frac{R}{L}i_d - k_4 e_d - \kappa_2 - a_4 \text{sig}^{b_3}(S_d) - a_5 \text{sig}^{b_4}(S_d) - \frac{\pi v}{p}i_q - a_6 S_d\right) = \\ L(\bar{u}_d - \kappa_2). \end{cases} \quad (20)$$

由式(20)可知: $\bar{u}_q, \bar{u}_d$ 易求取,而匹配不确定项 $\kappa_1, \kappa_2$ 复杂且未知.

#### 3.2 匹配不确定项的ELM自适应逼近

本节采用ELM神经网络对 $\kappa_1, \kappa_2$ 进行逼近估计,以避免常规神经网络隐含层的节点参数基于经验法确定而影响控制精度的问题,并提高学习速度.

对于式(20)中的匹配不确定项 $\kappa_i (i = 1, 2)$ ,根据ELM神经网络的逼近原理,可得

$$\kappa_i = \mathbf{W}_i^* \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_i) + \Delta_i. \quad (21)$$

其中

$$\mathbf{h}_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp(-(\mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_j))}$$

为ELM网络隐含层的Sigmoid激活函数, $j$ 为隐含层的第 $j$ 个节点, $\mathbf{w}_j, \mathbf{b}_j$ 为随机确定的隐含层中心向量和基宽参数; $\mathbf{W}_i^*$ 为理想权值,这里用 $\hat{\mathbf{W}}_i$ 对 $\mathbf{W}_i^*$ 进行自适应估计,且其估计误差 $\tilde{\mathbf{W}}_i = \mathbf{W}_i^* - \hat{\mathbf{W}}_i; \Delta_i$ 为ELM网络的逼近误差,且有 $|\Delta_i| \leq \varepsilon_i, \varepsilon_i$ 为逼近误差的未知上界.

PMLSM位移跟踪控制器可最终设计为

$$\begin{cases} u_q = L(\bar{u}_q - \hat{\kappa}_1) = \\ \quad L(\bar{u}_q - \hat{\mathbf{W}}_1^T \mathbf{h}_1(\mathbf{x}_1) - \hat{\varepsilon}_1 \text{sign}(S_q)), \\ u_d = L(\bar{u}_d - \hat{\kappa}_2) = \\ \quad L(\bar{u}_d - \hat{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{h}_2(\mathbf{x}_2) - \hat{\varepsilon}_2 \text{sign}(S_d)). \end{cases} \quad (22)$$

其中:  $\hat{\kappa}_i$  为  $\kappa_i$  的逼近值,  $\hat{\mathbf{W}}_i$  为  $\mathbf{W}_i^*$  的估计值,  $\hat{\varepsilon}_i$  为  $\varepsilon_i$  的估计值. 自适应律可分别设计为

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{W}}}_1 = \eta_1(\mathbf{h}_1(\mathbf{x}_1)S_q - \gamma_1 \hat{\mathbf{W}}_1), \dot{\hat{\varepsilon}}_1 = \beta_1(|S_q| - \sigma_1 \hat{\varepsilon}_1); \\ \dot{\hat{\mathbf{W}}}_2 = \eta_2(\mathbf{h}_2(\mathbf{x}_2)S_d - \gamma_2 \hat{\mathbf{W}}_2), \dot{\hat{\varepsilon}}_2 = \beta_2(|S_d| - \sigma_2 \hat{\varepsilon}_2). \end{cases} \quad (23)$$

其中  $\eta_i, \beta_i, \gamma_i, \sigma_i \in \mathbf{R}^+$  为待设计的自适应律参数.

### 3.3 控制器参数人工鱼群-蛙跳混合算法优化设计

本节采用人工鱼群-蛙跳混合算法对所设计控制器的主要参数  $k_1, k_2$  ( $k_1, k_2$  对系统的快速性和稳定性有较大影响) 进行优化设计, 以实现不同智能优化算法间的优势互补, 摆脱控制器参数常规经验整定法对设计者主观经验的依赖.

人工鱼群-蛙跳混合算法流程如图1所示.

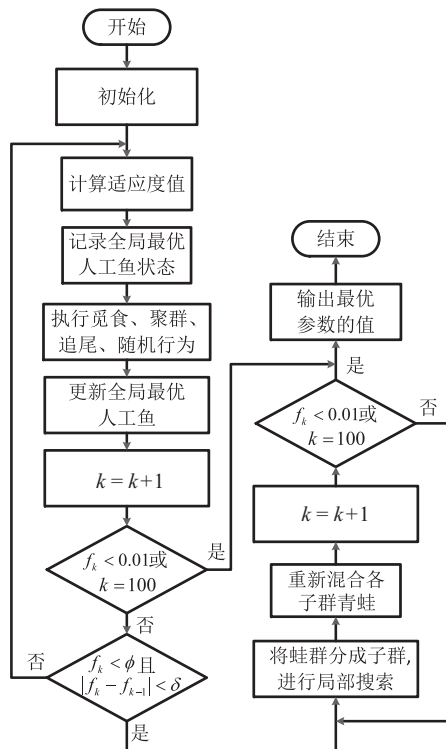


图1 人工鱼群-蛙跳混合算法流程

人工鱼群-蛙跳混合算法的优化步骤如下:

step 1: 初始化并产生初始种群.

step 2: 计算适应度值. 把给定位移与实际位移的均方根误差视为混合算法的适应度函数  $f$ , 且适应度函数  $f = \sqrt{(d^* - d)^2}$ .

step 3: 采用人工鱼群算法的觅食、聚群、追尾、随机4种行为更新种群位置.

step 4: 若人工鱼群算法达到最大迭代次数  $k = 100$  或适应度值满足期望值  $f_k < 0.01$ , 则转 step 5; 否则, 转 step 3.

step 5: 若满足  $f_k < \phi$  且  $|f_k - f_{k-1}| < \delta$ , 则转 step 6; 否则, 转 step 2. 其中:  $f_k, f_{k-1}$  分别为第  $k, k-1$  次得到的最佳适应度值,  $\phi$  和  $\delta$  为两个阈值.

step 6: 将蛙群分成子群进行局部搜索.

step 7: 将各子群中的青蛙重新混合分组, 若算法达到  $k = 100$  或  $f_k < 0.01$ , 则转 step 8; 否则, 转 step 6.

step 8: 输出最优参数的值, 算法结束.

## 4 收敛性及稳定性分析

### 4.1 收敛性分析

基于趋近律(19)设计的动态面反步滑模控制器(20), 可使系统误差变量在有限时间内从任意的初始位置  $S_q(0), S_d(0)$  分别到达滑模面  $S_q = 0, S_d = 0$ . 考虑到滑模面  $S_q$  与  $S_d$  的收敛过程类似, 下面以滑模面  $S_q$  为例给出其收敛性分析过程.

假设系统的初始状态满足  $S_q(0) > 1$ , 则系统的趋近过程可分为如下两部分.

1) 在  $S_q(0) \rightarrow S_q = 1$  的过程中, 为便于研究, 这里忽略趋近律中第2项的影响, 则式(19)变为

$$\dot{S}_q = -a_1 \text{sig}^{b_1}(S_q) - a_3 S_q. \quad (24)$$

式(24)可进一步整理为

$$S_q^{-b_1} \dot{S}_q + a_3 S_q^{1-b_1} = -a_1. \quad (25)$$

令  $y = S_q^{1-b_1}$ , 有

$$\dot{y} + (1 - b_1)a_3 y = -(1 - b_1)a_1. \quad (26)$$

对式(26)采用常数变易法, 可得

$$y = S_q(0)^{1-b_1} \frac{a_1}{a_3} e^{1-(1-b_1)a_3 t} - \frac{a_1}{a_3}, \quad (27)$$

则系统误差变量由  $S_q(0) \rightarrow S_q = 1$  所需时间为

$$t_{q1} = \frac{1}{(b_1 - 1)a_3} \left[ \ln \left( 1 + \frac{a_1}{a_3} \right) - \ln \left( S_q(0)^{1-b_1} + \frac{a_1}{a_3} \right) \right]. \quad (28)$$

2) 在  $S_q = 1 \rightarrow S_q = 0$  的过程中, 为便于研究, 这里忽略趋近律中第1项的影响, 则式(19)变为

$$\dot{S}_q = -a_2 \text{sig}^{b_2}(S_q) - a_3 S_q. \quad (29)$$

参照式(25)~(27)的推导过程, 可求出系统误差变量由  $S_q = 1 \rightarrow S_q = 0$  所需时间为

$$t_{q2} = \frac{1}{(b_2 - 1)a_3} \left[ \ln \left( \frac{a_2}{a_3} \right) - \ln \left( 1 + \frac{a_2}{a_3} \right) \right]. \quad (30)$$

故系统误差变量由  $S_q(0) \rightarrow S_q = 0$  所需时间为

$$t_q < t_{q1} + t_{q2}. \quad (31)$$

同理, 当  $S_q(0) < -1$  时, 证明过程与上述类似.

4.2 稳定性分析

首先,定义式(12)和(16)中低通滤波器的滤波误差为

$$\begin{cases} E_1 = v_d - \bar{v}, \\ E_2 = i_{qd} - \bar{i}_q. \end{cases} \quad (32)$$

基于式(10)和(11)、(14)和(15)、(19)~(22)和(32),求  $e_1, e_2, S_q, S_d$  的时间导数

$$\begin{cases} \dot{e}_1 = e_2 + E_1 - k_1 e_1, \\ \dot{e}_2 = \frac{K_f}{M}(e_q + E_2) - k_2 e_2 + \tilde{D}, \\ \dot{S}_q = -a_1 \text{sig}^{b_1}(S_q) - a_2 \text{sig}^{b_2}(S_q) - a_3 S_q + \tilde{\mathbf{W}}_1^T \mathbf{h}_1(\mathbf{x}_1) - \hat{\varepsilon}_1 \text{sign}(S_q) + \Delta_1, \\ \dot{S}_d = -a_4 \text{sig}^{b_3}(S_d) - a_5 \text{sig}^{b_4}(S_d) - a_6 S_d + \tilde{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{h}_2(\mathbf{x}_2) - \hat{\varepsilon}_2 \text{sign}(S_d) + \Delta_2. \end{cases} \quad (33)$$

其次,将式(32)与式(12)、(16)联立,有

$$\begin{cases} \dot{v}_d = \frac{\bar{v} - v_d}{\tau_1} = -\frac{E_1}{\tau_1}, \\ \dot{i}_{qd} = \frac{\bar{i}_q - i_{qd}}{\tau_2} = -\frac{E_2}{\tau_2}. \end{cases} \quad (34)$$

基于式(11)、(15)和(34),求式(32)的时间导数

$$\begin{cases} \dot{E}_1 = -\frac{E_1}{\tau_1} - \dot{v}, \\ \dot{E}_2 = -\frac{E_2}{\tau_2} - \dot{i}_q. \end{cases} \quad (35)$$

再次,存在非负连续函数  $B_1$  和  $B_2$ , 使得

$$\begin{cases} \dot{E}_1 \leq -\frac{E_1}{\tau_1} + B_1(e_1, e_2, E_1, d^*, \dot{d}^*, \ddot{d}^*), \\ \dot{E}_2 \leq -\frac{E_2}{\tau_2} + B_2(e_1, e_2, S_q, E_2, d^*, \dot{d}^*, \ddot{d}^*). \end{cases} \quad (36)$$

考虑如下紧集:

$$\begin{cases} \Omega_1 = \{(d^*, \dot{d}^*, \ddot{d}^*) : d^{*2} + \dot{d}^{*2} + \ddot{d}^{*2} \leq N_1\}, \\ \Omega_2 = \left\{ \sum_{i=1}^2 e_i^2 + S_q^2 + S_d^2 + \sum_{i=1}^2 E_i^2 + \tilde{D}^2 + \sum_{i=1}^2 \frac{\tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i}{\eta_i} + \sum_{i=1}^2 \frac{\tilde{\varepsilon}_i^2}{\beta_i} \leq 2N_2 \right\}, \end{cases} \quad (37)$$

其中  $N_1$  和  $N_2$  为任意大的数. 因为  $\Omega_1 \times \Omega_2$  仍是一个紧集,所以连续函数  $B_1$  和  $B_2$  在其上有最大值  $M_1$  和  $M_2$ .

最后,选取Lyapunov函数

$$V_1 = \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^2 e_i^2 + S_q^2 + S_d^2 + \sum_{i=1}^2 E_i^2 + \tilde{D}^2 + \right.$$

$$\left. \sum_{i=1}^2 \frac{\tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i}{\eta_i} + \sum_{i=1}^2 \frac{\tilde{\varepsilon}_i^2}{\beta_i} \right). \quad (38)$$

求式(38)的时间导数,有

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & \sum_{i=1}^2 e_i \dot{e}_i + S_q \dot{S}_q + S_d \dot{S}_d + \sum_{i=1}^2 E_i \dot{E}_i + \\ & \tilde{D} \dot{\tilde{D}} - \sum_{i=1}^2 \frac{\tilde{\mathbf{W}}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_i}{\eta_i} - \sum_{i=1}^2 \frac{\tilde{\varepsilon}_i \dot{\tilde{\varepsilon}}_i}{\beta_i} \leq \\ & -k_1 e_1^2 + |e_1| |e_2| + |e_1| |E_1| + |e_2| |\tilde{D}| - k_2 e_2^2 + \\ & \frac{K_f}{M} (|e_2| |e_q| + |e_2| |E_2|) + \tilde{D} (a - g \tilde{D}) + \\ & S_q (-a_1 \text{sig}^{b_1}(S_q) - a_2 \text{sig}^{b_2}(S_q) - a_3 S_q + \\ & \tilde{\mathbf{W}}_1^T \mathbf{h}_1(\mathbf{x}_1) - \hat{\varepsilon}_1 \text{sign}(S_q) + \Delta_1) + \\ & S_d (-a_4 \text{sig}^{b_3}(S_d) - a_5 \text{sig}^{b_4}(S_d) - a_6 S_d + \\ & \tilde{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{h}_2(\mathbf{x}_2) - \hat{\varepsilon}_2 \text{sign}(S_d) + \Delta_2) + \\ & \sum_{i=1}^2 \left( -\frac{E_i^2}{\tau_i} + |B_i| |E_i| \right) - \sum_{i=1}^2 \frac{\tilde{\mathbf{W}}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_i}{\eta_i} - \sum_{i=1}^2 \frac{\tilde{\varepsilon}_i \dot{\tilde{\varepsilon}}_i}{\beta_i}. \end{aligned} \quad (39)$$

根据Young不等式  $2xy \leq x^2 + y^2$ , 有

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & (1 - k_1) e_1^2 + \left( 1 - k_2 + \frac{K_f}{M} \right) e_2^2 - a_3 S_q^2 - \\ & a_6 S_d^2 + \left( \frac{1}{2} - g \right) \tilde{D}^2 + a \tilde{D} + \frac{K_f}{2M} e_q^2 + 1 + \\ & \left( \frac{1}{2} - \frac{1}{\tau_1} + \frac{B_1^2}{2} \right) E_1^2 + \left( \frac{K_f}{2M} - \frac{1}{\tau_2} + \frac{B_2^2}{2} \right) E_2^2 + \\ & \sum_{i=1}^2 \gamma_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_i + \sum_{i=1}^2 \sigma_i \tilde{\varepsilon}_i \dot{\tilde{\varepsilon}}_i - S_q a_1 \text{sig}^{b_1}(S_q) - \\ & S_d a_2 \text{sig}^{b_2}(S_q) - S_d a_4 \text{sig}^{b_3}(S_d) - S_d a_5 \text{sig}^{b_4}(S_d). \end{aligned} \quad (40)$$

由  $2\tilde{\mathbf{W}}_1^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_1 \leq -\tilde{\mathbf{W}}_1^T \tilde{\mathbf{W}}_1 + \mathbf{W}_1^{*T} \mathbf{W}_1^*$  和  $2\tilde{\varepsilon}_1 \dot{\tilde{\varepsilon}}_1 \leq -\tilde{\varepsilon}_1^2 + \varepsilon_1^2$ , 得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & (1 - k_1) e_1^2 + \left( 1 - k_2 + \frac{K_f}{M} \right) e_2^2 + \left( \frac{1}{2} - g \right) \tilde{D}^2 + \\ & \left( \frac{1}{2} - \frac{1}{\tau_1} + \frac{B_1^2}{2} \right) E_1^2 + \left( \frac{K_f}{2M} - \frac{1}{\tau_2} + \frac{B_2^2}{2} \right) E_2^2 - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \gamma_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \gamma_i \mathbf{W}_i^{*T} \mathbf{W}_i^* + \frac{K_f}{2M} e_q^2 - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \sigma_i \tilde{\varepsilon}_i^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \sigma_i \varepsilon_i^2 + a \tilde{D} - a_3 S_q^2 - \\ & a_6 S_d^2 + 1 - S_q a_1 \text{sig}^{b_1}(S_q) - S_q a_2 \text{sig}^{b_2}(S_q) - \\ & S_d a_4 \text{sig}^{b_3}(S_d) - S_d a_5 \text{sig}^{b_4}(S_d). \end{aligned} \quad (41)$$

若选取的控制参数满足

$$\begin{aligned} \frac{\gamma_i \eta_i}{2} &\geq \lambda_1, \frac{\beta_i \sigma_i}{2} \geq \lambda_1, a_3 \geq \lambda_1, a_6 \geq \lambda_1, \\ k_1 &\geq 1 + \lambda_1, k_2 \geq 1 + \frac{K_f}{M} + \lambda_1, g \geq \frac{1}{2} + \lambda_1, \\ \frac{1}{\tau_1} &\geq \frac{1}{2} + \frac{M_1^2}{2} + \lambda_1, \frac{1}{\tau_2} \geq \frac{K_f}{2M} + \frac{M_2^2}{2} + \lambda_1, \\ C_1 &= \\ a\tilde{D} &+ \frac{K_f}{2M} e_q^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \gamma_i W_i^{*T} W_i^* + \\ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 &\sigma_i \varepsilon_i^2 - S_q a_1 \text{sig}^{b_1}(S_q) - S_q a_2 \text{sig}^{b_2}(S_q) - \\ S_d a_4 \text{sig}^{b_3}(S_d) &- S_d a_5 \text{sig}^{b_4}(S_d) + 1, \end{aligned}$$

其中  $\lambda_1 \in \mathbf{R}^+$ , 则有

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &\leq -\lambda_1 e_1^2 - \lambda_1 e_2^2 - \lambda_1 S_q^2 - \lambda_1 S_d^2 - \sum_{i=1}^2 \lambda_1 E_i^2 - \\ \lambda_1 \tilde{D}^2 &- \sum_{i=1}^2 \frac{\lambda_1 \tilde{W}_i^T \tilde{W}_i}{\eta_i} - \sum_{i=1}^2 \frac{\lambda_1 \varepsilon_i^2}{\beta_i} + \\ \sum_{i=1}^2 &\left( \frac{B_i^2}{2} - \frac{M_i^2}{2} \right) E_i^2 + C_1 = \\ -2\lambda_1 V_1 &+ \sum_{i=1}^2 \left( \frac{B_i^2}{2M_i^2} - \frac{1}{2} \right) E_i^2 M_i^2 + C_1. \quad (42) \end{aligned}$$

取  $\lambda_1 \geq C_1/2N_2$ , 当  $V_1 = N_2$  时, 由  $B_i \leq M_i$  可得

$$\dot{V}_1 \leq -2\lambda_1 N_2 + C_1 \leq 0. \quad (43)$$

在  $V_1(0) \leq N_2$  条件下可进一步得出

$$\dot{V}_1 \leq -2\lambda_1 V_1 + C_1. \quad (44)$$

对式(44)进行求解, 可有

$$V_1 \leq \frac{C_1}{2\lambda_1} + \left( V_1(0) - \frac{C_1}{2\lambda_1} \right) e^{-2\lambda_1 t}, \quad (45)$$

即 PMLSM 位移系统在所设计控制器的作用下是有界且稳定的。

基于式(38)和(45), 可进一步得出

$$|e_1| \leq \sqrt{\frac{C_1}{\lambda_1} + 2 \left( V_1(0) - \frac{C_1}{2\lambda_1} \right) e^{-2\lambda_1 t}}. \quad (46)$$

当时间  $t \rightarrow \infty$  时, 由式(46)可有

$$|e_1|_{t \rightarrow \infty} \leq \sqrt{C_1/\lambda_1}. \quad (47)$$

即 PMLSM 位移跟踪误差  $e_1$  能够指数收敛到一个有界区域, 并且可通过调节  $a_1 \sim a_6$ 、 $b_1 \sim b_4$ 、 $\tau_1$  和  $\tau_2$  等参数使跟踪误差  $e_1$  任意小。

### 5 仿真研究

将本文所提出的基于人工鱼群-蛙跳混合算法优化的动态面反步滑模控制方法, 与基于经验法整定的动态面反步滑模控制方法, 以及文献[12]所提出的反步控制方法进行仿真对比研究。

PMLSM的参数主要有:  $M = 8 \text{ kg}$ ,  $B = 1.2 \text{ N} \cdot \text{s/m}$ ,  $K_f = 50.7 \text{ N/A}$ ,  $p = 36 \text{ mm}$ ,  $R = 2.1 \Omega$ ,  $L = 41.4 \text{ mH}$ ,  $\psi_f = 0.09 \text{ Wb}$ . 对于系统(1)中的负载项  $F$ , 假设端部效应力的表达式为  $F_{\text{ef}} = 5 \cos(2\pi d/p)$ , 摩擦力的表达式为  $F_{\text{fric}} = [1 + 2e^{-(v/0.01)^2}] \text{sign}(v)$ . 另外, 对于不确定项  $\kappa_i$  和  $D$ , 假定 PMLSM 在实际运行中存在参数摄动、负载扰动和未建模动态, 即:  $B$  发生摄动变为  $1.1B$ ,  $K_f$  发生摄动变为  $1.1K_f$ ,  $R$  发生摄动变为  $1.1R$ ; 负载扰动为  $0.1F \sin(2\pi t)$ ; 未建模动态为  $0.1L \sin(4\pi t)$ .

本文所提出的控制方法的主要参数取为:  $g = 100$ ;  $k_3 = 2200$ ,  $k_4 = 10$ ,  $a_1 = 10$ ,  $a_2 = 100$ ,  $a_3 = 1$ ,  $a_4 = 100$ ,  $a_5 = 15$ ,  $a_6 = 1$ ,  $b_1 = 2$ ,  $b_2 = 0.01$ ,  $b_3 = 3$ ,  $b_4 = 0.5$ ,  $\tau_1 = 0.001$ ,  $\tau_2 = 0.0002$ ;  $\beta_1 = \beta_2 = 1$ ,  $\sigma_1 = 800$ ,  $\sigma_2 = 500$ ,  $\gamma_1 = 0.02$ ,  $\gamma_2 = 0.03$ ,  $\eta_1 = 3000$ ,  $\eta_2 = 8000$ .

图2为在3种控制方法作用下的位移跟踪曲线, 位移信号给定为正弦信号. 可以看出: 本文控制方法与其他两种控制方法相比, 其动态响应速度较快、稳态精度较高、抗干扰能力较强。

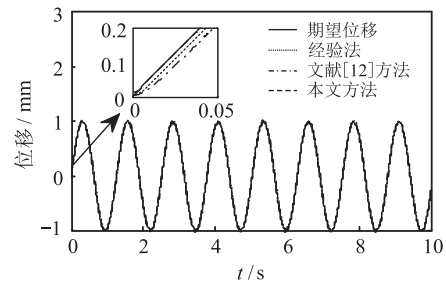
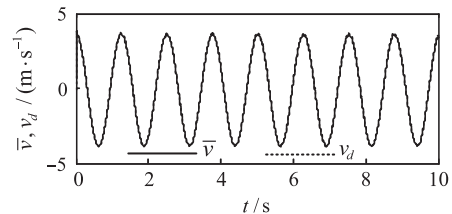
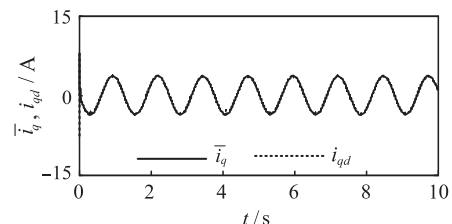


图2 位移跟踪对比曲线

图3为低通滤波器的输入输出曲线, 可以看出: 所设计的低通滤波器对虚拟控制量  $\bar{v}$ 、 $\bar{i}_q$  进行了有效的估计, 从而避免了常规反步法存在的“微分爆炸”



(a) 滤波器1的输入输出曲线



(b) 滤波器2的输入输出曲线

图3 低通滤波器的输入输出曲线



问题,减少了控制器的计算量,优化了控制器的结构。

图4为不确定项观测估计值曲线,可以看出:所构造的NDO和ELM神经网络对系统的非匹配不确定项 $D$ 、匹配不确定项 $\kappa_i$ 进行了有效的观测估计,进而削弱了不确定项对系统跟踪性能的影响,提高了系统的跟踪控制精度。

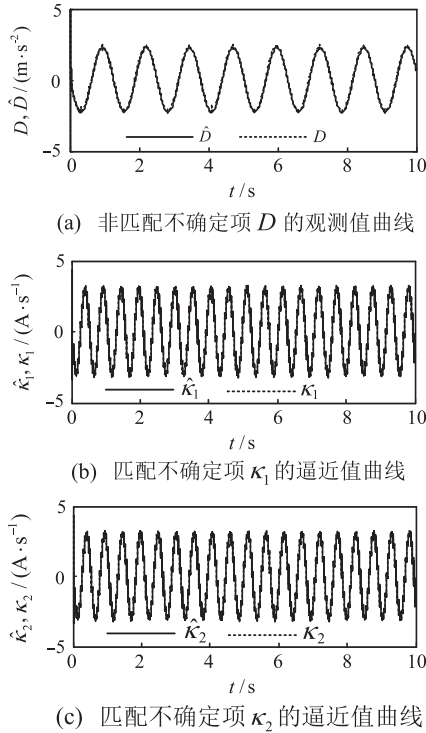


图4 不确定项观测估计值曲线

## 6 结论

本文对存在匹配/非匹配不确定项的PMLSM位移跟踪控制问题进行了研究. 首先,通过构造NDO对系统模型中的非匹配不确定项进行了有效的动态观测,将反步控制、动态面控制与滑模控制相结合完成了PMLSM位移跟踪控制器的设计,在提高系统抗干扰能力的同时,避免了常规反步控制中存在的“微分爆炸”问题;其次,采用ELM神经网络对模型中的匹配不确定项进行了逼近估计,削弱了不确定项对系统跟踪性能的影响;再次,采用人工鱼群-蛙跳混合算法对所设计控制器中的主要参数进行优化设计,有效提高了系统的收敛速度和稳定精度;最后,将本文所提出的控制方法与反步控制等方法进行了仿真对比研究. 仿真结果表明:本文方法实现了PMLSM较高精度的位移跟踪控制,并具有较强的抗干扰能力和较快的响应速度。

## 参考文献(References)

[1] Yahiaoui M, Kechich A, Bouserhane I K. Design and development of permanent magnet linear synchronous motor[J]. Indian Journal of Science & Technology, 2017,

- 10(27): 1-4.
- [2] Cho K, Kim J, Choi S B, et al. A high-precision motion control based on a periodic adaptive disturbance observer in a PMLSM[J]. Transactions on Mechatronics, 2015, 20(5): 2158-2167.
- [3] Liu S Y, Liu Y C, Wang N. Nonlinear disturbance observer-based back-stepping finite-time sliding mode tracking control of underwater vehicles with system uncertainties and external disturbances[J]. Nonlinear Dynamic, 2017, 88(1): 465-476.
- [4] Bu D X, Sun W, Yu H S. Adaptive robust control based on RBF neural networks for duct cleaning robot[J]. International Journal of Control, 2015, 13(2): 475-487.
- [5] Rong H J, Zhao G S. Direct adaptive neural control of nonlinear systems with extreme learning machine[J]. Neural Computing and Applications, 2013, 22(3): 577-586.
- [6] Han Y X, Yu J D, Liu Z, et al. Command filter-based adaptive neural control for permanent magnet synchronous motor stochastic nonlinear systems with input saturation[J]. International Journal of Modelling, Identification and Control, 2018, 30(1): 38-47.
- [7] Wang L P, Zhuang H G, Liu X C, et al. Back-stepping controller based on sliding mode variable structure for speed control of SPMSM with extended state observer[J]. Control and Decision, 2011, 26(4): 553-557.
- [8] Geng C, Wang F H, Su L, et al. Parameter identification of Jiles-Atherton model for transformer based on hybrid artificial fish swarm and shuffled frog leaping algorithm[J]. Proceedings of CSEE, 2015, 35(18): 4799-4804.
- [9] Li Z J, Su C Y, Wang L Y. Nonlinear disturbance observer-based control design for a robotic exoskeleton incorporating fuzzy approximation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(9): 5763-5775.
- [10] Si W J, Dong X D, Yang F F. Adaptive neural dynamic surface control for stochastic nonlinear time-delay systems with input and output constraints[J]. Asian Journal of Control, 2018, 20(2): 780-789.
- [11] Chen C S, Lin W S. Self-adaptive interval type-2 neural fuzzy network control for PMLSM drives[J]. Expert System with Applications, 2011, 38(12): 14679-14689.
- [12] Chen S T, Yong N C, Yen Y C. Backstepping direct thrust force control for sensorless PMLSM drive[J]. IET Electric Power Applications, 2019, 13(3): 322-331.

## 作者简介

刘乐(1985—),男,副教授,博士,从事多变量系统解耦控制、非线性控制理论的研究, E-mail: leliu@ysu.edu.cn;

宋红姣(1994—),女,硕士生,从事永磁直线同步电机位移跟踪控制的研究, E-mail: 815647166@qq.com;

方一鸣(1965—),男,教授,博士生导师,从事复杂系统的建模仿真与控制、自适应鲁棒控制理论与应用、冶金自动化等研究, E-mail: fyiming@ysu.edu.cn;

蔡满军(1957—),男,教授,博士,从事自动控制系统设计、电机高性能控制等研究, E-mail: infobase1@126.com.

(责任编辑:李君玲)