

基于神经网络观测器的反推终端滑模位置控制

付东学, 赵希梅[†]

(沈阳工业大学 电气工程学院, 辽宁 沈阳 110870)

摘要: 为了提高永磁直线同步电机(PMLSM)的位置跟踪精度, 本文提出了一种基于神经网络自适应观测器的反推终端滑模控制(TSMC)方法. 首先, 建立PMLSM的动力学模型. 然后, 利用RBF神经网络的万能逼近特性去逼近系统中不确定性, 并将逼近后的输出信号输入给自适应观测器进行跟踪目标位置和速度的估计, 补偿由不确定性所导致的跟踪误差, 进而获得高精度的跟踪性能. 同时反推TSMC方法能够保证系统状态在有限时间内收敛, 有效改善了系统响应速度和鲁棒性能. 此外, 设计出一种新型饱和函数来改善系统抖振, 并利用Lyapunov稳定性定理进行了闭环系统稳定性分析. 最后, 通过空载和负载实验证实了该控制方案的有效性.

关键词: 永磁直线同步电机; 神经网络; 终端滑模控制; 观测器; 抖振

引用格式: 付东学, 赵希梅. 基于神经网络观测器的反推终端滑模位置控制. 控制理论与应用, 2023, 40(1): 132 – 138

DOI: 10.7641/CTA.2022.11227

Backstepping terminal sliding mode position control based on neural network observer

FU Dong-xue, ZHAO Xi-mei[†]

(School of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang Liaoning 110870, China)

Abstract: In this paper, a backstepping terminal sliding mode control (TSMC) method based on neural network adaptive observer is designed to promote the position tracking accuracy of permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM). First, the dynamics model of PMLSM is established. Then, the generalized approximation property of RBF neural network is used to approximate the system uncertainty, and the approximated output signal is fed to the adaptive observer for tracking target position and velocity estimation to compensate the tracking error caused by the uncertainty, and then obtain the high accuracy tracking performance. The backstepping TSMC method also ensures that the system state converges in finite time, which effectively develops the response speed and robustness. In addition, a new saturation function is designed to weaken chattering, and Lyapunov theorem is used to ensure the stability of the closed-loop system. Finally, the effectiveness of the control scheme is verified through no-load and load experiments.

Key words: permanent magnet linear synchronous motor; neural network; terminal sliding mode control; observer; chattering

Citation: FU Dongxue, ZHAO Ximei. Backstepping terminal sliding mode position control based on neural network observer. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(1): 132 – 138

1 引言

目前, 为满足高速度、高精度以及抗干扰能力强的工业加工要求, 采用永磁直线同步电机 (permanent magnet linear synchronous motor, PMLSM) 直接进给驱动方式来获得高精度定位正逐渐成为一种主流加工趋势^[1]. PMLSM采用直驱结构代替了传统中间丝杠传动方式, 这不仅简化了系统结构, 而且还降低了能源损耗. 然而, 执行结构的精简化势必会导致各种

非线性不确定因素直接作用到执行电机上, 这会直接影响到定位系统的控制性能, 从而对PMLSM的控制算法提出了更高的要求^[2-3]. 因此, 高精度控制系统的设计是保证高精度平台控制精度的关键所在.

滑模控制(sliding mode control, SMC)长期以来备受人们的青睐, 但SMC也存在一些缺陷^[4]: 1) 它采用的是线性滑模面, 系统只能渐近收敛; 2) 不连续的控制输入会产生较大的抖振现象; 3) 对于较大的外部扰

收稿日期: 2021-12-15; 录用日期: 2022-05-26.

[†]通信作者. E-mail: zhaoxm_sut@163.com.

本文责任编辑: 夏元清.

辽宁省自然科学基金计划重点项目(20170540677)资助.

Supported by the Key Project of the Natural Science Foundation of Liaoning Province (20170540677).

动和不确定性, 必须依靠较大的控制增益, 而这些控制增益是基于扰动和不确定性上界有关的先验知识来确定的, 在实际中这些扰动和不确定性由于太过复杂而常常无法精确测量^[5].

通过在滑模面中引入非线性函数, 设计出的终端滑模控制 (terminal sliding mode control, TSMC) 能够使系统状态在有限时间内收敛到零^[6]. 文献[7]将SMC与反推技术相结合, 该方案能够获得快速、准确地跟踪响应, 由于系统扰动的上界是已知的, 那么超过一定范围后, 系统的稳定性将难以保证. 文献[8]提出一种自适应二阶TSMC方法, 用自适应控制来处理预先未知的上界信息, 抖振实现削弱, 但控制律中切换函数的不连续性仍会影响系统的跟踪性能. 文献[9]提出一种基于神经网络的TSMC方法, 利用径向基神经网络去估计系统中的不确定性, 进而实现目标姿态的快速跟踪控制. 虽然该方法能够满足系统的跟踪性能, 但一定程度上尚不能满足高精度控制系统的精度要求. 文献[10]利用一种二阶滑模观测器来补偿系统整体不确定性和扰动, 该方法虽有效抑制了推力波动, 但是运算比较复杂. 文献[11]提出了一种基于干扰观测器的自适应PID控制器, 非线性干扰控制器用于干扰估计, 并在控制器中进行补偿, 该算法无需控制经验要求, 但是对系统精确的数学模型要求较高. 文献[12]设计了一种自适应观测器的预测电流控制方法, 通过自适应观测器去估计电机的速度, 降低了成本和提高了电流的跟踪性能, 但是自适应观测器的参考模型过于依赖电机的实际模型.

为此, 本文设计了一种基于神经网络自适应观测器的反推TSMC方法. 将神经网络和自适应观测器相结合来实现未知不确定性及位置和速度的估计, 进而补偿不确定性引起的动态性能误差. 此外, 采用反推TSMC来改善系统的鲁棒性和动态响应, 使其获得良好的过渡过程及品质指标. 最后, 通过空载和负载实验进一步证实了该方法的有效性.

2 PMLSM伺服系统的数学模型

PMLSM采用d-q轴电流控制, 则电磁推力 F_e 为

$$F_e = \frac{3\pi p_n}{2\tau} [\psi_{PM} - (L_q - L_d)i_d]i_q, \quad (1)$$

其中: p_n 是极对数; τ 是极距; i_d, i_q 是电流; L_d, L_q 是电感; ψ_{PM} 是基波磁链.

根据磁场定向原理, 取 $i_d^* = 0$, 为了设计方便, $L_d = L_q = L$, 电磁推力可简化为

$$F_e = \frac{3\pi p_n}{2\tau} \psi_{PM} i_q = K_f i_q, \quad (2)$$

$$K_f = \frac{3\pi p_n}{2\tau} \psi_{PM}, \quad (3)$$

其中 K_f 为电磁推力常数.

PMLSM的机械运动方程为

$$M\ddot{d} + B\dot{d} + F = F_e, \quad (4)$$

其中: M 是动子及施加负载的总质量, B 是粘滞摩擦系数, $\dot{d}$ 和 $\ddot{d}$ 分别为速度和加速度, F 为非线性扰动, 包括摩擦力、负载扰动等因素.

不考虑扰动 F 时, 动态方程为

$$\ddot{d} = -\frac{B}{M}\dot{d} + \frac{K_f}{M}i_q = A_n\dot{d} + B_nu, \quad (5)$$

其中: d 为实际位置输出, $A_n = -B/M$, $B_n = K_f/M$, $u = i_q$.

考虑扰动 F 时, 动态方程为

$$\begin{aligned} \ddot{d} = & (A_n + \Delta A)\dot{d} + (B_n + \Delta B)u + (C_n + \Delta C)F = \\ & A_n\dot{d} + B_nu + D, \end{aligned} \quad (6)$$

$$D = \Delta A\dot{d} + \Delta Bu + (C_n + \Delta C)F, \quad (7)$$

其中: $C_n = -1/M$; $\Delta A, \Delta B$ 和 ΔC 是参数变化的不确定量; D 是不确定性总和.

3 伺服系统控制器设计

3.1 神经网络自适应观测器

PMLSM是一个非线性控制对象, 本身存在众多不确定性变化, 这些变化是非线性的且难以通过测量直接获取, 导致无法建立精确的系统模型, 因此就会影响控制系统的动态性能指标. 为此, 本文设计了一种RBF神经网络自适应观测器去估计期望跟踪位置和速度, 来提高PMLSM位置运动轨迹跟踪性能和鲁棒性能.

系统的运动速度为

$$\dot{d} = v, \quad (8)$$

其中: d 是实际位置输出, v 是实际速度输出. 此时, 将式(8)代入式(6)得

$$\dot{v} = H + B_nu, \quad (9)$$

其中 $H = A_nv + D$. 定义 H 的逼近函数为

$$H = W_0^{*T} h_0 + \varepsilon_0^*, \quad \|\varepsilon_0^*\| \leq \varepsilon_{0N}, \quad (10)$$

其中: W_0^{*T} 是最优权矩阵, 高斯径向基函数 $h_0 = \exp(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2b_i^2})$, $i = 1, 2, \dots, m$, c_i 是中心, b_i 是神经元的宽度, ε_0^* 和 ε_{0N} 分别是逼近误差和逼近误差上限. 利用RBF神经网络自适应观测器去估计 d 和 v , 得到估计值 $\hat{d}$ 和 $\hat{v}$, $\tilde{d} = d - \hat{d}$ 和 $\tilde{v} = v - \hat{v}$ 是估计误差.

式(10)的逼近函数为

$$\hat{H} = \hat{W}_0^T \hat{h}_0. \quad (11)$$

自适应观测器定义为

$$\dot{\hat{d}} = \hat{v} + \Lambda_1 \tilde{d}, \quad (12)$$

$$\dot{\hat{v}} = \hat{W}_0^T \hat{h}_0 + B_n u + A_2 \tilde{d} + A_3 \dot{\tilde{d}}, \quad (13)$$

其中 A_1, A_2 和 A_3 都是正常数.

$$\dot{\tilde{d}} = \tilde{v} - A_1 \tilde{d}, \quad (14)$$

$$\dot{\tilde{v}} = \dot{v} - \dot{\hat{v}}, \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{v}} = & W_0^{*T} h_0 - W_0^{*T} \hat{h}_0 + W_0^{*T} \hat{h}_0 - \\ & \hat{W}_0^T \hat{h}_0 + \varepsilon_0^* - A_2 \tilde{d} - A_3 \dot{\tilde{d}}, \end{aligned} \quad (16)$$

$$\dot{\tilde{v}} = W_0^{*T} \tilde{h}_0 + \tilde{W}_0^T \hat{h}_0 + \varepsilon_0^* - A_2 \tilde{d} - A_3 \dot{\tilde{d}}. \quad (17)$$

将式(14)代入式(17)得

$$\dot{\tilde{v}} = W_0^{*T} \tilde{h}_0 + \tilde{W}_0^T h_0 + \varepsilon_0^* - A_3 \tilde{v}, \quad (18)$$

其中: $\tilde{h}_0 = h_0 - \hat{h}_0$, $\tilde{W}_0 = W_0^* - \hat{W}_0$, $A_2 = A_1 A_3$, $\tilde{v} = \dot{\tilde{d}}$.

观测器估计自适应律为

$$\dot{\hat{W}}_0 = -\dot{\tilde{W}}_0 = B_0 \hat{h}_0 \tilde{v}^T, \quad (19)$$

那么, 估计误差 $\tilde{d}$ 和 $\tilde{v}$ 将能够渐近收敛到零.

为了证明稳定性, 构造观测器的Lyapunov函数

$$V_1 = \frac{1}{2} \tilde{v}^T \tilde{v} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_0^T B_0^{-1} \tilde{W}_0). \quad (20)$$

对 V_1 两边进行求导, 得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & \tilde{v}^T (W_0^{*T} \tilde{h} - B_n u + \varepsilon_0^*) - A_3 \tilde{v}^T \tilde{v} + \\ & \text{tr}[\tilde{W}_0^T (B_0^{-1} \dot{\tilde{W}}_0 + \hat{h} \tilde{v}^T)], \end{aligned} \quad (21)$$

$$\dot{V}_1 \leq -A_3 \tilde{v}^T \tilde{v} + \|\tilde{v}\| \beta_0, \quad (22)$$

其中 β_0 是 $\|W_0^{*T} \tilde{h} - B_n u + \varepsilon_0^*\|$ 的上界. 为满足有限有界稳定性准则, $\|\tilde{v}\| \beta_0$ 应满足 $\|\tilde{v}\| \beta_0 \leq \frac{1}{2}(\|\tilde{v}\|^2 + \rho \beta_0^2)$, 并将其代入式(22)得

$$\dot{V}_1 \leq -A_3 \tilde{v}^T \tilde{v} + \frac{1}{2}(\|\tilde{v}\|^2 + \rho \beta_0^2). \quad (23)$$

从 $t = 0$ 到 T , 对式(23)两边积分得

$$\begin{aligned} V_1(T) - V_1(0) \leq & -(A_3 - \frac{1}{2}) \int_0^T \|\tilde{v}\|^2 dt + \\ & \frac{1}{2} \rho \beta_0^2 \int_0^T \rho dt, \quad \forall A_3 > 2. \end{aligned} \quad (24)$$

由于 $V_1(T) \geq 0$ 和 $\int_0^T \rho dt < \infty$ 恒成立, 所以

$$\begin{aligned} \lim_{T \rightarrow \infty} \sup \frac{1}{T} \int_0^T \|\tilde{v}\|^2 dt \leq \\ \frac{1}{(A_3 - 1)} [V(0) + \frac{1}{2} \rho \beta_0^2 \int_0^\infty \rho dt] \lim_{T \rightarrow \infty} \sup \frac{1}{T} = 0. \end{aligned} \quad (25)$$

当 $t \rightarrow \infty$ 时, $\tilde{v} \rightarrow 0$, 即所提出的神经网络自适应观测器满足稳定性准则, 能保证系统状态渐近收敛到零.

3.2 神经网络自适应观测器反推TSMC

为了精确跟踪期望轨迹, 提高PMLSM控制系统在不同工作条件下的控制性能, 设计了神经网络自适应观测器反推TSMC方法, 其控制框图如图1.

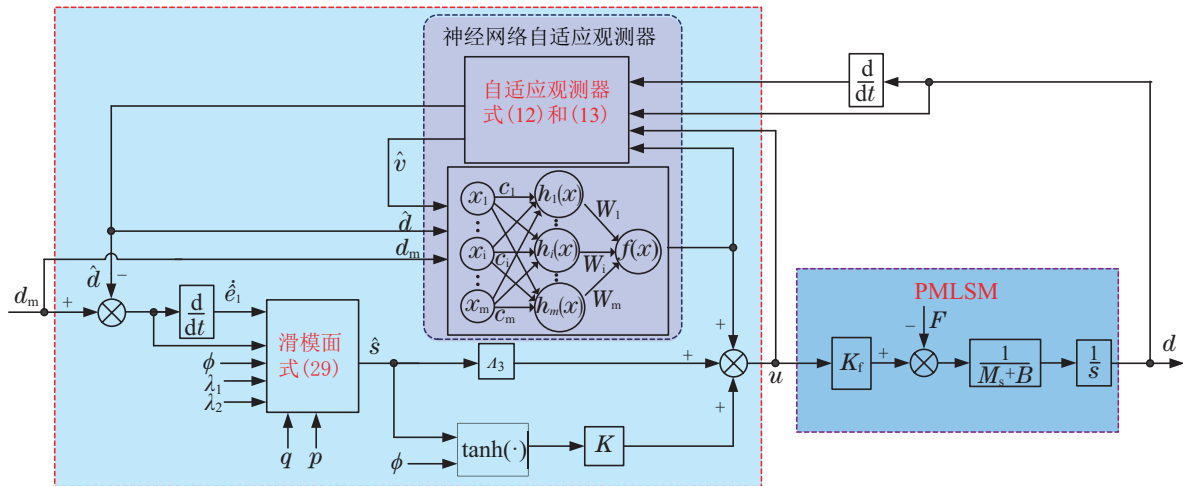


图1 PMLSM控制系统框图

Fig. 1 Block diagram of PMLSM control system

位置跟踪误差为

$$e_1 = d_m - d, \quad (26)$$

其中 d_m 是期望位置.

反推终端滑模面为

$$s = (1 + \lambda_1) e_1 + \frac{1}{\lambda_2} e_1^{\frac{q}{p}} + \dot{e}_1, \quad (27)$$

其中: λ_1, λ_2 是正数; q 和 p ($1 < \frac{q}{p} < 2$)都是正奇数.

位置估计误差为

$$\hat{e}_1 = d_m - \hat{d}. \quad (28)$$

估计滑模面 $\hat{s}$ 为

$$\hat{s} = \frac{(1 + \lambda_1) \hat{e}_1 + \frac{1}{\lambda_2} \hat{e}_1^{\frac{q}{p}} + \dot{\hat{e}}_1}{\phi} = \frac{\dot{d}_r - \dot{d}}{\phi}, \quad (29)$$

$$\dot{d}_r = \dot{d}_m + (1 + \lambda_1) \hat{e}_1 + \frac{1}{\lambda_2} \hat{e}_1^{\frac{q}{p}}, \quad (30)$$

其中 ϕ 是边界层厚度.

将式(29)–(30)代入式(6)中整理得含有系统不确定性的 $f(x)$ 如下:

$$\frac{1}{B_n}\phi\dot{\hat{s}} = \frac{A_n}{B_n}\phi\hat{s} + f(x) - u, \quad (31)$$

$$f(x) = \frac{1}{B_n}\ddot{d}_r - \frac{A_n}{B_n}\dot{d}_r - \frac{D}{B_n}, \quad (32)$$

其中通过对直线伺服系统的动力学推导, 可以将系统中的参数不确定性以及外部扰动统一转化到 $f(x)$ 中, 能否精确获得 $f(x)$ 的值在很大程度上直接决定了伺服控制系统的控制品质. 为了改善系统控制品质, 定义 $f(x)$ 的逼近函数为

$$\hat{f}(\hat{x}) = \hat{W}_c^T h(\hat{x}), \quad \hat{x} = [d_m^T \quad \hat{v}^T \quad \hat{d}^T]^T, \quad (33)$$

其中 $\hat{W}_c$ 是估计的自适应矩阵. 自适应律定义为

$$\dot{\hat{W}}_c = -\dot{\tilde{W}}_c = B_c h(\hat{x}) \hat{s}^T. \quad (34)$$

为改善抖振的控制效果, 本文采用含有边界层的双曲正切函数 $\tanh(\cdot)$ 取代 $\text{sgn}(\cdot)$.

该方法的控制律为

$$u = A_3 \hat{s} + K \tanh\left(\frac{\hat{s}}{\phi}\right) + \hat{W}_c^T h(\hat{x}), \quad (35)$$

其中: K 是控制增益, $\hat{W}_c^T h(\hat{x})$ 是不确定项的逼近函数.

为了证明稳定性, 构造Lyapunov函数如下:

$$V = V_0 + V_c, \quad (36)$$

其中 V_0 和 V_c 分别是观测器和控制器的Lyapunov函数.

$$V_0 = \tilde{v}^T \tilde{v} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_0^T B_0^{-1} \tilde{W}_0), \quad (37)$$

$$V_c = \frac{1}{2} s^T E s + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_c^T B_c^{-1} \tilde{W}_c), \quad (38)$$

其中 $E = \frac{1}{B_n}$ 对 V_c 求导得

$$\dot{V}_c = \frac{1}{2} s^T \dot{E} s + s^T \dot{E} s + \text{tr}(\tilde{W}_c^T B_c^{-1} \dot{\tilde{W}}_c). \quad (39)$$

由于 $s = \hat{s} + \tilde{d} + A_1 \tilde{d} = \hat{s} + \tilde{v}$ 和 $\dot{E} - 2EA_n$ 是一个斜对称矩阵, 则得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_c = & \hat{s}^T [\tilde{W}_c^T \tilde{h}(\hat{x}) + \varepsilon^*] + \tilde{v}^T [\tilde{W}_c^T h(\hat{x}) + \hat{W}_c^T \tilde{h}(\hat{x}) + \\ & \varepsilon^*] - A_3 \hat{s}^T \hat{s} - A_3 \tilde{v}^T \hat{s} - K \hat{s}^T \tanh\left(\frac{\hat{s}}{\phi}\right) + \\ & \text{tr}[\tilde{W}_c^T (B_c^{-1} \dot{\tilde{W}}_c + h(\hat{x}) \hat{s}^T)], \end{aligned} \quad (40)$$

其中 $\varsigma = \tilde{W}_c^T h(\hat{x}) + \hat{W}_c^T \tilde{h}(\hat{x}) + \varepsilon^*$ 且存在一个正常数 ς_0 , 使得 $\|\varsigma\| \leq \varsigma_0$ 和 γ_0 是 $\|\hat{W}_c^T \tilde{h}(\hat{x}) + \varepsilon^*\|$ 的最大值.

$$\dot{V}_c \leq \|\hat{s}\| \gamma_0 + \|\tilde{v}\| \varsigma_0 - A_3 \hat{s}^T \hat{s} - A_3 \tilde{v}^T \hat{s}, \quad (41)$$

其中约束条件如下:

$$\begin{aligned} \|\hat{s}\| \gamma_0 & \leq \frac{1}{2} (\|\hat{s}\|^2 + \rho \gamma_0^2), \\ \|\tilde{v}\| \varsigma_0 & \leq \frac{1}{2} (\|\tilde{v}\|^2 + \rho \varsigma_0^2), \\ -A_3 \tilde{v}^T \hat{s} & \leq \frac{A_3}{2} (\|\tilde{v}\|^2 + \|\hat{s}\|^2). \end{aligned}$$

为满足有界稳定性准则, 将约束项代入式(41)得

$$\begin{aligned} \dot{V}_c \leq & -\left(\frac{A_3}{2} - \frac{1}{2}\right) \|\hat{s}\|^2 + \left(\frac{A_3}{2} + \frac{1}{2}\right) \|\tilde{v}\|^2 + \\ & \frac{1}{2} \rho (\gamma_0^2 + \varsigma_0^2). \end{aligned} \quad (42)$$

对 V_0 求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_0 = & \tilde{v}^T (W_0^{*T} \tilde{h}_0 + \varepsilon_0^*) - A_3 \tilde{v}^T \tilde{v} + \\ & \text{tr}[\tilde{W}_0^T (B_0^{-1} \dot{\tilde{W}}_0 + \hat{h}_0 \tilde{v}^T)], \end{aligned} \quad (43)$$

由 $\|W_0^{*T} \tilde{h}_0 + \varepsilon_0^*\| \leq \beta_0$ 和 $\|\tilde{v}\| \beta_0 \leq \frac{1}{2} (\|\tilde{v}\|^2 + \rho \beta_0^2)$, 则

$$\dot{V}_0 \leq -A_3 \tilde{v}^T \tilde{v} + \frac{1}{2} (\|\tilde{v}\|^2 + \rho \beta_0^2), \quad (44)$$

$$\dot{V} = \dot{V}_0 + \dot{V}_c, \quad (45)$$

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2} (A_3 - 2) \|\tilde{v}\|^2 - \frac{1}{2} (A_3 - 1) \|\hat{s}\|^2 + \\ & \frac{1}{2} \rho (\gamma_0^2 + \varsigma_0^2 + \beta_0^2). \end{aligned} \quad (46)$$

从 $t = 0$ 到 T , 对两边同时积分得

$$\begin{aligned} V(T) - V(0) \leq & -\frac{1}{2} (A_3 - 2) \int_0^T \|\tilde{v}\|^2 dt - \frac{1}{2} (A_3 - 1) \int_0^T \|\hat{s}\|^2 dt + \\ & \frac{1}{2} (\gamma_0^2 + \varsigma_0^2 + \beta_0^2) \int_0^T \rho dt. \end{aligned} \quad (47)$$

由于 $V(T) \geq 0$ 和 $\int_0^\infty \rho dt < \infty$ 成立, 则

$$\begin{aligned} \lim_{T \rightarrow \infty} \sup \frac{1}{T} [(A_3 - 1) \int_0^T \|\hat{s}\|^2 dt + \\ (A_3 - 2) \int_0^T \|\tilde{v}\|^2 dt] \leq \\ 2[V(0) + \frac{1}{2} (\gamma_0^2 + \varsigma_0^2 + \beta_0^2) \int_0^\infty \rho dt] \times \\ \lim_{T \rightarrow \infty} \sup \frac{1}{T} = 0. \end{aligned} \quad (48)$$

由式(47)–(48)可知, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, $\tilde{v} \rightarrow 0$ 和 $\hat{s} \rightarrow 0$, 从而得出 $\tilde{d} \rightarrow 0$ 和 $\tilde{v} \rightarrow 0$. 因此, 提出的神经网络自适应观测器反推TSMC满足稳定性准则.

4 系统实验结果与分析

本实验平台主要由执行机构、检测装置和控制系系统构成. 选用TMS320F28335 DSP芯片作为主控制器, 执行机构PMLSM参数如表1所示, 系统模型框图如图2所示. 图3为PMLSM实验系统图, 依托方法一(反推TSMC)和方法二(神经网络自适应观测器反推TSMC)实验结果验证所设计控制器的控制性能.

方法一控制律 u_1 为

$$u_1 = u_0 + u_s. \tag{49}$$

等效控制律 u_0 为

$$u_0 = \frac{1}{B_n} [\dot{e}_1(1 + \lambda_1) + \frac{q}{\lambda_2 p} e_1^{(\frac{q+p}{p})} \dot{e}_1 + \ddot{d}_m - A_n \dot{d}]. \tag{50}$$

切换控制律 u_s 为

$$u_s = \frac{1}{B_n} [\frac{1}{s}(e_1 e_2 - \frac{1}{\lambda_2} e_1^{(\frac{q+p}{p})}) + k_w \tanh(\frac{s}{\phi})]. \tag{51}$$

表 1 PMLSM的参数

Table 1 Parameters of the PMLSM		
电机参数及符号	单位	参数值
转子质量M	kg	16.4
粘滞摩擦系数B	(N·s)·m ⁻¹	8
电磁推力常数K _f	N/A	50.7
电阻R	Ω	2.1
极距τ	mm	32
d轴电感L _d	mH	41.4
q轴电感L _q	mH	41.4
基波磁链ψ _{PM}	Wb	0.09

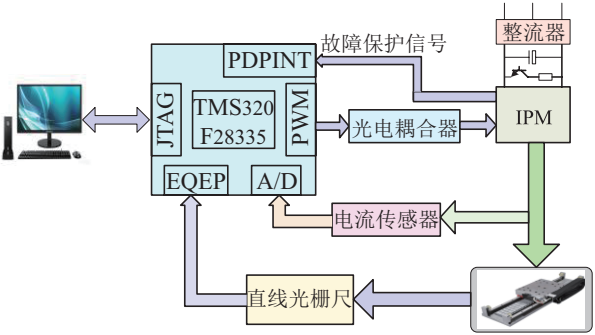


图 2 系统模型框图

Fig. 2 System model block diagram

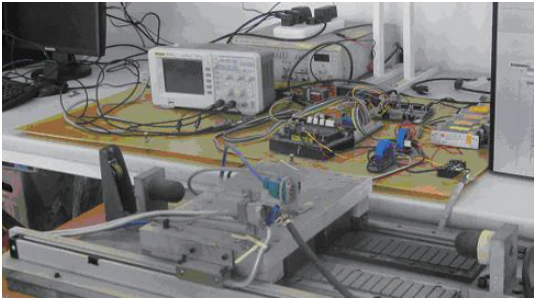


图 3 PMLSM实验系统图

Fig. 3 Photo of PMLSM experimental system

方法一的参数为: $\lambda_1 = 98, \lambda_2 = 100, q = 5, p = 3, k_w = 300, A_n = -0.49, B_n = 3.09, \phi = 0.1$; 方法二的参数为: $\lambda_1 = 98, \lambda_2 = 100, q = 5, p = 3, A_3 = 1, K = 97, \phi = 0.1$. 参数 c_i 和 b_i 的取值分别为 $[-1$

$-0.5 \ 0 \ 0.5 \ 1]$ 和 $[0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5]$. 三层网络的神经元数量分别为3, 5 和1. 为了能够更全面地比较和验证所设计控制方案的有效性, 分别选用阶跃和正弦两种信号作为系统的控制输入进行实验, 然后依据实验来验证系统的跟踪性和鲁棒性.

实验一 图4是阶跃输入的位置控制性能曲线. 由图4(b)知, 在电机启动瞬间, 方法二具有更快地响应速度, 大约0.06 s时就到达了期望轨迹状态. 在0.5 s给系统突加扰动, 方法一的控制曲线开始偏离给定曲线, 随着负载扰动的增大, 该曲线持续偏离. 在1 s时达到最大偏离程度, 直到1.5 s负载扰动突变为零, 该曲线才恢复到期望状态. 而方法二则通过神经网络自适应观测器对系统未知不确定性进行估计补偿, 使得方法二的控制曲线始终接近于给定曲线, 偏离程度极小. 图4(c)是系统位置误差曲线, 实际位置信号经过自适应观测器处理后能够迅速获得位置和速度补偿信息, 从而保证方法二能以更快地速度使位置误差趋近于零, 且在变负载扰动情况下, 位置误差仍能维持在零附近. 综上所述, 方法二在有扰动的状况下依然能确保PMLSM控制系统具有良好动态控制性能, 这充分表明方法二的理论分析与实验验证是一致的.

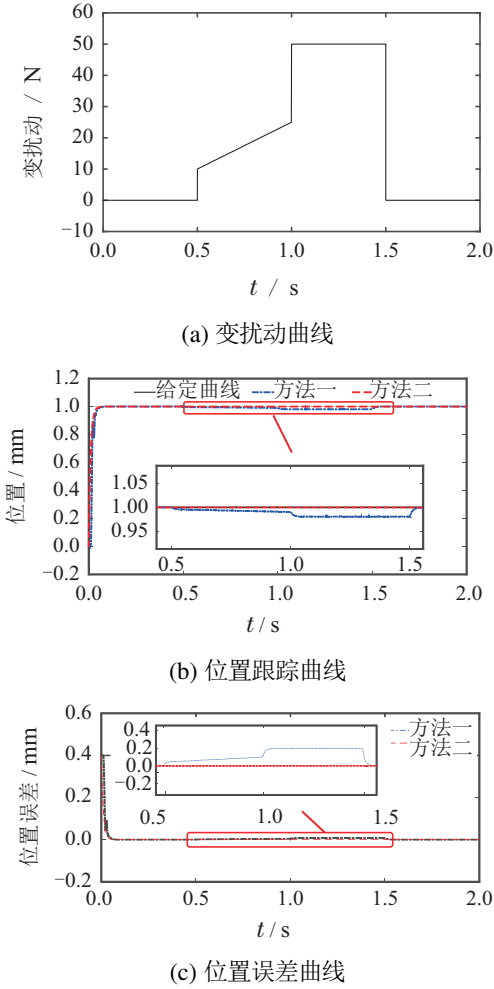


图 4 阶跃输入的位置控制性能曲线

Fig. 4 Position control performance curves of step input

为了全面分析评估系统的控制性能,对系统误差数据进行统计分析.选取均值(Mean)和均方根(root mean square, RMS)两个控制性能指标来对位置跟踪误差进行评估. Mean和RMS与性能指标呈负相关,它们在数值上越小,表明系统对应的控制性能越好.图5是阶跃信号跟踪误差性能指标,易知方法二的Mean和RMS在数值上都比方法一的数值小.因此,在控制性能方面,方法二确实比方法一具有更好的优越性.

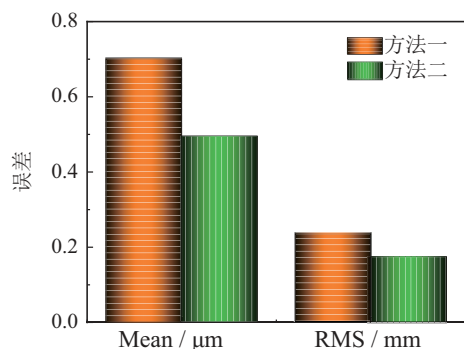
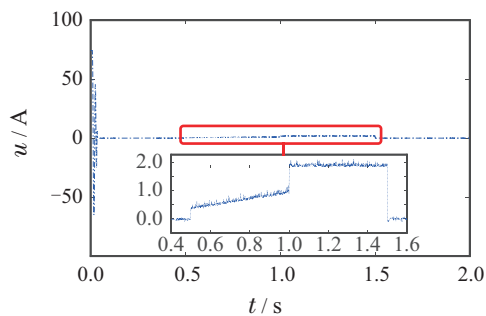


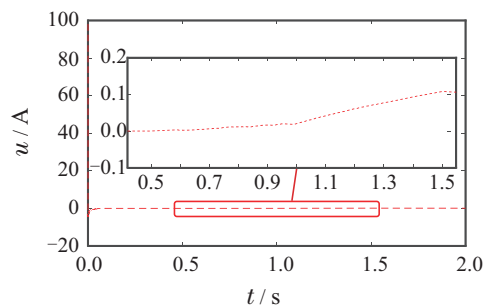
图5 阶跃信号跟踪误差性能指标

Fig. 5 Step signal tracking error performance indices

控制器输出曲线如图6所示.电机启动瞬间,方法一不仅过渡时间较长而且过渡品质也比方法二差.随后,两种方法的控制输出都逐渐趋于稳定状态.当负载扰动出现后,两种控制输出曲线都开始出现不同程度的波动,其中方法一随扰动波动的趋势进行波动,浮动变化大小约为2 A,而方法二只存在微弱波动,浮动变化约为0.1 A,表明方法二能使控制系统具有更强的鲁棒性.



(a) 方法一控制器输出曲线



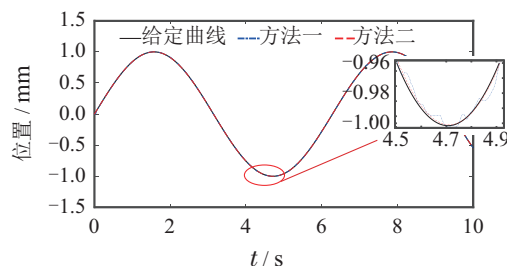
(b) 方法二控制器输出曲线

图6 控制器输出曲线

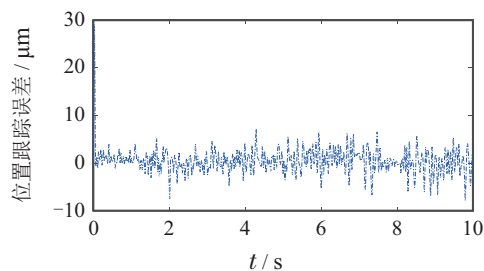
Fig. 6 The output curve of the controllers

实验二 系统输入1 mm正弦信号,其周期为 2π ,

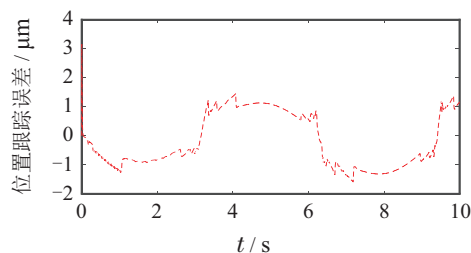
图7为正弦波输入的位置控制性能曲线.在图7(a)中,方法一的位置跟踪曲线波动较大,跟踪性能比方法二差.在启动瞬间,图7(b)中方法一的位置误差达到近30 μm .随后开始在零附近上下波动,最终稳定在4 μm 左右.与此同时,图7(c)中方法二在启动瞬间的位置误差约为方法一的十分之一仅为3 μm ,且其波动范围基本为 $\pm 1 \mu\text{m}$.由图7(b)和7(c)分析获知,采用方法二的控制系统在位置跟踪性能和鲁棒性能方面都比方法一具有显著优势,同时也使理论分析得到了证实.



(a) 位置跟踪曲线



(b) 方法一位置误差曲线



(c) 方法二位置误差曲线

图7 正弦波输入的位置控制性能曲线

Fig. 7 Position control performance curves of sinusoidal input

图8是正弦信号跟踪误差性能指标,方法二的Mean和RMS在数值上约为方法一的50%.此外,两者RMS的明显差距再次验证方法二的控制效果优于方法一.图9知,方法二的控制输出曲线更加平滑,幅值约为方法一的20%,由此可知方法二还能使系统拥有更平滑的控制输入.

为了更直观地说明问题,两组实验控制器输出性能指标如表2所示.由表2知,方法二无论在阶跃信号或正弦信号下,其Mean和RMS值都远小于方法一,表

明方法二在不同输入信号下依然能够保证控制系统的跟踪性能。

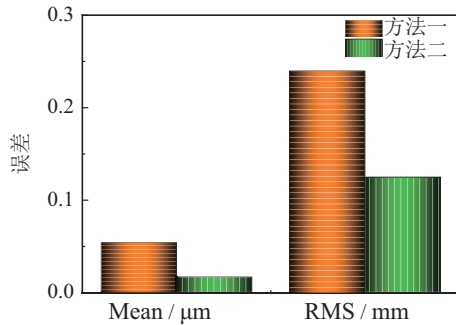
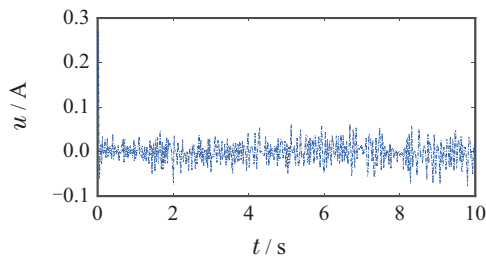
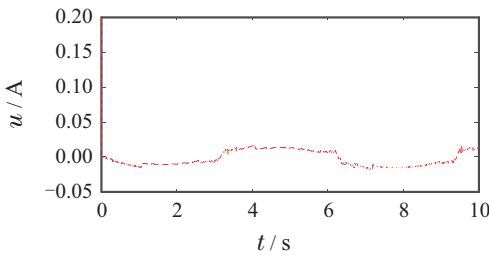


图8 正弦信号跟踪误差性能指标

Fig. 8 Sinusoidal signal tracking error performance indices



(a) 方法一控制器输出曲线



(b) 方法二控制器输出曲线

图9 控制器输出曲线

Fig. 9 The output curve of the controllers

表2 控制器输出性能指标

Table 2 Controller output performance indices

类别	方法一		方法二	
	阶跃	正弦	阶跃	正弦
Mean / A	3.560	0.005	0.086	0.002
RMS / A	16.48	0.024	4.116	0.016

5 结论

为了提高PMLSM伺服系统位置跟踪精度问题, 本文设计了一种神经网络自适应观测器反推TSMC方法, 其主要贡献如下:

1) 将反推控制与TSMC相结合设计出反推TSMC, 增强了系统的鲁棒性. 同时, 该方法解决了普通SMC不能在有限时间内收敛的局限性, 以及TSMC中存在的奇异性问题.

2) 设计出含有边界层的双曲正切饱和函数, 削弱了系统抖振.

3) 利用神经网络来估计伺服控制系统中存在的确定性, 降低了对系统精确建模的要求. 同时, 结合自适应观测器进一步提高了系统的位置跟踪精度.

参考文献:

- [1] WANG M, LI L, PAN D. Detent force compensation for PMLSM systems based on structural design and control method combination. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(11): 6845 – 6854.
- [2] ZHAO Ximei, ZHAO Jiuwei. Complementary sliding mode variable structure control for permanent magnet linear synchronous motor. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(10): 2552 – 2557. (赵希梅, 赵久威. 永磁直线同步电机的互补滑模变结构控制. *中国电机工程学报*, 2015, 35(10): 2552 – 2557.)
- [3] WANG M, YANG R, ZHANG C, et al. Inner loop design for PMLSM drives with thrust ripple compensation and high-performance current control. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(12): 9905 – 9915.
- [4] YANG Q, SAEEDIFARD M, PEREZ A. M. Sliding mode control of the modular multilevel converter. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(2): 887 – 897.
- [5] HUANG J, ZHANG M, RI S, et al. High-order disturbance-observer-based sliding mode control for mobile wheeled inverted pendulum systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(3): 2030 – 2041.
- [6] HOU H, YU X, XU L, et al. Finite-time continuous terminal sliding mode control of servo motor systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(7): 5647 – 5656.
- [7] CHUTIPHON, PUKDEBOON. Adaptive backstepping finite-time sliding mode control of spacecraft attitude tracking. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2015, 26(4): 826 – 839.
- [8] MONDAL S, MAHANTA C. Adaptive second order terminal sliding mode controller for robotic manipulators. *Journal of the Franklin Institute*, 2014, 351(4): 2356 – 2377.
- [9] ZHONG R, XU S. Neural-network-based terminal sliding-mode control for thrust regulation of a tethered space-tug. *Astrodynamics*, 2018, 2(2): 175 – 185.
- [10] YANG R, WANG M, LI L, et al. Integrated uncertainty/disturbance compensation with second-order sliding-mode observer for PMLSM-driven motion stage. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2019, 34(3): 2597 – 2607.
- [11] LIU Yang, YANG Weilin, BI Kaitao, et al. Adaptive PID control of permanent magnet synchronous linear motor based on disturbance observer. *Electric Machines & Control Application*, 2020, 47(4): 18 – 23. (刘扬, 杨伟林, 毕恺韬, 等. 基于干扰观测器的永磁同步直线电机自适应PID控制. *电机与控制应用*, 2020, 47(4): 18 – 23.)
- [12] LI Zheng, AN Jinfeng, XIAO Yu, et al. Design of model predictive control system for permanent magnet synchronous linear motor based on adaptive observer. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(6): 1190 – 1200. (李争, 安金峰, 肖宇, 等. 基于自适应观测器的永磁同步直线电机模型预测控制系统设计. *电工技术学报*, 2021, 36(6): 1190 – 1200.)

作者简介:

付东学 博士研究生, 目前研究方向为电机控制、智能控制,

E-mail: 18629974521@163.com;

赵希梅 博士生导师, 教授, 目前研究方向为电机控制、机器人控制、智能控制等, E-mail: zhaoxm_sut@163.com.