

基于RFLFNN的PMLSM控制系统仿真与实验

刘佳

(国家电网有限公司客户服务中心北方分中心,天津 300309)

摘要:为提高永磁直线同步电动机(PMLSM)位置跟踪性能,采用递归函数链模糊神经网络控制(RFLFNN)方法。RFLFNN结合了函数链神经网络(FLNN)和递归模糊神经网络(RFNN)的优点,利用FLNN实现函数扩展,提高系统的非线性逼近能力并对参数进行辨识;RFNN可实时更新调整神经网络的参数值,估计并抑制不确定性因素的影响。实验结果表明,与RFNN相比,该方法极大地改善了PMLSM伺服系统的位置跟踪性能和鲁棒性能。

关键词:永磁直线同步电动机;位置跟踪;神经网络;不确定性

中图分类号:TM351 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd19751

Simulation and Experiment of PMLSM Control System Based on RFLFNN

LIU Jia

(North Branch of Customer Service Center of State Grid, Tianjin 300309, China)

Abstract: In order to improve the position tracking performance of permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM), the recursive function link fuzzy neural network (RFLFNN) control method was adopted. RFLFNN was combined functional link neural network (FLNN) with recurrent fuzzy neural network (RFNN), FLNN was used to expand functions and improve the non-linear approximation ability of the system and identify parameters. RFLFNN was used to update and adjust the parameters of the neural network in real time to estimate and suppress the influence of uncertainties. The experimental results show that, this method greatly improves the position tracking performance and robust performance of PMLSM servo system compared with RFNN.

Key words: permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM); position tracking; neural network; uncertainties

由于永磁直线同步电机(PMLSM)具有结构简单、体积小及可靠性高的优势,已经广泛应用于许多高速度、高精度的场合,诸如零件制造、微电子、数控机床^[1-2]。但是与同永磁同步电机相比,PMLSM的直接驱动结构使参数变化和外部扰动等时变不确定性问题对系统的影响变得更为严重^[3]。因此,设计高性能、强鲁棒的控制器对提高PMLSM伺服性能十分关键^[4]。

由于不确定性因素存在会对PMLSM伺服系统造成影响,因此抑制不确定性保证系统鲁棒性至关重要。同时,PMLSM伺服系统中不确定性因素的存在使系统难以建立精确的数学模型^[5-6]。为解决此类问题,不依赖于精准模型的神经网络、模糊控制等智能控制方法脱颖而出,其中将模糊控制和神经网络控制相结合的模糊神经网

络控制受到了极大的青睐。文献[7]提出基于模糊神经网络的异步电机DTC控制,无需大量专家经验,具有较强的自适应能力和非线性逼近能力,但是采用弹性BP算法进行网络训练时,忽略了偏导数影响的权值。文献[8]采用自适应模糊神经网络保证了PMLSM的位置跟踪精度,但是该文献中智能控制器的设计方法较为复杂。文献[9]提出基于模糊神经网络的H型平台控制方法,利用SFNN的任意精度逼近非线性系统的能力,使系统获得了较高的控制精度和鲁棒性,但是SFNN中节点较多,增加了网络的复杂度。

为抑制参数变化、外部扰动和摩擦力等不确定性因素对PMLSM伺服系统的影响,提出一种递归函数链模糊神经网络(RFLFNN)控制器。利用RFLFNN强大的非线性估计能力,对系统中不

确定性因素的值进行估计并实时在线调整网络参数。实验结果表明,RFLFNN有效地改善PMLSM伺服系统的位置跟踪性能。

1 数学模型

PMLSM电磁推力方程为

$$F_e = K_f i_q \quad (1)$$

其中

$$K_f = 3\pi p_n \Psi_f / (2\tau)$$

式中: i_q 为 q 轴电流; K_f 为电磁推力系数; Ψ_f 为永磁体磁链; τ 为极距; p_n 为极对数。

PMLSM运动方程为

$$M\dot{v} = F_e - Bv - F_L - F_{fr} \quad (2)$$

其中

$$F_{fr} = F_c \operatorname{sgn}(v) + (F_s - F_c) e^{-(v/v_s)^2} \operatorname{sgn}(v) + K_v v$$

式中: M 为转子质量; v 为速度; B 为粘滞摩擦系数; F_L 为外部扰动; F_{fr} 为摩擦力; F_c 为库伦摩擦; F_s 为静摩擦; v_s 为Stribeck系数; K_v 为摩擦系数。

2 系统设计

为抑制不确定性因素对PMLSM系统的影响,采用将函数链神经网络(functional link neural network, FLNN)和递归模糊神经网络(recurrent fuzzy neural network, RFNN)结合的RFLFNN方法提高系统的控制性能。基于RFLFNN的PMLSM伺服系统结构框图如图1所示。

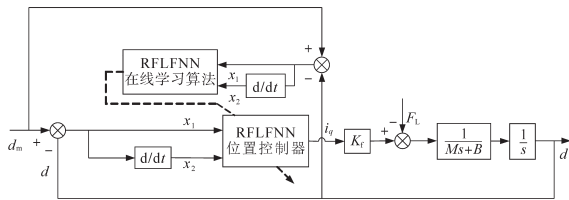


图1 基于RFLFNN的PMLSM伺服系统结构框图

Fig.1 Structure block diagram of PMLSM servo system based on RFLFNN

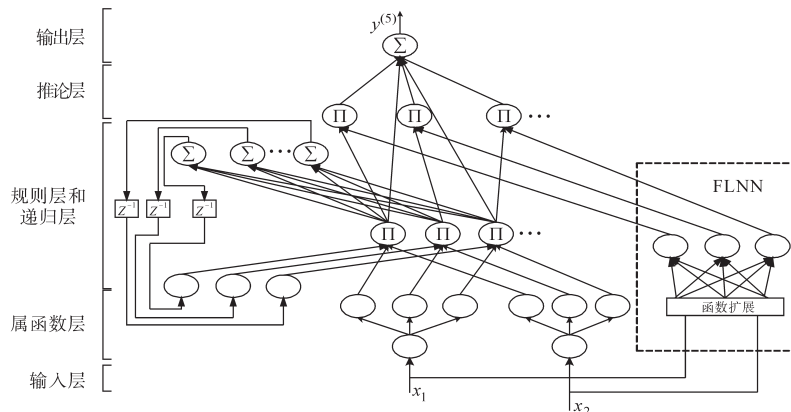


图2 RFLFNN结构图

Fig.2 Block diagram of RFLFNN

2.1 FLNN设计

为提高神经网络的非线性逼近能力,采用FLNN进行函数扩展。通过采用一组线性无关函数将原输入样本扩展模式矢量,FLNN可在增强空间里获得多个独立的新输入样本,使低维空间的非线性问题得到解决,因此可以有效提高神经网络的收敛速度。FLNN可增加输入变量维度并保证输入空间有更强的辨识能力。系统输入 $\mathbf{X} = [x_1, x_2]^T$ 可表示为

$$\begin{aligned} \phi &= [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M]^T \\ &= [1, x_1, \sin(\pi x_1), \cos(\pi x_1), x_2, \sin(\pi x_2), \cos(\pi x_2), x_1 x_2]^T \end{aligned} \quad (3)$$

$$\hat{f}_j = \sum_M w_{Mj} \phi_M(\mathbf{X}) \quad M = 1, 2, \dots, 8 \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$

式中: ϕ_M 为函数扩展的输出; $\hat{f}_j$ 为网络总输出; w_{Mj} 为连接权重。

2.2 RFLFNN设计

RFLFNN结构框图如图2所示。每层网络具体介绍如下。

1)输入层:此层节点输出为

$$y_i^{(1)} = x_i^{(1)} \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

式中: $x_i^{(1)}$ 为第 i 个节点的输入; $y_i^{(1)}$ 为第 i 个节点的输出; $x_1^{(1)}$ 为位置误差 e ; $x_2^{(1)}$ 为速度误差 $\dot{e}$ 。

2)隶属函数层:高斯型隶属度函数表示为

$$y_{ij}^{(2)} = \exp \left[\frac{-(y_i^{(1)} - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right] \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

式中: m_{ij} 为高斯函数的平均值; σ_{ij} 为高斯函数的标准差。

3)规则层和递归层:定义神经网络内部变量为 h_k ,激活函数选取为sigmoid函数:

$$f_j = \frac{1}{1 + \exp(-h_k)} \quad k = j = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

其中 $h_k = \sum_{j=1}^m y_j^{(3)} \theta_{jk}$

式中: h_k 为递归单元; θ_{jk} 为递归权重。

该层中第 j 个节点输出 $y_j^{(3)}$ 为

$$y_j^{(3)} = f_j \prod_{i=1}^2 y_{ij}^2 \quad (8)$$

4) 推论层: 该层输出 $y_j^{(4)}$ 可表示为

$$y_j^{(4)} = y_j^{(3)} \hat{f}_j \quad (9)$$

5) 输出层: 该层输出 i_q^* 表示为

$$i_q^* = y^{(5)} = \frac{\sum_{j=1}^m y_j^{(4)}}{\sum_{j=1}^m y_j^{(3)}} = \frac{\sum_{j=1}^m y_j^{(3)} \hat{f}_j}{\sum_{j=1}^m y_j^{(3)}} \quad (10)$$

式中: i_q^* 为 RFLFNN 的输出。

2.3 RFLFNN 学习算法

首先定义能量函数 V 为

$$V = \frac{1}{2} (d_m - d)^2 = \frac{1}{2} e^2 \quad (11)$$

式中: d_m 为系统给定位置, d 为实际位置。

RFLFNN 的学习算法具体介绍如下:

第5层: 此层传递的误差为

$$\delta^{(5)} = -\frac{\partial V}{\partial y^{(5)}} = -\frac{\partial V}{\partial d} \frac{\partial d}{\partial y^{(5)}} \quad (12)$$

第4层: 此层传递的误差为

$$\delta_j^{(4)} = -\frac{\partial V}{\partial y_j^{(4)}} = -\frac{\partial V}{\partial y^{(5)}} \frac{\partial y^{(5)}}{\partial y_j^{(4)}} = \delta^{(5)} \frac{1}{\sum_{j=1}^m y_j^{(3)}} \quad (13)$$

第3层: FLNN 的连接权重学习律为

$$\begin{aligned} \Delta \omega_{Mj} &= -\eta_\omega \frac{\partial V}{\partial \omega_{Mj}} = -\eta_\omega \frac{\partial V}{\partial y_j^{(4)}} \frac{\partial y_j^{(4)}}{\partial \hat{f}_j} \frac{\partial \hat{f}_j}{\partial \omega_{Mj}} \\ &= \eta_\omega \delta_j^{(4)} y_j^{(3)} \phi_M \end{aligned} \quad (14)$$

式中: η_ω 为 ω_{Mj} 的学习速率。

ω_{Mj} 的学习律为

$$\omega_{Mj}(N+1) = \omega_{Mj}(N) + \Delta \omega_{Mj} \quad (15)$$

此层传递的误差为

$$\delta_j^{(3)} = -\frac{\partial V}{\partial y_j^{(3)}} = -\frac{\partial V}{\partial y^{(4)}} \frac{\partial y^{(4)}}{\partial y_j^{(3)}} = \delta^{(4)} \hat{f}_j \quad (16)$$

动态反馈的连接权重更新律为

$$\begin{aligned} \Delta \theta_{jk} &= -\eta_\theta \frac{\partial V}{\partial \theta_{jk}} = -\eta_\theta \frac{\partial V}{\partial y_j^{(3)}} \frac{\partial y_j^{(3)}}{\partial \hat{f}_j} \frac{\partial \hat{f}_j}{\partial h_k} \frac{\partial h_k}{\partial \theta_{jk}} \\ &= \eta_\theta \delta_j^{(3)} \left(\prod_{i=1}^2 y_{ij}^{(3)} \right) f_j (1 - f_j) y_j^{(3)} \end{aligned} \quad (17)$$

式中: η_θ 为 θ_{jk} 的学习速率。

θ_{jk} 的学习律为

$$\theta_{jk}(N+1) = \theta_{jk}(N) + \Delta \theta_{jk} \quad (18)$$

第2层: 此层误差表示为

$$\delta_{ij}^{(2)} = -\frac{\partial V}{\partial y_{ij}^{(2)}} = -\frac{\partial V}{\partial y_j^{(3)}} \frac{\partial y_j^{(3)}}{\partial y_{ij}^{(2)}} = \delta_j^{(3)} f_j y_{ij}^{(2)} \quad (19)$$

$$\delta_{2j}^{(2)} = -\frac{\partial V}{\partial y_{2j}^{(2)}} = -\frac{\partial V}{\partial y_j^{(3)}} \frac{\partial y_j^{(3)}}{\partial y_{2j}^{(2)}} = \delta_j^{(3)} f_j y_{ij}^{(2)} \quad (20)$$

高斯函数的平均数和标准差的更新律为

$$\begin{aligned} \Delta m_{ij} &= -\eta_m \frac{\partial V}{\partial m_{ij}} = -\eta_m \frac{\partial V}{\partial y_{ij}^{(2)}} \frac{\partial y_{ij}^{(2)}}{\partial m_{ij}} \\ &= \eta_m \delta_{ij}^{(2)} y_{ij}^{(2)} \frac{(y_{ij}^{(1)} - m_{ij})}{\sigma_{ij}^2} \end{aligned} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \Delta \sigma_{ij} &= -\eta_\sigma \frac{\partial V}{\partial \sigma_{ij}} = -\eta_\sigma \frac{\partial V}{\partial y_{ij}^{(2)}} \frac{\partial y_{ij}^{(2)}}{\partial \sigma_{ij}} \\ &= \eta_\sigma \delta_{ij}^{(2)} y_{ij}^{(2)} \frac{(y_{ij}^{(1)} - m_{ij})^2}{\sigma_{ij}^3} \end{aligned} \quad (22)$$

式中: η_m 为 m_{ij} 的学习速率; η_σ 为 σ_{ij} 的学习速率。

高斯函数的平均数和标准差的更新律为

$$m_{ij}(N+1) = m_{ij}(N) + \Delta m_{ij} \quad (23)$$

$$\sigma_{ij}(N+1) = \sigma_{ij}(N) + \Delta \sigma_{ij} \quad (24)$$

3 仿真与实验结果

采用 Matlab 2014a 作为仿真研究软件, 同时选择型号为 TMS320 F2812A 的 DSP 作为实验操作核心, 对系统进行仿真和实验研究。PMLSM 参数如表 1 所示。

表 1 PMLSM 主要参数

Tab.1 Main parameters of PMLSM

参数和符号	数值
转子绕组电阻 R_s/Ω	2.1
永磁体磁链 Ψ_f/Wb	0.09
d, q 轴电感 $L_d, L_q/\text{mH}$	41.4
极距 t/mm	32
极对数	3
电磁推力系数 $K_f/(\text{N} \cdot \text{A}^{-1})$	50.7
动子总质量 M/kg	16
粘滞摩擦系数 $B/(\text{N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1})$	8.2

由于 RFLFNN 作为系统位置控制器需要根据系统位置误差实时调整神经网络参数, 从而抑制不确定性因素对系统的影响, 因此必须确保 RFLFNN 的参数调整能力。为验证所提方法对参数的估计与辨识能力, 首先以 PMLSM 的电感为例进行仿真验证。已知电机 d, q 轴电感 L_d 和 L_q 均为 41.4 mH, 电感参数辨识曲线如图 3 所示。

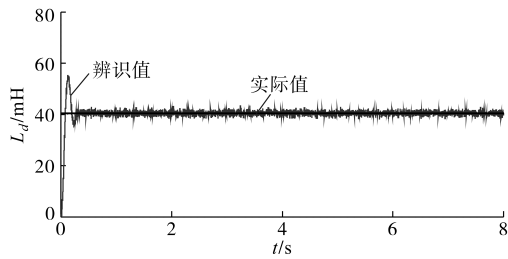
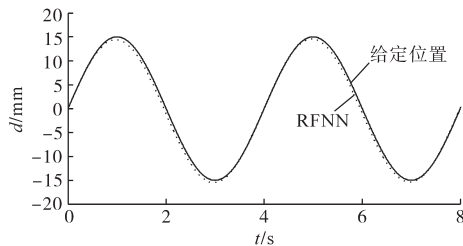


图3 电感辨识曲线

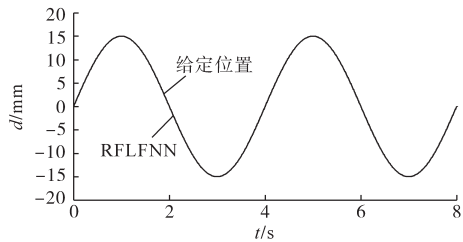
Fig.3 Inductance identification curve

由图3可看出,通过RFLFNN辨识出的电感与实际值十分接近,说明该方法辨识准确,具有强大的逼近能力,可保证电机参数收敛于真实值。

将正弦信号作为电机参考位置,在RFNN和RFLFNN方法下的位置响应曲线如图4和图5所示。



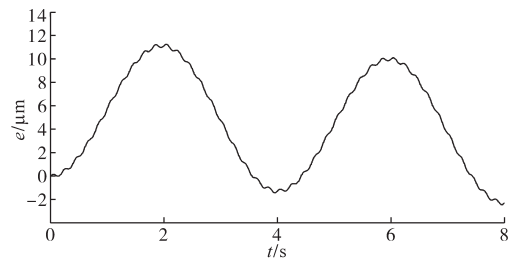
(a)RFNN方法下位置跟踪



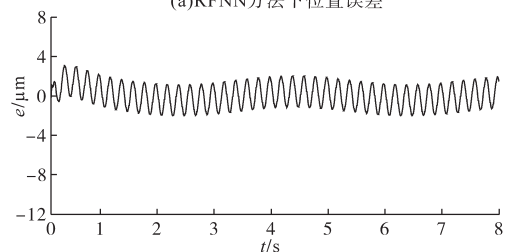
(b)RFLFNN方法下位置跟踪

图4 位置跟踪曲线

Fig.4 Position tracking curves



(a)RFNN方法下位置误差



(b)RFLFNN方法下位置误差

图5 跟踪误差曲线

Fig.5 Tracking error curves

由于2种控制方法下输出位置均能跟踪给定位置,仅观察图4的位置跟踪曲线不能很好地分辨出二者性能的区别,因此对比图5a和图5b中的位置跟踪误差。从图5a可以看出,在RFNN控制下,系统位置跟踪误差约在 $-2\sim 11\mu\text{m}$ 之间波动,而在图5b中RFLFNN控制下位置跟踪误差明显小于RFNN控制下的PMLSM电机位置误差。因此,在正弦参考信号下,采用RFLFNN方法可以很好地减小系统的位置误差,保证系统的跟踪精度。

为验证RFLFNN的抗干扰能力,对系统给定正弦信号如图6所示,并在2s时对系统施加50N的外加扰动。2种控制方法下的位置跟踪误差曲线分别如图7和图8所示。对比两图可以看出,在外加干扰下,RFNN控制下的PMLSM的跟踪误差约为 $3.5\mu\text{m}$,而在RFLFNN控制下,系统在外加干扰时位置跟踪误差约为 $0.8\mu\text{m}$,在收到外界干扰时具有较小的波动,且以较快的时间恢复稳态。因此,所提方法行之有效,可以显著提高系统的伺服性能。

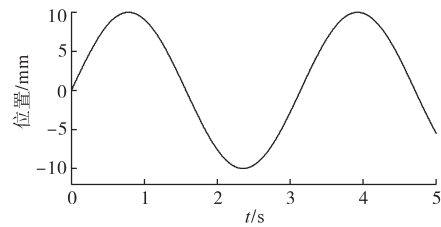


图6 正弦位置给定信号

Fig.6 Sinusoidal position given signal

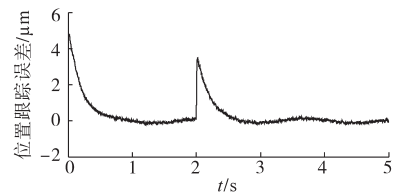


图7 基于RFNN的位置跟踪误差

Fig.7 Position tracking error based on RFNN

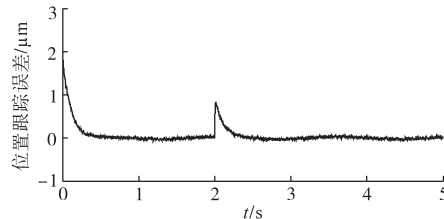


图8 基于RFLFNN的位置跟踪误差

Fig.8 Position tracking error based on RFLFNN

4 结论

由于PMLSM易受外部扰动、参数变化和静摩擦力等不确定性问题的影响,导致系统控制性

能下降,提出一种将FLNN和RFNN相结合的RFLFNN方法。该方法可在线估计系统不确定性并适时调整参数抑制不确定性因素的影响,同时通过FLNN提高神经网络的收敛速度,保证系统稳定快速运行。实验结果表明,该方法切实可行,可明显提高系统的跟踪精度。

参考文献

- [1] Chen M Y, Lu J S. High-precision Motion Control for a Linear Permanent Magnet Iron Core Synchronous Motor Drive in Position Platform[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(1): 99-108.
- [2] Yang Junyou, He Guofeng, Cui Jiefan. Sliding Mode Variable-structure Direct Thrust Control of PMLSM Using SVM [C]// Eighth International Conference on Electrical Machines & Systems. IEEE, 2005.
- [3] 曹文霞,汪永华,钱多德.基于RBF神经网络整定PID的PMLSM控制研究[J].安徽农业大学学报, 2012, 39(1): 154-158.
- [4] Su W T, Liaw C M. Adaptive Positioning Control for a LPMSM Drive Based on Adapted Inverse Model and Robust

Disturbance Observer[J]. IEEE Transactions on Power Electron, 2006, 21(2): 505-517.

- [5] 韩雪岩,祁坤,张哲,等.永磁同步直线电机磁阻力分析及抑制措施[J].电工技术学报, 2015, 30(6): 70-76.
- [6] Lin F J, Chou P H, Hung Y C, et al. Field-programmable Gate Array-based Functional Link Radial Basis Function Network Control for Permanent Magnet Linear Synchronous Motor Servo Drive System[J]. Iet Electric Power Applications, 2010, 4(5): 357-372.
- [7] 徐保友,周浩,黄攀雄.基于模糊神经网络的异步电机DTC研究[J].变频器世界, 2012(2): 64-67.
- [8] 刘凤春,段征宇,牟宪民.永磁同步电机动态模糊神经网络控制器设计[J].电气自动化, 2013, 35(3): 19-21, 44.
- [9] 张佳媛,王丽梅.基于模糊神经网络补偿控制器的H型平台同步控制[J].电气工程学报, 2015, 10(9): 54-61.
- [10] Lin J F, Wai R J, Shyu K K, et al. Recurrent Fuzzy Neural Network Control for Piezoelectric Ceramic Linear Ultrasonic Motor Drive[J]. IEEE Trans. Ultrason Ferroelect. Freq. Contr., 2001, 48(4): 900-913.

收稿日期:2018-12-05

修改稿日期:2019-03-28

(上接第76页)

况下由于速度信号异常导致的卸载故障进行了详细分析,并从优化整车控制逻辑的角度出发,提出了信号滤波及信号融合选择的优化措施,降低了卸载故障率,目前系统运行良好。本文轨道车卸载故障作出的分析及提出的改进措施对国内同类型的轨道车的卸载故障的排查和解决具有极高的推广和应用价值。

参考文献

- [1] 岳芃喜.内燃机车典型非正常卸载故障的判断与处理[J].铁道机车车辆工人, 2008(3): 1-6.
- [2] 段崇义,孟东,邵学,等. DF10D型机车水温高卸载故障的原因分析及处理措施[J].内燃机车, 2011(8): 41-44.
- [3] 康成伟,姜航. CRH5型动车组列车速度计算原理及逻辑应用[J].铁道车辆, 2017, 55(8): 36-39.
- [4] 万学一. DF4型内燃机车突然卸载的故障分析及处理[J].中

国新技术新产品, 2016(12): 60-61.

- [5] 陈华国,肖功彬,彭辉水,等.基于雷达测速的SDA1型交流传动内燃机车粘着利用控制[J].机电传动, 2012(6): 5-7, 26.
- [6] 黄丽湘,张卫华,马启文,等.机车车辆动态模拟和台架试验[J].交通运输工程学报, 2007, 7(2): 14-18.
- [7] 王秀红.机车防滑控制关键技术的研究[D].北京:北京交通大学, 2010.
- [8] 陈鹏.电力机车的空转识别及防空转研究[D].成都:西南交通大学, 2013.
- [9] 钱钧惠,王伟,高莹,等. RC滤波电路实验设计与研究[J].大学物理实验, 2017, 6(5): 58-62.
- [10] 张武娟.雷达测速在列车运行中的研究与应用[D].长沙:中南大学, 2008.
- [11] 郭自刚,赵建波,倪明.基于嵌入式多信息融合的列车测速定位系统[J].计算机工程, 2013, 39(12): 11-17.

收稿日期:2019-03-29

修改稿日期:2019-05-12