

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2014.06.019

# 基于误差反馈学习的永磁同步电机变负载 有限时间速度控制\*

叶 雷, 吴根忠\*, 陈 强

(浙江工业大学 信息工程学院, 浙江 杭州 310023)

**摘要:** 针对传统永磁同步电机调速系统面对变负载和大范围调速时, P、I参数需要频繁调整且速度跟踪不理想的问题, 提出了一种基于误差反馈学习结构的永磁同步电机有限时间速度控制方法。在对永磁同步电机运动方程分析的基础上, 使用非线性PI和径向基神经网络建立了速度环控制器模型。前者保证控制系统收敛和稳定, 其输出作为神经网络的误差学习参数; 后者基于终端滑模理论设计参数调整律, 加快神经网络的参数收敛速度, 使得神经网络的输出逐渐取代非线性PI成为控制系统的主要控制器。利用李雅普诺夫稳定判据分析了控制器的收敛性, 并在永磁同步电机调速系统上进行了试验。研究表明, 基于误差反馈学习结构的有限时间控制策略能够减小系统静态误差和抖振, 具有一定的抗干扰能力。

**关键词:** 永磁同步电机; 终端滑模; 径向基神经网络; 误差反馈学习

中图分类号: TH39; TM341 文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2014)06-0764-05

## Finite time speed control of permanent magnet synchronous motor with variable load based on feedback-error learning

YE Lei, WU Gen-zhong, CHEN Qiang

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract:** Aiming at improving the speed tracking performance and reducing the effect caused by mismatching parameters of proportion integral (PI) controllers when wide range of speed and variable load were considered in traditional permanent magnet synchronous motor (PMSM) speed control system, a finite time speed control approach was proposed based on feedback error learning structure. After the analysis of the motion equation of PMSM, the speed controller was established by combining with a nonlinear PI (NPI) controller in parallel with a radial basis function neural network (RBFNN) controller. The former was provided to guarantee system convergence and stability, and its output was used to update the NN parameters. The adaption laws of NN parameters were designed based on terminal sliding mode (TSM) principle to accelerate the parameters convergence speed. Then, output of the RBFNN controller can gradually replace that of the nonlinear PI controller. The stypcticity of the controller was analyzed based on Lyapunov, and it was simulated on PMSM speed control system. The results indicate that the proposed finite time speed control approach which based on feedback error learning structure can reduce the static system error and chattering, and have strong anti-disturbance ability.

**Key words:** permanent magnet synchronous motor (PMSM); terminal sliding mode (TSM); radial basis function neural network (RBFNN); feedback error learning

收稿日期: 2014-02-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61202203); 浙江省自然科学基金资助项目(LY12F01023); 浙江省教育厅自然科学基金资助项目(Y201329260)

作者简介: 叶 雷(1988-), 男, 浙江温州人, 主要从事电机控制方面的研究. E-mail: yelei081@163.com

通信联系人: 吴根忠, 男, 副教授, 研究生导师. E-mail: wgz@zjut.edu.cn

## 0 引言

永磁同步电机(PMSM)具有结构简单、损耗小、效率高等优点,在医疗器械、航空航天、柔性制造系统等领域得到广泛应用<sup>[1-2]</sup>。然而,PMSM本身具有多变量、变参数、强耦合、非线性等特性,传统的线性控制器(如PI、PID等)不能满足伺服控制系统的高性能要求。尤其是当系统参数发生变化、受到噪声和传感器测量误差干扰时,控制效果进一步降低。

近年来,滑模控制(sliding mode control, SMC)因其对参数摄动不敏感,具有较强鲁棒性等优点广泛应用于交流伺服系统中。然而,滑模控制方法中存在的抖振问题严重制约了其实际应用的范围。文献[3]利用饱和函数代替开关函数;在一定程度上减弱了抖振,但也降低了系统的鲁棒性;文献[4]提出了一种连续终端滑模(terminal sliding mode, TSM)控制方法,有效降低抖振,提高系统响应速度,避免传统TSM出现的奇异值;文献[5]在纯指数趋近律的基础上,引入了终端吸引子概念,将指数与终端吸引2种趋近方式与系统状态量的幂函数相关联,增大了趋近速度,有效地抑制了抖振问题。

上述方法中,为了获得理想的滑模控制器,通常要知道系统的精确模型,这在实际应用中并不容易实现。因此,将滑模控制与神经网络、模糊控制等智能控制方法结合,兼顾两者优点的复合控制(如神经网络滑模,模糊滑模等)方法应运而生。其中,径向基(radial basis function, RBF)神经网络结构简单,非线性拟合能力强,可以任意精度逼近非线性函数,且具有全局逼近能力<sup>[6]</sup>。目前,现有的神经网络滑模控制方法大多采用如下方式:先利用被控对象的状态空间模型和滑模控制理论求取理想控制信号表达式,然后用神经网络逼近控制信号中涉及的不确定量,最后通过梯度下降法确定神经网络参数调整律<sup>[7]</sup>或采用适当的李雅普诺夫函数推导系统稳定性且确定神经网络参数调整律<sup>[8-9]</sup>。采用梯度下降法调整参数的计算量大,模型训练时间长,难以满足在线调整的实时性需求,而采用李雅普诺夫函数确定神经网络参数调整律虽然改善了计算量大的缺点,但当被控对象有多个不确定量需要逼近时,其效果可能大大折扣。

基于滑模理论的误差反馈学习智能系统在拥有鲁棒性和不变性的同时,还具有良好的逼近能力与灵活性。更重要的是,相比于梯度下降等方法,基于滑模理论的在线参数学习的神经网络收敛速度更快,计算量小<sup>[10]</sup>。文献[11]讨论了基于滑模控制理

论的误差反馈学习方法的稳定性;文献[12]基于误差反馈学习结构,结合BP神经网络提出一种在线自适应控制方法,并将其应用于倒立摆;文献[13]以二型模糊系统作为误差反馈学习结构的自适应控制器,应用于汽车防抱死系统,获得较好的角度跟踪和动态响应性能。

在实际应用中,系统误差往往要求有限时间内收敛,而以上方法只能保证时间趋于无穷时系统误差渐进收敛,使得这些方法不能很好地适用于实时性较高的场合。因此,本研究结合终端滑模和RBF神经网络优点,提出一种新的有限时间速度控制方法。控制器采用误差反馈学习系统结构,由非线性PI和RBF神经网络构成。非线性PI控制器保证系统稳定且收敛,其输出作为误差反馈信号用以训练RBF神经网络。后者的输出逐步取代前者成为控制系统的主导控制器,前者则作为误差补偿。该方法充分利用终端滑模和神经网络的优点,避开传统终端滑模方法控制信号包含奇异区间的同时,加快神经网络参数收敛,提高系统跟踪性能和抗扰动能力,减小抖振。

## 1 永磁同步电机数学模型

在 $d/q$ 旋转坐标系下,PMSM的电压方程、转矩方程和运动方程分别为:

$$T_e - T_L = J \frac{d\omega}{dt} + B\omega \quad (1)$$

$$T_e = \frac{3}{2} p_n \psi_f i_q \quad (2)$$

$$\begin{cases} u_d = Ri_d - \omega p_n L_q i_q + L_d \frac{di_d}{dt} \\ u_q = Ri_q + \omega p_n L_d i_d + \omega p_n \psi_f + L_q \frac{di_q}{dt} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $u_d$ 、 $u_q$ 一定子电压在 $d$ 、 $q$ 轴上的分量; $i_d$ 、 $i_q$ 一定子电流在 $d$ 、 $q$ 轴上的分量; $R$ 一定子电阻; $L_d$ 、 $L_q$ 一定子电感在 $d$ 、 $q$ 轴上的分量; $p_n$ 一极对数; $\omega$ 一转子角速度; $J$ 一转动惯量; $B$ 一摩擦系数; $T_e$ 一电磁转矩; $T_L$ 一负载转矩; $\psi_f$ 一永磁体基波励磁磁链。

如果采用 $i_d=0$ 的转子磁场定向控制方法,则由公式(1~3)可得:

$$\frac{J}{K} \dot{\omega} + \frac{B}{K} \omega + \frac{1}{K} T_L = i_q, \quad K = \frac{3}{2} p_n \psi_f \quad (4)$$

相比机械系统的动态,电流的瞬态响应可以被忽略,即 $i_q^* = i_q$ 。因此,本研究通过设计控制信号 $i_q^*$ ,使其逼近PMSM电流 $i_q$ ,从而实现PMSM的转速 $\omega$ 跟随给定速度信号 $\omega_d$ 。

## 2 控制器设计

### 2.1 控制器结构

控制方法的系统框图如图1所示。NPI控制器作为反馈控制器,将跟踪误差转化为控制信号误差  $i_{qc}$ 。RBF控制器利用  $i_{qc}$  调整自身参数,其输出量  $i_{qn}$  逐步取代NPI控制器输出  $i_{qc}$ 。两个控制器的输出一起构成PMSM电机的控制信号。

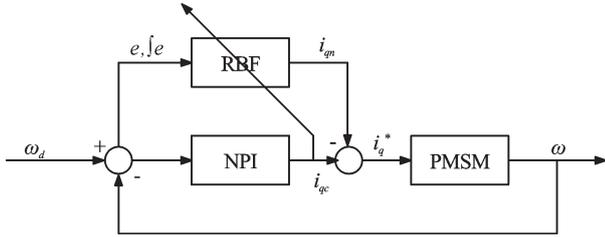


图1 RBF+NPI控制系统框图

取跟踪误差  $e(t) = \omega_d(t) - \omega(t)$ , 则:

$$\int_0^t e(\tau) d\tau = \int_0^t (\omega_d(\tau) - \omega(\tau)) d\tau \quad (5)$$

式中:  $\omega$ —电机实际转速,  $\omega_d$ —期望电机转速。

为便于书写,使用  $e$  和  $\int e$  分别代替常规书写方式  $e(t)$  和  $\int_0^t e(\tau) d\tau$ 。

PMSM的控制信号  $i_q^*$  可以表示为:

$$i_q^* = i_{qc} - i_{qn} \quad (6)$$

式中:  $i_{qc}$ —非线性PI(NPI)控制器的输出,  $i_{qn}$ —RBF神经网络的输出。

非线性PI控制器一方面作为反馈控制器保证系统的全局稳定,另一方面也作为被控对象的逆参考模型。非线性PI控制器的输出表达式如下所示:

$$i_{qc} = k_p e^r + k_1 \int e = k_p |e|^r \text{sign}(e) + k_1 \int e \quad (7)$$

式中:  $k_p, k_1$ —NPI控制器的增益,  $1 < r < 2$ 。

取RBF神经网络结构为2-5-1,即网络拥有2个输入节点、5个隐含层节点和1个输出节点。其中,输入向量  $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$ ,  $x_1 = e = \omega_d - \omega$ ,  $x_2 = \int e = \int (\omega_d - \omega)$ , 输入权值为1。

RBF中的径向基向量  $\Phi = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_5]^T$ ,  $\Phi_i$  是高斯基函数,表达式为:

$$\Phi_i = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{\sigma_i^2}\right), \quad i = 1, 2, \dots, 5 \quad (8)$$

其中,第  $i$  个节点的中心矢量为  $\mathbf{c}_i = [c_{i1}, c_{i2}]^T$ ;  $\sigma_i$  为隐含层第  $i$  个节点的中心宽度,其值大于0;隐含层到输出层的权值向量  $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ 。则神经网络的输出  $i_{qn}$  可以如下所示:

$$i_{qn} = \mathbf{w}\Phi = \sum_{i=1}^5 w_i \Phi_i \quad (9)$$

### 2.2 终端滑模学习算法

终端滑模(TSM)可以由如下表达式定义<sup>[14]</sup>:

$$s = \dot{x} + \alpha |x|^{p/q} \text{sign}(x) = 0 \quad (10)$$

其中,  $x \in R, \alpha > 0, q > p > 0$  且  $q, p$  互质。根据有限时间稳定的定义<sup>[15]</sup>,对于任意给定的初始状态  $x(0) = x_0$ ,系统状态将在有限时间  $T$  内收敛并一直保持在  $x = 0$ , 即当  $t > T$  时,  $x$  始终为0。其中,  $T$  可由如下公式计算获得:

$$T = \frac{q}{\alpha(q-p)} |x_0|^{(q-p)/q} \quad (11)$$

值得注意的是,令  $x = \int e$  时,公式(7)可以转化为  $i_{qc} = k_1 x + k_p |\dot{x}|^r \text{sign}(\dot{x})$ 。当  $i_{qc} = 0$  时,有公式  $x + (k_p/k_1) |\dot{x}|^r \text{sign}(\dot{x}) = 0$ , 稍作转化可得公式  $\dot{x} + k_p/k_1 |\dot{x}|^{r/r} \text{sign}(\dot{x}) = 0$ 。显然,此时与公式(10)等价。因此,根据有限时间稳定定义,  $i_{qc}$  能够在  $T$  时间内收敛到0。

根据滑模控制理论,由于非线性PI在系统稳定时其值为0,可以选取非线性PI的输出  $i_{qc}$  作为滑模切换面,即:

$$S_c(i_{qn}, i_q^*) = i_{qc} = i_{qn} + i_q^* = 0 \quad (12)$$

此时,RBF神经网络完成参数调整,取代NPI控制器控制永磁同步电机的转速跟随给定转速。

选取控制系统滑模面  $S$ :

$$S(e, \int e) = \int e + \lambda |e|^r \text{sign}(e) \quad (13)$$

其中:  $\lambda > 0, 1 < r < 2$ 。

为了减小抖振,取符号函数  $\text{sign}(\cdot)$  为如下形式:

$$\text{sign}(e) = \frac{e}{|e| + \delta} \quad (14)$$

其中:取  $\delta > 0$ 。

引理1<sup>[16]</sup>:如果存在连续函数满足不等式  $\dot{v}(t) \leq -k_1 v(t) - k_2 v^\rho(t), \forall t \geq t_0$ , 其中  $k_1, k_2 > 0, 0 < \rho < 1$ , 则  $v(t)$  在有限时间  $t$  内收敛到0,且:

$$t = t_0 + \frac{1}{k_1(1-\rho)} \ln \frac{k_1 v^{1-\rho}(0) + k_2}{k_2} \quad (15)$$

定理1:选取神经网络参数自适应律如下所示:

$$\dot{\mathbf{c}} = \dot{\mathbf{x}} \quad (16)$$

$$\dot{\mathbf{w}}_i = -\frac{\Phi_i}{\Phi^T \Phi} (k_1 S_c + k_2 S_c^\rho) \quad (17)$$

其中:  $0 < \rho < 1, k_1 > 0, k_2 > B_{i_q} + k_2, |i_q^*| \leq B_{i_q}, k_2 > 0$ 。那么,对于任意给定的初始条件  $i_{qc}(0)$ , 有  $i_{qc}(t)$  在有限时间  $t_h$  内趋近于0,并且对于  $t > t_h$  始终有



(2)  $k_p=0.05$ ,  $k_i=0.001$ 。

当  $k_p$  不变,  $k_i$  增大为 0.05 时, PMSM 速度跟踪效果如图 4 所示。

由图 4 可以看出,  $k_p$  增加使上升速度加快, 静差减小为 0.7 r/min 左右。基于误差反馈学习结果的方法在保证上升速度和较小静差的同时, 有微小超调, 约 12 r/min。当负载变化时, 由于  $k_i$  较小, NPI 单独控制下速度恢复慢, 而所提方法由于 RBF 控制器的存在, 依旧保持较好的动态响应速度和信号跟随性能。

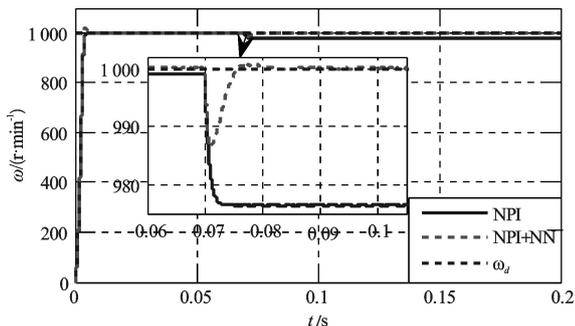


图 4  $k_p=0.05$ ,  $k_i=0.001$  时的速度跟踪控制

(3)  $k_p=0.05$ ,  $k_i=13$ 。

保持  $k_p$  不变,  $k_i$  上升至 13 时, PMSM 速度跟踪效果如图 5 所示。

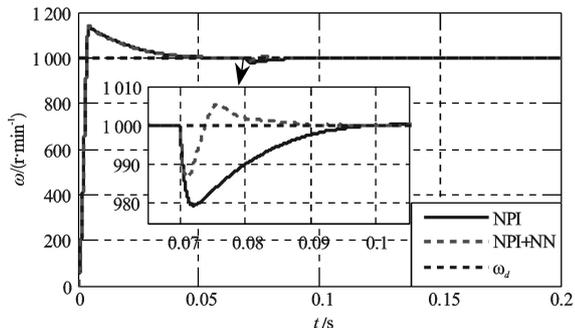


图 5  $k_p=0.05$ ,  $k_i=13$  时的速度跟踪控制

从图 5 中可以发现,  $k_i$  变大虽然能够使速度跟踪在负载变化时恢复速度加快, 但也会导致初期跟踪超调较大, 稳定时间增长。而本研究所提方法在不过分加大初期超调的前提下, 负载变化时仍然拥有优于 NPI 单独控制的控制效果。

通过比较图 3~5 不难发现,  $k_p$  变大可以提高控制精度,  $k_i$  变大会增加超调量。在  $k_p=0.05$ ,  $k_i=0.001$  时, 基于误差反馈学习结构的方法控制效果最好。因此, 为了获得较高控制精度和较小超调量, 复合控制

中应在不产生较大超调的情况下, 调大  $k_p$ , 减小  $k_i$ 。这样, 既能保证所提方法在 RBF 神经网络调整阶段有较好的控制效果, 又能克服负载变化时由  $k_i$  较小引起的速度恢复慢的缺点。

## 4 结束语

针对传统 PI 控制在面对变负载和大范围调速时需要不停调整 P、I 参数的问题, 本研究提出了一种永磁同步电机变负载的有限时间速度控制方法。通过非线性 PI 和径向基神经网络的组合, 实现在不过分增加超调量的前提下, 消除由 P、I 参数选择不当引起的跟踪静差, 提高负载变化时 PMSM 系统的速度跟踪精度和响应速度。最后通过仿真对比, 验证了所提方法的有效性和优越性。

该方法的意义在于不用对传统的电机速度环控制器做过多修改, 只需增加一个神经网络控制器, 充分利用 PI 的输出, 达到提高速度跟踪精度和系统响应速度。

## 参考文献 (References):

- [1] 章 玮, 王伟颖. 基于降阶负载扰动观测器的永磁同步电机控制[J]. 机电工程, 2012, 29(7): 821-832.
- [2] 黄 雷, 崔 迎. 基于滑模观测器的永磁同步电机无传感器矢量控制[J]. 机电工程, 2013, 29(11): 1303-1305.
- [3] ZHANG D Q, PANDA S K. Chattering-free and fast-response sliding mode controller[J]. **IEEE Proceedings-Control Theory and Applications**, 1999, 146(2): 171-177.
- [4] FENG Y, YU X, MAN Z. Non-singular terminal sliding mode control of rigid manipulators [J]. **Automatica**, 2002, 38(12): 2159-2167.
- [5] 张晓光, 赵 克, 孙 力, 等. 永磁同步电动机滑模变结构调速系统新型趋近率控制[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(24): 77-82.
- [6] 晁爱民, 段 慧, 陈海建. 基于 RBF 网络的武器装备贮存可靠性预估[J]. 兵工自动化, 2013, 32(3): 32-34.
- [7] 张昌凡, 王耀南. 神经网络滑模鲁棒控制器及其应用[J]. 信息与控制, 2001, 30(3): 209-212.
- [8] 石为人, 陶 芬, 张元涛. 基于 RBF 神经网络的减摇鳍自适应滑模控制[J]. 控制工程, 2012, 19(6): 978-981.
- [9] WANG L, CHAI T, ZHAI L. Neural-network-based terminal sliding-mode control of robotic manipulators including actuator dynamics [J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2009, 56(9): 3296-3304.

(下转第 813 页)

## 本文引用格式:

叶 雷, 吴根忠, 陈 强. 基于误差反馈学习的永磁同步电机变负载有限时间速度控制[J]. 机电工程, 2014, 31(6): 764-768, 813.

YE Lei, WU Gen-zhong, CHEN Qiang. Finite time speed control of permanent magnet synchronous motor with variable load based on feedback-error learning[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2014, 31(6): 764-768, 813.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

加;由于受到嵌入式环境下算法难度以及显示分辨率的限制,从频域图形也难以作出判断。技术人员将数据导入到PC数据分析系统进行数据分析,结果发现该泵的7号测点位置(对应1号阀)的振动信号幅频图在故障发生前后有明显变化。

正常情况下,幅频图中有明显的主频,其余频率分量的振幅较小,频率结构简单;而异常情况下,幅频图的频率结构较复杂,所含频率成分增多,频率分量的振幅较大,主频不明显。从而,可以推断1号进出口阀垂直方向出现故障。同时该测点振动信号的峭度值也由原来的9.157 84骤变为1.028 97,而对比2号、3号进出口阀垂直方向的振动信号峭度值在正常情况下均保持在8~12。而将1号进出口阀的弹簧换到3号进出口阀,测出其峭度值也迅速降至1~1.5之间<sup>[10-11]</sup>。由此,结合幅频图和峭度值,可以准确判断出往复泵弹簧出现故障的位置。

## 5 结束语

本研究针对当前油田注采设备运行特点,设计实现了面向该类设备的嵌入式监测仪,实现手持巡检式实时数据采集,并结合多种信号分析方法,搭建了可配置、占用空间小的信号处理构件库与图形用户界面构件库,以完成对信号特征的提取、在线分析与诊断;

该系统具有便携轻巧、功能完善、能耗低、图形界面友好、操作简便等优点,具有较为广泛的应用前景。

## 参考文献(References):

- [1] 冷希波. 油田设备大修理与更新的探讨[J]. 油气田地面工程, 2004, 23(2): 1-4.
- [2] 沈晓军, 张慧慧, 郑刚, 等. 一种基于嵌入式Linux的控制设备系统的研究[J]. 制造业自动化, 2005, 27(3): 19-22.
- [3] 杨微, 秦华伟. 基于MPS430的深海低功耗数据采集系统[J]. 机电工程, 2009, 26(5): 16-19.
- [4] 沈建华, 杨艳琴. MPS430系列16位超低功耗单片机原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [5] 李立新, 李金波. 单片机上电复位特性对系统性能的影响[J]. 安阳师范学院学报, 2002, 12(2): 25-28.
- [6] 项逢胜, 吴哲夫, 林俊, 等. 基于Blankfin的动态电源管理技术[J]. 机电工程, 2010, 27(5): 64-66.
- [7] 周学义. 单片机应用系统中“看门狗”的应用软件设计[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2002, 10(1): 40-43.
- [8] 周耀坤, 蓝志洋. 基于RT-Linux的开放式数控系统软件平台的研究[J]. 机电工程技术, 2005, 34(4): 21-24.
- [9] 崔珂, 吴镇炜, 刘明哲, 等. 基于嵌入式实时Linux的远程监控系统[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(10): 95-98.
- [10] 张明键, 韦岗. 未知源信号峭度正负性的盲分离[J]. 电路与系统学报, 2005, 10(2): 18-21.
- [11] 陆雪梅, 尚群立. 动态控制系统的故障诊断方法综述[J]. 机电工程, 2008, 25(6): 103-106.

[编辑:李辉]

### 本文引用格式:

王次年, 谭大鹏. 面向油田注采设备的手持式状态监测与故障诊断系统[J]. 机电工程, 2014, 31(6): 809-813.

WANG Ci-nian, TAN Da-peng. Hand-held state monitoring and fault diagnosis system for oil fields pouring and pick equipment[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2014, 31(6): 809-813. [《机电工程》杂志: http://www.meem.com.cn](http://www.meem.com.cn)

(上接第768页)

- [10] CASCELLA G, CUPERTINO F, TOPALOV A, et al. Adaptive control of electric drives using sliding-mode learning neural networks[C]//Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Dubrovnik: IEEE, 2005: 125-130.
- [11] CIGDEM O, KAYACAN E, KHANESAR M A, et al. A novel training method based on variable structure systems theory for fuzzy neural networks[C]// IEEE Symposium on Computational Intelligence in Control and Automation (CICA). Paris: IEEE, 2011: 44-51.
- [12] RUAN X, DING M, GONG D, et al. On-line adaptive control for inverted pendulum balancing based on feedback-error-learning[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4): 770-776.
- [13] KHANESAR M A, KAYACAN E, TESHNEHLAB M. Extended kalman filter based learning algorithm for type-2 fuzzy logic systems and its experimental evaluation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11): 4443-4455.
- [14] YU S, YU X, SHIRINZADEH B, et al. Continuous finite-time control for robotic manipulators with terminal sliding mode[J]. Automatica, 2005, 41(11): 1957-1964.
- [15] HONG Y, XU Y, HUANG J. Finite-time control for robot manipulators[J]. Systems & Control Letters, 2002, 46(4): 243-253.
- [16] YU S, YU X, MAN Z. A fuzzy neural network approximator with fast terminal sliding mode and its applications[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 148(3): 469-486.

[编辑:洪炜娜]