高性能感应电机智能动态滑模位置控制

祁瑒娟[1]，于洋[2]

（1. 包头铁道职业技术学院 机械与电气系，内蒙古 包头 014060；
2. 吉林铁道职业技术学院，吉林 吉林 132000）

摘要：为提高感应电机（IM）伺服驱动系统的控制性能，抑制电机参数变化、外部扰动和未建模动态等不确定性因素对系统的影响，提出一种基于径向基神经网络（RBFN）的智能动态滑模控制（IDSMC）方法。首先利用动态滑模控制（DSMC）方法削弱抖振，提高系统的跟踪精度。但由于DSMC中切换函数所需的不确定性边界值无法获知，因此将RBFN不确定性估计器与DSMC相结合，设计IDSMC方法进一步提高系统的鲁棒性。RBFN可通过自适应学习算法估计不确定性因素值并在线训练调整网络参数，以确保系统在不确定性因素存在时仍能高性能运行。最后，通过TMS320C31 DSP控制核心验证所提方法的有效性。实验结果表明，IDSMC不但可以保证系统精准的响应能力，还有较强的鲁棒性。

关键词：感应电机；动态滑模控制；径向基神经网络；鲁棒性

中图分类号：TM272　　**文献标识码：**A　　**DOI：**10.19457/j.1001-2095.dqcd22374

Intelligent Dynamic Sliding Mode Control of High Performance Induction Motor

QI Yangjuan[1]，YU Yang[2]

（1. *Department of Mechanical and Electrical*，*Baotou Railway Vocational and Technical College*，*Baotou* 014060，*Nei Monggol*，*China*；2. *Jilin Railway Technology College*，*Jilin* 132000，*Jilin*，*China*）

Abstract: In order to improve the control performance of induction motor（IM）servo drive system，and to restrain the influence of uncertain factors such as motor parameter change，external disturbance and un-modeled dynamics，an intelligent dynamic sliding mode control（IDSMC）method based on radial-basis function neural network（RBFN）was proposed. Firstly，dynamic sliding mode control（DSMC）method was used to reduce chattering and improve the tracking accuracy of the system. However，the uncertainty boundary value of switching function in DSMC can not be obtained，so combining RBFN uncertainty estimator with DSMC，the IDSMC method was designed to further improve the robustness of the system. RBFN can estimate the value of uncertainty factors by adaptive learning algorithm and adjust the network parameters by online training，so as to ensure that the system can still run with high performance when the uncertainty factors exist. Finally，the effectiveness of the proposed method was verified by TMS320C31 DSP control core. The experimental results show that IDSMC can not only ensure the accurate response ability of the system，but also has strong robustness.

Key words: induction motor（IM）；dynamic sliding mode control（DSMC）；radial-basis function neural network（RBFN）；robustness

感应电机（induction motor，IM）由于具有体积小、转速高、效率高以及可靠性高等优点，已经被广泛应用于现代交流伺服领域中[1]。然而，IM驱动系统易受到电机参数变化，特别是转子时间常数、温度变化以及磁化电感等的影响[2]。另外，机械参数变化、外部扰动以及未建模动态等的存在也严重影响电机的控制性能[3]。因此，设计一种具有强鲁棒性的控制器对提高IM这一多变量、强耦合的复杂非线性系统性能尤为重要。

近年来，学者们就减弱不确定性因素对IM影响这一问题进行了大量的研究。传统的PID控制方法由于结构简单、容易实现等优点被广泛应用于工业控制领域，但当被控对象为高度非线性复杂系统时，PID无法满足较高的控制性能[4]。因

作者简介：祁瑒娟（1983—），女，硕士，讲师，Email：yuyangyang1982@outlook.com

此,非线性控制方法,包括模糊控制、神经网络控制、滑模控制以及自适应鲁棒控制等方法,得到了极大的关注[5]。

滑模控制作为一种有效的鲁棒控制方法,因其对参数变化、外部扰动等不确定性的不敏感性而被应用于IM驱动系统的控制中,但其最大的缺点是会使系统存在抖振现象。文献[6]针对传统滑模控制的不足,设计了一种采用sigmoid函数作为开关函数的滑模观测器,有效抑制了抖振。文献[7]将非线性光滑函数应用于滑模趋近律中,并且通过最速下降法对参数进行更新学习,使系统具有较快的响应速度和较高的控制精度,但是其参数整定及证稳过程较为复杂。文献[8]设计了基于反步滑模变结构的控制器,将高阶非线性系统转换为各个子系统进行控制,降低了系统不确定性的影响,保证了系统的鲁棒性。但是,在上述文献中,对于不确定性因素的边界值均未进行估计,致使参数选取控制器设计困难。

为解决IM伺服系统受到不确定性因素影响而性能下降的问题,本文提出了一种基于径向基神经网络(radial-basis function neural network,RBFN)的智能动态滑模控制(intelligent dynamic sliding mode control,IDSMC)方法。首先,在建立IM系统数学模型的基础上,设计了动态滑模控制(dynamic sliding mode control,DSMC)方法以削弱抖振;其次,将RBFN不确定性估计器与DSMC相结合构成IDSMC方法进一步提高系统控制性能;最后,进行基于DSP的IM伺服系统实验。结果表明,在系统存在参数变化和外部扰动时,所提出的IDSMC仍能使系统具有较快的响应能力和较强的鲁棒性。

1 IM数学模型

在d–q轴参考坐标系下,建立IM电磁转矩方程为

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + \dot{\Psi}_d - \omega L_q i_q \\ u_q = R_s i_q + \dot{\Psi}_q - \omega L_d i_d \\ \Psi_d = L_d i_d + \Psi_s \\ \Psi_q = L_q i_q \end{cases} \tag{1}$$

式中:$u_d,u_q,i_d,i_q,\Psi_d,\Psi_q,L_d,L_q$分别为电压、电流、磁链和电感的$d,q$轴分量;上标“·”为变量的一阶导数;$R_s$为定子电阻;$\Psi_s$为基波磁链;$\omega$为转子角频率。

当$L_d = L_q$时,IM电磁转矩方程表示为

$$T_e = \frac{3}{2}p[\Psi_f i_q + (L_d - L_q)i_d i_q] = \frac{3}{2}p\Psi_f i_q = K_t i_q \tag{2}$$

其中 $$K_t = \frac{3}{2}p\Psi_f$$

式中:T_e为电磁推力;p为极对数;Ψ_f为永磁体有效磁链;K_t为电磁转矩系数。

IM机械运动方程表示为

$$T_e = J\ddot{\theta}_r(t) + B\dot{\theta}_r(t) + T_L = J\dot{\omega} + B\omega + T_L \tag{3}$$

式中:J为转动惯量;θ_r为转子位置;$\ddot{\theta}_r$为转子位置的二阶导数,即加速度;$\dot{\theta}_r$为转子位置的一阶导数,即速度;B为摩擦系数;T_L为负载转矩,包括外部扰动、参数变化等不确定性对负载造成的影响。

假定系统处于理想状态,不存在外部扰动等不确定性,结合式(2),对式(3)进行改写,可变为

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_r(t) &= -\frac{B}{J}\dot{\theta}_r(t) + \frac{K_t}{J}i_q \\ &= A_m\dot{\theta}_r(t) + B_m U(t) \end{aligned} \tag{4}$$

其中 $$A_m = -\frac{B}{J} \quad B_m = \frac{K_t}{J} > 0$$
$$U(t) = i_q$$

若考虑不确定性因素对系统的影响,并结合式(4),可将式(5)改写为

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_r(t) &= (A_m + \Delta A)\dot{\theta}_r(t) + (B_m + \Delta B)U(t) + (D_m + \Delta D)T_L \\ &= A_m\dot{\theta}_r(t) + B_m U(t) + \Gamma(t) \end{aligned} \tag{5}$$

其中 $$D_m = -1/J$$
$$\Gamma(t) = \Delta A \cdot \dot{\theta}_r(t) + \Delta B \cdot U(t) + (D_m + \Delta D)T_L$$

式中:$\Delta A,\Delta B,\Delta D$为机械参数$J$和$B$引起的不确定性;$\Gamma(t)$为总不确定性因素。

$\Gamma(t)$上界为

$$\begin{cases} \Gamma(t) \leqslant \delta^{SMC} \\ |A_m \cdot \Gamma(t) + \dot{\Gamma}(t)| \leqslant \delta^{DSMC} \end{cases} \tag{6}$$

式中:δ^{SMC},δ^{DSMC}分别为SMC和DSMC的切换增益,是正常数。

2 系统设计

2.1 DSMC设计

为满足控制性能,定义位置误差为

$$e_\theta(t) = \theta_r^*(t) - \theta_r(t) \tag{7}$$

式中:θ_r^*为给定转子位置。

设计PID型滑模面为

$$S(t)=\dot{e}_\theta(t)+\lambda_1 e_\theta(t)+\lambda_2\int_0^t e_\theta(\tau)\mathrm{d}\tau \tag{8}$$

式中:λ_1,λ_2为给定正常数。

对式(8)求导可得:

$$\dot{S}(t)=\ddot{e}_\theta(t)+\lambda_1\dot{e}_\theta(t)+\lambda_2 e_\theta(t) \tag{9}$$

将式(5)、式(7)代入式(9)可得:

$$\begin{aligned}\dot{S}(t)&=\ddot{\theta}_r^*(t)-\ddot{\theta}_r(t)+\lambda_1\dot{e}_\theta(t)+\lambda_2 e_\theta(t)\\&=\ddot{\theta}_r^*(t)-A_m\dot{\theta}_r(t)-B_m U(t)-\Gamma(t)+\\&\quad\lambda_1\dot{e}_\theta(t)+\lambda_2 e_\theta(t)\end{aligned} \tag{10}$$

为设计等效控制律可使系统状态到达滑模面,需满足$\dot{S}=0$,即

$$\dot{S}(t)=0 \tag{11}$$

将式(11)代入式(10),可得等效控制率为

$$\begin{aligned}U_{eq}^{SMC}(t)=B_m^{-1}[&\ddot{\theta}_r^*(t)-A_m\dot{\theta}_r(t)-B_m U(t)-\\&\Gamma(t)+\lambda_1\dot{e}_\theta(t)+\lambda_2 e_\theta(t)]\end{aligned} \tag{12}$$

式中:U_{eq}^{SMC}为SMC的等效控制率,其仅针对理想状态无外加干扰时的系统。

在式(12)所示的控制律中,参数λ_1和λ_2的选取对系统性能好坏的影响很大。当IM系统的参数发生变化或存在外界扰动时,U_{eq}^{SMC}无法保证系统的稳定性。因此,设计切换控制律为

$$u_h^{SMC}=B_m^{-1}\{\delta^{SMC}\mathrm{sgn}[S(t)]\} \tag{13}$$

式中:sgn(·)为符号函数。

结合式(12)和式(13)可得SMC系统总控制律为

$$\begin{aligned}U_{sum}^{SMC}=B_m^{-1}\{&\ddot{\theta}_r^*(t)-A_m\dot{\theta}_r(t)+\lambda_1\dot{e}_\theta(t)+\\&\lambda_2 e_\theta(t)+\delta^{SMC}\mathrm{sgn}[S(t)]\}\end{aligned} \tag{14}$$

为减少抖振现象,设计DSMC系统。DSMC可通过增加一个附加的动态变量来获得分层的滑动面,动态滑模面设计为

$$\zeta(t)=\dot{S}(t)+\lambda_3 S(t)+\lambda_4\int_0^t S(\tau)\mathrm{d}\tau \tag{15}$$

式中:$\zeta(t)$为动态滑模面;λ_3,λ_4为给定正常数。

结合式(5)和式(10),并对式(15)求导可得:

$$\begin{aligned}\dot{\zeta}(t)&=\ddot{S}(t)+\lambda_3\dot{S}(t)+\lambda_4 S(t)\\&=[\ddot{\theta}_r^*(t)-A_m\dot{\theta}_r(t)-B_m U(t)-\Gamma(t)+\\&\quad\lambda_1\dot{e}_\theta(t)+\lambda_2 e_\theta(t)]+\\&\quad\lambda_3[\ddot{e}_\theta(t)+\lambda_1\dot{e}_\theta(t)+\lambda_2 e_\theta(t)]+\\&\quad\lambda_4[\dot{e}_\theta(t)+\lambda_1 e_\theta(t)+\lambda_2\int_0^t e_\theta(\tau)\mathrm{d}\tau]\\&=\dddot{\theta}_r^*(t)-\dot{H}(t)-A_m\times B_m U(t)-B_m\dot{U}(t)-\\&\quad A_m\times\Gamma(t)-\dot{\Gamma}(t)+q_1\Psi(t)+q_2\dot{e}_\theta(t)+\\&\quad q_3 e_\theta(t)+q_4\int_0^t e_\theta(\tau)\mathrm{d}\tau\end{aligned} \tag{16}$$

其中

$$\dot{H}(t)=A_m\times A_m\dot{\theta}_r(t)$$
$$\ddot{e}_\theta(t)=\ddot{\theta}_r^*-\ddot{\theta}_r$$
$$q_1=\lambda_1+\lambda_3$$
$$q_2=\lambda_2+\lambda_1\lambda_3+\lambda_4$$
$$q_3=\lambda_2\lambda_3+\lambda_1\lambda_4$$
$$q_4=\lambda_2\lambda_4$$
$$\Psi(t)=\ddot{\theta}_r^*(t)-A_m\dot{\theta}_r(t)-B_m U(t)-\Gamma(t)$$

若$\zeta(t)=0$,则有$\ddot{S}(t)+\lambda_3\dot{S}(t)+\lambda_4 S(t)=0$。因此,设计动态滑模面的控制律为

$$U_{sum}^{DSMC}(t)=\int_0^t\dot{U}_{sum}^{DSMC}(\tau)\mathrm{d}\tau \tag{17}$$

$$\begin{aligned}\dot{U}_{sum}^{DSMC}=B_m^{-1}\{&\dddot{\theta}_r^*(t)-A_m\times B_m U(t)-\dot{H}(t)+q_1\Psi(t)+\\&q_2\dot{e}_\theta(t)+q_3 e_\theta(t)+q_4\int_0^t e_\theta(\tau)\mathrm{d}\tau+\\&\delta^{DSMC}\mathrm{sgn}[\zeta(t)]\}\end{aligned} \tag{18}$$

2.2　基于RBFN的IDSMC设计

尽管采用DSMC可减小抖振,但从式(17)可以看出,为保证系统轨迹收敛于动态滑模面上,仍需要选取合适的δ^{DSMC}。由于$|A_m\cdot\Gamma(t)+\dot{\Gamma}(t)|\leqslant\delta^{DSMC}$,因此定义$\Omega=-|A_m\cdot\Gamma(t)+\dot{\Gamma}(t)|$为IM系统的总不确定性。若将$\Omega$的值通过神经网络估计器估计得出,则可以避免在设计DSMC时通过试凑法选择δ^{DSMC}。因此,本文采用RBFN与DSMC相结合的方式,利用RBFN估计IM系统的不确定性,并替换DSMC中的切换控制律。基于RBFN的IDSMC系统的总控制律为

$$U_{sum}^{IDSMC}(t)=\int_0^t\dot{U}_{sum}^{IDSMC}(\tau)\mathrm{d}\tau \tag{19}$$

$$\begin{aligned}\dot{U}_{sum}^{IDSMC}=B_m^{-1}[&\dddot{\theta}_r^*(t)-A_m\times B_m U(t)-\dot{H}(t)+q_1\Psi(t)+\\&q_2\dot{e}_\theta(t)+q_3 e_\theta(t)+q_4\int_0^t e_\theta(\tau)\mathrm{d}\tau+\hat{\Omega}(t)\end{aligned} \tag{20}$$

令

$$y_o^3=\hat{\Omega}(t)$$

式中:y_o^3为RBFN的输出,即系统总不确定性的估计值。

RBFN为三层神经网络,包括输入层、隐含层和输出层。

输入层的输入和输出表示为

$$net_i^1(N)=\prod_o x_i^1(N)\omega_{oi}y_o^3(N-1)\quad i=1,2 \tag{21}$$

$$y_i^1(N)=f_i^1[net_i^1(N)]=net_i^1(N)\quad i=1,2 \tag{22}$$

其中

$$x_1^1=e_\theta(t)$$
$$x_2^1=\dot{e}_\theta(t)$$

式中：x_i^1为第1层节点的第i个输入值；N为迭代次数；ω_{oi}为输出层递归权重。

隐含层采用高斯函数为激活函数，第j个节点的输入和输出为

$$net_j^2(N)=-[\boldsymbol{X}-\boldsymbol{\mu}_j]^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\sigma}_j[\boldsymbol{X}-\boldsymbol{\mu}_j] \tag{23}$$

$$\begin{aligned}y_j^2(N)&=f_j^2[net_j^2(N)]\\&=\exp[net_j^2(N)]\quad j=1,2,\cdots,M\end{aligned} \tag{24}$$

其中

$$\boldsymbol{\mu}_j=[\mu_{1j}\ \ \mu_{2j}\ \ \cdots\ \ \mu_{ij}]^{\mathrm{T}}$$
$$\boldsymbol{\sigma}_j=[1/\sigma_{1j}^2\ \ 1/\sigma_{2j}^2\ \ \cdots\ \ 1/\sigma_{ij}^2]^{\mathrm{T}}$$

式中：$\boldsymbol{\mu}_j$，$\boldsymbol{\sigma}_j$为高斯函数的平均值和标准差；M为神经元个数；$\boldsymbol{X}$为网络的输入量，即x_1^1，x_2^1变量的表示形式。

输出层的输入和输出表示为

$$\begin{aligned}net_o^3(N)&=\sum_j\omega_{jo}^3x_j^3(N)=\sum_jW_jy_j^2(N)\\&=\sum_jW_j\boldsymbol{\Phi}_j\end{aligned} \tag{25}$$

$$y_o^3(N)=f_o^3[net_o^3(N)]=net_o^3(N)\quad o=1 \tag{26}$$

其中

$$\boldsymbol{\Phi}_j(X)=\exp[-(\boldsymbol{X}-\boldsymbol{\mu}_j)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\sigma}_j(\boldsymbol{X}-\boldsymbol{\mu}_j)]$$

式中：ω_{jo}^3，W_j为隐含层和输出层的连接权重；x_j^3为第j个输入。

在进行权重更新时，选取能量函数如下：

$$E=\frac{1}{2}[\theta_{\mathrm{r}}^*(t)-\theta_{\mathrm{r}}(t)]^2=\frac{1}{2}[e_\theta(t)]^2 \tag{27}$$

在输出层中，要传播的误差项为

$$\delta_o^3=-\frac{\partial E}{\partial net_o^3}=\left[-\frac{\partial E}{\partial e}\cdot\frac{\partial e}{\partial X}\cdot\frac{\partial X}{\partial u}\cdot\frac{\partial u}{\partial y_o^3}\cdot\frac{\partial y_o^3}{\partial net_o^3}\right] \tag{28}$$

式中：E为能量函数；e为误差；u为控制量。

W_j的更新律为

$$\begin{aligned}\Delta W_j=-\eta_W\cdot\frac{\partial E}{\partial W_j}&=\left[-\eta_W\cdot\frac{\partial E}{\partial y_o^3}\cdot\frac{\partial y_o^3}{\partial net_o^3}\cdot\frac{\partial net_o^3}{\partial W_j}\right]\\&=\eta_W\delta_o^3y_j^2\end{aligned} \tag{29}$$

式中：η_W为连接权重的学习速率。

则输出层权重更新为

$$W_j(N+1)=W_j(N)+\Delta W_j=\omega_{ko}^4(N)+\eta_W\delta_o^3y_j^2 \tag{30}$$

式中：ω_{ko}^4为输入和输出层的连接权重。

在隐含层中，传播的误差项为

$$\begin{aligned}\delta_j^2=-\frac{\partial E}{\partial net_j^2}&=\left[-\frac{\partial E}{\partial y_o^3}\cdot\frac{\partial y_o^3}{\partial net_o^3}\cdot\frac{\partial net_o^3}{\partial y_j^2}\cdot\frac{\partial y_j^2}{\partial net_j^2}\right]\\&=\sum_jW_j\boldsymbol{\Phi}_j\end{aligned} \tag{31}$$

μ_{ij}的更新律为

$$\begin{aligned}\Delta\mu_{ij}=-\eta_\mu\cdot\frac{\partial E}{\partial\mu_{ij}}&=\left[-\eta_\mu\cdot\frac{\partial E}{\partial net_o^3}\cdot\frac{\partial net_o^3}{\partial y_j^2}\cdot\frac{\partial y_j^2}{\partial\mu_{ij}}\right]\\&=\eta_\mu\delta_o^3W_jy_j^2\frac{2(x_i^1-\mu_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2}\end{aligned} \tag{32}$$

σ_{ij}的更新律为

$$\begin{aligned}\Delta\sigma_{ij}=-\eta_\sigma\cdot\frac{\partial E}{\partial\mu_{ij}}&=\left[-\eta_\sigma\cdot\frac{\partial E}{\partial net_o^3}\cdot\frac{\partial net_o^3}{\partial y_j^2}\cdot\frac{\partial y_j^2}{\partial\mu_{ij}}\right]\\&=\eta_\sigma\delta_o^3W_jy_j^2\frac{2(x_i^1-\mu_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^3}\end{aligned} \tag{33}$$

式中：η_μ，η_σ为平均值和标准差的学习速率。

则平均值和标准差更新为

$$\mu_{ij}(N+1)=\mu_{ij}(N)+\Delta\mu_{ij} \tag{34}$$

$$\sigma_{ij}(N+1)=\sigma_{ij}(N)+\Delta\sigma_{ij} \tag{35}$$

递归权重ω_{oi}更新律为

$$\begin{aligned}\Delta\omega_{oi}=-\eta_\omega\frac{\partial E}{\partial\omega_{oj}}&=\left[-\eta_\omega\frac{\partial E}{\partial net_j^2}\cdot\frac{\partial net_j^2}{\partial y_i^1}\cdot\frac{\partial y_i^1}{\partial net_i^1}\cdot\frac{\partial net_i^1}{\partial\omega_{oi}}\right]\\&=\sum_j\eta_\omega\delta_j^2\frac{2[x_i^1(N)-\mu_{ij}]}{(\sigma_{ij})^2}x_i^1(N)y_o^3(N-1)\end{aligned} \tag{36}$$

式中：η_ω为递归权重的学习律参数。

则递归权重更新为

$$\omega_{oi}(N+1)=\omega_{oi}(N)+\Delta\omega_{oi} \tag{37}$$

3 实验结果

采用飞思卡尔公司的DSP MC56F8346作为实验平台，将SMC和IDSMC控制器分别应用于IM位置控制系统中进行实验，验证所提方法的有效性。IM位置控制系统结构图如图1所示。实验中所选电机主要参数为：额定电压380 V；额定电流3.8 A；定子电感0.035 5 H；转子电感0.031 7 H；定子电阻0.071 4 Ω；转子电阻0.051 Ω；摩擦系数0.01 $\mathrm{N\cdot m/(rad\cdot s^{-1})}$；极对数2。控制器参数为：$\delta^{\mathrm{SMC}}$=12；$\delta^{\mathrm{DSMC}}$=5；$\lambda_1=\lambda_2=2$；$\lambda_3=\lambda_4=5$；$M$=9；$\eta_W=\eta_\mu=\eta_\sigma=\eta_\omega=0.3$。IM转子位置由增量式编码器测量，最小分辨角度为0.001 rad；选用LEM霍耳传感器进行电流检测。

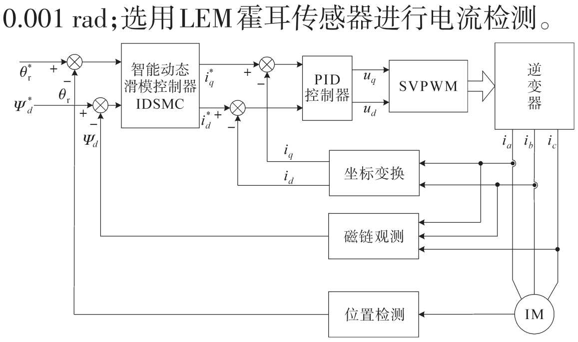
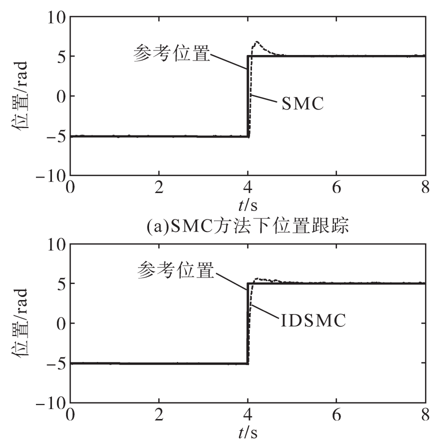


图1　IM位置控制系统结构图

Fig.1　Structure diagram of IM position control system

实验1对系统输入5 rad的参考位置,以验证所提IDSMC的跟随性和响应速度。在SMC和IDSMC两种方法控制下的位置跟踪曲线如图2所示。通过对比两图可以发现,其响应时间基本相似。但在IDSMC方法下的位置超调约为0.4 rad,其精度明显优于SMC方法下的位置跟踪精度。因此,尽管引入了RBFN,在阶跃位置参考下,本文设计的IDSMC仍然具有较快的响应速度和更高的跟踪精度。



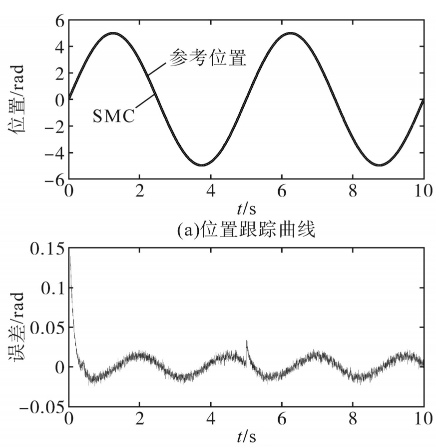
(a)SMC方法下位置跟踪

(b)IDSMC方法下位置跟踪

图2　阶跃参考位置下,IM伺服系统的位置响应曲线

Fig.2　Position response curves of IM servo system under step reference position

实验2对系统输入幅值为5 rad的正弦参考位置,并且在5 s突加50 N干扰。基于SMC和IDSMC方法下的位置跟踪曲线和误差曲线如图3和图4所示。



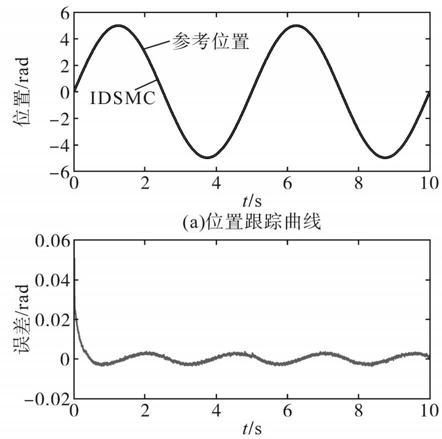
(a)位置跟踪曲线

(b)误差曲线

图3　正弦参考位置下,基于SMC的位置响应曲线

Fig.3　Position response curves of SMC under sinusoidal reference position

观察图3a和图4a可以看出,两种方法均可以保证实际曲线跟踪参考位置曲线。为方便对比,给出位置误差曲线如图3b和图4b所示。可



(a)位置跟踪曲线

(b)误差曲线

图4　正弦参考位置下,基于IDSMC的位置响应曲线

Fig.4　Position response curves of IDSMC under sinusoidal reference position

以看出,采用IDSMC方法控制下的位置跟踪误差曲线更为光滑,稳态误差约为0.005 rad,具有更小的抖振,且在5 s外加干扰的作用下,IDSMC的位置误差曲线几乎没有任何波动。而在SMC方法下,曲线波动明显,稳态误差约为0.02 rad。因此,在正弦参考位置和外加扰动下,IDSMC可以保证系统具有较高的位置跟踪能力和鲁棒性。

4　结论

为提高IM系统的伺服性能,本文设计了一种IDSMC方法。通过将DSMC与RBFN结合,IDSMC可以削弱SMC的抖振,并提高系统处理不确定性的能力。实验结果表明,同SMC相比,IDSMC明显削弱了抖振,提高了IM系统的位置跟踪精度和抗干扰能力。

参考文献

[1] 储建华,于霜,魏海峰. 考虑参数摄动的感应电机新型滑模观测器[J]. 电气传动,2018,48(3):3-8.
Chu Jianhua,Yu Shuang,Wei Haifeng. New sliding mode observer design for induction motor considering parameter perturbation[J]. Electric Drive,2018,48(3):3-8.

[2] Yang H ,Zhang Y,Walker P D,*et al*. A method to start rotating induction motor based on speed sensorless model-predictive control[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion,2017,32(1):359-368.

[3] Habibullah M,Lu D C,Xiao D,*et al*. A simplified finite-state predictive direct torque control for induction motor drive[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2016,63(6):3964-3975.

[4] Messadi M,Mellit A. Control of chaos in an induction motor sys-

(下转第32页)