

基于模糊径向基函数神经网络的 永磁同步电机滑模观测器设计^{*}

陈李济^{1,2}, 应保胜¹, 马强², 伍娇^{1,2}

(1. 武汉科技大学汽车与交通工程学院, 湖北 武汉 430081;

2. 湖北文理学院汽车与交通工程学院, 湖北 襄阳 441053)

摘要: 针对传统滑模控制易导致系统出现抖振的问题, 提出了一种模糊径向基函数(RBF)神经网络滑模观测器来实现永磁同步电机(PMSM)无传感器控制。为了减小观测器系统抖振, 利用模糊 RBF 神经网络算法动态调整滑模增益, 并采用李雅普诺夫稳定性定理证明了该模糊神经网络观测器的稳定性; 利用锁相环(PLL)技术提高估算精度, 并削弱计算噪声。基于 MATLAB/Simulink 软件平台搭建了仿真模型, 将模糊 RBF 神经网络滑模观测器系统与传统滑模观测器系统进行对比。结果表明, 与传统的滑模观测器相比, 新型滑模观测器能够快速、有效地跟踪转子位置, 精确估算出转子速度, 同时具有较好的动态特性。

关键词: 永磁同步电机; 滑模增益; 滑模观测器; 模糊; 神经网络; 锁相环

中图分类号: TM 351 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2019)06-0066-06

Design of PMSM Sliding Mode Observer Based on Fuzzy RBF Neural Network^{*}

CHEN Liji^{1,2}, YING Baosheng¹, MA Qiang², WU Jiao^{1,2}

(1. School of Automobile and Traffic Engineering, Wuhan University of Science and Technology,
Wuhan 430081, China;

2. School of Automotive and Transportation Engineering, Hubei University of Arts and Science,
Xiangyang 441053, China)

Abstract: In view of the chattering problem which was easily caused by traditional sliding mode control, a fuzzy radial basis function (RBF) neural network sliding mode observer was proposed to realize sensorless control of permanent magnet synchronous motor (PMSM). In order to reduce the chattering of the observer system, the fuzzy RBF neural network algorithm was used to adjust the sliding mode gain dynamically, and the stability of the observer was proved by Lyapunov stability theorem. The phase locked loop (PLL) technology was used to improve the estimation accuracy and reduce the computational noise. A simulation model was built based on the MATLAB/Simulink software platform, and the fuzzy RBF neural network sliding mode observer system was compared with the traditional sliding mode observer system. The results showed that, compared with the traditional sliding mode observer, the new type of sliding mode observer could track the rotor position rapidly and effectively, and accurately estimate the rotor speed, exhibiting good dynamic characteristics.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); sliding mode gain; sliding mode observer; fuzzy; neural network; phase locked loop (PLL)

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(51307047); 湖北省高等学校优秀中青年科技创新团队计划项目(T201815); 湖北省技术创新专项(重大项目)(2016AAA051)

作者简介: 陈李济(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电动汽车电机控制。

0 引言

永磁同步电机(PMSM)具有调速范围宽、功率因数高和使用方便等特点,被广泛应用于船舶推力电机、新能源汽车、风机等领域。PMSM 一般通过安装传感器获得电机转子速度以及位置信息,然而增加传感器会使电机空间缩小,生产成本上升,电机系统更加复杂化。这就使成本合理、性能良好的 PMSM 无位置传感器控制系统研究日益受到重视^[1]。从国内外文献和现有技术可以看出,PMSM 的无传感器控制技术可分为两类:(1)适用于电机零速和低速运行,如电感测量、高频信号注入法等^[2]; (2)适用于电机中高速运行,如基于电机基本模型法^[1]、模型参考自适应法^[3-4]、人工智能算法^[5-6]和观测器法^[7]。文献[7]提出的滑模观测器因计算容易、稳定性好和易于实现而广受欢迎,但其缺点是由于惯性和测量误差干扰,系统会产生抖振。针对开关滞后产生抖振问题,邱忠才等^[8]采用 Sigmoid 饱和函数作为切换函数削弱抖振现象。在采用饱和函数作为切换方法基础上,李冉等^[9]提出与锁环互相结合的方法,在一定程度上提高了 PMSM 控制系统精度。为了更好地优化滑模控制器,文献[10]构建了一种模糊滑模观测器,动态调整滑模增益使系统柔和通过滑模面,从而削弱抖振。文献[11]提出使用径向基函数(RBF)神经网络自适应调整滑模控制器中滑模增益,使系统应对外部干扰和参数变化时具有更好的适应性。但在采用上述单个智能算法整定滑模观测器的滑模增益时,系统中会存在静差。

本文在加入饱和函数、锁相环(PLL)和模糊控制的基础上,利用 RBF 神经网络算法的自学习功能计算出模糊控制器中隶属函数的最佳参数,设计出一种具有自学习和自适应功能的新型滑模观测器,以达到较好的综合控制性能。最后仿真和试验表明,该系统削弱了传统滑模观测器控制系统存在的抖振问题,更好地估算出了 PMSM 转子的位置和速度信息。

1 PMSM 的数学模型

两相静止 $\alpha\beta$ 坐标系中的 PMSM 电流状态方程:

$$\begin{cases} \frac{di_{\alpha}}{dt} = -\frac{R}{L_s}i_{\alpha} + \frac{1}{L_s}(u_{\alpha} - e_{\alpha}) \\ \frac{di_{\beta}}{dt} = -\frac{R}{L_s}i_{\beta} + \frac{1}{L_s}(u_{\beta} - e_{\beta}) \\ e_{\alpha} = -\psi_f\omega_r\sin\theta \\ e_{\beta} = -\psi_f\omega_r\cos\theta \end{cases} \quad (1)$$

由式(1)可推导出转子位置和速度方程:

$$\begin{cases} \theta = -\arctan\left(\frac{e_{\alpha}}{e_{\beta}}\right) \\ \omega_e = \frac{d\theta}{dt} \end{cases} \quad (2)$$

式中: i_{α}, i_{β} ——在 $\alpha\beta$ 坐标系上的定子电流;

u_{α}, u_{β} —— $\alpha\beta$ 坐标系上的定子电压;

e_{α}, e_{β} —— $\alpha\beta$ 坐标系上的反电动势;

R, L_s ——定子电阻和定子电感;

ψ_f ——永磁体磁链;

ω_e ——转子角速度;

θ ——转子位置角。

2 模糊 RBF 神经网络滑模观测器的设计

2.1 滑模电流观测器的构建

由 PMSM 电流状态方程可以看出,反电动势 e_{α}, e_{β} 为正弦波形,方程中包含了电机的角速度 ω 和位置 θ 信息。电机速度与反电动势幅值呈正线性相关,转子位置 θ 与反电动势相位相关。在实际控制系统中,由于高频开关的切换、系统的惯性环节和系统延时等原因,会发生抖振。为了削弱这种现象,设计了一种利用饱和 Asat 函数代替传统开关函数的滑模观测器。

首先,取 PMSM 定子电流观测值 $\hat{i}_{\alpha}, \hat{i}_{\beta}$ 和定子电流的实际值 i_{α}, i_{β} ,并以二者之间的差值 s_{α}, s_{β} 构成滑模切换面。采用变饱和函数 $u = k_{sw}Asat(x)$ 作为滑模切换函数,代替传统的正负号函数。变饱和函数如图 1 所示。

图 1 中, δ 为饱和函数的边界层,饱和函数 Asat 数学表达式如下:

$$Asat(x) = \begin{cases} 1, & x \geq \sigma \\ \frac{x}{\sigma}, & -\sigma \leq x < \sigma \\ -1, & x < -\sigma \end{cases} \quad (3)$$

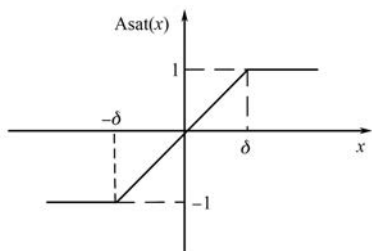


图1 变饱和函数

由式(3)可知,当 $x \in (-\delta, \delta)$ 时, 切换函数 $Asat$ 为线性函数。因此,使用变饱和函数作为滑模切换函数可以使滑模观测器具有开关特性,同时可以有效降低不连续性,降低了正负符号产生的高频分量,最终达到减小抖动的目的。

使用饱和函数的滑模观测器设计为

$$\begin{cases} \frac{d\hat{i}_\alpha}{dt} = -\frac{R_s}{L_s}\hat{i}_\alpha + \frac{u_\alpha}{L_s} - \frac{k_{sw}}{L_s}Asat(\hat{i}_\alpha - i_\alpha) + \frac{1}{L_s}e_\alpha \\ \frac{d\hat{i}_\beta}{dt} = -\frac{R_s}{L_s}\hat{i}_\beta + \frac{u_\beta}{L_s} - \frac{k_{sw}}{L_s}Asat(\hat{i}_\beta - i_\beta) + \frac{1}{L_s}e_\beta \end{cases} \quad (4)$$

用式(4)减去式(1),可得电流误差方程为

$$\begin{cases} \frac{ds_\alpha}{dt} = -\frac{R_s}{L_s}s_\alpha + \frac{e_\alpha}{L_s} - \frac{k_{sw}}{L_s}Asat(s_\alpha) \\ \frac{ds_\beta}{dt} = -\frac{R_s}{L_s}s_\beta + \frac{e_\beta}{L_s} - \frac{k_{sw}}{L_s}Asat(s_\beta) \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\begin{cases} s_\alpha = (\hat{i}_\alpha - i_\alpha) \\ s_\beta = (\hat{i}_\beta - i_\beta) \end{cases}$ 是滑模观测器电流估计值与实际值的差值。

2.2 稳定性分析

根据李雅普诺夫定理,若 $s^T \cdot \dot{s} < 0$, 则滑模控制器系统将趋于稳定。构造李雅普诺夫函数:

$$v = \frac{1}{2}s_\alpha^2 + \frac{1}{2}s_\beta^2 \quad (6)$$

对式(6)求导,并代入电流误差方程,有:

$$\dot{V} = -\frac{R}{L}(s_\alpha^2 + s_\beta^2) + \frac{1}{L}s_\alpha[e_\alpha - k_{sw}Asat(s_\alpha)] + \frac{1}{L}s_\beta[e_\beta - k_{sw}Asat(s_\beta)] \quad (7)$$

因为 $-\frac{R}{L}(s_\alpha^2 + s_\beta^2) < 0$ 恒成立,根据李雅普诺夫判据条件,只有 $\dot{V} < 0$ 时观测器是稳定的,即

只要 $e_\alpha - k_{sw}Asat(s_\alpha) < 0$ 和 $e_\beta - k_{sw}Asat(s_\beta) < 0$ 不等式成立,则式(7) 小于零。由此可得滑模观测器稳定条件为

$$k_{sw} > \max(|e_\alpha|, |e_\beta|) \quad (8)$$

由式(8)可知,为了确保模糊 RBF 神经网络滑模观测器的稳定性,要求控制器输出后的滑模增益值 k_{sw} 应大于反电动势绝对值。当系统状态轨迹到达滑模面时,有 $\dot{s} = s = 0$, 则:

$$\begin{cases} \frac{d(\hat{i}_\alpha - i_\alpha)}{dt} = (\hat{i}_\alpha - i_\alpha) = 0 \\ \frac{d(\hat{i}_\beta - i_\beta)}{dt} = (\hat{i}_\beta - i_\beta) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

将式(9)代入式(5)可得反电动势的估计初值:

$$\begin{cases} e_\alpha = k_{sw}Asat(\hat{i}_\alpha - i_\alpha) \\ e_\beta = k_{sw}Asat(\hat{i}_\beta - i_\beta) \end{cases} \quad (10)$$

2.3 模糊 RBF 神经网络控制器设计

由式(8)可以看出,滑模增益值要足够大才能满足稳定条件。通常滑模增益值均是根据设计者试验出来的固定值,但滑模观测器中电流估计值与实际值的差值是动态变化的,所以给定的滑模增益值可能增加抖振。因此,有必要动态地调整滑模的增益值,以适应系统运动的不同状态,从而减少抖振。如果 $ss' > 0$, 滑模增益 k_{sw} 应增大; 如果 $ss' < 0$, 滑模增益 k_{sw} 应减小。本文使用模糊控制根据滑模到达条件输出滑模增益的比例因子,实现滑模增益值自适应调整,从而消除抖振。当系统存在参数摄动时,通过结合模糊逻辑与神经网络的各自优点,使模糊神经网络控制器对滑模增益进行更加迅速、精准的调节。基于模糊 RBF 神经网络的滑模观测器原理框图如图2所示。

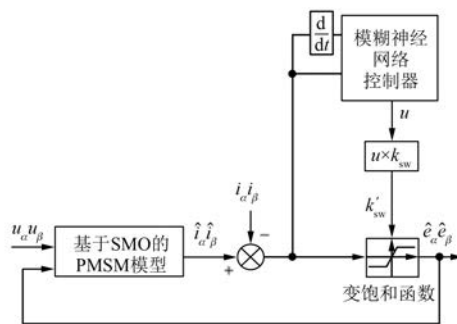


图2 模糊 RBF 神经网络滑模观测器

从图2可知,模糊 RBF 神经网络控制器有

2 个输入,即系统状态的偏差 s 和系统状态变化的偏差 ds ,其输出为滑模增益的比例因子 u 。根据模糊推理规则,由 s 和 ds 的不同划分得出相应的比例因子 u 。最后,将去模糊化的输出比例因子 u 乘以滑模增益 k_{sw} 的值以获得整定后的滑模增益值 k'_{sw} 。定义输入变量的域范围是 $[-6, 6]$,输出比例因子 u 变化范围为 $[0, 1]$ 。输入变量和输出变量的模糊语言分别是 $\{VS(\text{负大}), VL(\text{负中}), L(\text{负小}), ZO(\text{零}), PS(\text{正小}), PM(\text{正中}), PB(\text{正大})\}$ 。输入输出隶属度函数均采用重叠对称的三角形隶属度函数。模糊控制规则如表 1 所示。

表 1 模糊控制规则表

$s/\dot{s}$	VS	VL	L	ZO	PS	PM	PB
VS	VS	VS	VS	VS	VL	L	ZO
NM	VS	VS	VS	VL	L	ZO	PS
NS	VS	VS	VL	L	ZO	PS	PM
ZO	VS	VL	L	ZO	PS	PM	PB
PS	VL	L	ZO	PS	PM	PB	PB
PM	L	ZO	PS	PM	PB	PB	PB
PB	ZO	PS	PM	PB	PB	PB	PB

在传统模糊推理过程中,模糊控制器中隶属度函数参数根据设计者控制经验而确定,无法自适应系统中动态特性的变化,从而使模糊控制器控制精度受到影响。控制器采用 RBF 神经网络算法通过其自学习功能计算出隶属函数的最佳参数,比误差反向传播(BP)神经网络具有更好的局部逼近、更快的收敛性和易编程等优点。根据以上的原理,建立了一个四层模糊神经网络,结构如图 3 所示。

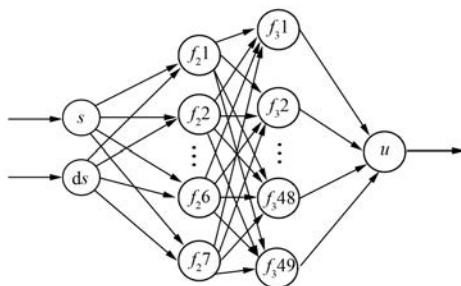


图 3 模糊神经网络结构

图 3 中,第一层是输入层,节点的输入输出关系由以下函数表示:

$$f_1(i) = x_i, \quad i = 1, 2 \quad (11)$$

第二层是模糊层,作用是将输入变量转化为模糊语言,并确定与之对应的隶属度。输入的模糊层空间数划分为 7,并且可以确定第二层的节点数也为 7。模糊隶属函数采用高斯函数:

$$f_2(i, j) = \exp\left\{-\frac{[f_1(i) - c_{ij}]^2}{(b_{ij})^2}\right\} \quad (12)$$

式中: b_{ij}, c_{ij} ——输入变量模糊集合的高斯函数的宽度和中心, $i \in [1, 2], j \in [1, 2, \dots, 7]$ 。

第三层是模糊推理层,每个节点的适用度如下:

$$f_3(j) = \prod_{i=1}^N f_2(i, j) \quad (13)$$

其中: $N = \sum_{i=1}^n N_i$, N_i 是第 i 个输入的模糊分割数。

由前文模糊规则数目推知,第三层的节点数为 49 个。

第四层是输出层,输出信号为 u 的整定结果如下:

$$u = \sum_{j=1}^{49} f_3(j) \cdot W_j, \quad j \in [1, 49] \quad (14)$$

式中: W_j ——第四层节点与模糊推理层各节点的连接权矩阵。

模糊 RBF 神经网络控制器要学习的参数主要是网络的连接权 W_j 、属函数的中心值 c_{ij} 和宽度 b_{ij} 。采用有监督学习算法,定义学习的目标函数如下:

$$H = [i(t) - \hat{i}(t)]^2 / 2 \quad (15)$$

式中: $i(t)$ 和 $\hat{i}(t)$ ——系统在 t 时刻电流的实际输出和估计输出。

本文使用梯度下降法迭代求解出最小化的 H 值,从而实现电流估计值最接近于实际电流值。

首先使用 BP 算法调节 $\frac{\partial E}{\partial W_j}, \frac{\partial E}{\partial c_{ij}}, \frac{\partial E}{\partial b_{ij}}$, 然后通过梯度寻优算法来更正 W_j, b_{ij} 和 c_{ij} 。

$$\begin{cases} W_j(t) = W_j(t-1) - \eta \frac{\partial H}{\partial W_j} + \alpha [W_j(t-1) - W_j(t-2)] \\ c_{ij}(t) = c_{ij}(t-1) - \eta \frac{\partial H}{\partial c_{ij}} + \alpha [c_{ij}(t-1) - c_{ij}(t-2)] \\ b_{ij}(t) = b_{ij}(t-1) - \eta \frac{\partial H}{\partial b_{ij}} + \alpha [b_{ij}(t-1) - b_{ij}(t-2)] \end{cases} \quad (16)$$

由以上理论推导过程,编写的模糊神经网络算法步骤如下:

(1) 首先设定隶属函数高斯函数的宽度 b_0 、中心 c_0 和网络的初始权值 W_0 ,然后确定式(16)中的学习速率 η 和惯性系数 α 。

(2) 获得实际电流 i 和估计电流值 $\hat{i}$,计算电流误差 $s(t) = i(t) - \hat{i}(t)$ 和误差变化率 $ds(t) = s(t) - \hat{s}(t)$ 。

(3) 计算模糊 RBF 神经网络每层神经元的输入、输出和控制器输出控制量 u ,并发送到受控对象和 RBF 辨识网络单元,以在下一个采样时间产生电流差值 S_{t+1} ;计算 RBF 辨识网络每层神经元的输入、输出和辨识网络的输出 $\frac{\partial k_w}{\partial \Delta u}$ 。

(4) 更新步骤(1)中参数值 W_j 、 c_{ij} 和 b_{ij} 。

(5) 令 $t=t+1$,进入下一个电流误差计算时刻,并回到过程中步骤(2)开始新的计算。

2.4 基于 PLL 的转子位置 and 转速估算

因为传统滑模观测器采用一阶低通滤波器将会产生相位滞后,所以滑模观测器转子位置估计值变更为 $\hat{\theta} = \Delta\theta + \theta_e$ 。此外,因为式(1)中传统的转子位置信息由反正切运算得到,需要经常查表,所以容易产生计算噪声。因此,本文采用 PLL 技术来估算转子位置与速度。PLL 技术是保持频率跟踪输入的反馈系统,可以实现输出信号频率的自动跟踪,原理如图 4 所示。

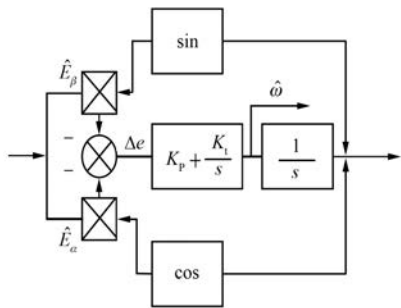


图4 PLL结构原理框图

为了得到理想的频率特性, K_p 、 K_i 的取值为

$$\begin{cases} K_p = \frac{\xi \omega_n}{\psi_f \hat{\omega}_e} \\ K_i = \frac{\omega_n^2}{\psi_f \hat{\omega}_e} \end{cases} \quad (17)$$

3 仿真及结果分析

通过 MATLAB/Simulink 软件搭建的三相 PMSM 无传感器矢量控制系统仿真模型,如图 5 所示,来验证基于模糊 RBF 神经网络滑模观测器可靠性和有效性。其中,电机仿真参数为:极对数 $p=4$,定子电感 $L_s = 8.4 \text{ mH}$,相电阻 $R = 2.875 \Omega$,永磁体磁链 $\psi_f = 0.174 \text{ Wb}$,转动惯量 $J = 0.0008 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ 。

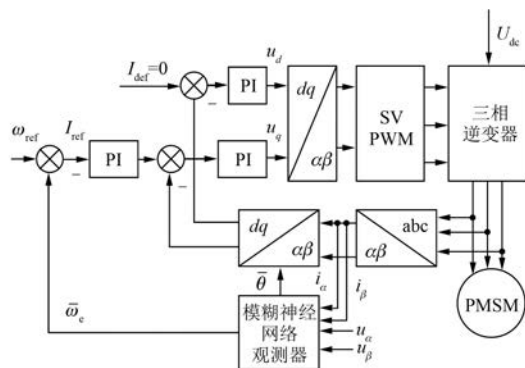


图5 三相 PMSM 无传感器矢量控制系统框图

图 6~图 8 所示为电机空载运行、参考转速设定为 1000 r/min 时,采用传统滑模观测器的仿真波形图。由图 6~图 8 可知,转速稳定时,与给定转速之间误差为 $\pm 5 \text{ r/min}$,转子速度估算误差为 $\pm 10 \text{ r/min}$,且系统抖振现象十分严重。从图 8 还

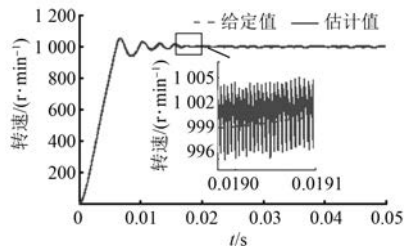


图6 传统滑模观测器转子给定转速与估计转速波形图

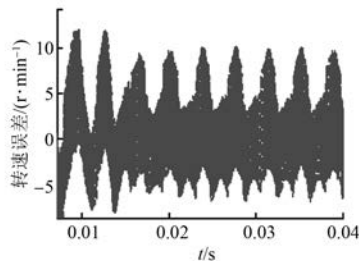


图7 传统滑模观测器的转子速度误差波形图

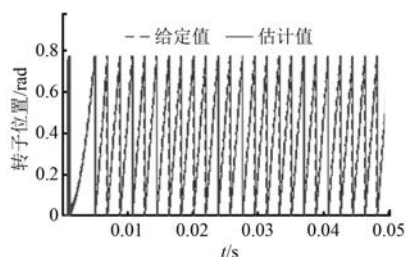


图8 传统滑模观测器的转子给定位置与估计位置波形图

可知传统滑模观测器转子位置初始阶段估计值有明显抖振现象。

在相同的初始条件下,采用基于模糊 RBF 神经网络滑模观测器的仿真结果如图 9~图 11 所示。由此可知,转速稳定时,与给定转速之间误差为 0.6 r/min,转子速度估算误差为 1 r/min,并且

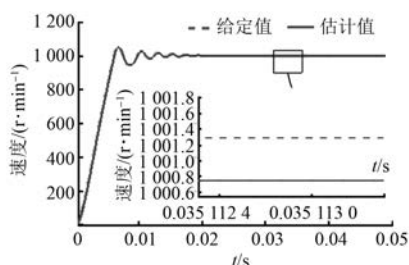


图9 模糊 RBF 神经网络滑模观测器转子给定转速与估计转速波形图

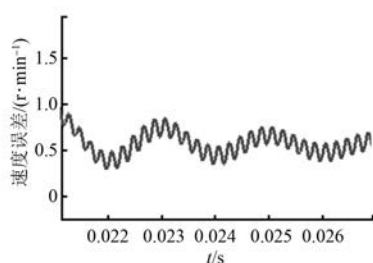


图10 模糊 RBF 神经网络滑模观测器的转子速度误差波形图

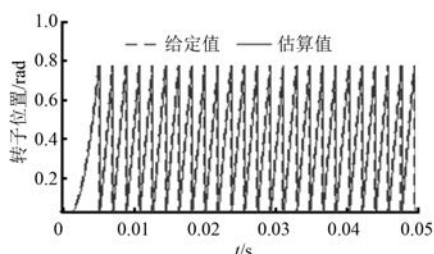


图11 模糊 RBF 神经网络滑模观测器转子给定位置与估计位置波形图

波形较为平滑。从图 11 可以看出,转子位置估算结果能够较好地跟随转子给定位置变化,观测效果良好。

4 结 语

通过仿真试验分析,提出的基于模糊 RBF 神经网络的滑模观测器对电机转子位置及速度估算方法比传统滑模观测器方法精度高,能够较好地跟随转子实际位置变化,并且有效抑制了系统抖振。

【参考文献】

- [1] 谷善茂,何凤有,谭国俊,等.永磁同步电动机无传感器控制技术现状与发展[J].电工技术学报,2009,24(11): 14.
- [2] 秦峰,贺益康,刘毅,等.两种高频信号注入法的无传感器运行研究[J].中国电机工程学报,2005,25(5): 118.
- [3] 张兴华.永磁同步电机的模型参考自适应反步控制[J].控制与决策,2008(3): 341.
- [4] 郭伟,王跃,李宁,等.永磁同步电机模型参考自适应无速度控制研究[J].电力电子技术,2016,50(8): 75.
- [5] 邵文强,康尔良.基于 RBF 神经网络的永磁同步电动机 PID 控制[J].微特电机,2018,46(11): 75.
- [6] ANDREESCU G D, SCHLEZINGER C. Enhancement sensorless control system for PMSM drives using square-wave signal injection[C]//2010 International Symposium on Power Electronics Electrical Drives Automation and Motion,2010.
- [7] 孙杰,崔巍,范洪伟,等.基于滑模观测器的永磁同步电机无传感器矢量控制[J].电机与控制应用,2011,38(1): 38.
- [8] 邱忠才,冀岭,肖建.基于 Sigmoid 函数的 PMSM 滑模变结构位置速度观测器[J].电气传动,2014,44(3): 3.
- [9] 李冉,龙雪涛,陈辉.基于锁相环的永磁同步电机无传感器控制[J].电气传动,2013,43(8): 8.
- [10] 崔皆凡,马桂新,谢炜.基于模糊滑模观测器的永磁同步电机进给系统速度估计[J].电机与控制应用,2017,44(6): 31.
- [11] 刘治钢,王军政,赵江波.永磁同步电机神经网络自适应滑模控制器设计[J].电机与控制学报,2009,13(2): 290.

收稿日期: 2019-03-25