

基于小波神经网络 PID 的永磁同步电机转速控制*

霍召晗, 许鸣珠

(石家庄铁道大学 机械工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要: 提出了基于小波神经网络 PID 的永磁同步电机 (PMSM) 转速控制策略。根据系统运行参数的变化, 采用三层前馈式人工神经网络, 基于梯度下降纠正误差法在线训练实时更新 PID 参数值。采用小波神经网络和增量式 PID 共同构成转速环控制器。建立 PMSM 数学模型, 设计 PMSM 速度环控制器, 构建 S 函数, 对控制算法进行仿真试验, 验证了该控制算法的先进性。试验结果表明, 所提控制策略比传统 PID 转速控制具有更好的动态性能和抗干扰能力。

关键词: 永磁同步电机; 小波神经网络; 增量式 PID; S 函数

中图分类号: TM 341 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2019)11-0001-06

Speed Control of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Wavelet Neural Network PID*

HUO Zhaohan, XU Mingzhu

(School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: A speed control strategy of permanent magnet synchronous motor (PMSM) based on wavelet neural network PID was proposed. According to the change of system operation parameters, a three-layer feedforward artificial neural network was used to update the PID parameters. It trained the PID parameters on-line based on gradient descent correction error method in real time. Wavelet neural network and incremental PID were used to construct the speed loop controller. The mathematic model of PMSM was established. The speed loop controller of PMSM was designed. The S function was constructed to simulate the control algorithm, which verified the progressiveness of the control algorithm. The experimental results showed that the proposed control strategy had better dynamic performance and anti-interference ability than traditional PID speed control.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); wavelet neural network; incremental PID; S function

0 引言

永磁同步电机 (PMSM) 具有体积小、精度高、能耗低、可靠性强等优越性能^[1]。随着电力电子技术、永磁材料、控制技术的飞速发展, 永磁交流伺服系统在国内市场越来越受重视^[2]。

根据被控对象的数学模型来实现电机的转速控制研究, 是伺服控制领域常用的控制策略。PMSM 是典型的非线性系统, 实际应用中更是存

在未知的随机扰动, 因此线性控制不能满足工业上的精度要求^[3]。虽然传统 PID 控制策略已广泛应用于控制领域, 但仍然无法完全克服 PMSM 的上述缺点。文献[4]提出了将 BP 神经网络和 PI-IP 控制相结合的控制策略, 提高了系统的响应速度和控制精度, 但是 2 种先进算法的复合控制, 必然加大控制芯片的计算负担, 使系统运行不稳定。文献[5]提出了基于内模的滑模电流解耦控制策略, 保证了电机动态响应速度。但是内模控

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (11972238)

作者简介: 霍召晗 (1990—), 男, 硕士研究生, 研究方向为控制理论与电机控制。

许鸣珠 (1967—), 女, 教授, 硕士生导师, 研究方向为控制理论与控制工程。(通信作者)

制需要被控对象的模型精确,实现过程非常复杂,对硬件电路要求较高。文献[6]提出的模糊自适应 PID 控制策略,虽然提高了系统转速的控制精度和鲁棒性,但过度依赖控制经验。文献[7]提出了一种自适应 PID 控制策略,能够在线整定 PID 参数,提高了系统的控制性能,但其数学模型只针对于二阶系统,对于复杂的电机控制系统具有一定的局限性。针对上述控制策略的不足以及传统 PID 控制策略无法实时跟随系统参数变化等缺点,本文提出了基于小波神经网络 PID 控制策略的 PMSM 转速控制。小波神经网络是一种基于小波分析理论构建的神经网络模型,不依赖于被控对象的精确模型,充分利用小波变换的良好局部化性质,同时结合神经网络的自学习功能,具有较强的逼近和容错能力。本文所提方法采用三层前馈式人工神经网络,基于梯度下降纠正误差法在线训练更新网络参数,根据系统运行参数的变化,实时更新 PID 参数值,采用小波神经网络和增量式 PID 共同构成转速环控制器,提高了电机的调速性能。

1 PMSM 数学模型

PMSM 采用理想电机模型,即:忽略铁心饱和现象;忽略电机绕组漏感;转子绕组无阻尼;不计涡流和磁滞损耗;忽略磁场的高次谐波;定子绕组的电流在气隙中只产生正弦分布的磁势^[8]。PMSM 在 d - q 旋转坐标系的数学模型如下。

定子磁链方程为

$$\begin{cases} \psi_d = L_d i_d + \psi_f \\ \psi_q = L_q i_q \end{cases} \quad (1)$$

式中: ψ_d 、 ψ_q —— d 、 q 轴磁链;
 L_d 、 L_q —— d 、 q 轴电感;
 i_d 、 i_q —— d 、 q 轴电流;
 ψ_f ——转子磁链。

定子电压方程为

$$\begin{cases} U_d = \frac{d\psi_d}{dt} - \omega_r \psi_q + R_s i_d \\ U_q = \frac{d\psi_q}{dt} + \omega_r \psi_d + R_s i_q \end{cases} \quad (2)$$

式中: U_d 、 U_q —— d 、 q 轴的电压分量;
 ω_r ——旋转角频率;
 R_s ——定子电阻。

电磁转矩方程为

$$T_{em} = \frac{3}{2} p (\psi_f i_q - \psi_i i_d) \quad (3)$$

式中: T_{em} ——输出电磁转矩;
 p ——磁极对数。

2 PMSM 转速控制系统

在分析 PMSM 数学模型的基础上,采用 $i_d = 0$ 的基于转子磁场定向的矢量控制策略,构建转速、电流双闭环 PMSM 矢量控制系统,如图 1 所示。其中,电流环 d 轴和 q 轴均采用传统的 PI 控制,转速环采用小波神经网络 PID 控制器。

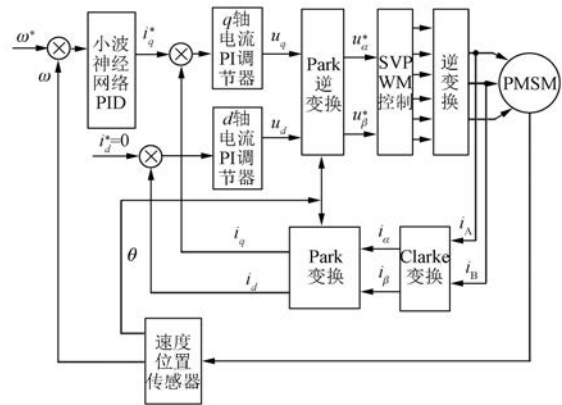


图 1 PMSM 矢量控制系统

3 小波神经网络 PID 控制器的设计

该控制器由传统增量式 PID 控制和小波神经网络两部分组成,如图 2 所示。其中增量式 PID 直接对被控对象进行闭环控制,并且控制器的 3 个参数 K_p 、 K_i 、 K_d 为在线调整方式,而神经网络则根据系统的运行状态,实时调整 PID 的控制参数。



图 2 小波神经网络 PID 控制器

3.1 增量式 PID

传统 PID 控制方式包括位置型 PID 和增量式 PID 控制 2 种。增量式 PID 控制算法的表达式为

$$\Delta u(k) = (K_p + K_i + K_d) e(k) - (K_p + 2K_d) e(k-1) + K_d e(k-2) \quad (4)$$

式中: $\Delta u(k)$ ——控制算法的输出;
 k ——系统的第 k 次采样值;

K_p, K_i, K_d ——PID 的参数值;
 $e(k), e(k-1), e(k-2)$ ——3 次偏差值。

通过式(4)可以发现,对于恒定采样周期的控制系统,一旦确定了 K_p, K_i, K_d ,只要使用前后 3 次测量值的偏差,便可以求出该式的控制增量。采用增量式 PID 可有效降低误动作所带来的影响,并且式(4)中不需要对偏差进行累加,可有效降低控制算法运行对控制系统内存的占用,提高系统的运行效率。

3.2 小波神经网络

小波神经网络是一种以小波函数为基函数的连接型前馈网络^[9]。该神经网络模型基于小波分析理论构建,充分利用小波变换良好的局部化性质,具有较强的逼近和容错能力。基本的拓扑结构如图 3 所示。

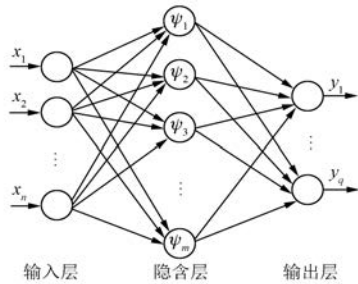


图 3 小波神经网络拓扑结构

图 3 中,网络的输出可表示为

$$y = \sum_{i=1}^m \omega_i \varphi \left(\sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_j \right) \quad (5)$$

式中: ω_i ——隐含层与输出层的连接权值系数;
 ω_{ij} ——输入层与隐含层的连接权值系数。

本文所设计的小波神经网络 PID 计算模块采用三层结构,结构图如图 4 所示。

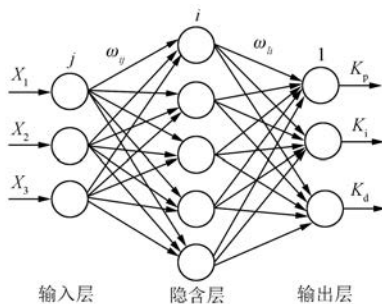


图 4 小波神经网络 PID 计算模块

已有理论证明含有一个隐含层的三层前馈神经网络能任意逼近一个非线性映射,则网络输出有以

下关系式^[10]:

$$K = g \left[\sum_{j=1}^5 \omega_{lj} f \left(\sum_{k=1}^3 \omega_{jk} X_k - \theta_m \right) - \tilde{\theta}_i \right] \quad (6)$$

其中:输出 $K = [K_p, K_i, K_d]$;输入 $X_k = [r(k), y(k), e(k)]$, $r(k)$ 为给定值, $y(k)$ 为反馈值, $e(k)$ 为偏差值。

式中: ω_{li} ——输出层的第 l 个神经元与隐含层第 i 个神经元的连接权值;

ω_{ij} ——隐含层的第 i 个神经元与输入层第 j 个神经元的连接权值;

θ_m ——隐含层第 m 个神经元的阈值;

$\tilde{\theta}_i$ ——输出层第 i 个神经元的阈值。

网络的隐含层神经元采用小波函数 Morlet 作为激励函数。Morlet 函数如下:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi \left(\frac{x-b}{a} \right) \quad (7)$$

$$\varphi(x) = \cos(1.75x) e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (8)$$

输出层采用 Sigmoid 函数作为激励函数:

$$g(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (9)$$

取性能指标函数:

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2 \quad (10)$$

按照梯度下降法调整网络的权系数,并附加一个使搜索快速收敛全局极小的惯性项:

$$\Delta \omega_{li}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{li}} + \alpha \Delta \omega_{li}(k-1) \quad (11)$$

式中: η ——学习速率;

α ——惯性系数。

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \omega_{ij}} = \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)} \cdot \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \cdot$$

$$\frac{\partial O_l^{(3)}(k)}{\partial net_l^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial \omega_{ij}(k)} \quad (12)$$

$$\frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial \omega_{li}(k)} = O_i^{(2)}(k) \quad (13)$$

式中: $O(k)$ ——对应节点的输出值;

上标(1)、(2)、(3)——输入层、隐含层和输出层;

$net(k)$ ——对应节点的输入值。

由于 $\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)}$ 未知,所以使用符号函数

$\text{sgn}\left[\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)}\right]$ 近似代替, 由此产生的计算误差可以通过调整学习速率 η 补偿。

综合式(12)、式(13)可得:

$$\frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_1^{(3)}(k)} = e(k) - e(k-1) \quad (14)$$

$$\frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_2^{(3)}(k)} = e(k) \quad (15)$$

$$\frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_3^{(3)}(k)} = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \quad (16)$$

由式(14)~式(16), 可得网络输出层权值的学习算法:

$$\Delta \omega_{li}(k) = \alpha \Delta \omega_{li}(k-1) + \eta \delta_i^{(3)} O_i^{(2)}(k), \quad i = 1, 2, 3 \quad (17)$$

$$\delta_i^{(3)} = e(k) \text{sgn}\left[\frac{\partial y(k)}{\partial \Delta u(k)}\right] \cdot \frac{\partial \Delta u(k)}{\partial O_i^{(3)}(k)} g'[\text{net}_i^{(3)}(k)] \quad (18)$$

其中: $g'(\cdot) = g(x)[1 - g(x)]$; $f'(\cdot) = \frac{1 - f^2(x)}{2}$ 。

隐含层权值系数的学习算法如下:

$$\Delta \omega_{ij}(k) = \alpha \Delta \omega_{ij}(k-1) + \eta \delta_i^{(2)} O_j^{(1)}(k) \quad (19)$$

$$\delta_i^{(2)} = f'[\text{net}_i^{(2)}(k)] \sum_{l=1}^3 \delta_l^{(3)} \omega_{li}(k), \quad i = 1, 2, \dots, Q \quad (20)$$

基于该算法, 小波神经网络 PID 参数的计算步骤如下。

(1) 确定小波神经网络的结构, 包括输入层节点数、隐含层节点数、各层的加权初值、惯性系数和学习速率。

(2) 采样得到输入值和输出值, 并计算时刻误差。

(3) 计算神经网络各层神经元的输入值和输出值, 输出层的输出为 K_p, K_i, K_d 。

(4) 根据式(21)、式(22)计算 PID 控制器的输出 $u(k)$:

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (21)$$

$$\Delta u(k) = k_p[e(k) - e(k-1)] + k_i e(k) + k_d[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (22)$$

(5) 进行神经网络学习, 在线调整加权系数 ω_{ij} 和 ω_{li} , 以实现 PID 控制器参数的自适应调整。

(6) 令 $k=k+1$, 返回步骤(1), 循环执行。

4 仿真研究

4.1 PMSM 调速系统的仿真模型

在 PMSM 转速控制系统中, 将小波神经网络 PID 控制算法采用 MATLAB 的 S 函数进行编程, 以给定值、反馈值、偏差作为输入, 以 u 作为输出。将小波神经网络 PID 控制算法与传统 PID 转速控制进行试验比较。所搭建的仿真模型分别如图 5 和图 6 所示。

仿真中, 小波神经网络的结构采用 3-5-3 形式, 学习速率设置为 1×10^{-6} , 惯性系数设置为 6×10^{-6} , 小波函数中取 $a=2, b=3$, 加权系数初始值通过大量试验取得。采用表贴式三相 PMSM 作

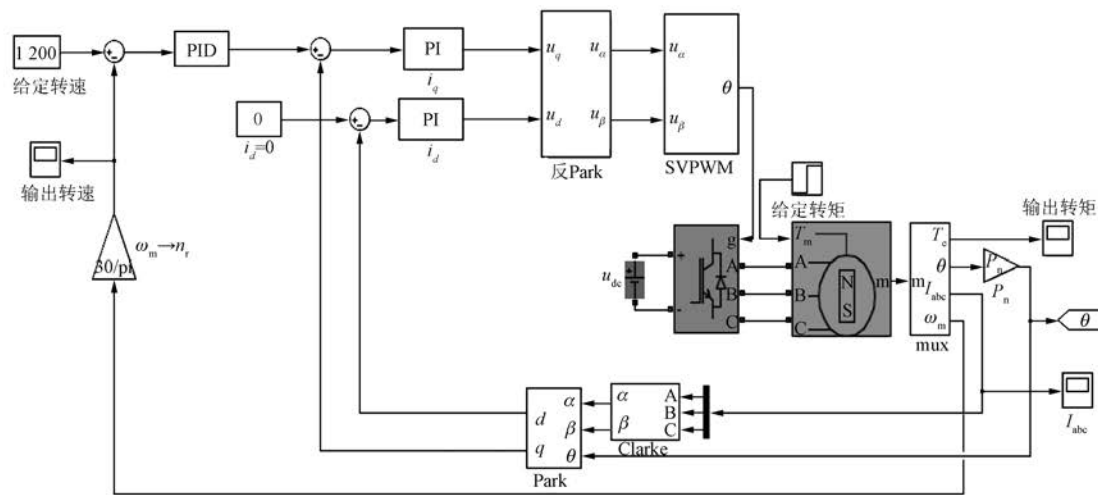


图 5 基于传统 PID 的 PMSM 转速控制仿真模型

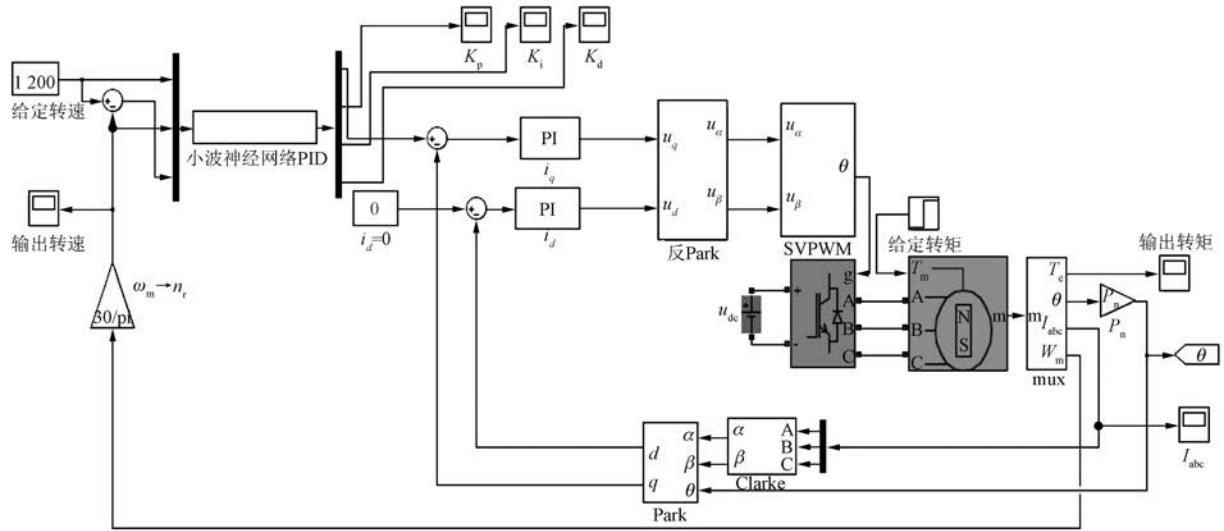


图 6 基于小波神经网络 PID 的 PMSM 转速控制仿真模型

为被控对象。电机参数： $p = 4$ ，定子电感 $L_s = 8.5 \text{ mH}$ ，定子电阻 $R_s = 2.875 \Omega$ ，转动惯量 $J = 0.003 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$ ，磁链 $\psi_f = 0.175 \text{ Wb}$ ，阻尼系数 $B = 0.008 \text{ N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}$ 。仿真条件设置：直流侧电压 $U_{dc} = 311 \text{ V}$ ，脉宽调制 (PWM) 开关频率 $f_{\text{pwm}} = 10 \text{ kHz}$ ，采样周期 $T_s = 10 \mu\text{s}$ ，仿真时间为 0.4 s 。

4.2 仿真结果分析

为了验证本文所提算法的可行性和先进性，分别对图 5 和图 6 的仿真模型进行仿真试验。仿真试验中，将 PMSM 转速设置为 1200 r/min ，在 $t = 0.2 \text{ s}$ 时为电机施加 $10 \text{ N}\cdot\text{m}$ 转矩。2 种控制策略下，PMSM 的转速响应图分别如图 7 和图 8 所示。转矩响应图分别如图 9 和图 10 所示。图 11 ~ 图 13 分别为 PMSM 在小波神经网络控制策略下，PID 参数的变化情况。

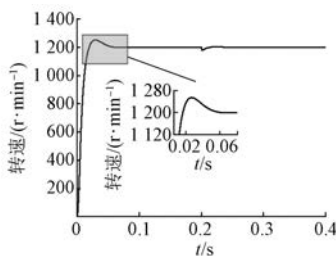


图 7 传统 PID 控制转速响应图

通过对图 7 和图 8 仿真结果的分析可以看出，电机由静止加速至 1200 r/min 时，基于传统 PID 控制策略的电机稳定时间为 0.061 s ，电机

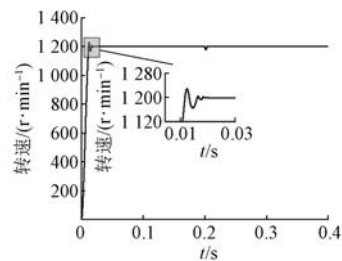


图 8 小波神经网络 PID 控制转速响应图

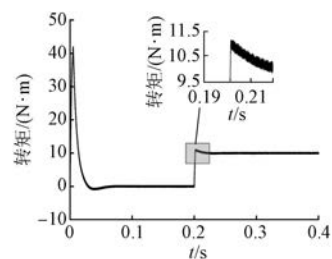


图 9 传统 PID 控制转矩响应图

转速最大超调量为 53 r/min ；而基于小波网络 PID 控制策略的电机稳定时间为 0.017 s ，电机转速最大超调量为 29 r/min ，稳定时间缩短了 0.044 s ，最大超调量降低了 24 r/min 。同时，在 $t = 0.200 \text{ s}$ 为电机施加 $10 \text{ N}\cdot\text{m}$ 转矩时，基于传统 PID 控制策略的电机稳定时间为 0.014 s ；而基于小波网络 PID 控制策略的电机稳定时间为 0.004 s ，稳定时间缩短了 0.010 s 。通过对比图 9 和图 10 可以发现，在电机突加转矩时，与传统

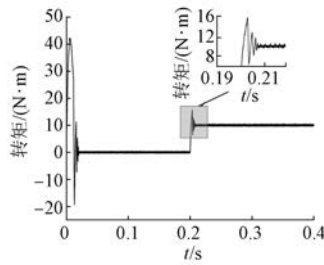
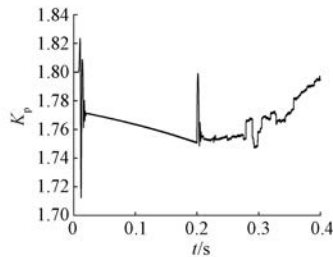
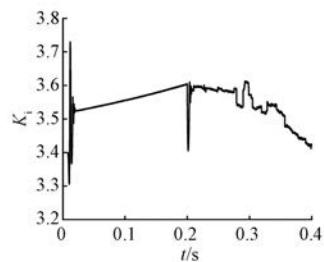
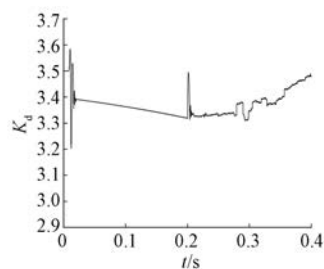


图 10 小波神经网络 PID 控制转矩响应图

图 11 小波神经网络 PID 控制 K_p 响应图图 12 小波神经网络 PID 控制 K_i 响应图图 13 小波神经网络 PID 控制 K_d 响应图

PID 控制相比,基于小波神经网络 PID 控制策略的电机转矩响应迅速,能够快速收敛到设定值,时间缩短了 0.007 s。试验结果表明,在采用小波神经网络 PID 控制策略下,电机转速波动更小,收敛更快,抗干扰能力强,电机运行具有更好的动态性能和更强的鲁棒性。图 11~图 13 分别为小波神经网络 PID 控制策略下, PID 参数的实时变化情

况。小波神经网络对 PID 参数的实时调整使得该种控制策略具有更好的控制性能。

5 结 语

本文通过仿真验证了在电机进行转速控制方面,采用小波神经网络 PID 控制策略比传统 PID 转速控制具有更好的动态性能和抗干扰能力。采用小波神经网络 PID 控制策略对 PMSM 进行转速控制,是传统 PID 控制算法和先进智能算法的有效结合,利用小波神经网络的自学习能力可以对外界干扰实时作出反映,在线修改 PID 参数值,进而改变增量式 PID 的输出。其不依赖于被控对象的精确模型,有效地提高了电机的控制品质。试验结果表明采用小波神经网络 PID 控制策略,为实现 PMSM 转速的高精度控制提供了有效的方法。

【参考文献】

- [1] 黄钦,李祥飞,李文锋,等.改进电压模型的异步电机矢量控制系统仿真[J].湖南工业大学学报,2013,27(1): 53.
- [2] 王斌,王跃,王兆安.空间矢量调制的永磁同步电机直接转矩控制[J].电机与控制学报,2010,14(6): 45.
- [3] 李红梅,陈涛.永磁同步电机参数辨识研究综述[J].电子测量与仪器学报,2015,29(5): 638.
- [4] 李海侠,林继灿,唐海洋.基于 BP 神经网络永磁同步电机矢量复合控制[J].现代电子技术,2019,42(11): 104.
- [5] 周华伟,温旭辉,赵峰,等.基于内模的永磁同步电机滑模电流解耦控制[J].中国电机工程学报,2012,32(15): 91.
- [6] 龚事引,于惠钧,宋翼颀,等.基于模糊 PID 的永磁同步电机矢量控制系统[J].湖南工业大学学报,2015,29(4): 40.
- [7] 李玲瑞,许鸣珠,高旭东.基于自适应 PID 的永磁同步电机电流控制[J].微特电机,2016,44(10): 58.
- [8] 杨勇.基于模糊自整定的改进型永磁同步电机矢量控制仿真研究[J].机电工程技术,2010,39(8): 47.
- [9] 李毓洲,阳林.基于小波神经网络的永磁同步电机无速度传感器控制[J].微电机,2010,43(7): 53.
- [10] 黄友瑞,曲立国.PID 控制器参数整定与实现[M].北京:科学出版社,2010.

收稿日期: 2019-08-20