

基于神经网络的双闭环伺服系统自适应控制^{*}

刘 洋, 赵凯岐

(哈尔滨工程大学 智能科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150000)

摘 要: 针对双闭环伺服系统中传统自抗扰控制(ADRC)控制器待整定的参数较多且整定过程较复杂的问题,设计了一种基于径向基函数神经网络的ADRC控制器。考虑到组合控制律的独立性,设计线性状态误差反馈进一步降低参数整定复杂性。径向基函数神经网络将扩张状态观测器中的非线性误差增益作为其权值系数,在线辨识出被控对象的Jacobian信息,利用神经网络的自学习功能实现了ADRC的参数在线自整定。以永磁同步电机(PMSM)作为被控对象,通过MATLAB进行仿真。仿真结果证明,此控制策略有效地优化了伺服系统的静态性能和动态品质,实现了控制系统的高动态和高精度。

关键词: 永磁同步电机; 双闭环伺服系统; 自抗扰控制; 径向基函数神经网络; 扩张状态观测器

中图分类号: TM341; TP29 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2022)07-0022-08

doi: 10.12177/emca.2022.060

Adaptive Control of Double Closed-Loop Servo System Based on Neural Network^{*}

LIU Yang, ZHAO Kaiqi

(College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University,
Harbin 150000, China)

Abstract: The traditional active disturbance rejection control (ADRC) controller in a double closed-loop servo system have many parameters and very complicated adjusting processes. In order to solve these problems, an ADRC controller based on a radial basis function neural network is designed. Since the law of the combined control contains the characteristic of independence, a linear state error feedback is designed to further reduce the complexity of parameter setting. The gains of nonlinear errors in an extended stage observer are applied to the radial basis function neural network as weight coefficients, and the online identification for the controlled object's Jacobian information could be carried out. So, the parameter online self-tuning of the ADRC controller could be realized through the self-learning ability of the neural network. Taking a permanent magnet synchronous motor (PMSM) as the controlled object, the experiment is carried out in MATLAB simulation. The results show that this control strategy can effectively optimize the static performance and dynamic quality of the servo system, and the better dynamic and higher precision of the system is reached.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); double closed-loop servo system; active disturbance rejection control (ADRC); radial basis function neural network; extended state observer

0 引 言

永磁同步电机(PMSM)以其损耗小、功率密度大、效率高等优点^[1],已经在电动舵机、机器人

以及无人机等伺服系统中得到广泛应用。然而高端应用场合也对其控制性能提出了更高的要求^[2]。由于PMSM伺服系统自身是一个多变量、强耦合的非线性系统^[3],必须克服外界随机干扰

收稿日期: 2022-04-15; 收到修改稿日期: 2022-06-19

^{*} 基金项目: 哈尔滨工程大学研究生教改专项项目(JG2020Y06)

作者简介: 刘 洋(1997—),男,硕士研究生,研究方向为永磁同步电机控制、自抗扰控制。

赵凯岐(1975—),男,博士,副教授,研究方向为电机驱动控制。(通信作者)

和自身非线性的影响才能实现其高性能控制。因此由 PMSM 构成的伺服系统的控制技术成为研究热点^[4]。

为了提高伺服系统的抗扰和补偿能力,韩京清^[5]提出了一种新型控制方法——自抗扰控制(ADRC)。ADRC 的核心是扩张观测器(ESO),思想是将串联积分器的形式作为被控对象的规范形式,将与上述形式不同的扰动看作总扰动,并加以估计和补偿。自 ADRC 出现以来,不断有学者尝试将其应用于 PMSM 的控制中^[6]。文献[7]已经成功将 ADRC 应用在船舶永磁电机控制系统,提高了系统的抗干扰能力和鲁棒性;文献[8]借鉴滑模控制的思想,实现了位置环采用 ADRC 的 PMSM 伺服系统一体化设计。然而,对于复杂工况下的伺服系统,一组固定参数的 ADRC 很难达到最优控制效果^[9],因此参数整定的问题限制了其推广与应用。神经网络是近几十年来迅速发展的前沿课题,相关研究人员不断将神经网络等智能算法引入 ADRC 系统,实现其参数的整定与优化,并取得了丰硕的成果。文献[10]将小波神经网络与 ADRC 相结合,实现 ADRC 参数自整定,但是小波神经网络收敛速度较慢,容易造成伺服系统中转子位置跟踪效果较差,限制了系统的性能;文献[11]将性能优异的径向基函数神经网络(RBFNN)和交流伺服系统相结合,但仅仅是对 PID 参数进行在线整定,而 ADRC 核心 ESO 的参数还是采取传统的试凑法,降低了系统的自适应能力;文献[12]利用模糊布谷鸟算法实现变桨距 ADRC 的参数自整定,虽然该改进算法避免陷入局部最优解,但是该方法遗传算子的选择比较复杂,因而必须要经过相应改进才可能满足高性能要求。

本文基于 ADRC 控制的 PMSM 位置伺服系统采用位置-电流双闭环控制。综合考虑上述优化算法的各种优劣,采用学习速度较快、可以满足实时性要求的径向基函数神经网络(RBFNN)在线整定 ADRC 的部分参数,设计线性状态误差反馈(LSEF)进一步降低参数整定复杂性,简化了伺服系统的控制结构。并通过与传统 ADRC 的伺服系统进行位置跟踪精度、动态响应能力以及稳态性能对比分析。仿真结果表明:该控制策略在保持伺服系统良好稳定性的同时,降低了 ADRC 参数调参的复杂程度,提高了控制器对位置的跟踪速度,增

强了系统的抗扰能力、补偿能力以及鲁棒性。

1 PMSM 数学模型及扰动分析

PMSM 在 d - q 旋转坐标系下的数学模型如下。

电磁转矩方程为

$$T_e = p[\psi_f i_q + (L_d - L_q)i_d i_q] \quad (1)$$

式中: i_d 、 i_q 分别为 d - q 坐标系下的电流分量; L_d 、 L_q 分别为 d - q 坐标系下的电感分量,取 $L_d = L_q$; ψ_f 为磁链参数; p 为极对数。

机械运动方程为

$$J \frac{d\omega_r}{dt} = T_e - T_L - B\omega_r \quad (2)$$

式中: ω_r 为机械角速度; J 为转动惯量; B 为阻尼系数; T_L 为负载转矩。

由 $\theta_e = \int \omega_e dt$ 与 $\omega_e = p\omega_r$ 得:

$$J \frac{d\theta_e^2}{dt^2} = (pT_e - pT_L - B \frac{d\theta_e}{dt}) \quad (3)$$

式中: θ_e 为转子位置角; ω_e 为电角速度。

在位置-电流双闭环伺服系统中,电流内环的响应更快,外环的响应较慢。为了满足伺服系统实时性的要求,采用 $i_d = 0$ 的控制方式,电流环采用 PI 控制,位置环则采用二阶 ADRC,用于优化转子位置跟踪效果,这样不仅保证了电流的响应速度,也降低了计算的复杂性。由式(1)与式(3)得 PMSM 二阶运动方程:

$$\frac{d\theta_e^2}{dt^2} = -\frac{PT_L}{J} - \frac{B}{J} \frac{d\theta_e}{dt} + \frac{p^2 \psi_f}{J} i_q^* \quad (4)$$

将式(4)整理为标准化被控对象位置环状态方程:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x_1, x_2) + bu \\ y = x_1 \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)中的干扰项 $f(x_1, x_2)$ 记作新的状态变量 x_3 ,即令 $x_3 = f(x_1, x_2)$,记作 $\dot{x}_3 = \omega$,则式(5)可扩展为新系统,表达式为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 + bu \\ \dot{x}_3 = \omega \\ y = x_1 \end{cases} \quad (6)$$

式中:状态变量 x_1 为 θ_e ;控制变量 u 为 i_q^* ;输出变量为 y ; $-\frac{B}{J} \frac{d\theta_e}{dt}$ 与 $-\frac{pT_L}{J}$ 分别为系统内部和外部的扰动; $b = \frac{3p\psi_f}{2J}$ 。

2 ADRC 技术

ADRC 是处理动态不稳定、内外干扰同时存在、非线性等问题的一种有效工具^[13]。其主要由三部分组成:跟踪微分器(TD)、ESO、非线性状态误差反馈(NLSEF)^[14]。二阶 ADRC 结构图如图 1 所示。给定目标速度 v ,由 TD 经过过渡过程得到实际模型跟踪的速度 v_1 和速度微分 v_2 。ESO 根据 PMSM 的控制输入和实际输出得到观测的速度 z_1 、速度微分 z_2 和扰动 z_3 ,与跟踪速度 v_1 和速度微分 v_2 作差得到速度误差 e_1 和速度微分误差 e_2 。由 NLSEF 将误差进行非线性组合,减去总扰动即为实际的控制量,进而控制 PMSM。

2.1 TD

TD 用来为输入信号安排过渡过程,进而使得到的输出信号更加光滑,满足了伺服系统的快速性并且减小伺服系统位置跟踪过程中的超调量。选择最速综合控制函数 $fhan(v_1, v_2, r, h)$ 构成 TD。

二阶跟踪微分器表达式为

$$\begin{cases} \dot{v}_1 = v_2 \\ \dot{v}_2 = fhan(v_1, v_2, r, h) \end{cases} \quad (7)$$

$fhan(v_1, v_2, r, h)$ 可以定义为

$$\begin{cases} d = rh \\ d_0 = dh \\ y = v_1 + hv_2 - v_0 \\ a_0 = \sqrt{d^2 + 8r|y|} \\ a = \begin{cases} v_2 + \frac{a_0 - d}{2} \text{sgn}(y), & |y| > d_0 \\ v_2 + \frac{y}{h}, & |y| \leq d_0 \end{cases} \\ fhan = \begin{cases} -r \text{sgn}(a), & |a| > d \\ -\frac{ra}{d}, & |a| \leq d \end{cases} \end{cases}$$

式中: v_0 为输入信号; v_1 为 TD 提取的输入信号 v_0 的过渡过程; v_2 为 v_1 的微分状态信号; r 为速度因子; h 为控制器步长; d 、 d_0 、 a_0 、 a 、 y 均为中间变量。

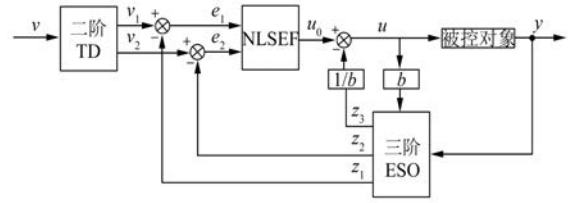


图 1 二阶 ADRC 结构图

2.2 ESO

ESO 作为 ADRC 的核心部分,用来实时估测系统中的不明确扰动,并将影响被控对象的扰动扩张作为新的状态变量。

三阶扩张观测器表达式为

$$\begin{cases} e = z_1 - y \\ \dot{z}_1 = z_2 - \beta_{01} \text{Fal}(e, \alpha_1, \delta) \\ \dot{z}_2 = z_3 - \beta_{02} \text{Fal}(e, \alpha_1, \delta) + bu \\ \dot{z}_3 = -\beta_{03} \text{Fal}(e, \alpha_2, \delta) \end{cases} \quad (8)$$

$\text{Fal}(e, \alpha, \delta)$ 的函数表达式为

$$\text{Fal}(e, \alpha, \delta) = \begin{cases} |e|^{\alpha} \text{sgn}(e), & |e| > \delta \\ \frac{e}{\delta^{\alpha-1}}, & |e| \leq \delta \end{cases} \quad (9)$$

式中: α_1 、 α_2 为非线性因子; β_{01} 、 β_{02} 、 β_{03} 为非线性误差增益; δ 为滤波因子; b 为补偿因子; z_1 、 z_2 为 y 的跟踪信号; z_3 为扰动估计值。

2.3 NLSEF

NLSEF 用以计算 ESO 的跟踪信号与 TD 输出信号间的误差,并将误差进一步组合得到系统的控制量。

NLSEF 表达式为

$$\begin{cases} e_1 = v_1 - z_1 \\ e_2 = v_2 - z_2 \\ u_0 = \beta_1 \text{Fal}(e_1, \alpha_3, \delta_1) + \beta_2 \text{Fal}(e_2, \alpha_4, \delta_2) \end{cases} \quad (10)$$

式中: α_3 、 α_4 为非线性因子; β_1 、 β_2 为误差增益; δ_1 、 δ_2 为滤波因子; e_1 为给定信号误差; e_2 为输出信号误差; u_0 为待补偿控制指令。

在 NLSEF 中需要整定的参数有非线性误差增益 β_1 、 β_2 ,非线性因子 α_3 、 α_4 ,滤波因子 δ_1 、 δ_2 ,需要整定的参数较多。针对这一问题,文献[15]设计了一阶线性自抗扰控制器(LADRC)系统,降低了参数整定的复杂性,提高了系统的性能。文献[16]对引入 LSEF 的问题进行了分析,并成功将

线性/非线性 ESO 和 LSEF 结合。受文献[16]的启发,针对二阶 ADRC,本文设计 LSEF 取代 NLSEF,保留了 ESO 不需要控制对象精确数学模型的优点,同时减少了待整定参数,提高了控制系统的性能。

LSEF 表达式为

$$\begin{cases} e_1 = v_1 - z_1 \\ e_2 = v_2 - z_2 \\ u_0 = \beta_1 e_1 + \beta_2 e_2 \end{cases} \quad (11)$$

扰动估计补偿表达式为

$$u = u_0 - \frac{z_3}{b} \quad (12)$$

式中: u 为补偿控制指令。

3 基于 RBFNN 的 ADRC 控制器

为提高 ADRC 的自适应能力,采用神经网络在线整定其部分参数。通过仿真运行 m 文件调用 Simulink 结果,再用随机遍历获得的训练样本点。然后神经网络进行离散训练,将网络权值设置在合理范围,最后根据仿真波形情况在线微调,用以获得最优控制信号。

3.1 RBFNN 原理

RBFNN 是由输入层、隐藏层和输出层组成的三层前馈式网络。图 2 所示为 $n-m-1$ 的 RBFNN 拓扑结构图。

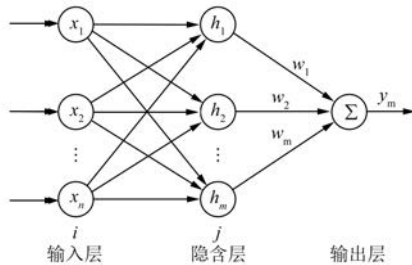


图 2 RBFNN 拓扑结构图

图 2 中,通过非线性映射将输入层的数据映射到隐含层,过程中需要一个局部逼近、非负非线性以及径向对称的径向基函数。因此,隐含层激励函数选取性能优良的高斯函数,具体表达式为

$$h_i = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2b_i^2}\right), i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

式中: c_i 为网络第 i 个隐含层的中心点, $c_i = [c_{i1},$

$c_{i2}, \dots, c_{in}]^T$; b_i 为第 i 个隐含层节点的基宽度参数; m 为隐含层节点数。

RBFNN 的隐含层到输出层变换是线性映射,即神经网络的输出 y_m 可表示为

$$y_m = w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_m h_m \quad (14)$$

式中: $w_1, w_2, \dots, w_m$ 为 RBFNN 的权向量。

RBFNN 的目标性能输出函数为

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m [y(k) - y_d(k)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m e_{\text{error}}^2 \quad (15)$$

式中: $y(k)$ 为网络实际输出; $y_d(k)$ 为网络预期输出。

通过梯度下降法确定 RBFNN 的输出层权值 $w_i(k)$ 、节点宽度 $b_i(k)$ 及中心 $c_i(k)$, 其迭代算法如下:

$$\begin{cases} \Delta w_i(k) = \eta [y(k) - y_d(k)] h_i [x(k)] \\ w_i(k) = w_i(k-1) + \Delta w_i(k) + \alpha [w_i(k-1) - w_i(k-2)] \\ \Delta b_i(k) = \eta [y(k) - y_d(k)] w_i h_i [x(k)] \times \frac{\|x - c_i\|^2}{b_i^3} \\ b_i(k) = b_i(k-1) + \Delta b_i(k) + \alpha [b_i(k-1) - b_i(k-2)] \\ \Delta c_i(k) = \eta [y(k) - y_d(k)] w_i h_i [x(k)] \frac{x - c_i}{b_i^2} \\ c_i(k) = c_i(k-1) + \Delta c_i(k) + \alpha [c_i(k-1) - c_i(k-2)] \end{cases} \quad (16)$$

式中: η 为学习速率; α 为动量因子。

3.2 RBFNN-ADRC 位置调节器设计

ADRC 控制量的生成依赖于 ESO 对总扰动的观测和估计,为了使在线整定的参数能够更好地适应系统宽范围、实时性的控制要求,文献[17]提出了一种增量式 PI 控制算法实现 PI 参数的在线整定。本文 RBFNN 的输入信号选择为信号误差 e_1 、信号微分误差 e_2 以及观测误差 e_{error} , 输出信号为 $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}$ 。图 3 为 RBFNN-ADRC 位置调节器框图。

结合系统输入与输出间的误差,定义 ESO 中 $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}$ 三参数的增量系数如下:

$$\begin{cases} e_{c1} = e(k) - e(k-1) \\ e_{c2} = e(k) \\ e_{c3} = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \end{cases} \quad (17)$$

RBFINN 的误差为

$$e_{\text{error}}(k) = y(k) - y_d(k) \quad (18)$$

定义 ESO 中三参数整定式如下：

$$\begin{cases} \beta_{01} = \beta_{01}(k-1) + \eta e_{\text{error}}(k) \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \cdot e_{c1} \\ \beta_{02} = \beta_{02}(k-1) + \eta e_{\text{error}}(k) \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \cdot e_{c2} \\ \beta_{03} = \beta_{03}(k-1) + \eta e_{\text{error}}(k) \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \cdot e_{c3} \end{cases} \quad (19)$$

RBFINN 的 Jacobian 矩阵算法为

$$\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \approx \frac{\partial y_m(k)}{\partial i_q^*(k)} = \frac{\sum_{i=1}^m w_i(k) h_i[x(k)] \cdot \frac{c_i(k) - i_q^*(k)}{b_i^2(k)}}{\quad} \quad (20)$$

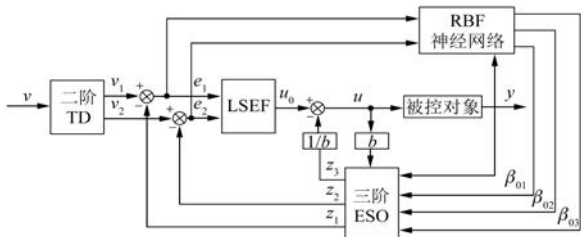


图3 基于 RBFNN 优化的 ADRC 位置调节器结构图

基于 RBFNN 在线整定 ESO 参数的训练过程大体可概括为

- (1) 确定神经网络的结构,选定学习速率 $\eta=0.1$ 和动量因子 $\alpha=0.05$;
- (2) 采样得到 $y(k)$ 和 $y_d(k)$, 计算此刻的误差 $e_{\text{error}}(k)$ 和 Jacobian 矩阵;
- (3) 计算神经网络输入层和输出层;
- (4) 验证上一步取值是否满足性能指标,若满足则直接进入(6),否则执行下一步;
- (5) 执行神经网络迭代学习,令 $k=k+1$,返回到(2);
- (6) 将满足性能指标的 $\beta_{01} \beta_{02} \beta_{03}$ 输入 ESO 观测器。

4 仿真结果及分析

为验证基于 RBFNN-ADRC 伺服系统的位置

跟踪性能,根据图 4 所示的框图,在 Simulink 中搭建仿真模型,对 PMSM 基于传统 ADRC 和基于 RBFNN-ADRC 进行仿真分析对比。表 1 和表 2 为仿真过程中 PMSM 模型参数和 ADRC 参数的设定情况。

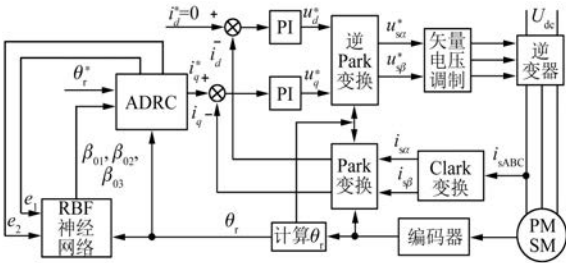


图4 基于 RBFNN-ADRC 的 PMSM 伺服系统控制图

表 1 电机仿真模型参数

参数名称	参数值
直流侧电源电压/V	380
转动惯量/(kg·m ²)	0.001 02
定子电感/mH	7.36
转子磁链/Wb	0.246
相电阻/Ω	0.2
极对数	2

表 2 ADRC 参数

参数名称	参数值	参数名称	参数值
h	0.000 1	β_1	2 000
r	1 000	β_2	10 000
a_1	0.9	b	800
a_2	0.9	δ	0.000 1

在实际工作过程中,PMSM 的转子位置时刻均在变化,为使实际转子位置在不同工作状态下均能够无超调并且快速地跟踪目标转子位置,本文分别采用具有代表性的阶跃输入信号、正弦输入信号以及方波输入信号作为转子位置给定信号,目的是为了更直观地验证基于 ADRC 的系统和基于 RBFNN-ADRC 的系统之间的性能差别。其中阶跃输入信号的期望幅值为 2°,正弦和方波输入信号的期望幅值为 1°,频率为 2.5 Hz,仿真时间为 0.5 s。电机空载起动,在 0.3 s 时突加 2 N·m 的负载,以此验证基于 RBFNN-ADRC 的系统转子位置跟踪效果。仿真结果如图 5~图 10 所示。

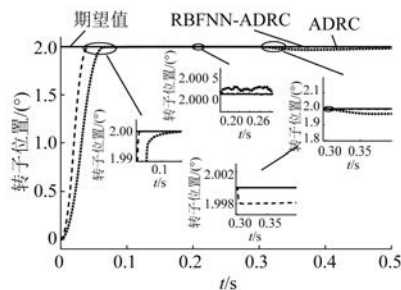


图5 阶跃输入转子位置跟踪曲线

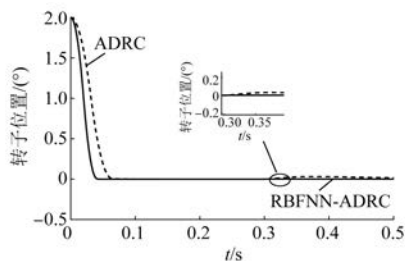


图6 阶跃输入转子位置跟踪误差曲线

图5和图6为伺服系统在阶跃输入条件下的转子位置跟踪曲线和跟踪误差曲线。比较图5中基于传统ADRC和基于RBFNN-ADRC的系统仿真波形,二者均无超调。基于传统ADRC的系统达到目标期望值的时间为0.12 s,其响应曲线的稳态误差值为 0.0002° ,突加负载后转子实际位置为 1.969° ,跟踪误差达到了 0.031° ;基于RBFNN-ADRC的系统仿真波形在0.044 64 s时就完全跟踪目标期望值,稳态误差几乎可以忽略不计,突加负载后其转子实际位置为 1.998° ,跟踪误差为 0.0002° ,其动态品质和稳态性能比传统ADRC更优异。

图7和图8为伺服系统在正弦输入条件下的转子位置跟踪曲线和转子位置跟踪误差曲线。与阶跃输入信号一样,在正弦输入信号条件下,图7中基于传统ADRC的系统转子位置具有较大的跟踪误差,在0.103 s幅值才仅达到 0.9988° ,在0.201 s时其跟踪误差高达 0.103° 。而基于RBFNN-ADRC的系统在0.102 s就达到期望幅值 1° ,最大跟踪误差仅为 0.0478° 。在0.3 s突加 $2\text{ N}\cdot\text{m}$ 负载后,基于传统ADRC的系统在0.304 7 s时,转子跟踪波形跌落至 -1.01° ,恢复稳定用时0.022 s。而基于RBFNN-ADRC的系统最大跌落值为 -1.006° ,且用时0.001 s就恢复至稳定状态。由此说明基于RBFNN-ADRC的系统比

传统ADRC控制方式表现出更快的响应速度和更小的稳态误差。

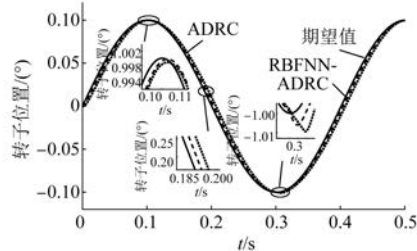


图7 正弦输入转子位置跟踪曲线

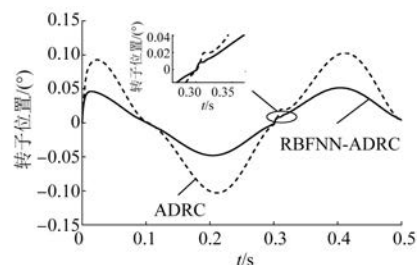


图8 正弦输入转子位置跟踪误差曲线

图9和图10为伺服系统在方波输入条件下的转子位置曲线和转子位置误差曲线。由图9可以看出,在输入信号为方波信号的条件下,与基于RBFNN-ADRC的系统相比,基于传统ADRC的系统达到稳定跟踪目标位置所用时间更长,稳态误差更大,在0.3 s突加 $2\text{ N}\cdot\text{m}$ 负载后,转子位置跟踪精度误差也较大。通过转子位置跟踪仿真表明,与基于RBFNN-ADRC的系统相比,基于传统ADRC的系统动态性能、稳态性能以及抗扰能力均更差。

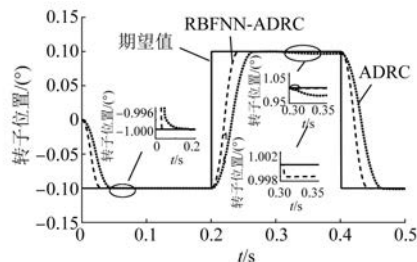


图9 方波输入转子位置跟踪曲线

为了更好地对比两种控制方式,以方波输入信号为例,介绍其转速和转矩电流的仿真情况。图11~图13为在方波信号条件下的转速和转矩电流波形。

从图11可以看出,基于传统ADRC的系统在

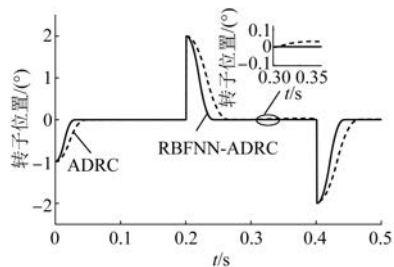


图10 方波输入转子位置跟踪误差曲线

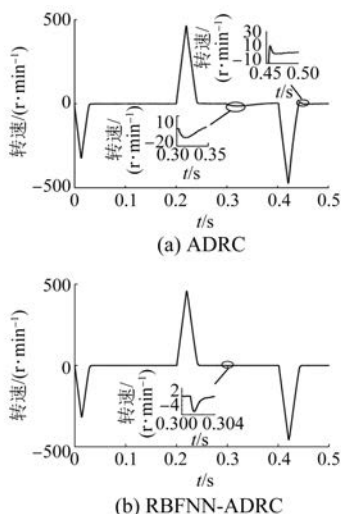


图11 方波输入转速曲线

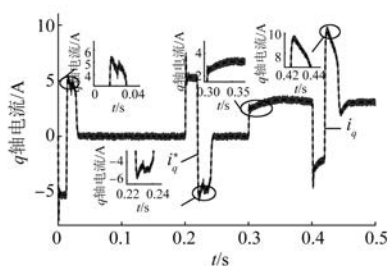


图12 方波输入ADRC电流曲线

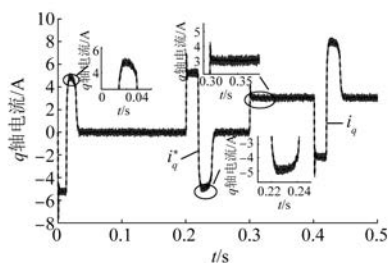


图13 方波输入RBFNN-ADRC电流曲线

0.3 s 突加 $2 \text{ N}\cdot\text{m}$ 负载后转速跌落至 -12.9 r/min , 于 0.3856 s 才恢复至稳定, 并且在 0.44 s 时出现 9.5 r/min 的超调; 基于 RBFNN-ADRC 的系统在

0.3 s 突加 $2 \text{ N}\cdot\text{m}$ 负载后, 转速跌至 -6.746 r/min , 并于 0.305 s 恢复至稳定状态, 过程平滑且没有超调现象, 相较于基于传统 ADRC 的系统其响应速度更快, 正反转控制精度性能更高, 且具有更强的抗扰和补偿能力。

图 12 和图 13 为系统在方波输入突加负载的条件下转矩电流曲线。两种控制方法的转矩电流给定值和实际值跟踪状态均良好。但是基于传统 ADRC 的系统在 $0 \sim 0.04 \text{ s}$ 以及 $0.21 \sim 0.24 \text{ s}$ 出现了明显的电流振荡, 而基于 RBFNN-ADRC 的系统转矩电流过渡过程平滑。在 0.3 s 突加 $2 \text{ N}\cdot\text{m}$ 负载后, 基于 ADRC 的系统响应滞后, 在 $0.40 \sim 0.45 \text{ s}$ 之间, 转矩电流出现了明显的电流超调, 过渡过程不如基于 RBFNN-ADRC 的系统平滑稳定。综上所述, 基于 RBFNN-ADRC 的系统比基于传统 ADRC 的系统具有明显的优越性。

5 结 语

本文的研究对象是 PMSM, 针对传统 ADRC 系统需要整定的参数较多且整定过程较复杂的问题, 设计了基于 RBFNN-ADRC 的伺服系统, 从而实现 ESO 中误差增益的参数自整定。通过与基于传统 ADRC 控制方式的动态及稳态过程进行仿真对比, 结果表明, 基于 RBFNN-ADRC 的控制系统具有响应速度快、抗扰能力强、跟踪精度优、稳态误差小等优点。说明了所设计的基于 RBFNN-ADRC 的伺服系统具有明显的优越性, 值得进一步在工程上实现应用。

【参考文献】

- [1] 刘英培, 栗然, 梁海平. 基于最小二乘支持向量机优化自抗扰控制器的永磁同步电机直接转矩控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(27): 4654.
- [2] 孙斌, 王海霞, 苏涛, 等. 永磁同步电机调速系统非线性自抗扰控制器设计与参数整定[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(20): 6715.
- [3] 隋延飞, 李旭, 李星占, 等. 基于模糊自抗扰的精密直线电机运动控制[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(6): 6.
- [4] 刘春强, 骆光照, 涂文聪, 等. 基于自抗扰控制的双环伺服系统[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(23): 7032.
- [5] 韩京清. 自抗扰控制器及其应用[J]. 控制与决策,

- 1998(1):19.
- [6] 孙佃升,章跃进. 自抗扰控制和高频信号注入的内嵌式永磁同步电机无位置传感器控制[J]. 控制理论与应用, 2017, 34(4):508.
- [7] 陈再发,刘彦呈,庄绪州. 基于自抗扰控制的船舶永磁电机无位置传感器混合控制[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(10):24.
- [8] 左月飞,张捷,刘闯,等. 基于自抗扰控制的永磁同步电机位置伺服系统一体化设计[J]. 电工技术学报, 2016, 31(11):51.
- [9] WANG S, ZHU H, WU M, et al. Active disturbance rejection decoupling control for three-degree-of-freedom six-pole active magnetic bearing based on bp neural network [J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2020, 30(4):3603505.
- [10] 金爱娟,陈昌泽,李少龙. 基于神经网络优化的交流自抗扰伺服系统控制[J]. 包装工程, 2021, 42(19):220.
- [11] 殷劲松,王荣林,高强,等. 基于神经网络自抗扰控制的交流伺服系统分数阶控制[J]. 电光与控制, 2019, 26(5):20.
- [12] 田黄田,谢源,施铃丽,等. 模糊布谷鸟算法在风电机组变桨自抗扰控制中的应用[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1):222.
- [13] WANG X, ZHOU Y, ZHAO Z, et al. Time-delay system control based on an integration of active disturbance rejection and modified twice optimal control[J]. IEEE Access, 2019, 7:130734.
- [14] WANG R, HU B, SUN S, et al. Linear active disturbance rejection control for DC side voltage of single-phase active power filters [J]. IEEE Access, 2019, 7:73095.
- [15] 户杏启,韩文杰,谭文. 一阶线性自抗扰控制的整定[J/OL]. 信息与控制, <https://doi.org/10.13976/j.cnki.xk.2022.1229>.
- [16] LI J, XIA Y, QI X, et al. On the necessity, scheme, and basis of the linear - nonlinear switching in active disturbance rejection control [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(2):1425.
- [17] 刘春玲,王明,张瑾. 四旋翼 ESO 的 RBF 神经网络 PID 控制器研究[J]. 电光与控制, 2021, 28(9):84.

[主要栏目]

- 控制与应用技术
- 研究与设计
- 故障诊断与保护
- 新能源发电与局域电网
- 新能源汽车技术
- 发电机组及其控制
- 测试技术与测控系统
- 材料与工艺
- 电机生产及质量管理
- 电力电子变流器技术
- 智能制造
- 节能应用
- 实用技术成果