

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513922

基于 HBF 神经网络观测器的 PMSM 无模型 预测电流控制*

马炳图, 杜钦君, 张 婷, 李伟强, 刘家合

(山东理工大学电气与电子工程学院 淄博 255022)

摘要:针对风电机组变桨系统永磁同步电机(PMSM)在复杂运行环境中参数时变引发的模型失配难题,提出了一种融合超局部建模、HBF神经网络观测器以及改进双矢量调制的PMSM无模型预测电流控制(HBF-MFPCC)方案。根据一阶超局部模型原理构建了PMSM无模型预测电流控制的预测模型,仅需使用电机的电流和电压等历史信息即可预测未来时刻的电流值,彻底摆脱对电机电阻、电感和磁链等参数的依赖,解决了传统模型预测电流控制(MPCC)依赖于精确电机参数的问题;设计了一种HBF神经网络观测器来对预测模型的集总误差进行快速辨识,采用决策树优化基函数中心与宽度,该观测器具有较高的辨识速度和适应性,能够有效提高预测模型的准确度;采用一种改进的双矢量最优占空比调制策略,从19组电压矢量组合中选择最优矢量作用于逆变器,并通过自适应时长分配抑制电流纹波,提高电流的跟踪性能。仿真和实验结果表明,在模拟极端参数失配的工况下,提出的HBF-MFPCC策略相比MPCC策略能够使电流跟踪误差降低50%,谐波失真率降低28%;设计的HBF神经网络观测器能够使电流跟踪误差降低53%,谐波失真率降低55%;改进双矢量调制方法能够使电流跟踪误差降低24%,谐波失真率降低11%;该方案能够显著提高系统的鲁棒性且保证良好的电流跟踪性能。

关键词: 风力发电机; 永磁同步电机; 无模型预测电流控制; 一阶超局部模型; 神经网络观测器; 双矢量控制

中图分类号: TM351 TH39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

PMSM model-free based on HBF neural network observer predictive current control

Ma Bingtu, Du Qinjun, Zhang Ting, Li Weiqiang, Liu Jiahe

(School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255022, China)

Abstract: Aiming at the problem of model mismatch caused by time-varying parameters of permanent magnet synchronous motor (PMSM) in wind turbine pitch system in complex operating environment, a model-free predictive current control (HBF-MFPCC) scheme for PMSMs, integrating ultra-local modeling, an HBF neural network observer, and an improved dual-vector modulation strategy, is proposed. A first-order ultra-local model is employed to construct the predictive model for the proposed model-free current control, enabling future current prediction based solely on historical current and voltage data. The current value in the future can be predicted only by using the historical information such as current and voltage of the motor, and the dependence on the parameters such as resistance, inductance and flux linkage of the motor is eliminating the dependence entirely, which solves the problem that the traditional model predictive current control (MPCC) depends on accurate motor parameters. A HBF neural network observer is designed to quickly identify the lumped error of the prediction model. The decision tree is used to optimize the center and width of the basis function. The observer has high identification speed and adaptability, which significantly enhances the accuracy of the prediction model. An improved dual-vector optimal duty cycle modulation strategy is adopted. The optimal vector is selected from 19 possible voltage vector combinations to drive the inverter. Adaptive time allocation is then applied to suppress current ripple, thereby improving current tracking performance. The simulation and experimental results show that the proposed HBF-MFPCC strategy can reduce the current tracking error by 50% and the harmonic distortion rate by 28% compared with the MPCC strategy under the condition of simulating extreme parameter mismatch.

收稿日期: 2025-04-13 Received Date: 2025-04-13

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(62076152)、山东省科技型中小企业创新能力提升工程项目(2024TSGC0291)资助

The designed HBF neural network observer can reduce the current tracking error by 53 % and the harmonic distortion rate by 55 %. The improved double vector modulation method can reduce the current tracking error by 24 % and the harmonic distortion rate by 11 %. This scheme can significantly improve the robustness of the system and ensure good current tracking performance.

Keywords: wind turbine; permanent magnet synchronous motor; model-free predictive current control; first-order hyperlocal model; neural network observer; dual-vector control

0 引 言

近年来,永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)以其高效、高功率密度等优点在风力发电机变桨驱动中得到广泛应用。在永磁同步电机驱动中,定子电流直接影响电机驱动系统的动态和稳态性能^[1],因此对 PMSM 定子电流的精确控制具有十分重要的现实意义。

模型预测控制(model predictive control, MPC)因其结构简单、响应速度快以及能够考虑系统非线性约束而在电机控制器的设计中得到了广泛的应用^[2-3]。MPC 根据被控变量可分为模型预测电流控制(model predictive current control, MPCC)和模型预测转矩控制(model predictive torque control, MPTC)两种^[4];永磁同步电机 MPCC 方法对负载转矩和转速突变的响应迅速,动态性能好,并且 MPCC 的代价函数中均为电流量,各电流量之间量纲相同,能够避免权重系数的设计问题,因此吸引了众多学者的研究和应用。文献[5]提出了一种改进的单相整流器模型预测电流控制策略,该文对 MPCC 中给定电流进行修正,并提出一种基于相位偏移补偿的电压信号检测方法以避免网压畸变对锁相环的相位检测造成影响,提高预测系统的静态跟踪性能;文献[6]提出了一种永磁同步电机 MPCC 计算延迟的新型补偿策略,通过计算延迟时间内的电流变化,建立了一种直接补偿方法,提高了系统的控制实时性。

变桨电机在实际运行中,其定子电阻和电感等参数可能会随工作点和环境的变化而变化;如不考虑电机参数的变化,则会降低 MPCC 的性能^[7]。目前主要有两种方法解决电机参数变化的问题,一种是对电机参数进行在线辨识,以获得准确的电机参数,另一种是通过观测由参数变化引起的扰动,并将扰动作为状态变量来补偿模型的不确定性和参数变化。文献[8]提出了一种利用在线粒子群优化来获取重要电机参数的参数辨识方法,有效降低了参数不匹配引起的谐波含量和电流跟踪误差。文献[9]提出一种级联模型参考自适应多参数辨识方法,通过建立 d 、 q 轴电流增量状态方程并与 q 轴电流状态方程构成满秩方程组,实现对电机参数的准确辨识,提高系统的参数鲁棒性。

上述研究均能在一定程度上解决电机参数变化的问

题。但是,在线参数辨识需要消耗大量计算资源,控制系统复杂,控制性能对辨识精度要求较高^[10]。因此,选用观测和补偿参数变化引起的误差来实现对电机参数变化鲁棒控制的基本方案。文献[11]设计了一种基于定子电流和滑模扰动观测器的预测电流控制方案来对定子电流的未来值进行实时预测以及对参数失配引起的系统扰动进行跟踪;文献[12]提出了一种改进的 PMSM 驱动系统无差拍预测控制方案,设计了一种基于定子电流和集总扰动的复合滑模扰动观测器,用来估计电感、电阻和磁通等参数失配引起的未来电流值和集总扰动。上述研究均是通过观测和补偿由参数变化引起的扰动来实现对电机的鲁棒控制,然而,但他们都是基于 PMSM 精确参数的数学模型,且在原理上很复杂,需要进行复杂的调优工作。

近年来,无模型控制方法由于其强鲁棒性和适应性在矿业工程、数控机床、电机控制等领域得到了广泛应用^[13-15]。为减小控制系统对电机参数的依赖,提高 MPCC 在低采样频率下的稳态和动态性能,简化复杂的调谐工作,实现对 PMSM 控制器参数变化的鲁棒控制,提出了一种基于一阶超局部模型^[16]和混合基函数(hyper basis function, HBF)神经网络观测器的 PMSM 无模型预测电流控制(model free predictive current control, MFPPCC)方案。首先,基于一阶超局部原理建立系统预测模型,避免预测模型对电机精确参数的依赖;其次,设计了一种 HBF 神经网络观测器用来估计预测模型中的集总误差;然后,采用一种广义双矢量最优占空比调制策略,减少单矢量控制对逆变器施加单一电压或者传统双矢量控制将第二电压固定为零矢量而引起的电流波动。该方案仅使用当前和过去时刻的电流和电压信息即可预测未来电流值,避免使用任何电机参数,因此能够避免由于电机参数变化引起电流控制性能的降低。

1 系统建模

1.1 永磁同步电机的数学模型

采用表贴式永磁同步电机进行研究,其直轴电感与交轴电感近似相等,即 $L_d = L_q = L$,计及参数变化和扰动误差的 PMSM 的数学方程为:

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = L^{-1}(\mathbf{u}_d - Ri_d + Li_q\omega_e + e_d) \\ \frac{di_q}{dt} = L^{-1}(\mathbf{u}_q - Ri_q + Li_d\omega_e - \psi_f + e_q) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $i_d, i_q, \mathbf{u}_d, \mathbf{u}_q$ 分别为定子电流和电压的直轴和交轴分量; ω_e 为电机的电角速度; R, L, ψ_f 分别为定子电阻、定子电感和永磁体磁链; e_d, e_q 分别为 d, q 轴电流方程的未知扰动。

1.2 双电平电压源逆变器模型

PMSM 由一个具有 8 个开关状态的两电平三相电压源逆变器驱动。可以根据不同的开关状态计算电压为:

$$U_s = 2U_{dc}(\mathbf{S}_A + \mathbf{S}_B e^{j\frac{2\pi}{3}} + \mathbf{S}_C e^{j\frac{4\pi}{3}})/3 \quad (2)$$

式中: U_{dc} 为直流电压; $\mathbf{S}_A, \mathbf{S}_B, \mathbf{S}_C$ 为逆变器的开关状态。由式(2)可以得到 8 种开关状态下的 A、B、C 三相电压, 包括 6 个有功电压矢量和 2 个零电压矢量。

1.3 预测模型的建立

无模型预测控制主要包括预测校正、完全无模型预测控制以及基于超局部模型的无模型预测控制 3 种策略^[17]。基于超局部模型的无模型预测控制策略相较于其他 2 种具有计算复杂度低、实时性好、数据需求量少、鲁棒性强等优点。因此, 基于一阶超局部原理建立系统的预测模型, 在保证计算效率的同时实现对电机的有效控制。

无模型控制中被控系统的一阶超局部模型的常规表达示为:

$$\dot{y} = F + \alpha \mathbf{u} \quad (3)$$

式中: \mathbf{u} 和 y 分别为控制变量和输出变量; α 为非物理比例因子; F 为系统中的其他已知部分和未知部分。依据式(3), 构造 PMSM 电流的超局部方程为:

$$\begin{cases} \dot{i}_d = \alpha_i \mathbf{u}_d + F_d \\ \dot{i}_q = \alpha_i \mathbf{u}_q + F_q \end{cases} \quad (4)$$

式中: α_i 为控制量对输出量的影响系数, 对比式(1)和(3), 这里取 $\alpha_i = L^{-1}$, F_d, F_q 包含了 d, q 轴电流方程中的其他部分以及电机运行过程可能的干扰。

基于式(4)表示的 PMSM 超局部方程构造系统预测模型, 对式(4)进行前向欧拉离散化, 得到下一时刻的电流 $i_d(k+1)$ 和 $i_q(k+1)$, 即:

$$\begin{cases} i_d(k+1) = i_d(k) + T(\alpha_i \mathbf{u}_d(k) + \hat{F}_d(k)) \\ i_q(k+1) = i_q(k) + T(\alpha_i \mathbf{u}_q(k) + \hat{F}_q(k)) \end{cases} \quad (5)$$

式中: \hat{F}_d 和 \hat{F}_q 分别为 F_d 和 F_q 的估计值; T 为离散时间间隔。

取 $i_d, i_q, \hat{F}_d, \hat{F}_q, \mathbf{u}_d$ 和 \mathbf{u}_q 为系统状态变量, \mathbf{u}_d 和 \mathbf{u}_q 扩增为状态变量能够优化系统的跟踪控制效果; 取电压增量 $\Delta \mathbf{u}_d(k)$ 和 $\Delta \mathbf{u}_q(k)$ 作为预测模型的控制变量, $\Delta \mathbf{u}_d(k) = \mathbf{u}_d(k+1) - \mathbf{u}_d(k)$, $\Delta \mathbf{u}_q(k) = \mathbf{u}_q(k+1) - \mathbf{u}_q(k)$, 得到永磁同步电机的超局部预测模型, 即:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \\ \mathbf{x}(k) = [i_d(k) \quad i_q(k) \quad \mathbf{u}_d(k) \quad \mathbf{u}_q(k) \quad \hat{F}_d(k) \quad \hat{F}_q(k)]^T \\ \mathbf{u}(k) = [\Delta \mathbf{u}_d(k) \quad \Delta \mathbf{u}_q(k)]^T \\ \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T\alpha_i & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T\alpha_i & 0 & T \\ & & \mathbf{0}_{4 \times 2} & \mathbf{I}_{4 \times 4} & & \end{bmatrix} \\ \mathbf{B} = [\mathbf{0}_{2 \times 2} \quad \mathbf{I}_{2 \times 2} \quad \mathbf{0}_{2 \times 2}]^T \end{cases} \quad (6)$$

式中: \mathbf{x} 为预测模型的状态变量; \mathbf{u} 为预测模型的控制变量; \mathbf{A} 为系统的状态矩阵; \mathbf{B} 为系统的输入矩阵。该预测模型能够消除非线性耦合项, 并且补偿参数变化和未知扰动, 是一种线性、鲁棒的预测模型。

2 HBF 神经网络观测器设计

由式(3)可以看出, F_d 和 F_q 对预测模型的准确性起着决定性作用, 因此需要构造观测器对各控制周期内 F_d 和 F_q 的数值进行实时观测。

目前的研究中, 对电机参数进行辨识常用的观测器主要有扩张状态观测器, 龙伯格观测器, 滑膜观测器, 卡尔曼滤波观测器等^[18-21]。基于神经网络在高非线性系统建模和自适应能力方面的优势设计了一种 HBF 神经网络观测器来观测预测模型的集总误差。对比上述观测器, HBF 神经网络观测器具有简单灵活、鲁棒性强、无抖振、实时性好等优点。因此, 基于 HBF 神经网络原理构造了一种神经网络观测器, 直接由输入输出数据经训练获得 F_d 和 F_q 的估计值。

2.1 HBF 神经网络观测器设计

HBF 神经网络的输出函数具有的形式为:

$$y_n = f(x_i) = \sum_{i=1}^l \mathbf{W}_{ij}^T \cdot h_j, \quad n = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中: x_i 表示网络的输入; \mathbf{W}_{ij} 为隐含层节点 i 到输出层节点 j 的权重系数矩阵; h_j 为隐含层第 j 个节点的输出; n 为输出节点的数量。

HBF 神经网络的隐层输出函数为超基函数, 即:

$$h_j = \exp\left(-\frac{(x_i - c_j)^T \cdot \boldsymbol{\Sigma}_j(x_i - c_j)}{2}\right) \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\Sigma}_j$ 是用于描述 x_i 与 c_j 之间的相似度的正定矩阵; c_j 为第 j 个基函数的中心; σ 为节点在特定方向上的宽度。观测器网络中心、内核宽度以及输出层权值的计算参照文献[22]。

F_d 和 F_q 是能够表征系统外部扰动、内部参数变化以及端部效应引起的波动的集总参数, 是与电流、电压等参数有关的时变量, 即:

$$\begin{cases} \hat{F}_d(k+1) = f[i_d(k), u_d(k), F_d(k) \dots] \\ \hat{F}_q(k+1) = f[i_q(k), u_q(k), F_q(k) \dots] \end{cases} \quad (9)$$

式中: $f(x)$ 是一个时变或未知的非线性函数; HBF 神经网络具有较强的非线性逼近能力, 能够逼近式 (9) 所示的非线性函数。

HBF 神经网络的输入为: $X_1 = [i_d, u_d]^T$, $X_2 = [i_q, u_q]^T$ 。以 F_d 观测为例, 由式 (8) 得到第 j 个隐含层的输出:

$$h_{1j} = \exp\left(-\frac{(X_1 - C_{1j})^T \cdot \Sigma_{1j}(X_1 - C_{1j})}{2}\right) \quad (10)$$

式中: h_{1j} , C_{1j} 分别表示观测器第 j 个隐含层神经元的输出、隐含层中心坐标向量;

通过对隐含层的输出进行加权求和, 得到扰动观测值 \hat{F}_d, \hat{F}_q , 具体表达式如式 (11) 所示。

$$\begin{cases} \hat{F}_d = \sum_{j=1}^m w_{1j} h_{1j} \\ \hat{F}_q = \sum_{j=1}^m w_{2j} h_{2j} \end{cases} \quad (11)$$

式中: w_{1j} 为观测器中第 j 个隐含层神经元与输出层之间的连接权值。

2.2 稳定性分析

以 F_d 观测为例, 定义观测器的观测误差:

$$e_d = \hat{F}_d - F_d \quad (12)$$

假设存在理想的权值 w_{1j}^* , 使得:

$$F_d = \sum_{j=1}^m w_{1j}^* h_{1j} + \varepsilon_d \quad (13)$$

式中: ε_d 为神经网络的逼近误差。

权值误差为 $\tilde{w}_{1j} = w_{1j}^* - w_{1j}$, 则误差动态方程为:

$$\dot{e}_d = \dot{F}_d - \sum_{j=1}^m \dot{w}_{1j} h_{1j} - \sum_{j=1}^m w_{1j} \dot{h}_{1j} \quad (14)$$

由于电机参数缓慢变化, 则 \dot{F}_d 有界, 且权值调整规则满足:

$$\dot{w}_{1j} = \eta e_d h_{1j} \quad (15)$$

式中: $\eta > 0$ 为学习率。构造李雅普诺夫函数, 即:

$$V = \frac{1}{2} e_d^2 + \frac{1}{2\eta} \sum_{j=1}^m \tilde{w}_{1j}^2 \quad (16)$$

代入误差动态方程和权值更新率, 忽略基函数变化率, 经推导得:

$$\dot{V} \leq -k e_d^2 + |e_d| \bar{\varepsilon}_d \quad (17)$$

式中: k 为与基函数相关的正系数; $\bar{\varepsilon}_d$ 为扰动变化率上界。满足 $|e_d| > \frac{\bar{\varepsilon}_d}{k}$, 则 $\dot{V} < 0$, 系统具有实际稳定性。

3 基于 HBF 神经网络观测器的改进 MFPC 系统

基于前文构造的一阶超局部预测模型和 HBF 神经网络观测器, 外加控制延时补偿和最优电压矢量选择模块, 构建如图 1 所示的 HBF-MFPC 系统。

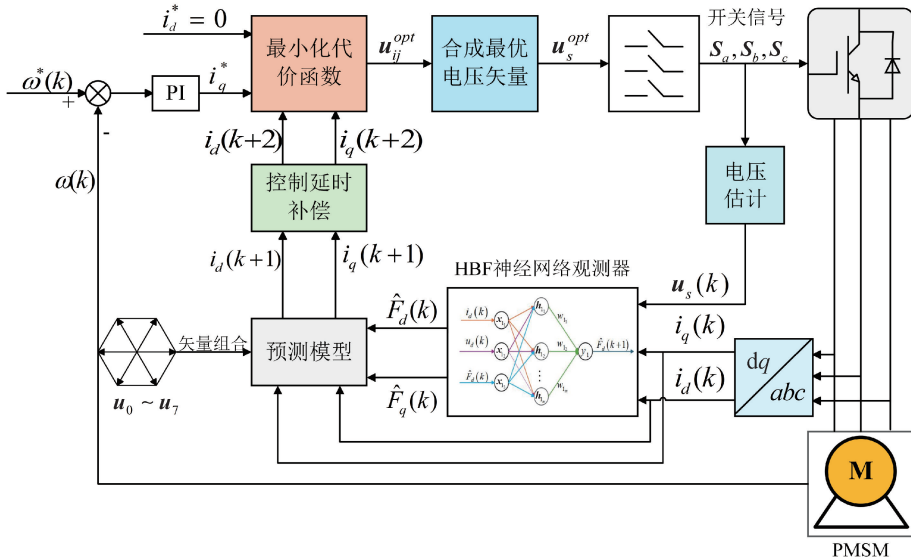


图 1 基于 HBF 神经网络观测器的 MFPC 系统

Fig. 1 Block diagram of the MFPC system based on the HBF neural network observer

3.1 控制延时补偿

实际数字实现中, 由于硬件延迟等影响, 第 k 个采样

周期中选择的最优电压矢量通常在第 $(k+1)$ 个采样周期才能施加, 第 k 个采样周期所选的电压矢量可能并非

最优。因此,采用两步法^[23]对系统延迟进行补偿。基于第 $(k+1)$ 个采样周期的电流和电压,对第 $(k+2)$ 个采样周期的电流进行预测,如式(18)所示。

$$\begin{cases} i_d(k+2) = i_d(k+1) + T_s(\hat{F}_d(k+1) + \alpha u_d(k+1)) \\ i_q(k+2) = i_q(k+1) + T_s(\hat{F}_q(k+1) + \alpha u_q(k+1)) \end{cases} \quad (18)$$

式中: $u_d(k+1)$ 和 $u_q(k+1)$ 分别是各电压矢量在 d 、 q 轴上的投影。系统的采样周期 T_s 足够短,假设第 $(k+1)$ 个采样周期的 F_d 和 F_q 与第 k 个采样周期的值相等。

3.2 基于广义双电压矢量的无模型预测电流控制

传统MFPCC逆变器在单个周期仅输出一个固定电压矢量,导致出现较大的电压偏差和电流波动。双矢量控制虽能在一定程度上改善电流的稳态性能,但固定零矢量限制了对控制性能的改进。采用任意两矢量组合的广义双矢量控制实现代价函数全局最小化,提高电流的控制精度。

1) 电压矢量的选择

双电平逆变器两个任意电压矢量会产生 $7^2=49$ 种组合。由于两向量的顺序不会影响最终结果,除去重复组合后剩余28种;方向相反或相同的组合可等效替换为其中一个电压矢量与零矢量组合,因此从 $28-3-6=19$ 组基本电压组合中选择最佳组合即可。令每个组合两个基本电压矢量 $[u_i, u_j]$ 的作用时间相同,合成电压矢量 $u_k = (u_i + u_j)/2$ 代入价值函数,计算每种基本电压矢量组合的作用,选择使价值函数最小的组合作用于逆变器。

2) 作用时间的选择

得到最优矢量组合之后,需要对其两个基本电压矢量的作用时间进行重新分配以合成最优电压矢量,即:

$$u_s^{opt} = u_i \odot \frac{t_{opt}}{T_s} + u_j \odot \frac{(T_s - t_{opt})}{T_s} \quad (19)$$

式中: u_s^{opt} 为合成的最优电压矢量; t_{opt} 最优持续时间。

将式(18)中的 $i_s(k+2)$ 替换为 i_s^{ref} ,参考电压矢量 u_s^{ref} 可用离散时间超局部模型推导为:

$$u_s^{ref} = \frac{1}{\alpha} \left[\frac{i_s^{ref} - i_s(k+1)}{T_s} - \hat{F}_s(k+1) \right] \quad (20)$$

为了得到最优持续时间,设计了一个以 t_{opt} 为自变量的代价函数 J ,即:

$$J = |u_s^{opt} - u_s^{ref}|^2 \quad (21)$$

通过求解函数 $\partial J / \partial t_{opt} = 0$,可以计算出所选最优电压矢量的最优持续时间为:

$$t_{opt} = \frac{(u_s^{ref} - u_j) \odot (u_i - u_j)}{|u_i - u_j|^2} \odot T_s \quad (22)$$

利用最优持续时间 t_{opt} 和选择的最优电压矢量 u_{opt} ,

合成最优参考电压矢量并在下一个控制周期应用,以提高电流跟踪性能。

3.3 价值函数的设计

价值函数的设计旨在提高电机的电流跟踪性能,结合系统的预测模型,设计了如式(23)所示的价值函数。控制系统根据电流预测结果,通过最小化该价值函数来确定最优电压矢量组合,进而实现 d 、 q 轴电流对其参考值的跟踪。

$$J_i = [i_d^{ref} - i_d(k+2)]^2 + [i_q^{ref} - i_q(k+2)]^2 \quad (23)$$

式中: i_d^{ref} 为 d 轴参考电流,设为0; i_q^{ref} 是由速度环控制器推导出的 q 轴参考电流。

4 仿真与实验

4.1 仿真对比分析

为验证控制方案的可行性,采用Matlab/Simulink进行仿真测试。在精确电机参数和模拟电机参数失配两种情况下设置MPCC、MFPCC、HBF-MFPCC-I方案作为对照组来验证HBF-MFPCC方案的优越性。对照组中,MPCC和MFPCC两种方案采用改进双矢量控制,HBF-MFPCC-I方案采用传统双矢量控制;MPCC采用电机精确参数构建机理模型,MFPCC采用一阶超局部模型,HBF-MFPCC-I与HBF-MFPCC只有双矢量控制方法的不同。PMSM的部分仿真参数如表1所示。

表1 PMSM的仿真参数

Table 1 Simulation parameters of the PMSM

参数	单位	数值
额定功率	kW	20
额定转速	r/min	750
额定电压	V	380
额定频率	Hz	50
定子电阻	Ω	0.1
d 轴电感	mH	5
q 轴电感	mH	5
永磁体磁链	Wb	1.0
转动惯量	$\text{kg}\cdot\text{m}^2$	0.02
极对数		4

仿真设置目标转速为750 r/min,负载转矩60 N·m,采样频率10 kHz,为了直观对比仿真结果,在表2和3中进行了定量总结,包括最大电流误差(E_{\max})、误差的标准偏差值(E_{std})和相电流总谐波失真(total harmonic distortion, THD)。

表 2 精确参数下的稳态性能

Table 2 Steady-state performance under exact parameters

方法	E_{max}/A	E_{std}/A	THD/%
MPCC	0.372 7	0.073 9	6.32
MFPC	1.046 0	0.181 8	12.56
HBF-MFPC-I	0.555 6	0.106 0	8.11
HBF-MFPC	0.404 9	0.079 5	6.83

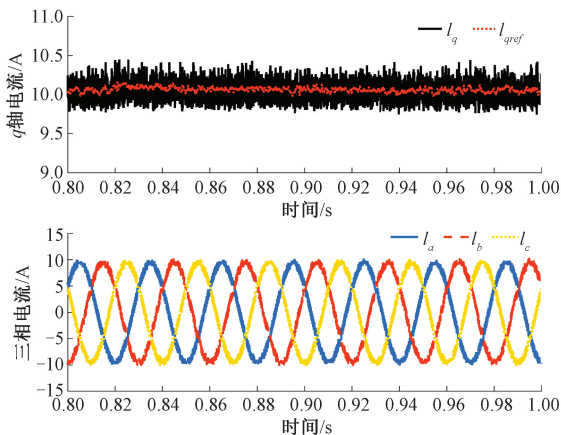
表 3 参数失配时的稳态性能

Table 3 Steady-state performance under parameter mismatch

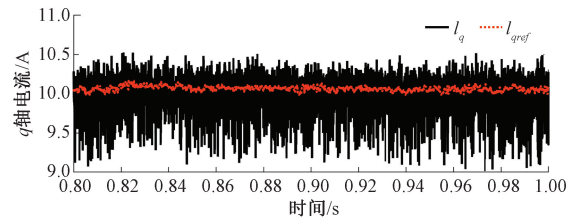
方法	E_{max}/A	E_{std}/A	THD/%
MPCC	0.839 9	0.149 4	9.89
MFPC	1.003 3	0.156 8	15.79
HBF-MFPC-I	0.472 8	0.097 6	8.05
HBF-MFPC	0.353 2	0.074 3	7.13

图 2 表示使用电机的精确参数时, 在 MPCC、MFPC、HBF-MFPC-I、HBF-MFPC 这 4 种控制策略下的 q 轴电流和三相电流稳态特性, 表 2 为其定量表述。由图 2(b) 和 (c) 可以看出, HBF 神经网络观测器能够明显提高预测模型的准确性, 提高稳态时的电流跟踪性能; 由图 2(c) 和 (d) 的结果可以看出, 使用的广义双矢量控制相比于传统双矢量控制能够有效改善电流跟踪的性能; 结果表明, 在精确的电机参数下, 传统的 MPCC 具有最好的稳态性能, 本文提出的 HBF-MFPC 稳态性能与 MPCC 非常接近。

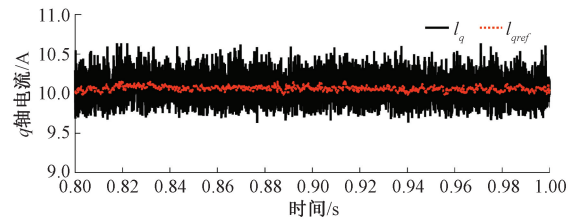
为验证 HBF-MFPC 的鲁棒性, 在电机的电阻、电感和磁链同时变化 ($0.5R_s$ 、 $0.8\psi_f$ 和 $1.5L_s$) 的情况下进行仿真, 结果如图 3 以及表 3 所示。



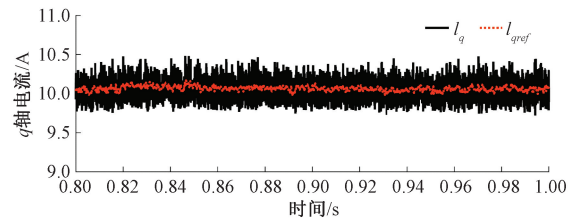
(a) MPCC的 q 轴电流和三相电流稳态特性
(a) Steady-state q -axis and three-phase currents under MPCC



(b) MFPC的 q 轴电流和三相电流稳态特性
(b) Steady-state q -axis and three-phase currents under MFPC



(c) HBF-MFPC-I 的 q 轴电流和三相电流稳态特性
(c) Steady-state q -axis and three-phase currents under HBF-MFPC-I

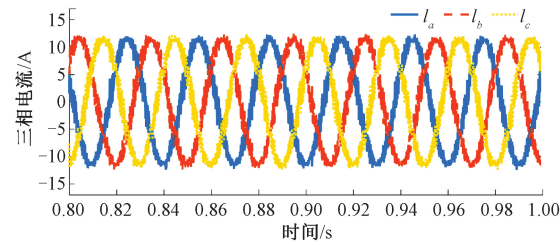
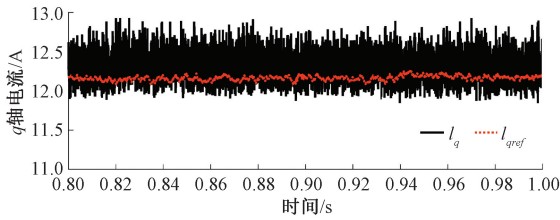


(d) HBF-MFPC的 q 轴电流和三相电流稳态特性
(d) Steady-state q -axis and three-phase currents under HBF-MFPC

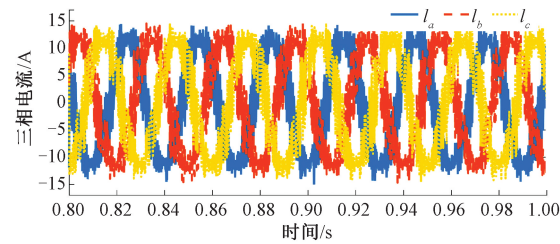
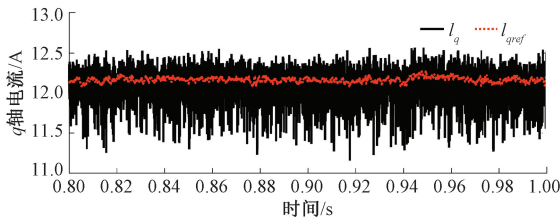
图 2 精确参数下 4 种控制方案的电流的稳态特性
Fig. 2 Steady-state current characteristics of four control schemes under exact parameters

可以看出, 参数失配对 MPCC 具有相当大的影响, q 轴电流预测结果存在明显偏移; HBF-MFPC-I 和

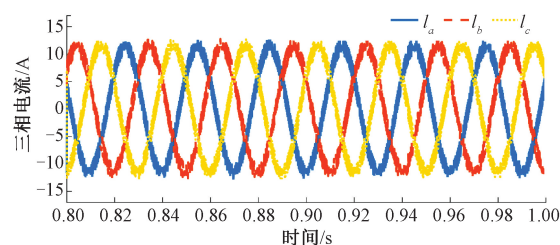
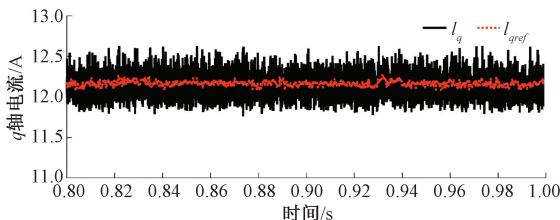
HBF-MFPCC 均有效保证了 q 轴电流良好的稳态跟踪性能,对电机参数变化具有较强的鲁棒性;MFPPCC 由于没有对其预测模型误差进行观测和补偿,其电流跟踪误差



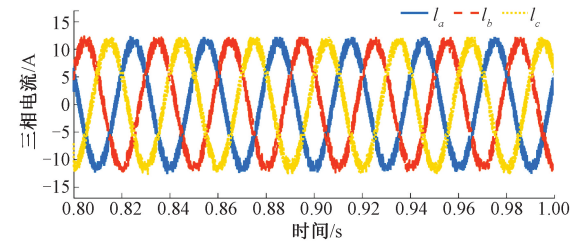
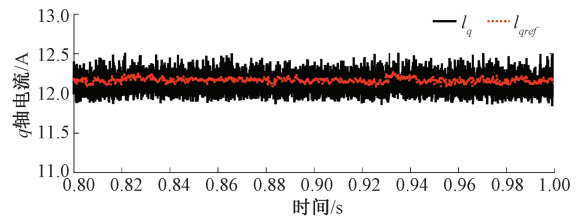
(a) MPCC的 q 轴电流和三相电流稳态特性
(a) Steady-state q -axis and three-phase currents under MPCC



(b) MFPPCC的 q 轴电流和三相电流稳态特性
(b) Steady-state q -axis and three-phase currents under MFPPCC



(c) HBF-MFPCC- I 的 q 轴电流和三相电流稳态特性
(c) Steady-state q -axis and three-phase currents under HBF-MFPCC-I



(d) HBF-MFPCC的 q 轴电流和三相电流稳态特性
(d) Steady-state q -axis and three-phase currents under HBF-MFPCC

图3 参数失配时4种方案的电流稳态特性

Fig. 3 Steady-state characteristics of four control schemes under parameter mismatch

和谐波失真率较大。仿真结果初步证明了设计的 HBF-MFPCC 系统具有较好的电流跟踪性能和鲁棒性能,能够实现电机在恶劣环境下的长期有效控制。

仿真结果表明,在电机参数精确时,HBF-MFPCC 方案在电流跟踪性能以及相电流谐波控制方面表现出与传统 MPCC 方案非常相似的性能;在参数失配的工况下,提出的 HBF-MFPCC 方案的鲁棒性具有显著优势。仿真结果说明了 HBF-MFPCC 控制方案的有效性和合理性。

4.2 实验对比分析

为了验证上述仿真结果以及进一步分析控制系统的动态特性,通过如图4所示项目合作企业得普达公司的电机实验平台进行实验验证。实验结果如图5~8所示,图中虚线为各量的参考值,实线为实际输出值。



图4 电机实验测试平台

Fig. 4 Experimental test platform of the motor

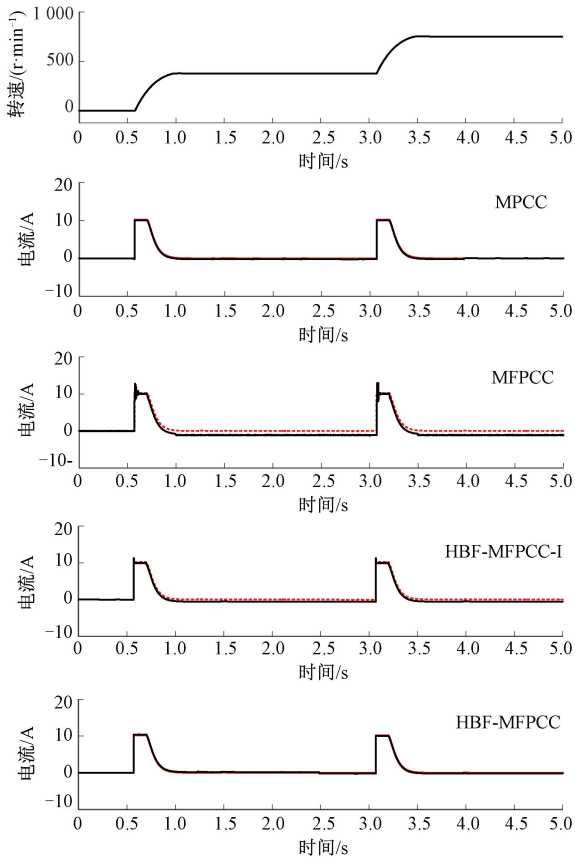


图 5 精确参数下发生两次转速变化到额定转速时 4 种控制方案的 q 轴电流响应

Fig. 5 q -axis current responses of four control schemes during two speed changes to rated speed under exact parameters

图 5 表示精确电机参数下,4 种控制方案在 0.6 和 3.1 s 经两次变速到 750 r/min 额定转速时的电流响应。可以看出,传统 MFPC 方案在动态过程中 q 轴电流存在明显的过冲;提出的 HBF-MFPC 方案具有与传统 MPCC 方法相当的动态性能;采用改进的双矢量控制能够有效提高电流跟踪性能。

图 6 表示精确电机参数下,在第 2.5 s 施加 60 N·m 阶跃负载时电机的电流动态响应。可以看出,传统的 MFPC 方案存在较大的电流跟踪误差;采用传统双矢量控制的 HBF-MFPC-I 方案也具有一定的跟踪误差,而 HBF-MFPC 方案与 MPCC 方案类似,在精确的电机参数下能够保持较好的电流跟踪性能。

由此可见,设计的 HBF-MFPC 控制方案在电机参数精确时能够在变速和变载时的快速动态响应,并且稳态时的实验结果与仿真结果也具有相同趋势。实验结果充分证明了所提方案在精确电机参数下的可行性和有效性。

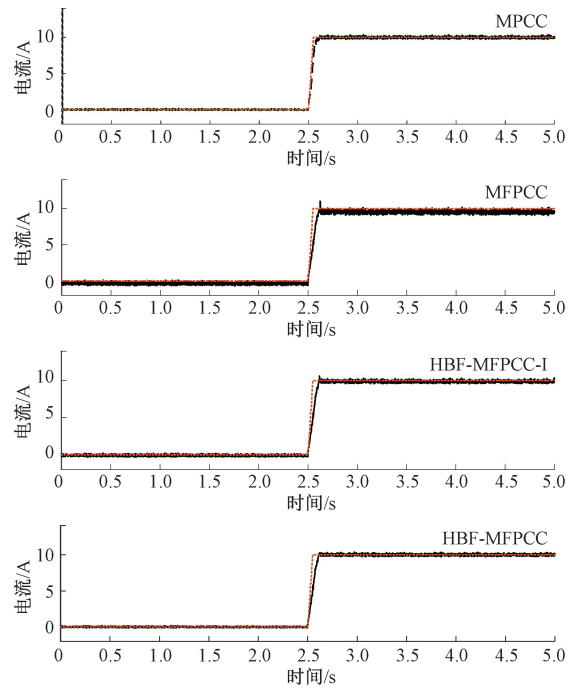


图 6 精确参数下发生阶跃负载转矩变化时 4 种控制方案的 q 轴电流响应

Fig. 6 The q -axis current response of four control schemes under step load torque changes with exact parameters

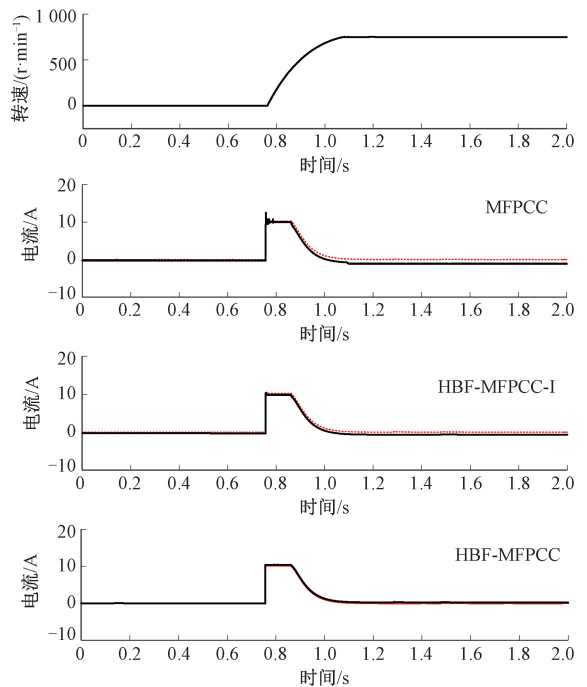


图 7 参数失配且空载时电机从静止到额定转速时 3 种控制方案的 q 轴电流响应

Fig. 7 q -axis current responses of three control schemes from standstill to rated speed under parameter mismatch without load

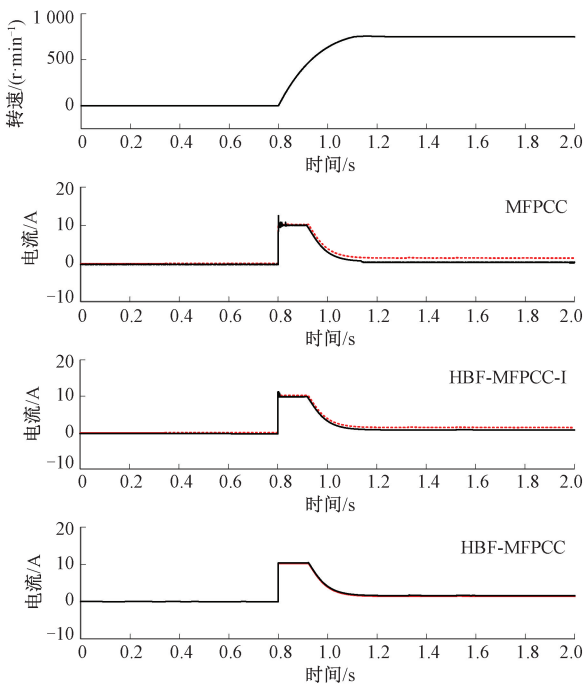


图8 参数失配且带载时电机从静止到额定转速时3种控制方案的 q 轴电流响应

Fig. 8 q -axis current responses of three control schemes from standstill to rated speed under parameter mismatch with load

上述结果在精确电机参数下获得,当控制器使用的电机参数与实际电机参数相差较大时,传统MPCC可能无法正常启动,如文献[11]所述。因此仅对MFPPC、HBF-MFPCC-I和HBF-MFPCC这3种控制方案进行参数失配实验。图7和8表示在 $0.5R_s$ 、 $0.8\psi_f$ 和 $1.5L_s$ 参数失配的条件下3种控制方案在空载和带载 $15\text{ N}\cdot\text{m}$ 情况下电机的电流动态响应,两次实验分别在 0.75 和 0.8 s 从静止状态启动至额定转速。结果显示,在电机参数失配时,无论是否带有负载,HBF-MFPCC方案的电流跟踪控制性能均明显优于MFPPC和传统双矢量控制的HBF-MFPCC-I方案;MFPPC、HBF-MFPCC-I、HBF-MFPCC这3种方案在参数失配时的电流跟踪性能与在电机参数精确时的性能相近,显示了无模型预测控制在应对电机参数变化时的优越性。

实验结果表明,HBF-MFPCC方案在电机参数精确和失配时均具有更好的动态性能和稳态性能,在电机参数严重失配时仍能保持高精度电流控制;对比MFPPC和HBF-MFPCC两种方案可知,HBF神经网络观测器能有效观测预测模型的集总误差,提高系统模型的准确度;对比HBF-MFPCC-I与HBF-MFPCC两种方案可知,改进双矢量控制相比于传统双矢量控制能有效提高电机的电流跟

踪精度。综上仿真和实验结果,证明了HBF-MFPCC控制方案的可行性和有效性。

5 结 论

针对风电机组变桨电机参数时变导致的模型失配难题,突破传统模型预测控制对精确参数的依赖,提出了一种融合HBF神经网络观测器与改进双矢量控制的无模型预测电流控制方案。通过构建一阶超局部预测模型,依靠电流、电压历史数据实现未来电流预测,从根本上消除参数敏感性;设计的HBF神经网络观测器凭借其强非线性逼近能力与快速收敛特性,实现对系统集总扰动的高精度实时辨识;采用广义双矢量最优占空比调制策略,通过19组电压矢量的全局优化与自适应时长分配,显著抑制了电流纹波并提升跟踪精度。实验验证表明,相比对照组,该方案在电机参数精确或失配工况下,能够保持最优的动态和稳态电流跟踪性能,为风电变桨系统在复杂运行环境下的高可靠性控制提供了理论创新性与工程实用性的解决方案。

参考文献

- [1] ZHU ZH H, WEI X L, ZHANG ZH, et al. Torque-ripple-mitigated model-free predictive current control with extended control set for PMSMs[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2024, 60(9): 1-6.
 - [2] GAO J Q, GONG CH, LI W ZH, et al. Novel compensation strategy for calculation delay of finite control set model predictive current control in PMSM[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(7): 5816-5819.
 - [3] LIU S Y, LIU CH H, HUANG Y C, et al. Model predictive two-target current control for OW-PMSM[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(3): 3224-3235.
 - [4] ZHANG Y CH, SHEN W J, YANG H T. An improved deadbeat predictive current control of PMSM drives based on the ultra-local model[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2023, 9(2): 27-37.
 - [5] 宋智威, 黄路, 熊成林, 等. 改进的单相脉冲整流器模型预测电流控制策略[J]. 电网技术, 2020, 44(5): 1845-1851.
- SONG ZH W, HUANG L, XIONG CH L, et al. Improved model predictive current control strategy for single-phase pulse rectifier[J]. Power System Technology, 2020, 44(5): 1845-1851.

- [6] GAO J Q, GONG CH, LI W ZH, et al. Novel compensation strategy for calculation delay of finite control set model predictive current control in PMSM[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(7): 5816-5819.
- [7] YOUNG H A, PEREZ M A, RODRIGUEZ J. Analysis of finite-control set model predictive current control with model parameter mismatch in a three-phase inverter[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(5): 3100-3107.
- [8] XIE CH X, ZHANG SH, LI X P, et al. Parameter identification for SPMSM with deadbeat predictive current control using online PSO [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2024, 10(2): 4055-4064.
- [9] 姚绪梁, 黄乘齐, 王景芳, 等. 具有参数辨识功能的永磁同步电机双矢量模型预测电流控制[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(23): 9319-9330.
- YAO X L, HUANG CH Q, WANG J F, et al. Dual-vector model predictive current control for permanent magnet synchronous motors with parameter identification[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(23): 9319-9330.
- [10] ZHANG Y CH, JIN J L, HUANG L L. Model-free predictive current control of PMSM drives based on extended state observer using ultra local model[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(2): 993-1003.
- [11] ZHANG X G, HOU B SH, MEI Y. Deadbeat predictive current control of permanent-magnet synchronous motors with stator current and disturbance observer[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2017, 32(5): 3818-3834.
- [12] SUN X D, CAO J H, LEI G, et al. A robust deadbeat predictive controller with delay compensation based on composite sliding-mode observer for PMSMs[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2021, 36(9): 10742-10752.
- [13] 朱敏, 卜旭辉, 梁嘉琪. 基于无模型自适应迭代学习的液压锚杆钻机转速控制[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(6): 95-103.
- ZHU M, BU X H, LIANG J Q. Rotational speed control of hydraulic roof bolter based on model-free adaptive iterative learning[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(6): 95-103.
- [14] 杜柳青, 吕发良, 余永维. 数字孪生下基于 DACS-MFAC 的数控机床热误差自适应预测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(4): 248-257.
- DU L Q, LYU F L, YU Y W. DACS-MFAC-based adaptive prediction method for thermal errors of CNC machine tools under digital twin[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(4): 248-257.
- [15] 侯利民, 韦卓庆, 曹生辉, 等. 麻雀搜索算法的 PMSM 固定时间无模型滑模控制[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(12): 156-165.
- HOU L M, WEI ZH Q, CAO SH H, et al. Fixed-time model-free sliding mode control of PMSM based on sparrow search algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(12): 156-165.
- [16] 史婷娜, 赵梦圆, 夏长亮. 基于数据驱动观测器的永磁同步电机显式模型预测直接速度控制[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(4): 1248-1260.
- SHI T N, ZHAO M Y, XIA CH L. Explicit model predictive direct speed control of permanent magnet synchronous motor based on data-driven observer [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(4): 1248-1260.
- [17] 罗力岩, 樊启高. 一种改进型永磁同步电机无模型预测电流控制策略[J]. *电工技术学报*, 2025, 40(4): 1034-1045.
- LUO L Y, FAN Q G. An improved model-free predictive current control strategy for permanent magnet synchronous motor[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2025, 40(4): 1034-1045.
- [18] 崔征山, 周扬忠, 张竞, 等. 基于滑模和扩张状态观测器的双绕组无轴承磁通切换电机转子悬浮控制策略研究[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(6): 269-279.
- CUI ZH SH, ZHOU Y ZH, ZHANG J, et al. Research on rotor suspension control strategy of dual-winding bearingless flux-switching permanent magnet machines based on sliding mode control and extended state observer[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(6): 269-279.
- [19] 倪大成, 黄文涛, 夏卫国, 等. 基于龙伯格观测器的五相永磁同步电机无差拍模型预测电流控制[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2024, 54(5): 1302-1313.

- NI D CH, HUANG W T, XIA W G, et al. Deadbeat model predictive current control of five-phase permanent magnet synchronous motor based on Luenberger observer[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2024, 54(5): 1302-1313.
- [20] 高志朋,边敦新,李存贺,等. 基于超螺旋滑模自适应观测器的 SynRM 无传感器控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(9): 184-194.
- GAO ZH P, BIAN D X, LI C H, et al. SynRM sensorless control based on super-twisting sliding mode adaptive observer[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 184-194.
- [21] 汪凤翔,柯哲涵,柯栋梁,等. 基于强跟踪扩展卡尔曼观测器的三电平逆变器永磁同步电机无模型预测电流控制[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8910-8922.
- WANG F X, KE ZH H, KE D L, et al. Model-free predictive current control of three-level inverter permanent magnet synchronous motor based on strong tracking extended Kalman observer[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8910-8922.
- [22] 闻新,张兴旺,张威. 基于 HBF 神经网络的自适应观测器[J]. 电子学报, 2015, 43(7): 1315-1319.
- WEN X, ZHANG X W, ZHANG W. Adaptive observer based on HBF neural network [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(7): 1315-1319.
- [23] SUN ZH, DENG Y T, WANG J L, et al. Finite control set model-free predictive current control of pmsm with two voltage vectors based on ultra local model [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(1): 776-788.

作者简介



马炳图, 2023 年于齐鲁工业大学获得学士学位, 现为山东理工大学在读研究生, 主要研究方向为风电机组变桨驱动技术。

E-mail: mabingtu690123@163.com

Ma Bingtu received his B. Sc. degree from Qilu University of Technology in 2023. He is currently pursuing his M. Sc. degree at Shandong University of Technology. His main research interest is variable pitch drive technology for wind turbines.



杜钦君 (通信作者), 1990 年于山东工程学院获得学士学位, 2003 年于中国农业大学获得硕士学位, 2007 年于北京理工大学获得博士学位, 现为山东理工大学教授, 主要研究方向为机器人技术、电机及驱动控制技术。

E-mail: duqinjun@sdut.edu.cn

Du Qinjun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Shandong University of Technology in 1990, his M. Sc. degree from China Agricultural University in 2003, and his Ph. D. degree from Beijing University of Technology in 2007. He is currently a professor at Shandong University of Technology. His main research interests include robotics, motors and drive control technology.