

带有参数在线辨识的永磁同步电机 模型预测控制研究

徐海¹, 米彦青², 王艳阳³, 徐志鹏⁴

- (1. 中国民用航空 沈阳航空器适航审定中心, 辽宁 沈阳 110043;
2. 天津内燃机研究所(天津摩托车技术中心), 天津 300072;
3. 中国民用航空局空中交通管理局 航空气象中心, 北京 100018;
4. 中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300)

摘要: 永磁同步电机(PMSM)具有动态响应快、功率密度高、低速大转矩等优点,但是温度变化和复杂工况会造成PMSM参数的变化,进而影响电机性能并且降低效率。针对模型预测电流控制中电机参数变化导致的控制器参数失配问题,首先采用自适应线性(Adaline)神经网络进行PMSM的交直流电感、磁链和电阻等参数在线辨识,然后引入归一化最小均方误差(NLMS)算法对Adaline神经网络算法进行改进,以提高算法的收敛速度和计算精度。此外,利用模型预测控制中的高频电流成分对PMSM转子位置进行计算,获得转子位置角和转速两个参数,以达到无位置传感器控制的目的。实验结果表明,改进后的NLMS-Adaline神经网络相比递归RLS和传统Adaline在线辨识的速度和精确度上都有所提升,对参数失配有良好的适应性。

关键词: 永磁同步电机;参数在线辨识;自适应线性神经网络;归一化;模型预测电流控制

中图分类号: TM35 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqed25326

Model Predictive Control Study of Permanent Magnet Synchronous Motor with Parameters Online Identification

XU Hai¹, MI Yanqing², WANG Yanyang³, XU Zhipeng⁴

- (1. *Shenyang Aircraft Airworthiness Certification Center, Civil Aviation Administration of China, Shenyang 110043, Liaoning, China*; 2. *Tianjin Internal Combustion Engine Research Institute, Tianjin Motorcycle Technology Center, Tianjin 300072, China*; 3. *Aviation Weather Center, Air Traffic Management Bureau of China Civil Aviation Administration, Beijing 100018, China*; 4. *School of Automation and Information Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China*)

Abstract: Permanent magnet synchronous motor (PMSM) has the advantages of fast dynamic response, high power density, and high torque at low speed, but the temperature variation and complex working conditions will cause the variation of PMSM parameters, thus affect motor performance and reduce the output efficiency. To address the controller parameter mismatch problem caused by the change of motor parameters in the model predictive current control, firstly an adaptive linear (Adaline) neural network was used for the online identification of the parameters of the PMSM such as inductance, flux and resistance, and then the normalized least mean square (NLMS) algorithm was introduced to improve the Adaline neural network algorithm in order to improve the convergence speed and computational accuracy of the algorithm. In addition, the high-frequency current component of the model predictive control was utilized to calculate the PMSM rotor position and the parameters of rotor angle and speed were adopt to achieve sensorless control. The experimental results show that the improved NLMS-Adaline neural network is of practical value in terms of speed and accuracy compared with recursive RLS and

基金项目: 民航安全能力建设基金(AADSA2021017)

作者简介: 徐海(1981—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为民用航空器适航审定技术,Email:xuh@syacc.org

通讯作者: 米彦青(1983—),男,硕士,工程师,主要研究方向为电机设计及其控制,Email:miyanqing1983@163.com

traditional Adaline online identification, along with a nice adaptation to parameters mismatching.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); parameter online identification; adaptive linear (Adaline) neural network; normalization; model predictive current control (MPCC)

近年来,随着稀土永磁材料的发展,永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)在汽车、船舶以及航空航天等众多领域得到了应用^[1-3]。PMSM 转子是由永磁体构成的,没有直接的电能消耗,具有较高的电机效率,同时省去了常出现问题的集电环和电刷,提升了电机运行时的可靠性。PMSM 的广泛应用离不开高性能控制器,实际运行过程中,由于温度变化、外部干扰等因素的影响,PMSM 的电阻、电感和磁链等电机参数往往会实时发生变化^[4-5],这些参数的改变会影响到电机控制系统的性能,进而影响电机的运行状态。除了温度变化,内部磁场变化产生的磁滞损耗、涡流损耗以及器件之间的磨损都是不可避免的影响因素^[6],都会直接或间接地影响到电机参数的变化,尤其是近年来无位置传感器控制策略的广泛推广使用,需要精确的电机参数进行转子位置计算^[7-8],这意味着控制器计算中涉及的电机敏感参数需要根据电机变化进行实时调整,以保持控制器输出控制值的有效性。

目前电机参数辨识可以大致分为离线参数辨识和在线参数辨识两种方法^[9]。离线参数辨识包括阶跃响应法和伏安法实验测量方法等^[10-11],离线辨识法辨识结果较为准确,但是需要存储大量数据进行查询计算,而且无法实时反映运行过程中的实时工况变化,一般用于电机设计阶段或获取电机未知铭牌参数。在线辨识 PMSM 的实时参数从而自动调节控制器参数,已经成为了高性能控制器发展的必然趋势^[12]。对于 PMSM 常用的控制策略,例如矢量控制、直接转矩控制、模型预测等,都涉及到 PMSM 的敏感参数。当 PMSM 控制系统使用模型预测电流控制(model predictive current control, MPCC)时,需要建立准确的数学模型,PMSM 的参数变化可能会影响电流预测计算式,引起参数失配,从而对控制器产生不利影响^[13]。

在线参数辨识可以使用递推最小二乘法(recursive least square, RLS)、模型参考自适应法(model reference adaptive system, MRAS)、扩展卡尔曼法(extended kalman filters, EKF)以及人工神经网络等方法实现^[14-17]。文献[18]基于带遗忘因子的最小二乘算法提出一种模糊遗忘因子最小

二乘算法,对 PMSM 的定子电阻进行在线辨识,但 RLS 算法普遍存在计算时间较长和计算不精确的缺点。MRAS 结构简单,利用旋转坐标系构建电流参考模型,可以实现对电感和磁链的辨识^[19]。文献[20]提出一种基于扩展卡尔曼滤波和梯度校正结合的方法,能够快速准确地获得电机参数值。文献[21]提出一种基于扩展卡尔曼滤波与神经网络结合的 PMSM 参数辨识方法,该方法具有较好的收敛速度,表明神经网络在参数辨识中的可用性。自适应线性(adaptive linear, Adaline)神经网络是一种线性可调的网络,与单层感知器非常相似,网络权值和阈值无需训练,直接使用设计函数得到,网络层输出可以取任意值,克服了感知器神经网络输出只能为 0 或 1 的缺点,因此适用于信号处理中的自适应滤波、预测和模型识别等领域。Adaline 神经的表达式只包含简单的加减乘运算,不包含矩阵计算或除法计算,可调参数只有步长,易于实现。文献[22-23]使用单层 Adaline 神经网络实现了 PMSM 电感、磁链参数的辨识。原始 Adaline 神经网络结构的收敛速度和计算精度仍无法完全满足 PMSM 的实际运行要求,文献[24-25]改进 Adaline 神经网络中的最小均方误差(least mean square, LMS)算法为变步长算法,提高了预测精度。

本文以模型预测电流控制为 PMSM 的控制策略,针对 PMSM 运行中容易出现控制器参数失配的问题,使用 Adaline 神经网络进行在线参数辨识,并使用归一化最小均方误差(normalized least mean square, NLMS)算法对 Adaline 神经网络算法进行改进,提高其收敛速度与参数辨识能力,为模型预测控制器的数学模型反馈实时的电机参数,以提高 PMSM 的控制性能。

1 永磁同步电机模型预测电流控制

1.1 PMSM 数学模型

图 1 中, $A-B-C$ 为三相坐标系; $\alpha-\beta$ 为静止坐标系; $d-q$ 为旋转坐标系; θ 为转子与 $A(\alpha)$ 轴的夹角; 由于转子真实位置未知, 定义 $\hat{d}$ 轴为估计的 d 轴, $\hat{q}$ 轴为估计的 q 轴; $\hat{\theta}$ 为 $\hat{d}$ 轴与 $A(\alpha)$ 轴夹角; 估计角度误差 $\Delta\theta = \theta - \hat{\theta}$; N 和 S 为转子永磁体极性。

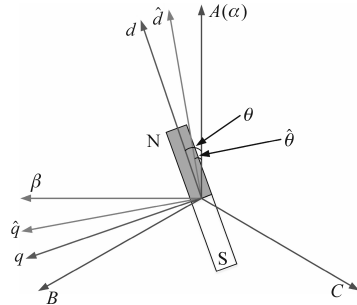


图1 永磁同步电机坐标系

Fig.1 Coordinate system of PMSM

PMSM在 d - q 旋转坐标系下电压方程为

$$\begin{cases} u_d = L_d \frac{di_d}{dt} - \omega L_q \frac{di_q}{dt} + Ri_d \\ u_q = \omega L_d \frac{di_d}{dt} + L_q \frac{di_q}{dt} + \omega \Psi_f + Ri_q \end{cases} \quad (1)$$

式中: u_d, u_q 和 i_d, i_q 分别为同步旋转坐标系下 d, q 轴的电压和电流; Ψ_f 为永磁体磁链; ω 为转子角速度; L_d, L_q 分别为电机直、交轴电感; R 为定子电阻。

1.2 MPCC下的参数辨识数学模型

永磁同步电机模型预测控制的原理图如图2所示,在 k 时刻获取电机三相电流,通过坐标变换得到 k 时刻的 d, q 轴电流,结合转子位置信息,计算得到下一时刻的电流。

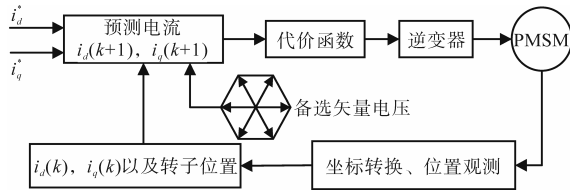


图2 PMSM模型预测控制原理图

Fig.2 Schematic diagram of PMSM predictive control

在有限集模型预测控制中,被控对象是离散化的模型,选择 d, q 轴的电流作为状态变量,在 k 时刻,使用欧拉法对式(1)离散化处理,得到预测电流:

$$\begin{cases} i_d(k+1) = i_d^M(k) + \frac{T_s}{L_d} [u_d(k) - Ri_d^M(k) + \omega(k)L_q i_q^M(k)] \\ i_q(k+1) = i_q^M(k) + \frac{T_s}{L_q} [u_q(k) - Ri_q^M(k) + \omega(k)L_d i_d^M(k) - \omega(k)\Psi_f] \end{cases} \quad (2)$$

式中:上标M表示测量值; T_s 为采样周期。

由于数字系统中存在计算延迟,通常使用两步法来补偿一步控制器延迟,在使用式(2)获得 $k+1$ 时刻的预测电流之后,预测 $k+2$ 时刻的电流:

$$\begin{cases} i_d(k+2) = i_d^M(k+1) + \frac{T_s}{L_d} [u_d(k+1) - Ri_d^M(k+1) + \omega(k+1)L_q i_q^M(k+1)] \\ i_q(k+2) = i_q^M(k+1) + \frac{T_s}{L_q} [u_q(k+1) - Ri_q^M(k+1) + \omega(k+1)L_d i_d^M(k+1) - \omega(k+1)\Psi_f] \end{cases} \quad (3)$$

由于采样间隔极短,假设给定的参考电流对于相邻时刻恒定,根据 k 时刻的预测值和 $k+2$ 时刻的预测值构建代价函数:

$$J = [i_d^* - i_d(k+2)]^2 + \rho [i_q^* - i_q(k+2)]^2 \quad (4)$$

式中: ρ 为加权因子,通常取1。

选取使代价函数最小的电压矢量为最优电压矢量,得到与之对应的 $u_d(k+1), u_q(k+1)$ 以及最优开关组合进行下一控制周期的滚动。

离散开关控制在每一个控制周期都要遍历每个开关状态,如图3所示,对应7种不同的空间电压矢量。每个控制周期内,算法都将所有基本电压矢量循环代入代价函数以遍历电压矢量值,并获得使代价函数取值最小的最优电压矢量,作为下一个控制周期输入给三相逆变器的开关状态信号。PMSM由逆变电路进行驱动,逆变电路输出 S_{abc} 表示离散控制下逆变器的8种开关状态,由6个非零电压矢量和2个零电压矢量组成,表示为

$$V \in \{V_0, V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, V_6, V_7\} \quad (5)$$

式中: V 为备选开关状态; $V_1 \sim V_6$ 为非零电压矢量; V_0, V_7 为零电压矢量。

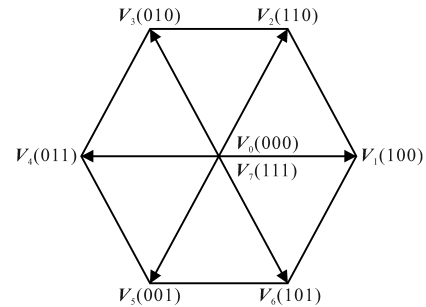


图3 空间电压矢量

Fig.3 Space voltage vector

将式(1)改写为矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} u_d(k) - Ri_d(k) \\ u_q(k) - Ri_q(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_e(k)i_q(k) & 0 \\ \omega_e(k)i_d(k) & 0 & \omega_e(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_d \\ L_q \\ \Psi_f \end{bmatrix} \quad (6)$$

右半部分为待辨识参数,式(6)中包含PMSM电感的矩阵定义为参数辨识系数矩阵:

$$\phi = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_e(k)i_q(k) & 0 \\ \omega_e(k)i_d(k) & 0 & \omega_e(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

系数矩阵中的电流量可以直接获得,转速可以由转速传感器或者无位置传感器算法进行获取。

2 改进 Adaline 神经网络参数辨识

2.1 Adaline 神经网络

由 PMSM 电压电流方程可以看出, d 轴电感、 q 轴电感、定子电阻 R 和永磁体磁链 Ψ_f 对 MPCC 的性能至关重要,受温度、工况变化等影响,电机的工作点会发生变化,造成 MPCC 参数失配,电流预测不准确,控制性能变差。采用 Adaline 神经网络对电机参数进行在线辨识,可以实时修正 MPCC 预测控制器中的电机参数,以确保稳定和准确地控制 PMSM。Adaline 结构示意图如图 4 所示。

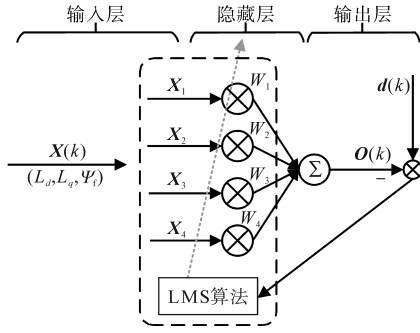


图4 Adaline结构示意图

Fig.4 Adaline structure diagram

Adaline 神经网络反映了输入与输出样本向量空间中的线性映射关系,是 Roseblatt 感知器的改进,其输入输出关系表示为

$$O(W_i, X_i) = \sum_{i=0}^M W_i X_i \quad (8)$$

式中: W_i 为神经网络的权重,参数辨识中,权值为辨识量 L_d, L_q 和 Ψ_f ; X_i 为输入信号; $d(k)$ 为网络目标输入; $O(k)$ 为网络激励函数的输出。

Adaline 规则的权重更新是通过一个连续的线性激活函数来完成的,通常使用最小均方差 (least mean square, LMS) 作为代价函数, LMS 属于有监督学习算法,呈现出的是二次函数的抛物曲面,曲面顶点为神经网络的最优解。使用最小均方差 LMS 对网络权值调整表示为

$$W_i(k+1) = W_i(k) + 2\eta X_i(k)e(k) \quad (9)$$

其中

$$0 < 2\eta |e(k)|^2 < 1 \quad (10)$$

$$e(k) = d(k) - O(k) \quad (11)$$

式中: η 为权重调节系数; $e(k)$ 为神经网络输出和目标之间的误差。

2.2 NLMS-Adaline 神经网络参数辨识器

传统的 LMS 算法虽然结构简单,易于实现,但是由于算法步长即权重调节系数为固定值,在收敛速度和收敛精度上存在着矛盾。由式(7)和式(8)可知, LMS 算法中包含误差信号与输入信号的乘积,权重调节系数与输入信号存在约束关系,所以将输入信号进行归一化处理,可以将步长调整为可变步长。

设置每个网络权值初始值为 0,也即 $W_i(0) = 0$,假设对输入采样的数据数量为 M ,则输入矢量表示为

$$X(k) = [X_1(k) \ X_2(k) \ X_3(k) \ \cdots \ X_M(k)]^T \\ = [X(k) \ X(k-1) \ \cdots \ X(k-M+1)]^T \quad (12)$$

网络权值为

$$W = [W_1 \ W_2 \ W_3 \ \cdots \ W_M] \quad (13)$$

式(11)表示的误差信号改写为

$$e(k) = d(k) - O(k) = d(k) - WX(k) \quad (14)$$

对式(12)求导,并令导数为 0,得到使误差 $|e(k)|^2$ 最小时的权值,进而得到 NLMS 算法的迭代公式为

$$W_i(k+1) = W_i(k) + \eta(k) X_i(k) e(k) \\ = W_i(k) + \frac{\eta(k) X_i(k) e(k)}{\delta + X_i^T(k) X_i(k)} \quad (15)$$

式中: δ 为一个很小的常数,一般介于 0 和 1 之间。

构建电机参数辨识模型,电机定子绕组电阻在电机启动至稳定的短时间内不会发生较大变化,对控制效果影响较小,首先对交、直轴电感和永磁体磁链进行辨识。令直轴电感 L_d 计算环节的输入 X_{L_d} 为

$$X_{L_d}(k) = \omega_e(k)i_d(k) \quad (16)$$

则由式(6)可得输出为

$$O_{L_d}(k) = L_d(k)X_{L_d}(k) \quad (17)$$

期望的直轴电感 L_d 目标值表达为

$$d_{L_d}(k) = U_m(k) - \omega_e(k)\Psi_f - Ri_q(k) \quad (18)$$

式中: U_{rd}, U_{mq} 分别为 d 轴和 q 轴电压的有效值。

结合式(9)与式(14)~式(16)可以推导出直轴电感 L_d 计算表达式为

$$L_d(k+1) = L_d(k) + 2\eta L_d(k)X_{L_d}(k)\delta_{L_d}(k) \quad (19)$$

同理,令交轴电感 L_q 计算环节的输入 X_{L_q} 表达式为

$$X_{L_q}(k) = -\omega_e(k)i_q(k) \quad (20)$$

则输出为

$$O_{L_q}(k) = L_q(k)X_{L_q}(k) \quad (21)$$

期望的交轴电感 L_q 目标值表达式为

$$d_{L_q}(k) = U_{rd}(k) - Ri_d(k) \quad (22)$$

结合式(9)与式(18)~式(20)可以推导出交轴电感 L_q 计算表达式为

$$L_q(k+1) = L_q(k) + 2\eta L_q X_{L_q}(k) \delta_{L_q}(k) \quad (23)$$

令永磁体磁链 Ψ_f 计算环节的输入 X_{Ψ_f} 表达式为

$$X_{\Psi_f}(k) = \omega_e(k) \quad (24)$$

网络输出值为

$$O_{\Psi_f}(k) = \Psi_f(k)X_{\Psi_f}(k) \quad (25)$$

神经网络期望值为

$$d_{\Psi_f}(k) = U_{\Psi_f}(k) - \omega_e(k)L_q i_d(k) - Ri_q(k) \quad (26)$$

结合式(9)与式(18)~式(20)可以推导出

$$\Psi_f(k+1) = \Psi_f(k) + 2\eta \Psi_f X_{\Psi_f}(k) \delta_{\Psi_f}(k) \quad (27)$$

NLMS-Adaline神经网络在当前控制周期内对电机参数在线计算,当电机参数发生变化时,辨识结果将实时反馈到模型预测控制器中进行参数更新。

对于定子电阻,由于启动后定子电阻不会再次发生较大变化,可以单独进行辨识,当忽略PMSM的磁饱和和铁损耗时, d - q 坐标系下的电压方程改写为

$$\begin{cases} L_s di_d/dt = -Ri_d + \omega L_s i_q + u_d \\ L_s di_q/dt = -Ri_q - \omega L_s i_d - \omega \Psi_f \end{cases} \quad (28)$$

式中: L_s 为电感。

考虑逆变器的非线性因素时,式(28)的稳定离散域表达式为

$$\begin{cases} u_d(k) + V_{\text{dead}}(k)D_d(k) = Ri_d(k) + \omega(k)L_s i_q(k) \\ u_q(k) + V_{\text{dead}}(k)D_q(k) = Ri_q(k) + \omega(k)L_s i_d(k) + \omega(k)\Psi_f \end{cases} \quad (29)$$

其中

$$\begin{bmatrix} D_d(k) \\ D_q(k) \end{bmatrix} = 2 \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin\theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \sin(\theta - \frac{\pi}{3}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{sgn}(i_a) \\ \text{sgn}(i_b) \\ \text{sgn}(i_c) \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$\text{sgn}(i) = \begin{cases} 1 & i \geq 0 \\ -1 & i < 0 \end{cases} \quad (31)$$

式中: V_{dead} 为逆变器非线性的等效补偿电压; θ 为转子位置角。

通常使用 d 轴注入电流法对电阻 R 进行辨识,当转速为0时,注入电流后式(29)可以转换为

$$\begin{cases} u_d(k) + V_{\text{dead}}(k)D_d(k) = Ri_d(k) \\ u_q(k) + V_{\text{dead}}(k)D_q(k) = Ri_q(k) \end{cases} \quad (32)$$

对式(32)消除补偿电压项,进一步变形可以得到

$$u_d(k)D_q(k) - u_q(k)D_d(k) = Ri_d(k)D_q(k) - Ri_q(k)D_d(k) \quad (33)$$

最终得到定子电阻 R 的辨识方程:

$$R = \frac{u_d(k)D_q(k) - u_q(k)D_d(k)}{i_d(k)D_q(k) - i_q(k)D_d(k)} \quad (34)$$

3 MPCC 中电机转子角位置辨识

在电机同步旋转坐标系中, d, q 轴与 $\hat{d}, \hat{q}$ 轴上电流的关系为

$$\begin{cases} \hat{i}_d = i_d \cos\Delta\theta - i_q \sin\Delta\theta \\ \hat{i}_q = i_d \sin\Delta\theta + i_q \cos\Delta\theta \end{cases} \quad (35)$$

同理, d, q 轴与 $\hat{d}, \hat{q}$ 轴上电压的关系为

$$\begin{cases} \hat{u}_d = u_d \cos\Delta\theta - u_q \sin\Delta\theta \\ \hat{u}_q = u_d \sin\Delta\theta + u_q \cos\Delta\theta \end{cases} \quad (36)$$

为了便于表示,将一步电流预测式中的 $u_d(k) - Ri_d(k) + \omega(k)L_q i_q(k)$ 项记为 U_D , $u_q(k) - Ri_q(k) + \omega(k)L_q i_d(k)$ 项记为 U_Q ,则 d, q 轴上 $k+1$ 时刻的预测电流改写为

$$\begin{cases} i_d(k+1) = i_d(k) + \frac{T_s}{L_d} U_D \\ i_q(k+1) = i_q(k) + \frac{T_s}{L_q} U_Q \end{cases} \quad (37)$$

固有电流纹波可以作为一种自有高频特性代替外部注入高频电压所产生的高频电流,电流纹波中提取转子位置信息。

A相电流FFT分析如图5所示,由图5可知,电流含有远高于基波频率的高频电流分量,但是由于离散开关特性,电流的频率不固定,谐波分散较为杂乱,这对滤波器截止频率的选择和提取造成一定的困难,影响转子位置的计算。

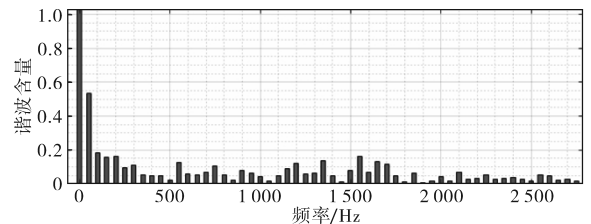


图5 A相电流FFT分析

Fig.5 FFT analysis of phase A current

为了使电流纹波高频信号显著,采用相邻矢量电压选取方法来减少电流纹波的频率分布范

围。如表 1 所示,利用上一时刻的开关组合,从两个相邻有效向量和零向量中通过代价函数最小选取下一时刻的最优开关状态。

表 1 开关状态表

Tab.1 Switch status table

上一时刻状态	备选状态		
000(V_0)	100	010	001
100(V_1)	000	110	101
110(V_2)	010	100	011
010(V_3)	110	000	011
011(V_4)	111	001	010
001(V_5)	000	011	101
101(V_6)	001	111	100
111(V_7)	011	101	110

在 $\hat{d}, \hat{q}$ 轴下,预测电流表达式为

$$\begin{cases} \hat{i}_d(k+1) = \hat{i}_d^M(k) + \frac{T_s}{L_d} [\hat{u}_d(k) - R\hat{i}_d^M(k) + \hat{\omega}_e(k)L_q\hat{i}_q^M(k)] \\ \hat{i}_q(k+1) = \hat{i}_q^M(k) + \frac{T_s}{L_q} [\hat{u}_q(k) - R\hat{i}_q^M(k) + \hat{\omega}_e(k)L_d\hat{i}_d^M(k) - \hat{\omega}_e(k)\Psi_f] \end{cases} \quad (38)$$

由式(38)可知, $\hat{d}, \hat{q}$ 轴下的电流测量值通过 d, q 轴电流测量值可以表示为

$$\begin{cases} \hat{i}_d^M(k+1) = i_d(k+1)\cos\Delta\theta - i_q(k+1)\sin\Delta\theta \\ \hat{i}_q^M(k+1) = i_d(k+1)\sin\Delta\theta + i_q(k+1)\cos\Delta\theta \end{cases} \quad (39)$$

在当前控制周期,由式(38)和式(39)得到误差电流如下:

$$\Delta i_d(k+1) = \hat{i}_d^M(k+1) - \hat{i}_d(k+1) \quad (40)$$

$$\Delta i_q(k+1) = \hat{i}_q^M(k+1) - \hat{i}_q(k+1) \quad (41)$$

由于采样时间极短, k 时刻和 $k+1$ 时刻可以视为稳态,将式(36)~式(39)代入到式(40)中,化简得到 d 轴上的误差电流:

$$\Delta i_d(k+1) = T_s \left(\frac{U_q}{L_d} - \frac{U_q}{L_q} \right) \sin\Delta\theta \quad (42)$$

同理,将式(36)~式(39)代入到式(41)中,化简得到 q 轴上的误差电流:

$$\Delta i_q(k+1) = T_s \left(\frac{U_d}{L_d} - \frac{U_d}{L_q} \right) \sin\Delta\theta \quad (43)$$

式(42)和式(43)中包含了角度误差信息,在 1 个控制周期内,电机参数可以视为常量, U_d 和 U_q 可以作为控制常量,不会产生非线性的干扰,并且通过建立 q 轴误差电流相关项,排除了余弦项的干扰。考虑到 q 轴误差电流包含的转子位置信

息和 d 轴电流的影响,建立并推导转子位置角误差项:

$$\begin{aligned} \varepsilon(k) &= [\hat{i}_q^M(k) - \hat{i}_q(k)] \hat{U}_d \\ &= \left[\frac{T_s}{L_d} - \frac{T_s}{L_q} \right] U_d \sin\Delta\theta [U_d \cos\Delta\theta - U_q \sin\Delta\theta] \\ &= T_s \left[\frac{1}{L_d} - \frac{1}{L_q} \right] U_d^2 \sin\Delta\theta \cos\Delta\theta - \\ &\quad T_s \left[\frac{1}{L_d} - \frac{1}{L_q} \right] U_d U_q \sin^2\Delta\theta \end{aligned} \quad (44)$$

由于 d 轴与 q 轴的正交性, U_d, U_q 互不相关,在稳态时,离散开关控制稳态时 U_d 和 U_q 并不恒为零值,但是其平均值 $\bar{U}_d = 0, \bar{U}_q = 0$, 而且

$$\begin{cases} (U_d - \bar{U}_d)^2 > 0 \\ (U_q - \bar{U}_q)^2 > 0 \end{cases} \quad (45)$$

式(44)第二项约等于零,得到关于 $\Delta\theta$ 的函数:

$$\varepsilon(\Delta\theta) = \frac{T_s}{2} \left[\frac{1}{L_d} - \frac{1}{L_q} \right] U_d^2 \sin(2\Delta\theta) = K_e \sin(2\Delta\theta) \quad (46)$$

式中: K_e 为常量。

当计算的转子角度为真实转子角度时, $\hat{d}$ 轴与 $\hat{q}$ 轴重合, $\Delta\theta = 0$, 式(46)也为零,使用锁相环结构即可进行转子位置计算,锁相环结构图如图 6 所示。整体系统结构框图如图 7 所示。

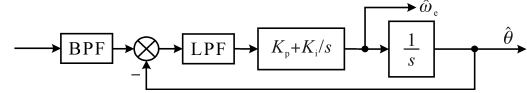


图 6 锁相环结构图

Fig.6 PLL structure diagram

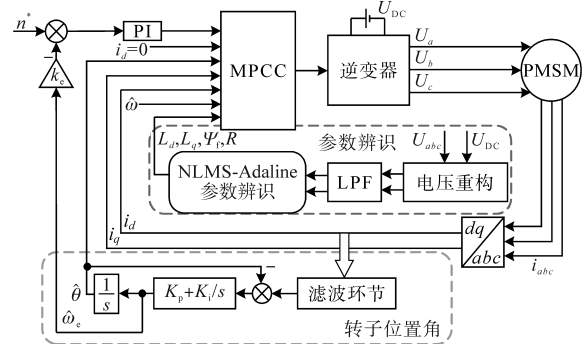


图 7 整体结构框图

Fig.7 Overall structure block diagram

4 仿真与实验及结果分析

为了验证在线参数辨识的效果,使用一台内置式永磁同步电机进行实验,永磁同步电机参数为:额定电压 380 V;额定转速 1 500 r/min;极对数 4;定子电阻 0.9 Ω ;直轴电感 5 mH;交轴电感 12

mH;转子磁链0.18 Wb;转动惯量 $0.0036\text{ kg}\cdot\text{m}^2$ 。

主要硬件平台如图8所示,主控芯片为德州仪器TMS320F28335。控制系统搭建框图如图9所示。

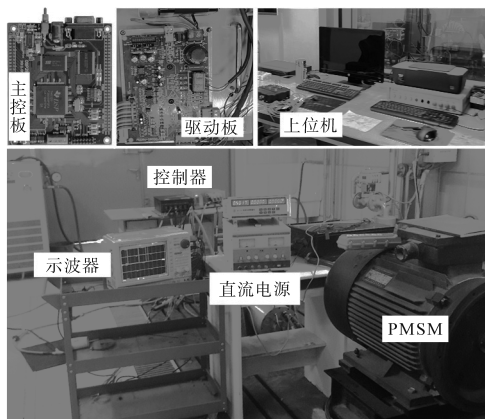


图8 实验平台

Fig.8 Experimental platform

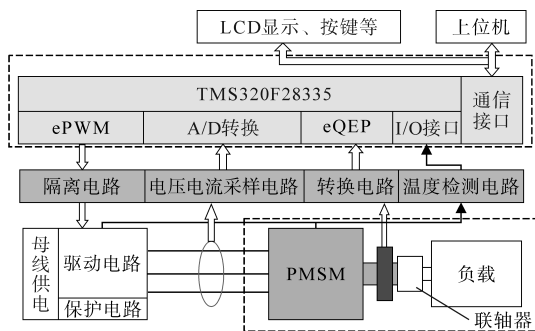


图9 控制系统组成框图

Fig.9 Block diagram of control system composition

4.1 参数在线辨识实验

在线参数辨识分别使用递推RLS算法、Adaline神经网络算法和NLMS-Adaline神经网络算法进行,实验结果如图10~图12所示。

递推RLS参数在线辨识的 L_d 和 L_q 约在 $t=0.8\text{ s}$ 趋于稳定,但收敛性不好,没有在真实值附近稳定,最终辨识结果为: $L_d=4.40\text{ mH}$, $L_q=9.31\text{ mH}$,误差分别为 0.6 mH 和 2.69 mH ;转子磁链 Ψ_r 在 $t=0.15\text{ s}$ 收敛至稳定值 $\Psi_r=0.194\text{ Wb}$,误差为 0.014 Wb ;定子电阻 R 约在 $t=0.2\text{ s}$ 收敛至稳定值 $R=1.42\text{ }\Omega$,误差约为 $0.52\text{ }\Omega$ 。

Adaline神经网络参数在线辨识的直轴电感 L_d 约在 $t=0.55\text{ s}$ 趋于稳定,收敛值为 $L_d=5.40\text{ mH}$,误差为 0.40 mH ;交轴电感 L_q 约在 $t=0.7\text{ s}$ 趋于稳定,收敛值为 $L_q=11.44\text{ mH}$,误差为 0.56 mH ;定子电阻 R 在 $t=0.4\text{ s}$ 收敛至稳定值 $R=0.98\text{ }\Omega$,误差为 $0.08\text{ }\Omega$;转子磁链 Ψ_r 在 $t=0.15\text{ s}$ 后收敛至稳定值 $\Psi_r=0.22\text{ Wb}$,误差为 0.04 Wb 。

NLMS-Adaline神经网络参数在线辨识的直轴电感 L_d 约在 $t=0.32\text{ s}$ 趋于稳定,收敛值为 $L_d=5.013\text{ mH}$,误差为 0.013 mH ;交轴电感 L_q 约在 $t=0.47\text{ s}$ 趋于稳定,收敛值为 $L_q=12.06\text{ mH}$,误差为 0.06 mH ;定子电阻 R 在 $t=0.32\text{ s}$ 收敛至稳定值 $R=0.98\text{ }\Omega$,误差为 $0.08\text{ }\Omega$;转子磁链 Ψ_r 在 $t=0.37\text{ s}$ 后收敛至稳定值 $\Psi_r=0.182\text{ Wb}$,误差为 0.002 Wb 。

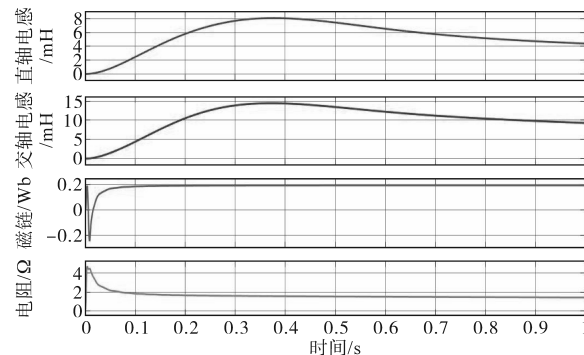


图10 递推RLS实验结果

Fig.10 Recursive RLS experimental results

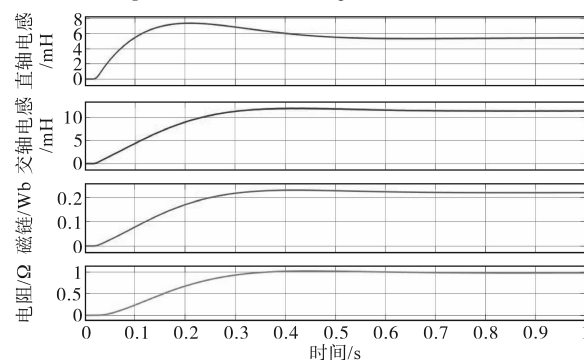


图11 Adaline神经网络实验结果

Fig.11 Adaline neural network experimental results

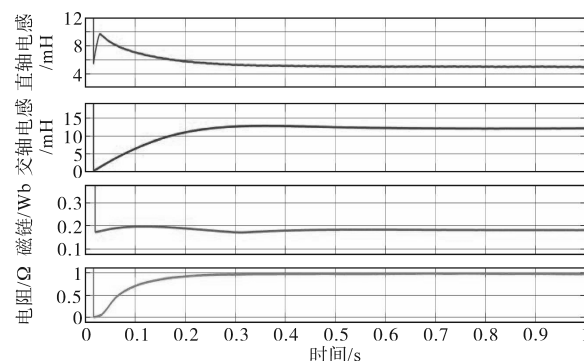


图12 NLMS-Adaline神经网络实验结果

Fig.12 NLMS-Adaline neural network experimental results

三种参数在线辨识结构的实验结果如表2所示。

从仿真速度来看,NLMS-Adaline神经网络的电感计算速度比Adaline和RLS更快,但是磁链和电阻的计算速度不如RLS,这可能是Adaline神经网络中定子电阻 R 的单独计算造成的;从计算精

度来看,NLMS-Adaline 神经网络的精度有了比较大的提高,电感和磁链的计算误差比 Adaline 减小一个数量级,定子电阻的计算误差虽减小不多,但耗时缩短了 20%。

表 2 参数在线辨识实验结果对比

Tab.2 Comparison of online parameter identification experimental results

参数	RLS			Adaline			NLMS-Adaline		
	结果	误差	耗时/s	结果	误差	耗时/s	结果	误差	耗时/s
L_d/mH	4.4	0.6	0.8	5.406	0.406	0.55	5.013	0.013	0.322
L_q/mH	9.31	2.69	0.8	11.44	0.56	0.7	12.06	0.06	0.47
R/Ω	1.42	0.52	0.2	0.982	0.082	0.4	0.982	0.082	0.32
Ψ_f/Wb	0.194	0.014	0.15	0.22	0.04	0.63	0.182	0.002	0.37

4.2 基于 NLMS-Adaline 的 MPCC 实验

为了验证负载突变下低速控制策略,启动至 15 r/min 稳定转速,在 $t=5\text{ s}$ 时突增负载,在 $t=10\text{ s}$ 时突减负载。转速波形如图 13 所示,负载发生变化时,转速短暂降低,但很快恢复到给定转速。

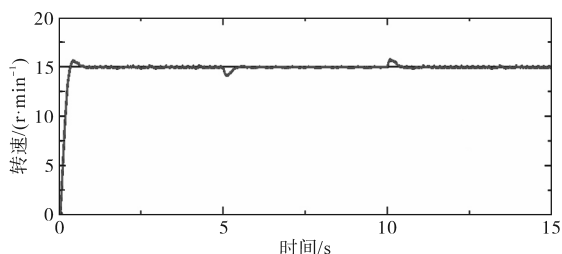


图 13 15 r/min 突加负载的转速曲线

Fig.13 Speed waveform of sudden load at 15 r/min

图 14 和图 15 分别为 240 r/min 突加负载的转速曲线以及转子位置角的变化情况。超低转速运行时转速稳定,240 r/min 突加负载时转速快速恢复,稳定性良好。

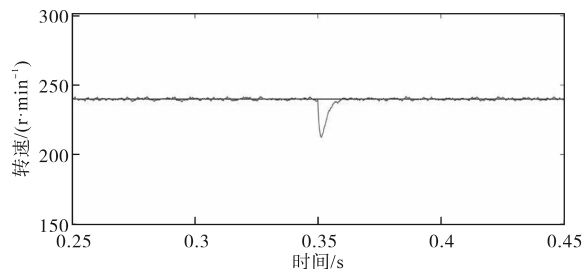


图 14 240 r/min 突加负载的转速曲线

Fig.14 Speed waveform of sudden load at 240 r/min

图 16 为 1 000 r/min 时突加负载的转速曲线,负载增大后转速可以快速恢复到给定值,在中高速运行系统抗干扰性良好。

在负载突变时,转子位置计算准确,无相位偏差,图 17 为 50 r/min 提速至 500 r/min 再提速至 1 000 r/min 时的转速情况,控制系统具有良好的

抗干扰性。可以观察到,各转速区间的转速稳定。相应的,图 18 为转子位置角计算结果。

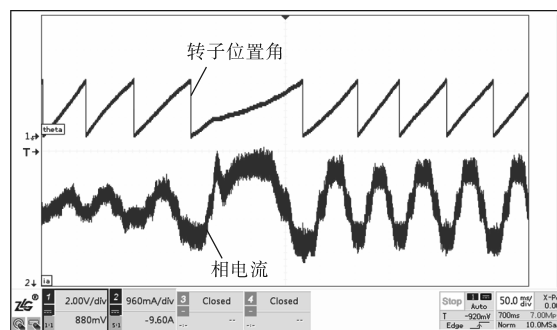


图 15 240 r/min 运行突加负载的转子位置角

Fig.15 Rotor position angle of sudden load at 240 r/min

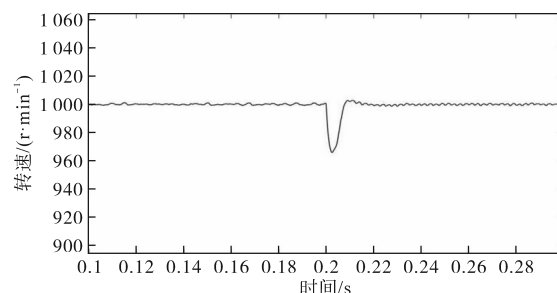


图 16 1 000 r/min 突加负载的转速曲线

Fig.16 Speed waveform of sudden load at 1 000 r/min

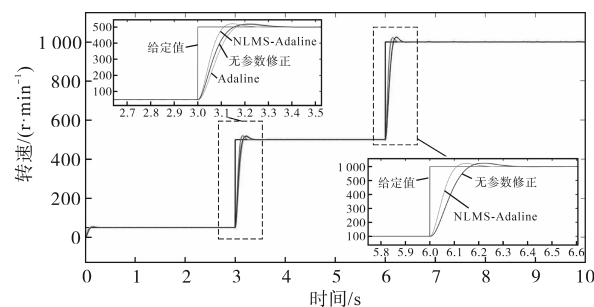


图 17 转速波形

Fig.17 Speed waveforms

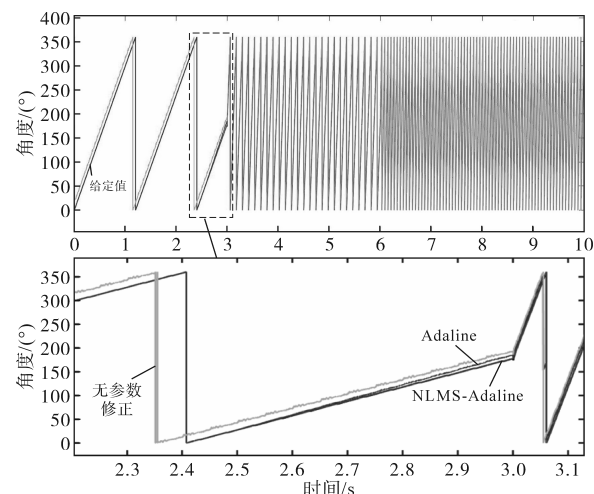


图 18 转子位置角

Fig.18 Rotor position angle

5 结论

针对永磁同步电机参数变化导致控制器参数失配的问题,本文对参数在线辨识方法进行了研究,主要结论如下:

1)引入NLMS算法对Adaline神经网络进行改进,提高了对PMSM交直轴电感、磁链在线辨识的速度和精确度。

2)利用MPCC中的高频电流纹波计算转子位置和转速,省去位置(速度)传感器,实现无位置传感器控制。

参考文献

- [1] 甘醇,曲荣海,石昊晨,等.宽调速永磁同步电机全域高效运行控制策略综述[J].中国电机工程学报,2023,43(7):2496-2512.
GAN Chun, QU Ronghai, SHI Haochen, et al. Review of high-efficiency control strategy for permanent magnet synchronous motors under wide speed range[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(7): 2496-2512.
- [2] 陈荣,翟凯森,舒胡平.永磁同步电机双矢量固定开关频率模型预测控制研究[J].电工技术学报,2023,38(14):3812-3823.
CHEN Rong, ZHAI Kaimiao, SHU Huping. Predictive control of dual vector fixed switching frequency model for permanent magnet synchronous motor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(14): 3812-3823.
- [3] KOMMURI S K, DEFOORT M, KARIMI H R, et al. A robust observer-based sensor fault-tolerant control for PMSM in electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(7): 7671-7681.
- [4] 李婕,杨淑英,谢震,等.基于有效信息迭代快速粒子群优化算法的永磁同步电机参数在线辨识[J].电工技术学报,2022,37(18):4604-4613.
LI Jie, YANG Shuying, XIE Zhen, et al. Online parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on fast particle swarm optimization algorithm with effective information iterated[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(18): 4604-4613.
- [5] DANG D Q, RAFAQ M S, CHOI H H, et al. Online parameter estimation technique for adaptive control applications of interior PM synchronous motor drives[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(3): 1438-1449.
- [6] 王晓远,梁慧静,李天元,等.永磁起动/发电机在弱磁条件下磁场与涡流损耗分析[J].电力系统及其自动化学报,2022,34(9):81-87.
WANG Xiaoyuan, LIANG Huijing, LI Tianyuan, et al. Analysis of magnetic field and eddy current loss of permanent magnet starter/generator under field weakening condition[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(9): 81-87.
- [7] 徐萌,王艳阳,高洁,等.基于双锁相环的永磁同步电机转子初始位置估算方法[J].电力系统保护与控制,2022,50(19):49-57.
XU Meng, WANG Yanyang, GAO Jie, et al. Rotor initial position estimation method of PMSM based on a double phase-locked loop[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(19): 49-57.
- [8] 赵毅恒,宁博文.基于I/F控制的永磁同步电机无位置传感器高效起动[J].组合机床与自动化加工技术,2023(7):79-82.
ZHAO Yiheng, NING Bowen. Sensorless starting of permanent magnet synchronous motor based on I/F control[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(7): 79-82.
- [9] 郝振翔.电机参数辨识技术研究[J].计算机测量与控制,2022,30(2):192-200.
HAO Zhenxiang. Research on parameter identification technology of motor[J]. Computer Measurement & Control, 2022, 30(2): 192-200.
- [10] 张瑞峰,詹哲军,李岩,等.永磁同步电机离线参数辨识方法研究[J].机车电传动,2016(3):18-23.
ZHANG Ruifeng, ZHAN Zhejun, Li Yan, et al. Research on offline parameter identification of permanent magnet synchronous motor[J]. Electric Drive for Locomotives, 2016(3): 18-23.
- [11] 唐斌,游林儒,黄招彬.一种改进的静止型永磁同步电机离线参数辨识方法[J].微电机,2014,47(4):49-54.
TANG Bin, YOU Linru, HUANG Zhaobin. An improved offline parameter strategy at standstill for PMSM[J]. Micromotors, 2014, 47(4): 49-54.
- [12] 孔丽丽,易春求,刘文通.永磁同步电机无传感器控制及在线参数辨识[J].组合机床与自动化加工技术,2021(4):105-107,112.
KONG Lili, YI Chunqiu, LIU Wentong. Sensorless control and online parameter identification of PMSM[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(4): 105-107, 112.
- [13] 牛峰,高禄辰,胡艳芳,等.基于电机参数失配模型预测转速控制系统运行稳定性研究[J].电机与控制学报,2023,27(6):55-63.
NIU Feng, GAO Luchen, HU Yanfang, et al. Research on operation stability for model predictive speed control system based on parameter mismatch for motors[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(6): 55-63.
- [14] LIAN C, XIAO F, LIU J, et al. Parameter and VSI nonlinearity hybrid estimation for PMSM drives based on recursive least square[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2016, 9(2): 2195-2206.
- [15] AN X, LIU G, CHEN Q, et al. Adjustable model predictive control for IPMSM drives based on online stator inductance identification[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(4): 3368-3381.

- [16] SHI Y, SUN K, HUANG L, et al. Online identification of permanent magnet flux based on extended Kalman filter for IPMSM drive with position sensorless control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11): 4169–4178.
- [17] ZHOU G, WU Y, YANG J. Based on the BP neural network model of particle swarm optimization for PMSM control[J]. Basic & Clinical Pharmacology & Toxicology, 2019(10): 25–26.
- [18] 沈艳霞, 靳保龙. 永磁同步电机模糊遗忘因子最小二乘法参数辨识[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(9): 3404–3410, 3419.
- SHEN Yanxia, JIN Baolong. Permanent magnet synchronous motor fuzzy forgetting factor recursive least squares parameter identification[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(9): 3404–3410, 3419.
- [19] 汪琦, 王爽, 付俊永, 等. 基于模型参考自适应参数辨识的永磁同步电机电流预测控制[J]. 电机与控制应用, 2017, 44(7): 48–53.
- WANG Qi, WANG Shuang, FU Junyong, et al. Predictive current control for permanent magnet synchronous motor based on model reference adaptive system parameter[J]. Electric Machines & Control Application, 2017, 44(7): 48–53.
- [20] ZHANG Y, BI Y, WANG S. Parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on extended Kalman filter and gradient correction[C]//2020 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), Beijing, China, 2020: 718–722.
- [21] 王松, 刘明光, 石双双, 等. 基于卡尔曼滤波和神经网络的PMSM参数辨识[J]. 北京交通大学学报, 2010, 34(2): 124–127, 136.
- WANG Song, LIU Mingguang, SHI Shuangshuang, et al. Identification of PMSM based on EKF and Eiman neural network[J]. Journal of Beijing JiaoTong University, 2010, 34(2): 124–127, 136.
- [22] YUAN Q, LI L. Research on adaptive control strategy of MTPA for IPMSM based on the online parameters identification[C]//2018 Asia-Pacific Magnetic Recording Conference (APMRC), Shanghai, China, 2018: 1–2.
- [23] LIU K, ZHANG J. Adaline neural network based online parameter estimation for surface-mounted permanent magnet synchronous machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(30): 68–73.
- [24] 张立伟, 张鹏, 刘曰锋, 等. 基于变步长 Adaline 神经网络的永磁同步电机参数辨识[J]. 电工技术学报, 2018, 33(S2): 377–384.
- ZHANG Liwei, ZHANG Peng, LIU Yuefeng, et al. Parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on variable step-size Adaline neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(S2): 377–384.
- [25] 申中一, 吕刚震, 王建祥. 基于变步长自适应线性神经网络的PMSM参数辨识[J]. 电子测量技术, 2019, 42(23): 85–90.
- SHEN Zhongyi, LÜ Gangzhen, WANG Jianxiang. Parameter identification of PMSM based on variable step Adaline neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(23): 85–90.

收稿日期: 2023-08-25

修改稿日期: 2023-10-20