

基于递归神经网络的永磁同步电机参数辨识研究

荆禄宗, 吴钦木

(贵州大学 电气工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 电机参数的变化会加大永磁同步电动机(PMSM)的控制难度, 所以研究参数辨识对于闭环控制系统的稳定运行有着重大的意义。在采用变分理论实现最小绝对值偏差法(LAD)的基础上, 研究了一种基于递归神经网络(RNN)的辨识方法。仿真结果表明, 该方法具有很快的收敛速度, 能准确地辨识PMSM的定子电阻、 d, q 轴电枢电感及转子磁链等参数, 并且具有良好鲁棒性, 在出现参数变化或异常值情况下仍能辨识到正确结果。

关键词: 永磁同步电机; 参数辨识; 变分理论; 最小绝对值偏差法; 递归神经网络

中图分类号: TM351; TM341 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqed19259

Research on Identification of PMSM Based on Recurrent Neural Network

JING Luzong, WU Qinmu

(School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, Guizhou, China)

Abstract: The change of motor parameters will increase the control difficulty of the permanent magnet synchronous motor. So the research of parameter identification is great significant for the stable operation of the closed loop control system. Using the variational theory to realize least absolute deviation (LAD), a new identification method based on recurrent neural network was researched. It could accurately identify PMSM's parameters, such as the stator resistance, the d/q -axis armature inductance and the rotor flux. Simulation results show that the method has lots of advantages such as fast convergence and good robustness and it can still get right results in the presence of outliers.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); parameter identification; variational theory; least absolute deviation (LAD); recurrent neural network (RNN)

永磁同步电机(PMSM)以其机械特性硬, 抗负载扰动强、控制容易、体积小、重量轻等优点, 被广泛地应用于交流伺服驱动系统中^[1-3]。在实际运行中, PMSM电机模型中的定子电阻 R_s 和 d, q 轴电枢电感 L_d, L_q 会随着不同的运行状况而变化的。因此, PMSM的参数辨识对于其自身的运动控制和电力系统的稳定性分析是至关重要的。目前, 常见的参数辨识方法有: 最小二乘法、最小绝对偏差法(LAD)、模型参考自适应法、卡尔曼滤波器辨识等。LAD具有很强的鲁棒性, 抗干扰能力更为突出, 用该方法进行曲线拟合的准确率很高, 而且不容易受到样本数据获取过程中的噪声干扰, 但采用传统LAD方法进行参数估计时的计算量大, 且较为复杂^[4]。为此, 结合变分

理论, 可以将LAD辨识方法转变成优化问题。递归神经网络(RNN)神经网络具有高度并行性和非线性, 且具有很强的自适应、自学习能力, 在非线性系统的建模、辨识和控制中得到了广泛的应用^[5]。基于投影动态理论可利用递归神经网络和FPGA或VLSI以并行方式实现优化问题的求解。仿真结果表明该方法具有很快的收敛速度, 能准确地辨识PMSM的 R_s, L_d, L_q 和磁链 Ψ_f , 并且在因电机故障或测量误差可能出现参数变化或异常值情况下^[6], 仍能测得正确结果。

1 PMSM参数辨识模型

在 d, q 轴同步旋转坐标系下, PMSM的电压方程为

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51367006); 贵州省自然科学基金资助项目(黔科合基础[2018]1029)

作者简介: 荆禄宗(1991-), 男, 硕士, Email: 15634428610@163.com

$$\begin{cases} u_d = r_s i_d + \frac{d\Psi_d}{dt} - \omega_c \Psi_q \\ u_q = r_s i_q + \frac{d\Psi_q}{dt} + \omega_c \Psi_d \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \lambda_d = L_d i_d + \Psi_f \\ \lambda_q = L_q i_q \end{cases} \quad (2)$$

式中: r_s , $i_d(i_q)$, $u_d(u_q)$, $L_d(L_q)$ 和 $\Psi_d(\Psi_q)$ 分别为定子电阻、 $d(q)$ 轴电流、电压、电感和磁链; ω_c , Ψ_f 分别为电机转轴的角速度和电机永磁体的磁链。

将式(2)代入(1)得:

$$\begin{cases} u_d = r_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \omega_c L_q i_q \\ u_q = r_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + \omega_c L_d i_d + \omega_c \Psi_f \end{cases} \quad (3)$$

对式(3)的 q 轴电压方程按采样周期 T 进行离散化得:

$$u_q(k) = a_q i_q(k+1) + b_q i_q(k) + c_q \omega_c(k) i_d(k) + d_q \omega_c(k) \quad (4)$$

其中 $a_q = \frac{L_q}{T}$, $b_q = (r_s - \frac{L_q}{T})$, $c_q = L_d$, $d_q = \Psi_f$

式中: a_q, b_q, c_q, d_q 为参数。

考虑测量噪声,对式(4)作适当变换,可得参数辨识模型:

$$\chi = \phi\theta + w \quad (5)$$

其中 $\theta = [a_q \ b_q \ c_q \ d_q]^T$, $\chi = u_q(k)$
 $\phi = [i_q(k+1) \ i_q(k) \ \omega_c(k) i_d(k) \ \omega_c(k)]$

式中: ϕ 为采集系统输出数据组成的矩阵, θ 为待估计参数构成的矩阵, w 为测量噪声。

在进行参数辨识时,若采样 m 组 χ 和 ϕ ,则式(5)可以改写为如下的矩阵表示形式:

$$y = Y\theta + v \quad (6)$$

其中 $Y = [\phi(1)^T \ \phi(2)^T \ \dots \ \phi(m)^T]$

即

$$Y = \begin{bmatrix} w(1)i_d(1) & i_q(1) & u_q(1) & 1 \\ w(2)i_d(2) & i_q(2) & u_q(2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w(m)i_d(m) & i_q(m) & u_q(m) & 1 \end{bmatrix}$$

$$y = [\chi(2) \ \chi(3) \ \dots \ \chi(m+1)]^T$$

$$v = [w(1) \ w(2) \ \dots \ w(m)]^T$$

式中: v 为测量噪声矩阵。

2 参数辨识方法及神经网络模型

参数辨识方法的种类很多,如模型参考自适应法、卡尔曼滤波法、最小二乘法、最小绝对偏差法(LAD)等。

2.1 LAD方法

最小绝对值偏差法(LAD)具有很强的鲁棒性,抗干扰能力更为突出,但采用传统的数值方法时,该方法进行参数估计时的计算量大,且较为复杂。但结合变分理论,可将该方法进行辨识转化为优化问题,基于投影动态理论可利用递归神经网络和FPGA或VLSI以并行方式实现优化问题的求解。

LAD的目标函数为

$$\phi(\theta) = \|Y\theta - y\|_1 \quad (7)$$

令 $e = [e_1, e_2, \dots, e_N]^T$, 其中 $|e_i| \leq 1, i=1, 2, \dots, N$,

则有:

$$e^T(Y\theta - y) \leq \|Y\theta - y\|_1 \quad (8)$$

令 $r_i = (Y\theta - y)_i$, $e^0 = [\text{sign}(r_1) \ \text{sign}(r_2) \ \dots \ \text{sign}(r_N)]^T$

则有:

$$e^0(Y\theta - y) = \|Y\theta - y\|_1 \quad (9)$$

于是有: $\|Y\theta - y\|_1 = \max_{e \in \Omega_1} [e^T(Y\theta - y)]$, 其中 $\Omega_1 = \{e \in R^N \mid \max |e_i| \leq 1\}$, 上标“ p ”代表数量维度。参数估计的优化问题可以转换为变分问题:

$$\min \max_{e \in \Omega_1} e^T(Y\theta - y)$$

$$\text{subject to } \theta \in R^p$$

根据文献[7],可得对应的变分不等式:

$$\begin{cases} (\theta - \theta^*)^T (Y^T e^*) \geq 0 \\ (e - e^*)^T (-Y\theta^* + y) \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

令 $u = [\theta \ e]^T$, $u^* = [\theta^* \ e^*]^T$, u^* 为式(10)的解, $M = [0, Y^T; -Y, 0]$, $q = [0, y]^T$, $F(u) = Mu + q$, 则式(10)改写为

$$(u - u^*) \cdot F(u^*) \geq 0 \quad (11)$$

式(11)为典型的线性变分不等式。基于LAD方法辨识电机参数的问题转化为线性变分不等式的求解。

2.2 参数辨识

对电机参数进行辨识,即求式(11)的解。

定理1: 设松弛因子 $\gamma > 0$, 罚参数 $\beta > 0$, $H = (I + \beta M^T)$, 则

$$\frac{du}{dt} = -\gamma H \alpha(u)(u - P_\Omega[u - \beta F(u)]) \quad (12)$$

其中 $\alpha(u) = \frac{\|u - P_\Omega[u - \beta F(u)]\|^2}{\|H(u - P_\Omega[u - \beta F(u)])\|^2}$

是稳定的,且平衡点为式(12)的解,其中, α 为步长, $P_\Omega(\cdot)$ 为欧氏范数下在凸集 Ω 上的投影。

证明: 离散化式(12), 得:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{k+1} &= \mathbf{u}_k - \gamma' H a(\mathbf{u}_k)(\mathbf{u}_k - P_\Omega[\mathbf{u}_k - \beta F(\mathbf{u}_k)]) \\ &= \mathbf{u}_k - \gamma' a(\mathbf{u}_k) H(\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k) \end{aligned}$$

式中: \mathbf{u}_k 为当前点, $\tilde{\mathbf{u}}_k$ 为利用投影生成的预测点。根据文献[7],有:

$$\begin{cases} (\tilde{\mathbf{u}} - \mathbf{u}^*)^\top \beta F(\mathbf{u}^*) \geq 0 \\ (\tilde{\mathbf{u}} - \mathbf{u}^*)^\top ([\mathbf{u} - \beta F(\mathbf{u}^*)] - \tilde{\mathbf{u}}) \geq 0 \end{cases}$$

将上、下两式相加,得:

$$\begin{aligned} \{(\mathbf{u} - \mathbf{u}^*) - (\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}})\}^\top \{(\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}) - \beta \mathbf{M}(\mathbf{u} - \mathbf{u}^*)\} &\geq 0 \\ \Leftrightarrow (\mathbf{u} - \mathbf{u}^*)^\top H(\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}) & \\ \geq \|\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}\|^2 + \beta(\mathbf{u} - \mathbf{u}^*)^\top \mathbf{M}(\mathbf{u} - \mathbf{u}^*) & \end{aligned}$$

其中 $\tilde{\mathbf{u}} = P_\Omega[\mathbf{u} - \beta F(\mathbf{u})]$

式中: $\tilde{\mathbf{u}}$ 为 $\mathbf{u} - \beta F(\mathbf{u})$ 在 Ω 上的投影。

由于 \mathbf{M} 半正定,于是:

$$(\mathbf{u} - \mathbf{u}^*)^\top H(\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}) \geq \|\mathbf{u} - \tilde{\mathbf{u}}\|^2$$

根据文献[7],取:

$$\begin{aligned} \varphi(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k) &= \|\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k\|^2 \\ \mathbf{d}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k) &= H(\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k) \end{aligned}$$

式中:非负函数 $\varphi(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k)$ 称作变分不等式 VI(Ω, F) 的误差度量函数,向量 $\mathbf{d}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k)$ 称为与误差度量函数 $\varphi(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k)$ 相关的“有利方向”(或者称为距离函数的上升方向)。

适当选择系数 γ' ,式(12)对应的离散式是收敛的,即适当地选择 γ ,式(12)是收敛的,且收敛于式(11)的解。

定理 2: 设 $\gamma > 0$, $\mathbf{H} = (\mathbf{I} + \beta \mathbf{M}^\top)$, $\beta > 0$, $\sigma_{\max}(\mathbf{H})$ 为 \mathbf{H} 的奇异值最大值,若 $\sigma_{\max}(\mathbf{H}) < \sqrt{2}$,则

$$\frac{d\mathbf{u}}{dt} = -\gamma \mathbf{H}(\mathbf{u} - P_\Omega[\mathbf{u} - \beta F(\mathbf{u})]) \quad (13)$$

是稳定的,且平衡点为式(11)的解。

证明:在定理 1 的证明中,取:

$$\begin{aligned} \varphi(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k) &= \|\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k\|^2 \\ \mathbf{d}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k) &= H(\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k) \end{aligned}$$

根据文献[7],有:

$$\begin{aligned} \mathcal{G}_k(\alpha(k)) &\geq 2\alpha(\mathbf{u}_k)\varphi(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k) - \alpha(\mathbf{u}_k)^2 \|\mathbf{d}(\mathbf{u}_k, \tilde{\mathbf{u}}_k)\|^2 \\ \Leftrightarrow 2\alpha(\mathbf{u}_k)\|\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k\|^2 - \alpha(\mathbf{u}_k)^2 \|\mathbf{H}(\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k)\|^2 &> 0 \end{aligned}$$

则式(12)收敛,其中 $\mathcal{G}_k(\alpha(k))$ 为与 $\alpha(k)$ 相关的距离平方缩短量。若取 $\alpha(\mathbf{u}_k) = 1$,则式(12)变为式(13)。根据前述,若

$$\mathcal{G}_k(\alpha(k)) > 2\|\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k\|^2 - \|\mathbf{H}(\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k)\|^2 > 0$$

则式(13)仍收敛。

因 \mathbf{M} 为反对称阵, \mathbf{M}^\top 和 \mathbf{M} 有相同的特征值,且特征值为零或纯虚数; \mathbf{H} 为 \mathbf{M}^\top 的矩阵多项式,设 \mathbf{M} 的特征值为 $\lambda' = 0 + a_j i$,则 \mathbf{H} 的特征值为 $\lambda = 1 + \beta a_j i$ 。 \mathbf{H} 为正规阵, \mathbf{H} 的奇异值为

$\sigma = \sqrt{1 + (\beta a_j)^2}$ 。设 $\sigma_{\max}(\mathbf{H})$ 为 \mathbf{H} 的奇异值最大值,有:

$$\|\mathbf{H}(\mathbf{u}^k - \tilde{\mathbf{u}}^k)\| \leq \sigma_{\max}(\mathbf{H})\|\mathbf{u}_k - \tilde{\mathbf{u}}_k\|$$

因此,若 $\sigma_{\max}(\mathbf{H}) < \sqrt{2}$, $\mathcal{G}_k(\alpha(k)) > 0$,则式(13)稳定收敛。

评论:由式(11)中, $\mathbf{M} = [0, Y^\top; -Y, 0]$, $\rho(\mathbf{M}) \leq \|\mathbf{M}\|_\infty$ 。在式(6)中,等式左右两边同时除以一个常数 ε ,不改变待估计参数值。因此,适当选择常数 ε 总可使 $\rho(\mathbf{M}) = \max |a_j|$ 满足 $\sigma_{\max}(\mathbf{H}) < \sqrt{2}$,即式(13)稳定且收敛于电机的待估计参数。

2.3 神经网络模型

基于定理 2,实现所提方法动态方程,可由 4 种类型神经元形成 2 层递归神经元实现,其 4 种类型神经元如图 1 所示,2 层神经网络如图 2 所示。图 1a、图 1b 为 2 层神经网络第 1 层的神经元,其权值相关于矩阵 \mathbf{A} 和系数 β ;图 1c、图 1d 为第 2 层的神经元,其权值矩阵相关矩阵 \mathbf{H} 和神经元当前的状态(具体体现在需实时调整的 w_i 和 w_k)。根据图 2,若需辨识的参数为 n ,数据的采样样本数为 m ,则 $n_{11,i}$, $n_{21,i}$ 类型的神经元分别有 n 个, $n_{12,k}$, $n_{22,k}$ 类型的神经元分别有 k 个。

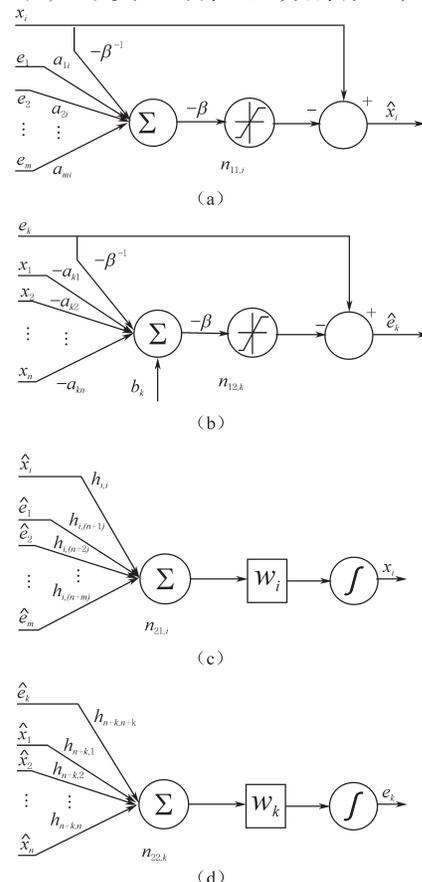


图1 神经元的4种类型

Fig.1 Four types of neurons

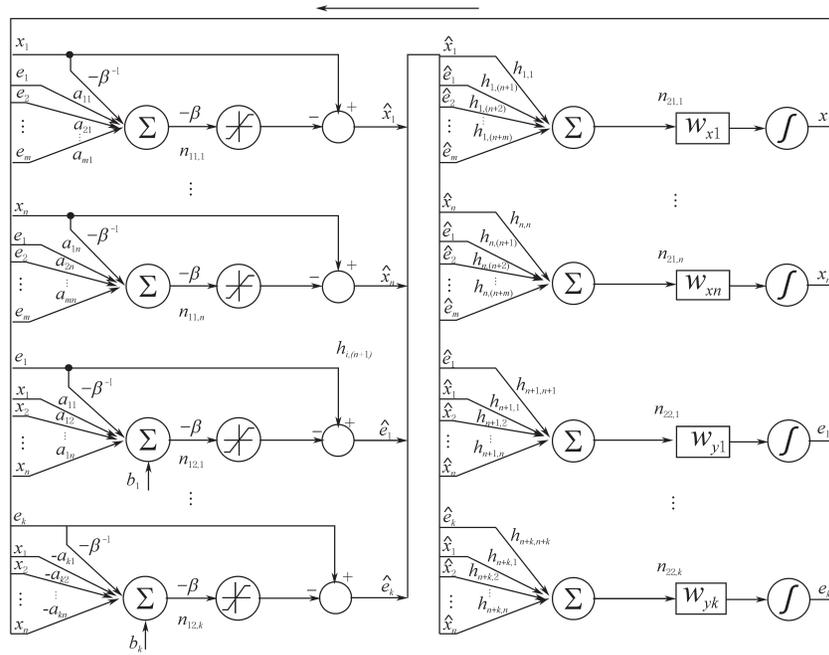


图2 递归神经网络

Fig.2 Recurrent neural network

3 仿真试验及结果分析

基于图1、图2在Matlab Simulink环境下建立IPMSM的驱动控制系统,其电机参数如下:定子绕组电阻 $R_s=29.5\text{ m}\Omega$, q 轴电感 $L_q=835\text{ }\mu\text{H}$, d 轴电感 $L_d=375\text{ }\mu\text{H}$,转子永磁体磁链 $\Psi_f=0.07\text{ Wb}$,电机极对数 $P_n=3$,电机额定输出功率 $P=40\text{ kW}$,电

机最大转速 $n_{\max}=11\text{ }000\text{ r/min}$ 。仿真该系统获取电机 d, q 轴电流、 q 轴电压和转速数据。为了确保神经网络系统各个神经元输入输出的数据不至于过大,基于由仿真获得的数据,形成式(6)的矩阵 \mathbf{Y} 和 \mathbf{y} ,选取 ε 使 \mathbf{H} 满足定理2的要求。在Matlab Simulink环境下建立与如图3对应的电机参数辨识仿真模型。

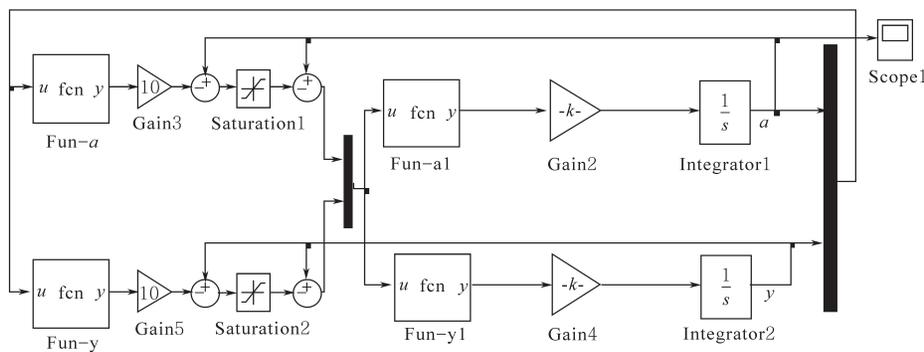


图3 参数辨识仿真模型

Fig.3 Parameters identification simulation model

当电机参数为额定参数时,仿真参数辨识仿真模型,并还原得如图4所示的额定值时的参数辨识结果。当电机参数发生改变时,即: $L_q=0.8\times 835\times 10^{-6}\text{ H}$, $L_d=375\times 10^{-6}\text{ H}$, $R_s=1.2\times 29.5\text{ m}\Omega$, $\Psi_f=1.2\times 0.07\text{ Wb}$,变化值的参数辨识结果如图5所示。当电机参数为额定值时,测量过程中由于某种原因造成某一组值异常,如正常值 $Y(100, :)$ 本应为 $[-$

$0.029\ 5\ -0.029\ 2\ -0.425\ 0\ 0.904\ 2]$,但测量值为 $[-3\ -3.000\ 1\ -0.08\ 0.904\ 2]$; $y(100, 1)$ 正常值应为 $6.170\ 0$,但测量值为 0.8 。在该种情况下,用提出的方法辨识电机参数,其测量异常时的辨识结果如图6所示。图4辨识结果与上述电机参数数据吻合,并且辨识速度很快;图5辨识结果与变化后电机参数 $L_q=668\times 10^{-6}\text{ H}$, $L_d=375\times 10^{-6}\text{ H}$, $R_s=$

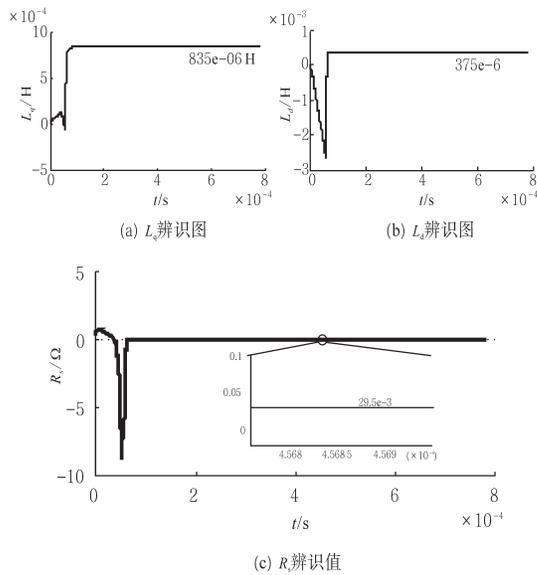


图4 额定值时的辨识值

Fig.4 Identification value at the rated value

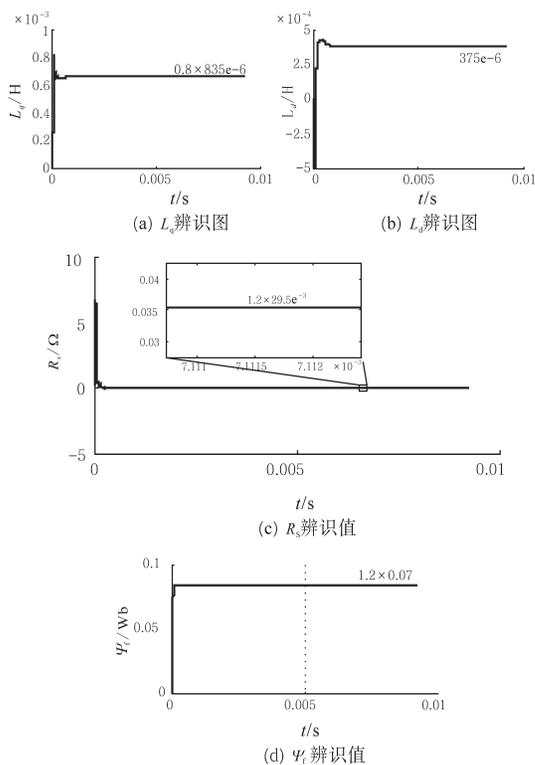


图5 变化后的辨识值

Fig.5 Identification value after change

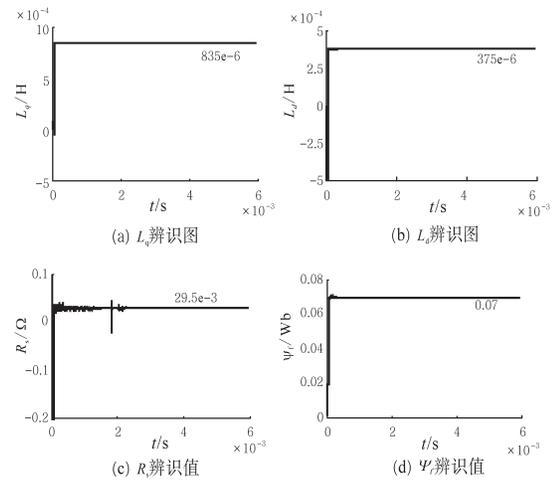


图6 测量异常时的辨识值

Fig.6 Identification value of abnormal measurement

35.4 mΩ, $\Psi_f=0.084$ Wb 吻合;图6 辨识结果与仿真设置的电机参数数据吻合,而用文献[8]中所述最小二乘法辨识结果分别为 $1\ 200 \times 10^{-6}$ H, 487.9×10^{-6} H, 12.29 mΩ, 0.070 549 Wb, 相对误差分别达到了 43.7%, 30.1%, 58.3%, 0.78%, 所以在有一组异常值情况下,最小二乘法辨识出来的结果相较于本文方法偏离了实际值。综上所述,该方法能快速准确地辨识PMSM的 R_s , L_d , L_q 和 Ψ_f 。并且在电机参数发生变化或出现异常值的情况下仍能快速正确辨识。

4 结论

采用变分理论实现最小绝对值偏差法的PMSM参数辨识,用递归神经网络加快了算法,易在FPGA或VLSI硬件上实现优化问题的快速求解。

仿真结果表明,该方法具有很快的收敛速度,能准确地辨识PMSM的参数,并且在出现参数变化或异常值情况下仍能快速辨识出正确结果。该方法给研究电机的矢量控制和无速度传感器参数辨识者提供了便利。

参考文献

[1] 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): 638-647.
 [2] 刘长柱,张根发,冯世军,等. 内嵌式永磁同步电机参数辨识技术[J]. 电机与控制应用, 2014, 41(12): 21-26.
 [3] 刘朝华,李小花,张红强,等. 基于并行动态学习型免疫算法的永磁同步电机状态监测[J]. 自动化学报, 2015, 41(7): 1283-1294.

(下转第101页)