

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2023.02.004

基于动态折息因子递推最小二乘法的 永磁同步电机参数辨识

宁佐权, 文定都, 石川东

(湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412007)

摘要: 针对传统递推最小二乘法 (RLS) 辨识永磁同步电机 (PMSM) 参数精度较差问题, 提出了一种动态折息 RLS 的 PMSM 参数辨识方法。在 PMSM 数学模型基础上建立了多参数辨识模型, 实现了多参数实时辨识; 对 RLS 引入动态折息因子, 通过估计误差对其实时调整, 克服了传统 RLS 数据饱和与估计精度较差问题。仿真分析和实验结果表明, 在不同工况下, 所提方法在辨识电机定子电阻、定子电感和永磁磁链参数的误差均控制在 1% 以内, 比传统参数辨识方法具有更好的辨识精度与快速性。

关键词: 永磁同步电机; RLS; 参数辨识; 动态折息因子

中图分类号: TM341

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2023)02-0023-08

引文格式: 宁佐权, 文定都, 石川东. 基于动态折息因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识 [J]. 湖南工业大学学报, 2023, 37(2): 23-30.

PMSM Parameter Identification Based on the Dynamic Discount Factor Recursive Least Square Method

NING Zuoquan, WEN Dingdou, SHI Chuandong

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: In view of the problem of poor accuracy of traditional recursive least square (RLS) method for PMSM parameter identification, a dynamic discount RLS method has thus been proposed for PMSM parameter identification. On the basis of PMSM mathematical model, a multi-parameter identification model is established to realize a real-time multi-parameter identification; with the dynamic discount factor introduced to RLS, the real time adjustment of estimation error helps to overcome the problems of traditional RLS data saturation and poor estimation accuracy. The simulation analysis and experimental results show that under different working conditions, the error of the proposed method in identifying motor stator resistance, stator inductance and permanent magnet flux parameters can be controlled within 1%, which is more improved than the traditional parameter identification methods in identification accuracy and rapidity.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; RLS; parameter identification; dynamic discount factor

收稿日期: 2022-07-06

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目 (2021JJ30217)

作者简介: 宁佐权 (1997-), 男, 湖南怀化人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为电力电子与电力传动,

E-mail: 463373108@qq.com

通信作者: 文定都 (1969-), 男, 湖南道县人, 湖南工业大学教授, 主要研究方向为电力电子与电力传动,

E-mail: 125710811@qq.com

1 研究背景

永磁同步电机 (permanent magnet synchronous motor, PMSM) 具有输出转矩平稳、节能率高、运行效率高、噪声小等优点, 已经在冶金、陶瓷、石油、纺织等行业中广泛应用, 特别是在新能源、能源开发等热点领域被寄予厚望^[1-3]。然而, PMSM 的参数易受到不可预测因素的影响^[4-5], 温度和频率的变化会导致电机定子电阻的变化^[6], d - q 轴电感和永磁磁通量会受到电流和磁饱和的影响^[7]。这些参数的变化导致矢量控制效果不理想, 降低了系统的可靠性。文献 [8-9] 基于扩展卡尔曼滤波方法对永磁同步电机进行参数辨识, 该方法应用于非线性时变系统, 可处理参数辨识的噪声敏感问题, 提高参数辨识精度, 但需要复杂的矩阵运算和精确的数学运算模型, 而且 Q 矩阵和 R 矩阵的选择取决于经验或者实验。文献 [10-11] 所提出的模型参考自适应辨识算法, 具有良好的收敛性, 易于实施, 但其自适应律设计复杂, 难以确定合适的适应律, 当需要对多个参数进行辨识时会增加适应律的选择难度, 且若初始参数的选择不恰当会降低辨识精度。

递推最小二乘法 (recursive least square, RLS)^[12-13] 具有结构简单易实现、辨识精度高、收敛速度快的优点, 但在处理大量数据时易出现数据饱和, 使参数辨识结果产生较大误差。文献 [14-15] 提出了遗忘因子递推最小二乘法 (forgetting factor recursive least squares, FFRLS), 其能在一定程度上减少数据饱和和带来的影响, 但该算法中遗忘因子的数值为固定值, 当其值偏小时会影响算法鲁棒性, 当遗忘因子数值偏大时会明显影响算法收敛速度及稳定性。文献 [16-17] 提出了折息递推最小二乘辨识算法, 将“折息因子”引入 RLS 中, 减小了原始数据对辨识结果的影响, 但折息因子中的固定遗忘因子会影响算法的收敛速度以及参数辨识的准确性。动态遗忘因子递推最小二乘法 (dynamic forgetting factor recursive least squares, DFFRLS)^[18-19] 能对遗忘因子的大小进行调整, 使得算法有较快的收敛速度并增强了鲁棒性, 但缺少对新原始数据的不同可信度处理。

为了克服上述算法的缺陷, 本文提出了一种基于动态折息因子递推最小二乘法 (dynamic discount factor recursive least squares, DDFRLS) 的 PMSM 参数辨识算法。DDFRLS 解决了数据饱和导致参数估计发生偏差带来的影响, 并引入了动态折息因子。动态折息因子中的动态遗忘因子能够根据当前实际观

测数据进行实时调整, 保证辨识精度的同时不影响辨识速度; 加权因子的作用是对新旧数据进行可信度调整, 增加新数据可信度, 保证算法有较高的稳态鲁棒性, 提高了算法辨识精度与置信度。

2 递推最小二乘法的原理

最小二乘法最早于 1975 年由 K. F. Gauss 提出, 被广泛应用于系统辨识和参数估计, 在很多辨识估计方法效果不明显时, 最小二乘法表现简单高效^[20]。

系统的最小二乘法表达式为

$$y(k) = \theta^T(k)x。 \quad (1)$$

式中: $y(k)$ 为系统输出序列; $\theta^T(k)$ 为系统输入序列; x 为待辨识参数序列。

将上一次估计值与新的观测数据进行算法预测估计, 然后依次叠加得到所需要的参数估计值。RLS 的表达式如下:

$$x_m = x_{m-1} + K_m [y_m - \theta_m^T x_{m-1}], \quad (2)$$

$$K_m = \frac{P_{m-1} \theta_m}{1 + \theta_m^T P_{m-1} \theta_m}, \quad (3)$$

$$P_m = P_{m-1} - K_m \theta_m^T P_{m-1}。 \quad (4)$$

式中: x_m 为第 m 次参数辨识矢量; K_m 、 P_m 为中间过程中的递推矩阵。

在算法开始时, 得到 P_m 和 x_m 的初值 $P(0)$ 和 $x(0)$ 的方式, 可以是根据已观测数据, 由式 (1) 计算出一组值; 或者是直接赋值, 一般令:

$$\begin{cases} P(0) = \alpha I, \\ x(0) = \varepsilon。 \end{cases} \quad (5)$$

式中: α 为充分大的正实数 ($10^3 \sim 10^6$); ε 为零向量; I 为单位矩阵。

因直接赋值方法计算量较少, 本文采用该方法, 并假设 α 取 10^3 。

3 PMSM 参数辨识模型

PMSM 是非线性、强耦合的多变量系统, 表贴式 PMSM 的直轴电感和交轴电感理论值接近, 可以近似相等, 但实际测量值有偏差, 本文通过实验论证对其进行分别辨识。

因此需要辨识的参数如下: 永磁磁链 ψ_f 、定子电阻 R_s 、直轴电感 L_d 和交轴电感 L_q 。为了在控制中实现近似解耦, 采用 d - q 坐标系。

在忽略谐波、涡流和磁滞损耗的前提下^[21], PMSM 在 d - q 轴坐标系下的电压方程为

$$\begin{cases} u_d = R i_d + \frac{di_d}{dt} L_d - \omega_e L_q i_q, \\ u_q = R i_q + \frac{di_q}{dt} L_q + \omega_e (L_d i_d + \psi_f). \end{cases} \quad (6)$$

一般情况下进行参数辨识时, 电机为稳态运行状态, 此时 $\frac{di_d}{dt}$ 、 $\frac{di_q}{dt}$ 为 0, 其电压方程为

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d - L_q \omega_e i_q, \\ u_q = R_s i_q + L_d \omega_e i_d + \omega_e \psi_f. \end{cases} \quad (7)$$

式(6)(7)中: u_d 、 u_q 分别为定子电压的 d - q 轴分量; i_d 、 i_q 分别为定子电流的 d - q 轴分量; ω_e 为电角速度; ψ_f 为永磁体磁链。

3.1 磁链与电感的辨识

通过在线辨识在电阻 R_s 已知情况下, 得到 ψ_f 、 L_q 。根据式(7), 通过移项把带有 R_s 的项全部移至式子左边, 得到如下方程:

$$\begin{cases} u_d - R_s i_d = -L_q \omega_e i_q, \\ u_q - R_s i_q = L_q \omega_e i_d - \omega_e \psi_f. \end{cases} \quad (8)$$

由式(8)可得出 PMSM 最小二乘法的数学模型:

$$\begin{bmatrix} u_d - R_s i_d \\ u_q - R_s i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\omega_e i_q & 0 \\ \omega_e i_d & -\omega_e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_q \\ \psi_f \end{bmatrix}. \quad (9)$$

根据式(1)和式(9)可以得到:

$$\begin{cases} y(k) = \begin{bmatrix} u_d - R_s i_d \\ u_q - R_s i_q \end{bmatrix}, \\ \theta^T(k) = \begin{bmatrix} -\omega_e i_q & 0 \\ \omega_e i_d & -\omega_e \end{bmatrix}, \\ x = \begin{bmatrix} L_q \\ \psi_f \end{bmatrix}. \end{cases} \quad (10)$$

3.2 电阻与电感的辨识

由式(10)计算或测量得到磁链 ψ_f 之后, 得到 R_s 、 L_d , 根据式(7), 通过移项把带有 ψ_f 的项全部移至式子左边, 得到如下方程:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d - L_d \omega_e i_q, \\ u_q - \omega_e \psi_f = R_s i_q + L_d \omega_e i_d. \end{cases} \quad (11)$$

由式(11)可得 PMSM 的最小二乘法数学模型:

$$\begin{bmatrix} u_d \\ u_q - \omega_e \psi_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_d & -\omega_e i_q \\ i_q & \omega_e i_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_s \\ L_d \end{bmatrix}, \quad (12)$$

再根据式(1)和式(12)可以得到式(13)。

$$\begin{cases} y(k) = \begin{bmatrix} u_d \\ u_q - \omega_e \psi_f \end{bmatrix}, \\ \theta^T(k) = \begin{bmatrix} i_d & -\omega_e i_q \\ i_q & \omega_e i_d \end{bmatrix}, \\ x = \begin{bmatrix} R_s \\ L_s \end{bmatrix}. \end{cases} \quad (13)$$

4 动态折息递推最小二乘法

本文提出的 DDFRLS, 不仅可以通过减少原始数据的信任度解决数据饱和问题, 确保算法对参数实时追踪的可靠性, 而且可以在保持辨识快速性的同时与数据的辨识精度稳定性得到平衡, 其中, 动态遗忘因子可以设置为变量, 加权因子可以通过实验得到一个合适量, 将它们作为激励输入系统, 系统可被看成是参数缓慢变化的稳定系统。一般情况下动态遗忘因子(μ)的动态范围为 0.95~1.00, 加权因子(λ)选择范围为 0.2~1.0。在实际应用时, 经过反复实验得到的动态折息因子, 会使得递推最小二乘法的辨识精度得到显著的提高。

DDRLS 模型的推导过程如下。

最小二乘法的辨识模型为

$$z(k) = h^T(k) \theta(k) + e(k). \quad (14)$$

式中: $z(k)$ 为系统输出; $h(k)$ 为可观测数据向量; $\theta(k)$ 为待辨识参数向量; $e(k)$ 为噪声及辨识误差; k 取 1, 2, ..., N , N 为数据长度。其中,

$$h(k) = [-z(k-1), \dots, -z(k-n_a), u(k-1), \dots, u(k-n_b)], \quad (15)$$

$$\theta = [a_1, a_2, \dots, a_{n_a}, b_0, b_1, \dots, b_{n_b}], \quad (16)$$

$$J(\theta) = \sum_{i=1}^k \Gamma(k, i) [z(i) - h^T(i) \theta]^2. \quad (17)$$

式(15)~(17)中: n_a 、 n_b 分别为待辨识参数 a 、 b 的个数; $\Gamma(k, i)$ 为折息因子, 与动态遗忘因子 $\mu(j)$ 和加权因子 $\lambda(i)$ 的关系为

$$\Gamma(k, i) = \lambda(i) \prod_{j=i+1}^k \mu(j). \quad (18)$$

通过极小化构建的目标函数 $J(\theta)$, 可以最接近真实值的模型参数 $\hat{\theta}$ 。 k 时刻的参数估计值由式(19)得到。

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \left[\sum_{i=1}^k \Gamma(k, i) h(i) h^T(i) \right]^{-1} \times \left[\sum_{i=1}^k \Gamma(k, i) h(i) z(i) \right], \\ K(k) = \lambda(k) P(k) h(k), \\ P(k) = \left[\sum_{i=1}^k \Gamma(k, i) h(i) h^T(i) \right]^{-1}. \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\hat{\theta}(k)$ 为 k 时刻参数的估计值; $K(k)$ 为增益矩阵; $P(k)$ 为协方差矩阵。

将理论值和实际值作差后取绝对值得到 $\varepsilon(k)$, 可以作为调整动态遗忘因子大小的关键值。由式(14)可知, k 时刻 $\varepsilon(k)$ 的值为

$$\varepsilon(k) = |z(k) - h^T(k) \hat{\theta}(k-1)|. \quad (20)$$

在辨识过程中, 动态调整的 $\varepsilon(k)$ 可以作为调节 $\mu(k)$ 的指标, 在 $\varepsilon(k)$ 较大时, 可以减小 $\mu(k)$ 的取值, 让算法进行快速收敛; 在 $\varepsilon(k)$ 较小时, 可以增大 $\mu(k)$ 的取值, 让算法保持较高的鲁棒性和辨识精度。

根据以上分析, 可建立动态遗忘因子函数

$$\mu(k) = \alpha + (1 - \alpha)e^{-\gamma\varepsilon(k)}. \quad (21)$$

式中: α 为接近并小于 1 的正可调数; γ 为正可调参数。

由式 (21) 可知, $\varepsilon(k)$ 取值越大, $\mu(k)$ 取值越接近 α ; $\varepsilon(k)$ 取值越小, $\mu(k)$ 取值越接近 1。

通过式 (18)、(19) 和 (21), 得到如下动态折息递推最小二乘法方程:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) \times [z(k) - h^T(k)\hat{\theta}(k-1)], \\ K(k) = P(k-1)h(k) \times \\ \quad [h^T(k)P(k-1)h(k) + \mu(k)/\Lambda(k)]^{-1}, \\ P(k) = 1/\mu(k)[I - K(k)h^T(k)]P(k-1). \end{cases} \quad (22)$$

DDFRLS 永磁同步电机参数辨识的基本步骤:

- 1) 通过传感器测量得到初始观测数据参数 R_s 、 L_d 、 L_q 、 ψ_f 。
- 2) 根据式 (22) 得出参数估计值。
- 3) 通过传感器不断从 PMSM 收集到观测数据 $h(k)$, 对上一次估计的数据代入式 (22) 进行修正, 并不断更新 $\hat{\theta}(k)$ 。
- 4) 判断得出的参数估计值是否满足所需精度, 如果满足执行 5); 否则转 3)。
- 5) 输出最终结果, 算法运行结束。

5 辨识仿真

为了验证动态折息因子递推最小二乘法在 PMSM 中的性能, 在 Matlab/Simulink 环境中建立了 PMSM 的矢量控制系统, 仿真中采用了 $i_d=0$ 的控制策略, 其原理图如图 1 所示。

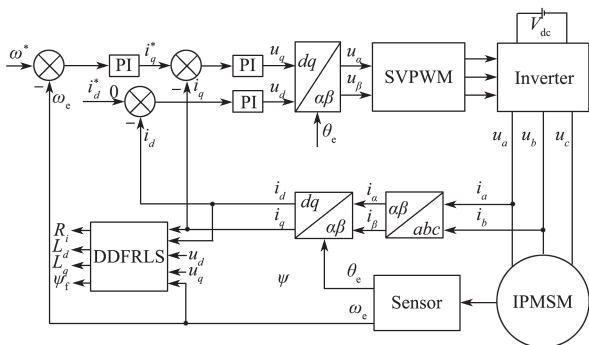


图 1 矢量控制系统原理图

Fig. 1 Vector control system schematic diagram

电机参数如表 1 所示。

表 1 电机参数

Table 1 Motor parameters

电机参数	数值	电机参数	数值
绕组电阻 /Ω	2.65	额定转速 /(r·min ⁻¹)	1 500
d 轴电感 /mH	13.36	额定转矩 /(N·m)	20
q 轴电感 /mH	13.36	极对数	4
转子磁链 /Wb	0.182 7		

运行时间为 0.5 s, 采样时间为 1e-6 s。为了验证本文所提方法的性能, 在不同工况下, 采用 RLS、FFRLS、DFFRLS 以及 DDFRLS 对电机参数 R_s 、 L_d 、 L_q 、 ψ_f 进行 5 次独立辨识, 取其平均值作为最终输出值。各方法辨识误差为对 4 种参数辨识误差绝对值的最大值。

1) 工况 1

转矩为 10 N·m, 转速为 1 000 r/min 时的辨识结果及误差见表 2。

表 2 工况 1 下电机参数辨识结果

Table 2 Motor parameter identification results under working condition 1

参数	方 法			
	RLS	FFRLS	DFFRLS	DDFRLS
R_s / Ω	2.698 31	2.591 53	2.604 35	2.630 63
R_s 误差 /%	1.823 02	-2.220 64	-1.722 64	-0.730 94
L_d / mH	13.267 63	13.248 16	13.333 64	13.343 57
L_d 误差 /%	-0.691 39	-0.837 13	-0.197 31	-0.122 98
L_q / mH	13.236 72	13.287 59	13.327 62	13.354 71
L_q 误差 /%	-0.922 76	-0.541 99	-0.242 37	-0.039 60
ψ_f / Wb	0.178 46	0.179 84	0.180 65	0.181 12
ψ_f 误差 /%	-2.320 70	-1.565 41	-1.122 06	-0.864 81
辨识时间 /s	0.186 54	0.157 44	0.149 09	0.121 55

由表 2 可以得知, DDFRLS、DFFRLS、FFRLS、RLS 等方法都能对电机参数 R_s 、 L_d 、 L_q 、 ψ_f 进行辨识。对比 4 种辨识方法, RLS 的辨识误差在 0.186 54 s 内, 接近 2.4%; DFFRLS 的误差为 1.722 64%, 辨识时间为 0.149 09 s; FFRLS 的误差为 2.220 64%, 辨识时间为 0.157 44 s, 由此可以看出 DFFRLS 在辨识误差和辨识速度上都具有一定优势。DDFRLS 的辨识误差在 0.121 55 s 内收敛到小于 1%, 相对于 DFFRLS 在辨识误差和辨识速度上都有一定的优化。这一结果表明 DDFRLS 具有较高的可信度和辨识速度。

2) 工况 2

转矩为 20 N·m, 转速为 1 500 r/min 工况下的辨识结果及误差见表 3。由表 3 可知, 在额定转矩和额定转速下, 4 种辨识方法对电机参数 R_s 、 L_d 、 L_q 、 ψ_f 依然有不错的辨识效果。DDFRLS 的辨识误差仍能保持在 1% 以内, 并且 DDFRLS 的收敛速度要比 DFFRLS 的收敛速度快约 17%, 而 FFRLS 的辨识误差约为 3.8%, RLS 的辨识误差已经接近 5.5%, 收敛

速度变慢。结果表明 DDFRLS 的参数辨识具有较好的准确性、鲁棒性和收敛速度。

表 3 工况 2 下电机参数辨识结果

Table 3 Motor parameter identification results under working condition 2

参数	方 法			
	RLS	FFRLS	DDFRLS	DDFRLS
R_s / Ω	2.538 47	2.565 82	2.603 67	2.625 81
R_s 误差 /%	-4.208 68	-3.176 60	-1.748 30	-0.912 83
L_d / mH	12.625 23	12.854 67	13.413 19	13.335 71
L_d 误差 /%	-5.499 78	-3.782 41	0.398 13	-0.181 81
L_q / mH	12.643 52	12.986 73	13.324 35	13.343 64
L_q 误差 /%	-0.922 76	-0.541 99	-0.266 84	-0.122 46
ψ_f / Wb	0.177 96	0.178 53	0.180 14	0.180 93
ψ_f 误差 /%	-2.594 42	-2.282 43	-1.401 20	-0.968 80
辨识时间 /s	0.225 97	0.186 59	0.155 94	0.129 53

综上所述, 通过对比不同工况结果, 表明基于动态折息因子的递推最小二乘法具有更好的收敛速度, 而且对参数的准确率也有所提高。

6 实验验证

为了进一步验证所提方法的正确性, 课题组在 RT-LAB 实验平台上实现了 PMSM 驱动系统的硬件半实物仿真 (hardware-in-the-loop simulator, HILS)。RT-LAB 实验平台如图 2 所示, PMSM 的 RT-LAB 硬件半实物仿真配置图如图 3 所示, 控制器为 TMS320F2812, PMSM 和逆变器由 RT-LAB (OP5600) 构建。

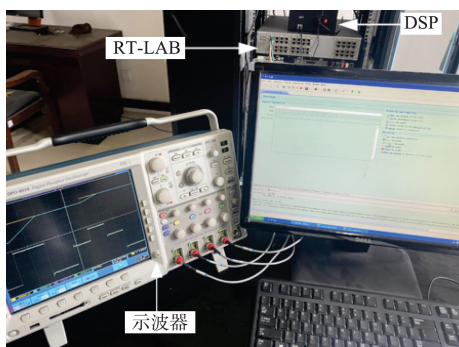


图 2 RT-LAB 实验平台

Fig. 2 RT-LAB experiment platform

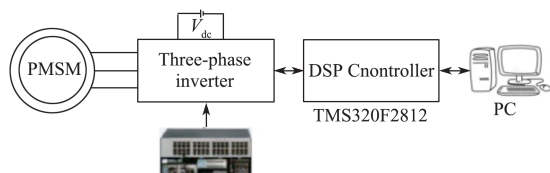


图 3 RT-LAB 硬件在环系统配置

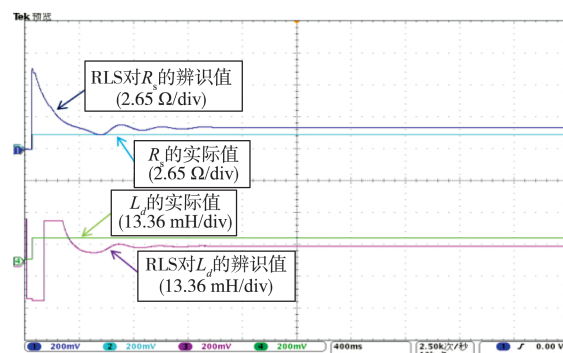
Fig. 3 RT-LAB hardware in the loop system configuration

PMSM 的参数跟仿真实验参数相同, 如表 1 所示。

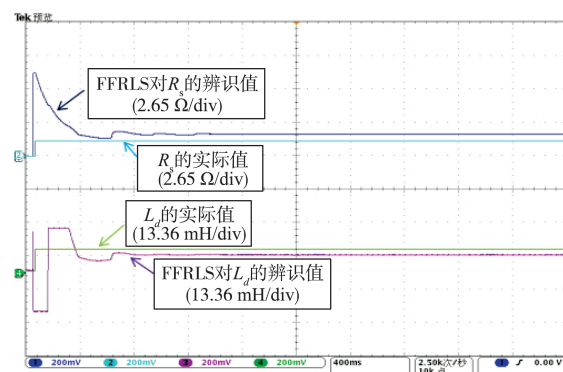
1) 工况 1

转矩为 10 N·m, 转速为 1 000 r/min 时的参数辨

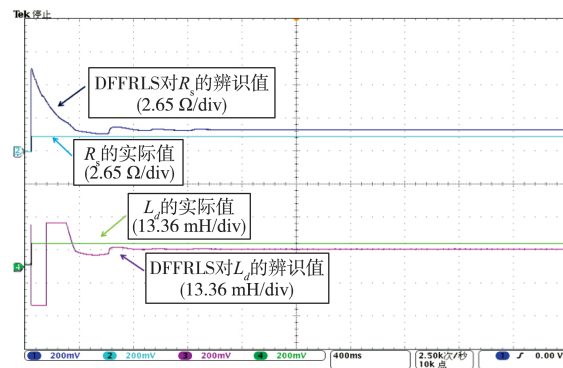
识曲线如图 4~5 所示。



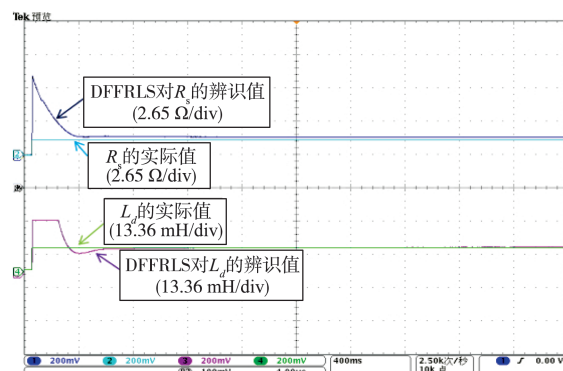
a) RLS



b) FFRLS



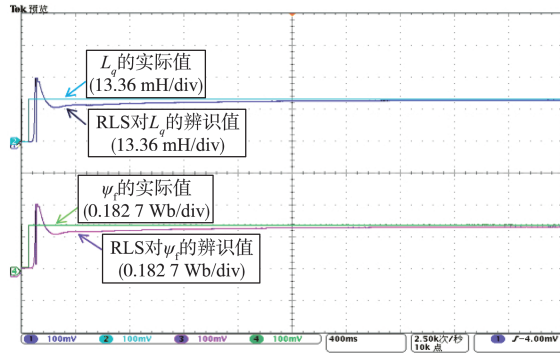
c) DDFRLS



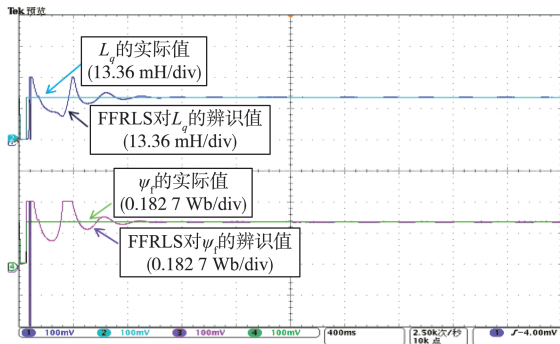
d) DDFRLS

图 4 工况 1 下 R_s 和 L_d 的辨识曲线

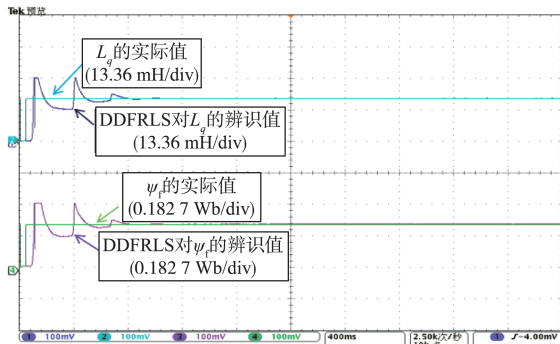
Fig. 4 Identification curves of R_s and L_d under working condition 1



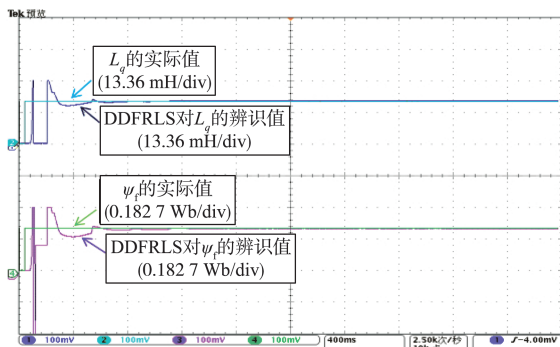
a) RLS



b) FFRLS



c) DDFRLS



d) DDFRLS

图5 工况1下 L_q 和 ψ_f 的辨识曲线Fig. 5 Identification curves of L_q and ψ_f under working condition 1

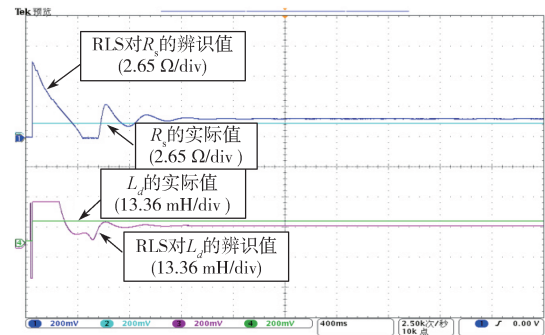
图4为示波器显示的电机 R_s 、 L_d 参数辨识曲线。代入参数计算可以得知, RLS 的辨识时间为 0.347 s,

辨识误差为 4.25%; FFRLS 的辨识时间为 0.259 s, 辨识误差为 2.58%; DFFRLS 的辨识时间为 0.247 s, 辨识误差为 2.35%; 然而 DDFRLS 的辨识时间只需要 0.154 s, 辨识误差非常小, 在 1% 以内, 其辨识速度要领先 DFFRLS 37.7%。

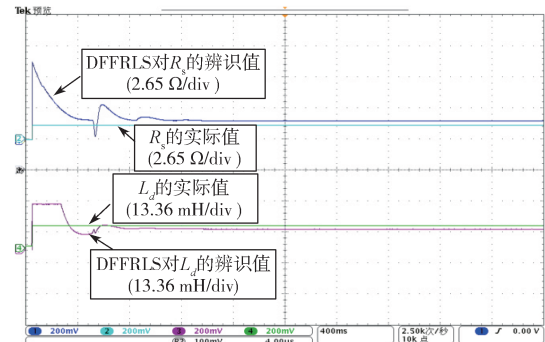
从图5可以得知, RLS、FFRLS、DFFRLS 和 DDFRLS 可以辨识 L_q 和 ψ_f 。RLS 的辨识误差为 3.24%, FFRLS 的辨识误差为 2.38%, DFFRLS 的辨识误差为 1.47%, DDFRLS 的辨识误差为 0.98%, DDFRLS 的误差控制最接近 DDFRLS, 但 DDFRLS 的辨识速度比 DFFRLS 快 0.047 s。

2) 工况 2

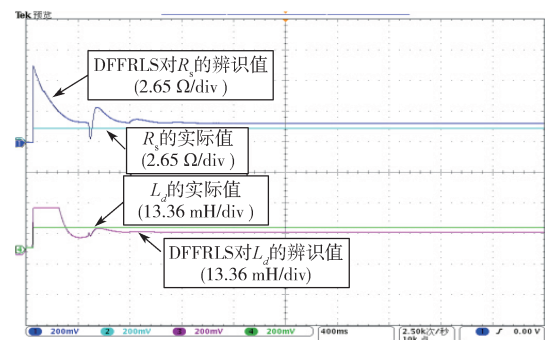
转矩为 20 N·m, 转速为 1 500 r/min 时的参数辨识曲线如图 6~7 所示。



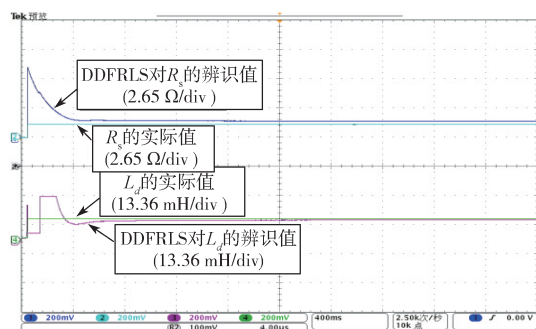
a) RLS



b) FFRLS



c) DDFRLS

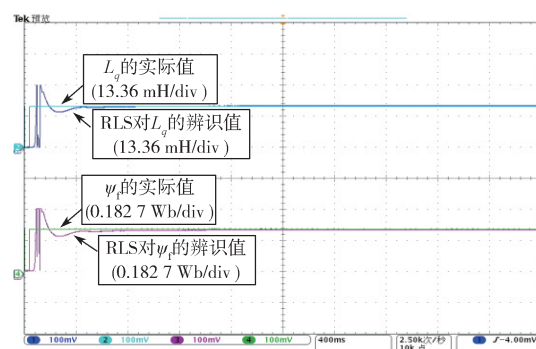


d) DDFRLS

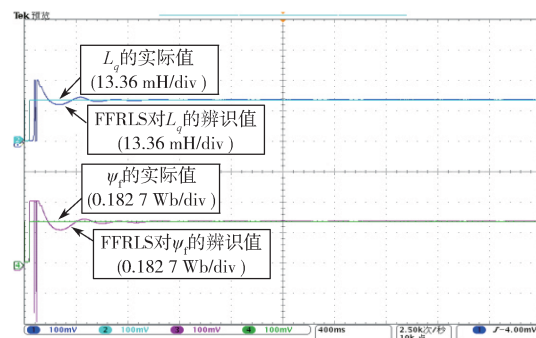
图6 工况2下 R_s 和 L_d 的辨识曲线Fig. 6 Identification curves of R_s and L_d under working condition 2

在额定转矩和额定转速下,这4种辨识方法的 R_s 和 L_d 的辨识曲线如图6所示。代入参数计算可以得知 RLS 的辨识时间为 0.394 s,其误差为 4.6%,FFRLS 和 DFFRLS 的辨识时间分别为 0.272, 0.221 s,其误差分别为 2.79%, 2.45%。DDFRLS 依旧表现出良好的辨识速度以及辨识误差,它的辨识时间为 0.162 s,误差保持在 1% 以内,而且 DDFRLS 仍比 DFFRLS 快 37% 左右。

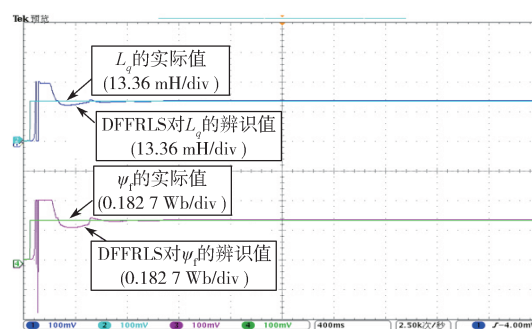
4种辨识方法对 L_q 与 ψ_f 的辨识曲线如图7所示。代入参数计算可知 RLS 的辨识误差为 1.63%,FFRLS 的辨识误差为 1.24%,DFFRLS 的辨识误差为 1.09%,DDFRLS 的辨识误差为 0.91%,DFFRLS 的误差控制最接近 DDFRLS,但可以得出 DDFRLS 的参数辨识速度比 DFFRLS 快 0.385 s。



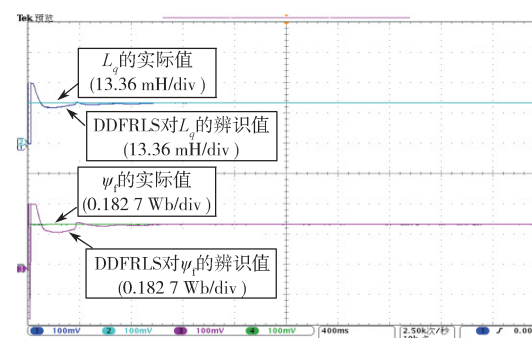
a) RLS



b) FFRLS



c) DFFRLS



d) DDFRLS

图7 工况2下 L_q 和 ψ_f 的辨识曲线Fig. 7 Identification curves of L_q and ψ_f under working condition 2

综上所述,RLS、FFRLS 的辨识精度和速度都比较差,DFFRLS 的准确性与 DDFRLS 接近,但是 DDFRLS 具有更好的收敛速度。在转子速度和负载转矩变化时,DDFRLS 具有更高的辨识精度和鲁棒性,辨识速度也是最快的。

但从实验曲线中可以看出,所提辨识方法的辨识速度和准确率略低于仿真结果,其主要原因是实验中的噪声和电磁干扰以及连接和传输引起的误差会对参数辨识的准确性和快速性产生一定的影响。实际上,电磁干扰是定向的,放置两个设备相互垂直可以消除很多电磁干扰,进而延长设备之间的距离,并且可以增加屏蔽装置,更好地消除电磁干扰。

7 结论

针对 RLS 存在的数据饱和以及 DFFRLS 的数据可信度不足的问题,提出了一种基于 DDFRLS 的 PMSM 参数辨识方法,通过不同工况下的模拟和实验将动态折息因子递推最小二乘法与 RLS、FFRLS 和 DFFRLS 进行实验对比,最终得到的辨识结果与电机参数的实际值之间的误差在 1% 以内,证明了 DDFRLS 算法对多参数辨识的有效性。通过不同工况下的仿真和实验得出以下结论:

1) 本文将 DDFRLS 应用于 PMSM 的参数辨识,

比传统 RLS 具有更好的电机参数辨识精度、收敛速度和鲁棒性;

2) 提出的 DDFRLS 可以准确辨识电机参数, 且误差小于 1%; 保留了 DFFRLS 的辨识精度准确性, 但收敛速度比其快 37%, 且提高了辨识可信度。

参考文献:

- [1] 陈丽香, 潘敬涛, 孙 宁. 新能源汽车用永磁电机转子结构分析 [J]. 电机与控制应用, 2019, 46(2): 114-119.
CHEN Lixiang, PAN Jingtao, SUN Ning. Rotor Structure Analysis of Permanent Magnet Motor for New Energy Automobile[J]. Electric Machines & Control Application, 2019, 46(2): 114-119.
- [2] 苏锦智, 张继鹏. 永磁同步电动机在油田抽油机中的应用与节能分析 [J]. 河南科技, 2021, 40(26): 47-49.
SU Jinzhi, ZHANG Jipeng. Application and Energy Saving Analysis of Permanent Magnet Synchronous Motor in Oilfield Pumping Unit[J]. Henan Science and Technology, 2021, 40(26): 47-49.
- [3] 李高桥. 永磁同步电动机的应用与节能分析 [J]. 电气时代, 2021(2): 17-19.
LI Gaoqiao. Application and Energy Saving Analysis of Permanent Magnet Synchronous Motor[J]. Electric Age, 2021(2): 17-19.
- [4] 吴国沛, 余银犬, 涂文兵. 永磁同步电机故障诊断研究综述 [J]. 工程设计学报, 2021, 28(5): 548-558.
WU Guopei, YU Yinquan, TU Wenbing. Review of Research on Fault Diagnosis of Permanent Magnet Synchronous Motor[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2021, 28(5): 548-558.
- [5] 杨江飞. 永磁同步电机参数对电机性能的影响 [J]. 电机技术, 2022(1): 1-4, 7.
YANG Jiangfei. Influence on Motor Performance by the PMSM Parameters[J]. Electrical Machinery Technology, 2022(1): 1-4, 7.
- [6] 兰志勇, 王 琳, 焦 石, 等. 高速永磁同步电动机流场及温度场分析 [J]. 微特电机, 2018, 46(2): 31-34, 41.
LAN Zhiyong, WANG Lin, JIAO Shi, et al. Analysis of the Flow and Temperature Field of High-Speed Permanent Magnet Synchronous Motor[J]. Small & Special Electrical Machines, 2018, 46(2): 31-34, 41.
- [7] 王 鑫. 港口起重机永磁同步电机驱动系统中磁场特性研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2018.
WANG Xin. Study on Magnetic Field Characteristic of Permanent Magnet Synchronous Motor Driving System in Port Crane[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2018.
- [8] 张佳倩, 刘志虎. 基于模型参数辨识和扩展卡尔曼滤波的锂电池荷电状态估计 [J]. 工业控制计算机, 2019, 32(9): 153-156.
ZHANG Jiaqian, LIU Zhihu. State of Charge Estimation of Lithium-Ion Battery Based on Model Parameter Identification and Extended Kalman Filter[J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(9): 153-156.
- [9] YANG H, YANG R, HU W, et al. FPGA-Based Sensorless Speed Control of PMSM Using Enhanced Performance Controller Based on the Reduced-Order EKF[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021, 9(1): 289-301.
- [10] HUANG G H, ZHANG N N. Loss Minimization Vector-Controlled SPMSM Based on Online Parameter Identification[C]//2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Kunming: IEEE, 2021: 6517-6522.
- [11] LIU H B, ZHANG C, HUANG Q Z. Model Reference Adaptive Parameter Identification of PMSM Based on Single-Loop Model Predictive Control[C]//2021 40th Chinese Control Conference (CCC). Shanghai: IEEE, 2021: 1365-1372.
- [12] 张洪东, 李 宏, 郑 勇. 基于递推最小二乘法的永磁同步电动机参数辨识 [J]. 微特电机, 2011, 39(11): 14-16.
ZHANG Hongdong, LI Hong, ZHENG Yong. Parameters Identification of PMSM Based on Recursive Least Squares[J]. Small & Special Electrical Machines, 2011, 39(11): 14-16.
- [13] 苏勋文, 徐宪忠, 裴禹铭, 等. 改进非线性最小二乘法的同步发电机参数辨识 [J]. 黑龙江科技大学学报, 2021, 31(4): 476-480.
SU Xunwen, XU Xianzhong, PEI Yuming, et al. Parameter Identification of Synchronous Generator Based on Improved Least Square Method[J]. Journal of Heilongjiang University of Science and Technology, 2021, 31(4): 476-480.
- [14] 鲍海静, 张 韬, 张 静. 基于遗忘因子递推最小二乘法的伺服系统转动惯量辨识方法 [J]. 上海电气技术, 2017, 10(3): 5-9, 14.
BAO Haijing, ZHANG Tao, ZHANG Jing. Identification of Rotary Inertia in Servo System Based on Forgetting Factor RLS[J]. Journal of Shanghai Electric Technology, 2017, 10(3): 5-9, 14.
- [15] KOU S, GONG X W, ZHU Q C, et al. Parameter Identification of Battery Model Based on Forgetting Factor Recursive Least Square Method[C]//2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference. Chongqing: IEEE, 2018: 1712-1715.