DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.7.218 **中图分类号**：TM341 **文献标志码**：A

基于仿射算法的永磁同步电机参数在线辨识

汪兆栋，胡 瑄，梅立雪，王发良
(景德镇学院机械电子工程学院，景德镇 333000)

摘要：永磁同步电机参数在线辨识时由于辨识模型非满秩而存在耦合，为了实现参数解耦辨识，提出1种自适应仿射参数辨识算法，通过 *d* 轴注入瞬时弱磁电流信号，实现表贴式永磁同步电机定子电阻、电感及转子永磁体磁链参数在线解耦辨识。考虑逆变器死区时间、开关管开通关断延时及续流二极管饱和压降等产生的非线性电压降，构建不受非线性电压降影响的参数辨识模型。实验结果表明，所提方法能够提高电阻、电感及转子磁链的辨识精度，同时加快参数在线辨识收敛速度。

关键词：表贴式永磁同步发电机；参数解耦辨识；非线性可观性；仿射算法

Online Parameter Identification of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Affine Projection Algorithm

WANG Zhaodong, HU Xuan, MEI Lixue, WANG Faliang
(College of Machinery and Electronics Engineering, Jingdezhen University, Jingdezhen 333000, China)

Abstract: Due to the rank deficiency of identification models, parameter coupling exists in the online identification of a permanent magnet synchronous motor (PMSM). To realize the parameter decoupling identification, an adaptive parameter identification algorithm based on the affine projection algorithm is proposed. By injecting instantaneous flux-weakening current signal on the *d* axis, the online decoupling identification of parameters such as the stator resistance, inductance and rotor flux linkage of a surface mounted PMSM is realized. Considering the nonlinear voltage drop caused by the dead-zone time of an inverter, turn-on and turn-off delay of switches, freewheeling diode saturated voltage drop, etc., a parameter identification model which is not affected by nonlinear voltage drop is constructed. Experimental results demonstrate that the proposed method can improve the identification accuracy of stator resistance, inductance and rotor flux linkage while speeding up the convergence rate of online identification.

Keywords: Surface mounted permanent magnet synchronous motor (PMSM); parameter decoupling identification; nonlinear observability; affine projection algorithm

永磁同步电机 PMSM(permanent magnet synchronous motor)具有功率密度高、调速范围广、性能稳定等优点，被广泛应用于各个领域。然而，在不同的运行环境中，PMSM 参数不可避免地受到温度变化、磁场饱和及老化[1]等因素的影响，参数变化直接影响电机的运行性能。因此，如何准确高效地实现在线参数辨识，成为 PMSM 控制领域亟待解决的问题。当采用矢量控制时，PMSM 运行性能主要与定子电阻、交直轴(*d*-*q* axis)电感及转子永磁体磁链等参数有关。国内外学者针对如何提高参数辨识精度进行了广泛研究。参数辨识主要分为离线参数辨识与在线参数辨识2类。离线参数辨识通过采集定子电压、电流和转子转速等信息进行参数辨

收稿日期：2022-10-10；**修回日期**：2023-01-13，2023-02-19；
录用日期：2023-03-16；**网络首发日期**：2023-05-06
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52175083)；江西省教育厅科技资助项目(GJJ2202403)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 52175083; Science and Technology Projects of Jiangxi Provincial Education Department under the grant GJJ2202403

识，无法体现参数的实时性，而在线参数辨识可以实时反映系统的状态信息。目前，永磁同步电机在线参数辨识方法主要包括模型参考自适应系统 MRAS(model reference adaptive system)、自适应线性神经网络 Adaline(adaptive linear neuron)方法和观测器法。文献[2-3]采用 MRAS 进行参数在线辨识，基于李雅普诺夫(Lyapunov)稳定性定理建立参数辨识律且通过 PI 控制器确保参数收敛于其实际值，然而，辨识参数初始值及 PI 控制器参数选择对辨识结果具有较大影响。其中，根据权重更新方式的不同，Adaline 主要分为最小均方 LMS(least mean square)、递推最小二乘法 RLS(recursive least square)、归一化最小二乘 NLMS(normalized LMS)及递推总体最小二乘法 RTLS(recursive total least square)等；文献[4]采用遗忘因子递推最小二乘 FFRLS(forgetting factor recursive least square)进行参数辨识，FFRLS 具有算法简单、易于实现等优点，但该算法的运算复杂度较高，需要较大的数据存储空间；文献[5]提出 1 种基于双模型循环的 RLS 永磁同步电机参数在线辨识方法，为了提高辨识精度，引入具有饱和特性的分段变遗忘因子，然而，该方法的辨识精度依赖于模型参数的初始值；为了避免样本数据导致辨识模型的伪回归，文献[6]提出偏最小二乘回归 PLSR(partial least square regression)实现微电网虚拟阻尼参数辨识，但该方法仅限于仿真分析，工程适用性并未得到验证；文献[7]采用高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)辨识永磁同步电机磁链参数，与传统的 RLS 相比，该方法在辨识模型中引入随机过程，确保辨识模型的鲁棒性；文献[8]采用 LMS 方法[9]进行参数辨识，采用梯度的负方向作为下一步的搜索方向，虽然总体朝向目标函数减小的方向更新，但不能保证每次权向量的更新都朝向目标函数减小的方向进行。该算法简单且易于实现，但其存在 2 个不足：①在确保 LMS 稳定的前提下，步长 μ 与输入控制量有关，即 $0<\mu<1/\lambda_{\max}$，$\lambda_{\max}$ 为输入信号期望矩阵的最大特征值，因此，步长 μ 不易确定；②当输入信号相关时，LMS 存在收敛速度减慢，甚至最终收敛于错误值的情况。文献[10]采用智能算法 IA(intelligent algorithm)进行参数在线辨识，通过建立目标优化函数，求解目标函数的最小值，或在解空间内寻找最优解，从而实现电阻、直交轴电感、磁链参数的辨识。如遗传算法 GA(genetic algorithm)、差分进化 DE(differential evolution)算法及粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法[11]等，这类算法实时性较差，且算法复杂度较高，工程实践中较少使用。观测器法主要包括扩展卡尔曼滤波 EKF(extended Kalman filter)和滑模观测器 SMO(sliding mode observer)等。文献[12]基于变频空调永磁同步压缩机电机的数学模型，提出了 1 种离线参数辨识方案，该方案具有方法简单、易实现等优点，但是辨识精度不高，实时性不好；文献[13]采用智能在线扩展卡尔曼循环神经网络 RNN-IOEKF(recurrent neural networks intelligent online extended Kalman filtering)多维观测器实现磁链等变量观测，同样的，该方法由快速控制原型实验平台实现，工程实践中较少使用；文献[14]采用非线性观测性理论证明了定子电阻和转子磁链的可观性，即当无外界激励信号时，PMSM 定子电阻与转子磁链存在耦合，并通过试验验证，但未能提出实现解耦的有效方法。

针对上述方法存在的不足，文献[15]采用力矩传感器测量输出转矩求得转子磁链，以实现定子电阻与转子磁链的解耦，但力矩传感器的精度直接影响参数辨识的准确性，实际工况中该方法的实用性将受到限制；文献[16]提出 1 种考虑等效电磁损耗电阻偏移的永磁同步电机参数辨识模型，采用 *dq* 轴交替注入直流信号确保辨识模型的满秩，基于梯度最小方均方法实现参数辨识，但该方法无法有效地兼顾参数辨识精度与转矩波动；文献[17]通过增加直轴电流激励信号，利用注入激励信号前后直轴电压的变化实现定子电阻和转子磁链的解耦，同时指出直轴电流激励信号会导致 PMSM 运行状态的改变，进而产生额外的辨识误差；文献[18]提出准稳态的概念，在不同的转速下，建立电压稳态方程实现多参数的同时辨识，但控制算法比较复杂，需

要不断调节 PMSM 的运行状态。

首先，本文采用非线性观测性理论分析 PMSM 参数的可观性及参数之间的耦合关系，通过在 d 轴注入瞬时弱磁电流信号，根据弱磁电流信号注入前后电压的变化，采用仿射算法 APA(affine projection algorithm)实现电阻解耦辨识，基于电阻辨识结果对电感、转子磁链进行在线辨识。其次，由于逆变器死区时间、开关管开通关断延时及续流二极管饱和压降等非线性因素的影响，定子电压参考值与实际值之间存在偏差，将对参数辨识精度产生影响，通过构建不受逆变器非线性电压降影响的参数在线辨识模型，采用自适应仿射算法进行参数在线辨识。最后通过实验验证所提算法的可行性与有效性。

1 系统数学模型

1.1 PMSM 参数可观性分析

假设：①忽略铁心饱和；②不计涡流及磁滞损耗；③三相电流产生的磁通及转子磁通呈正弦分布。在 d - q 同步旋转坐标系下，PMSM 的电压方程为

$$\begin{cases} u_d = ri_d + l_d \dfrac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} i_d - \omega_{\mathrm{e}} l_q i_q + e_d \\ u_q = ri_q - l_q \dfrac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} i_q + \omega_{\mathrm{e}} l_d i_d + e_q \\ e_d = 0 \\ e_q = \psi_{\mathrm{m}} \omega_{\mathrm{e}} = K_{\mathrm{f}} \dfrac{\omega_{\mathrm{e}}}{n_{\mathrm{p}}} = K_{\mathrm{f}} \omega_{\mathrm{m}} \end{cases} \tag{1}$$

式中：u_d 和 u_q 分别为 d-q 轴电压；r 为定子电阻；i_d 和 i_q 分别为 d-q 轴电流；l_d 和 l_q 分别为 d-q 轴电感；ω_{e} 和 ω_{m} 分别为转子电气角速度和机械角速度；e_d 和 e_q 分别为 d-q 轴反电动势；ψ_{m} 为转子永磁体磁链；K_{f} 为反电势系数；n_{p} 为极对数。

ψ_{m}、r、l_d 和 l_q 为 PMSM 待辨识参数。对于 1 个给定的动态系统，可以将被观测参数作为扩展状态变量，采用非线性观测理论判断参数能否被辨识。因此，在给定电气角速度 $\omega_{\mathrm{e}} = \Omega_0$ 的条件下，当控制系统处于稳态时，即 $l_d = L_d$、$l_q = L_q$ (非饱和磁场)、$r = R$、$\psi_{\mathrm{m}} = \Psi_{\mathrm{m}}$，将待辨识参数作为扩展状态变量与式(1)组成扩展系统 Σ，即

$$\begin{cases} L_d \dfrac{\mathrm{d}i_d}{\mathrm{d}t} = -Ri_d + \Omega_0 L_q i_q + u_d \\ L_q \dfrac{\mathrm{d}i_q}{\mathrm{d}t} = -Ri_q - \Omega_0 L_d i_d - \Omega_0 \Psi_{\mathrm{m}} + u_q \\ \dfrac{\mathrm{d}R}{\mathrm{d}t} \cong 0,\ \dfrac{\mathrm{d}\Psi_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}t} \cong 0 \\ \dfrac{\mathrm{d}L_d}{\mathrm{d}t} \cong 0,\ \dfrac{\mathrm{d}L_q}{\mathrm{d}t} \cong 0 \end{cases} \tag{2}$$

由非线性可观测定理[14]可知，如果雅可比矩阵(Jacobian matrix) $\boldsymbol{O}$ 满秩，即 $\mathrm{rank}\{\boldsymbol{O}\} = 4$，则

$$\begin{cases} \boldsymbol{O}|_{8\times 4} = \left[\mathcal{L}_f^0 i_{dq} \quad \mathcal{L}_f i_{dq} \quad \mathcal{L}_f^2 i_{dq} \quad \mathcal{L}_f^3 i_{dq} \right]^{\mathrm{T}} \\ \mathcal{L}_f^i i_{dq} = \left[\mathcal{L}_f^i i_d \quad \mathcal{L}_f^i i_q \right]^{\mathrm{T}} \qquad i = 0, 1, 2, 3 \\ \boldsymbol{f} = \left[R \quad L_d \quad L_q \quad \Psi_{\mathrm{m}} \right] \end{cases} \tag{3}$$

扩展系统 Σ 中，参数向量 $\boldsymbol{f}$ 局部可观测。为了分析参数向量的可观性，取矩阵 $\boldsymbol{O}$ 中与辨识参数有关的部分，假定在线参数辨识稳态时 $i_d = I_d$、$i_q = I_q$ 且定子电压保持恒定，则

$$\boldsymbol{O} = \left[\mathcal{L}_f i_d \quad \mathcal{L}_f i_q \quad \mathcal{L}_f^2 i_d \quad \mathcal{L}_f^2 i_q \right]^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix} -I_d & 0 & \Omega_0 I_q & 0 \\ -I_q & -\Omega_0 I_d & 0 & -\Omega_0 \\ RI_d - \Omega_0 L_q I_q & -\Omega_0^2 L_q I_d & -R\Omega_0 I_q & -\Omega_0^2 L_q \\ RI_q + \Omega_0 L_d I_d & R\Omega_0 I_d & -\Omega_0^2 L_d I_q & R\Omega_0 \end{bmatrix} \tag{4}$$

由式(4)可知，矩阵 $\boldsymbol{O}$ 非满秩，扩展系统 Σ 局部不可观测，稳态时参数 R、L_d、L_q 和 Ψ_{m} 不能被完全独立辨识。由于矩阵 $\boldsymbol{O}$ 第 2 列与第 4 列相关，即 L_d 与 Ψ_{m} 相互耦合。因此，无法独立地辨识 L_d 与 Ψ_{m}。

同理，对于表贴式永磁同步电机(SPMSM)磁场定向控制，存在 $L_d = L_q = L_{\mathrm{s}}$、$I_d = 0$，则 Jacobian 矩阵 $\boldsymbol{O}$ 可简化为

$$\boldsymbol{O}_{\mathrm{spmsm}} = \begin{bmatrix} 0 & \Omega_0 I_q & 0 \\ -I_q & 0 & -\Omega_0 \\ -\Omega_0 L_{\mathrm{s}} I_q & -R\Omega_0 I_q & -\Omega_0^2 L_{\mathrm{s}} \\ RI_q & -\Omega_0^2 L_{\mathrm{s}} I_q & R\Omega_0 \end{bmatrix} \tag{5}$$

由式(5)可知，由于第 1、3 列线性相关，$\boldsymbol{O}_{\text{spmsm}}$ 非列满秩，即 R 和 Ψ_{m} 相互耦合。因此，稳态时参数 R 、L_{s} 和 Ψ_{m} 无法独立辨识。

由以上分析可知，稳态时，矩阵 $\boldsymbol{O}$ 非满秩导致无法实现参数 r 、l_d 、l_q 和 ψ_{m} 辨识；同理，对于 SPMSM，由于矩阵 $\boldsymbol{O}_{\text{spmsm}}$ 非列满秩，r 和 ψ_{m} 相互耦合，仅需考虑 r 和 ψ_{m} 在线解耦辨识即可。

1.2 SPMSM 参数解耦分析

为了实现参数 R 和 Ψ_{m} 之间的解耦，本文采用 d 轴注入弱磁电流实现参数解耦。在不影响 SPMSM 系统正常运行状态下，注入幅值为 Ap 的弱磁电流信号[17]，如图 1 所示。图中：$[k_1T_{\text{s}}, k_2T_{\text{s}}]$ 为矢量运行时间；$[k_2T_{\text{s}}, k_3T_{\text{s}}]$ 为弱磁电流注入时间；T_{s} 为电流采样时间；FOC 表示磁场定向控制；FW 表示弱磁控制。

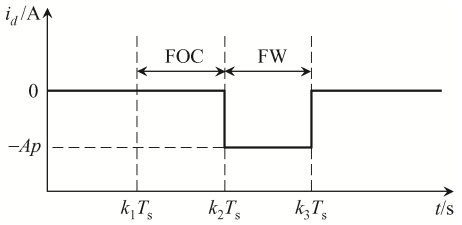


图 1　d 轴电流参考值

Fig. 1 Current reference value of *d*-axis

对于 PMSM 双闭环调速系统，选取电流环周期为速度环的 1/10，因此，可以近似忽略 d 轴注入瞬时弱磁电流对转速的影响。同理，对于 SPMSM，q 轴电流的大小主要由负载转矩决定。因此，d 轴注入瞬时弱磁电流不会导致 q 轴电流的变化，即：当 $t \in [k_2T_s, k_3T_s]$ 时，$\omega_{\text{e}} = \Omega_0$ 、$i_d = I_d$ 、$i_q = I_q$。假设弱磁电流信号注入前后电感 L_{s} 保持不变(为了简便，省略采样时间 T_{s})，则

$$\begin{bmatrix} L_{\text{s}}\dfrac{\text{d}i_d(k_2)}{\text{d}t} \\ L_{\text{s}}\dfrac{\text{d}i_q(k_2)}{\text{d}t} \\ L_{\text{s}}\dfrac{\text{d}i_d(k_3)}{\text{d}t} \\ L_{\text{s}}\dfrac{\text{d}i_q(k_3)}{\text{d}t} \end{bmatrix} = \boldsymbol{A}\begin{bmatrix} R \\ L_{\text{s}} \\ \Psi_{\text{m}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_d(k_2) \\ u_q(k_2) \\ u_d(k_3) \\ u_q(k_3) \end{bmatrix} \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} -Ap & \Omega_0 I_q & 0 \\ -I_q & -Ap\Omega_0 & -\Omega_0 \\ -Ap & \Omega_0 I_q & 0 \\ -I_q & 0 & -\Omega_0 \end{bmatrix}$。

由于 $\Omega_0 \neq 0$ 、$I_q \neq 0$，此时矩阵 $\boldsymbol{A}$ 列满秩，因此，可以向 d 轴注入弱磁电流使得矩阵 $\boldsymbol{A}$ 列满秩，进而实现参数 r 、l_{s} 和 ψ_{m} 的解耦辨识。

对于矢量控制，通常采用电流环 PI 控制器输出电压替代逆变器输出电压。由文献[19-20]可知，考虑逆变器非线性因素引起的电压降，稳态运行时，d - q 轴电压方程的离散表达式为

$$\begin{cases} U_d^*(k) + V_{\text{vsi}}D_d(k) = -L_{\text{s}}\Omega_0 I_q(k) \\ U_q^*(k) + V_{\text{vsi}}D_q(k) = RI_q(k) + \Psi_{\text{m}}\Omega_0 \end{cases} \tag{7}$$

式中：U_d^* 和 U_q^* 分别为 d - q 轴电流控制器输出电压；V_{vsi} 为逆变器引起的非线性电压降；k 为采样序列，且

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} D_d(k) \\ D_q(k) \end{bmatrix} = 2 \times \boldsymbol{Clarke}(\theta)\boldsymbol{Sgn}(I) \\ \boldsymbol{Clarke}(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta - \dfrac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \dfrac{2\pi}{3}\right) \\ \sin\theta & \sin\left(\theta - \dfrac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta + \dfrac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{Sgn}(I) = \begin{bmatrix} \text{Sgn}(i_{\text{a}}) & \text{Sgn}(i_{\text{b}}) & \text{Sgn}(i_{\text{c}}) \end{bmatrix}^{\text{T}} \end{cases} \tag{8}$$

式中：θ 为转子角度；i_{a} 、i_{b} 和 i_{c} 分别为三相静止坐标系 a-b-c 相电流；Sgn(·) 为符号函数。

当注入瞬时弱磁电流信号幅值远小于 SPMSM 额定电流时，近似忽略弱磁电流信号引起的转子磁链和电感参数的变化，可得

$$\begin{cases} U_d^*(k_{\text{foc}}) + V_{\text{vsi}}D_d(k_{\text{foc}}) = -L_{\text{s}}\Omega_0 I_q(k_{\text{foc}}) \\ U_q^*(k_{\text{foc}}) + V_{\text{vsi}}D_q(k_{\text{foc}}) = RI_q(k_{\text{foc}}) + \Psi_{\text{m}}\Omega_0 \\ U_d^*(k_{\text{fw}}) + V_{\text{vsi}}D_d(k_{\text{fw}}) = RI_d(k_{\text{fw}}) - L_{\text{s}}\Omega_0 I_q(k_{\text{fw}}) \\ U_q^*(k_{\text{fw}}) + V_{\text{vsi}}D_q(k_{\text{fw}}) = RI_q(k_{\text{fw}}) + \\ \quad L_s\Omega_0 I_d(k_{\text{fw}}) + \Psi_{\text{m}}\Omega_0 \end{cases} \tag{9}$$

式中：k_{foc} 为矢量运行时相应的采样序列；k_{fw} 为 d 轴注入弱磁电流相应的采样序列。

由上述分析可知，式(9)为列满秩，因此，式(9)可以作为参数辨识方程。式(9)中第 1 个方程两端取平均值，可得

$$\arg\left\{U_d^*\right\}=-L_{\mathrm{s}}\cdot\mathrm{avg}\left\{\Omega_0 I_q\right\} \tag{10}$$

式中，$\mathrm{avg}\{\cdot\}$ 为均值运算符。

由图 2 可见，D_d 的直流分量为 0 且包含 6 次谐波信号，因此，可以作为 L_{s} 的辨识方程。将式(9)进行简化，消除逆变器非线性电压降，可得

$$\begin{cases}U_q^*(k_{\mathrm{foc}})D_d(k_{\mathrm{foc}})-U_d^*(k_{\mathrm{foc}})D_q(k_{\mathrm{foc}})=\\ \quad RI_q(k_{\mathrm{foc}})D_d(k_{\mathrm{foc}})+L_{\mathrm{s}}\Omega_0 I_q(k_{\mathrm{foc}})D_q(k_{\mathrm{foc}})+\\ \quad \Psi_{\mathrm{m}}\Omega_0 D_d(k_{\mathrm{foc}})\\ U_q^*(k_{\mathrm{fw}})D_d(k_{\mathrm{fw}})-U_d^*(k_{\mathrm{fw}})D_q(k_{\mathrm{fw}})=\\ \quad RI_q(k_{\mathrm{fw}})D_d(k_{\mathrm{fw}})-RI_d(k_{\mathrm{fw}})D_q(k_{\mathrm{fw}})+\\ \quad L_{\mathrm{s}}\Omega_0 I_d(k_{\mathrm{fw}})D_d(k_{\mathrm{fw}})+L_{\mathrm{s}}\Omega_0 I_q(k_{\mathrm{fw}})D_q(k_{\mathrm{fw}})+\\ \quad \Psi_{\mathrm{m}}\Omega_0 D_d(k_{\mathrm{fw}})\end{cases} \tag{11}$$

式(11)不包含逆变器非线性电压降，因此，可以作为参数 R 和 Ψ_{m} 的辨识方程。

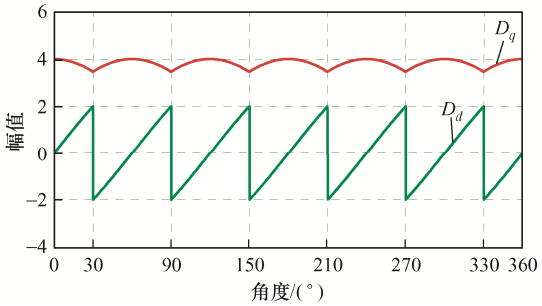


图 2 逆变器 *d*-*q* 轴非线性电压降

Fig. 2 *d*-*q* axis nonlinear voltage drop of inverter

2 APA 算法设计

2.1 APA 算法模型简介

考虑模型 $\boldsymbol{d}(i)=\boldsymbol{u}_i\boldsymbol{w}^0+\boldsymbol{v}(i)$，其中，$\boldsymbol{u}_i$ 为 $1\times M$ 输入向量，$\boldsymbol{w}^0$ 为权值向量，$\boldsymbol{v}$ 为测量噪声，令 $\boldsymbol{w}_i$ 为 i 时刻权值向量 $\boldsymbol{w}^0$ 的估计值，则 APA[21-22]定义为

$$\begin{cases}\dfrac{1}{2}\min\left\{\|\boldsymbol{w}_{i+1}-\boldsymbol{w}_i\|^2\right\}\\ \mathrm{s.t.}:\boldsymbol{d}_i-\boldsymbol{U}_i^*\boldsymbol{w}_{i+1}=0\end{cases} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{w}_i$ 为权值向量；$\boldsymbol{d}_i$ 为输出参考向量；$\boldsymbol{U}_i$ 为输入矩阵。

$\boldsymbol{U}_i$、$\boldsymbol{d}_i$、$\boldsymbol{w}_i$ 和误差向量 $\boldsymbol{e}_i$ 的定义分别为

$$\begin{cases}\boldsymbol{U}_i=[\boldsymbol{u}_i\quad\boldsymbol{u}_{i-1}\quad\cdots\quad\boldsymbol{u}_{i-l}]=\\ \quad\begin{bmatrix}u(i) & u(i-1) & \cdots & u(i-l)\\ u(i-1) & u(i-2) & \cdots & u(i-l-1)\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ u(i-n) & u(i-n-1) & \cdots & u(i-l-n)\end{bmatrix}\\ \boldsymbol{d}_i=[d(i)\quad d(i-1)\quad\cdots\quad d(i-l)]^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{w}_i=[w_0(i)\quad w_1(i)\quad\cdots\quad w_l(i)]\\ \boldsymbol{e}_i=\boldsymbol{d}_i-\boldsymbol{U}_i\boldsymbol{w}_i\end{cases} \tag{13}$$

可得 APA 算法为

$$\tilde{\boldsymbol{w}}_{i+1}=\tilde{\boldsymbol{w}}_i-\mu\boldsymbol{U}_i(\boldsymbol{U}_i^*\boldsymbol{U}_i+\gamma\boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{e}_i \tag{14}$$

式中：μ 为步长，$0<\mu<1$；γ 为正则参数且 $\gamma>0$。

为了防止求逆运算中出现数值发散问题，定义超平面 π_i 满足

$$\pi_i=\left\{\boldsymbol{w}_{i+1}\in\boldsymbol{R}^{N+1}:\boldsymbol{d}_i-\boldsymbol{w}_{i+1}^*u_i=0\right\} \tag{15}$$

由式(15)可知，$\boldsymbol{d}_i$ 在超平面 π_i 上的后验误差为 0，即对于给定当前输入向量 $\boldsymbol{u}_i$，采用更新后的权值向量 $\boldsymbol{w}_{i+1}$ 计算得到的误差为 0 时停止权值向量更新。

对于具有足够阶的辨识系统，最优解 $\boldsymbol{w}^0$ 是由线性独立输入向量构成的 $l+1$ 维超平面的交集[21]。当 $l=0$ 和 $l=1$ 时，APA 算法分别对应于 NLMS 和双归一化 LMS 即 BNLMS(bi-normalized LMS)。图 3 为 NLMS 和 BNLMS 的权值向量更新三维示意图。可以看出，$\boldsymbol{u}_i$ 与超平面 π_i 正交，$g_{\mathrm{w}}[\boldsymbol{e}^2(k)]$ 也正交于超平面 π_i，同理，$\boldsymbol{u}_{i-1}$ 与超平面 π_{i-1} 正交。NLMS 权值向量更新从 1 点至 2 点，而 BNLMS 权

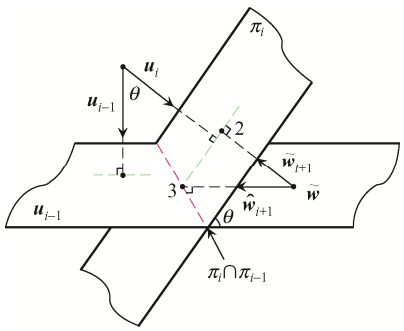


图 3 *l*=0 和 *l*=1 时权值向量更新三维图

Fig. 3 Three-dimensional diagram of weight vector updating when *l*=0 and *l*=1

值向量将从 1 点更新至 π_i 与 π_{i-1} 的交集 3 点。APA 通过重复利用 l 个连续梯度方向的正交投影和归一化处理等技术，具有比 LMS 算法更快的收敛速度。同时，步长 μ 与输入无关，解决了 LMS 算法中步长难以确定的问题。

2.2 VSS-APA 设计

在 APA 中，矩阵 $\boldsymbol{U}_i^*(\boldsymbol{U}_i\boldsymbol{U}_i^*)^{-1}\boldsymbol{U}_i$ 为 $\boldsymbol{U}_i$ 的列向量张成的 $l+1$ 维子空间 $\boldsymbol{R}^{N+1}$ 上的正交投影算子，$\boldsymbol{p}_i=\boldsymbol{U}_i^*(\boldsymbol{U}_i\boldsymbol{U}_i^*)^{-1}\boldsymbol{U}_i\tilde{\boldsymbol{w}}_{i-1}$ 表示权值向量 $\tilde{\boldsymbol{w}}_{i-1}$ 在 $\boldsymbol{U}_i$ 列向量张成的空间 $\boldsymbol{R}^{N+1}$ 上的投影。理想条件下，当 $\boldsymbol{v}(i)=0$ 时，可得 $\boldsymbol{p}_i=\boldsymbol{U}_i^*(\boldsymbol{U}_i\boldsymbol{U}_i^*)^{-1}\boldsymbol{e}_i$，当模型存在噪声时，存在 $\mathbb{E}\{\boldsymbol{p}_i\}=\mathbb{E}\{\boldsymbol{U}_i^*(\boldsymbol{U}_i\boldsymbol{U}_i^*)^{-1}\boldsymbol{e}_i\}$，$\mathbb{E}\{\cdot\}$ 表示期望算子，采用平均值 $\hat{\boldsymbol{p}}_i$ 替代期望值 $\boldsymbol{p}_i$，即

$$\hat{\boldsymbol{p}}_i=\alpha\hat{\boldsymbol{p}}_{i-1}+(1-\alpha)\boldsymbol{U}_i^*(\boldsymbol{U}_i\boldsymbol{U}_i^*)^{-1}\boldsymbol{e}_i \tag{16}$$

式中，α 为平滑因子，且 $0<\alpha<1$。可得变步长 APA(VSS-APA)[23-24]为

$$\begin{cases}\boldsymbol{w}_i=\boldsymbol{w}_{i-1}+\mu(i)\boldsymbol{U}_i^*(\boldsymbol{U}_i\boldsymbol{U}_i^*)^{-1}\boldsymbol{e}_i\\ \mu(i)=\mu_{\max}\cdot\dfrac{\|\hat{\boldsymbol{p}}_i\|^2}{\|\hat{\boldsymbol{p}}_i\|^2+c}\end{cases} \tag{17}$$

式中，$c\approx l\dfrac{\sigma_v^2}{\mathbb{E}\left(\|\boldsymbol{u}_i\|^2\right)}\approx l\dfrac{\sigma_v^2}{\sigma_u^2}$，$\sigma_u^2=\mathbb{E}\{\boldsymbol{u}_i^2\}$。可知，$c$ 与仿射阶数 l 成正比，与信噪比成反比。本文参数辨识采用 $l=0$ 的 APA 算法，即与 NLMS 一致。

为了验证 VSS-APA 的有效性，本文采用 MATLAB 搭建仿真模型，如图 4 所示。其中，y 为待辨识模型输出，e 为参考模型与待辨识模型输出的偏差，v_1 为均值为 0、方差为 1 的白噪声信号，通过滑动平均模型 $G_1(z)=1+0.5z^{-1}$，得到信号 x，输入待辨识模型 $G_2(z)=2+z^{-1}+0.5z^{-2}-0.2z^{-3}$，$v$ 为均值为 0、方差为 0.3 的白噪声，作为测量噪声，分别采用误差归一化步长 LMS 即 ENSS-LMS(error normalized step size LMS)、鲁棒变步长 LMS 即 RVSS-LMS(robust variable step size LMS)、APA (l=0)和 VSS-APA(l=0)实现权值向量 $\boldsymbol{w}$ 辨识，其均方误差如图 5 所示。可以看出，与其他 3 种算法相比，VSS-APA 可以实现快速收敛，而且具有较小的均方误差。

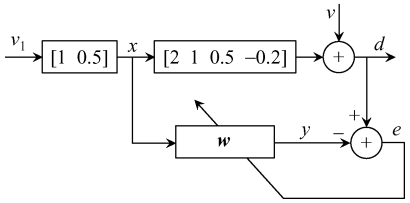


图 4　未知系统辨识模型

Fig. 4 Identification model of unknown system

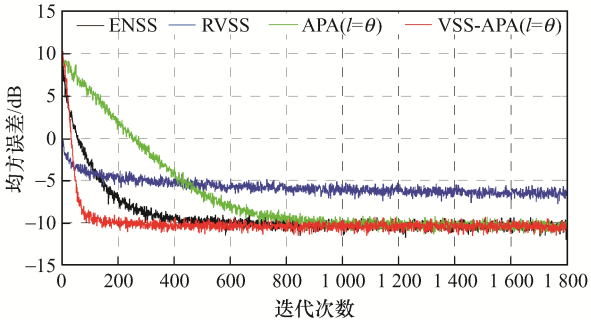


图 5　4 种算法均方误差曲线

Fig. 5 Mean square error curves for four algorithms

2.3 VSS-APA 参数辨识设计

如图 6 所示，建立基于 VSS-APA 的参数辨识模型，由图 6(a)可得电感 L_s 辨识模型为

$$\begin{cases}x_{L_s}(k)=-\Omega_0 I_q(k),\ o_{L_s}(k)=\hat{L}_s(k)x_{L_s}(k)\\ d_{L_s}(k)=U_d^*(k),\ e_{L_s}(k)=d_{L_s}(k)-o_{L_s}(k)\\ \hat{p}(k)=\alpha\hat{p}(k-1)+\dfrac{(1-\alpha)x_{L_s}(k)e_{L_s}(k)}{[x_{L_s}(k)]^2}\\ \mu_{L_s}(k)=\mu_{\max}\dfrac{[\hat{p}(k)]^2}{[\hat{p}(k)]^2+c}\end{cases} \tag{18}$$

式中：$x_{L_s}(k)$、$o_{L_s}(k)$ 和 $d_{L_s}(k)$ 分别为 k 时刻电感辨识模型的输入、输出和参考输出；$e_{L_s}(k)$ 为输出

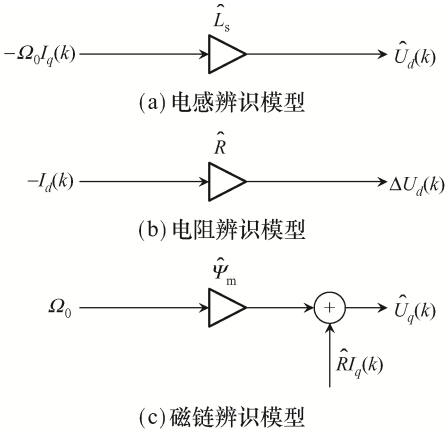


图 6　APA 参数辨识模型

Fig. 6 Parameter identification model based on APA

偏差；μ_{L_s} 为 $\hat{L}_s$ 辨识步长。

由图 6(b)和(c)可得电阻、磁链参数的辨识算法分别为

$$\begin{cases} x_R(k)=I_d(k) \\ o_R(k)=\hat{R}(k)x_R(k) \\ d_R(k)=U_d^*(k)+\Omega_0\hat{L}_s(k)I_q(k) \\ e_R(k)=d_R(k)-o_R(k) \\ \hat{p}(k)=\alpha\hat{p}(k-1)+\dfrac{(1-\alpha)x_R(k)e_R(k)}{[x_R(k)]^2} \\ \mu_R(k)=\mu_{\max}\dfrac{[\hat{p}(k)]^2}{[\hat{p}(k)]^2+c} \end{cases} \tag{19}$$

$$\begin{cases} x_{\Psi_m}(k)=\Omega_0 \\ o_{\Psi_m}(k)=\Omega_0 x_{\Psi_m}(k) \\ d_{\Psi_m}(k)=U_q^*(k)-\hat{R}I_q(k) \\ e_{\Psi_m}(k)=d_{\Psi_m}(k)-o_{\Psi_m}(k) \\ \hat{p}(k)=\alpha\hat{p}(k-1)+\dfrac{(1-\alpha)x_{\Psi_m}(k)e_{\Psi_m}(k)}{[x_{\Psi_m}(k)]^2} \\ \mu_{\Psi_m}(k)=\mu_{\max}\dfrac{[\hat{p}(k)]^2}{[\hat{p}(k)]^2+c} \end{cases} \tag{20}$$

式中：$x_R(k)$、$o_R(k)$ 和 $d_R(k)$ 分别为 k 时刻电阻估计模型的输入、输出和参考输出；μ_R 为 $\hat{R}$ 辨识步长；$x_{\Psi_m}(k)$、$o_{\Psi_m}(k)$ 和 $d_{\Psi_m}(k)$ 分别为 k 时刻磁链估计模型的输入、输出和参考输出；μ_{Ψ_m} 为 $\hat{\Psi}_m$ 辨识步长。

假定 d 轴注入电流激励信号前后电气角速度保持不变，即 $\omega_e=\Omega_0$，式(11)中的方程分别乘以 $D_d(k_{foc})$ 和 $D_d(k_{fw})$，相减[19]可得

$$\begin{cases} U_q^*(k_{foc})E-U^*(k_{foc})F-U_q^*(k_{fw})E+U_d^*(k_1)G= \\ \quad R\left[I_q(k_{foc})E-I_q(k_{fw})E+I_d(k_{fw})G\right]+ \\ \quad L_s\Omega_0\left[I_q(k_{foc})F-I_d(k_{fw})E-I_q(k_{fw})G\right] \\ E=D_d(k_{foc})D_d(k_{fw}) \\ F=D_q(k_{foc})D_d(k_{fw}) \\ G=D_q(k_{fw})D_d(k_{foc}) \end{cases} \tag{21}$$

由式(21)可得电阻 R 解耦辨识模型为

$$\begin{cases} x_R(k)=I_q(k_{foc})E-I_q(k_{fw})E+I_d(k_{fw})G \\ o_R(k)=\hat{R}(k)x_R(k) \\ d_R(k)=U_q^*(k_{foc})E-U_d^*(k_{foc})F-U_q^*(k_{fw})G- \\ \quad \hat{L}_s(k)\Omega_0\left[I_q(k_{foc})F-I_d(k_{fw})E-I_q(k_{fw})G\right] \\ e_R(k)=d_R(k)-o_R(k) \\ \hat{p}(k)=\alpha\hat{p}(k-1)+(1-\alpha)x_R(k)e_R(k)\cdot \\ \quad \{[x_R(k)]^2\}^{-1} \\ u_R(k)=\mu_{\max}[\hat{p}(k)]^2\{[\hat{p}(k)]^2+c\}^{-1} \end{cases} \tag{22}$$

同理，由式(21)可得磁链 Ψ_m 的解耦辨识模型为

$$\begin{cases} x_{\Psi_m}(k)=\Omega_0 D_d(k_0) \\ o_{\Psi_m}(k)=\hat{\Psi}_m(k)x_{\Psi_m}(k) \\ d_{\Psi_m}(k)=U_q^*(k_0)D_d(k_0)-U_d^*(k_0)D_q(k_0)- \\ \quad \hat{R}I_q(k_0)D_d(k_0)-\hat{L}_s(k)\Omega_0 I_q(k_0)D_q(k_0) \\ e_{\Psi_m}(k)=d_{\Psi_m}(k)-o_{\Psi_m}(k) \\ \hat{p}(k)=\alpha\hat{p}(k-1)+(1-\alpha)x_{\Psi_m}(k)e_{\Psi_m}(k)\cdot \\ \quad \{[x_{\Psi_m}(k)]^2\}^{-1} \\ u_{\Psi_m}(k)=\mu_{\max}[\hat{p}(k)]^2\{[\hat{p}(k)]^2+c\}^{-1} \end{cases} \tag{23}$$

3 实验分析与验证

为了验证所提 PMSM 参数在线解耦辨识的可行性，本文建立基于磁场定向控制的双闭环调速系统。测试平台主要包括以 TMS320F28069M 为主控芯片的控制系统和富士 IGBT 功率模块 7MBP50VFN060-50 为核心的功率驱动系统，设置采样频率和载波频率为 10 kHz，负载转矩由磁粉制动器提供，其中 PMSM 标称参数见表 1。实验相关数据经 ZLG-II 型 USB-CAN 卡发送至 LabVIEW 上位机显示并保存。实验中 d 轴注入弱磁电流时应遵循：①注入 d 轴弱磁电流信号应在允许的弱磁电流范围内取较大值，以提高参数辨识精度；②弱磁电流注入时间应确保转速不发生变化；③不同的 PMSM 应根据实际工况调整弱磁电流幅值和时间[19]。

表 1　PMSM 参数标称值

Tab. 1 Nominal values of PMSM parameters

参数	数值
额定功率/kW	1.1
额定电压/V	220
额定转速/(r·min^{-1})	1 200
额定频率/Hz	60
电阻/Ω	1.47
电感/mH	6.68
磁链/Wb	0.345
极对数	3

实验方案如下：d 轴注入弱磁电流信号幅值为 −1 A，时间 $t_{\mathrm{foc}}=t_{\mathrm{fw}}=0.5\,\mathrm{s}$。对于正则参数 APA(R-APA)，步长参数分别为 $\mu_{L_s}=0.01$、$\mu_R=0.01$ 和 $\mu_{\psi_m}=0.01$，正则参数 $c=0.001$；对于 VSS-APA，步长 $\mu_{\max}=1$、$\alpha=0.95$，正则参数 $c=0.001$。以下分别针对负载转矩突变和转速增加的运行工况进行分析讨论。

3.1　负载变化时参数辨识

图 7 为基于 VSS-APA 和 R-APA(下标 1)的参数辨识曲线，其中，参考转速为 600 r/min，采用磁粉制动器模拟负载突变的运行工况。图中：R_{s}、$R_{\mathrm{s-1}}$ 分别为负载转矩变化时，基于 VSS-APA 和 R-APA 方法的电阻参数辨识曲线；λ_{m}、$\lambda_{\mathrm{m-1}}$ 分别为负载转矩变化时，基于 VSS-APA 和 R-APA 方法的磁链参数辨识曲线；ω_{m}^{*}、$\omega_{\mathrm{m-1}}^{*}$ 为参考转速；ω_{m}、$\omega_{\mathrm{m-1}}$ 分别为负载转矩变化时，基于 VSS-APA 和 R-APA 方法的实际转速；$\Delta\omega_{\mathrm{m}}$、$\Delta\omega_{\mathrm{m-1}}$ 分别为负载转矩变化时，基于 VSS-APA 和 R-APA 方法的转速偏差。可见，基于 VSS-APA 的参数辨识曲线能够在 160 ms 内收敛于其实际值；R-APA 的参数辨识曲线需 180 ms 收敛于其实际值，且参数辨识曲线呈现一定的波动。即 VSS-APA 参数辨识暂态过程具有较小的过冲及较快的收敛速度。相应的参数辨识结果见表 2。

3.2　转速升高时参数辨识

图 8 为基于 VSS-APA 和 R-APA(下标 1)的参数辨识曲线，其中，参考转速由 400 r/min 增加至 600 r/min。可以看出，基于 VSS-APA 的参数辨识曲线能够在 150 ms 之内收敛于其实际值；R-APA 的参数辨识曲线需 180 ms 收敛于其实际值。此外，基于 VSS-APA 的转速误差 $\Delta\omega_{\mathrm{m}}$ 由 180 r/min 降低至 160 r/min，调整时间由 0.8 s 降低至 0.6 s。其参数辨识结果见表 3。

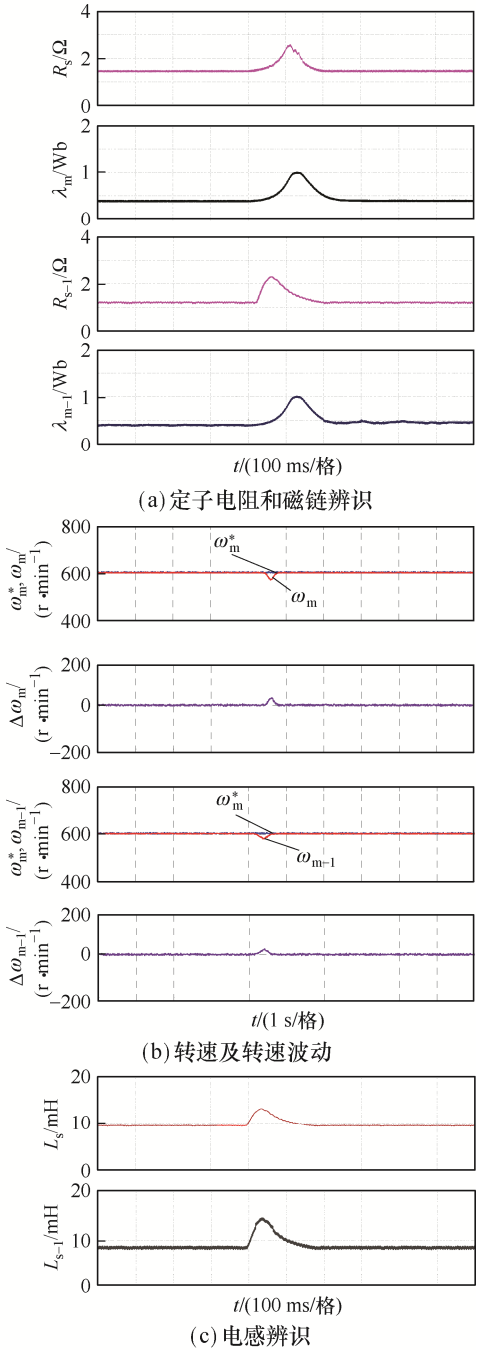


图 7　负载转矩变化时，基于 VSS-APA 和 R-APA 的参数辨识曲线

Fig. 7 Parameter identification curves based on VSS-APA and R-APA under changes in load torque

表 2 负载转矩变化时参数辨识结果

Tab. 2 Parameter identification results under changes in load torque

方法	参数	$\hat{L}$ /mH	$\hat{\lambda}$ /mWb	$\hat{R}$ / Ω
	标称参数	6.68	345	1.47
VSS-APA (无误差模型)	幅值	6.52	340	1.40
	偏差	0.16	5	0.07
R-APA (无误差模型)	幅值	6.50	361	1.58
	偏差	0.18	16	0.11
R-APA (误差模型)	幅值	6.36	322	1.22
	偏差	0.32	23	0.25

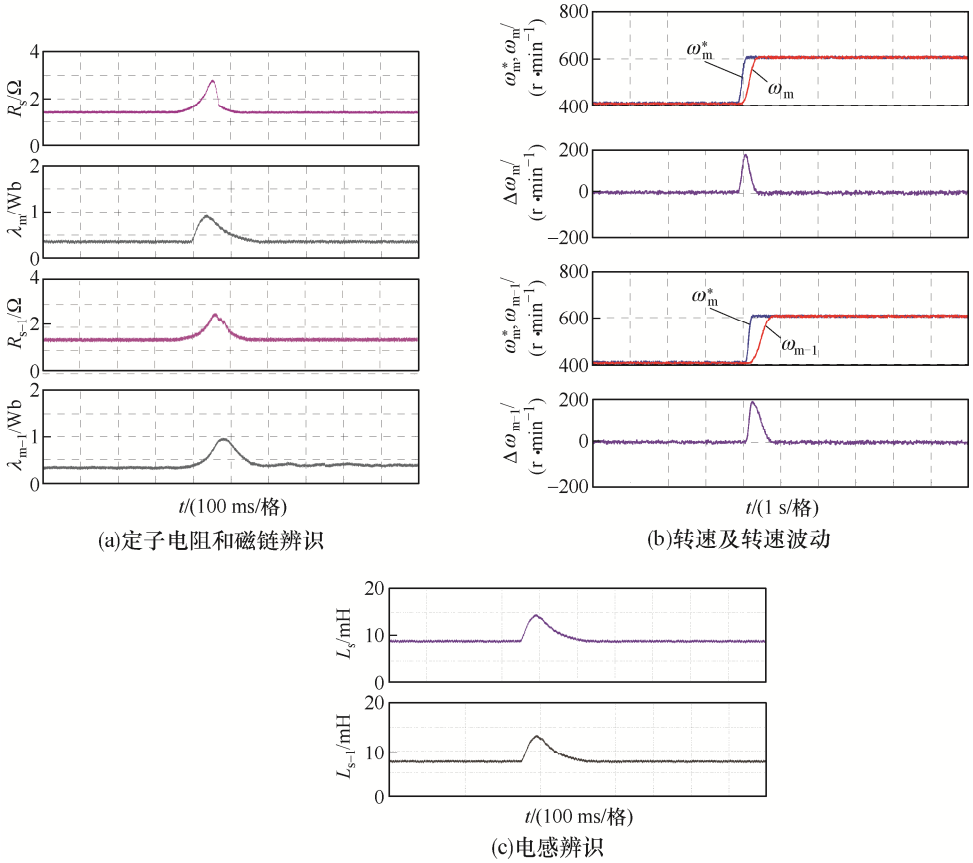


图 8 转速升高时，基于 VSS-APA 和 R-APA 的参数辨识曲线

Fig. 8 Parameter identification curves based on VSS-APA and R-APA with speed acceleration

表 3 转速升高时的参数辨识结果

Tab. 3 Parameter identification results with speed acceleration

方法	参数	$\hat{L}$ /mH	$\hat{\lambda}$ /mWb	$\hat{R}$ / Ω
	标称参数	6.68	345	1.47
VSS-APA (无误差模型)	幅值	6.54	337	1.41
	偏差	0.14	8	0.06
R-APA (无误差模型)	幅值	6.49	357	1.55
	偏差	0.19	12	0.08
R-APA (误差模型)	幅值	7.12	329	1.26
	偏差	0.44	16	0.21

由表 2 和表 3 可知，考虑逆变器非线性电压降，采用无误差电压模型进行参数辨识时，参数辨识结果与标称值基本一致，且参数辨识值的稳态误差较小。因此，采用无误差电压辨识模型能够有效消除逆变器非线性电压降的影响。同时，可以看出，采用 R-APA 算法初始时刻存在较大的超调，而采用 VSS-APA 算法可以降低暂态超调。通过参数辨识收敛时间对比可知，与 R-APA 辨识算法相比，VSS-APA 算法可以提高参数辨识收敛速度。

4　结语

针对逆变器死区时间等引起的非线性电压降，本文构建了无误差电压参数辨识模型，参数辨识将不受逆变器非线性电压降的影响，可以省略误差电压的估计与补偿，且参数辨识结果不依赖于 d 轴弱磁电流。同时，采用 VSS-APA 算法对电机参数进行辨识，可提高参数辨识收敛速度。最后实验验证表明，VSS-APA 辨识算法可以快速、精确地实现电阻、电感和转子永磁体磁链辨识。

参考文献：

[1] 刘蔚, 李万铨, 王明峤, 等. 复杂工况下的永磁同步电机典型绕组故障在线诊断[J]. 电工技术学报, 2024, 39(6): 1764-1776.
Liu Wei, Li Wanquan, Wang Mingqiao, et al. Online diagnosis of typical winding faults in permanent magnet synchronous motors under complex working conditions [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(6): 1764-1776. (in Chinese)

[2] 杨宗军, 王莉娜. 表贴式永磁同步电机的多参数在线辨识[J]. 电工技术学报, 2014, 29(3): 111-118.
Yang Zongjun, Wang Lina. Online multi-parameter identification for surface-mounted permanent magnet synchronous motors [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(3): 111-118. (in Chinese)

[3] 安群涛, 孙力, 赵克. 一种永磁同步电动机参数的自适应在线辨识方法[J]. 电工技术学报, 2008, 23(6): 31-36.
An Quntao, Sun Li, Zhao Ke. An adaptive on-line identification method for the parameters of permanent maget synchronous motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(6): 31-36. (in Chinese)

[4] 荀倩, 王培良, 李祖欣, 等. 基于递推最小二乘法的永磁伺服系统参数辨识[J]. 电工技术学报, 2016, 31(17): 161-169.
Xun Qian, Wang Peiliang, Li Zuxin, et al. PMSM parameters identification based on recursive least square method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(17): 161-169. (in Chinese)

[5] 鲍明堃, 周扬忠. 基于双模型的递推最小二乘永磁同步直线电机电气参数在线辨识[J]. 电源学报, 2025, 23(3): 343-353.
Bao Mingkun, Zhou Yangzhong. Dual-model-based recursive least squares online identification of electrical parameters of permanent magnet synchronous linear motor [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(3): 343-353. (in Chinese)

[6] 乔金朋. 基于偏最小二乘回归的低压微电网虚拟阻抗预测研究[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 139-152.
Qiao Jinpeng. Research on prediction of virtual impedance in low-voltage microgrid based on partial least squares regression [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 139-152. (in Chinese)

[7] 刘忠永, 范涛, 何国林, 等. 基于高斯过程回归的永磁同步电机非线性磁链辨识[J]. 电源学报, 2024, 22(3): 172-181.
Liu Zhongyong, Fan Tao, He Guolin, et al. Nonlinear magnetic flux identification of permanent magnet synchronous motors based on gaussian process regression [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(3): 172-181. (in Chinese)

[8] 刘侃, 章兢. 基于自适应线性元件神经网络的表面式永磁同步电机参数在线辨识[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(30): 68-73.
Liu Kan, Zhang Jing. Adaline neural network based online parameter estimation for surface-mounted permanent magnet synchronous machines [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(30): 68-73. (in Chinese)

[9] Widrow B, Lehr M A. 30 years of adaptive neural networks: Perceptron, madaline, and backpropagation [J]. Proceedings of the IEEE, 1990, 78(9): 1415-1442.

[10] Liu Kan, Zhu Ziqiang, Zhang Jing, et al. Multi-parameter estimation of non-salient pole permanent magnet synchronous machines by using evolutionary algorithms [C]// 2010 IEEE Fifth International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications (BIC-TA). Changsha, China, 2010: 766-774.

[11] 刘朝华, 李小花, 周少武, 等. 面向永磁同步电机参数

辨识的免疫完全学习型粒子群算法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(5): 118-126.
Liu Zhaohua, Li Xiaohua, Zhou Shaowu, et al. Comprehensive learning particle swarm optimization algorithm based on immune mechanism for permanent magnet synchronous motor parameter identification [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(5): 118-126. (in Chinese)

[12] 张斯瑶, 刘桂花, 王卫. 变频空调压缩机电机的参数辨识方法[J]. 电源学报, 2013, 11(1): 95-100.
Zhang Siyao, Liu Guihua, Wang Wei. Parameter identification methods for conversion air conditioner compressor motor [J]. Journal of Power Supply, 2013, 11(1): 95-100. (in Chinese)

[13] 宋琳, 聂子玲, 孙军, 等. 基于参数辨识的永磁同步直线电机循环神经网络多维观测器[J]. 电工技术学报, 2024, 39(22): 7059-7072.
Song Lin, Nie Ziling, Sun Jun, et al. Multidimensional observer of permanent magnet synchronous linear motor recurrent neural network based on parameter identification [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(22): 7059-7072. (in Chinese)

[14] Boileau T, Leboeuf N, Nahid-Mobarakeh B, et al. Online identification of PMSM parameters: Parameter identifiability and estimator comparative study [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2011, 47(4): 1944-1957.

[15] Ichikawa S, Tomita M, Doki S, et al. Sensorless control of permanent-magnet synchronous motors using online parameter identification based on system identification theory [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2006, 53(2): 363-372.

[16] 马铱林, 袁浩, 尹威, 等. 考虑等效电磁损耗电阻偏移的永磁同步电机直流信号注入在线参数辨识方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(22): 6015-6026.
Ma Yilin, Yuan Hao, Yin Wei, et al. DC-signal-injection-based online parameters identification for permanent magnet synchronous machine considering variation of equivalent electromagnetic loss resistance [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(22): 6015-6026. (in Chinese)

[17] Liu Kan, Zhang Qiao, Chen Jintao. Online multiparameter estimation of nonsalient-pole PM synchronous machines with temperature vatiation tracking [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(5): 1776-1788.

[18] 刘侃. 永磁同步电机多参数在线辨识研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2011.
Liu Kan. Research on the online multi-parameter identification of permanent magnet synchronous machines [D]. Changsha: Hunan University, 2011. (in Chinese)

[19] 史婷娜, 刘华, 陈炜, 等. 考虑逆变器非线性因素的表贴式永磁同步电机参数辨识[J]. 电工技术学报, 2017, 32(7): 77-83.
Shi Tingna, Liu Hua, Chen Wei, et al. Parameter identification of surface permanent magnet synchronous machines considering voltage-source inverter nonlinearity [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(7): 77-83. (in Chinese)

[20] Liu Kan, Zhu Z Q. Online estimation of the rotor flux linkage and voltage-source inverter nonlinearity in permanent magnet synchronous machine drives [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2014, 29(1): 418-427.

[21] Diniz P S R. Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation [M]. Cham: Springer International Publishing, 2020.

[22] Ozeki K. Theory of Affine Projection Algorithms for Adaptive Filtering [M]. New York: Springer, 2016.

[23] Shin H C, Sayed A H, Song W J. Variable step-size NLMS and affine projection algorithms [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2): 132-135.

[24] Rey Vega L, Rey H, Benesty J. A robust variable step-size affine projection algorithm [J]. Signal Processing, 2010, 90(9): 2806-2810.



汪兆栋

作者简介：

汪兆栋(1981—)，男，博士，副教授。研究方向：电机控制，运动控制，自动化检测，机器人动力学控制。E-mail：Wangzimochao@163.com。

胡瑄(1978—)，男，硕士，讲师。研究方向：电机控制，机电一体化。E-mail：474999290@qq.com。

梅立雪(1972—)，女，硕士，讲师。研究方向：电力电子与运动控制。E-mail：270472519@qq.com。

王发良(1994—)，男，通信作者，博士，讲师。研究方向：电机控制，多体系统运动学控制。E-mail：xiaopang4129@163.com。

(责任编辑：耿越)