

基于动态遗忘因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识算法

方桂花 王鹤川* 高旭

(内蒙古科技大学 内蒙古 包头 014010)

摘要 针对固定遗忘因子递推最小二乘法(RLS)在永磁同步电机参数识别中难以同时保证快速性和鲁棒性的问题,提出一种动态调节遗忘因子大小的递推最小二乘参数识别算法。分析了遗忘因子对 RLS 算法的影响特性,以理论模型与实际模型输出的差值为变量构建遗忘因子调节函数,实现遗忘因子动态调整。仿真结果表明,相比于固定遗忘因子 RLS 算法,改进算法可以同时保证稳态抗干扰与动态快速收敛能力,具有优越性。

关键词 动态遗忘因子 递推最小二乘法 永磁同步电机 参数识别

中图分类号 TM351 TP13

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2021.01.047

PARAMETER IDENTIFICATION ALGORITHM OF PERMANENT MAGNET SYNCHRONOUS MOTOR BASED ON DYNAMIC FORGETTING FACTOR RECURSIVE LEAST SQUARE METHOD

Fang Guihua Wang Hechuan* Gao Xu

(Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, Inner Mongolia, China)

Abstract Aiming at the problem that the fixed forgetting factor recursive least squares (RLS) is difficult to guarantee both fastness and robustness in the parameter identification of permanent magnet synchronous motor, this paper proposes a recursive least squares parameter identification algorithm for dynamically adjusting the forgetting factor size. The influence characteristics of the forgetting factor on the RLS algorithm were analyzed. The forgetting factor adjustment function was constructed by the difference between the theoretical model and the actual model output, and the dynamic adjustment of the forgetting factor was realized. The simulation results show that compared with the fixed forgetting factor RLS algorithm, our algorithm can guarantee the anti-interference and dynamic fast convergence ability at the same time, and has the superiority.

Keywords Dynamic forgetting factor Recursive least squares Permanent magnet synchronous motor
Parameter identification

0 引言

内置式永磁同步电机(IPMSM)因功率密度大、体积小、效率高等优点被广泛应用于电动车辆的动力系统^[1-2],然而在车辆行驶过程中,IPMSM的环境温度变化较大,导致电机参数存在一定程度的变化。为了确保 IPMSM 控制系统的高精度控制以及应对参数变化能力,提高在线识别电机参数算法的精度与抗干扰能力成为关键研究内容^[3-4]。

目前应用在 IPMSM 控制系统的参数辨识算法主要有最小二乘法、卡尔曼滤波法、模型参考自适应法、人工智能识别法。文献[5]提出了一种高效率的递归卡尔曼滤波法,能够将系统信号与不完全噪声有效分离开,在参数识别算法的抗干扰能力上取得了有效进展,但目标函数不易确定、算法设计难度大等缺点较为明显;文献[6]设计了一种模型参考自适应算法辨识表贴式永磁同步电机参数,与卡尔曼滤波算法相同的是,算法易于实现的特点需要建立在 d 轴电感与 q 轴电感相等的条件下,当模型待辨识参数较多时,自适应

律的确定变得十分困难。这两种算法在 IPMSM 控制系统中应用受到极大限制。文献[7]设计了一种变步长的 Adaline 神经网络参数识别算法,将步长与瞬时误差的二次方建立对应关系,在提高收敛速度的同时增加了系统稳态误差,并且容易存在较大的失调。

递推最小二乘法(RLS)以结构简单、识别精度高、收敛速度快等优点在 IPMSM 参数在线识别中得到广泛应用。文献[8]在 RLS 算法的基础上加入遗忘因子,降低数据储存量的同时,提高了算法的跟踪性能,同时在一定程度上降低了算法的抗干扰能力。文献[9]将带遗忘因子的最小二乘法应用到永磁同步电机参数识别中,可以同时识别惯性、负载转矩和摩擦系数,保证控制系统在复杂的环境下具有良好的动态性能。但是在目前 IPMSM 参数识别算法中遗忘因子 λ 的大小为恒定值,在 λ 较小时算法收敛速度得到提高,同时会降低 RLS 对噪声的鲁棒性, λ 取值偏大会产生相反的控制效果, λ 的大小设定直接影响 RLS 算法识别性能。

为解决上述问题,本文设计一种基于动态遗忘因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识算法。在每次迭代过程中,根据当前理论模型与实际模型的输出值之差 $\varepsilon(k)$,建立遗忘因子动态函数,实时调整 λ 的取值,在保证算法较快的收敛速度以及较高的稳态抗噪声鲁棒性的同时,提高算法的综合性能。

1 IPMSM 参数辨识模型

IPMSM 是一种多变量、非线性、强耦合设备,为提高控制系统的控制精度,通常采用转子磁链定向的向量控制策略,经过坐标变换后,在 d-q 同步旋转坐标系下,永磁同步发电机定子电压方程:

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

式中: R 为定子相电阻; L_d 、 L_q 为直、交轴同步电感; i_d 、 i_q 、 u_d 、 u_q 为直交轴电流电压; ψ_f 为永磁转子每极磁链; ω_e 为同步电角速度。

通过帕德逼近法将上述微分模型离散化^[10],并将离散结果化简为如下形式:

$$\begin{aligned} i_d(k) &= \beta_{d1} i_d(k-1) + \\ &\beta_{d2} [\omega_e(k) i_q(k) + \omega_e(k-1) i_q(k-1)] + \\ &\beta_{d3} [u_d(k) + u_d(k-1)] \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} i_q(k) &= \beta_{q1} i_q(k-1) + \\ &\beta_{q2} [\omega_e(k) i_d(k) + \omega_e(k-1) i_d(k-1)] + \\ &\beta_{q3} [u_q(k) + u_q(k-1)] + \\ &\beta_{q4} [-\omega_e(k) - \omega_e(k-1)] \end{aligned} \quad (3)$$

式中:系数 β_{d1} 、 β_{d3} 、 β_{q1} 、 β_{q4} 与电机参数 L_d 、 L_q 、 R 、 ψ_f 、系统采样时间 T 的数学关系如下:

$$\begin{cases} \beta_{d1} = \frac{-TR + 2L_d}{RT + 2L_d} \\ \beta_{d2} = \frac{L_q T}{RT + 2L_d} \\ \beta_{d3} = \frac{T}{RT + 2L_d} \\ \beta_{q1} = \frac{-TR + 2L_q}{RT + 2L_q} \\ \beta_{q2} = \frac{-L_q T}{RT + 2L_q} \\ \beta_{q3} = \frac{T}{RT + 2L_q} \\ \beta_{q4} = \frac{-T\psi_f}{RT + 2L_q} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \beta_{q1} = \frac{-TR + 2L_q}{RT + 2L_q} \\ \beta_{q2} = \frac{-L_q T}{RT + 2L_q} \\ \beta_{q3} = \frac{T}{RT + 2L_q} \\ \beta_{q4} = \frac{-T\psi_f}{RT + 2L_q} \end{cases} \quad (5)$$

为了降低在求解过程中的计算量,选用式(2)作为参数估计的基本模型,对参数 L_d 、 L_q 、 R 进行在线估计,简化式(2)可得:

$$\mathbf{y}(k) = \boldsymbol{\varphi}^T(k) \boldsymbol{\theta}(k) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{y}(k) = i_d(k)$;

$$\boldsymbol{\varphi}^T(k) = \begin{bmatrix} i_d(k-1) \\ \omega_e(k) i_q(k) + \omega_e(k-1) i_q(k-1) \\ u_d(k) + u_d(k-1) \end{bmatrix}$$

为系统输入矩阵; $\boldsymbol{\theta}(k) = [\beta_{d1}, \beta_{d2}, \beta_{d3}]^T$ 为待识别参数矩阵。加入噪声对系统的影响,将公式改写为:

$$\mathbf{y}(k) = \boldsymbol{\varphi}^T(k) \boldsymbol{\theta}(k) + \mathbf{e}(k) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{e}(k)$ 为噪声信号。

采用递推最小二乘法,通过上述模型辨识出参数矩阵 $\boldsymbol{\theta}(k)$ 后,再通过式(4)得出 IPMSM 的电阻、电感参数辨识值。

2 RLS 算法

2.1 传统 RLS 算法

递推最小二乘法在参数识别过程中,实时采集 IPMSM 的交、直流电流、电压作为系统输入矩阵,通过准则函数估计值来不断修正参数矩阵,使准则函数值最小化。在加入遗忘因子后,控制器将每次迭代累积

的数据“遗忘”,降低协方差矩阵的饱和度,突显新数据的作用。在上述参数辨识模型的基础上,建立 RLS 递推公式为:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + L(k) [y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1)] \\ P(k) = \frac{1}{\lambda} [I - L(k) \varphi^T(k)] P(k-1) \\ L(k) = \frac{P(k-1) \varphi(k)}{\lambda + \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1) \varphi(k)} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\hat{\theta}(k)$ 为偏差值; $P(k)$ 为协方差矩阵; $L(k)$ 为增益矩阵; $I(k)$ 为单位矩阵; $P(0) = \alpha I$, α 一般取 0.8 ~ 1; λ 为遗忘因子。

2.2 动态遗忘因子 RLS 算法

在目前 IPMSM 应用的 RLS 参数辨识算法中,遗忘因子 λ 为固定值,对 RLS 算法的收敛速度以及对噪声的抵抗能力的影响是矛盾的,不管如何取值遗忘因子都会牺牲算法的一些能力。为解决上述问题,本文在传统 IPMSM 的 RLS 参数识别算法中引入动态遗忘因子,依据当前理论模型与实际模型的输出值之差 $\varepsilon(k)$,动态调整遗忘因子的大小。由 RLS 递推公式可知,在 k 时刻 $\varepsilon(k)$ 的值可表示为:

$$\varepsilon(k) = |y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1)| \quad (9)$$

在辨识过程中, $\varepsilon(k)$ 可以表示辨识效果,主要由辨识误差和噪声引起。在 $\varepsilon(k)$ 较大时,需要降低遗忘因子的取值,使算法快速收敛;在 $\varepsilon(k)$ 较小时,需要对遗忘因子取较大值,以保证算法的辨识精度以及抗噪声能力。

依据上述思想,建立动态遗忘因子函数为:

$$\lambda(k) = \alpha + (1 - \alpha) e^{-\gamma \varepsilon(k)} \quad (10)$$

式中: α 为一个接近并小于 1 的正可调数; γ 为正可调参数。由式(10)可知,在 $\varepsilon(k)$ 取值较大时,遗忘因子取值接近 α ; $\varepsilon(k)$ 取值较小时,遗忘因子取值接近 1。

将遗忘因子改为动态函数后,可得 RLS 递推公式为:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + L(k) [y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1)] \\ P(k) = \frac{1}{\lambda(k)} [I - L(k) \varphi^T(k)] P(k-1) \\ L(k) = \frac{P(k-1) \varphi(k)}{\lambda(k) + \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1) \varphi(k)} \end{cases} \quad (11)$$

3 仿真实验

为验证本文设计算法的正确性,在 MATLAB/Sim-

ulink 中搭建 IPMSM 控制系统,嵌入 S-function 函数搭建的固定值遗忘因子 RLS 参数识别算法与动态因子 RLS 算法,对比两者的控制效果。IPMSM 系统关键参数如表 1 所示。

表 1 永磁同步发电机参数表

电机参数	数值	电机参数	数值
额定功率/kW	20	绕组电阻/ Ω	0.25
峰值功率/kW	42	直轴电感/mH	6.6
电源电压(DC)/V	307	交轴电感/mH	11
峰值扭矩/Nm	160	转子磁链峰值/Wb	0.15
额定转速/($r \cdot \min^{-1}$)	2 500	定子电压限定值/V	400
最高转速/($r \cdot \min^{-1}$)	6 000	定子电流限定值/A	300
极对数	4		

仿真设置 RLS 算法的协方差与参数初始值为: $P(0) = (10^6)I$, $\theta(0) = (10^{-6})[1, 1, 1]$ 噪声 $e(k)$ 均值为 0, 方差为 0.5 的正态分布信号。设置仿真时间为 0.3 s, 仿真步长 0.005 s, IPMSM 的参数在 0.15 s 由 11 mH 突变为 11.1 mH。首先设定遗忘因子 λ 分别为 0.945、0.965、0.985、0.995, 观察 RLS 参数识别算法结果如图 1 所示。

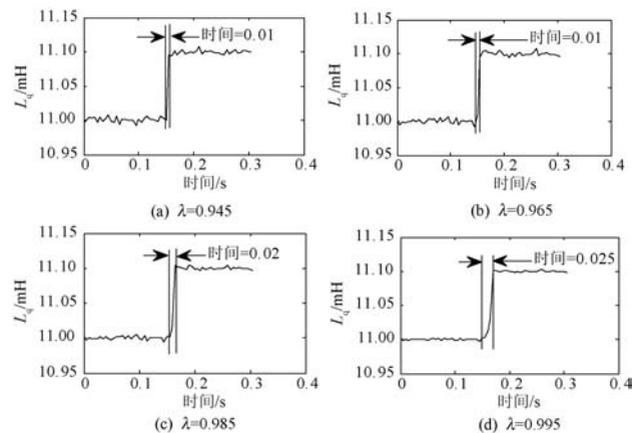


图 1 参数辨识结果

由图 1 可知,遗忘因子较小时,RLS 算法收敛速度快,但是稳态情况下易受噪声影响,相反情况下,遗忘因子取值越大,RLS 算法的收敛速度变慢,但稳态效果良好,不易受噪声干扰。并且遗忘因子 λ 取 0.945 和 0.965 时,收敛速度视为相同,故在设计动态遗忘因子函数时,可调参数 α 设定为 0.96。

可调参数 γ 直接影响了动态遗忘因子 λ 在参数 α 与 1 之间的变化情况,设置参数 γ 分别为 2、4、5,在 RLS 算法参数识别过程中,动态遗忘因子调整过程如图 2 所示。

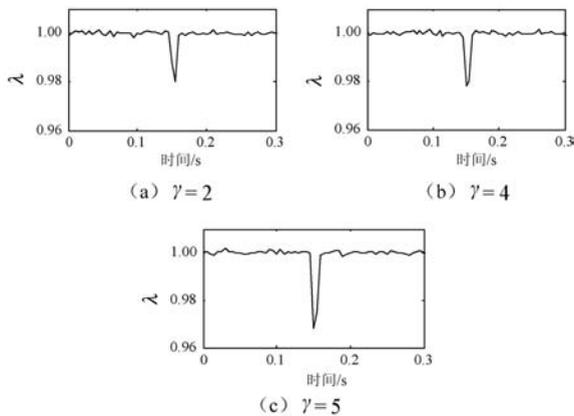


图2 动态因子调整过程

为了使遗忘因子分布在 α 与1之间,选择参数 γ 为5,至此确定动态遗忘因子函数。

在RLS算法中嵌入动态识别函数后,IPMSM的参数 L_d 、 L_q 、 R ,以及识别结果如图3所示。

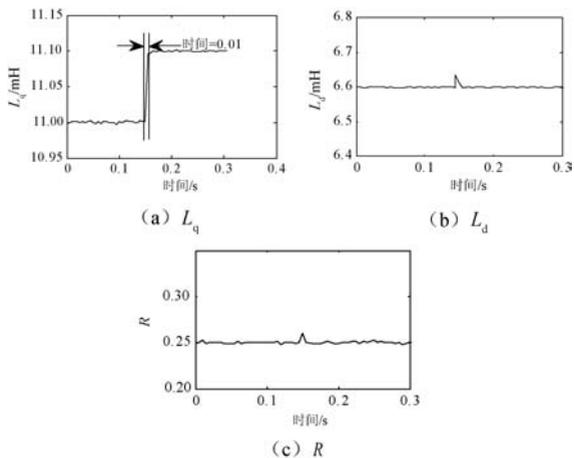


图3 改进RLS算法参数识别结果

由图3(a)与图1(a)-(d)对比可知,动态遗忘因子的RLS参数辨识算法在动态情况下可以保证较快的收敛速度,在稳态时,可以保证算法的稳态精度,相比固定值RLS算法综合性能更强。

4 结 语

本文在分析遗忘因子对最小二乘参数识别算法的收敛速度以及抗噪声干扰能力影响的基础上,提出内置式永磁同步电机的动态遗忘因子RLS算法。根据当前理论模型与实际模型的输出值之差 $\varepsilon(k)$,建立遗忘因子动态函数,实时调整 λ 的取值,实现遗忘因子动态调整。仿真结果表明,改进算法在保证算法较快的收敛速度以及较高的稳态抗噪声鲁棒性的同时,提高了算法的综合性能。

参 考 文 献

[1] Chen L, Sun X, Jiang H, et al. High performance control of a

permanent magnet synchronous motor for electric vehicle applications [J]. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 2014, 11(3): 706 - 710.

- [2] 王旭东,李鑫,周凯,等.一种永磁同步电机总谐波电流抑制方法[J].哈尔滨理工大学学报,2016,21(5):51-55.
- [3] Yang J, Altintas Y. A generalized on-line estimation and control of five-axis contouring errors of CNC machine tools[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 88: 9 - 23.
- [4] Ilioudis V C, Margaritis N I. Flux weakening method for sensorless PMSM control using torque decoupling technique [C]//2010 First Symposium on Sensorless Control for Electrical Drives. IEEE, 2010.
- [5] Liu L, Cartes D A. Synchronisation based adaptive parameter identification for permanent magnet synchronous motors[J]. IET Control Theory and Applications, 2007, 1(4): 1015 - 1022.
- [6] Zhong C, Lin Y. Model reference adaptive control (MRAC)-based parameter identification applied to surface-mounted permanent magnet synchronous motor[J]. International Journal of Electronics, 2017, 104(11): 1854 - 1873.
- [7] 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.
- [8] 刘栋良,任劲松,林伟杰,等.基于电感辨识的电流解耦算法在内置式永磁同步电机弱磁控制中的应用[J].电工技术学报,2017,32(16):98-105.
- [9] Xun Q, Wang P, Li Z, et al. PMSM parameters identification based on recursive least square method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(17): 161 - 169.
- [10] 石建飞,戈宝军,吕艳玲,等.永磁同步电机在线参数辨识方法研究[J].电机与控制学报,2018,22(3):17-24.

(上接第271页)

- [10] Ali M, Ilie I S, Milanovic J V, et al. Wind farm model aggregation using probabilistic clustering[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(1): 309 - 316.
- [11] 常鲜戎,王建文,崔赵俊.基于戴维南等值模型的静稳极限在线监视[J].电测与仪表,2015,52(16):11-16.
- [12] 刘文,康积涛,王德林,等.含DFIG的风电场仿真等值模型研究与稳定性分析[J].电测与仪表,2017,54(5):34-39.
- [13] Zhang J, Feng J. Particle swarm optimization based on dynamic chaos perturbation and its application[J]. Computer Engineering, 2011, 37(7): 175 - 177.
- [14] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]//1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99(Cat. No. 99TH8406), 1999.