

两种智能算法在感应电动机参数辨识中的应用

针对传统方法对感应电动机参数辨识的准确度低及收敛速度慢等特点,采用粒子群算法和差分进化算法进行辨识。以感应电动机实际输出电流和电气模型的观测电流之间的差值,通过智能优化算法对电气模型不断进行修正,不断对电气模型中的参数进行更新,从而辨识出感应电动机参数。通过实验,与传统的最小二乘法辨识的结果对比,两种算法都能在允许误差范围内准确辨识出感应电动机参数,差分进化算法得到的结果更为准确。

高 鹏 张 斌/兰州交通大学自动化与电气工程学院
刘雨佳/济南铁路局青岛电务段

0 引言

在现代交流变频调速技术中,感应电动机参数辨识有着重要的工程价值,故受到人们长期而广泛的关注。感应电动机参数辨识的工程价值主要体现在:感应电动机控制方面,无论是矢量控制,还是无传感器直接转矩控制都依赖于感应电动机参数,尤其是在准确转矩控制的应用领域,考虑感应电动机参数变化会引起一定的转矩脉动和误差,为了改善系统的性能,感应电动机参数需得到辨识;故障诊断方面,通过感应电动机的参数辨识进行机电设备的故障诊断,如通过辨识感应电动机稳态参数监测转子电阻变化,以实现转子断条的诊断等。而这些参数在感应电动机运行中由于受到温度及趋肤效应等的影响而发生变化。因此,学者们对感应电动机参数辨识算法进行不断研究,力求获得最准确的感应电动机参数。

甘肃省自然科学基金(145RJZA128)。

在感应电动机参数辨识中常用的方法有最小二乘法^[1]、卡尔曼滤波法^[2]和模型参考自适应法^[3]等经典方法。通过应用这些算法能够一定程度地解决感应电动机参数辨识的问题,但这些方法在感应电动机辨识中也存在着缺点和不足,即辨识准确度低、收敛速度慢和鲁棒性差等。随着处理器处理能力的发展,近年国内外许多专家、学者将智能算法,如神经网络^[4]、遗传算法^[5]和粒子群算法^[6-7]等引入到感应电动机参数辨识中,提出了许多基于智能优化算法的感应电动机参数辨识算法,在感应电动机辨识中取得很好的效果。

本文主要将粒子群算法和差分进化算法^[8]应用到感应电动机参数辨识中,通过实验,对感应电动机参数辨识算法进行了比较,并得出结论。

1 感应电动机数学模型

假设感应电动机为理想模型:忽略磁路饱和和铁损,在以定子电流和定子磁链为状态变量的感应电动机模型状态方程可以表示为

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} \quad (1)$$

其中

$$\mathbf{x} = [i_{sa} \ i_{sb} \ \Psi_{sa} \ \Psi_{sb}]^T$$
$$\mathbf{u} = [u_{sa} \ u_{sb}]^T$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & \omega_r & a_{13} & a_{14} \\ \omega_r & a_{11} & -a_{14} & a_{13} \\ -R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -R_s & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

关键词/Keywords

感应电动机 ·
参数辨识 ·
粒子群算法 ·
差分进化算法 ·

$$B = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$a_{11} = -\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{R_r}{\sigma L_r}\right)$$

$$a_{13} = \frac{R_r}{\sigma L_s L_r}$$

$$a_{14} = \frac{\omega_r}{\sigma L_s}$$

式中, R_s 、 L_s 分别为定子电阻和定子电感; R_r 、 L_r 分别为转子电阻和转子电感; σ 为漏感系数, $\sigma = 1 - L_m^2/(L_s L_r)$, L_m 为互感; ω_r 为转子角速度; $\Psi_{s\alpha}$ 、 $\Psi_{s\beta}$ 为两项正交坐标系下的定子磁链; $u_{s\alpha}$ 、 $u_{s\beta}$ 分别为感应电动机两项正交坐标系下的定子电压。

2 优化算法简介

2.1 粒子群算法

粒子群 (Particle Swarm Opticmization, PSO) 算法是Kennedy和Eberhart提出的, PSO算法是模拟鸟群的捕食行为而抽象出来的一种算法, 是一种启发式算法, 与其他仿生优化算法相比, 其受所求问题维数的影响较小, 且其收敛速度快、编程简单。

PSO算法的基本思想是: 将优化问题在空间中的解设想为粒子, 每个解对应一个目标函数的适应度值, 每个粒子都有位置和速度两个属性, 粒子以一定的速度在空间中飞行, 通过个体和群体的飞行经验来动态调整速度, 并不断更新位置, 直到达到最优。

2.2 差分进化算法

差分进化 (Differential Evolution, DE) 算法是模拟自然界生物种群以“优胜劣汰、适者生存”为原则的进化发展规律而形成的一种随机启发式搜索算法, 是一种新兴的进化计算技

术。由于其简单易用、稳健性好以及强大的全局搜索能力, 使得差分进化算法已在多个领域广泛应用。

DE算法保留了基于种群的全局搜索策略, 采用实数编码、基于差分的简单变异操作和一对一的竞争生存策略, 降低了遗传操作的复杂性。同时, 差分进化算法特有的记忆能力使其可以动态跟踪当前的搜索情况, 以调整其搜索策略, 具有较强的全局收敛能力和鲁棒性, 且不需要借助问题的特征信息。差分进化算法的主要优点可以总结为以下三点: 待定参数少; 不易陷入局部最优; 收敛速度快。

3 感应电动机参数辨识原理

参数辨识过程是根据感应电动机的实际电流输出和电气模型电流输出, 经Clark变换, 即3/2变换, 得到的两相正交坐标系下的定子电流, 将其差值通过智能优化算法对电气模型不断进行修正, 从而辨识出感应电动机的参数。辨识系统如图1所示。

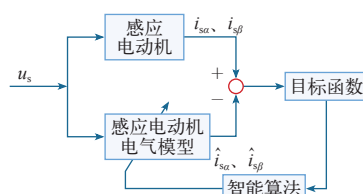


图1 辨识系统结构框图

图1中, i_{sa} 、 i_{sb} 分别为感应电动机的实际输出值通过坐标变换得到的两相正交坐标系下的定子电流; $\hat{i}_{sa}$ 、 $\hat{i}_{sb}$ 分别为感应电动机数学模型推导出来的感应电动机电气模型输出通过坐标变换得到的两相正交坐标系下的定子电流。

由式(1)可得, 感应电动机在定子坐标系下的状态^[9]方程为

$$\begin{cases} i'_{sa} = \theta_1^* i_{sa} - \omega_r i_{sb} + \theta_2^* \Psi_{sa} + \theta_3^* (u_{sa} + \omega_r \Psi_{sb}) \\ i'_{sb} = \omega_r i_{sa} + \theta_1^* i_{sb} + \theta_2^* \Psi_{sb} + \theta_3^* (u_{sb} - \omega_r \Psi_{sa}) \\ \Psi'_{sa} = \theta_4^* i_{sa} + u_{sa} \\ \Psi'_{sb} = \theta_4^* i_{sb} + u_{sb} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \theta_1^* = -\frac{R_s}{\sigma L_s} - \frac{L_s}{\sigma L_s \tau_r} \\ \theta_2^* = \frac{1}{\sigma L_s \tau_r} \\ \theta_3^* = \frac{1}{\sigma L_s} \\ \theta_4^* = -R_s \end{cases} \quad (3)$$

设采样周期为 T_s ，对式(2)进行离散化，可得

$$\begin{cases} i_{s\alpha}(k+1) = i_{s\alpha}(k) + T_s \left[\theta_1^* i_{s\alpha} - \omega_r i_{s\beta} + \theta_2^* \Psi_{s\alpha} + \theta_3^* (u_{s\alpha} + \omega_r \Psi_{s\beta}) \right] \\ i_{s\beta}(k+1) = i_{s\beta}(k) + T_s \left[\omega_r i_{s\alpha} + \theta_1^* i_{s\beta} + \theta_2^* \Psi_{s\beta} + \theta_3^* (u_{s\beta} - \omega_r \Psi_{s\alpha}) \right] \\ \Psi_{s\alpha}(k+1) = \Psi_{s\alpha}(k) + T_s \left[\theta_4^* i_{s\alpha} + u_{s\alpha} \right] \\ \Psi_{s\beta}(k+1) = \Psi_{s\beta}(k) + T_s \left[\theta_4^* i_{s\beta} + u_{s\beta} \right] \end{cases} \quad (4)$$

设 $\hat{\theta}_1$ 、 $\hat{\theta}_2$ 、 $\hat{\theta}_3$ 和 $\hat{\theta}_4$ 为 θ_1^* 、 θ_2^* 、 θ_3^* 和 θ_4^* 的估计值，则可建立等价跟踪系统

$$\begin{cases} \hat{i}_{s\alpha}(k+1) = \hat{i}_{s\alpha}(k) + T_s \left[\hat{\theta}_1 \hat{i}_{s\alpha} - \omega_r \hat{i}_{s\beta} + \hat{\theta}_2 \hat{\Psi}_{s\alpha} + \hat{\theta}_3 (u_{s\alpha} + \omega_r \hat{\Psi}_{s\beta}) \right] \\ \hat{i}_{s\beta}(k+1) = \hat{i}_{s\beta}(k) + T_s \left[\omega_r \hat{i}_{s\alpha} + \hat{\theta}_1 \hat{i}_{s\beta} + \hat{\theta}_2 \hat{\Psi}_{s\beta} + \hat{\theta}_3 (u_{s\beta} - \omega_r \hat{\Psi}_{s\alpha}) \right] \\ \hat{\Psi}_{s\alpha}(k+1) = \hat{\Psi}_{s\alpha}(k) + T_s \left[\hat{\theta}_4 \hat{i}_{s\alpha} + u_{s\alpha} \right] \\ \hat{\Psi}_{s\beta}(k+1) = \hat{\Psi}_{s\beta}(k) + T_s \left[\hat{\theta}_4 \hat{i}_{s\beta} + u_{s\beta} \right] \end{cases} \quad (5)$$

由定子电流递推估计式(5)，定义目标函数为

$$H(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3, \hat{\theta}_4) = \sum_{k=2}^{N-1} \left\{ \left[i_{s\alpha}(k) - \hat{i}_{s\alpha}(k) \right]^2 + \left[i_{s\beta}(k) - \hat{i}_{s\beta}(k) \right]^2 \right\} \quad (6)$$

可将问题转化为求解使得 $H(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3, \hat{\theta}_4)$ 最小的 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3, \hat{\theta}_4$ 。

4 实验及结果分析

实验系统如图2所示。实验系统由驱动模块、

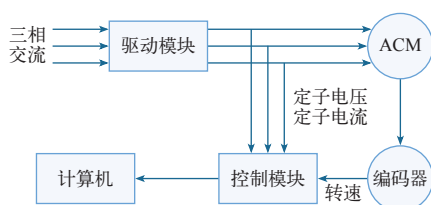


图2 实验系统示意图

控制模块、计算机、感应电动机和编码器组成。

驱动模块采用三菱IPM智能功率模块PS21865，内置过电流、过热、欠电压、过电压和过载检测等完整的保护措施，死区时间不小于1.5 μs。采用高速光耦HCPL4504作电气隔离，隔离强度为15 kV/μs。

控制模块采用DSP2812作为控制器。分别扩展512 KB的RAM和Flash。

三相交流电源经驱动模块供给感应电动机，定子电压及电流信号经处理电路进行分压、光电隔离、滤波和放大等综合处理，再进入控制模块的A-D转换模块将数据采集并上传给计算机，采样时间为 $T_s = 0.02$ s，采样点的个数为300个。转速通过光电编码器，经控制模块的QEP电路得到转速并上传计算机，最后由Matlab软件对采样的定子电压、电流由式(7)、式(8)进行Clark变换，得到两相正交坐标系下的定子电压和电流，通过智能算法完成参数辨识。

根据感应电动机参数真值，由式(2)进行计算，得到参数向量真值为 $\theta = [-188.59, 185.31, 18.82, -5.23]$ 。

采用两种算法对感应电动机进行参数辨识，即

$$\begin{pmatrix} u_\alpha \\ u_\beta \end{pmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_A \\ u_B \\ u_C \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{pmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{pmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{pmatrix} \quad (8)$$

感应电动机的参数如表1所示。

表1 感应电动机的参数表

变量	值	变量	值
P_N/kW	1.1	R_s/Ω	5.23
U_N/V	380	L_s/H	0.511
I_N/A	2.67	σ	0.109
P	2	R_r/Ω	5.14
f_N/Hz	50	L_r/H	0.498
$n_N/(\text{r/min})$	1 410	J	0.03

PSO算法对感应电动机参数辨识。在PSO算

法仿真程序中,取粒子种群数为 $\text{Size}=300$,最大迭代次数 $G=100$,采用实数编码,粒子运动最大速度 $V_{\max}=1.0$,即速度范围为 $[-1, 1]$ 。学习因子分别取 $c_1=1.2$, $c_2=1.9$,采用线性递减的惯性权重,惯性权重采用从0.95线性递减到0.1的策略。经PSO算法100次迭代,辨识目标函数 H 优化过程如图3所示。

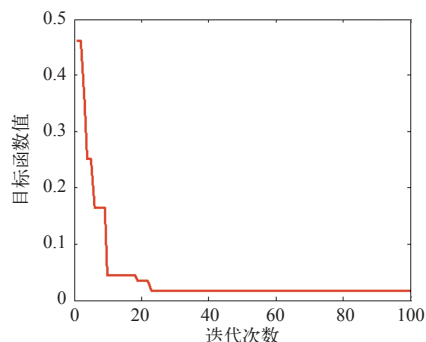


图3 PSO算法辨识的优化过程

DE算法对感应电动机参数辨识。在DE算法仿真程序中,取粒子群个数为 $\text{Size}=300$,最大迭

代次数 $G=100$,变异因子 $F=1.2$,交叉因子 $\text{CR}=0.6$,经过100步迭代,辨识目标函数 H 优化过程如图4所示。

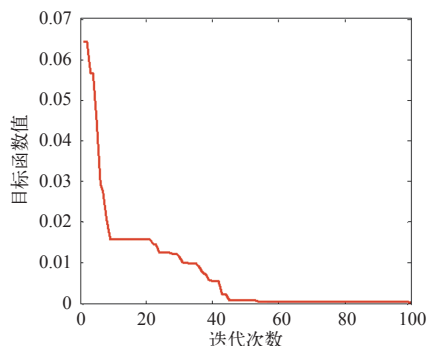


图4 DE算法辨识的优化过程

实验结果对比,如表2所示。PSO算法和DE算法都能达到辨识感应电动机参数的目的。与文献[10]中最小二乘法的辨识结果进行对比,PSO算法与DE算法都能在允许的范围内辨识出感应电动机的各个参数,误差较小。但差分进化算法辨识的结果准确度更高。

表2 辨识结果

项目	θ_1	误差(%)	θ_2	误差(%)	θ_3	误差(%)	θ_4	误差(%)
真实值	-188.59		185.31		18.82		-5.23	
最小二乘法	-181.83	-3.58	199.89	7.87	19.53	3.77	-5.26	0.57
PSO算法	-187.7	-0.47	177.9	-4.0	18.9	0.42	-5.69	8.9
DE算法	-188.11	-0.25	185.9	0.32	18.75	-0.37	-5.27	0.76

5 结束语

本文基于感应电动机的动态方程,以感应电动机实际输出电流和电气模型观测电流之间的差值,采用了PSO算法和DE算法对感应电动机参数进行辨识。并与传统的基于最小二乘法的辨识结果进行对比。由辨识结果可以看出。

1) 基于PSO算法和DE算法的参数辨识都能得到较为满意的辨识结果,比传统的经典方法得到的结果收敛速度快,准确度高。

2) DE算法的辨识结果的准确度更高,而且由多次仿真可以发现,DE算法比较稳定。PSO算法不稳定,且易陷入局部最优。

根据以上仿真分析,验证了PSO算法和DE

算法辨识感应电动机参数的有效性和准确性。文章对于感应电动机参数辨识的应用研究有参考价值。下一步将参数辨识算法加入感应电动机调速系统中,以改善调速系统的性能。

参考文献

- [1] Cirrincione M, Pucci M, Cirrincione G, et al. A new experimental application of least-squares techniques for the estimation of the induction motor parameters [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2003, 39 (5): 1247-1256.
- [2] Jaramillo R, Alvarez R, Urdenas V, et al. Identification of induction motor parameter using

- an extended kalman filter [C]. 1st International Conference on Electrical and Electronics Engineering, 2004 (ICEEE), IEEE, 2004: 584-588.
- [3] Piers R Z, Pereira L F A, Magnus M C, et al. Adaptive control of nonlinear systems applied to the three-phase induction motor with unknown mechanical parameters [C]. 30th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society, 2004 (2): 1105-1110.
- [4] Campbell J, Sumner M. Practical sensorless induction motor drive employing an artificial neural network for online parameter adaptation [C]. Electric Power Applications, IEE Proceedings, IET, 2002, 149 (4): 255-260.
- [5] Abdelhadi B, Benoudjit A, Nait-Said N. Application of genetic algorithm with a novel adaptive scheme for the identification of induction machine parameters [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2005, 20 (2): 284-291.
- [6] Tofighi E M, Mahdizadeh A, Feyzi M R. Online estimation of induction motor parameters using a modified particle swarm optimization technique [C]. Industrial Electronics Society, IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE, 2013: 3645-3650.
- [7] 陈振锋, 钟彦儒, 李洁. 感应电机参数辨识三种智能算法的比较 [J]. 电机与控制学报, 2010, 14 (11).
- [8] Ursem R K, Vadstrup P. Parameter identification of induction motors using differential evolution [C]. The 2003 Congress on Evolutionary Computation, 2003 (CEC'03), IEEE, 2003, 2: 790-796.
- [9] 金海. 三相异步电动机磁链观测器与参数辨识技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
- [10] 杜远远, 张鹏, 陈振江, 等. 基于传递函数的遗传算法感应电机参数辨识 [J]. 电力学报, 2013 (1): 32-34.
- (收稿日期: 2015-02-10) **EA**

(上接第33页)

4 结束语

本文建立了变压器的高频工作模型, 并依据工程实际对模型进行了适当简化, 详细分析了反激式开关电源的工作过程, 在此基础上归纳了变压器的寄生参数对于开关电源的影响, 提出了采用交叉换位技术来减小变压器漏感的方法。通过对三明治式绕组结构和交叉换位式绕组结构的变压器进行匝间漏磁通密度的仿真, 验证了抑制措施的有效性。

参考文献

- [1] 陆地, 李翔, 黄宝红, 等. 基于变压器一维模型漏感产生与减少研究 [J]. 电源技术, 2012, 36 (8): 1154-1157.
- [2] 高骏, 高树国, 刘海峰. 变压器绕组的高频模型及其时域解法的研究 [J]. 变压器, 2009, 46 (12): 37-42.
- [3] 赵志英, 龚春英, 秦海鸿. 高频变压器分布电容的影响因素分析 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (9): 55-60.
- [4] 刘军, 郭塘塘, 常磊, 等. 高频变压器寄生电容对串联谐振变换器特性的影响 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32 (15): 16-22.
- [5] 耿晓静, 羊彦, 景占荣. 基于有限元仿真的反激变压器优化设计 [J]. 电源技术, 2010, 31 (8): 842-844.
- [6] 赵小军, 李琳, 程志光, 等. 应用谐波平衡有限元法的变压器直流偏磁现象分析 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30 (21): 103-107.
- [7] 李六零, 胡攀峰, 邱毓昌. 不同变压器绕组模型对计算快速暂态过电压的影响分析 [J]. 西安交通大学学报, 2005, 39 (10): 1160-1163.
- [8] 杜建平, 李岩, 徐希强, 等. 基于有限元法的变压器分布电容参数计算方法的研究 [J]. 变压器, 2012, 49 (2): 6-9.
- (收稿日期: 2015-04-19) **EA**