

遗传算法在异步电机静态模型参数识别中的应用

刘文峰, 黄开胜

(广东工业大学 信息学院, 广东 广州 510643)

摘要: 根据异步电机工作特性, 应用遗传算法来解决其等效电路模型参数的识别问题. 给出了详细的计算步骤和特性曲线函数表达式. 首先使用简单遗传算法(CGA)作参数识别, 然后从提高识别准确性的目的出发, 对 CGA 作了改进.

关键词: 遗传算法; 参数识别; 异步电动机; T 型等效电路

中图分类号: TM343

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2002)-0004-05

异步电机 T 型等效电路参数传统上是通过直流、空载和堵转试验确定的. 这种传统的参数识别方法存在一些缺点. 首先, 如文献[1]所述, 根据这些参数值按照等效电路法计算工作特性曲线时, 与实际测得的特性曲线相比较有明显差异, 需要使用其它方法加以修正. 其次, 传统参数识别方法试验项目较多, 需要可调压电源, 对试验设备要求高, 其中堵转试验还可能会损伤试验电机. 为了简化试验并提高参数辨识的准确性, 对传统参数识别方法的一个改进方案是应用新的参数识别技术直接从异步电机工作特性获取模型参数. 与传统方法相比较, 这一方法没有对 T 型等效电路在空载和堵转两种运行条件下作理想化近似, 也避免了转子堵转时严重的集肤效应所引起的转子参数的变化, 因而其参数识别的准确性能够得到提高, 同时还简化了试验步骤, 降低了对试验设备和试验人员的要求.

由于异步电机的工作特性关于转差的函数都是很复杂的有理函数, 采用上述识别方法需要解一个非线性的回归问题. 对于非线性回归问题, 经典的解决方法是最小二乘法^[1]. 然而, 依文献[2]所论, 最小二乘法应用在异步电机 T 型等效电路参数的识别中存在病态矩阵的数值问题; 它也不能防止迭代过程收敛于局部最优, 因此一般要求初始值接近真值, 而这样的初始值仍然要用传统的试验方法得到; 另外, 它还需要求得复杂的特性函数对转差的偏导表达式, 推导时比较烦难. 而遗传算法在解决许多非线性优化问题时表现了突出优点, 比如它不需要对目标函数求导; 它有较大概率求得问题的全局最优解, 不需要初始值接近真值; 同时它也不会在迭代运算的过程中出现数值上的问题. 因此将遗传算法引入这样的非线性回归问题是比较合适的.

1 遗传算法应用于异步电机静态模型参数识别的一般步骤

设异步电机工作特性测量量为 $Y(s_k) = [y_1(s_k) \ y_2(s_k) \ \dots y_n(s_k)]^T$, 其中 n 为被测的特性个数, $y_j(s_k)$ 为第 j 个被测特性在转差 s_k 处的测量值, 又设特性值向量的实际值为 $X(s_k) = [x_1(s_k) \ x_2(s_k) \ \dots x_n(s_k)]^T$, 则有 $Y(s_k) = X(s_k) + \omega(s_k)$, 其中 ω 表示测量噪声, 反映测量结果受到噪声

收稿日期: 2001-11-01

资助项目: 教育部高等学校骨干教师资助计划

作者简介: 刘文峰(1975-), 男, 在读研究生, 主要研究方向为进化算法和计算机仿真.

污染. 设遗传算法迭代过程中某代群体中所有个体 $\mathbf{p} = [\mathbf{p}_1 \mathbf{p}_2 \dots \mathbf{p}_m]^T$, m 为群体规模, 则应用简单遗传算法来解决静态模型参数的辨识问题可按以下步骤进行:

(1) 用随机方法产生初始参数群体 $\mathbf{p}^{(0)} = [\mathbf{p}_1^{(0)} \mathbf{p}_2^{(0)} \dots \mathbf{p}_m^{(0)}]^T$, 其中每个参数向量第 j 个分量在区间 $[p_{\min j}, p_{\max j}]$ 中选取. 此区间的上下限可根据已有的知识和经验给出, 以缩小搜索范围.

(2) 计算个体的适应值. 个体适应值可以简单地取为特性的测量值与计算值之间的拟合误差的平方和. 如果选择了多个工作特性作为测量量, 而各个特性取值范围差别很大, 就需要在计算各特性曲线的拟合误差时先将其归一化. 这里采用下式计算归一化拟合误差:

$$F_{\text{fit}} = \sum_j \frac{1}{A_{\text{avg}_j}} \sum_i [y_j(s_i) - \hat{y}_j(s_i)]^2. \quad (1)$$

其中 $y_j(s_i)$ 表示第 j 个特性在转差 s_i 处的测量值, $\hat{y}_j(s_i)$ 表示第 j 个特性在转差 s_i 处的计算值, 这里是用各特性曲线在多个转差点处的测量均值 A_{avg_j} 的倒数来加权各特性的拟合误差的. 令 $f_j(\theta, s)$ 为第 j 个被测特性的函数表达式, 其中 θ 表示待辨识的真实参数向量, 则第 g 代群体中第 k 个个体的适应值为

$$F_{\text{fit}}(\mathbf{p}_k^{(g)}) = \sum_{j=1}^n \frac{1}{A_{\text{avg}_j}} \sum_{k=1}^l [y_j(s_k) - f_j(\mathbf{p}_k^{(g)}, s_k)]^2, \quad (2)$$

其中 l 表示被测样点数.

(3) 若当前进化代数小于算法设置的最大代数, 即 $g < G_{\max}$ 时, 遗传算法的寻优过程结束, 此时对应于最小适应值的参数即是辨识结果参数.

(4) 根据群体中各个体的适应值进行简单遗传算法中标准的选择复制、交叉和变异操作, 产生下一代群体, 新一代群体的规模保持不变, 并返回到步骤(2).

2 测量量的选择及相应特性曲线函数

选择测量量首先应考虑到测量的方便, 异步电机定子电流和功率因数较易测取, 本文选择 $\mathbf{Y} = [I_1(s) \cos \phi(s)]$ 作为测量量. 下面推导其函数表达式.

设 r_1 为定子每相电阻; x_1 为定子每相漏抗; r_m 为每相激磁电阻; x_m 为每相激磁电抗; r_2 为转子每相电阻对定子的折算值; x_2 为转子每相漏抗对定子的折算值; 又设三相异步电动机 T 型等效电路的阻抗为 Z , 定子每相电压的有效值为 U_1 , s 为转差率, 则有

$$Z = r_1 + jx_1 + (r_m + jx_m) // \left(\frac{r_2}{s} + jx_2 \right) = \frac{\left[r_1 r_m - x_1(x_m + x_2) - x_m x_2 + (r_1 + r_m) \frac{r_2}{s} \right] + j \left[r_1(x_m + x_2) + r_m(x_1 + x_2) + (x_1 + x_m) \frac{r_2}{s} \right]}{(r_m + \frac{r_2}{s}) + j(x_m + x_2)}. \quad (3)$$

又设 $A = r_1 + r_m$, $B = (r_1 r_m - x_1(x_m + x_2) - x_m x_2)/r_2$, $E = r_m/r_2$, $F = (x_m + x_2)r_2$, $C = x_1 + x_m$, $D = (r_1(x_m + x_2) + r_m(x_1 + x_2))/r_2$, 则有

$$|Z| = \frac{\sqrt{(1/s + E)^2 + F^2}}{\sqrt{(B + A/s)^2 + (D + C/s)^2}}, \quad (4)$$

$$\text{Re}(Z)/\text{Im}(Z) = \frac{(E + 1/s)(B + A/s) + F(D + C/s)}{F(B + A/s) - (E + 1/s)(D + C/s)}. \quad (5)$$

于是推得与测量量相应的特性曲线的函数表达式如下:

1) 定子电流曲线

$$I_1(s) = \frac{U_1}{|Z(s)|} = U_1 \times \frac{\sqrt{1/s^2 + 2E/s + (E^2 + F^2)}}{\sqrt{(C^2 + A^2)/s^2 + 2(AB + CD)/s + (B^2 + D^2)}}. \tag{6}$$

2) 功率因数特性曲线

$$\cos \phi(s) = \operatorname{Re}(Z) / |Z| = 1 / \sqrt{1 + \operatorname{Im}^2(Z) / \operatorname{Re}^2(Z)} = 1 / \sqrt{1 + \left[\frac{-C/s^2 + (AF - EC - D)/s + (BF - ED)}{A/s^2 + (B + AE + CF)/s + (EB + FD)} \right]^2}. \tag{7}$$

3 仿真实验及简单遗传算法参数识别

在上述静态模型下,待识别的参数向量 $\theta = [r_1 \ x_1 \ r_m \ x_m \ r_2 \ x_2]$. 假定测量噪声为白噪声,即满足标准正态分布 $N(\mu\sigma^2)$; 对于不同特性的测量量,其方差 σ 取值为该特性测量平均值的某个百分比. 本文考虑 3 种测量噪声水平,其百分比分别是 0%、0.5% 和 2%. 参数向量 θ 取值为 $[1.375 \ 2.43 \ 8.34 \ 82.6 \ 1.047 \ 4.4]$, 特性样点在低于额定功率的转差范围 $[0.001 \ 0.03]$ 内均匀选取.

表 1 列出了将遗传算法用于参数识别的结果,其中遗传算法的最大代数 $G_{\max}$ 被设为 1000 代,群体规模设为 50,交叉率设为 0.6,变异率设为 0.005; 参数向量采用了二进制编码方案; 初始参数范围如表 1 行 2 所示,这里选择了比较大的一个范围.

观察表 1 可以发现,参数的识别结果与仿真参数比较大差别,即使在没有任何测量噪声的情况下也是如此; 而且,如果设置不同的产生随机数的种子值,还能发现在表 1 所示的 3 种情形下的参数识别结果都不稳定. 下面着手改进算法,期望改进后的算法至少在无噪声的情况下能稳定并且精确地收敛到实际的参数值.

表 1 异步电机静态模型参数在简单遗传算法下的辨识结果

	r_1/Ω	r_m/Ω	x_m/Ω	r_2/Ω	X_2/Ω	F_{fr}
参数范围	0.001 ~ 10.0	0.001 ~ 10.0	0.001 ~ 15.0	40.0 ~ 120.0	0.001 ~ 10.0	0.001 ~ 10.0
仿真参数	1.3750	2.4300	8.3400	82.6000	1.0470	4.4000
$Y(\sigma=0.0\%)$	1.0298	2.6918	8.7947	82.4782	1.0491	3.6436
$Y(\sigma=0.5\%)$	3.5160	1.8463	5.6126	82.4396	1.0129	7.6681
$Y(\sigma=2.0\%)$	4.8456	5.8548	4.0183	77.9308	0.8885	3.7555

4 改进遗传算法参数识别

由于在参数搜索空间中可能存在一个“狭长”的连续次优区域,这个区域中有很多次优点与最优点距离较远而适应值却相差甚微,使得简单遗传算法很难搜索到最优参数. 所以改进简单遗传算法应同时从增强局部搜索能力和抑制早熟现象两个方面着手. 下面就是改进后的遗传算法:

(1) 用随机方法产生初始参数群体 $P^{(0)} = [p_1^{(0)} \ p_2^{(0)} \ \dots \ p_m^{(0)}]^T$, 其中每个参数向量第 j 个分量在区间 $[p_{\min j}, p_{\max j}]$ 中选取.

(2) 计算群体中各个体的适应值, 然后进行标准的选择复制、交叉和变异操作, 产生下一代群体

- (3) 对新一代群体进行如下的局部随机寻优运算. 假设当前阶段的最优参数为 p_{opt} , 对于群体中每个个体 $p_j^{(g)}$, 将区间 $[p_j^{(g)}, p_{\text{opt}}]$ 扩大一倍, 在其中随机抽取一个参数 p_{sel} , 如果 $F_{\text{fit}}(p_{\text{sel}}) < F_{\text{fit}}(p_j^{(g)})$, 则用 p_{sel} 替换 $p_j^{(g)}$. 这样做是为了增强其局部搜索能力.
- (4) 遗传算法的改进典型地在几十代内开始变得缓慢, 因此可将每个阶段的迭代次数固定(比如60代). 即若 $g \bmod 60 \neq 0$, 则转到(2), 继续阶段内的迭代过程; 若 $g \bmod 60 = 0$, 则转到(5), 缩小搜索空间后再重构群体; 若 $g > G_{\text{max}}$ (设为4000代), 则结束搜索.
- (5) 比较当前阶段的最优参数值 p_{opt} 与从前各阶段的最优参数值 p_{min} , 取其最小值为 p_{min} ; 并以 p_{min} 为中心, 按相对于初始搜索空间的某个比例缩小搜索范围; 然后设 p_{opt} 为无穷大, 转到(1).

采用改进后的遗传算法, 其计算结果如表2所示. 在测量噪声为零的情形下, 辨识结果参数与真实参数已经非常接近, 并且多次运行都得到了同样的稳定的结果, 但两个漏抗参数之差的辨识误差易受噪声影响.

表2 异步电机静态模型参数在改进遗传算法下的辨识结果

	r_1/Ω	x_1/Ω	r_m'/Ω	x_m'/Ω	r_2'/Ω	x_2'/Ω	F_{fit}
参数范围	0.001~10.0	0.001~10.0	0.001~15.0	40.0~120.0	0.001~10.0	0.001~10.0	
真实参数	1.3750	2.4300	8.3400	82.6000	1.0470	4.4000	0.00E+00
$Y_{(\sigma=0.0\%)}$	1.3750	2.4317	8.3400	82.5983	1.0470	4.3979	1.00E-11
$Y_{(\sigma=0.5\%)}$	1.3836	4.3437	8.3279	80.7128	1.0000	2.2310	3.40E-03
$Y_{(\sigma=2.0\%)}$	1.4326	6.4093	8.2501	78.6867	0.9525	0.2000	4.33E-02

从另一方面看, 漏抗的辨识误差虽然较大, 但并不会对电机的性能估计有很大影响^[3,4]. 图1比较了两组特性曲线. 一组是仿真试验曲线, 另一组特性曲线所对应的参数如表2第6行所示, 与真实参数相比, 其中漏抗的相对误差较大. 但从图1可以发现, 两组特性曲线包括定子电流、输入功率、功率因数和电磁转矩特性曲线相差很小, 有的甚至分辨不清, 说明上述漏抗的辨识误差对性能的影响较小.

5 结论

作为对传统的参数识别方法的改进, 本文直接根据异步电机工作特性试验值, 应用遗传算法讨论了电机参数的辨识问题. 在使用简单遗传算法的情况下, 参数识别结果的准确性和稳定性不够高. 改进后的算法明显提高了参数识别结果的准确性和稳定性. 虽然异步电机定子漏抗和转子漏抗之差在测量数据带有噪声的情况下仍然不能准确识别, 但这对电机的性能估计的影响并不大.

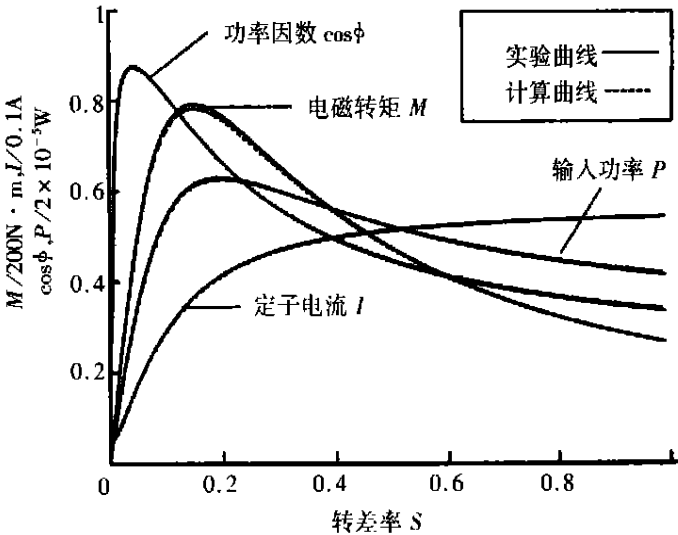


图1 试验曲线和计算曲线的比较

参考文献:

- [1] A M N Lima, C B Jacobia, E B S Filho. Nonlinear Parameter Estimation of Steady-State Induction Machine Model[J]. IEEE Trans. Ind. Electron., 1997, 44(4) : 390-397.
- [2] J hickiewicz, K Macek-Kaminska, P Wach. Algorithmic Methods of Induction Machines Parameters Estimation from Measured Slip Curves[J]. Arch. Electrotech., 1989, 1(72) : 239-249.
- [3] Akbaba M, Taleb M, Rumeli A. Improved Estimation of Induction Machine Parameters[J]. Electric Power Systems Research, 1995, 34: 65-73.
- [4] 黄开胜, 刘文峰, 童怀, 等. 异步电机准确数学模型及仿真[J]. 中小型电机, 2001, 4: 17-19.

Parameter Estimation for an Motor' s Static Model Using Genetic Algorithm

LIU Wen-feng, HUANG Kai-sheng

(Faculty of Information Engineering, GDUT, Guangzhou, 5100643, China)

Abstract: Based on the measurement of characteristics of an induction motor, this paper applies genetic algorithm to estimate the parameters of the motor' s static model. The identification procedure and characteristics functions via slip of the motor are presented in detail. A common genetic algorithm(CGA) is employed to obtain the parameters, then it is improved for the purpose of increasing the parameter estimation accuracy.

Key words: genetic algorithm; parameter estimation; induction machine; static mode