

## 同步电机在线参数辨识的混合算法

杨明贵<sup>1</sup>, 杨新宁<sup>1</sup>, 刘剑锋<sup>2</sup>, 徐青发<sup>1</sup>, 魏 崑<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安; 2. 西安电子科技大学理学院, 710053, 西安)

**摘要:** 根据输出误差法(OEM)、遗传算法和神经网络的优缺点,提出了一种同步电机参数在线辨识的四步法. 由于 OEM 辨识参数需要较好的初值,文中首先用遗传算法在大范围内进行参数寻优,然后以此值作为 OEM 的初值进行迭代,再用 OEM 求得的结果训练人工神经网络,最后通过成功训练的神经网络在线辨识各种运行状态下的电机参数. 这样使得传统的 OEM 参数辨识算法、遗传算法和神经网络在辨识参数方面充分地扬长避短,解决了单一算法的不足. 在对一台 111 kVA、440 V 同步电机进行的仿真试验中,该方法在保证精度的前提下,辨识时间仅为 01008 s.

**关键词:** 同步电机;参数辨识;人工神经网络;遗传算法;输出误差法

**中图分类号:** TM31 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253 - 987X(2004)10 - 1009 - 04

### Hybrid Method for On2Line Synchronous Parameter Identification

Yang Minggui<sup>1</sup>, Yang Xinning<sup>1</sup>, Liu Jianfeng<sup>2</sup>, Xu Qingfa<sup>1</sup>, Wei Wei<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Xi an Jiaotong University, Xi an 710049, China;

2. School of Sciences, Xidan University, Xi an 710053, China)

**Abstract:** A method is presented to identify synchronous machine rotor parameters with four steps. Good initial values in parameter identification are necessary for the traditional output error method (OEM) algorithm, so first the genetic algorithms (GA) global searching ability is utilized to find parameters closed to the optimum values; the synchronous machine parameters can be identified accurately with the aid of these parameters; then the BP neural network is exerted a perfect training; and finally a well trained neural network is employed to identify machine parameters under the specific operating conditions. In this way the GA global searching, the OEM local searching ability and the real time capability of BP neural network can fully play their roles. A simulation test for 111 kVA, 440 V synchronous machine confirms the validity of this method. It takes only 01008 s to complete a parameter identification with enough accuracy.

**Key words:** synchronous machine; parameter identification; artificial neural network; genetic algorithm; output error method

由于在线测得的参数能反映电机实际运行过程中受到的饱和、电机老化、电磁力等因素的影响,这样辨识的参数就更接近于电机的实际运行参数. 所以近年来,同步电机的在线参数辨识越来越引起人们的兴趣,尤其在国外已经取得了很大的进展.

现在比较常用的传统辨识算法有极大似然估计、最小二乘估计、OEM 等,极大似然估计在线性参数辨识方面是成功的<sup>[1]</sup>. 由于转子模型的非线性,本

文采用了 OEM. 但是, OEM 计算量比较大,收敛速度缓慢. 遗传算法(GA)在参数辨识中也有不少研究,但是它在搜索的过程中很容易陷入局部最优解,收敛速度更慢. 由于人工神经网络具有对非线性函数任意精度的逼近性质和能够训练网络节约辨识投资,使得人工神经网络在同步电机参数在线辨识方面有着十分巨大的优势和潜力,它的缺点是必须有足够多的、足够精确的导师样本. 既然上面的每一种

收稿日期: 2004 - 03 - 11. 作者简介: 杨明贵(1979 ~),男,硕士生;杨新宁(联系人),男,副教授.

种方法都存在优点和不足,本文的目的就是对此进行一些探讨和比较,使它们能够互相补充.

本文用遗传算法估计凸极同步电机转子参数初值,通过 OEM 迭代求解的参数值作为导师样本训练 BP 神经网络,在训练网络的过程中,使贝叶斯正则化算法与提前停止算法相结合,无论在数据的拟合还是在参数辨识方面都取得了较好的效果.文中参数代表的意义除特殊说明外均参考文献[2],本文不再详细介绍.

### 1 模型的选择

本文采用的同步电机模型如图 1 所示.计算过程包括在扰动条件下对励磁绕组、d 轴和 q 轴的阻尼绕组参数的辨识,这个扰动可以通过对励磁侧的电压加一个小的扰动来实现.用文献[1]中已经计算的电枢参数作为已知量来计算 d 轴和 q 轴参数  $i_d = [R_{fd}^3 \ L_{fd} \ R_{1d} \ L_{1d}]$ 、 $i_q = [R_{1q} \ L_{1q}]$ .因为 d 轴和 q 轴是互相耦合的,为了分离出参数就要计算出电压  $v_d^3$  和  $v_q^3$

$$\begin{cases} v_d = -R_a i_d - i_q r + p \\ v_q = -R_a i_q - i_d r + p \end{cases} \quad (1)$$

解出上式后就可以计算  $v_d^3$  和  $v_q^3$

$$\begin{cases} v_d^3 = v_d + i_q r \\ v_q^3 = v_q - i_d r \end{cases} \quad (2)$$

从上面计算出  $v_d^3$  和  $v_q^3$  后就可以计算 d 轴和 q 轴的参数如下<sup>[3]</sup>

$$\begin{bmatrix} v_d^3 \\ v_{fd} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -R_a & 0 & 0 \\ 0 & R_{fd} & 0 \\ 0 & 0 & R_{1d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_{fd} \\ i_{1d} \end{bmatrix} +$$

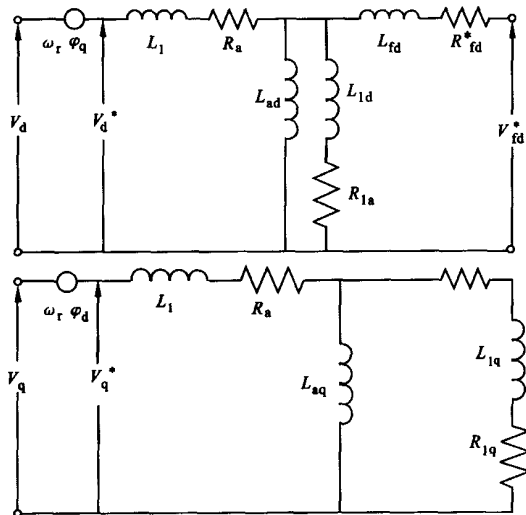


图 1 同步电机模型

$$\begin{bmatrix} -(L_1 + L_{ad}) & aL_{ad}/115 & L_{ad} \\ -aL_{ad} & a^2(L_{fd} + L_{ad})/115 & aL_{ad} \\ -L_{ad} & aL_{ad}/115 & L_{1d} + L_{ad} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_d \\ i_{fd} \\ i_{1d} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} v_q^3 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -R_a & 0 \\ 0 & R_{1q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_q \\ i_{1q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -(L_1 + L_{aq}) & -L_{aq} \\ -L_{aq} & -(L_{1q} + L_{aq}) \end{bmatrix} p \begin{bmatrix} i_q \\ i_{1q} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(4)可以通过 OEM 的方法求解,其过程将在下面叙述.

### 2 算法简介

由于传统的辨识方法计算量大,收敛速度缓慢,很难实现在线辨识.遗传算法有着全局搜索的优势,然而它在搜索的过程中很容易陷入局部最优解,而且收敛速度慢.神经网络在辨识之前需要导师样本进行训练,这些样本一般来源于其他的传统迭代算法.OEM对迭代的初值比较敏感,文献[2,3]中所说初值可以采用出厂值,这在电机运行于额定值或者在额定值附近时是可行的,但是如果电机运行在远离额定点(比如担任调峰任务的发电机),这时候用出厂值就可能致算法不收敛.如果出现较大的扰动,即使在额定值附近运行,结果也可能出现较大的偏差,而这个时候遗传算法的全局搜索的优点恰好弥补了 OEM 对迭代初值要求严的不足,使得在任何条件下 OEM 都有较好的初值.

#### 2.1 遗传算法

遗传算法就是模拟生物进化模型,通过选择交叉变异的操作,不断产生出更为优良的个体.一个基本的遗传算法一般由选择、交叉和变异组成.由于篇幅所限,本文对此不再详细叙述,仅给出适应度函数的计算方法和 Matlab 求解电机参数程序的基本结构及其简单说明.以 d 轴为例,适应度函数为

$$F = \sum_{k=1}^n ((\hat{i}_{d(k)} - i_{d(k)})^2 + (\hat{i}_{fd(k)}^3 - i_{fd(k)}^3)^2) \quad (5)$$

式中:  $\hat{i}_{d(k)}$  和  $\hat{i}_{fd(k)}^3$  分别代表  $i_{d(k)}$  和  $i_{fd(k)}^3$  的预测值;  $i_{d(k)}$  和  $i_{fd(k)}^3$  为测量值.遗传算法的具体步骤如下:

- (1) 初始化,给出电机参数估计范围;
- (2) 读取数据并用公式(5)计算第一代个体适应度;

(3) while(不满足终止条件)

```

{
  选择(蒙特卡罗选择法)
  交叉(点对点交叉)
  变异(随机变异)
  用公式(5)计算新群体的个体适应度
  保留最好的个体
};

```

(4) 求出最佳适应度以及这个适应度对应的参数;

(5) 结束.

### 2.2 OEM

OEM是以遗传算法输出的值作为初始值进行迭代的. 以 d 轴为例, 将式(3)进行处理得

$$pi = -L^{-1} Ri + L^{-1} v \tag{6}$$

$$R = \begin{bmatrix} -R_a & 0 & 0 \\ 0 & R_{fd} & 0 \\ 0 & 0 & R_{ld} \end{bmatrix}$$

$$L =$$

$$\begin{bmatrix} -(L_1 + L_{ad}) & aL_{ad}/115 & L_{ad} \\ -aL_{ad} & a^2(L_{fd} + L_{ad})/115 & aL_{ad} \\ -L_{ad} & aL_{ad}/115 & L_{ld} + L_{ad} \end{bmatrix}$$

再将上式进行离散化, 用 OEM 可以迭代出待辨识的参数, 其中  $L_{ad}$ 、 $L_1$ 、 $R_a$  等参数均来自文献[1]中的结果. 辨识步骤如下.

(1) 定义参数  $L_{fd}$ 、 $R_{fd}$ 、 $L_{ld}$ 、 $R_{ld}$  或者  $L_{lq}$ 、 $R_{lq}$  的初始值.

(2) 由  $k = 1 : n$  计算迭代误差  $e(k) = i(k) - \hat{i}(k)$ .

(3) 计算代价函数  $J(\hat{\Lambda}) = \sum_{k=0}^N [e^T(k, \hat{\Lambda}) e(k, \hat{\Lambda})]^{1/4}$ , 其中  $N$  为数据点个数.

(4) 计算梯度矩阵和黑森矩阵

$$H = \frac{\partial^2 J(\hat{\Lambda})}{\partial \Lambda^2} \quad G = \frac{\partial J(\hat{\Lambda})}{\partial \Lambda}$$

由于计算黑森矩阵代价很大, 而且计算出来的矩阵还可能是奇异的, 所以本文用  $H = G^T G$  代替, 有效地减少了计算量, 提高了计算速度. 但是, 黑森矩阵仍有可能是奇异的, 考虑  $H$  只影响参数的收敛速度, 我们在矩阵  $H$  对角上都加一个很小的元素  $u$ , 即

$$H = G^T G + \text{diag}(u, \dots, u)$$

这样产生的黑森矩阵不但提高了计算速度, 而且有

效地防止了矩阵产生的奇异解.

(5) 计算参数新值

$$\hat{\Lambda}_{new} = \hat{\Lambda}_{old} - H^{-1} G \tag{7}$$

这种迭代算法在初始收敛快, 在接近真值的时候收敛速度很慢, 可以在迭代的过程中引入松弛因子  $\alpha$ ,

可以时变地选择以适应参数的变化, 迭代的方程变为

$$\hat{\Lambda}_{new} = \hat{\Lambda}_{old} - \alpha H^{-1} G \tag{8}$$

(6) 重复步骤(2) ~ (5), 直到代价函数达到要求为止.

### 2.3 神经网络

神经网络的训练是以 OEM 辨识值作为导师信号进行的, 用成功训练的网络辨识同步电机参数是我们的最终目的.

在上述过程中, 电压为激励, 其响应为电流, 因为在扰动的过程中变量  $i_{fd}^3$ 、不是一个常量, 所以上面的参数可以由这两个变量映射. 理论上早已证明, 含有一个隐含层的 BP 网络可以任意精度逼近任何非线性函数. 在本文中, 用在不同的励磁电压和功率下进行多次仿真的结果作为导师样本来训练神经网络, 网络模型如图 2.

其数学模型如下<sup>[3]</sup>

$$P = [E(i_{fd}^3) \quad (i_{fd}^3) \quad E(\delta) \quad (\delta)]^T$$

$$= W_2 \cdot 3 \tan \text{sig}(W_1 \cdot 3 P + B_1) + B_2$$

式中:  $P$  是输入向量;  $E$  和  $\sigma$  分别表示统计的平均值和标准偏差. 在训练网络过程中, 采用贝叶斯正则化与提前停止相结合的算法, 无论在数据的拟合还是在参数辨识方面都取得了较好的效果.

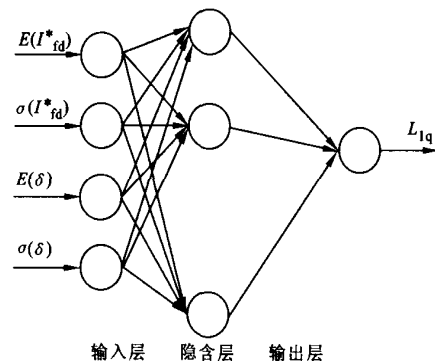


图 2 基于同步电机模型的前向多层神经网络

### 3 结果分析

评价一种在线辨识算法是否成功最重要的标准是辨识的精度和速度, 如果精度不高, 辨识就失去了

意义,如果速度慢,也不可能实现在线辨识.本文对一台 111 kVA、440 V 的同步电机在额定情况下进行仿真试验<sup>[5]</sup>,基本参数  $R_a = 0.126 \Omega$ ,  $L_{ad} = 0.10137 \text{ H}$ ,  $L_{aq} = 0.1011 \text{ H}$ ,  $L_1 = 0.10014 \text{ H}$ ,  $L_{1d} = 0.10014 \text{ H}$ ,  $R_{1d} = 0.10224 \Omega$ ,  $R_{fd} = 0.113 \Omega$ ,  $L_{fd} = 0.10021 \text{ H}$ ,  $L_{1q} = 0.1001 \text{ H}$ ,  $R_{1q} = 0.102 \Omega$ ,其中电枢参数的计算见文献[1],在本文作为已知值使用.下面以 d 轴参数为例,从这两个方面说明本文所提出算法的优越性,如表 1、表 2 所示.其中,GA 算法的结果为每代 200 个个体、经过 50 代的运算结果,GAOEM 是以 GA 输出值为初值的 OEM,单一的神经网络不能用于参数辨识,BPNN 为本文所提出的混合算法.

表 1 参数辨识的精度比较图

| 变量       | 真值       | GA        | OEM       | GAOEM     | BPNN      |
|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| $R_{fd}$ | 0.1130 0 | 0.1129 20 | 0.1130 40 | 0.1130 00 | 0.1130 00 |
| $L_{fd}$ | 0.1002 1 | 0.1003 43 | 0.1001 41 | 0.1002 16 | 0.1002 19 |
| $R_{1d}$ | 0.1022 4 | 0.1026 20 | 0.1018 30 | 0.1021 40 | 0.1021 00 |
| $L_{1d}$ | 0.1001 4 | 0.1000 92 | 0.1001 10 | 0.1001 43 | 0.1001 46 |

表 2 参数辨识的收敛时间比较

| 算法   | GA    | OEM   | GAOEM | BPNN  |
|------|-------|-------|-------|-------|
| 时间/s | 41813 | 91927 | 43015 | 01008 |

从表 1、表 2 中可以看出,训练成功地神经网络在辨识同步电机参数方面无论从速度上还是从精度上都可以满足在线辨识的要求,尤其在速度上与其他算法相比有着巨大的优势.这也是本文所提出的算法可以成功地用于在线参数辨识的重要原因.从

上面的比较中可以证明,神经网络在同步电机在线参数辨识方面的可行性以及本文所提出的同步电机参数辨识四步法的合理性.

## 4 结束语

本文通过比较传统的参数辨识算法、遗传算法和神经网络算法在同步电机参数辨识方面的优劣,提出了同步电机参数在线辨识的四步法,即用遗传算法对参数大范围进行全局搜索,以遗传算法的输出值作为 OEM 的迭代初值,再用 OEM 的结果作为导师样本训练 BP 神经网络,最后用训练好的网络来在线实时辨识同步电机的转子参数.结果表明,本文所采用的方法是正确的和可行的.

## 参考文献:

- [1] 杨明贵.基于人工神经网络的同步电机在线参数辨识[J].微电机,2004,37(3):6-9.
- [2] Karayaka H B. Identification of armature, field and saturated parameters of a large steam turbine generator from operating data [J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2000,15(2):181-187.
- [3] Keyhani A. Methodology development for estimation of armature circuit and field winding parameters of large utility generators [J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1999,14(4):901-908.
- [4] Pillutla S. Neural network based saturation model for round rotor synchronous generator[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1999,14(4):1019-1025.
- [5] 薛定宇.系统仿真技术与应用[M].北京:清华大学出版社,2003.

(编辑 杜秀杰)

(上接第 994 页)

- [3] Glany M I, Malik O P, Hope G S. A digital protection technique for parallel transmission lines using a single relay at each end [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1992,7(1):118-125.
- [4] 朱声石.高压电网继电保护原理与技术[M].北京:中国电力出版社,1995.
- [5] 罗云照.双回线故障分量提取算法及电流平衡保护的研究[D].西安:西安交通大学电气工程学院,2003.
- [6] Eissa M M, Malik O P. A new digital directional transverse

differential current protection technique [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1996,11(3):1285-1291.

- [7] 陈生贵,卢继平,王维庆.电力系统继电保护[M].重庆:重庆大学出版社,2003.
- [8] 葛耀中.新型继电保护与故障测距原理与技术[M].西安:西安交通大学出版社,1996.
- [9] 索南加乐.同杆双回线的故障分析及继电保护[D].西安:西安交通大学电气工程学院,1991.

(编辑 杜秀杰)