

三相感应电动机的在线故障检测与 诊断问题研究*

周东华

(北京理工大学自动控制系统, 100081)

摘要: 本文建立了三相感应电动机的通用故障模型, 提出了一种检测、分离、并估计出其转子与定子故障的新方法. 最后, 应用一个 4470 千瓦的大型电动机的实际参数作了仿真研究, 验证了本文方法的有效性.

关键词: 感应电动机; 定子; 转子; 故障检测与诊断; 故障估计

1 引言

目前工业中大量使用的电动机是鼠笼感应电动机, 其主要原因是这种电机具有可靠性高, 维修方便的优点. 尽管如此, 为了进一步提高其可靠性与可维修性, 人们还是致力于建立一套用于监控电机运行的故障检测与诊断系统, 并已经做了很大的努力^[1~6]. 这对某些重要的工业部门是十分必要的^[7].

现有的用于三相感应电动机故障检测的方法主要有基于信号分析和基于参数估计两种方法. 基于信号分析的方法的缺点是故障的分离比较困难, 且不能估计出故障的幅值. 基于参数估计的方法的优点是有利于故障的分离与估计. 从理论上讲, 只要能在线得到较准确的故障参数的估计值, 就可以很容易地做到故障的检测、分离与估计. 文[1]采用参数估计的方法, 给出了一种检测转子断裂故障的方法, 但其方法只适用于单机电机.

本文首先建立了三相感应电动机的七阶动态故障模型, 然后基于我们提出的强跟踪滤波器(STF)^[8]和修正的贝叶斯算法(MB 算法)^[9]给出了一种故障检测与诊断的新方法, 可用于非线性时变随机系统部件故障的检测、分离与估计. 最后, 利用某大型三相感应电动机的参数进行了仿真研究, 验证了本文方法的有效性.

2 三相感应电动机故障模型的建立

在 $d-q-0$ 坐标系下, 三相感应电动机的五阶精确数学模型为^[7]:

$$\begin{bmatrix} u_{ds} \\ u_{qs} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 + PL_s & -\omega_1 L_s & PL_m & -\omega_1 L_m \\ \omega_1 L_s & r_1 + PL_s & \omega_1 L_m & PL_m \\ PL_m & -(\omega_1 - \omega_r)L_m & r_2 + PL_r & -(\omega_1 - \omega_r)L_r \\ (\omega_1 - \omega_r)L_m & PL_m & (\omega_1 - \omega_r)L_r & r_2 + PL_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$P\omega_r = \frac{n_p^2}{J} i^T G i - \frac{D}{J} \omega_r - \frac{n_p}{J} T_L. \quad (2)$$

* 国家自然科学基金与博士点基金资助项目.

本文于 1994 年 1 月 10 日收到, 1994 年 4 月 20 日收到修改稿.

其中 $P \triangleq \frac{d}{dt}$, $\omega_1 = P\theta_1 = 2\pi f_1$, 为 d - q 系统的旋转速率, $f_1 = 50$ 赫兹为电网频率; r_1 和 r_2 分别为定子与转子的等效电阻; L_s 和 L_r 分别为定子与转子的等效电感; L_m 为定子与转子的互感, ω_r 为转子的旋转角速度; i_{ds} 和 i_{qs} 分别为定子 d, q 方向的电流分量; i_{dr} 和 i_{qr} 分别为转子 d, q 方向的电流分量; u_{ds} 和 u_{qs} 分别为定子 d, q 方向的电压分量; n_p 为电机的磁极对数; J 为机组的转动惯量; D 为摩擦及风阻阻力系数.

$$i = [i_{ds} \quad i_{qs} \quad i_{dr} \quad i_{qr}]^T,$$

$$G = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_r \\ -L_m & 0 & -L_r & 0 \end{bmatrix}.$$

T_L 为负载力矩,

$$T_L = K_1 + K_2\omega_r + K_3\omega_r^2 + K_4\omega_r^3.$$

取状态变量为

$$x_1 = i_{ds}, \quad x_2 = i_{qs}, \quad x_3 = i_{dr}, \quad x_4 = i_{qr}, \quad x_5 = \omega_r.$$

转子的故障主要表现为鼠笼铜条的断裂,这可以从 r_2 的增大上反映出来. 定子的故障也主要可以从其电阻 r_1 上反映出来,因此我们需要对 r_2 和 r_1 进行监控. 为此取附加的状态变量为:

$$x_6 = r_2, \quad x_7 = r_1.$$

当然,若已知其它参数,如 L_s, L_r 可能会发生变动,我们也可以类似地进行处理.

故障模型的输入信号为

$$u = [u_{ds} \quad u_{qs} \quad 0 \quad 0]^T,$$

状态向量

$$x = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4 \quad x_5 \quad x_6 \quad x_7]^T.$$

由式(1)和(2)以及 x, u 和 i 的定义,并采用欧拉离散化方法,最终可以得到如下七阶故障模型:

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)). \quad (3)$$

其中

$$f(x(k), u(k)) = x(k) + T_s g(x(k), u(k)), \quad (T_s \text{ 为采样间隔}) \quad (4)$$

$$g(x, u) = \begin{bmatrix} -Q^{-1}[R(x_6, x_7) + \omega_1 F]i - Q^{-1}\omega_r Gi + Q^{-1}u \\ \frac{n_p^2}{J}i^T Gi - \frac{D}{J}\omega_r - \frac{n_p}{J}T_L \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$$Q = \begin{bmatrix} L_s & 0 & L_m & 0 \\ 0 & L_s & 0 & L_m \\ L_m & 0 & L_r & 0 \\ 0 & L_m & 0 & L_r \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$R(x_6, x_7) = \begin{bmatrix} x_6 & & & \\ & x_6 & & \\ & & x_7 & \\ & & & x_7 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$F = \begin{bmatrix} 0 & -L_s & 0 & -L_m \\ L_s & 0 & L_m & 0 \\ 0 & -L_m & 0 & -L_r \\ L_m & 0 & L_r & 0 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

$$i = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T. \quad (9)$$

系统输入为

$$\begin{cases} u_{ds} = \sqrt{\frac{3}{2}} u_s \sin(\theta_0 - \theta_{10}), \\ u_{qs} = -\sqrt{\frac{3}{2}} u_s \cos(\theta_0 - \theta_{10}). \end{cases} \quad (10)$$

其中 u_s 为电机定子相电压的最大值, $\theta_0 - \theta_{10}$ 为初相角差.

故障模型的输出方程为

$$y(k+1) = h(x(k+1)) + e(k+1). \quad (11)$$

其中

$$h(x) = \begin{bmatrix} \sqrt{x_1^2 + x_2^2} \\ x_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{i_{ds}^2 + i_{qs}^2} \\ \omega_r \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$e = [e_1 \ e_2]^T, \quad (13)$$

$e(k+1)$ 为零均值, 协方差为 Q_2 的测量噪声.

3 故障检测与诊断方法

基于作者提出的强跟踪滤波器^[8]和修正的贝叶斯分类算法^[9], 我们给出如下一种用于非线性系统部件故障的检测、分离与估计算法.

算法 3.1(FDD 算法)

Step 1 基于模型(3)和(11), 由文[8]的强跟踪滤波器得到转子电阻, 定子电阻的在线估计:

$$\hat{\theta}(k|k) = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_1(k|k) \\ \hat{\theta}_2(k|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{r}_2(k|k) \\ \hat{r}_1(k|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}_6(k|k) \\ \hat{x}_7(k|k) \end{bmatrix}. \quad (14)$$

Step 2 基于文[9]的 MB 算法, 对 $\hat{\theta}_i(k|k)$, $i=1, 2$, 进行如下检测:

1) 在 $k=\tau$ 时刻, 当 $\hat{\theta}_i(k|k)$, $i \in \{1, 2\}$, 使得 MB 算法^[9]的 H_1 成立时, 可判定 θ_i 已发生了故障, 转向 Step 3.

2) 当 MB 算法^[9]的 H_0 成立时, 转向 Step 1.

Step 3 定义数据窗 L_1 和阈值 ε_i , 如果存在 $L \in \{0, 1, 2, \dots\}$, 对所有的 $N \in \{LL_1+1, \dots, LL_1+L_1\}$, $LL_1 \geq \tau$, 都有

$$|\hat{\theta}_i(N|N) - \hat{\theta}_i(N-1|N-1)| < \varepsilon_i, \quad (15)$$

那么在 LL_1+L_1 时刻, 估计出故障幅值为

$$[(1/L_1) \sum_{N=LL_1+1}^{LL_1+L_1} \hat{\theta}_i(N|N)] - \hat{\theta}_i^0. \quad (16)$$

转向 Step1.

在式(16)中, θ_i^0 是 $\theta(k)$ 在正常运行时的均值. 在无故障时, $\theta(k)$ 服从如下正态分布:

$$\theta(k) \sim N(\theta^0, \sigma_{\theta^0}^2) \quad (17)$$

4 仿真研究

某大型三相感应电动机是鼠笼型电动机, 其故障模型如式(3)和(11)所示, 电机的实际参数为:

功率: 4470kW; 转速: 1787 转; $r_2=r_1=0.022\Omega$; $L_s=L_r=0.0597\text{H}$; $L_m=0.0589\text{H}$; $J=6614.716\text{Nm}^2$; $D=2.444\text{Nms}$; $n_p=4$; $k_1=0$, $k_2=12.6$, $k_3=0.2763$, $k_4=0.056$, $\alpha=2.45$; $u_s=4160\text{V}$; $\theta_0-\theta_{10}=\pi/12$ 弧度; $Q_2=\text{diag}[2^2 \ 0.5^2]$; $T_s=0.0001\text{s}$.

系统的初始条件为:

$$i_{ds}(0)=i_{qs}(0)=i_{dr}(0)=i_{qr}(0)=0; \omega_r(0)=0; r_2(0)=r_1(0)=0.022.$$

强跟踪滤波器的参数选择为^[8]:

$$\alpha_1 : \alpha_2 : \alpha_3 : \alpha_4 : \alpha_5 : \alpha_6 : \alpha_7 = 1 : 1 : 1 : 1 : 1 : 1.05 : 1.05;$$

$$\rho = 0.98, \quad P(0|0) = 10\text{I},$$

贝叶斯分类算法中的参数^[9]设定为:

$$N_1 = 50; \quad \theta_1^0 = \theta_2^0 = 0.022; \quad \sigma_{\theta_1^0}^2 = \sigma_{\theta_2^0}^2 = 0.0001; \quad \bar{\beta}_{\theta_1} = \bar{\beta}_{\theta_2} = 1400.$$

算法 3.1 中的参数设定为

$$L_1 = 50; \quad \varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0.00005.$$

仿真中共人为设置了两组故障:

第一组故障 在 $K=600$, $r_2(k)$ 突变为 0.022×1.1 欧姆; 在 $K=1300$, $r_2(k)$ 突变为 0.022×0.9 欧姆.

第二组故障 在 $K=700$ 到 1299 之间, $r_1(k)$ 共发生了 0.022×0.2 欧姆的缓慢变化的故障, $r_2(k)$ 无故障, 仍保持为 0.022 欧姆.

图 1 给出了第一组故障的仿真结果, 其中图 1(a) 是 $r_2(k)$, $\hat{r}_2(k|k)$ 的变化曲线, 图中 * 表示 $r_2(k)$ 的估计值. 图 1(b) 是 $r_1(k)$, $\hat{r}_1(k|k)$ 为响应曲线, 图 1(c) 是 MB 算法的响应曲线.

由算法 3.1, 我们在 $K=814$ 检测并诊断出转子 r_2 发生了故障, 此时 MB 算法的输出 $\text{MB}_{r_2}(814)=1443.505 > 1400$ (阈值). 在 $K=1050$ 估计出故障幅值为 $+0.00221$ 欧姆, 估值精度达到了 99.5%.

在 $K=1528$, 检测并诊断出定子 r_1 发生了故障, 此时 $\text{MB}_{r_1}(1528)=1425.935 > 1400$. 在 $K=1650$ 估计出故障幅值为 -0.00222 欧姆, 估值精度达到了 99.1%.

图 2 给出了第二组故障的仿真曲线, 其中(a), (b), (c)对应于图 1 的(a), (b), (c).

由算法 3.1, 我们在 $K=1149$ 检测并诊断出是定子 r_1 发生了故障, 此时 $\text{MB}_{r_1}(1149)=1432.154 > 1400$, 并且在 $K=1800$ 估计出故障幅值为 $+0.00442$, 估值精度达到了 99.5%.

注 1) 对第一组突变型故障, 最多只延时了 $(1050-600) \times 0.1 = 45$ 毫秒, 就检测并

诊断出了相应的故障,达到了对电机故障的快速检测与诊断.

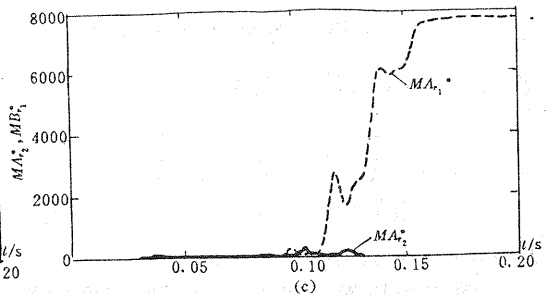
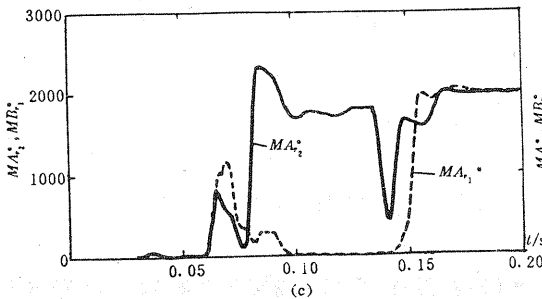
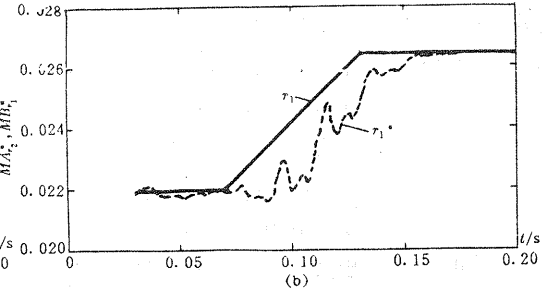
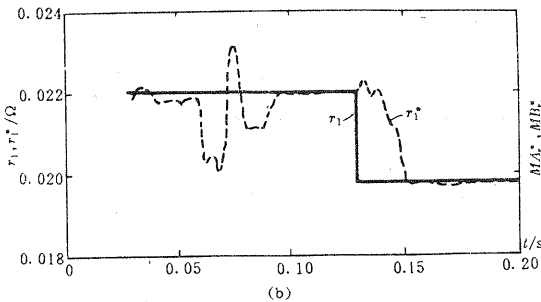
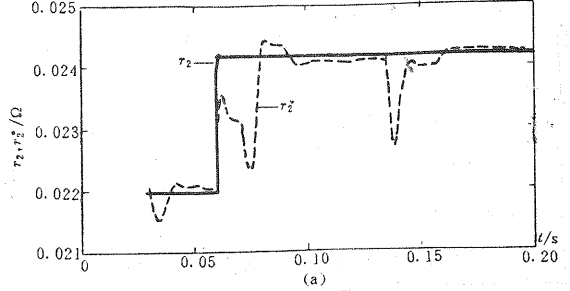
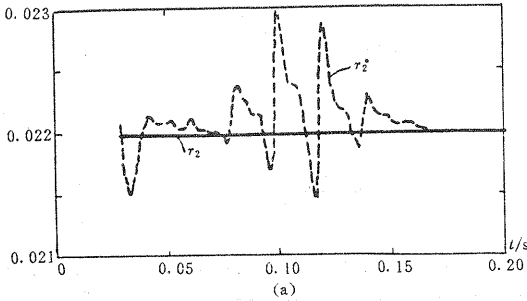


图 1 第 1 组故障的仿真结果

图 2 第 2 组故障的仿真结果

2) 对第二组缓变型故障,诊断的延迟时间是 $(1800-700) \times 0.1 = 110$ 毫秒,延迟时间比第一组故障检测延时稍长了一些.这也是正常的,因为只有缓变型故障增大到一定程度,才能被检测出来.

3) 对每组故障,都没出现故障的误报现象,证实了本文算法 3.1 的有效性.

5 结 论

本文首次给出了一种基于三相感应电动机精确模型的故障检测与诊断方法.本文方法的特点是不但可以实时检测和分离出电机转子和定子的故障,而且还可以估计出故障的幅值,为进一步实现感应电机的容错控制创造了重要的必要条件.因此本文的方法不仅具有理论价值,而且具有广泛的应用价值.

参 考 文 献

- parameter Estimation. IEEE Trans. on Industry Application, 1992, 28:702—709
- [2] Elder, S., Watson, J. F. and Thomson, W. T.. Fault Detection in Induction Motors As A Result of Transient Analysis. Proc. of IEE Fourth International Conference on Electrical Machines and Drives, 1990, 183—186
- [3] Leith, D. and Rankin, D.. Real Time Expert System for Identifying Rotor Faults and Mechanical Influence in Induction Motor Phase Current. Proc. of IEE Fourth International Conference on Electrical Machines and Drives, 1990, 46—50
- [4] Richards, G. G. and Tan, O. T.. Simplified Models for Induction Machines Transients Under Balanced and Unbalanced Conditions. IEEE Trans. on Industry Application, 1981, 1A-17:15—19
- [5] Kerszenbaum, I. and Landy, C. F.. The Existence of Large Interbar Currents in Three Phase Squirrel Cage Motors with Rotor-Bar and/or Ends-ring Faults. IEEE Trans. Power Application System, 1984, PAS-103:1854—1862
- [6] Penman, J., Day, M. N., Tait, A. J. and Bryan, W. E.. Condition Monitoring of Electrical Drives. Proc. of IEE, 1986, 133:142—148
- [7] 陈坚. 交流电机数学模型及调速系统. 北京:国防工业出版社, 1989, 40—114
- [8] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器. 自动化学报, 1991, 17:689—695
- [9] Zhou, D. H., Sun, Y. X., Xi, Y. G. and Zhang, Z. J.. Sensor Fault Detection and Diagnostics of Nonlinear Systems with Application to Paper Machines. Proc. of 12th IFAC World Congress, 1993, 1:497—500

Study of On-Line Fault Detection and Diagnostics of Three Phase Induction Motors

ZHOU Donghua

(Department of Automatic Control, Beijing Institute of Technology • Beijing, 100081, PRC)

Abstract: A general fault model of three phase induction motors is developed in this paper, and a new approach to fault detection, isolation and estimation of rotors and stators is proposed. Finally, the effectiveness of the approach is illustrated by computer simulations with the real parameters of a 4470kw induction motor.

Key words: induction motor; stator; rotor; fault detection and diagnostics; fault estimation

本文作者简介

周东华 1963年生. 于1991年在上海交通大学获工学博士学位, 曾在浙江大学工业控制所做博士后研究工作, 现为北京理工大学副教授. 1994年3月荣获了德国洪堡研究基金. 目前的研究方向是故障检测与诊断技术, 容错控制与智能控制.