

文章编号:1671-251X(2015)09-0049-05 DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2015.09.013
徐懂理.一种新型电动机转子断条故障诊断方法[J].工矿自动化,2015,41(9):49-53.

一种新型电动机转子断条故障诊断方法

徐懂理

(南京工程学院 电力工学院,江苏 南京 211100)

摘要:针对传统的谱分析理论存在因加窗和截断造成频谱泄漏、谱分析困难等问题,提出了一种基于AR模型和LMS自适应陷波的电动机转子断条故障诊断方法。该方法采用LMS自适应陷波滤除定子电流基波分量,再进行AR参数模型谱估计,可精确检测出故障特征量的幅值和频率,为电动机转子断条故障的检测提供了一条新途径。

关键词:电动机;转子断条故障;AR模型;LMS自适应陷波;谱估计

中图分类号:TD614 文献标志码:A 网络出版时间:2015-08-29 15:45

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20150829.1545.013.html>

A new fault diagnosis method of broken rotor bar of motor

XU Dongli

(School of Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211100, China)

Abstract: In view of problem of spectrum leakage and spectrum analysis difficulty caused by windowing and truncation existed in traditional spectrum analysis theory, a new fault diagnosis method of broken rotor bar of motor based on AR model and LMS adaptive notch was proposed. The method uses LMS adaptive notch to filter out fundamental component of stator current, then conducts spectrum estimation of AR parameter model and accurately detects amplitude and frequency of fault characteristics. The method provides a new way for fault detection of broken rotor bar of motor.

Key words: motor; broken rotor bar fault; AR model; LMS adaptive notch; spectrum estimation

0 引言

转子断条故障是电动机最常见的故障类别,具有广泛性、突发性、渐进性、高危害性等特点^[1-2],因此,对其进行及时、可靠的检测具有实际意义。电动机电流信号检测(Motor Current Signal Analysis, MCSA)方法^[1]因其非侵入式特点得到广泛应用,该方法理论源于英国学者 HARGIS C 等证实的电动机转子断条故障对供电电流具有调制作用,即断条故障发生后定子电流中将出现频率为 $(1 \pm 2s)f$ 的额外频率分量(s 为转差率, f 为电源频率)。参考文献[3]研究表明,对于转子断条程度的诊断存在以下

关系: $\frac{I_{brb}}{I_s} \approx \frac{\sin(2\pi R_b P/R)}{4\pi P(1-R_b P/R)}$, 其中 I_{brb} 为 $(1-2s)f$ 分量振幅, I_s 为基频分量振幅, P 为电动机极对数, R_b 和 R 分别为转子断裂的导条数和导条总数。因此,可通过查找稳态定子电流频谱中的 $(1 \pm 2s)f$ 频率分量来判断转子有无断条以及断条程度。

当转子轻微断条时, $(1 \pm 2s)f$ 频率分量相对于电网频率分量非常小,其幅值仅为电网频率分量的 $1\% \sim 3\%$, 由于转差率 s 也非常小,使得故障特征频率与电网频率非常接近,仅相差 $0.5 \sim 5$ Hz。在进行电流频谱分析时,由于受主频谱线的泄漏影响,故障特征会被淹没而难以识别,这也是目前感应电动机转子断条故障诊断需解决的一大难题^[4-5]。

收稿日期:2014-12-30;修回日期:2015-07-14;责任编辑:胡娴。

基金项目:南京工程学院校级青年基金项目(QKJB201303)。

作者简介:徐懂理(1983—),男,江苏徐州人,实验师,硕士,从事电气设备在线监测方面的研究工作,E-mail: xu_dongli@163.com。

经典谱分析方法通过对 N 个样本值进行快速傅里叶变换(Fast Fourier Transformation, FFT)来估计频谱,具有加窗效应,而在实际处理中无论怎么改进窗函数,都避免不了其负面影响:① 主瓣对被估计的谱有模糊和平滑作用;② 旁瓣会将信号集中在某一频段的功率扩散到邻近频带内,并产生泄漏。目前较多的参考文献采用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法对原始信号进行分解,对得到的各分量提取特征向量^[6],但 EMD 方法理论上还存在如过/欠包络、模态混淆、端点效应和 Hilbert 变换产生的无法解释的负频率等问题^[7-8]。

本文提出采用自回归(Auto Regressive, AR)模型与最小均方(Least Mean Square, LMS)自适应陷波器来完成转子断条故障的检测。为了防止基波分量影响故障特征,先使用自适应陷波器将基波大大衰减,使故障特征信号得以凸显;再使用 AR 参数模型进行谱估计,得到去除基频干扰的谱线构成,从根本上回避了传统谱分析方法存在的频谱泄漏问题。本文所提方法实现了有限观测值高分辨率的断条故障窄带谱估计,能精确地检测出故障特征值及故障程度,为感应电动机转子断条故障的检测提供了新途径。

1 LMS 自适应陷波

自适应陷波是利用前一时刻已获得的陷波器参数自动调节现时刻的参数,以适应信号或噪声未知的或随时间变化的统计特性,从而实现单频噪声的最优滤除。LMS 算法是一种梯度最陡下降搜索算法,采样点进行逐个计算,用递归方式调整陷波器系数。LMS 自适应陷波器与一般固定网络的陷波器比较,能够自适应地准确跟踪干扰频率,且带宽易于控制。

异步电动机转子断条出现故障时,定子电流信号 $d(n)$ 可表示为故障特征量受单频正弦信号干扰的形式:

$$d(n) = s(n) + I_s \sin(2\pi fn + \theta) \quad (1)$$

式中: $s(n)$ 为有用信号,其中包含 $(1 \pm 2s)f$ 故障特征频率分量以及各次谐波分量,它们与基频分量相比均非常小; θ 为基频分量相位; $I_s \sin(2\pi fn + \theta)$ 为定子电流信号中的基频分量,属单一频率正弦信号,处理时作为噪声干扰信号,通过陷波器将其衰减或滤除。

LMS 自适应陷波器原理如图 1 所示。输入端

为接收到的受基频信号干扰的定子电流原始信号 $d(n)$,参考输入端为一单频正弦信号 $A \sin(2\pi ft + \varphi)$,其与基频信号频率相同但相位不同。陷波器系数 w_1 和 w_2 由自适应线性组合器调整输出。自适应线性组合器采用 LMS 算法,以陷波器输出 $e(n)$ 为反馈,自适应调节 w_1 和 w_2 的值, $x_1(n)$ 和 $x_2(n)$ 是相位差为 90° 的同频正弦信号, $x_1(n) = A \cos(2\pi ft + \varphi)$, $x_2(n) = A \sin(2\pi ft + \varphi)$ 。

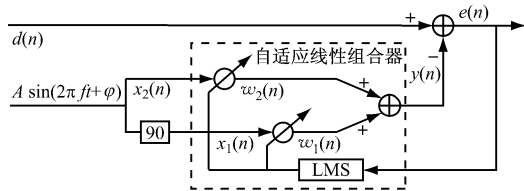


图 1 LMS 自适应陷波器原理

自适应线性组合器的输出为

$$y(n) = w_1(n)x_1(n) + w_2(n)x_2(n) = w_1(n)A \cos(2\pi ft + \varphi) + w_2(n)A \sin(2\pi ft + \varphi) \quad (2)$$

经自适应调整,使权矢量达到最佳后的输出为

$$y(n) = w_1^*(n)A \cos(2\pi ft + \varphi) + w_2^*(n)A \sin(2\pi ft + \varphi) = \hat{I}_s \sin(2\pi fn + \hat{\theta}) \quad (3)$$

式中: $w_1^*(n)$ 和 $w_2^*(n)$ 分别为 w_1 和 w_2 经自适应线性组合器调节后的最佳值; $\hat{I}_s$ 和 $\hat{\theta}$ 分别为基频分量振幅 I_s 和相位 θ 的最佳估计值。

将原始的定子电流信号 $d(n)$ 和输出信号 $y(n)$ 相减,得到以故障特征频率信号为主要成分的有用信号 $\hat{s}(n)$:

$$\hat{s}(n) = d(n) - y(n) \approx s(n) \quad (4)$$

这样设计的自适应陷波器具有 2 个优点:① 频率特性与理想特性很接近,可以很好地将定子电流中非常稳定的电网频率分量滤除;② 阻带宽度很容易控制,当干扰频率有变动时,阻带位置能够跟踪干扰频率的变化。

2 AR 模型

实际中所遇到的随机过程可以用一个输入为白噪声、传递函数为有理分式的系统输出信号来表示,异步电动机定子电流信号也不例外^[9]。该有理分式模型为

$$H(z) = \frac{\sum_{k=0}^q b_k z^{-k}}{\sum_{k=0}^p a_k z^{-k}} \quad (5)$$

式中: $H(z)$ 为系统在离散复频域 z 域的传递函数;

a_k 和 p 分别为模型分母多项式的系数和阶数; b_k 和 q 分别为模型分子多项式的系数和阶数。

令 $A(z)=\sum_{k=0}^p a_k z^{-k}, B(z)=\sum_{k=0}^q b_k z^{-k}$ 。当输入
的白噪声功率谱密度 $P_{ww}(z)=\sigma_w^2$ 时,输出功率谱
密度为

$$P_{xx}(z)=\sigma_w^2 H(z)H(z^{-1})=\sigma_w^2 \frac{B(z)B(z^{-1})}{A(z)A(z^{-1})} \tag{6}$$

式中: σ_w^2 为系统输入的白噪声功率谱密度。
将模型转换到频域进行分析,即将 $z=\exp(j\omega)$
(ω 为角频率)代入式(6),得

$$P_{xx}(\exp(j\omega))=P_{xx}(\omega)=\sigma_w^2 \left| \frac{B(\exp(j\omega))}{A(\exp(j\omega))} \right|^2 \tag{7}$$

令 $a_0=b_0=1$,根据其他系数的取值情况,随机
过程可分为 3 种模型:AR 模型、MA 模型和 ARMA
模型。当其余的 b_k 均为零时就是 p 阶自回归模型,
简称 AR 模型。

由 Wold 分解定理可知 3 种模型的转换关系,
即任何 ARMA 或 MA 模型都可用一个 AR 模型来
表示。在实际处理中,如果选择的模型不合适,只要
阶数足够,仍能较好地逼近被建模的随机过程。进
行 ARMA 和 MA 模型参数估计时需要解一组非线性
方程,而进行 AR 模型参数估计时通常只需要解
一组线性方程,为使计算方便,选择 AR 模型对定子
电流信号进行谱估计^[10-11]。

AR 模型传递函数可用差分方程表示:

$$x(n)=-\sum_{k=1}^p a_k x(n-k)+w(n) \tag{8}$$

式中: $x(n)$ 为 AR 模型系统的输出信号; $w(n)$ 为 AR
模型系统的输入信号,即均值为零、功率谱密度为
 σ_w^2 的白噪声。

为得到 AR 模型的谱估计 $P_{xx}(\omega)$,必须求取参
数 $a_1, a_2, \dots, a_p$ 及 σ_w^2 ,模型参数可以通过求解 Yule-
Walker 线性方程组来获得,即

$$\tilde{\mathbf{R}}\mathbf{a}=\boldsymbol{\varepsilon} \tag{9}$$

式中: $\tilde{\mathbf{R}}$ 为 Toeplitz 矩阵,即自相关矩阵, $\tilde{\mathbf{R}}=$
$$\begin{bmatrix} r(1,0) & r(1,1) & \cdots & r(1,p) \\ r(2,0) & r(2,1) & \cdots & r(2,p) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r(p,0) & r(p,1) & \cdots & r(p,p) \end{bmatrix}$$
,其元素值可由自
相关函数表达式(式(10))获得; $\mathbf{a}=[1 \ a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_p]^T$; $\boldsymbol{\varepsilon}=[\sigma_w^2 \ 0 \ 0 \ \cdots \ 0]^T$ 。

$$r(i,j)=\sum_{n=p}^{N-1} x(n-j)x^*(n-i) \tag{10}$$

将 AR 模型参数代入式(7),可获得被估计信号
的谱密度估计值为

$$P_{xx}(\omega)=\frac{\sigma_w^2}{\left| A(\exp(j\omega)) \right|^2}=\frac{\sigma_w^2}{\left| 1+\sum_{k=1}^p a_k \exp(-j\omega k) \right|^2} \tag{11}$$

模型有效阶数的选择可以采用最终预测误差
(Final Prediction Error, FPE)准则,按下式计算:
 $F_{FPE}(p)=\frac{N+1+p}{N-1-p}\epsilon_p$,其中 ϵ_p 即为式(9)中向量 $\boldsymbol{\varepsilon}$
中的输入白噪声功率谱密度 σ_w^2 ,亦称最小能量误
差,即 p 阶预测误差滤波器的输出功率等价于 p 阶
AR 模型的激励白噪声方差。依次计算模型的阶数
 $p=1,2,\dots,N/3$ 时 $F_{FPE}(p)$ 的值,若有 $F_{FPE}(\hat{p})=$
 $\min\{F_{FPE}(p)\}$,则 $\hat{p}$ 为模型的最佳阶数。

3 断条故障特征谱估计步骤

基于 AR 模型与 LMS 自适应陷波的感应电动
机转子断条故障诊断方法的具体步骤:

- (1) 对定子电流信号进行采样,本文中采样频
率设定为 1 kHz,时长为 20 s。
- (2) 设计自适应陷波器,并按照式(2)一式(4)
计算出已滤除基波分量的有效信号 $\hat{s}(n)$ 。
- (3) 用式(10)对信号 $\hat{s}(n)$ 求取样本函数
 $r(i,j)$,并采用 FPE 准则确定模型有效阶数 p ,构造
Yule-Walker 方程系数矩阵。
- (4) 用式(9)求取 AR 参数 $a_1, a_2, \dots, a_p$;再通
过式(11)获得原定子电流信号经基频滤除的功率密
度谱。
- (5) 查找 $(1\pm 2s)f$ 频率分量与基波成分,并计
算百分比,与设定阈值相比较,判判断条故障及
程度。

4 诊断实例分析

4.1 实验系统的组建

实验电动机为 YS90L4 型感应电动机,其主要
技术数据见表 1。

表 1 实验电动机主要技术参数

额定 功率/kW	额定 电压/V	额定 电流/A	额定转速/ (r·min ⁻¹)	转子导条 根数
1.5	380	3.7	1 400	9

对电动机转子完好时(正常状态)和转子 1 根断条时(故障状态)进行实验,故障诊断实验系统构成如图 2 所示。转子断条故障诊断系统的数据采集模块对感应电动机的电压和电流进行采集,并将采集的数据传送给诊断分析模块进行处理。

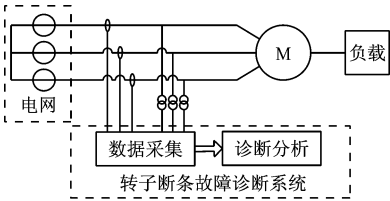


图 2 故障诊断实验系统构成

4.2 实验结果分析

设置数据采样频率为 1 kHz,取稳态运行 20 s 时的数据进行分析,对电动机 A 相电流进行谱估计。分别对 LMS 自适应陷波前后的频谱进行对比,验证 LMS 自适应陷波和 AR 模型谱估计算法的效果。图 3 为实验电动机正常状态下 A 相电流波

形及频谱,具体的分析数据见表 2。图 3 中 I_a, P_a 分别为陷波前电流幅值及功率; $e(n), P_e$ 分别为陷波后电流幅值及功率。

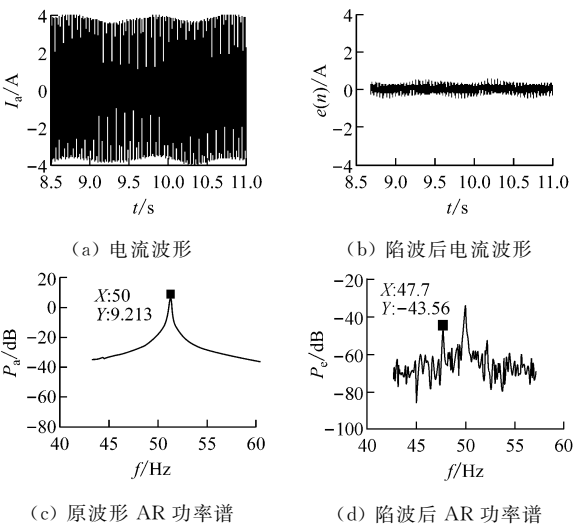


图 3 电动机无断条故障时的电流波形与频谱

表 2 空载情况下的实验结果

基频/Hz	特征频率/Hz	基频功率/dB	特征功率/dB	转差率 s/%	基频幅值/A	特征幅值/A	故障因子/%
50	47.7	9.213	-43.56	2.3	2.89	0.006 6	0.228

实验电动机在故障状态下 A 相定子电流波形及频谱如图 4 所示,具体的分析数据见表 3。

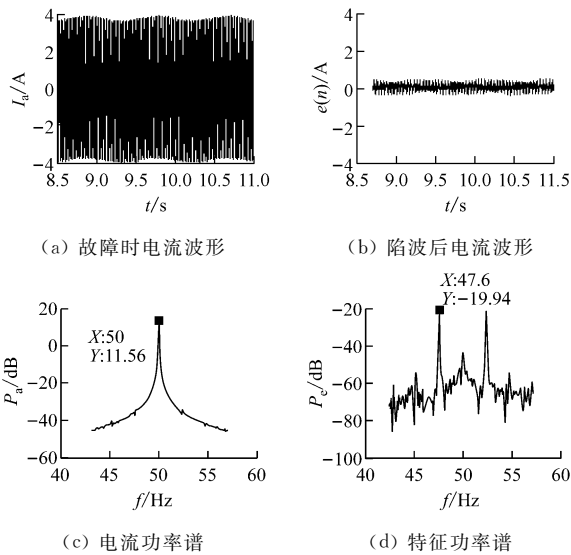


图 4 电动机故障时的电流波形与频谱

从图 3、图 4 和表 2、表 3 可看出,电动机在稳态运行过程中,转子断条故障特征信息隐含在定子电流频谱当中。采用 LMS 陷波器和 AR 模型的分析方法可以将转子故障特征信息提取出来;故障特征谱与基频谱线幅值相差非常大,故障时只有基频幅值的 2.664%,正常时则更小,为 0.228%,直接进行分析无法消除基波对其产生的影响。实验电动机本身固有非对称、气隙偏心、转子不对中等因素的存在,在转子正常时定子电流中也存在 $(1 \pm 2s)f$ 的特征频谱^[12-14],如图 3(d)所示,但幅值很小,只有基频分量的 0.228%;而实验电动机在 1 根断条故障时 $(1 \pm 2s)f$ 的特征频谱幅值达到基频的 2.664%,如图 4(d)所示,该值远大于正常值。这说明基于 LMS 自适应陷波和 AR 模型的分析方法能准确分析出转子断条故障情况,从根本上避免了误判。

表 3 轻载情况下的实验结果

基频/Hz	特征频率/Hz	基频功率/dB	特征功率/dB	转差率 s/%	基频幅值/A	特征幅值/A	故障因子/%
50	47.6	11.56	-19.94	2.4	3.78	0.100 7	2.664

5 结语

采用 AR 参数模型的现代谱分析算法具有隐含

的自相关函数延拓的特性,使用观测值并借助自相关函数进行外推,使得用于分析的数据长度超过给定的观测数据长度,避免了窗函数的影响,可得到更

高的频谱分辨率,更适合分析尖锐峰谱、窄带频谱,因此,非常适合感应电动机断条故障定子电流谱的估计和分析。从转子无断条和1根断条情况下的实验分析结果可以看出,利用基于LMS自适应陷波和AR模型的方法对转子断条故障进行检测和诊断,能够准确地完成故障特征信号提取,且具有处理简单有效、易于工程实现等优点。

参考文献:

[1] 宁玉泉. 鼠笼感应电机转子断条和端环开裂的故障诊断和参数计算[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(10):98-104.

[2] 韩天,尹忠俊,杨邵伟. 电机转子断条故障诊断方法探讨[J]. 电力系统及其自动化学报, 2009, 21(1): 93-98.

[3] 陈庆,刘振兴. 一种变频供电笼型异步电机转子断条故障诊断的时频分析法[J]. 电机与控制应用, 2013, 40(12):70-73.

[4] 许伯强,孙丽玲,李和明. 基于多重信号分类与模式搜索算法的笼型异步电动机转子断条故障检测新方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 32(9):93-99.

[5] 邵英. 采用 Park 变换感应电机转子复合故障检测[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(3):57-61.

[6] CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. A fault diagnosis approach for roller bearings based on EMD method and AR model[J]. Mechanical Systems and

Signal Processing, 2006, 20(2):350-362.

[7] DATIG M, SCHLURMANN T. Performance and limitations of the Hilbert-Huang transformation (HHT) with an application to irregular water waves[J]. Ocean Engineering, 2004, 31(14-15):1783-1834.

[8] 程军圣,于德介,杨宇. 基于支持矢量回归机的 Hilbert-Huang 变换端点效应问题的处理方法[J]. 机械工程学报, 2006, 42(4):23-31.

[9] 于德介,陈森峰,程军圣,等. 基于 AR 模型和支持向量机的转子系统故障诊断方法[J]. 系统工程理论与实践, 2007, 27(5):152-157.

[10] 彭秀艳,王茂,刘长德. AR 模型参数自适应估计方法研究及应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2009, 41(9): 12-16.

[11] 杨宇,杨丽湘,程军圣. 基于 LMD 和 AR 模型的转子系统故障诊断方法[J]. 湖南大学学报:自然科学版, 2010, 37(9):24-28.

[12] 鲍晓华,吕强. 感应电机气隙偏心故障研究综述及展望[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(6):93-100.

[13] 马宏忠,姚华阳,黎华敏. 基于 Hilbert 模量频谱分析的异步电机转子断条故障研究[J]. 电机与控制学报, 2009, 13(3):371-376.

[14] 胡文彪,夏立,向东阳,等. 基于逆变器直流侧电流的异步电机转子断条和偏心混合故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2010, 37(9):57-61.