

短时数据下利用双 HTLS 参数估计的异步电机 转子断条故障诊断

王 臻^{1,2}, 李 承^{1,2}, 陈 旭², 李惠章², 王 蕾²

(1. 华中科技大学 强电磁工程与新技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074;

2. 华中科技大学 电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 传统基于傅里叶分析的算法, 其频谱分辨率受限于数据长度, 对此, 提出一种在短时数据下利用双 HTLS 算法进行异步电机转子断条故障诊断的方法。利用 HTLS 算法中的 Hankel 矩阵左奇异子矩阵的平移不变性质, 准确估算出基波幅值、频率、相位参数; 然后利用基波参数构造基波表达式, 将其从定子电流原始信号中剔除, 从而得到残余电流; 对残余电流再次进行 HTLS 参数估计, 辨识出故障成分的参数, 并有效抑制噪声的影响。对不同数量的转子断条故障进行实验验证, 结果表明双 HTLS 算法具有高鲁棒性的优点, 且适用于噪声背景及短时数据下的转子断条故障检测。

关键词: 异步电机; 转子断条; 故障诊断; 双 HTLS; 参数估计; 总体最小二乘法; 短时数据; 基波

中图分类号: TM 307

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.01.029

0 引言

异步电机转子断条故障约占电动机总故障的 10%, 对其进行可靠诊断的相关研究具有较强实用价值^[1]。当异步电机转子发生断条故障后, 会在基频附近产生频率为 $(1 \pm 2ks)f_1$ (其中 s 为转差率, f_1 为基频) 的故障特征分量, 因其转差率 s 较小, 且该故障特征分量的幅值微弱, 与基频幅值之比一般为 0.01~0.03, 常因基频的频谱泄漏而难以检测出来^[2-4]。目前, 大量抑制基波频率的研究都是在快速傅里叶变换 (FFT) 的基础上进行相关改进^[5-6]。但这些方法受限于周期图方法固有的分辨率低、常需要较长平稳数据的缺点^[7]。而工程实际中轻微的负载波动是必然存在的, 难以满足定子电流信号和负载长期平稳, 极大地影响了异步电机转子故障诊断的精度。

近年来, 一些具有高分辨率的参数化分析算法已经应用于电机故障诊断领域^[8-13]。Prony 算法以及相关的改进算法属于线性预测方法, 计算精度比子空间算法低, 且在低信噪比背景下, 其计算结果更难令人满意; 多重信号分类 (MUSIC) 法存在伪功率峰值的问题, 增加了搜索计算量; 在电机故障检测领域, 旋转不变信号参数估计技术 (ESPRIT) 通常和一些智能算法如模式搜索算法 (PSA)、模拟退火算法 (SAA) 结合, 取得了较好的诊断结果, 但是计算量同样不能令人满意^[12-13]。HTLS 算法^[14]隶属于子空间旋转不变方法, 可以抑制噪声, 计算效率较高, 同时避免了 ESPRIT 需要计算信号的自相关序列, 目前尚未应用到电机故障诊断领域。对于定子电流信号, 由于基波能量远高于故障边频 $(1 \pm 2ks)f_1$ 能量, 若直接对其利用 HTLS 算法进行检测, 势必增大故障特征边频估

计误差。为此, 首先利用 HTLS 算法对定子电流信号进行基波参数检测, 构造基波表达式并将其从定子电流信号中剔除, 得到反映故障信息的残余电流时域序列; 对残余电流再次使用 HTLS 算法, 计算出故障参数, 得到故障信息。

1 HTLS 算法

对于一个观测到的典型信号, 假设其由任意 n 个模式的指数函数线性组合而成, 其形式如下:

$$y(k) = \sum_{i=1}^n R_i z_i^k + N_w(k) \quad k=0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

$$R_i = A_i e^{j\theta_i}, \quad z_i = \exp(-\delta_i + j2\pi f_i)$$

其中, $N_w(k)$ 为 0 均值的系统高斯白色噪声; N 为采样点数; A_i 为幅值; θ_i 为相位; δ_i 为衰减因子; f_i 为频率。各参数的计算步骤如下^[14]。

a. Hankel 矩阵的构造。

利用采集到的 N 个采样点构造 Hankel 矩阵:

$$H = \begin{bmatrix} y(0) & y(1) & \cdots & y(M-1) \\ y(1) & y(2) & \cdots & y(M) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y(H-1) & y(H) & \cdots & y(N-1) \end{bmatrix}_{H \times M} \quad (2)$$

其中, H 为 Hankel 矩阵参数, $H > n$, 且 $M = N - H + 1$ 。

将式 (1) 代入式 (2), 矩阵 H 变为:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ z_1^1 & z_2^1 & \cdots & z_n^1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_1^H & z_2^H & \cdots & z_n^H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & R_n & \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & z_1^1 & \cdots & z_1^{M-1} \\ 1 & z_2^1 & \cdots & z_2^{M-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & z_n^1 & \cdots & z_n^{M-1} \end{bmatrix} = SRT^T \quad (3)$$

式(3)称为范德蒙德分解, \mathbf{S} 和 \mathbf{T} 为范德蒙德矩阵。矩阵 \mathbf{S} 和 \mathbf{T} 都满足平移不变特性,即满足式(4):

$$\begin{aligned} \mathbf{S}\downarrow\mathbf{Z} &= \mathbf{S}\uparrow \\ \mathbf{T}\downarrow\mathbf{Z} &= \mathbf{T}\uparrow \end{aligned} \quad (4)$$

其中, \downarrow 表示对矩阵进行最尾行删除运算; \uparrow 表示对矩阵进行最首行删除运算; $\mathbf{Z} = \text{diag}[z_1, z_2, \dots, z_n]$ 。对矩阵 \mathbf{H} 进行奇异值分解(SVD),则有:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^H = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{U}} & \mathbf{U}_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{\Sigma}} & \\ & \mathbf{\Sigma}_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{V}} \\ \mathbf{V}_0 \end{bmatrix}^H \quad (5)$$

其中, H 表示共轭转置; \mathbf{U} 为 $H \times H$ 阶正交矩阵; \mathbf{V} 为 $M \times M$ 阶正交矩阵; $\mathbf{\Sigma}$ 为 $H \times M$ 阶对角阵,其主对角元素 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_h$ ($h = \min(H, M)$)称为矩阵 \mathbf{H} 的奇异值,且按降序排列,即 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_h \geq 0$ 。

b. 阶数 n 的确定。

利用谱范数形式指标确定阶数:

$$\left(\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_h^2} \right)^{\frac{1}{2}} \geq \varepsilon \quad (6)$$

其中, ε 为设定的阈值(通常为一个非常接近1的值,如0.99),满足式(6)的最大 n 为信号阶数。从而, $\hat{\mathbf{\Sigma}} = \text{diag}[\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n]$, $\hat{\mathbf{U}}$ 和 $\hat{\mathbf{V}}$ 分别为对应的 n 阶左、右奇异子矩阵。

c. 总体最小二乘法。

对于不含噪声的理想数据,矩阵 $\hat{\mathbf{U}}$ 可表示成矩阵 \mathbf{S} 和一个非奇异的正方矩阵 \mathbf{Q} 的乘积:

$$\hat{\mathbf{U}} = \mathbf{S}\mathbf{Q} \quad (7)$$

则有:

$$\hat{\mathbf{U}}\uparrow = \mathbf{S}\uparrow\mathbf{Q}, \hat{\mathbf{U}}\downarrow = \mathbf{S}\downarrow\mathbf{Q} \quad (8)$$

结合式(4)、(9)可得 $\hat{\mathbf{U}}\uparrow$ 平移不变性质为:

$$\hat{\mathbf{U}}\uparrow = \hat{\mathbf{U}}\downarrow\mathbf{Q}^{-1}\mathbf{Z}\mathbf{Q} = \hat{\mathbf{U}}\downarrow\tilde{\mathbf{Z}} \quad (9)$$

其中,矩阵 $\tilde{\mathbf{Z}} = \mathbf{Q}^{-1}\mathbf{Z}\mathbf{Q}$,与矩阵 \mathbf{Z} 有着相同的特征值。

噪声背景下,式(9)不严格成立。利用总体最小二乘法得到 z_i ,考虑到采样噪声及复合波动等形式的噪声, $\hat{\mathbf{U}}\uparrow, \hat{\mathbf{U}}\downarrow$ 分别存在误差矩阵 $\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2$,则式(9)可写成:

$$\hat{\mathbf{U}}\uparrow + \mathbf{E}_1 = (\hat{\mathbf{U}}\downarrow + \mathbf{E}_2)\tilde{\mathbf{Z}} \quad (10)$$

总体最小二乘法的思想就是寻求式(10)的最优解,同时使得 $\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2$ 的总体误差 $\|\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2\|$ 最小,具体实现步骤如下。

通过对 $[\hat{\mathbf{U}}\downarrow \hat{\mathbf{U}}\uparrow]$ 进行奇异值分解得到:

$$[\hat{\mathbf{U}}\downarrow \hat{\mathbf{U}}\uparrow] = \mathbf{Y}\mathbf{F}\mathbf{W}^H \quad (11)$$

其中, \mathbf{Y}, \mathbf{W} 为正交矩阵; \mathbf{F} 为对角阵。

对右奇异矩阵 \mathbf{W} 划分得到:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{11} & \mathbf{W}_{12} \\ \mathbf{W}_{21} & \mathbf{W}_{22} \end{bmatrix} \quad (12)$$

则 \mathbf{Z} 可由式(13)给出:

$$\mathbf{Z} = -\mathbf{W}_{11}\mathbf{W}_{22}^{-1} \quad (13)$$

d. 衰减因子和频率的求解。

求解 \mathbf{Z} 的特征值 z_i ($i=1, 2, \dots, n$),同时利用式(14)求解衰减因子和频率:

$$\begin{cases} \delta_i = \ln |z_i| / \Delta t \\ f_i = \arctan \left[\frac{\text{Im}(z_i) / \text{Re}(z_i)}{2\pi \Delta t} \right] \end{cases} \quad (14)$$

e. 幅值和相位的求解。

用矩阵形式表示式(1)指数模型,即:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Z}\mathbf{R} \quad (15)$$

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ z_1 & z_2 & \dots & z_n \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ z_1^{N-1} & z_2^{N-1} & \dots & z_n^{N-1} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y} = [y(0) \ y(1) \ \dots \ y(N-1)]^T$$

$$\mathbf{R} = [R_1 \ R_2 \ \dots \ R_n]$$

利用最小二乘解得到 \mathbf{R} :

$$\mathbf{R} = (\mathbf{Z}^T\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{Z}^T\mathbf{Y} \quad (16)$$

幅值和相位的解分别为:

$$\begin{cases} A_i = |R_i| \\ \theta_i = \arctan \left[\frac{\text{Im}(R_i) / \text{Re}(R_i)}{2\pi \Delta t} \right] \end{cases} \quad (17)$$

2 基于 HTLS 算法的异步电机转子断条故障诊断

异步电机转子发生断条、端环开裂故障时,在定子电流基频附近产生故障特征频率 $f = (1 \pm 2ks)f_1$,其中 $k=1$ 的故障特征频率为最主要成分,因此发生转子断条故障时的定子电流通用表达式为:

$$i(t) = I_1 \cos(\omega_1 t + \varphi) + I_1 \cos[(\omega_1 - \omega_b)t + \varphi_1] + I_r \cos[(\omega_1 + \omega_b)t + \varphi_r] + n(t) \quad (18)$$

其中, I_1, ω_1, φ 分别为基波幅值、基波角频率和基波相位; $\omega_b = 2sf_1; I_1, \varphi_1$ 分别为 $\omega_1 - \omega_b$ 故障分量的幅值和相位; I_r, φ_r 分别为 $\omega_1 + \omega_b$ 故障分量的幅值和相位。

对于定子电流信号(实谐波信号)而言,可看作无衰减式(1)的特殊形式,其各参数计算步骤相同,只是信号的阶数不再是 n 而是 $2n^{[7]}$,幅值表达式变为:

$$A_i = 2|R_i| \quad (19)$$

由于基频能量很大(见图1),无法通过HTLS算法对定子电流直接估计出故障边频参数。可利用HTLS算法首先准确估计出基波分量的参数 $\tilde{I}_1, \tilde{f}_1, \tilde{\varphi}$,进而构造基波信号表达式:

$$i_1(t) = \tilde{I}_1 \cos(2\pi\tilde{f}_1 t + \tilde{\varphi}) \quad (20)$$

将其从定子电流表达式中剔除,得到故障频率时域信号,本文称之为残余电流信号:

$$i_b(t) = i(t) - i_1(t) \quad (21)$$

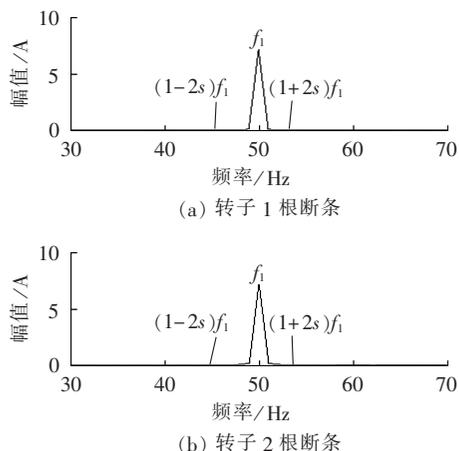


图 1 转子 1 根和 2 根断条时定子电流频谱图
Fig.1 Stator current spectrums for single and double broken rotor bar faults

再次利用 HTLS 算法对残余电流 $i_b(t)$ 进行参数估算,得到故障信息。该算法需要 2 次运用 HTLS 算法,第一次用于估算基波参数,第二次用于估算残余电流,因此本文称之为双 HTLS 算法。利用双 HTLS 算法进行异步电机转子断条故障诊断的步骤如下:

- a. 对定子电流的采样序列进行去直流处理;
- b. 利用 HTLS 算法估算出定子电流基波分量的

参数 $\tilde{I}_1, \tilde{f}_1, \tilde{\varphi}$;

c. 按式(20)构造基波表达式,同时按式(21)剔除基波成分,得到残余电流信号 $i_b(t)$;

d. 对 $i_b(t)$ 进行低通滤波处理,滤除高频干扰量,然后通过 HTLS 算法估算故障边频的参数;

- e. 通过故障边频参数和参数频谱图判断故障。

3 实验验证

本文实验所用异步电机型号为 Y100L1-4,主要参数如下:额定电压为 380 V,额定电流为 5 A,额定转速为 1440 r/min,额定功率为 2.3 kW。采样频率为 10000 Hz,采样时长为 0.3 s,即 3000 个点,实验采集电机在不同数量断条故障时的定子电流。

图 2(a)给出利用 HTLS 算法构造的基波成分与定子电流拟合结果,从时域角度说明基波成分是定子电流的主要成分。图 2(b)给出 HTLS 算法重构残余信号与残余信号的拟合结果,表明利用 HTLS 算法可以很好地拟合残余电流信号,其参数估计较精确。

表 1—3 分别给出了 0 根断条和 1 根断条、2 根断条、3 根断条时 HTLS 算法检测的基波参数结果,其频率检测结果和基波理论值 50 Hz 偏差为 0.03 Hz,断条故障时和不断条故障时提取出的基波参数基本一致,表明 HTLS 算法可以在不同的转子故障程度中准确提取定子电流的基频信息。

图 3—5 为不同转子断条故障程度背景下残余电流的 FFT 频谱图和 HTLS 频谱图。由图可见,残余电

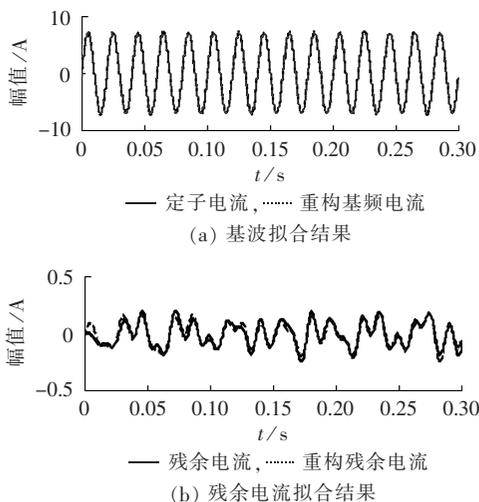


图 2 转子 1 根断条时的定子电流拟合结果
Fig.2 Fitted stator current for single broken rotor bar fault

表 1 转子 0 根和 1 根断条时的基波参数估计结果

Table 1 Estimated fundamental parameters for none and single broken rotor bar faults

断条数/根	频率 f_1 /Hz	幅值/A	相位/ $^\circ$
0	49.9810	6.9335	-33.9872
1	49.9762	7.0739	-95.9860

表 2 转子 2 根断条时的基波参数估计结果
Table 2 Estimated fundamental parameters for double broken rotor bar fault

断条数/根	频率 f_1 /Hz	幅值/A	相位/ $^\circ$
2	49.9672	7.0909	-58.4859

表 3 转子 3 根断条时的基波参数估计结果
Table 3 Estimated fundamental parameters for triple broken rotor bar fault

断条数/根	频率 f_1 /Hz	幅值/A	相位/ $^\circ$
3	49.9708	7.1872	-159.2571

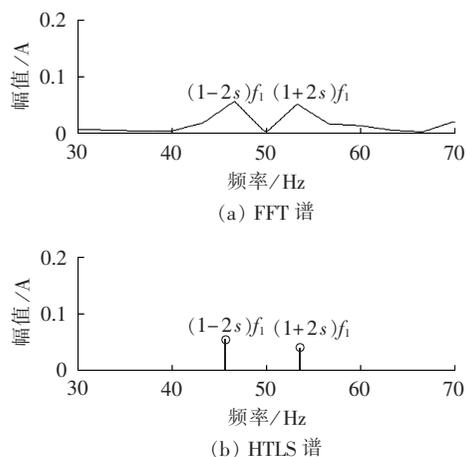


图 3 转子 1 根断条时的残余电流频谱图
Fig.3 Residual current spectrums for single broken rotor bar fault

流基本上不再含有基波成分,再次表明 HTLS 算法可以准确识别定子电流中的基波参数;同时,HTLS 算

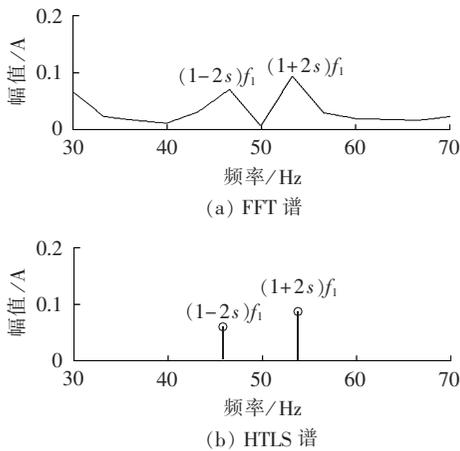


图 4 转子 2 根断条时的残余电流频谱图
Fig.4 Residual current spectrums for double broken rotor bar fault

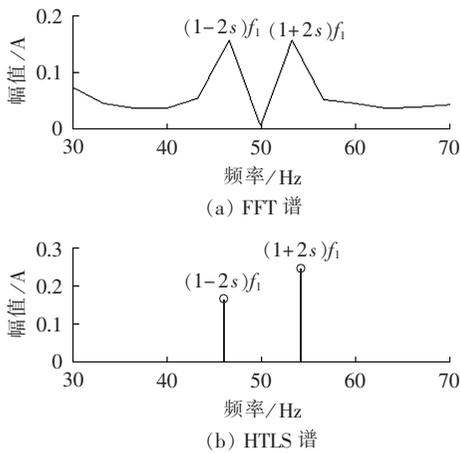


图 5 转子 3 根断条时的残余电流频谱图
Fig.5 Residual current spectrums for triple broken rotor bar fault

法对于断条故障信息更加直观和明显,可以充分抑制信号中的噪声。表 4—6 为利用 HTLS 算法对残

表 4 转子 1 根断条时双 HTLS 算法参数估计结果
Table 4 Estimated parameters by double HTLS algorithm for single broken rotor bar fault

分量	频率/Hz	幅值/A	相位/(°)
$(1-2s)f_1$ 分量	45.7826	0.0537	-104.7482
$(1+2s)f_1$ 分量	53.7155	0.0383	121.1873

表 5 转子 2 根断条时双 HTLS 算法参数估计结果
Table 5 Estimated parameters by double HTLS algorithm for double broken rotor bar fault

分量	频率/Hz	幅值/A	相位/(°)
$(1-2s)f_1$ 分量	45.8583	0.0602	103.7211
$(1+2s)f_1$ 分量	53.8210	0.0863	-20.8978

表 6 转子 3 根断条时双 HTLS 算法参数估计结果
Table 6 Estimated parameters by double HTLS algorithm for triple broken rotor bar fault

分量	频率/Hz	幅值/A	相位/(°)
$(1-2s)f_1$ 分量	46.0008	0.1683	-62.2796
$(1+2s)f_1$ 分量	54.1036	0.2492	-110.1240

余电流在相应故障程度下的辨识结果。

图 3—5 和表 4—6 共同表明,双 HTLS 算法可以在短时数据(本文为 0.3 s 数据)下剔除强大的基波成分,识别出故障成分的参数,突破了传统基于傅里叶变换的频谱方法频率分辨率受限于数据长度的缺点(FFT 分辨率=数据长度/采样频率,此处为 3.33 Hz)。而实验电机在额定运行时,理论上故障特征分量 $(1\pm 2s)f_1$ 的值为 50 ± 4 Hz,从 1、2、3 根断条的辨识结果来看,其频率偏差都在 0.29 Hz 以内,误差率在 0.6% 以内,是一种高分辨率的故障诊断识别新方法。基于双 HTLS 算法的转子断条故障辨识所需的数据长度可达 0.3 s,因此对电机平稳运行的要求将大幅降低,扩大了算法的适用范围,同时算法具有良好的抗噪性,可适用于不同转子断条故障程度,提高了算法的鲁棒性。

4 结论

本文首次将 HTLS 算法运用到电机故障诊断中,发挥出现代信号处理技术具有的高分辨率优势。HTLS 算法考虑了噪声的影响,具有很强的抑制噪声能力。利用双 HTLS 算法,可以在较短时数据下准确地提取基波部分和故障特征部分的幅值、频率和相位,全面反映故障信息。实验采集 0.3 s 的数据长度,对不同转子断条故障下的定子电流运用双 HTLS 算法,较好地剔除了基波部分,并准确地估算出残余电流包含的故障特征频率参数,从而准确识别故障。实验分析表明,双 HTLS 算法具有短时、高分辨率、高鲁棒性的优点,是一种理想的诊断异步电机转子断条故障的方法。

参考文献:

- [1] 方芳,杨士元,侯新国. 独立分量分析在感应电动机转子故障特征提取中的应用[J]. 数据采集与处理,2007,22(4):496-500. FANG Fang, YANG Shiyuan, HOU Xinguo. Feature extracting method for rotor fault of induction motor based on independent component analysis[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2007, 22(4):496-500.
- [2] 王攀攀,史丽萍. 利用微粒群算法提取的正负序相量检测感应电机定子故障[J]. 电力自动化设备,2015,35(2):91-96. WANG Panpan, SHI Liping. Positive and negative sequence phase extraction by particle swarm optimization algorithm for induction motor stator fault detection[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(2):91-96.
- [3] 李天云,李楠,赵妍. 基于解析小波变换方法的鼠笼型异步电动机转子断条检测新方法[J]. 电力自动化设备,2004,24(12):16-19. LI Tianyun, LI Nan, ZHAO Yan. New method based on analytic wavelet transform to detect rotor bar breaking fault of squirrel cage asynchronous[J]. Electric Power Automation Equipment, 2004, 24(12):16-19.
- [4] 杨存祥,朱琛,解豪杰. 基于 RPROP 神经网络算法的异步电动机

- 故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(1):90-93.
- YANG Cunxiang, ZHU Chen, XIE Haojie. Fault diagnosis based on RPROP neural network for asynchronous motor[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(1):90-93.
- [5] 牛发亮, 杨家强. 基于双PQ变换的感应电机转子故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(13):135-140.
- NIU Faliang, YANG Jiaqiang. Rotor fault diagnosis for induction motors based on the double PQ transformation[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(13):135-140.
- [6] 刘振兴, 尉宇, 赵敏, 等. 基于RELAX频谱分析方法的鼠笼式异步电动机转子故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(22):146-150.
- LIU Zhenxing, WEI Yu, ZHAO Min, et al. Fault diagnosis way based on RELAX spectrum analysis in squirrel cage induction motors[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(22):146-150.
- [7] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京:清华大学出版社, 2002:65-69.
- [8] KIA S H, HENAO H, CAPOLINO G A. A high-resolution frequency estimation method for three-phase induction machine fault detection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(4):2305-2314.
- [9] 方芳, 杨士元, 侯新国, 等. Zoom-Prony方法及其在转子断条故障严重程度定量估算中的应用[J]. 电工技术学报, 2009, 24(10):176-182.
- FANG Fang, YANG Shiyuan, HOU Xinguo, et al. Zoom-Prony's method and its application in quantitative evaluation of induction machine rotor broken-bar fault[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(10):176-182.
- [10] 孙丽玲, 许伯强, 李志远. 基于MUSIC与SAA的笼型异步电动机转子断条故障检测[J]. 电工技术学报, 2012, 27(12):205-212.
- SUN Liling, XU Boqiang, LI Zhiyuan. A MUSIC-SAA-based detection method for broken rotor bar fault in induction motors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(12):205-212.
- [11] 方芳, 杨士元, 侯新国. 基于改进多信号分类法的异步电机转子故障特征分量的提取[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(30):72-76.
- FANG Fang, YANG Shiyuan, HOU Xinguo. Rotor fault feature extraction of motor faults of induction motor based on a modified music method[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(30):72-76.
- [12] XU Boqiang, SUN Liling, XU Lie, et al. An ESPRIT-SAA-based detection method for broken rotor bar fault in induction motors[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2012, 27(3):654-660.
- [13] 孙丽玲, 许伯强, 李志远. 基于旋转不变信号参数估计技术与模式搜索算法的异步电动机转子故障检测新方法[J]. 机械工程学报, 2012, 48(13):89-95.
- SUN Liling, XU Boqiang, LI Zhiyuan. Detection of rotor fault in induction motors by combining estimation of signal parameters via rotational invariance technique and pattern search algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(13):89-95.
- [14] PAPPY J M, DE LATHAUWERL L, VAN HUFFEL S. Common pole estimation in multi-channel exponential data modeling[J]. Signal Processing, 2006, 86(4):846-858.

作者简介:



王 臻

王 臻(1989—),男,江苏徐州人,硕士研究生,主要从事电机故障诊断与电网低频振荡方面的研究工作(E-mail:13813488534@163.com);

李 承(1957—),男,河南浚县人,教授,博士,通信作者,从事电力谐波治理、单周控制理论及应用、神经网络应用等方面的研究。

Broken rotor bar diagnosis by double HTLS parameter estimation based on short-time data of induction motor

WANG Zhen^{1,2}, LI Cheng^{1,2}, CHEN Xu², LI Huizhang², WANG Lei²

(1. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Since the spectral resolution of traditional Fourier analysis algorithm is limited by the data length, the double HTLS (Hankel Total Least Squares) algorithm is applied to diagnose the broken rotor bar fault based on the short-time data of induction motor is proposed. The shift-invariance of left singular sub-matrix of Hankel matrix in HTLS algorithm is utilized to accurately estimate the fundamental parameters of amplitude, frequency and phase, which are used to construct the fundamental harmonic expression. The fundamental harmonic is removed from the original stator current to obtain the residual current. In order to effectively suppress the noise, HTLS algorithm is utilized again to estimate the residual current parameters for recognizing the fault component parameters. Experimental verifications are carried out for different quantities of broken rotor bar, which indicate the double HTLS algorithm has high accuracy and high robustness, suitable for the broken rotor bar diagnosis based on short-time data with noise background.

Key words: induction motors; broken rotor bars; fault diagnosis; double HTLS; parameter estimation; total least squares algorithm; short-time data; fundamental harmonic