

基于奇异值分解滤波与 APES 算法的 异步电动机转子故障检测

许伯强, 李金卜

(华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 简要介绍了奇异值分解(SVD)滤波与幅度相位估计(APES)算法的原理, 提出了将奇异值分解滤波与 APES 算法相结合的异步电动机转子故障检测方法。仿真结果证明了所提方法的可行性。转子断条故障试验结果表明: 对于短时信号, 所提方法仍能较精确地识别定子电流中故障分量的频率, 并准确计算其幅值和初相角, 且不受噪声影响。

关键词: 异步电动机; APES; 转子故障; SVD 滤波

中图分类号: TM 307

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2016.08.025

0 引言

转子故障(如转子断条)是异步电机常见故障之一, 在各类异步电机故障中约占 10%, 因此对其进行检测是十分必要的。

文献[1-2]阐明, 当异步电机转子发生故障时, 定子电流中会出现 $(1+2s)f_1$ 和 $(1-2s)f_1$ (其中 s 为转差率, f_1 为供电频率)频率的分量, 这 2 个分量称为故障特征频率分量, 它们可以作为转子故障检测的依据, 而最常用的转子故障检测方法就是对定子电流信号进行频谱分析。但是, 直接对定子电流信号进行频谱分析, 特征频率分量可能因为 f_1 分量的泄漏而被淹没, 导致检测失败。对此文献[3]提出了解决这一问题的思路, 即对平稳定子电流信号进行自适应滤波处理, 将定子电流 f_1 分量滤除, 然后再进行傅里叶变换。文献[4]通过希尔伯特变换将 f_1 分量转化成直流量, 再对希尔伯特模量进行频谱分析。文献[5-6]避开电流信号对振动信号或位移信号进行频谱分析以检测故障。

在实际工程应用中, 上述基于傅里叶变换的方法存在无法抑制噪声和因采样时间长而无法回避负荷波动的局限。为了达到频率分辨力的要求, 必须保证足够长的采样时间(频率分辨力等于采样时长的倒数)。文献[7]提出了基于电机输出功率的检测方法, 文献[8]通过分析逆变器驱动电机的逆变器直流侧的电流成分来判断转子是否发生故障, 这 2 种方法并未基于定子电流信号进行频谱分析, 回避了傅里叶变换。

现代信号处理技术的快速发展, 为解决上述问题提供了新思路。ESPRIT、MUSIC、ARMA 等算法已经广泛应用于诸多领域^[9-11], 但这些算法本身并不具有估计幅值的能力, 与最小二乘法结合寻找幅值时, 往往受到背景噪声的影响, 无法准确估计相应的幅值和

相位。而故障特征频率分量的幅值对于故障严重程度的诊断十分必要。文献[12-13]将 ESPRIT 算法引入电机转子故障检测领域, 为了估计故障特征频率分量的幅值, 引入了优化算法。

本文将奇异值分解(SVD)滤波技术与幅度相位估计 APES (Amplitude and Phase EStimation) 算法结合, 提出了一种电机转子故障检测新方法。SVD 滤波可以较好地滤除定子电流 f_1 分量以突出故障特征频率分量, 同时还可以滤除部分噪声。APES 算法突破了傅里叶变换的局限, 对于短时信号仍具有很高的频率分辨力, 不仅能够准确估计故障特征频率分量的频率, 而且能够计算其幅值和初相角。通过在一台 Y100L-2 型 3 kW 笼型异步电动机上进行试验, 验证了所提方法的有效性。

1 SVD 滤波技术

SVD 是线性矩阵理论中一种非常有用的工具, 并且已经广泛应用于工程领域, 如信号滤波和矩阵秩的估计^[14]。SVD 是基于奇异值分类的算法, 大奇异值对应能量较大或者能量集中的信号, 相应地小奇异值对应能量较小或者能量分散的信号^[15]。由文献[1-2]可知, f_1 分量的能量远远大于故障特征分量以及噪声的能量, 因此通过 SVD 滤波技术可以滤除工频分量, 同时可以滤除部分噪声。

对于一个一维的序列

$$\mathbf{X} = [x(1), x(2), \dots, x(k), \dots, x(N)] \quad (1)$$

构造 Hankel 矩阵:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(q) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(q+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(p) & x(p+1) & \cdots & x(N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $p+q-1=N$, $p>q$, N 为采样个数; $H(i, j)=x(i+j-1)$ 。

对矩阵 $\mathbf{H}$ 进行 SVD:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^H = \mathbf{U}_1 \Sigma_1 \mathbf{V}_1^H + \mathbf{U}_2 \Sigma_2 \mathbf{V}_2^H \quad (3)$$

其中, $\mathbf{U}_1$ 、 Σ_1 、 $\mathbf{V}_1$ 对应着前几个较大的奇异值, 是需要滤除的部分; 上标 H 表示共轭转置。

重构滤波后的信号。假设 $\hat{\mathbf{H}}$ 为滤波后得到的信号矩阵, 但这一信号矩阵并不等于真实信号构成的 Hankel 矩阵, 与真实信号存在如下关系:

$$s(k) = \frac{1}{n-m+1} \sum_{j=m}^n \hat{H}(k-j+1, j) \quad (4)$$

其中, $m = \max(1, k-p+1)$, $n = \min(q, k)$ 。即对信号矩阵斜对角线上的元素求平均值, 可得到滤波后的信号序列 $\hat{s}(k)$ 。

当采样点较多时采用上述方法编程不易实现, 可以采用简便法^[16]。简便法仅仅需要矩阵第一行和最后一列的数据, 计算简单, 原理清晰。

2 APES 算法

20 世纪 90 年代, Li 等人提出了一种新的滤波器设计方法用于信号幅值和相位估计, 也被称作 APES 算法^[17]。

假设输入信号为:

$$x(n) = \sum_{k=1}^K a_k e^{j\omega_k n} + v(n) \quad (5)$$

其中, a_k 和 ω_k 分别为第 k 个信号的幅值和角频率; $v(n)$ 为加性白噪声。

考虑设计一个 M 抽头的 FIR 滤波器, 使得期望角频率为 ω_k 的信号无失真地通过滤波器, 同时尽可能地抑制信号 $x(n)$ 中的其他频率分量和噪声。分别定义向量

$$\mathbf{X}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)] \quad (6)$$

和滤波器权向量

$$\boldsymbol{\alpha}(w) = [e^{jw_0}, e^{jw_1}, \dots, e^{jw_{M-1}}] \quad (7)$$

要使角频率为 ω_k 的信号无失真地通过滤波器, 应有:

$$\boldsymbol{\omega}_k^H \boldsymbol{\alpha}(w) = 1 \quad (8)$$

其中, $\boldsymbol{\omega}_k^H$ 为目标频率信号的采样点构成的向量。

通过计算可以将上述问题转化为约束优化问题:

$$\min_{\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\alpha}} \left\{ J(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{L} \sum_{n=M-1}^{N-1} |\boldsymbol{\omega}^H \mathbf{x}(n) - \boldsymbol{\alpha}(w) e^{jwn}|^2 \right\} \quad (9)$$

$$\text{s.t. } \boldsymbol{\omega}^H \boldsymbol{\alpha}(w) = 1$$

将目标函数展开有:

$$J(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\alpha}) = |\boldsymbol{\alpha}(w) - \boldsymbol{\omega}^H \mathbf{g}(w)|^2 +$$

$$\boldsymbol{\omega}^H \hat{\mathbf{R}} \boldsymbol{\omega} - \boldsymbol{\omega}^H \mathbf{g}(w) \mathbf{g}^H(w) \boldsymbol{\omega} \quad (10)$$

$$\mathbf{g}(w) = \frac{1}{L} \sum_{n=M-1}^{N-1} \mathbf{X}(n) e^{-jwn}, \quad \hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{L} \sum_{n=M-1}^{N-1} \mathbf{X}(n) \mathbf{X}^H(n) \quad (11)$$

其中, $L = N - M + 1$ 。

令:

$$\hat{\mathbf{Q}}(w) = \hat{\mathbf{R}} - \mathbf{g}(w) \mathbf{g}^H(w) \quad (12)$$

将式(12)代入式(9)可以得到信号的幅度谱, 即:

$$|\hat{\boldsymbol{\alpha}}(w)| = \left| \frac{\boldsymbol{\alpha}^H(w) \hat{\mathbf{Q}}^{-1}(w) \mathbf{g}(w)}{\boldsymbol{\alpha}^H(w) \hat{\mathbf{Q}}^{-1}(w) \boldsymbol{\alpha}(w)} \right| \quad (13)$$

在频率 $w' = \omega_k (k=1, 2, \dots, K)$ 处, $|\hat{\boldsymbol{\alpha}}(w)|$ 会呈现一个峰值, 而在其他频率点则会接近 0。在得到信号的频率估计结果后, 可以将其值回代到式(13)中得到频率为 w' 的信号的复幅度估计结果(包括幅值和相位), 这也是 APES 算法的由来。

3 SVD 与 APES 算法相结合的仿真验证

设定子 a 相的仿真信号为:

$$i_a = A_1 \cos(2\pi f_1 t + \theta_1) + A_2 \cos[2\pi(1-2s)f_1 t + \theta_2] + A_3 \cos[2\pi(1+2s)f_1 t + \theta_3] + v(n) \quad (14)$$

其中, $A_1 = 0.9$ p.u., $A_2 = 0.009$ p.u., $A_3 = 0.009$ p.u.; $s = 0.016$; $\theta_1 = 0.3142$ rad, $\theta_2 = 1.0472$ rad, $\theta_3 = 2.8274$ rad; $f_1 = 50$ Hz; $v(n)$ 为有色噪声, 信噪比为 50 dB。图 1 为仿真的定子电流信号, 通过 SVD 滤波滤除 f_1 分量以及部分噪声, 处理后的电流波形 i'_a 如图 2 所示。然后通过 APES 算法寻找故障特征分量, 其幅值结果如图 3 所示。由图 1—3 可以看出, APES 算法不但能够找到特征分量的频率, 而且能够估计出相应的幅值。

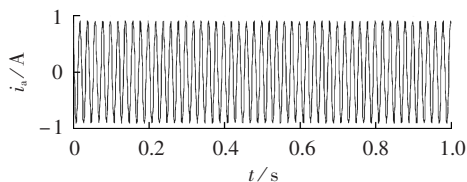


图 1 电流仿真信号

Fig.1 Current signal for simulation

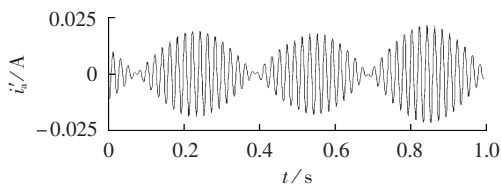


图 2 滤除 f_1 分量后的电流信号

Fig.2 Current signal after f_1 component is filtered out

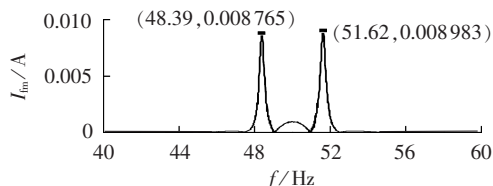


图 3 特征频率分量

Fig.3 Characteristic frequency components

4 SVD 与 APES 算法相结合的异步电机故障检测新方法

4.1 方法流程

对该异步电机, 本文所提故障检测方法的流程

如下。

- a. 采集一相定子电流信号,采样频率为 1 000 Hz,采样时长为 1 s。
- b. 对采样信号进行 SVD 滤波,滤除 f_1 分量,如果采样信号中噪声较大,可以再对滤除 f_1 分量后的信号进行 SVD 滤波,滤除部分噪声。
- c. 对进行 SVD 滤波后的电流信号进行 APES 算法分析:检测信号中是否存在 $(1\pm 2s)f_1$ 频率分量,计算 $(1\pm 2s)f_1$ 频率分量对应的幅值和初相角。根据 $(1\pm 2s)f_1$ 频率分量及其幅值判断异步电机转子是否发生故障以及故障的严重程度。

4.2 试验结果

试验采用的三相异步电机型号为 Y100L-2,额定容量为 3 kW,额定电压为 380 V,额定电流为 6.12 A,额定频率为 50 Hz,除正常的转子外,还配备一个故障转子以模拟断条故障,该故障转子存在一根断裂导条(距端环 10 mm 处钻孔,直径为 6 mm、深度为 10 mm)。

图 4 为试验采集的 a 相定子电流幅值 I_{am} ,图 5 为经过 SVD 二级滤波滤除 f_1 分量及部分噪声后的

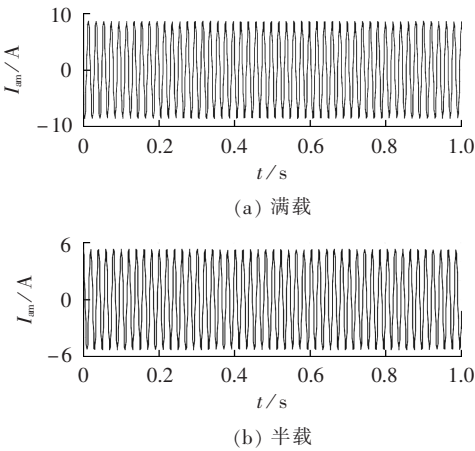


图 4 原始电流波形
Fig.4 Original current waveforms

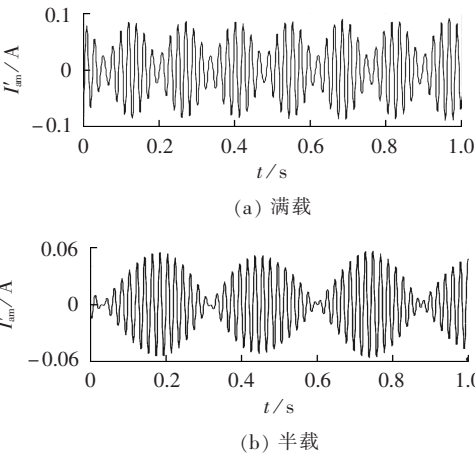


图 5 SVD 滤波后的电流波形
Fig.5 Current waveforms after SVD filtering

电流幅值 I'_{am} 。
图 6 为故障电机在满载($s=3.6\%$)情况下,分别采用 ESPRIT 检测法与本文所提方法对定子 a 相电流进行频谱分析的结果。具体实验数据参见表 1。

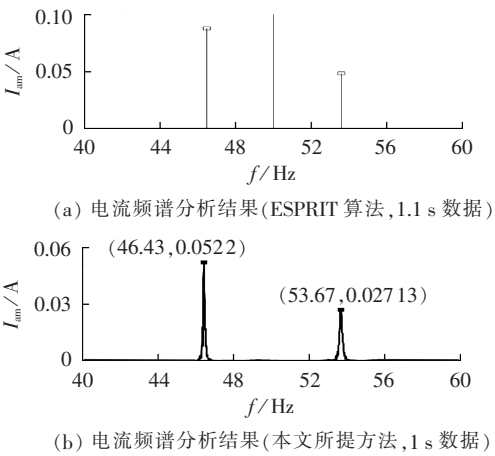


图 6 满载情况下的试验结果
Fig.6 Experimental results for full load condition

表 1 满载情况下的试验数据							
Table 1 Experimental data for full load condition							
方法	数据	f_1/Hz	$(1-2s)f_1/\text{Hz}$	$(1+2s)f_1/\text{Hz}$	A_1/A	A_2/A	A_3/A
FFT 分析	10 s 数据	50.03	46.43	53.63	5.5907	0.0554	0.0375
	1.1 s 数据	50.04	46.47	53.57	8.5945	0.0625	0.0409
ESPRIT 检测	1.1 s 数据	50.03	46.47	53.59	8.6030	0.0877	0.0485
本文所提方法	1 s 数据	—	46.43	53.67	—	0.0522	0.0271

图 7(a)、(b)分别为故障电机在半载($s=1.8\%$)情况下,采用 ESPRIT 检测法与本文所提方法得到的定子 a 相电流的频谱图。具体试验数据参见表 2。
对比图 4 与图 5 可以看出,SVD 滤波有效滤除了电流信号中的工频分量,抑制了噪声。
从图 6 和表 1 中的数据可看出,在电机满载情况下,故障特征频率(3.6 Hz)偏离 f_1 较远,因此对算

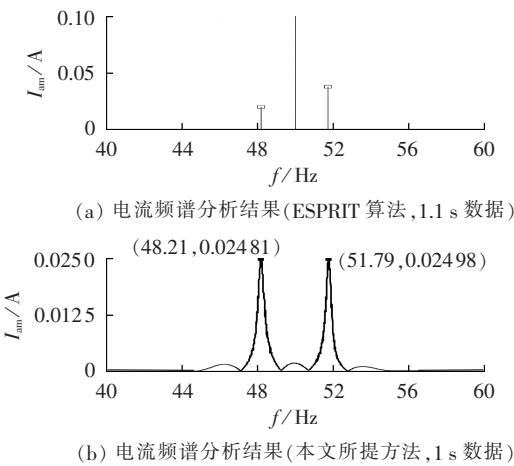


图 7 半载情况下的试验结果
Fig.7 Experimental results for half load condition

表 2 半载情况下的试验数据
Table 2 Experimental data for half load condition

方法	数据	f_1/Hz	$(1-2s)f_1/\text{Hz}$	$(1+2s)f_1/\text{Hz}$	A_1/A	A_2/A	A_3/A
FFT 分析	10 s 数据	50.03	46.26	51.81	5.2363	0.0310	0.0230
	1.1 s 数据	50.04	48.10	50.98	5.2537	0.0190	0.0207
ESPRIT 检测	1.1 s 数据	50.03	48.19	51.73	5.2528	0.0203	0.0381
本文所提方法	1 s 数据	—	48.21	51.78	—	0.0248	0.0248

法的频率分辨力要求较低,快速傅里叶变换(FFT)分析方法、ESPRIT 检测法和本文所提方法的故障频率处理结果相互吻合,但是受噪声的影响,ESPRIT 算法无法准确估计出特征频率对应的幅值。

从图 7 和表 2 中的数据可以看出,在电机半载情况下,FFT 分析方法对 10 s 数据的分析结果、ESPRIT 检测法和本文所提方法所得出的结果相吻合。但是随着转差率降低,FFT 分析方法无法满足对短时数据的频率分辨力要求,从其对 1.1 s 数据的分析结果可以看出,其频率估计存在较大的误差,容易引起误判。而对于故障特征频率分量幅值的估计,FFT 分析方法和本文所提方法的分析结果相吻合,而 ESPRIT 算法所估计的结果无法与真实值相匹配。因此,利用本文所提方法进行转子故障检测是可行的,而且仅仅需要 1 s 的短时数据,适用于负荷波动的情况。

5 结论

a. 将 SVD 滤波技术与 APES 算法相结合提出了一种新的电机转子故障检测方法,对一台异步电机进行了转子故障检测试验,试验结果表明本文所提方法切实可行,可以应用于工程实际;

b. 本文所提方法引入了 SVD,滤除了 f_1 分量,突出了故障特征分量,同时能够有效抑制噪声;

c. 本文所提方法采用 APES 算法进行信号分析,突破了基于 FFT 算法的局限性——采样时间与频率分辨力之间的矛盾,对短时信号也可达到高频率分辨力的要求,且本身具有估计故障特征频率分量幅值的能力,可以有效地判断故障的严重程度。

参考文献:

[1] 马宏忠,胡虔生,黄允凯,等. 感应电机转子绕组故障仿真与实验研究[J]. 中国电机工程学报,2003,23(4):107-112.
MA Hongzhong,HU Qiansheng,HUANG Yunkai,et al. Simulating and experiment studying on rotor winding fault of induction motor[J]. Proceedings of the CSEE,2003,23(4):107-112.

[2] DELEROI W. Broken bar in squirrel cage rotor of an induction motor,part 1:description by superimposed fault currents[J]. Archiv-für Elektrotechnik,1984(67):91-99.

[3] 姜建国,汪庆生,杨秉寿,等. 用自适应方法提取鼠笼式异步电机转子断条的特征分量[J]. 电工技术学报,1996,11(4):176-179.
JIANG Jianguo,WANG Qingsheng,YANG Bingshou,et al. Ap-

plying the adaptive noise cancellation to extract the features of squirrel cage induction motor with rotor defects[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,1996,11(4):176-179.

[4] 刘振兴,尹项根,张哲. 基于 Hilbert 模量频谱分析的异步电动机转子故障在线监测与诊断方法[J]. 中国电机工程学报,2003,23(7):158-161.
LIU Zhenxing,YIN Xianggen,ZHANG Zhe. Online rotor fault diagnosis in asynchronous motor based on Hilbert spectrum analysis of instantaneous power in asynchronous motor induction motors[J]. Proceedings of the CSEE,2003,23(7):158-161.

[5] 邹剑,陈进,朱军川,等. 基于幅值与相角小波映射的裂纹转子故障诊断[J]. 机械工程学报,2003,39(2):33-36.
ZOU Jian,CHEN Jin,ZHU Junchuan,et al. Fault diagnosis of cracked rotor based on amplitude and phase wavelet map[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering,2003,39(2):33-36.

[6] 陈敏,胡葛庆,秦国军,等. 参数调节随机共振在机械系统早期故障检测中的应用[J]. 机械工程学报,2009,45(4):131-135.
CHEN Min,HU Niaoqing,QIN Guojun,et al. Application of parameter-tuning stochastic resonance for detecting early mechanical faults[J]. Journal of Mechanical Engineering,2009,45(4):131-135.

[7] 蒋建东,蔡泽祥. 基于传输功率的感应电动机转子故障检测方法[J]. 电力自动化设备,2004,24(11):37-38.
JIANG Jiandong,CAI Zexiang. Detection of rotor cage fault based on output power signal for induction motor[J]. Electric Power Automation Equipment,2004,24(11):37-38.

[8] 胡文彪,夏立,向东阳,等. 基于逆变器直流侧电流和融合算法的感应电机转子故障诊断方法[J]. 电力自动化设备,2011,31(8):38-41.
HU Wenbiao,XIA Li,XIANG Dongyang,et al. Rotor fault diagnosis based on DC-side current and fusion algorithm for induction motors[J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(8):38-41.

[9] 李天云,祝磊,宋莉,等. 基于 TLS-ESPRIT 的同步电机参数辨识[J]. 电工技术学报,2009,24(12):38-42.
LI Tianyun,ZHU Lei,SONG Li,et al. Parameter identification of synchronous machine based on TLS-ESPRIT[J]. Transaction of China Electrotechnical Society,2009,24(12):38-42.

[10] 张静,徐政,牛卢璐. TLS-ESPRIT 在电力系统信号高精度频谱估计中应用[J]. 电力自动化设备,2009,29(5):48-51.
ZHANG Jing,XU Zheng,NIU Lulu. Application of TLS-ESPRIT in high resolution spectrum estimation of power system signal[J]. Electric Power Automation Equipment,2009,29(5):48-51.

[11] 蒋平,吴熙,罗曦. 基于 TLS-ESPRIT 算法的附加励磁阻尼控制抑制次同步振荡[J]. 电力自动化设备,2009,29(10):25-29.
JIANG Ping,WU Xi,LUO Xi. SSO mitigation using supplementary excitation damping controller based on TLS-ESPRIT[J]. Electric Power Automation Equipment,2009,29(10):25-29.

[12] 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.

[13] 许伯强,孙丽玲,李和明. 基于高分辨力谱估计技术与优化算法的异步电动机转子故障检测新方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(3):140-147.

- XU Boqiang,SUN Liling,LI Heming. A detection method for rotor fault in induction motors based on high frequency resolution spectrum estimation technique and optimization algorithm [J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(3):140-147.
- [14] 张波,李健君. 基于 Hankel 矩阵与奇异值分解(SVD)的滤波方法以及在飞机颤振试验数据预处理中的应用[J]. 振动与冲击,2009,28(2):162-166.
- ZHANG Bo,LI Jianjun. Denoising method based on Hankel matrix and SVD and its application in flight flutter testing data preprocessing[J]. Journal of Vibration and Shock,2009,28(2):162-166.
- [15] 赵学智,叶邦彦,陈统坚. 基于小波-奇异值分解差分谱的弱故障特征提取方法[J]. 机械工程学报,2012,48(7):37-48.
- ZHAO Xuezhi,YE Bangyan,CHEN Tongjian. Extraction method of faint fault feature based on wavelet-SVD difference spectrum [J]. Journal of Mechanical Engineering,2012,48(7):37-48.
- [16] 赵学智,叶邦彦. 分量形成方式对奇异值分解信号处理效果的影响[J]. 上海交通大学学报,2011,45(3):368-374.
- ZHAO Xuezhi,YE Bangyan. The influence of formation manner of component on signal processing effect of singular value decomposition[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University,2011,45(3):368-374.
- [17] 何子述,夏威. 现代数字信号处理及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,2009:5.

作者简介:



许伯强

许伯强(1972—),男,河北保定人,教授,博士,主要从事大型电机的状态监测与故障诊断方面的研究(E-mail:xbq_ncepu@126.com);

李金卜(1990—),男,河北石家庄人,硕士研究生,主要从事异步电机故障诊断方面的研究(E-mail:zdslib@163.com)。

Rotor fault detection based on SVD filtering and APES algorithm for asynchronous motor

XU Boqiang,LI Jinbo

(School of Electrical & Electronic Engineering,North China Electric Power University,Boding 071003,China)

Abstract: The principles of SVD(Singular Value Decomposition) filtering and APES(Amplitude and Phase EStimation) algorithm are introduced and a method combining SVD filtering and APES algorithm is proposed for detecting the rotor fault of asynchronous motor. Its feasibility is verified by the simulative results. The experimental results of broken bar fault detection show that,immune to the noise,the proposed method can quite precisely identify the fault component frequency of stator current and accurately calculate its amplitude and initial phase angle according to the signals of short time period.

Key words: asynchronous motors; APES; rotor fault; SVD filtering

(上接第 142 页 continued from page 142)

Transformer health condition assessment considering insulation remaining life

LI Zhenzhu¹,XIE Zhicheng²,XIONG Weihong¹,ZHANG Hongzhi²,LI Zhengtian²,

LIN Xiangning²,TU Changgeng¹

(1. Central China Electric Power Company,Wuhan 430077,China;2. State Key Laboratory of Advanced

Electromagnetic Engineering and Technology,Huazhong University of Science and Technology,Wuhan 430074,China)

Abstract: A method of health condition assessment considering its insulation remaining life is proposed for oil-immersed power transformers,which extends the existing health index theory and the insulation life calculation method to establish the mapping relationship between the result of transformer operating condition assessment and its remaining life. The hot-spot temperature of transformer is calculated according to its load records and environmental temperature data,based on which,its insulation remaining life is calculated. The concept of classification evaluation is applied to evaluate the operating conditions of transformer in different classes,which considers different influencing factors to form the health index correction factors for different classes and calculates the remaining life and health index score to reflect the comprehensive operating condition of transformer. Sample analysis for an actual substation proves the validity and superiority of the proposed method. The method can also be applied to other oil-charged equipments(such as reactor).

Key words: electric transformers; insulation remaining life; health index theory; classification evaluation; correction factor