

基于 LMD 的全矢包络技术及其在 TRT 振动故障诊断中的应用

黄传金¹, 邬向伟¹, 曹文思², 孟雅俊¹, 李军伟³

(1. 中州大学 工程技术学院, 河南 郑州 450044; 2. 华北水利水电大学 电力学院, 河南 郑州 450045;

3. 郑州大学 振动工程研究所, 河南 郑州 450001)

摘要: 为了更加准确地提取高炉煤气余压透平发电机组 (TRT) 振动故障信息, 提出了基于局部均值分解 (LMD) 的全矢包络技术。该方法采集 TRT 转子某一截面上互相垂直的 2 个振动信号, 利用 LMD 分别将 2 个信号分解为若干乘积函数 (PF) 分量。对 2 个信号的 PF 分量的包络函数分别进行融合, 得到全矢包络谱, 利用其对 TRT 进行故障诊断。仿真和实际算例分析结果表明, 较之单源信息分析方法, 所提方法获取的故障特征更全面、准确。

关键词: 局部均值分解; 全矢包络谱; TRT; 故障诊断; 同源信息融合; 滑动轴承; 轴瓦振动; 振动分析

中图分类号: TM 307; TK 268.+1

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.02.027

0 引言

高炉煤气余压回收透平发电机组 TRT (Top gas pressure Recovery Turbine unit) 常采用滑动轴承支撑, 为提高输出功率, 需减小轴承和轴瓦间的间隙^[1]。因此, 轴和轴瓦之间很容易产生碰摩, 故障严重时机组振动加剧, 会影响机组的寿命。另外, TRT 采用柔性转子系统, 较易出现油膜涡动, 从而引起机组的振动^[2]。通过分析振动信号进行故障诊断, 是常用的旋转机械诊断方法^[3]。

由于旋转机械的振动信号属于非平稳、非线性信号, 而且信号故障特征分布在不同的频带, 运用小波对其进行多尺度分解, 然后分析不同尺度信号的频谱获取故障特征^[4]。小波包分析能够得到原信号在不同频段上分布的详细信息, 可有效提取旋转机械故障特征^[5-6]。但小波变换受测不准原理制约, 不能同时达到最优的时频分析结果; 而且选择不同的基函数, 分解结果不同^[7]。运用 Hilbert-Huang 变换^[8]、固有时间尺度分解^[9]、局部均值分解^[10]进行旋转机械的故障诊断取得了良好的效果。

以上方法基于传统的单通道信息进行故障诊断。但是, 大型回转机械振动是一个复杂的信号, 根据不同方向的单源信息进行故障诊断可能得到不同的结果, 不能全面反映故障特征^[11]。基于同源信息融合的全矢谱是全信息分析方法之一, 它可以有效融合转子同一截面的双通道信息, 真实反映转子的空间运

转信息^[11-12]。包络解调可有效提取故障特征信息^[13], 全矢小波包-包络分析方法可更好地提取故障特征^[14]。

碰摩时旋转机械故障信号一般是多分量的调制信号, 局部均值分解 (LMD) 根据信号包络特征可将多分量调幅-调频信号分解为若干个单分量的乘积函数 (PF) 之和, 而每个 PF 分量是一个单分量的调幅-调频函数, 由包络信号和纯调频函数组成, 包络信号是该 PF 分量的瞬时幅值, PF 分量的频率由纯调频函数直接求导得到^[15]。因此, LMD 不仅是自适应的时频信号分析方法, 同时 LMD 的过程也是对多分量的调幅-调频信号的解调过程^[10]。本文从信息融合角度考虑, 提出了基于 LMD 的全矢包络分析方法, 在继承 LMD 算法优点的基础上, 进一步提高了 TRT 轴瓦振动故障诊断的准确性。

1 全矢谱理论和 LMD 简介

1.1 全矢谱理论简介^[14]

大型旋转机械通常在转子的同一截面安装 2 个相互垂直的传感器来提取振动信息。来自同一截面 2 个方向的振动信息属于同源信息, 但它们各自包含的信息不同, 又有不可分割的联系。传统分析方法往往以某一方向信号为基础进行诊断, 忽视了 2 个传感器信息间的联系, 可能造成一定程度的误判。全矢谱技术融合了 2 个方向的同源信息, 能全面地表达转子振动的强度和频谱结构, 具有独特的优势。

全矢谱的基本思想是: 转子的涡动现象是各谐波频率下的组合作用, 其涡动轨迹是一系列的椭圆, 定义这些椭圆的长半轴长度为振动强度的主振矢, 短半轴长度为振动强度的副振矢, 转子在各谐波频率下的涡动强度是进行故障判断和识别的基本依据。

设 x 、 y 方向上的数据序列分别为 $\{x_i\}$ 和 $\{y_i\}$ ($i=$

收稿日期: 2014-01-13; 修回日期: 2014-12-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50675209); 河南省教育厅科技攻关资助项目 (14B470015); 郑州市普通科技攻关资助项目 (131PPTGG421-1)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China (50675209), the Science and Technology Project of the Education Department of Henan Province (14B470015) and the Science and Technology Project of Zhengzhou (131PPTGG421-1)

$1, 2, \dots, N/2-1$), 其构成的复序列为 $\{z_i\} = \{x_i\} + j\{y_i\}$; 通过傅里叶变换有 $\{Z_i\} = \{Z_{R,i}\} + j\{Z_{I,i}\}$, $\{Z_{R,i}\}$ 、 $\{Z_{I,i}\}$ 分别为 $\{Z_i\}$ 的实部和虚部。

定义椭圆的长轴 R_w 为主振矢, 椭圆的短轴 R_w 为副振矢, α_i 为主振矢和 x 轴的夹角, Φ_i 为该频率下椭圆轨迹的初相位角。则根据傅里叶变换性质可得下式(推导过程参见文献[11, 14]):

$$\begin{cases} R_w = \frac{1}{2N} (|Z_i| + |Z_{N-i}|) \\ R_w = \frac{1}{2N} (|Z_i| - |Z_{N-i}|) \\ \tan(2\alpha_i) = \frac{Z_{I,i}Z_{R,N-i} - Z_{R,i}Z_{I,N-i}}{Z_{R,i}Z_{R,N-i} + Z_{I,i}Z_{I,N-i}} \\ \tan \Phi_i = \frac{Z_{I,i} + Z_{N-i}}{Z_{R,i} + Z_{N-i}} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $i=1, 2, \dots, N/2-1$ 。

1.2 LMD 原理

LMD 本质上可将多分量的调幅-调频函数自适应地分解为若干单分量的 PF 之和, 每个 PF 分量是 1 个单分量的调幅-调频函数, 由 1 个纯包络信号和调频信号之积组成。对于信号 $x(t)$, 分解步骤如下[7, 10]。

a. 找出信号 $x(t)$ 的局部极值点 n_i , 任意 2 个相邻的局部极值点的平均值记为 m_i , 则有:

$$m_i = (n_i + n_{i+1})/2 \quad i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

将式(2)中所有相邻的局部均值点 m_i 和 m_{i+1} 用折线连接起来, 然后用滑动平均法对其进行平滑处理, 得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 。

b. 求出包络估计值 a_i :

$$a_i = |n_i - n_{i+1}|/2 \quad i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

将式(3)中所有相邻的包络估计值 a_i 和 a_{i+1} 用折线连接起来, 然后用滑动平均法对其进行平滑处理, 得到包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

c. 将局部均值函数 $m_{11}(t)$ 从原始信号 $x(t)$ 中分离出来, 得到信号 $h_{11}(t)$:

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (4)$$

d. 用 $h_{11}(t)$ 除以包络估计函数 $a_{11}(t)$, 得到调频信号 $s_{11}(t)$:

$$s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t) \quad (5)$$

对 $s_{11}(t)$ 重复上述步骤, 得到 $s_{11}(t)$ 的包络估计函数 $a_{12}(t)$ 。若 $a_{12}(t)$ 不等于 1, 说明 $s_{11}(t)$ 不是一个纯调频信号, 重复上述迭代过程 n 次, 直至 $s_{1n}(t)$ 为一个纯调频信号, 即 $s_{1n}(t)$ 包络估计函数 $a_{1n+1}(t)=1$, 则有:

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t) \\ s_{12}(t) = h_{12}(t)/a_{12}(t) \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = h_{1n}(t)/a_{1n}(t) \end{cases} \quad (7)$$

迭代终止的条件为:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1 \quad (8)$$

实际应用中, 为避免分解次数过多, 设一个变动量 Δe , 在 $1 - \Delta e \leq a_{1n}(t) \leq 1 + \Delta e$ 时令迭代终止。

e. 将迭代过程中产生的所有包络估计函数做乘积, 得到包络信号 $a_1(t)$:

$$a_1(t) = a_{11}(t) a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) = \prod_{k=1}^n a_{1k}(t) \quad (9)$$

f. 将式(9)所得 $a_1(t)$ 与纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 做乘积, 得到原始信号 $x(t)$ 的第 1 个 PF 分量如下:

$$P_{F1}(t) = a_1(t) s_{1n}(t) \quad (10)$$

g. 将分量 $P_{F1}(t)$ 从原始信号 $x(t)$ 中分离出来, 得到信号 $u_1(t)$, 将 $u_1(t)$ 作为新的数据重复以上步骤, 循环 K 次, 直到 $u_K(t)$ 为单调函数为止。

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - P_{F1}(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - P_{F2}(t) \\ \vdots \\ u_K(t) = u_{K-1}(t) - P_{FK}(t) \end{cases} \quad (11)$$

从以上步骤可以看出, 原始信号可以由 $u_K(t)$ 和所有 PF 分量重构, 即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^K P_{Fi}(t) + u_K(t) \quad (12)$$

2 基于 LMD 的全矢包络分析步骤

若信号 x 和 y 是同一截面上互相垂直的 2 个传感器采集的振动信号, 则基于 LMD 的全矢包络分析步骤如下:

a. 采用 LMD 分别对信号 x 和 y 进行分解, 得到 PF 分量 P_{Fk} 和 P_{Fyk} ($k=1, 2, \dots, m$, 其中 m 为 PF 分量的个数);

b. 根据式(9)可分别得到 P_{Fk} 的包络函数 a_{sk} 和 P_{Fyk} 的包络函数 a_{yk} , k 的取值同步步骤 **a**(下同);

c. 根据式(1)将 a_{sk} 和 a_{yk} 进行信息融合, 获取的主振矢作为相应包络信号的全矢谱, 称其为第 k 阶全矢包络谱。

需注意, LMD 按频率从高到低的顺序依次分离出每个 PF 分量, 一般 PF 分量的能量也按照从高到低顺序排列, 故障信号多包含在能量较高的 PF 分量中。为了提高效率, 在采用基于 LMD 的全矢包络分析方法提取故障特征时, 取前几个 PF 分量即可。

3 仿真信号分析

根据旋转机械的调制振动信号特征, 采用一对仿真信号验证算法的可行性。取类似文献[13]的仿真信号 x 和 y 分别如下:

$$\begin{aligned} x &= 1.2 \cos[2\pi f_1 t + 2.5 \sin(2\pi f_2 t)] + \\ &0.1 \text{rand}(1, l) \end{aligned}$$

$$y=0.9\cos[2\pi f_1t+3\sin(2\pi f_2t)]+0.1\text{rand}(1,l)$$

其中, $f_1=300\text{ Hz}$; $f_2=50\text{ Hz}$; l 为序列数据长度, $l=1024$ 。采样频率为 1600 Hz , 采样长度为 1024 点, $\Delta e=0.0001$, 则 x 和 y 及采用 LMD 获取的 PF 分量如图 1 所示(残差未显示)。

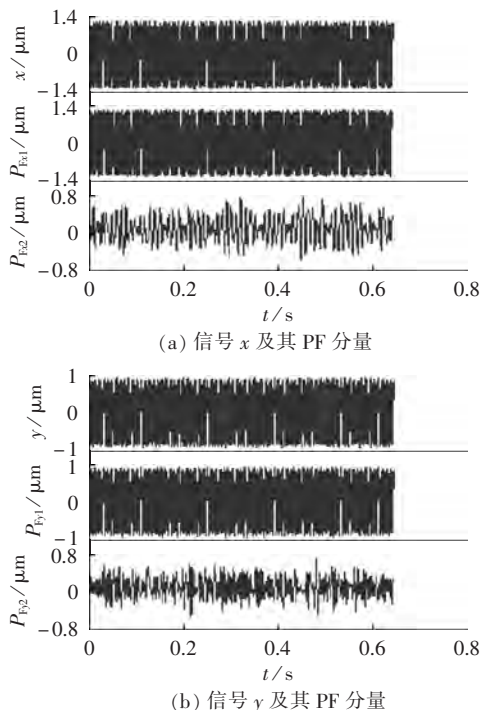


图 1 信号 x 、 y 及相应的 PF 分量

Fig.1 PF components of signal x and y

从图 1 可知,信号能量主要集中在 P_{Fx1} 和 P_{Fy1} 上,故只对 P_{Fx1} 和 P_{Fy1} 进行包络分析,包络函数 a_{x1} 、 a_{y1} 及其频谱和全矢包络谱如图 2 所示。

由图 2 可知, a_{x1} 的频谱中, 100 Hz 谱线的幅值为主要部分,远大于 50 Hz 谱线, 50 Hz 谱线幅值比 150 Hz 谱线略大, 200 Hz 成分含量较少; a_{y1} 的频谱中 50 Hz 成分最多, 150 Hz 成分次之, 100 Hz 、 250 Hz 成分甚小。通常不同的谱线特征对应不同的故障类型,显而易见,仅以单一信号的谱线特征为基础进行故障诊断会造成误判和漏判。第 1 阶全矢包络谱中, 50 Hz 谱线占主要部分, 100 Hz 、 150 Hz 和 200 Hz 谱线也很明显,但 100 Hz 成分含量比 150 Hz 成分的略少, 200 Hz 成分的含量较少, 250 Hz 成分含量更少;对比图 2 中 a_{x1} 、 a_{y1} 的频谱和第 1 阶全矢包络谱可知,较之单源信息,全矢包络谱的谱线特征更准确,更能全面反映信号的特征。

4 案例分析

某钢铁公司 1 号 TRT 由 TRT 转子、发电机和励磁机组组成。机组额定功率为 $3\,000\text{ kW}$, 额定转速为 $3\,000\text{ r/min}$, 临界转速为 $1\,400\sim1\,700\text{ r/min}$, 转动

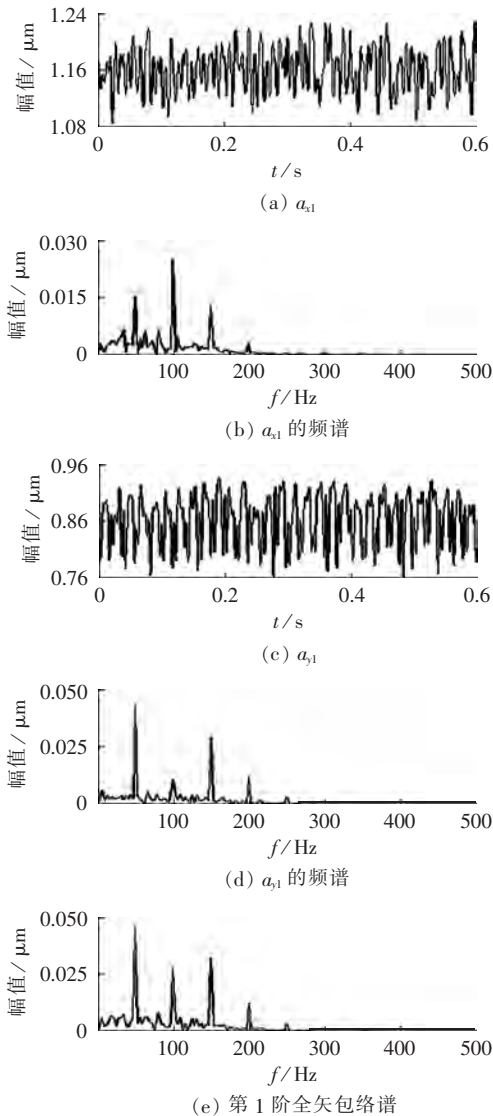


图 2 包络函数及其频谱和全矢包络谱

Fig.2 PF envelope functions & spectrums, and corresponding full vector spectrum

方向为顺时针。发电机均为滑动轴承支承,圆柱瓦结构。TRT 转子自由端由于密封不好,出现部分漏气现象;配备有本特利 3300 监测仪表,发电机靠近 TRT 转子端径向跳动非常厉害,有时从 $13\text{ }\mu\text{m}$ 直接上窜到满量程,不能连续运行,不定期出现跳车事故。根据该机组特点,提取轴承座处壳体振动信号,测点布置如图 3 所示。共设置 3 个测点(进气端由于漏气没有布置测点)和 8 个振动通道(包括 6 个径向通道和 2 个轴向通道)。测试仪器为郑州恩普特设备诊断工程

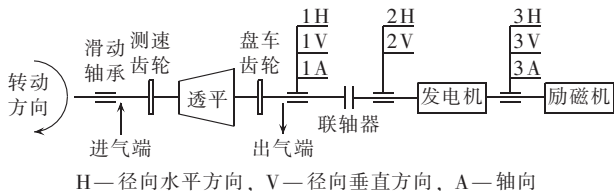


图 3 TRT 结构和测点布置图

Fig.3 Layout of TRT and measuring points

有限公司的设备状态检测与安全评价系统 PDES-E, 传感器类型为 MLV9200T-B-01-08 振动速度传感器。采样频率为 1600 Hz,采样点数为 1024。

在测点 2 采集的径向通道的水平方向信号 x 和

垂直方向信号 y 及运用 LMD 获取的主要 PF 分量如图 4 所示;PF 的包络函数及其频谱图分别如图 5、图 6 所示;运用全矢 LMD 包络分析方法得到的全矢包络谱如图 7 所示。由图 4 可知,分离出的 PF 分量

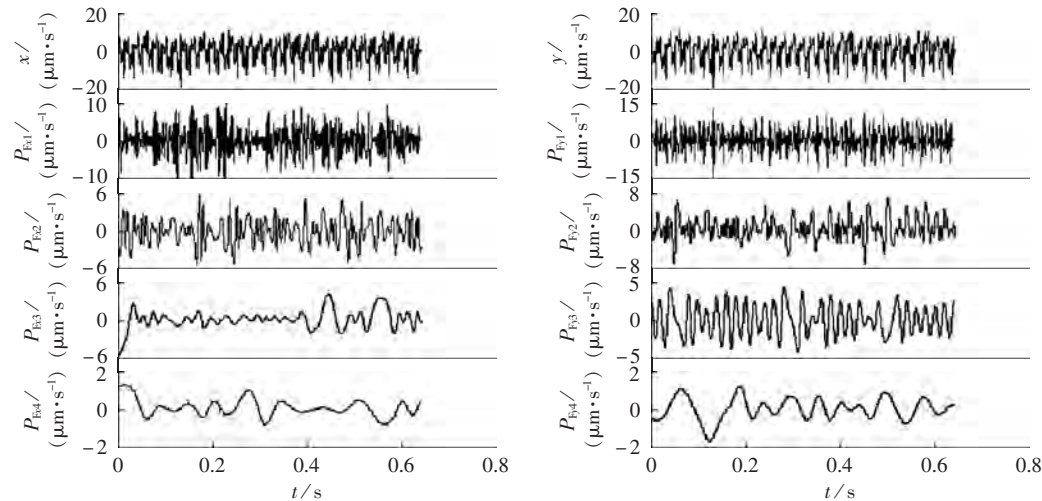


图 4 测点 2 的径向通道信号及其主要 PF 分量

Fig.4 Signals of measuring point no.2 and corresponding PF components

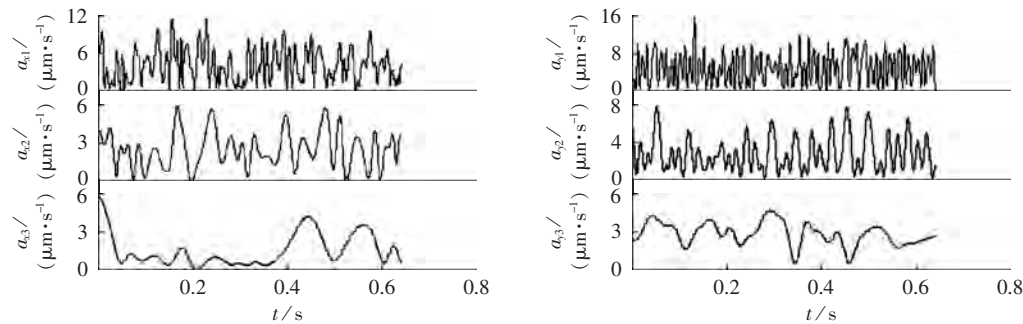


图 5 测点 2 信号的主要 PF 分量的包络函数

Fig.5 Main PF envelope functions of measuring point no.2

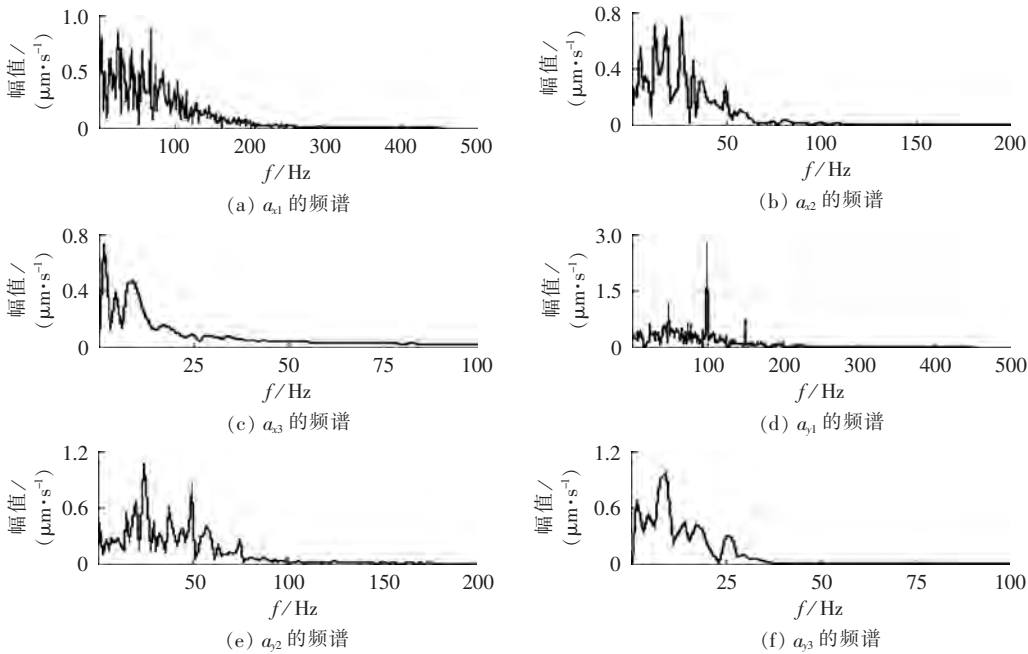


图 6 测点 2 包络函数的频谱图

Fig.6 Envelope function spectrums of measuring point no.2

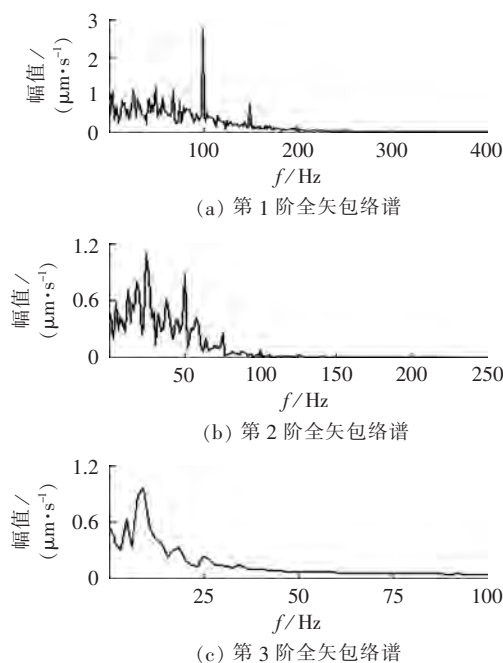


图 7 测点 2 的全矢包络谱

Fig.7 Full vector envelope spectra of measuring point no.2

按频率从高到低的顺序依次排列,故障信息主要集中在高频的 PF 中,故只分析前 3 个 PF 分量。由图 6 中 a_{x1} 的频谱图可知,径向水平方向振动信号的低频谱线较丰富,有 1/2 分频、1/3 分频以及它们的组合。但由于油膜涡动和转子局部摩擦的谱线中低频成分都比较丰富,因此,根据 a_{x1} 的谱线特征很难直接判断故障类型。从图 6 中 a_{y1} 的频谱图可知,径向垂直方向振动信号的谱线有基频、2 倍频和 3 倍频,其中 2 倍频谱线幅值较大,由于不对中或转子碰摩引起的 2 倍频成分含量都较多,也很难直接根据 a_{y1} 来确定故障类型。 a_{x2} 频谱中含有基频、1/2 分频和 1/4 分频, a_{y2} 频谱中有基频、1/2 分频以及它们的组合,从 a_{x2} 和 a_{y2} 的谱线特征直接判断故障类型也比较困难。

图 7 中,第 1 阶全矢包络谱中除了基频、幅值较大的 2 倍频、3 倍频和 1/2 基频及其与基频的组合外,还有低频谱线,由此可初步判断故障类型为转子碰摩;第 2 阶全矢包络谱含有 1/2 基频、基频和 3/2 基频;第 3 阶全矢包络谱的低频成分含量也较多。这些进一步证实了故障类型为转子碰摩。

由于联轴器不对中引起的 2 倍频谱线特征也很明显,为确定所判断故障类型的可靠性,本文继续分析了测点 1、测点 3 的径向和轴向数据,提取的第 1 阶全矢包络谱如图 8 所示。测点 1 径向振动信号的第 1 阶全矢包络谱中基频谱线特征明显,占据主要成分,无 2 倍频谱线;因为不对中时联轴器两端轴承的振动信号特征谱线比较相似,由此可以排除不对中故障。由图 8 可知,测点 1 的轴向振动信号的 2

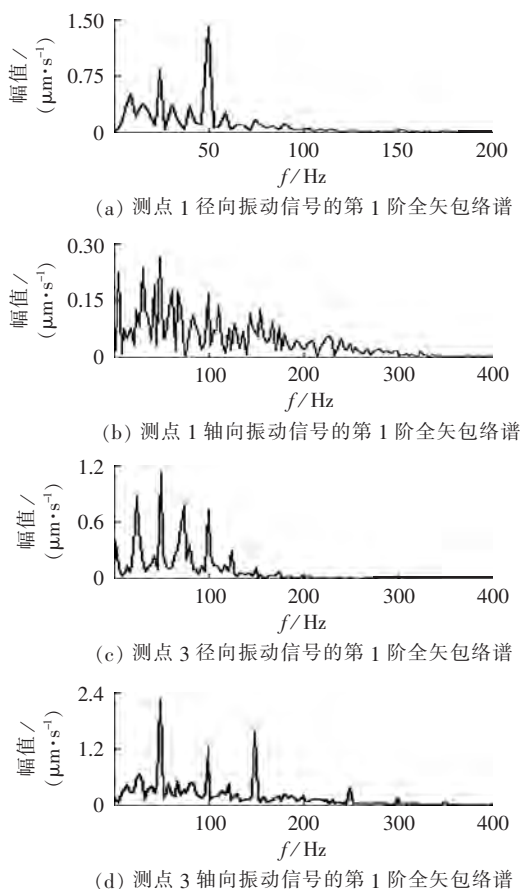


图 8 测点 1 和测点 3 的第 1 阶全矢包络谱

Fig.8 1st-order full vector envelope spectra of measuring point no.1 and no.3

倍频幅值比基频小很多,由于转子不对中引起的 2 倍频在径向和轴向的振动都比较强,由此可进一步排除转子不对中这一故障类型。发电机靠近励磁机端测点 3 的径向振动信号的第 1 阶全矢包络谱明显含有分数次谐波特征,测点 3 轴向振动信号的第 1 阶全矢包络谱中基频幅值最大,3 倍频和 2 倍频次之,根据这些谱线特征也可排除不对中故障,进一步证明了本文故障类型判断方法的正确性。

基于以上判断,拆卸发电机靠近 TRT 转子端的滑动轴承(测点 2),现场故障图如图 9 所示,可以发现明显的摩擦和碰摩痕迹,直接证明了本文所提方法的可行性和有效性。



图 9 现场故障图

Fig.9 Pictures of field fault

故障修理后,TRT 安全运行,3 个测点径向振动信号的第 1 阶全矢包络谱如图 10 所示。从图 10 可知,修理后径向振动信号中基频占主要部分,2 倍频

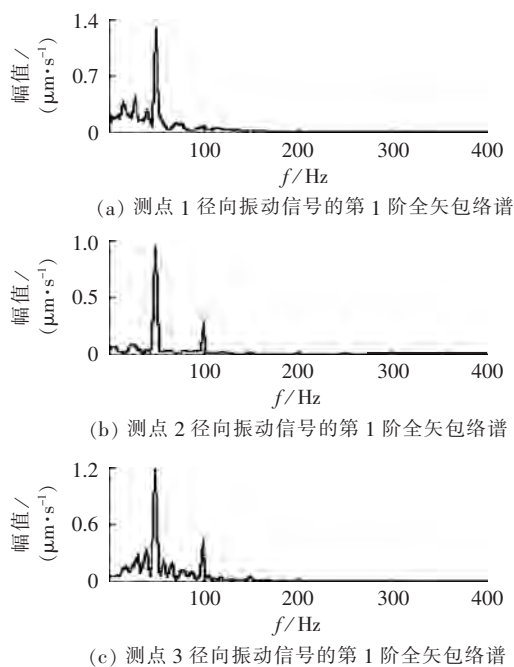


图 10 修理故障后 3 个测点径向信号的第 1 阶全矢包络谱

Fig.10 1st-order full vector envelope spectrum of three measuring points after fault repair

含量较小,而且电机两端滑动轴承中的低频成分消失,说明滑动轴承的摩擦和碰摩故障得以解决。

5 结论

本文根据大型回转机械在同一截面不同方向上的振动强度不同的特点,首次将 LMD 与全矢谱结合,提出了基于 LMD 的全矢包络技术并将其应用于 TRT 滑动轴承故障诊断,主要结论如下。

a. LMD 全矢包络技术根据信号固有的包络特征自适应地解调出包络信号,克服了全矢小波包-包络分析中需预先选择基函数和定义分解层数的缺点,具有较强的自适应性。

b. 仿真算例验证了该方法可以融合同源两通道的数据,全面反映转子在同一截面上的运行状态。

c. TRT 的滑动轴承发生摩擦和碰摩时,其径向水平与垂直方向上的振动信号包络谱差异较大。实际案例分析结果表明 LMD 全矢包络技术可有效融合 TRT 同一截面互相垂直的 2 个信号的包络特征,基于 LMD 的全矢包络谱可全面反映故障特征,通过全矢包络谱进行故障诊断更全面、准确,可有效避免漏判和误判。

d. 当 TRT 联轴器两侧振动信号的全矢包络谱相差较大时,可排除联轴器不对中故障。

与传统基于单源信息的解调方法相比,LMD 全矢包络技术能够更加全面、准确地提取 TRT 振动的频谱结构和强度,为大型回转机械的设备状态监测和故障诊断提供了一种新方法。但作为新出现的非

线性信号分析方法,LMD 在端点效应(文中采用镜像拓延)、迭代终止条件和滑动平均跨度选取(本文取相邻极值点最长距离的 1/3)方面还需进一步研究。

参考文献:

- [1] 马辉,太兴宇,闻邦椿,等. 柔性转子系统轮盘外缘定点击摩动力学特性分析[J]. 中国电机工程学报,2012,32(17):89-96.
MA Hui,TAI Xingyu,WEN Bangchun,et al. Dynamic characteristic analysis of a flexible rotor system with fixed-point rubbing fault at a wheel edge[J]. Proceedings of the CSEE,2012,32(17):89-96.
- [2] 唐贵基,向玲,朱永利. 基于 HHT 的旋转机械油膜涡动和油膜振荡故障特征分析[J]. 中国电机工程学报,2008,28(2):77-82.
TANG Guiji,XIANG Ling,ZHU Yongli. Fault analysis of oil whirl and oil whip based on Hilbert-Huang transform for rotor system[J]. Proceedings of the CSEE,2008,28(2):77-82.
- [3] 范伟,刘晓光. 基于 PC104 的风电机组状态监测系统[J]. 电力自动化设备,2011,31(12):106-109,123.
FAN Wei,LIU Xiaoguang. Design of PC104-based wind turbine state monitoring system[J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(12):106-109,123.
- [4] 彭志科,何永勇,褚福磊,等. 用小波时频分析方法研究发电机碰摩故障特征[J]. 中国电机工程学报,2003,23(5):75-79.
PENG Zhike,HE Yongyong,CHU Fulei,et al. Using wavelet method to analyze fault features of rub rotor in generator[J]. Proceedings of the CSEE,2003,23(5):75-79.
- [5] 张亚楠,魏武,武林林. 基于小波包 Shannon-SVM 和遗传算法的电机机械故障诊断[J]. 电力自动化设备,2010,30(1):87-91.
ZHANG Yanan,WEI Wu,WU Linlin. Motor mechanical fault diagnosis based on wavelet packet,Shannon entropy,SVM and GA[J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(1):87-91.
- [6] 严平,李书明,马安. 基于最优小波包的叶轮发电机组振动信号特征提取方法[J]. 电力自动化设备,2008,28(2):70-72.
YAN Ping,LI Shuming,MA An. Feature extraction of water turbine vibration signal based on optimal wavelet packet[J]. Electric Power Automation Equipment,2008,28(2):70-72.
- [7] 黄传金,曹文思,陈铁军,等. 局部均值分解在电力系统谐波和间谐波失真信号检测中的应用[J]. 电力自动化设备,2013,33(9):68-73,81.
HUANG Chuanjin,CAO Wensi,CHEN Tiejun,et al. Application of local mean decomposition in power quality disturbance detection[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(9):68-73,81.
- [8] 李辉,王瀚,罗兴铸,等. 改进希尔伯特-黄变换方法提取水轮机动态特征信息[J]. 中国电机工程学报,2011,31(2):78-84.
LI Hui,WANG Han,LUO Xingqi,et al. Dynamic characteristic information extraction of hydroturbine based on improved Hilbert-Huang transform method[J]. Proceedings of the CSEE,2011,31(2):78-84.
- [9] 安学利,蒋东翔,陈杰,等. 基于 ITD 和 LS-SVM 的风力发电机组轴承故障诊断[J]. 电力自动化设备,2011,31(9):10-13.
AN Xueli,JIANG Dongxiang,CHEN Jie,et al. Bearing fault diagnosis based on ITD and LS-SVM for wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(9):10-13.
- [10] 程军圣,杨宇,于德介. 局部均值分解方法及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报,2009,22(1):76-84.

- CHENG Junsheng, YANG Yu, YU Dejie. The local mean decomposition method and its application to gear fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2009, 22(1): 76-84.
- [11] 韩捷, 石来德. 全矢谱技术及工程应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008: 57-58.
- [12] 李凌均, 韩捷, 李朋勇, 等. 矢双谱分析及其在机械故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2011, 47(17): 50-54.
- LI Lingjun, HAN Jie, LI Pengyong, et al. Vector-bispectrum analysis and its application in machinery fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(17): 50-54.
- [13] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11): 106-112.
- HU Aijun, MA Wanli, TANG Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(11): 106-112.
- [14] 巩晓赞, 韩捷, 陈宏, 等. 全矢小波包-包络分析方法及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2012, 31(12): 92-95.
- GONG Xiaoyun, HAN Jie, CHEN Hong, et al. Application of full vector wavelet packet and envelope analysis method in

gear fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(12): 92-95.

- [15] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of The Royal Society Interface, 2005, 2(5): 443-454.

作者简介:



黄传金

黄传金(1974—),男,河南信阳人,副教授,从事非线性信号分析及其在电力工程信号中的应用方面的研究(E-mail: zzdxcj@163.com);

郭向伟(1974—),男,河南三门峡人,副教授,主要从事机械故障诊断方面的研究;

曹文思(1978—),男,河南开封人,副教授,主要从事电力电子和信号处理方面的研究(E-mail: eegscaows@ncwu.edu.cn);

孟雅俊(1973—),女,山西文水人,副教授,主要从事机械故障诊断方面的研究;

李军伟(1979—),男,河南宝丰人,工程师,主要从事全矢谱技术及其在振动信号中的应用方面的研究。

LMD-based full vector envelope technique and its application in TRT vibration fault diagnosis

HUANG Chuanjin¹, WU Xiangwei¹, CAO Wensi², MENG Yajun¹, LI Junwei³

(1. School of Engineering Technology, Zhongzhou University, Zhengzhou 450044, China;

2. School of Electric Power, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450045, China;

3. Vibration Engineering Research Institute, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: The full vector envelope technique based on LMD(Local Mean Decomposition) is proposed to more accurately extract the vibration fault information of TRT(Top gas pressure Recovery Turbine unit), which acquires two mutually perpendicular signals from a section of TRT rotor, applies LMD to decompose each signal into multiple PF(Product Function) components, fuses the PF envelope functions of two signals to get a full vector envelope spectrum for each PF component, and diagnoses the TRT vibration faults accordingly. The results of simulation and case analysis show that, the fault information extracted by the proposed method is more comprehensive and accurate than that by the single-signal information analysis.

Key words: local mean decomposition; full vector envelope spectrum; TRT; fault diagnosis; homologous information fusion; sliding bearing; shaft and bearing vibration; vibration analysis