

文章编号: 0254-0096(2018)02-0350-09

基于最大相关峭度解卷积和变分模态分解的风电机组轴承故障诊断方法

赵洪山, 李 浪

(华北电力大学电气与电子工程学院, 保定 071003)

摘 要: 针对风电机组轴承故障特征难以提取的问题, 提出一种基于最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD)和变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的轴承故障诊断方法。首先利用MCKD算法对轴承振动信号进行降噪, 然后对降噪后的信号进行VMD分解, 并利用峭度指标筛选出敏感本征模态函数(intrinsic mode function, IMF), 最后通过分析敏感IMF包络谱中幅值突出的频率成分判断故障类型。仿真和实验分析结果表明该方法可成功地提取出故障特征频率, 实现风电机组轴承故障的有效诊断。

关键词: 风电机组; 轴承; 故障; 最大相关峭度解卷积; 变分模态分解

中图分类号: TK83; TH11 **文献标识码:** A

0 引 言

风力发电作为一种清洁、高效、可再生的新型能源, 近年来发展十分迅速, 据中国风能协会的数据统计, 截止到2015年6月底, 我国风电并网总装机容量已经高达126 GW。随着风力发电的装机容量逐年递增, 风电机组的故障问题变得越来越突出^[1-3]。轴承作为风电机组的关键部件, 由于承受复杂的载荷和处于特殊的工作环境中, 使得其成为风电机组故障停机时间最长的部位之一^[4]。因此, 本文对风电机组轴承的故障诊断方法进行研究, 以便能够及时发现轴承故障, 并通过采取有效措施来避免可能发生的重大事故, 降低维修成本, 增强机组的运行可靠性。

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是一种信号自适应分解的现代时频分析方法, 与其他时频分析方法比较, EMD在处理和分非线性、非平稳信号的应用中有更好的效果。因此, 它在故障诊断领域得到了比较广泛的应用, 如文献[5]提出一种基于EMD和散度指标的风力发电机滚动轴承故障诊断方法, 取得了较好效果; 文

献[6]将EMD与支持向量机相结合对滚动轴承的故障类型、故障位置及故障程度进行分类; 文献[7]将EMD方法应用到齿轮的故障提取和诊断中, 并取得了较好的效果; 文献[8]将EMD与神经网络相结合成功识别了内燃机气门间隙的故障; 文献[9]采用一种改进的EMD方法, 并将其成功应用到高压断路器机械故障诊断中。但是, EMD方法属于递归模式分解, 存在着一些不足, 如模态混叠^[10]、端点效应、受采样频率影响较大等^[11]。

Dragomiretskiy等^[12]于2014年提出一种自适应信号处理新方法——变分模态分解(variational mode decomposition, VMD), 既保留了EMD对非平稳信号自适应分解的优点, 又弥补了EMD方法的不足。VMD算法通过迭代计算变分模型的最优解来确定每个IMF的频率中心与带宽, IMF的频率中心及带宽在变分模型的迭代求解中不断变化, 自适应地实现信号频域剖分与各IMF的分离^[13]。

最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD)算法^[14]的目的是通过解卷积运算突出被噪声淹没的连续脉冲, 提高原始信号的相关峭度值。算法的这一特性非常适用于

收稿日期: 2016-01-08

基金项目: 国家科技支撑计划(2015BAA06B03)

通信作者: 赵洪山(1965—), 男, 博士、教授, 主要从事电力系统运行与控制, 电力设备的故障诊断与优化检修方面的研究。
zhanhshcn@126.com

轴承故障信号的降噪处理,因而近年来 MCKD 被广泛地应用于轴承的故障诊断^[15-17]。

由于变分模态分解提出的时间较短,目前国内鲜有将变分模态分解应用于故障诊断领域的文献,但与经验模态分解相比,变分模态分解在诸多方面效果更佳,因此,本文提出基于最大相关峭度解卷积和变分模态分解的故障诊断方法,该方法首先利用最大相关峭度解卷积算法对轴承振动信号进行降噪处理,然后对降噪后的信号进行变分模态分解,并利用峭度指标选取敏感的 IMF,最后对敏感 IMF 做包络谱分析来提取轴承的故障特征。

1 变分模态分解

1.1 VMD 原理

变分模态分解(VMD)是种新的信号分解估计方法。在 VMD 算法中,每个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)均被视为调幅-调频信号 $u_k(t)$:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (1)$$

式中, $A_k(t)$ ——信号的瞬时幅值; $\phi_k(t)$ ——信号的相位。信号的瞬时频率为 $\omega_k(t) = d\phi_k(t)/dt$, 和 $\phi_k(t)$ 相比, $A_k(t)$ 与 $\omega_k(t)$ 缓慢变化,可将 $u_k(t)$ 看作幅值为 $A_k(t)$ 、频率为 $\omega_k(t)$ 的谐波信号。

VMD 的分解过程是一个变分问题的求解过程。假设每个 IMF 具有有限带宽,变分问题可表示为寻求 k 个模态函数 $u_k(t)$,使得所有模态函数的估计带宽之和最小,并且满足各模态之和等于原始输入信号 f 的约束条件。具体的分解步骤如下:

1)对每一个模态分量信号 $u_k(t)$,利用 Hilbert 变换计算与之对应的解析信号,得到其单边频谱:

$$[\delta(t) + j/\pi t] \times u_k(t) \quad (2)$$

2)加入指数项 $e^{-j\omega_k t}$ 调整每一种模态函数对应解析信号的预估中心频率,将每个模态的频谱转移至基带:

$$[(\delta(t) + j/\pi t) \times u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \quad (3)$$

3)利用 H^1 高斯平滑估计移频后解析信号的带宽,得到受约束的变分问题如下:

$$\begin{aligned} \min & \left\{ \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \times u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \sum u_k = f \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$

4)引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子算子

$\lambda(t)$ 构造扩展拉格朗日表达式

$$\begin{aligned} \Gamma(u_k, \omega_k, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) \times u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f - \sum u_k \right\|_2^2 + \langle \lambda, f - \sum u_k \rangle \end{aligned} \quad (5)$$

通过反复迭代,寻找扩展拉格朗日表达式的鞍点求解最小值,获得最优解。最优解为本征模态函数 $\{u_k\}$ 及各自的中心频率 $\{\omega_k\}$ 。

1.2 VMD 的优点

VMD 分解所得每个模态分量的频带紧紧围绕在中心频率附近,不会出现模态混叠现象,包络解调时亦没有无关频带。与 EMD 方法所采用的递归“筛选”模式不同,VMD 利用一种非递归的模式来实现信号分解^[13],由于该方法的本质是多个自适应维纳滤波组,因此其分解过程中所受噪声的干扰远小于 EMD 方法,并且 VMD 可通过控制收敛条件来有效抑制采样效应产生的影响;另外,VMD 在模态分离方面也表现出良好性能,能成功分离两个频率极为接近的纯谐波信号。

2 最大相关峭度解卷积

MCKD 算法中信号 $x(n)$ 的相关峭度定义公式为:

$$CK_M(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M x_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N x^2(n) \right)^{M+1}} \quad (6)$$

式中, T ——冲击信号的周期; M ——位移数。

相关峭度充分考虑了冲击成分的连续性,是衡量信号中故障脉冲序列所占比重的关键指标。

在轴承出现故障时,传感器采集到的振动信号为^[18]:

$$y(n) = h(n) \times x(n) + e(n) \quad (7)$$

为了便于分析,在此先不考虑噪声 $e(n)$ 的影响。假定输入 $x(n)$ 为轴承故障产生的冲击信号, $h(n)$ 为 $x(n)$ 经过周围环境及传输过程中受到的干扰, $y(n)$ 为传感器采集到的振动信号。冲击序列 $x(n)$ 经 $h(n)$ 作用后,信号 $y(n)$ 中反映故障特征的脉冲序列被掩盖,从而使相关峭度变小。MCKD 算法的本质是寻找一个有限长单位冲激响应(finite impulse response, FIR)滤波器 $w(l)$,由输出序列 $y(n)$

恢复输入序列 $x(n)$, 即:

$$x(n) = w(l) \times y(n) \quad (8)$$

MCKD 算法的目的是利用解卷积将被掩盖的故障脉冲信号突显出来, 因此该算法的目标函数为最大化相关峭度, 即:

$$MCKD_M(T) = \max_{w(l)} \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M x_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N x^2(n) \right)^{M+1}} \quad (9)$$

式中, $l = 1, 2, \dots, L$ 。

寻找最优滤波器 $w(l)$, 使 $CK_M(T)$ 最大, 即:

$$\frac{d}{dw(l)} CK_M(T) = 0 \quad (10)$$

通过下式计算可得到滤波器的各项系数:

$$w = \frac{\|x^2\|}{2\|B\|^2} (Y_0 Y_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M Y_{mT} A_m \quad (11)$$

式中,

$$Y_r = \begin{bmatrix} y_{1-r} & y_{2-r} & \cdots & y_{N-r} \\ 0 & y_{1-r} & \cdots & y_{N-1-r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & y_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N}$$

$$r = [0 \quad T \quad 2T \quad \cdots \quad mT]$$

$$A_m = \begin{bmatrix} x_{1-mT}^{-1} (x_1^2 x_{1-T}^2 & \cdots & x_{1-mT}^2) \\ \vdots \\ x_{N-mT}^{-1} (x_N^2 x_{N-T}^2 & \cdots & x_{N-mT}^2) \end{bmatrix}_{N \times 1}$$

$$B = \begin{bmatrix} x_1 y_{1-T} & \cdots & x_{1-MT} \\ \vdots \\ x_N y_{N-T} & \cdots & x_{N-MT} \end{bmatrix}_{N \times 1}$$

综上所述, 将最大相关峭度解卷积算法步骤为:

1) 初始化解卷积周期 T 、位移 M 及滤波器长度 L 等参数;

2) 计算信号 $y(n)$ 的 $Y_0 Y_0^T$ 与 Y_{mT} ;

3) 计算滤波后的输出信号 $x(n)$;

4) 根据 $x(n)$ 计算 A_m 与 B ;

5) 更新滤波器的系数 $w(l)$;

6) 如果滤波前与滤波后信号的相关峭度差值 $\Delta CK_M(T)$ 小于阈值, 结束迭代, 否则重复步骤 3)~步骤 5)。

3 基于MCKD-VMD的故障诊断方法

为了有效地提取轴承故障特征, 本文提出了基

于最大相关峭度解卷积和变分模态分解的风电机组轴承故障诊断方法, 其流程如图 1 所示, 具体步骤为:

1) 采集振动信号 $x(t)$ 。确定轴承测点, 设置传感器采样率为 f_s , 实时采集轴承振动数据。

2) MCKD 对 $x(t)$ 降噪。初始化 MCKD 算法的各项参数, 并利用 MCKD 算法对传感器现场采集的振动信号 $x(t)$ 进行降噪, 突出冲击成分。

3) 变分模态分解。利用 VMD 方法对降噪后的信号做进一步处理, 得到一组 IMF 分量。

4) 提取敏感 IMF。在 VMD 分解得到的一组 IMF 分量中, 峭度值最大的本征模态函数所包含的冲击成分最为丰富, 其反映轴承故障的特征信息也更为集中。因此, 选取峭度值最大的 IMF 作为敏感 IMF。

5) Hilbert 包络谱分析。利用 Hilbert 变换对敏感 IMF 进行包络解调, 提取出包络信号并利用傅里叶变换做频谱分析, 从而获得敏感 IMF 的包络谱图。

6) 故障诊断。将包络谱中幅值突出的频率成分与风电机组轴承的故障特征频率理论值进行对比, 实现故障最终判别。

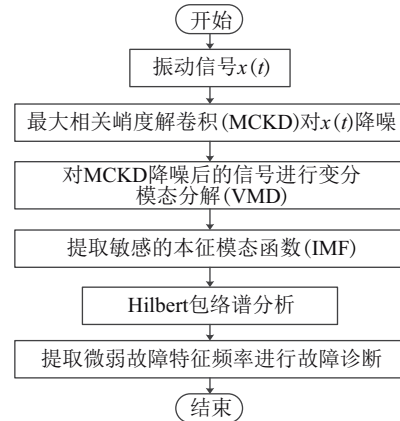


图1 轴承故障诊断方法流程图

Fig. 1 Flow diagram of bearing fault diagnosis method

4 仿真分析

为了验证本文方法的有效性, 利用 Randall 的滚动轴承模型^[18]对轴承内圈点蚀故障进行模拟。该轴承模型综合考虑了轴承结构、滚珠滑动干扰、调幅、公差、磨损损伤等多个因素的影响, 其数学模型如式(11)所示。

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{i=1}^M A_i \cdot p(t - iT - \tau_i) + n(t) \\ A_i(t) = A_0 \cdot \cos(2\pi f_r t + \varphi_A) + C_A \\ p(t) = \exp(-Bt) \cdot \cos(2\pi f_n t + \varphi_w) \end{cases} \quad (12)$$

式中, $A_i(t)$ ——调节幅值的函数因子; T ——冲击产生的周期; f_r ——转频, 大小为 12 Hz; φ_A 、 φ_w ——初始相位; C_A ——初始振幅; $p(t)$ ——故障产生的某次冲击振荡; τ_i ——第 i 次冲击对于平均周期 T 的微小波动; f_n ——滚动轴承的系统共振频率, 大小为 4000 Hz; A_0 ——常数; B ——衰减系数, 大小为 800, 与轴承型号有关。

加入噪声 $n(t)$ 后信号的信噪比为 -12 dB; 采样频率 f_s 为 23 kHz。轴承内圈故障特征频率为 $f_i = 1/T = 57$ Hz。

根据上述模型产生轴承内圈故障的仿真信号, 其中故障冲击信号的时域波形如图 2a 所示, 加入强噪声后的仿真信号波形如图 2b 所示, 对比图 2a、和图 2b 可明显看出, 背景噪声较强, 仿真信号中反映故障信息的冲击脉冲几乎完全被掩盖。图 2c 为仿真信号的包络谱, 可以发现图中并无幅值突出的频率成分, 无法对轴承故障特征进行有效提取。

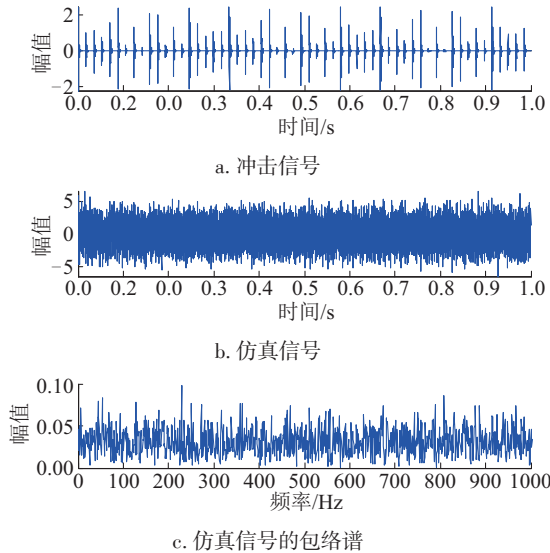


图2 仿真信号的时域波形及包络谱

Fig. 2 Time domain waveform and amplitude spectrum of simulated signal

利用 MCKD 算法对图 2b 所示仿真信号做降噪处理, 并对降噪后的信号进行 VMD 分解得到 5 个 IMF 分量, 其时域波形及频谱分别如图 3 和图 4 所示。从图 4 中可以看出, VMD 分解得到的各 IMF

频率成分不同, 每个 IMF 紧紧围绕着某一频率中心。分别计算 5 个 IMF 分量的峭度值, 其中第 2 阶 IMF 分量 C2 的峭度值最大, 因此选取 C2 分量作为敏感 IMF。图 5 为敏感 IMF 的时域波形及包络谱, 从图 5b 中可以看出轴承故障频率 f_i 及其二倍频、三倍频处的幅值明显突出, 故障特征可被很好地提取。

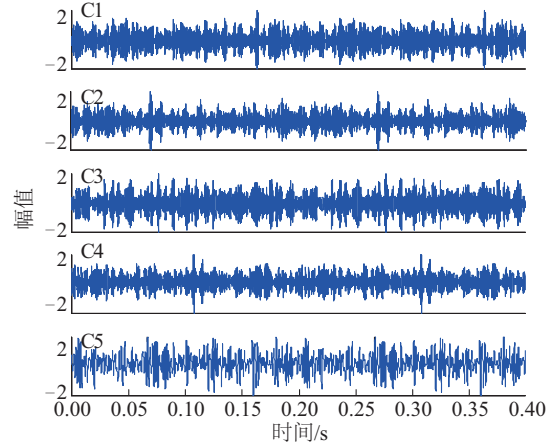


图3 仿真信号经 VMD 分解所得各 IMF 时域波形

Fig. 3 Time domain waveform of simulated signal's IMF5s analyzed by VMD method

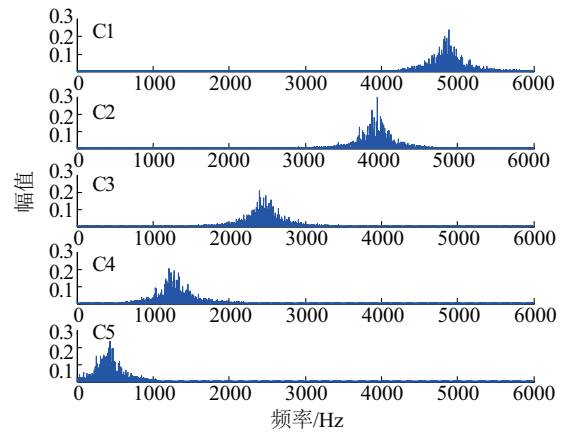
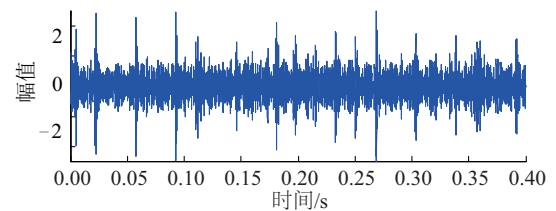


图4 仿真信号经 VMD 分解所得各 IMF 频谱图

Fig. 4 Spectrum of simulated signal's IMF5s analyzed by VMD method



a. C2 分量的时域波形

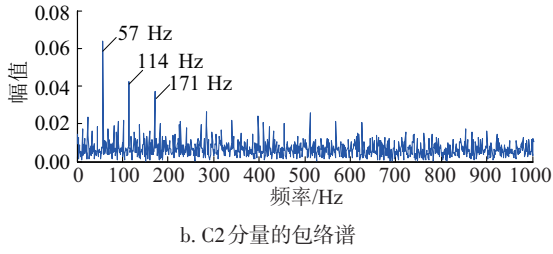


图5 本文方法分析仿真信号的结果

Fig. 5 Results of simulated signal by proposed method

为了突出本文所提方法在轴承故障提取方面的优势,对仿真故障信号进行 EMD 分解并进行 Hilbert 包络解调,得到敏感 IMF 的包络谱与本文方法的结果进行对比分析。图 6 为轴承仿真故障信号经 EMD 分解所得 8 个 IMF 分量的时域波形,图 7

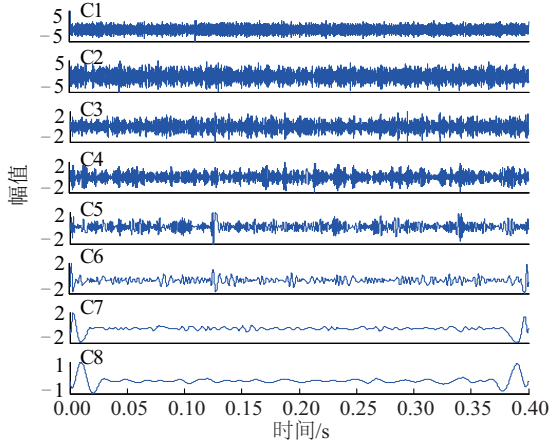


图6 仿真信号经EMD分解所得各IMF时域波形

Fig. 6 Time domain waveform of simulated signal's IMFs analyzed by EMD method

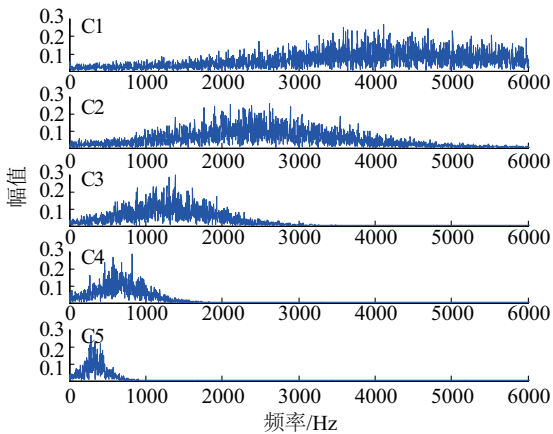


图7 仿真信号经EMD分解所得各IMF频谱图

Fig. 7 Spectrum of simulated signal's IMFs analyzed by EMD method

为对应各 IMF 分量的频谱图,与图 4 对比可发现 EMD 分解得到的 IMF 分量会出现频谱混叠,不同分量之间频带相差不明显,而且会相互影响。在各 IMF 分量中 C4 分量的峭度值最大,取其为敏感 IMF。图 8 为 C4 分量的时域波形及其包络谱,在图 8b 所示的包络谱中很难分辨出轴承内圈模拟故障的特征频率 57 Hz。与图 5b 所示本文方法分析得到的包络谱相比,故障特征频率幅值并不突出,被大量无关频带包围,特征提取效果不佳。

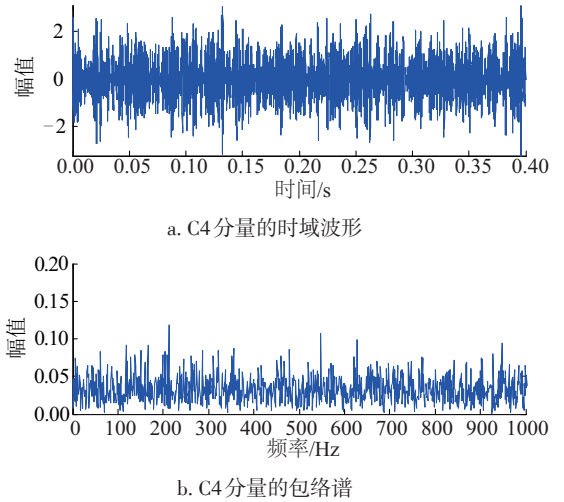


图8 EMD方法分析仿真信号的结果

Fig. 8 Analysis results of simulated signal by EMD method

5 实验分析

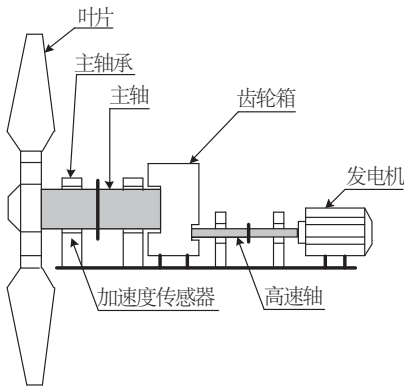
本文在风力发电机组试验台上进行了轴承损伤类故障试验,并通过自行研发的高精度信号采集模块 DR-4001 测取轴承故障的振动数据。试验台主要由叶片、主轴承、齿轮箱以及发电机组成,结构示意图及实物图如图 9 所示。主轴承为滚动轴承,主要承受径向载荷,同时也可承受由于风对风轮作用产生的部分轴向载荷。实验台主轴的转速一般为 230~290 r/min。在轴承座上安装加速度传感器,用来采集振动加速度信号。实验时主轴转速是恒定的,为 280 r/min,传感器采样率 f_s 为 10 kHz,采样点数为 5000。分别在轴承的内圈与外圈上切割沟槽来模拟轴承的局部损伤,如图 10 所示。

轴承内圈、外圈故障的特征频率计算公式分别如式(13)和式(14)所示。

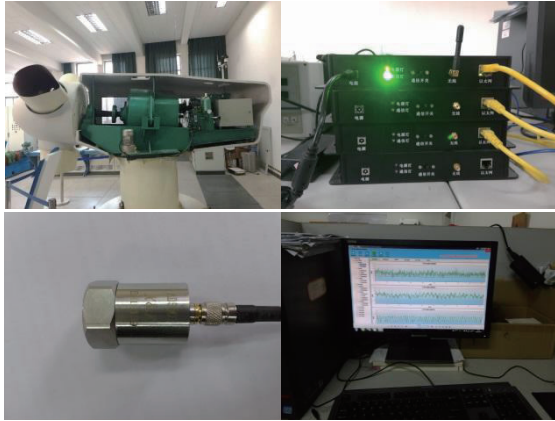
$$f_i = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \beta \right) f_r Z \quad (13)$$

$$f_o = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right) f_r Z \quad (14)$$

式中, f_i 、 f_o ——轴承内圈、外圈故障特征频率;
 f_r ——轴的转频; d ——滚动体直径; D ——轴承节径; β ——轴承的接触角; Z ——滚动体数量。
根据式(13)、式(14)可计算得到轴承内圈故障频率 f_i 为 155.8 Hz, 外圈故障频率 f_o 为 105.4 Hz。



a. 实验台示意图



b. 实物图

图9 风电机组实验台

Fig. 9 Test rig of wind turbine



a. 内圈故障 b. 外圈故障

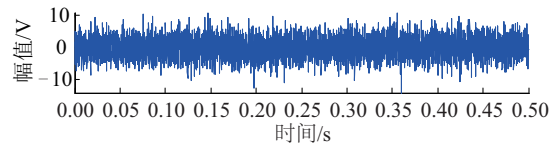
图10 轴承局部损伤图

Fig. 10 Partial damage of bearing

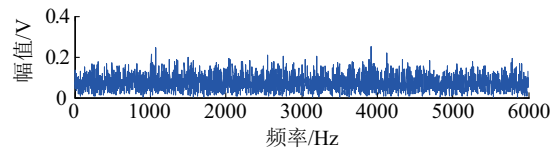
5.1 内圈故障

实验采集的风电机组主轴承内圈故障振动信号时域波形如图 11a 所示, 图中隐约可见少量冲击成分, 但并无任何规律。对内圈故障信号进行傅里叶变换, 得到其幅值谱如图 11b 所示, 可以看出信号的能量基本均匀分布在宽频范围内。图 11c 分别为内圈故障信号的包络谱, 没有发现幅值突出的频率成分, 由此可见传统的傅里叶变换和包络谱分析均无法有效地提取该故障信号的特征。

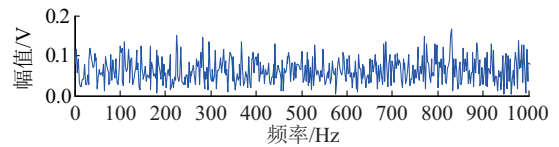
利用 MCKD 算法对图 11a 所示的内圈故障信号进行降噪处理, 并进一步对降噪信号进行 VMD 分解得到的 7 个 IMF 分量, 其中 C3 分量的峭度值最大, 将其作为包含故障信息最为丰富的敏感 IMF。图 12a 为 C3 分量的时域波形, 通过与 11a 所示轴承内圈故障信号对比可发现, C3 分量中反映故障信息的冲击成分明显增强, 有效地抑制了噪声的影响。C3 分量的包络谱如图 12b 所示, 图中频率成分在 156、312 Hz 的位置存在明显的峰值, 轴承的内圈故障特征频率及其二倍频被有效提取, 结果表明风电机组轴承内圈存在局部损伤。



a. 时域图



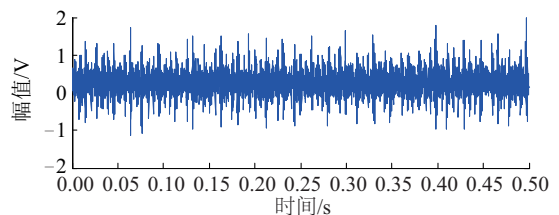
b. 幅值谱



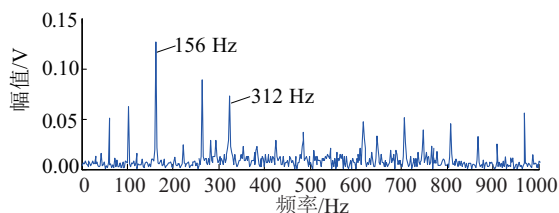
c. 仿真信号的包络谱

图11 风电机组轴承内圈故障信号

Fig. 11 Weak fault signal of inner ring



a. C3 分量的时域波形

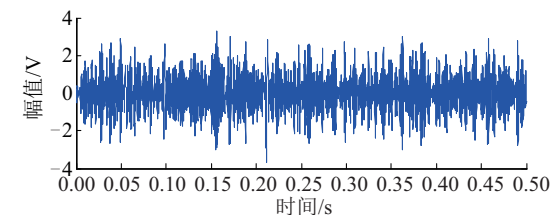


b. C3分量的包络谱

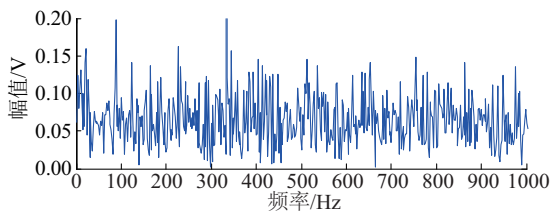
图 12 本文方法分析内圈故障信号的结果

Fig. 12 Analysis results of inner ring fault signal by proposed method

同样,对轴承内圈故障信号进行 EMD 分解并进行包络解调,得到敏感 IMF(C2 分量)的包络谱与本文所提方法进行对比分析。图 13 为 C2 分量的时域波形及其包络谱,在图 13b 所示的包络谱中干扰频率成分较多,内圈故障特征频率成分并不明显。



a. C2分量的时域波形



b. C2分量的包络谱

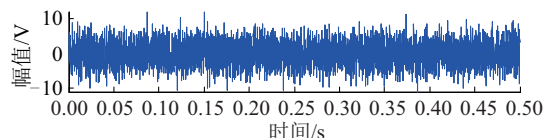
图 13 EMD 方法分析内圈故障信号的结果

Fig. 13 Analysis results of inner ring fault signal by EMD method

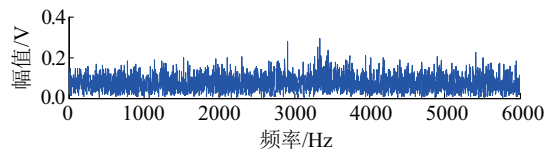
5.2 外圈故障

图 14 从上到下依次为风电机组轴承外圈故障振动信号的时域波形、幅值谱及其包络谱。图 15 为利用本文所提方法分析轴承外圈故障信号的分析结果,图 16 为 EMD 方法的分析结果。从图 15b 可以看出,本文所提方法分析得到的包络谱中能够准确识别外圈故障特征频率(105 Hz)及其二倍频(209 Hz)、三倍频(314 Hz),根据分析结果可判断风电机组轴承外圈存在局部损伤。对比图 15 与图 16

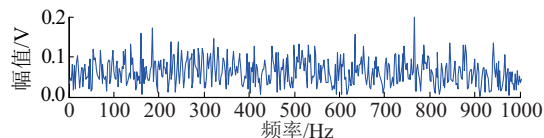
可以发现,本文方法提取的外圈故障特征明显比 EMD 方法效果更好。



a. 时域图



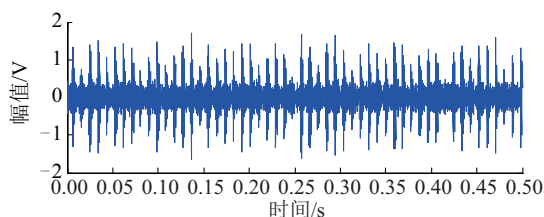
b. 幅值谱



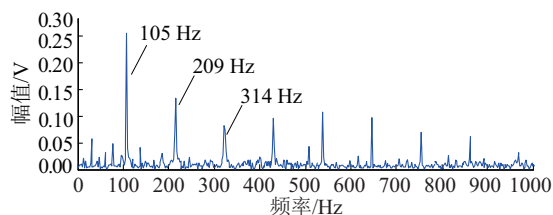
c. 包络谱

图 14 风电机组轴承外圈故障信号

Fig. 14 Weak fault signal of outer ring



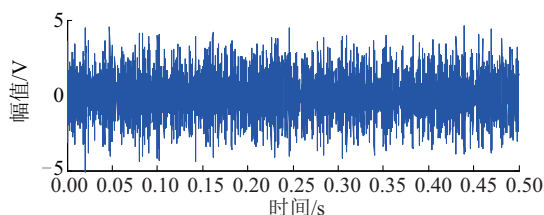
a. C2分量的时域波形



b. C2分量的包络谱

图 15 本文方法分析外圈故障信号的结果

Fig. 15 Analysis results of outer ring fault signal by proposed method



a. C1分量的时域波形

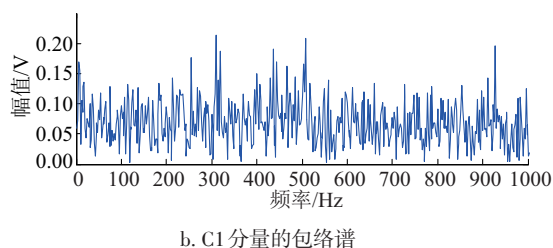


图16 EMD方法分析外圈故障信号的结果

Fig.16 Analysis results of outer ring fault signal by EMD method

6 结 论

1)变分模态分解是一种信号处理新方法,通过迭代计算变分模型的最优解来确定每个IMF的频率中心与带宽,自适应地实现信号频域剖分与各IMF的分离,能有效克服EMD的多种缺陷,为风电机组的故障诊断提供了一个新的思路。

2)最大相关峭度解卷积算法通过寻找一个FIR滤波器,突出轴承振动信号中被噪声淹没的周期冲击成分,从而使原始时间序列的相关峭度达到最大,有效地抑制了噪声的干扰。

3)仿真信号和实验分析结果表明,本文提出的基于MCKD与VMD相结合的方法能有效准确地诊断轴承故障,并且与传统的傅里叶变换、包络谱分析以及EMD方法的结果相比,该方法具有明显的优势。

[参考文献]

- [1] 赵洪山,连莎莎,邵玲. 基于模型的风电机组变桨距系统故障检测[J]. 电网技术, 2015, 39(2): 440—444.
- [1] Zhao Hongshan, Lian Shasha, Shao Ling. A model-based fault detection for variable-pitch system of wind turbines[J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 440—444.
- [2] 安学利,蒋东翔,李少华. 基于决策融合的直驱风力发电机组轴承故障诊断[J]. 电网技术, 2011, 35(7): 36—41.
- [2] An Xueli, Jiang Dongxiang, Li Shaohua. Fault diagnosis of spherical roller bearing of direct-drive wind turbine based on decision fusion[J]. Power System Technology, 2011, 35(7): 36—41.
- [3] 赵洪山,郭伟,邵玲,等. 基于子空间方法的风机齿轮箱故障预测算法[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(3): 27—32.
- [3] Zhao Hongshan, Guo Wei, Shao Ling, et al. Gearbox fault prediction algorithm based on subspace method for wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(3): 27—32.
- [4] Hameed Z, Hong Y, Cho Y, et al. Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2009, 13(1): 1—39.
- [4] 郭燕平,颜文俊,包哲静,等. 基于经验模态分解和散度指标的风力发电机滚动轴承故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(17): 83—87.
- [5] Guo Yanping, Yan Wenjun, Bao Zhejing, et al. Fault diagnosis of bearing in wind turbine based on empirical mode decomposition and divergence index [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(17): 83—87.
- [6] 康守强,王玉静,杨广学,等. 基于经验模态分解和超球多类支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(14): 96—102.
- [6] Kang Shouqiang, Wang Yujing, Yang Guangxue, et al. Rolling bearing fault diagnosis method using empirical mode decomposition and hypersphere multiclass support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(14): 96—102.
- [7] 程军圣,于德介,杨宇,等. 基于EMD的齿轮故障识别研究[J]. 电子与信息学报, 2004, 26(5): 825—829.
- [7] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu, et al. Research on gear fault diagnosis based on EMD[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2004, 26(5): 825—829.
- [8] 王祝平,王为,李小昱,等. 基于EMD与神经网络的内燃机气门间隙故障诊断[J]. 农业机械学报, 2007, 38(12): 133—136.
- [8] Wang Zhuping, Wang Wei, Li Xiaoyu, et al. Fault diagnosis of engine valve based on EMD and artificial neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(12): 133—136.
- [9] 黄建,胡晓光,巩玉楠. 基于经验模态分解的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(12): 108—113.
- [9] Huang Jian, Hu Xiaoguang, Gong Yunan. Machinery fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on empirical mode decomposition [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(12): 108—113.
- [10] 杨江天,赵明元. 改进双谱和经验模态分解在牵引电机轴承故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,

- 2012, 18: 116—122.
- [10] Yang Jiangtian, Zhao Mingyuan. Fault diagnosis of traction motor bearings using modified bispectrum and empirical mode decomposition[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(18): 116—122.
- [11] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1—41.
- [12] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531—544.
- [13] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358—3365.
- [13] Liu Changliang, Wu Yingjie, Zhen Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358—3365.
- [14] McDonald G L, Zhao Qing, Zuo M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2012, 33: 237—255.
- [15] 唐贵基, 王晓龙. 自适应最大相关峭度解卷积方法及其在轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1436—1444.
- [15] Tang Guiji, Wang Xiaolong. Adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution method and its application on incipient fault diagnosis of bearing [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(6): 1436—1444.
- [16] 武 兵, 贾 峰, 熊晓燕. 基于最大相关峭度反褶积的轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(3): 570—575.
- [16] Wu Bing, Jia Feng, Xiong Xiaoyan. Bearing fault diagnosis based on maximum correlated kurtosis deconvolution[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(3): 570—575.
- [17] 任学平, 张玉皓, 邢义通, 等. 基于角域级联最大相关峭度反褶积的滚动轴承早期故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(9): 2104—2111.
- [17] Ren Xueping, Zhang Yuhao, Xing Yitong, et al. Rolling bearing early fault diagnosis based on angular domain cascade maximum correlation kurtosis deconvolution[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(9): 2104—2111.
- [18] Randall R B, Antoni J, Chobsaard S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(5): 945—962.

FAULT DIAGNOSIS METHOD OF WIND TURBINE BEARING BASED ON MAXIMUM CORRELATED KURTOSIS DECONVOLUTION AND VARIATIONAL MODE DECOMPOSITION

Zhao Hongshan, Li Lang

(School of Electric and Electrical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Aiming at the problem that the fault feature of wind turbine is hard to be extracted, a bearing fault diagnosis method based on maximum correlated kurtosis deconvolution (MCKD) and variational mode decomposition (VMD) was proposed. The MCKD arithmetic firstly is used to reduce the noise of bearing vibration signal, then, the noise-reduced signal was decomposed by VMD, and the sensitive intrinsic mode function (IMF) was screened by kurtosis index. Finally, the fault type was judged by analyzing the obvious frequency components in the envelope spectrum of the sensitive IMF. The simulation and experiment results showed that the method can successfully extract the fault characteristic frequency and effectively diagnose the fault of wind turbine bearing.

Keywords: wind turbine; bearing; fault; maximum correlated kurtosis deconvolution; variational mode decomposition