

基于 MCKD-EMD 的风电机组轴承早期故障诊断方法

赵洪山, 李 浪

(华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 风电机组轴承处于早期故障阶段时, 特征信号往往比较微弱, 并且受环境噪声及信号衰减的影响严重, 因此轴承早期故障特征一直难以提取。经验模态分解(EMD)在轴承的故障特征提取中已经得到了广泛的应用, 但其在强背景噪声干扰下对轴承早期故障特征的提取具有一定的局限性。针对这一问题, 考虑到最大相关峭度解卷积(MCKD)算法可凸显出轴承振动信号中被噪声所掩盖的故障冲击脉冲, 非常适用于轴承早期故障信号的降噪处理, 因此将 MCKD 与 EMD 相结合用于轴承早期故障诊断。用 MCKD 对强噪声轴承信号进行降噪, 然后对降噪后的信号进行 EMD, 选取敏感本征模态函数(IMF)并计算其包络谱, 通过分析包络谱中幅值凸出的频率成分判断故障类型。仿真和试验分析结果验证了所提方法的有效性和准确性。

关键词: 风电机组; 轴承; 早期故障; 最大相关峭度解卷积; 经验模态分解

中图分类号: TM 315

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.02.005

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。近年来随着风力发电的大规模发展, 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, 由于其承受复杂的载荷和处于特殊的工作环境中, 极易发生故障, 是导致风电机组故障停机时间最长的部件之一^[4]。因此, 本文对风电机组轴承的故障诊断方法进行研究, 以便能够及时准确地发现轴承的早期故障, 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。

工程实际中, 当风电机组轴承处于早期故障阶段时, 由故障产生的冲击成分比较微弱, 并且由环境噪声引起的干扰比较严重, 使得轴承早期故障特征的提取一直面临着困难^[5-6]。针对此问题已经有不少学者进行了深入研究。文献[7]提出了一种基于包络谱和循环维纳滤波的故障诊断方法, 利用循环维纳滤波器对滚动轴承全寿命周期振动信号进行处理, 然后通过对滤波后的信号做包络谱分析来提取微弱故障特征。文献[8]提出了一种结合小波包分解系数熵阈值和共振解调的综合算法, 该方法通过提取轴承早期故障时引起的共振调制边频带, 并对其进行深入分析, 获得了较好的效果。文献[9]提出了小波相关滤波-包络分析法, 利用小波相关滤波方法求得信噪比相对较高的小波系数, 为了准确

获取早期故障特征频率, 对高频段尺度域的小波系数进行 Hilbert 细化包络谱分析, 该方法已经在滚动轴承的早期故障诊断的应用中取得了不错的效果。

经验模态分解 EMD(Empirical Mode Decomposition)是一种信号自适应分解的现代时频分析方法, 通过其可得到不同尺度的波动或趋势, 即本征模态函数 IMF(Intrinsic Mode Function), 与其他时频分析方法相比, EMD 在处理和解析非线性、非平稳信号的应用中有更好的效果。因此, EMD 在故障诊断领域得到了比较广泛的应用, 如文献[10]提出一种基于 EMD 和散度指标的风力发电机组滚动轴承故障诊断方法, 取得了较好效果; 文献[11]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[12]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[13]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[14]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。但在实际的强噪声环境下, IMF 常常受到噪声的影响, 导致微弱故障特征信号淹没在含噪声的 IMF 中^[15]。因此研究如何有效抑制噪声对 EMD 的干扰, 凸显出故障特征成分显得尤为重要。

最大相关峭度解卷积 MCKD(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution)算法^[16]的目的是通过解卷积运算凸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轴承早期故障信号的降噪处理。本文针对 EMD 在轴承早期微弱故障特征提取的不足, 提出先用 MCKD 对强噪声轴承信号进行降噪处理, 然后对降噪后的信号进行 EMD, 最后选取峭度值最大的 IMF 作为敏感 IMF 并做包络谱分析, 从而提取轴承的微弱故障特征。仿

收稿日期: 2015-11-18; 修回日期: 2016-12-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51277074)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51277074)

真和试验分析结果表明该方法能够有效应用于轴承早期故障诊断。

1 基本理论

1.1 EMD 方法

EMD 方法^[17]是由美国国家宇航局的 Huang 博士于 1998 年首次提出的,其基本思想是所有信号均可分解为多个基本模态,各基本模态表示不同的固有简单振动,既可以是线性的,也可以是非线性的,并且各基本模态包含的极值点和零交叉点个数相同,在任意的 2 个相邻零交叉点之间仅有 1 个极值点,各模态相互独立、并无重叠。

EMD 算法的流程见图 1,以任意信号 $x(t)$ 为例,分解步骤如下所示。

- 提取信号 $x(t)$ 所有的局部极大值与极小值点。
- 利用三次样条插值法分别连接局部极大值与局部极小值点,构造信号 $x(t)$ 的上包络线 $u(t)$ 与下包络线 $v(t)$ 。

- 计算上、下包络线的平均值。

$$m(t) = (u(t) + v(t)) / 2 \quad (1)$$

- 将信号 $x(t)$ 减去 $m(t)$ 得到 $h(t)$ 。

$$h(t) = x(t) - m(t) \quad (2)$$

- 如果 $h(t)$ 满足 IMF 条件,则 $h(t)$ 为信号 $x(t)$ IMF 的一阶分量 $c_1(t)$;如果 $h(t)$ 不满足 IMF 条件,将 $h(t)$ 作为新的信号,重复步骤 a 至步骤 d,直到其满足 IMF 条件为止。

- 将 $c_1(t)$ 从原始信号 $x(t)$ 中分离出来,得到残余项 $r(t)$,判断残余项 $r(t)$ 能否继续分解,若能则将 $r(t)$ 作为新的信号重复以上步骤,若不能则循环结束。

至此,信号的 EMD 结束,最终得到信号 $x(t)$ 的若干个 IMF 分量和一个残余量 $r(t)$,即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t) \quad (3)$$

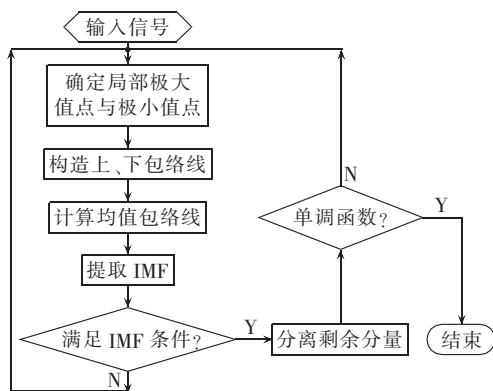


图 1 经验模态分解算法流程图

Fig.1 Flowchart of EMD algorithm

1.2 MCKD 算法

MCKD 算法中信号 $x_n(n=1,2,\dots,N)$ 的相关峭

度定义公式如式(4)所示。

$$K_{CKM}(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M x_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N x_n^2 \right)^{M+1}} \quad (4)$$

其中, T 为冲击信号的周期; M 为位移数。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]:

$$y_n = h_n * x_n + e_n \quad (5)$$

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 FIR(Finite Impulse Response)滤波器 w_l , 由输出序列 y_n 恢复输入序列 x_n , 即:

$$x_n = w_l * y_n \quad (6)$$

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

$$f_{MCKD}(T) = \max_{w_l} \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M x_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N x_n^2 \right)^{M+1}} \quad (7)$$

其中, $l=1,2,\dots,L$ 。

寻找最优滤波器 w_l , 使 $K_{CKM}(T)$ 最大, 即:

$$\frac{d}{dw_l} K_{CKM}(T) = 0 \quad (8)$$

通过下式计算可得到滤波器的各项系数:

$$w = \frac{\|x\|^2}{2\|B\|^2} (Y_0 Y_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M Y_{mT} A_m \quad (9)$$

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

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

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

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

综上所述,将 MCKD 算法步骤归纳如下:

- 初始化解卷积周期 T 、位移数 M 及滤波器长度 L 等参数;
- 计算信号 y_n 的 $Y_0 Y_0^T$ 与 Y_{mT} ;
- 计算滤波后的输出信号 x_n ;

- d. 根据 x_n 计算 A_m 与 B ;
- e. 更新滤波器的系数 w_l ;
- f. 如果滤波前与滤波后信号的相关峭度差值 $\Delta K_{CKM}(T)$ 小于阈值,结束迭代,否则重复步骤 c—e。

2 基于 MCKD-EMD 轴承早期故障诊断方法

当风电机组轴承发生早期故障时,与故障有关的冲击特征非常微弱。为了有效地提取早期故障特征,本文提出了基于 MCKD 结合 EMD 的轴承早期故障诊断方法,即 MCKD-EMD 方法,其算法流程见图 2,具体的步骤如下。

a. 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。

b. 利用 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,凸显出冲击成分。

c. 对降噪信号进行 EMD。利用 EMD 方法对降噪后的信号做进一步处理,得到一组 IMF 分量。

d. 提取敏感 IMF。在 EMD 分解得到的一组 IMF 分量中,峭度值最大的 IMF 所包含的冲击信号最为丰富,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。

e. 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。

f. 故障诊断。将包络谱中幅值凸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。

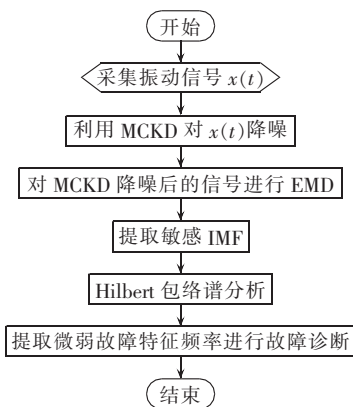


图 2 轴承早期故障诊断流程图

Fig.2 Flowchart of incipient bearing fault diagnosis

3 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^[19]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(10)所示。

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{i=1}^M A_i(t) p(t - iT - \tau_i) + n(t) \\ A_i(t) = A_0 \cos(2\pi f_i t + \varphi_A) \\ p(t) = \exp(-C_A t) \cos(2\pi f_n t + \varphi_w) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $A_i(t)$ 为第 i 次冲击调节幅值的函数因子; T 为冲击产生的周期; 转频 f_i 为 12 Hz; $p(t)$ 为故障产生的某次冲击振荡; τ_i 为第 i 次冲击对于平均周期 T 的微小波动,假定其服从均值为 0、标准差为转频 0.5% 的正态分布; 滚动轴承的系统共振频率 f_n 为 4000 Hz; 轴承内圈故障特征频率 $f_i = 1/T = 57$ Hz; A_0 为常数 2; 衰减系数 C_A 为 800, 大小的选取与轴承型号有关; 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。

根据上述模型生成轴承内圈故障的仿真信号, 其中未加噪声的仿真信号波形如图 3(a) 所示, 加强噪声的仿真信号波形如图 3(b) 所示, 对比图 3(a)、(b) 可明显看出, 当背景噪声较强时, 仿真信号中反映故障信息的冲击脉冲几乎完全被掩盖。对加入强噪声后的仿真信号进行 Hilbert 变换, 得到其包络谱如图 3(c) 所示, 可见包络谱中并无幅值凸出的频率成分, 无法对轴承内圈故障特征进行有效提取。

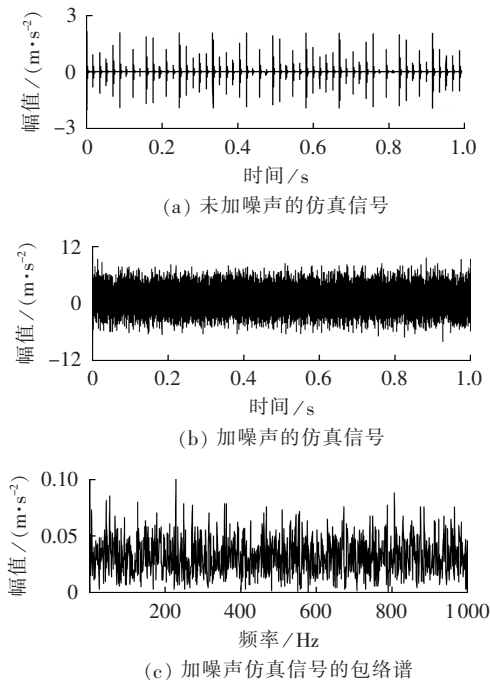


图 3 轴承内圈故障仿真

Fig.3 Simulative fault signals of inner-ring fault

利用 EMD 方法对图 3(b) 所示信号进行分解得到 IMF, 图 4 为 IMF 前 8 阶分量 c_1 — c_8 的时域波形。分别计算 IMF 前 8 阶分量 c_1 — c_8 的峭度值见表 1, 从表 1 所示的结果中可发现第 4 阶 IMF 分量 c_4 的峭度值 K 最大。选取 c_4 作为敏感 IMF 并进一步地对其做包络谱分析, 结果见图 5, 在图 5(b) 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为 57 Hz。

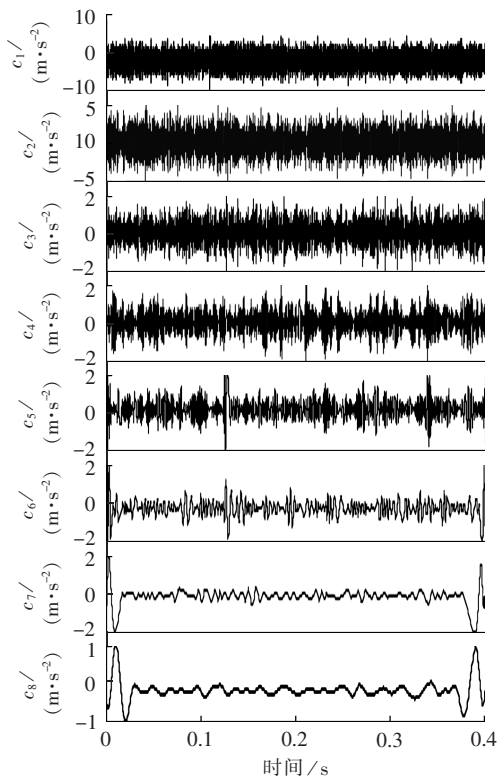


图 4 对仿真故障信号进行直接 EMD 的结果 c_1-c_8
Fig.4 c_1-c_8 ,results of EMD for simulative fault signals

表 1 直接 EMD 分解的 IMF 峭度值
Table 1 Kurtosis of IMFs by EMD

IMF 分量	K	IMF 分量	K
c_1	3.5	c_5	4.3
c_2	3.7	c_6	2.9
c_3	4.2	c_7	1.6
c_4	5.8	c_8	1.3

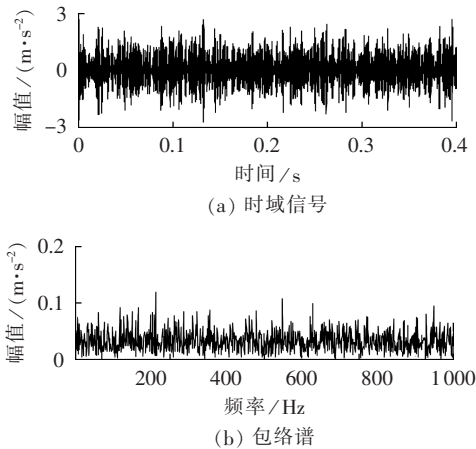


图 5 c_4 时域波形及包络谱

Fig.5 Time-domain waveform and envelope spectrum of c_4

为了消除噪声的影响,用 MCKD 算法对图 3(b)所示仿真信号降噪处理,并对降噪后的信号进行 EMD 得到一组本征模态函数,其前 8 阶分量 c_1-c_8 的时域波形如图 6 所示。分别计算 IMF 前 8 阶分量的峭

度值,结果见表 2,可发现第 2 阶 IMF 分量 c_2 的峭度值最大。因此,选取 c_2 作为敏感 IMF 并计算其包络谱,结果如图 7 所示,其中图 7(a)显示的是 c_2 的时域信号波形,图 7(b)为其包络谱,可以看出在包络

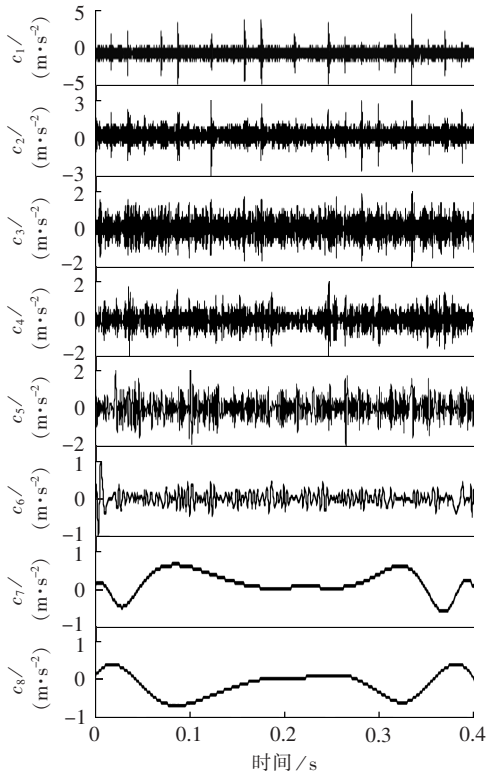


图 6 仿真故障信号经 MCKD 处理后的 EMD 结果, c_1-c_8

Fig.6 c_1-c_8 ,results of MCKD-EMD for simulative fault signals

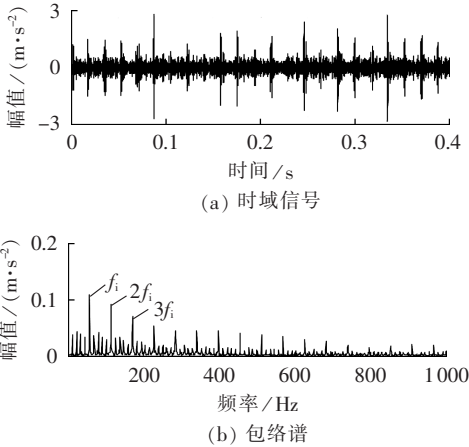


图 7 c_2 时域波形及包络谱

Fig.7 Time-domain waveform and envelope spectrum of c_2

表 2 MCKD 降噪后由 EMD 得到的 IMF 峭度值
Table 2 Kurtosis of IMFs by MCKD-EMD

IMF 分量	K	IMF 分量	K
c_1	4.6	c_5	4.8
c_2	7.9	c_6	2.9
c_3	6.5	c_7	1.2
c_4	5.7	c_8	0.7

谱中轴承内圈故障频率 f_i 及其 2 倍频、3 倍频处的幅值明显凸出,故障特征被很好地提取。

仿真分析结果表明,当信号中反映故障信息的冲击信号淹没在强背景噪声中时,如果直接对其进行 EMD 并进行包络解调,无法有效地提取出故障特征频率,而利用本文提出的 MCKD-EMD 方法对原信号进行处理后,从包络谱中可准确地提取故障特征频率,实现轴承故障的有效诊断。

4 试验分析

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、齿轮箱以及发电机组成,结构示意图如图 8 所示。主轴为滚动轴承,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^[20-21]。试验过程中主轴的转速恒定不变,传感器采样率 f_s 为 10 kHz,采样点数为 5000。考虑到滚动轴承的局部损伤可能发生在外圈和内圈上,分别在轴承的内、外圈上切割沟槽来模拟轴承的局部损伤,如图 9 所示。

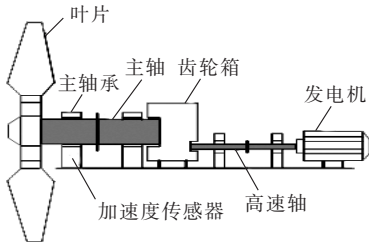


图 8 试验台示意图

Fig.8 Schematic diagram of test platform

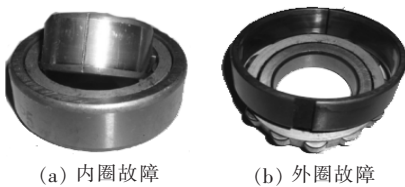


图 9 轴承局部损伤图

Fig.9 Partial damages of bearing

轴承内、外圈故障的特征频率计算公式分别如式(11)、(12)所示:

$$f_i = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \beta \right) f_r Z \quad (11)$$

$$f_o = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \beta \right) f_r Z \quad (12)$$

其中, f_i 为轴承内圈故障特征频率; f_o 为轴承外圈故障特征频率; f_r 为轴的转频; D 为轴承节径; d 为滚动体直径; β 为轴承的接触角; Z 为滚动体数量。当主轴的转速为 280 r/min 时,根据式(11)、(12)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。

4.1 轴承内圈故障分析

试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 10(a) 所示,在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 10(b) 所示,可以看出信号的能量基本均匀分布在宽频范围内。图 10(c) 为内圈故障信号的包络谱,在图中没有发现幅值凸出的频率成分,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。

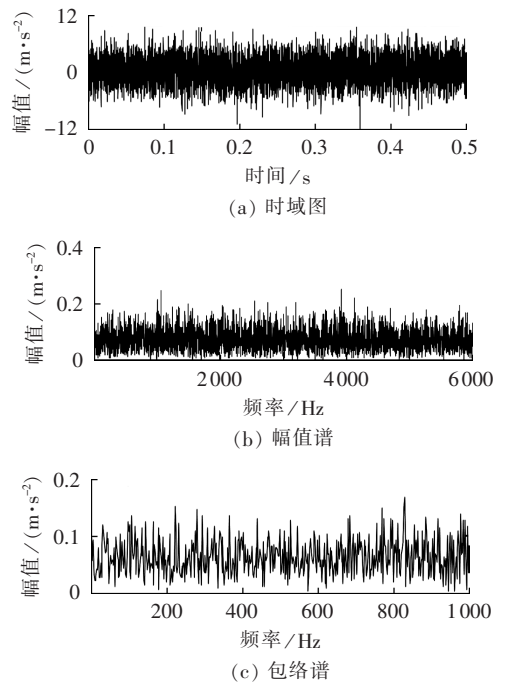


图 10 风电机组轴承内圈故障信号

Fig.10 Inner-ring fault signals of wind-power unit

对内圈故障信号进行 EMD 并选取峭度值最大的 c_1 作为敏感 IMF,其时域波形如图 11(a) 所示。图 11(b) 是敏感 IMF 的包络谱分析结果,可见仍无法提取风电机组轴承内圈故障的特征频率。

利用 MCKD 算法对图 10(a) 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 EMD。选取峭度值最大的 c_3 作为敏感 IMF,其时域波形如图 12(a) 所示,可发现其中反映故障信息的冲击脉冲信号明显凸出。图 12(b) 是敏感 IMF 的包络分析结果,可以清楚地看到包络谱中主要频率成分分为内圈故障特征频率(156 Hz)及其 2 倍频(312 Hz),并且几乎没有其他幅值明显的频率成分,表明风电机组轴承内圈存在局部损伤。

4.2 轴承外圈故障分析

图 13 中,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。图 14

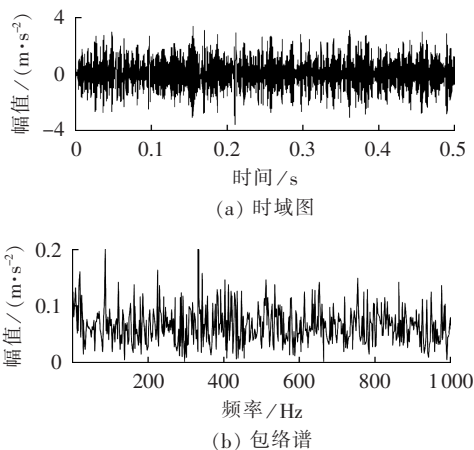
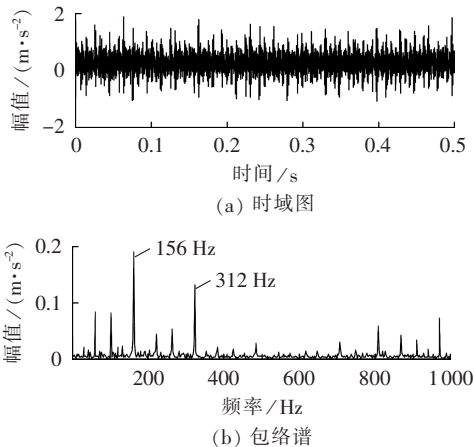
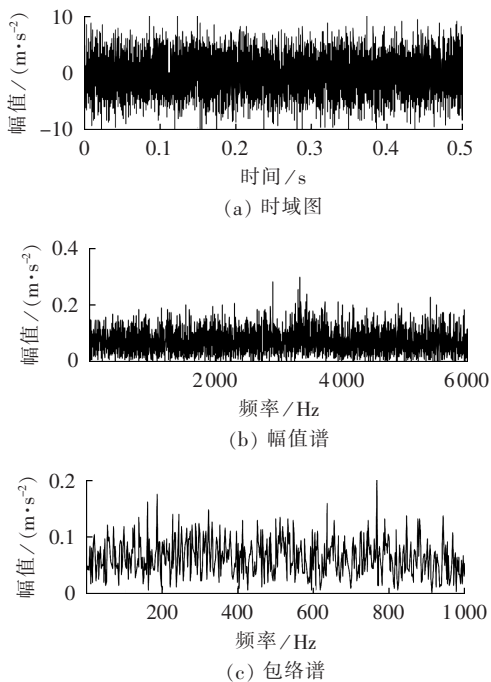
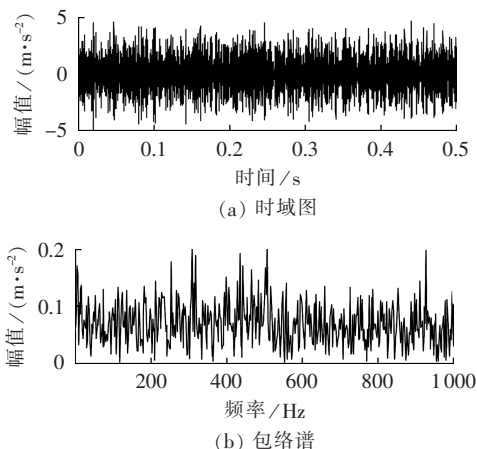
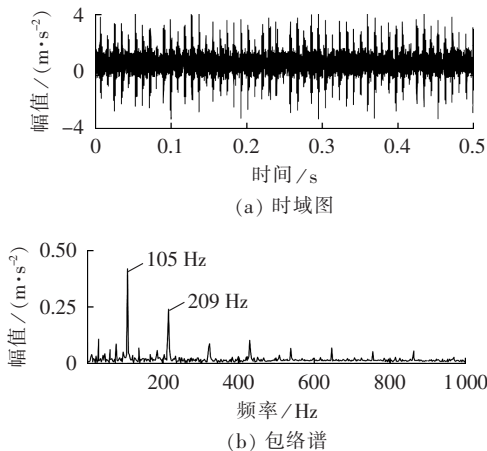
图 11 轴承内圈故障 EMD 结果 c_1 Fig.11 c_1 , result of EMD for inner-ring fault图 12 轴承内圈故障 MCKD 降噪后的 EMD 结果 c_3 Fig.12 c_3 , result of MCKD-EMD for inner-ring fault

图 13 风电机组轴承外圈故障信号

Fig.13 Outer-ring fault signals of wind-power unit

为直接对外圈故障信号进行 EMD 得到的敏感 IMF 时域波形及其包络谱。利用本文所提 MCKD-EMD 方法对外圈故障信号进行分析得到敏感 IMF, 其时域波形及包络谱分别如图 15(a)、(b) 所示。与内圈故障试验结果类似, 仅从利用 MCKD-EMD 方法分析得到的包络谱中才可以准确得到外圈故障特征频率 (105 Hz) 及其 2 倍频 (209 Hz), 根据分析结果可判断风电机组轴承外圈存在局部损伤。通过分析内、外圈故障试验结果可发现, 本文提出的 MCKD-EMD 方法能很好地诊断出轴承早期故障。

图 14 轴承外圈故障 EMD 结果 c_3 Fig.14 c_3 , result of EMD for outer-ring fault图 15 轴承外圈故障 MCKD 降噪后的 EMD 结果 c_2 Fig.15 c_2 , result of MCKD-EMD for outer-ring fault

5 结语

针对 EMD 在风电机组轴承早期故障特征提取方面的不足, 本文提出了基于 MCKD 与 EMD 相结合的故障诊断方法, 利用 MCKD 算法的滤波作用减弱了噪声对 EMD 的影响, 以便更有效地提取轴承的故障特征。通过分析仿真和试验结果, 证明 MCKD-EMD 方法可以有效地消除轴承故障信号中混有的强背景噪声, 准确地诊断轴承的早期故障。总体而

言,MCKD-EMD方法为风电机组故障诊断提供了一种新的思路,对风电机组状态监测与故障诊断技术的开发,具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] 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.
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.
- [2] 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.
ZHAO Hongshan, LIAN Shasha, SHAO Ling. A model-based fault detection for variable-pitch system of wind turbine[J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 440-444.
- [3] 安学利,蒋东翔,陈杰,等. 基于ITD和LS-SVM的风力发电机轴承故障诊断[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.
- [4] 赵洪山,邵玲,连莎莎. 基于最大信噪比的风电机组主轴轴承故障特征提取[J]. 可再生能源,2015,33(3):410-415.
ZHAO Hongshan, SHAO Ling, LIAN Shasha. Method for extracting fault feature of wind turbine main bearing based on maximum signal to noise ratio[J]. Renewable Energy Resources, 2015, 33(3): 410-415.
- [5] 雷亚国,韩冬,林京,等. 自适应随机共振新方法及其在故障诊断过中的应用[J]. 机械工程学报,2012,48(7):62-67.
LEI Yaguo, HAN Dong, LIN Jing, et al. New adaptive stochastic resonance method and its application to fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(7): 62-67.
- [6] 罗忠辉,薛晓宁,王筱珍,等. 小波变换及经验模式分解方法在电机轴承早期故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2005,25(14):125-129.
LUO Zhonghui, XUE Xiaoning, WANG Xiaozhen, et al. Study on the method of incipient motor bearing fault diagnosis based on wavelet transform and EMD[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(14): 125-129.
- [7] MING Y, CHEN J, DONG G. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on cyclic Wiener filter and envelope spectrum[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2011, 25(5): 1773-1785.
- [8] 崔玲丽,康晨晖,胥永刚,等. 滚动轴承早期冲击性故障特征提取的综合算法研究 [J]. 仪器仪表学报,2010,31(11):2422-2427.
CUI Lingli, KANG Chenhui, XU Yonggang, et al. Integrated algorithm research on early impactive fault feature extraction of rolling bearing [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(11): 2422-2427.
- [9] 曾庆虎,邱静,刘冠军,等. 基于小波相关滤波-包络分析的早期故障特征提取方法[J]. 仪器仪表学报,2008,29(4):729-733.
ZENG Qinghu, QIU Jing, LIU Guanjuan, et al. Approach to extraction of incipient fault features based on wavelet correlation filter and envelope analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(4): 729-733.
- [10] 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.
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.
- [11] 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.
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.
- [12] 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.
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.
- [13] 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.
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.
- [14] 黄建,胡晓光,玟玉楠. 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.
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.
- [15] 王玉静,康守强,张云,等. 基于集合经验模态分解敏感本征模态函数选择算法的滚动轴承状态识别方法[J]. 电子与信息学报,2014,36(3):595-600.
WANG Yujing, KANG Shouqiang, ZHANG Yun, et al. Condition recognition method of rolling bearing based on ensemble empirical mode decomposition sensitive intrinsic mode function selection algorithm[J]. Chinese Journal of Electronics and Information Technology, 2014, 36(3): 595-600.
- [16] 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(1): 237-255.
- [17] 钟佑明,秦树人,唐宝平. 一种振动信号新变换法的研究[J]. 振动工程学报,2002,15(2):233-237.
ZHONG Youming, QIN Shuren, TANG Baoping. Study on a new transform method for vibration signal[J]. Chinese Journal of Vibration Signal, 2002, 15(2): 233-237.
- [18] 王宏超,陈进,董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械工程学报,2013,49(1):88-94.
WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming. Fault diagnosis method for rolling bearing's weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 88-94.
- [19] 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.

- [20] 朱云国, 张兴, 刘淳, 等. 无刷双馈风力发电机的无速度传感器矢量控制技术[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(8): 125-130.

ZHU Yunguo, ZHANG Xing, LIU Chun, et al. Sensorless vector control technology for brushless doubly-fed wind power generator[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(8): 125-130.

- [21] 李辉, 胡姚刚, 李洋, 等. 大功率并网风电机组状态监测与故障诊断研究综述[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(1): 6-16.

LI Hui, HU Yaogang, LI Yang, et al. Overview of condition monitoring and fault diagnosis for grid-connected high-power

wind turbine unit[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(1): 6-16.

作者简介:



赵洪山

赵洪山(1965—), 男, 河北沧州人, 教授, 博士, 研究方向为电力系统分析、运行与控制, 电力设备故障预测与优化检修 (E-mail: zhaohshcn@126.com);

李浪(1991—), 男, 江西九江人, 硕士研究生, 研究方向为风电机组的故障检测 (E-mail: lilang@163.com)

Incipient bearing fault diagnosis based on MCKD-EMD for wind turbine

ZHAO Hongshan, LI Lang

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

Abstract: Since the characteristic signals of the incipient bearing fault of wind turbine are weak and seriously affected by the environmental noises and signal attenuation, it is difficult to extract them. Though EMD (Empirical Mode Decomposition) is widely used in the bearing fault feature extraction, it is not applicable to the feature extraction of incipient bearing fault when the background noise is strong. As MCKD (Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution) algorithm can highlight the fault impact pulses of the bearing vibration signals masked by noises, it is combined with EMD to diagnose the incipient bearing fault. MCKD is applied to subdue the strong background noises and the de-noised signals are then treated by EMD to obtain the most sensitive IMFs (Intrinsic Mode Functions) and calculate the envelope spectrums, which is then analyzed to identify the frequency components with bigger amplitude for determining the fault type. The effectiveness and correctness of the proposed method are verified by simulation and experiment.

Key words: wind turbines; bearing; incipient fault; maximum correlated kurtosis deconvolution; empirical mode decomposition

(上接第 28 页 continued from page 28)

Short-term probabilistic forecasting based on KPCA-KMPMR for wind power

LI Jun, CHANG Yanzhi

(School of Automation & Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: A probabilistic forecasting method of short-term wind power based on the combination of KPCA (Kernel Principal Component Analysis) and KMPMR (Kernel Minimax Probability Machine Regression) is proposed, which applies KPCA to pre-process the data for the effective extraction of the nonlinear principal component from the feature space as the input of forecasting model. Assuming the mean and covariance matrix of the distribution which generates the forecasting model are known, the KMPMC method regards the classification hyperplane of KMPMC as the output of forecasting model for maximizing the minimum probability of the model output within the boundary of its true value. Experimental results show that, the proposed method has better forecasting accuracy than the existing forecasting methods and it can provide the probability distribution of forecasting error.

Key words: kernel principal component analysis; kernel minimax probability machine regression; wind power; probabilistic forecasting