DOI:10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2024.04.014

风电变桨减速器振动监测及变桨动作识别*

武英杰[1]， 代福峰[1]， 田 野[1]， 赵 瑞[2]， 曲文涛[3]， 刘少康[4]，
辛红伟[1]， 杨彦军[1]， 王建国[1]
（1.东北电力大学自动化工程学院 吉林,132012） （2.中广核陆丰核电有限公司 汕尾,516545）
（3.吉林吉电新能源有限公司 长春,130117） （4.华北电力大学控制与计算机工程学院 北京,102200）

摘要 由于变桨减速器随轮毂做圆周运动且伴随间歇性、回转动作,导致变桨有效振动数据识别存在困难,针对此问题,提出了粒子群优化变分模态分解结合滑动中值滤波的变桨动作识别方法。首先,通过现场变桨减速器振动信号分析,将其划分为静态未变桨、静态变桨、动态变桨和动态未变桨4部分,提出基于包络信号的变桨动作识别思路;其次,针对减速器随轮毂旋转导致的正弦分量和趋势分量,利用优化后的变分模态分解进行去除;然后,提出基于信号包络的变桨动作识别思路,采用滑动中值滤波平滑包络信号消除结构激振产生的脉冲干扰;最后,利用静态未变桨数据和3σ准则计算阈值,将平滑后的包络信号曲线与该阈值比较实现变桨动作识别。现场应用表明,该方法可准确识别变桨动作,且与其他方法相比具有明显优势,为风电机组变桨振动识别与状态监测提供参考。

关键词 信号采集;变桨减速器;间歇性动作;粒子群算法;变分模态分解;变桨识别
中图分类号 TH132.46

引 言

目前,针对风电传动系统的在线监测已非常普遍[1-2],但鲜有变桨减速器方面的报道。另外,轮毂内机械设备状态检测与失效分析多采用离线方式[3-4],变桨减速器在线振动监测研究对及时发现故障、提高机组安全可靠性具有重要意义。

由于变桨的间歇性,基于振动信号的变桨动作识别成为首要问题。现场数据分析发现,全工况采集的减速器振动信号存在机组启动时的趋势分量和启动后的正弦分量干扰。由于变分模态分解(variational mode decomposition, 简称VMD)具有很强的低频分量估计能力[5-6],笔者将其引入到变桨动作识别中。文献[7]提出粒子群优化变分模态分解(particle swarm optimization-variational mode decomposition, 简称PSO-VMD)方法,利用最小包络熵构造优化目标函数。笔者采用PSO-VMD将最小包络熵替换为能量熵,将实测信号分解为多个分量,通过分量主导频率,锁定、剔除正弦分量和趋势分量。

变桨系统减速器在启停瞬间以及其余组件在圆周运动过程中会产生结构激振,导致实测信号存在高幅值脉冲干扰,严重影响变桨动作的准确识别。高幅值脉冲干扰的包络信号属于脉冲噪声或椒盐噪声,而消除椒盐噪声的有效方法是滑动中值滤波(moving median filtering,简称MMF)。MMF方法被Tukey[8]提出用于平滑时间序列,随后被用于语音[9]、图像[10]、地震信息[11]以及机械振动[12]方面的噪声抑制。

笔者根据实测振动数据,定义了变桨减速器运行的典型工况。针对变桨减速器全工况振动信号中存在的正弦分量、趋势分量和高幅值脉冲干扰,提出一种PSO-VMD结合MMF的信号包络平滑方法。通过将处理后的振动信号包络幅值与统计阈值进行比较,判定机组变桨动作以及振动数据的有效性。

1 变桨减速器振动采集与信号分析

1.1 减速器工作过程及其振动监测系统

图1为变桨减速器位置示意图。在正常变桨时,变桨控制系统接收主控系统的变桨指令,同时驱动系统控制电机转动,驱动电机通过减速器减速后带动变桨齿圈转动,实现叶片变桨。

风电变桨减速器振动监测系统包括数据采集单元、无线传输单元和数据存储单元。图2为振动监

* 吉林省科技发展计划重点科技研发资助项目(20220203077SF);吉林省教育厅科研项目(JJKH20230129KJ)
收稿日期:2023-02-22;修回日期:2023-08-22

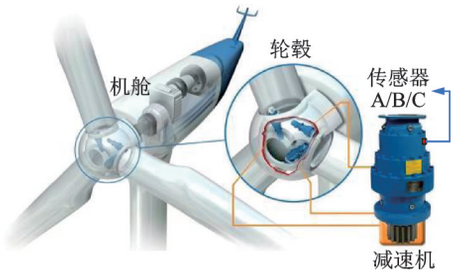


图 1　变桨减速器位置示意图

Fig.1　Position diagram of pitch reducer

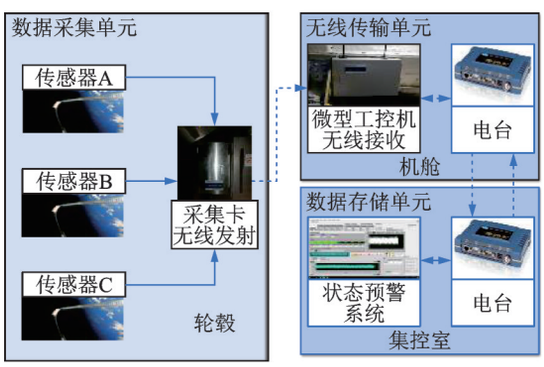


图 2　振动监测系统拓扑图

Fig.2　Topology diagram of vibration monitoring system

测系统拓扑图。其中，3 个同型号的振动加速度传感器通过轧带分别固定在 3 个减速器的第 2 级行星轮系齿圈外侧。

采用 MEB210 加速度传感器，该传感器是一种自带放大器的加速度传感器（IEPE），量程为 0～50 g，灵敏度为 100 mV/g，可响应 0.5～15 000 Hz 的加速度信号。由于轮毂通信滑环不适合大规模传输高频信号且预留通道有限，为此笔者将采集卡安装在轮毂内，采样频率为 12.8 kHz，采用无线传输方式将实时数据传输到机舱工控机中。

1.2　全工况测量信号

图 3 为变桨减速器运行全过程振动信号时域波形。定义减速器的运行工况并对各工况下测量信号的组成进行分析：①静态未变桨工况。风机叶片不做空间圆周运动，且变桨减速器不启动，测量信号主要包含采集系统的系统噪声，为无效数据不需要存储。②静态变桨工况。风机叶片不做空间圆周运动，且变桨减速器启动，测量信号主要为伴有随机高幅值扰动的减速器振动信号，需要保存变桨系统动作时间段内的振动信号。③动态变桨工况。风机叶片在空间内做圆周运动，且变桨减速器启动，测量信号为叠加正弦分量和不明显趋势分量的减速器振动信号，需要保存变桨系统动作时间段内的振动信号。④动态未变桨工况。风机叶片在空间内做圆周

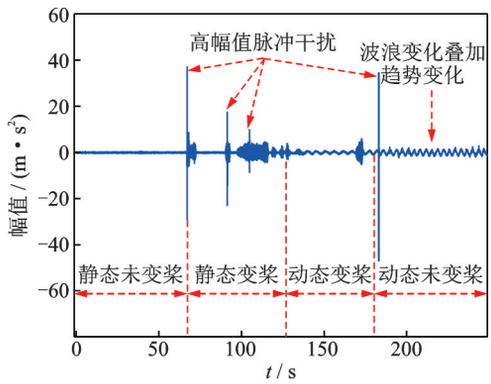


图 3　变桨减速器运行全过程振动信号时域波形

Fig.3　Time domain waveform of vibration signal during the whole operation of pitch reducer

运动，且变桨减速器不启动，测量信号为伴有随机高幅值扰动的正弦分量和不明显趋势分量的组合，为无效数据不需要保存。通过对各个工况内测量信号的组成分析可知，变桨动作识别需要解决的本质问题为：定位包含减速器振动信号的时间段，即可实现变桨动作的精确识别。

1.3　正弦分量和趋势分量的产生机理

采集系统使用的是正置压缩型压电式加速度传感器，如图 4 为正置压缩型压电式传感器结构示意图。当被测系统振动时，传感器内部质量块跟随系统一起运动，通过自身的运动将自身加速度转换为力，并将转换后的力作用于压电敏感材料。压电敏感材料由于压电效应从而在 2 个表面建立电势差，即电压[13]。

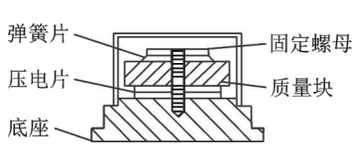


图 4　正置压缩型压电式传感器结构示意图

Fig.4　Positive compression type piezoelectric sensor structure schematic

压电敏感材料的应变-电荷矩阵模型为

$$Q = d_{ij}F = d_{ij}ma \tag{1}$$

其中：F 为作用在压电片上的力；d_{ij} 为压电敏感材料的压电系数；m 为压电片质量。

可见，质量块加速度 a 与电荷量 Q 成正比[14]。

当传感器随轮毂空间内做圆周运动时，其加速度不仅来源于待测系统振动，还来源于自身重力变化和圆周运动向心力的变化。圆周运动中质量块受力分析如图 5 所示。图中，F_z 为传感器所受的切向力。当传感器位于斜上方时，对传感器质量块在测

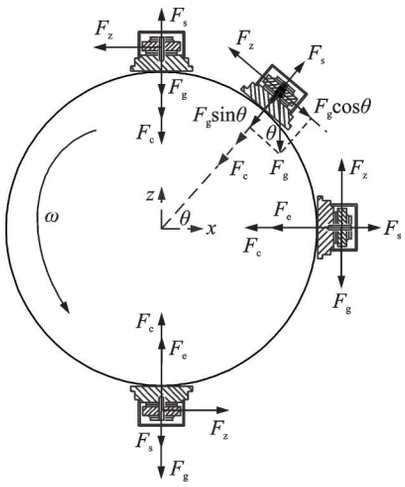


图 5 圆周运动中质量块受力分析

Fig.5 Force analysis of mass block in circular motion

量方向上进行受力分析。

$$F_c = m\omega^2 R = F_e + F_g \sin\theta - F_s \tag{2}$$

其中：F_c 为传感器随轮毂旋转所产生的向心力；F_e 为弹力；F_g 为自身重力；F_s 为来自轮毂的支撑力。

根据式(2)推导可得

$$F_s = F_e + F_g \sin\theta - m\omega^2 R \tag{3}$$

由牛顿第三定律可知，作用在压电片上的力为

$$F = -F_s = m\omega^2 R - F_e - F_g \sin\theta \tag{4}$$

将式(4)代入应变-电荷矩阵模型，可知

$$Q = d_{ij}F = -d_{ij}F_s = d_{ij}(m\omega^2 R - F_e - F_g \sin\theta) \tag{5}$$

通过式(5)可知，电荷 Q 的大小，首先受到弹簧片交变弹力的影响，反映系统振动；其次受到重力在测量方向上的投影变化的影响，产生波浪变化趋势。

$$\theta = \int_{t_1}^{t_2} \omega(\tau)\,\mathrm{d}\tau \tag{6}$$

$$f = \omega(t)/2\pi \tag{7}$$

其中：θ 为传感器与水平方向夹角；$\omega(t)$ 为轮毂圆周运动的角速度；$f(t)$ 为轮毂圆周运动的瞬时转频。

正弦分量的频率变化范围为轮毂旋转频率的变化范围。由双馈异步风力发电机控制原理可知，机组运行在风速 6～15 m/s 区间，对应轮毂转频为 0.15～0.3 Hz，正弦分量的频率在 0.15～0.3 Hz 范围内变化。由于受变速圆周运动向心力随角速度非线性变化的影响，测量信号产生非线性变化趋势，因此动静态下测得的减速器信号有较大差异，该差异容易被判定为减速器振动而被错误采集。

由于变桨减速器直接固定在轮毂上，其输入端为驱动电机，输出端通过轴齿轮驱动变桨轴承，而叶片直接与变桨轴承连接，因此安装在变桨减速机表面的振动传感器只在一个平面内作圆周运动。笔者在受力分析时也只考虑这一关系。

1.4 高幅值脉冲干扰的产生机理

变桨系统由驱动电机、减速器、齿圈和变桨轴承紧密配合组成，并通过轮毂与整个机组装配在一起，在机组启停瞬间、并离网瞬间、偏航往复动作期间、变桨启停瞬间、变桨动作期间和轮毂圆周运动期间各部件之间易产生受迫激振，从而产生高幅值短时振荡。图 6 为单自由度欠阻尼系统脉冲响应。以一个单自由度欠阻尼系统为例，系统脉冲响应为

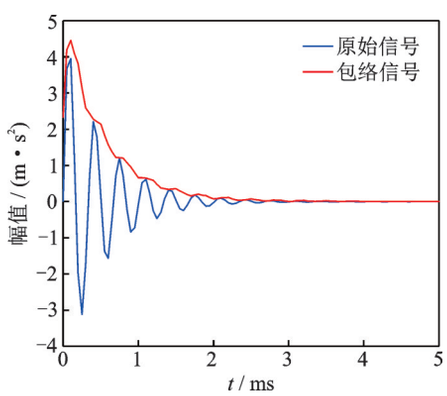


图 6 单自由度欠阻尼系统脉冲响应

Fig.6 Impulse response of single-degree-of-freedom undamped systems

$$x(t) = A\mathrm{e}^{(-2\pi f_n \xi t)} \sin\left(2\pi f_n \sqrt{1-\xi^2}\, t\right) \tag{8}$$

根据 Hilbert 变换得到脉冲响应的包络信号为

$$y(t) = HT[x(t)] = \frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)\,\frac{1}{t-\tau}\,\mathrm{d}\tau = A\mathrm{e}^{\left[-2\pi f_n \xi (t-\pi/2)\right]} \sin\left[2\pi f_n \sqrt{1-\xi^2}\,(t-\pi/2)\right] \tag{9}$$

$$a(t) = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)} \tag{10}$$

图 7 为高幅值脉冲放大图。由于系统脉冲响应与测量信号中的高幅值脉冲形态相似，可以认为高幅值短时振荡是由受迫激振造成的。测量信号中的高幅值脉冲为多自由度欠阻尼振荡系统的响应，这里不做深入讨论。在总体包络时间序列中，欠阻尼系统脉冲响应的包络表现为高幅值脉冲噪声，即椒盐噪声。由于高幅值脉冲随机产生，可以出现在变桨和不变桨期间，所以容易将不变桨期间的高幅值脉冲判定为减速器振动而被错误采集。

通过对信号组成成分的分析，明确了导致错误采集的原因：①正弦和趋势分量；②高幅值脉冲。为了剔除正弦分量和趋势分量，消除高幅值脉冲干扰，笔者提出基于 PSO-VMD 和 MMF 的变桨动作识别方法。

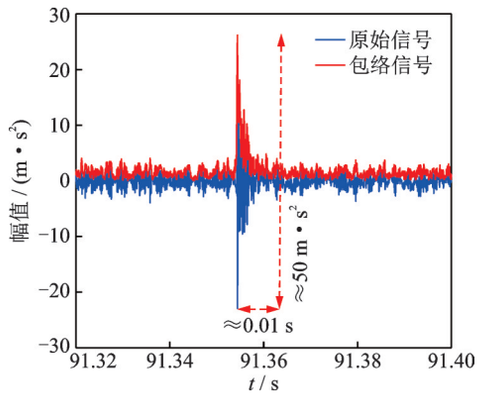


图 7　高幅值脉冲放大图

Fig.7　Magnified view of high amplitude pulse

2　基于 PSO-VMD 和 MMF 的变桨动作识别方法

2.1　PSO-VMD

VMD 是一种非递归、自适应分解，通过构造并求解约束变分问题将原始信号分解为指定个数的本征模态函数（intrinsic mode function，简称 IMF）分量，利用迭代搜索变分模型最优解确定每个分解的分量中心频率及带宽，最终根据原始信号的频域特性完成频带的剖分，实现信号的自适应分解。

VMD 在分解信号时的关键是设定分量个数 K 和惩罚因子 α。分量个数 K 若设置过小，可能导致分解过程中关键信息丢失或模态混叠，进而增加后续信号特征提取的难度；分量个数 K 若设置过大，可能导致过度分解，产生没有意义的 IMF，会对信号分析造成干扰。惩罚因子 α 影响的是本征模态函数 IMF 的带宽，若 α 取值越小，则带宽越大，可能导致分解过程中模态分量出现重叠现象；若 α 取值越大，则带宽越小，可能导致模态分量丢失信息。因此，根据所分析信号设定分量个数 K 和惩罚因子 α 是 VMD 算法的关键。文献[5]使用粒子群算法优化 VMD 参数。由于能量熵表征各信号分量的能量占比，保留了原信号的大部分能量，因此笔者使用能量熵作为 PSO-VMD 的适应度函数。

能量熵的定义为

$$\begin{cases} H_{en} = -\sum_{i=1}^{k} p_i \lg p_i \\ p_i = x(t) \Big/ \sum_{i=1}^{k} x(t) \end{cases} \tag{11}$$

其中：p_i 为原始信号 $x(t)$ 的归一化形式。

粒子群优化 VMD 的步骤如下：

1）粒子群算法各参数初始化，将能量熵设置为寻优过程中的适应度值函数；

2）将需要寻优的分量个数 K 和惩罚因子 α 作为粒子的位置，再随机生成每个微粒的位置和速度；

3）在不同微粒位置下，对信号进行 VMD，记录每个粒子的能量熵；

4）对比能量熵值并更新粒子的个体历史最优位置和种群历史最优位置；

5）更新粒子的速度、位置。迭代次数若是达到上限，则迭代结束，得到 VMD 的 2 种参数 K 和 α，否则转至步骤 3。

PSO-VMD 算法流程如图 8 所示。

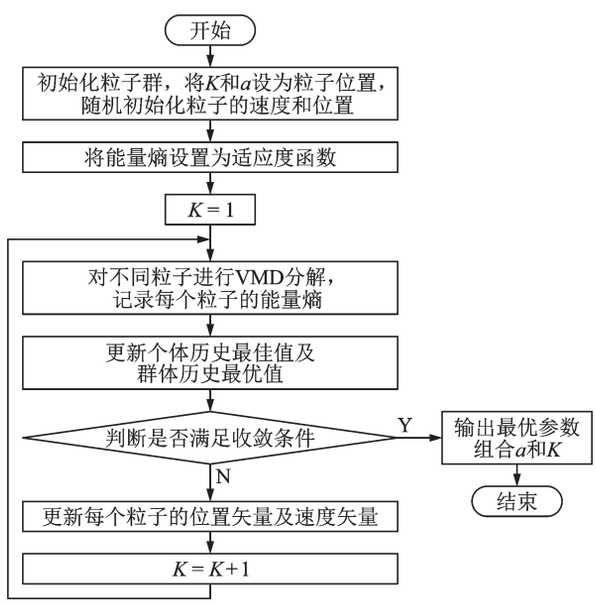


图 8　PSO-VMD 算法流程

Fig.8　PSO-VMD algorithm implementation process

2.2　滑动中值滤波

MMF 是一种非线性滤波方法，对脉冲噪声具有较好抑制效果。主要步骤如下。

1）确定 1 个一维待处理时间数列 $f_1, f_2, \cdots, f_n$ 的数据点作为某一长度为 m 的矩形窗的中心

$$y_i = \mathrm{Med}\{f_{i-v} \cdots f_i \cdots f_{i+v}\} \quad \left(i \in N;\ v = \frac{m-1}{2}\right) \tag{12}$$

其中：v 为令窗口长度 m 取奇数，实现奇数点的窗口移动。

2）将窗内时间序列排序，即将 m 个数按大小排序，再将该序列的中位数作为矩形窗中心的新值。

3）随着不断移动该矩形窗，矩形窗中心值也随之更新，连接各个矩形窗的中心得到了平滑曲线，也就是滤波后的信号。

2.3 本研究方法流程

图 9 为本研究方法流程，具体步骤如下。

1）利用 PSO 选取最佳的 VMD 参数 α 和 K，再使用最佳参数进行 VMD 分解信号获得 K 个分量。

2）包含波浪趋势的 IMF 频率一般在 0.15～0.3 Hz 内取值，且该频率在其正弦分量的频谱中占主导位置。因此，搜索各个分量的频率区间 0～20 Hz 内幅值最大频率，若落在 0.15～0.3 Hz 区间内，则判定该分量为正弦分量并剔除。同时，非线性趋势分量近似直流分量，可通过剔除正弦分量之后所有分量得以剔除，其余分量求和重构为剩余信号。

3）利用希尔伯特变换（Hilbert transform，简称 HT）求取剩余信号的包络信号，包络信号包含随机出现的高幅值脉冲。通过 MMF 平滑此包络信号，抑制可能存在的脉冲噪声，保留有效振动成分。

4）截取静态未变桨数据作为输入，执行步骤 1～3，并将平滑包络的 3σ 作为变桨的阈值。平滑后的包络信号与该阈值对比，可准确锁定有效变桨动作时间段，并保存该时间段数据。

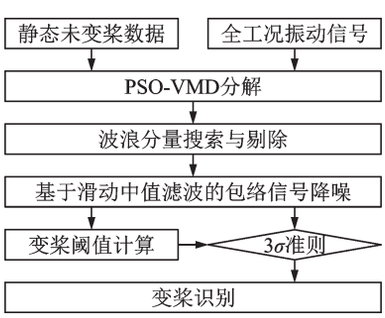


图 9 方法流程

Fig.9 The flow chart of the method

3 变桨动作识别验证

3.1 静态下变桨动作识别

静态变桨工况下测量信号时域波形如图 10 所示。测量信号为伴有高幅值脉冲干扰的有效变桨振动信号和无效空数据，经过 PSO-VMD 分解出的 6 个分量均不存在 0～0.3 Hz 频率主导的分量。IMF_1～IMF_6 分量时域波形如图 11 所示。因此，重构信号即为原始信号。

图 12 为静态变桨动作识别图。由于工程实际中经常采用有效值等指标监测风电机组，因此将笔者所提方法与多种方法进行对比，对比方法包括：

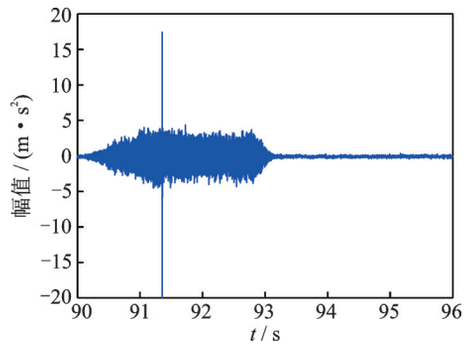


图 10 静态变桨工况下测量信号时域波形

Fig.10 Time domain waveform of measurement signal for static pitch condition

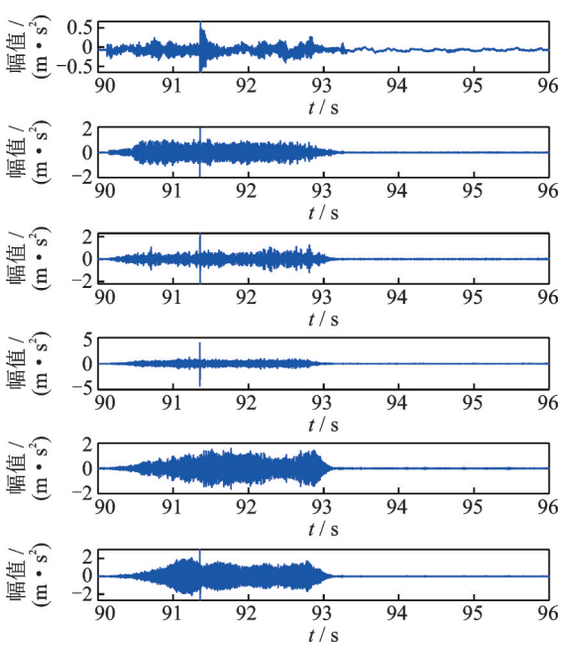
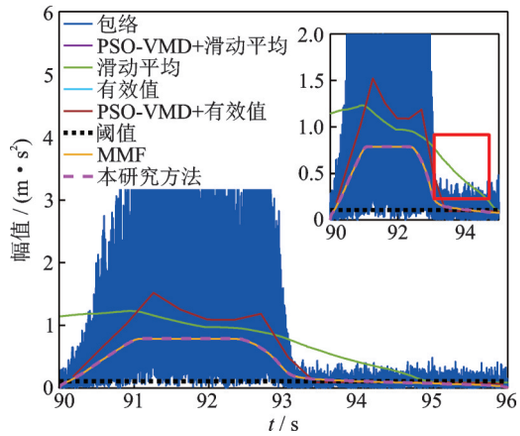


图 11 IMF_1～IMF_6 分量时域波形

Fig.11 Time domain waveform of the IMF_1～IMF_6 components

MMF、滑动平均滤波、有效值、PSO-VMD 有效值以及 PSO-VMD 滑动平均。

笔者提出方法与 MMF 在图 12 中出现重合现象，故 2 种方法均可以成功识别并采集包含减速器振动的有效数据。有效值和 PSO-VMD 有效值在识别过程中出现包络线轨迹重叠，这 2 种方法虽然可以识别包含减速器振动的区间，但在 93～94 s 区间，平滑包络线出现部分抬高，造成部分误识别，如图 12 中红框部分所示。同样，滑动平均滤波和 PSO-VMD 滑动平均滤波方法在 90～90.5 s 和 93～94 s 均错误采集了无效数据，无法克服冲击干扰。综上所述，只有 MMF 和本研究方法对于静态变桨数据的识别效果最好。



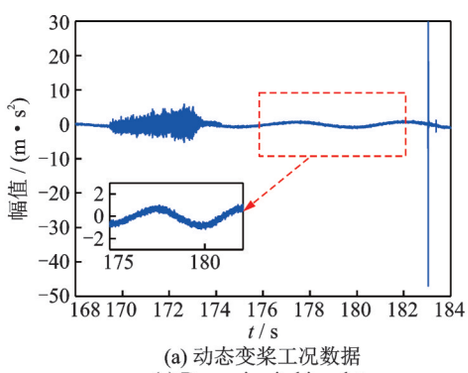
蓝色实线为重构信号的包络；粉色短划线为笔者提出方法

图 12　静态变桨动作识别图

Fig.12　Identification diagram of static pitching action

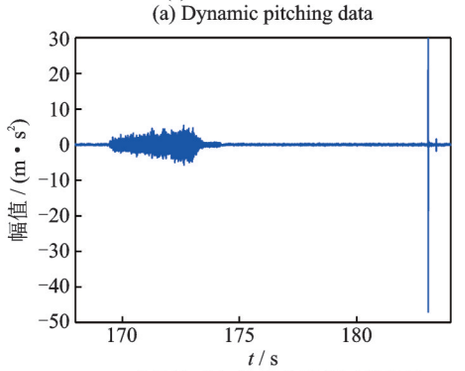
3.2　动态下变桨动作识别

剔除波动和趋势分量前后的信号时域波形如图 13 所示。如图 13(a)所示，截取轮毂旋转时的测量信号即动态变桨工况下的数据，测量信号为叠加了波动分量、趋势分量以及高幅值干扰的振动信号。使用本研究方法处理该数据，使用粒子群优化算法计算 VMD 的最佳参数 α 和 K 分别为 6 371 和 10，再进行 VMD 得到 10 个 IMF 分量。IMF_1～IMF_{10} 分量时域波形如图 14 所示。通过分量极大值频率锁定 IMF_1 为波动分量，然后剔除 IMF_1，重构 IMF_2～IMF_8，得到如图 13(b)所示的平整信号，实现了波动与趋势分量的剔除。



(a) 动态变桨工况数据

(a) Dynamic pitching data



(b) 去除波动与趋势分量的平整信号

(b) Dynamic pitching data without fluctuation and trend components

图 13　剔除波动和趋势分量前后的信号时域波形

Fig.13　Time domain waveforms of the signal before and after removing the fluctuation and trend components

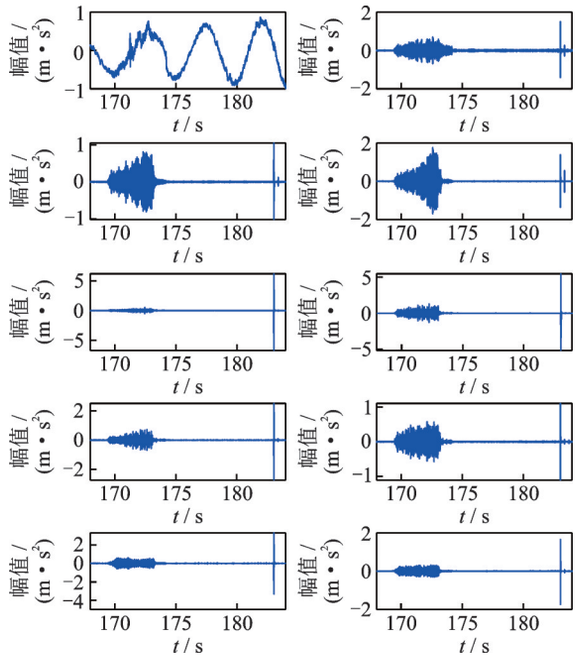
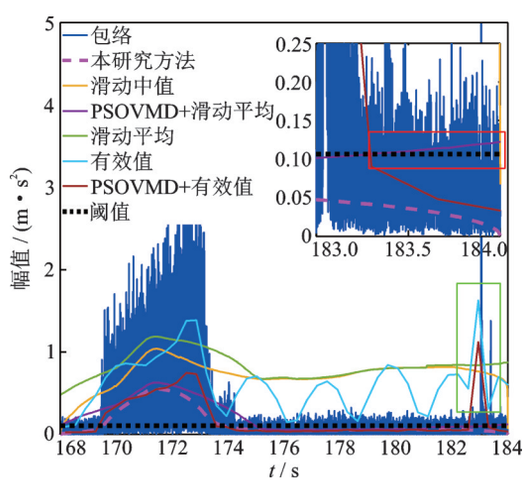


图 14　IMF_1～IMF_{10} 分量时域波形

Fig.14　Time domain waveform of the IMF_1～IMF_{10} components

动态变桨动作识别图如图 15 所示。只用滑动中值和滑动平均滤波方法得到的平滑包络线均高于阈值，无差别地采集存储。PSO-VMD 滑动平均滤波方法得到的平滑包络线与阈值比较，可以识别包含减速器振动的信号，但在 182～184 s 期间，由于出现的高幅值脉冲与静态变桨类似，造成平滑包络曲线被逐步抬高，无效空数据被错误采集，如图 15 中的红框部分所示。可见，只用有效值方法无法在正弦分量的干扰下识别出信号的变桨动作，而 PSO-



蓝色实线为重构信号的包络；粉色短划线为本研究方法

图 15　动态变桨动作识别图

Fig.15　Identification diagram of dynamic pitching action

VMD有效值方法虽然可以成功识别出信号的变桨动作,但无法识别高幅值脉冲,容易造成错误采集,如图15中的绿框部分所示。

本研究方法得到的平滑包络线结合阈值,不仅准确识别包含减速器振动的有效数据,还克服了高幅值脉冲干扰造成的错误采集,验证了本研究方法的可行性和优越性。

4 结 论

1) 变桨减速器测量信号中的波动分量为重力在测量方向上波浪变化响应;趋势分量为变速圆周运动向心力非线性变化响应;高幅值脉冲振荡为结构受迫激振响应,以上分析是变桨动作识别思路提出的基础。

2) PSO-VMD结合主导频率筛选准则,可实现正弦分量和趋势分量剔除;MMF方法平滑包络时间序列可实现高幅值脉冲噪声抑制;平滑包络结合阈值可实现变桨动作精确识别。通过多种方法对比,验证了本研究方法的有效性和优越性。

参 考 文 献

[1] 汤宝平, 罗雷, 邓蕾, 等. 风电机组传动系统振动监测研究进展[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(3): 417-425.
TANG Baoping, LUO Lei, DENG Lei, et al. Researchprogress on vibration monitoring of wind turbine transmission system[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 417-425. (in Chinese)

[2] 盛迎新, 周继威. 风电机组在线振动监测系统及现场应用[J]. 振动、测试与诊断, 2010,30(6): 703-705.
SHENG Yingxin, ZHOU Jiwei. On-line vibrationmonitoring system of wind turbine and its field ap-plication [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(6): 703-705. (in Chinese)

[3] 马振国, 邓巍, 赵勇, 等. 风力机变桨轴承故障诊断的冲击链检测法[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(9): 1426-1431.
MA Zhenguo, DENG Wei, ZHAO Yong, et al. Shock chain detection method for wind turbine varia-ble pitch bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2020, 39(9): 1426-1431. (in Chinese)

[4] 周正强. 风力发电机组变桨轴承断裂失效分析[J]. 装备制造技术, 2019(8): 99-103.
ZHOU Zhengqiang. Fracture failure analysis on pitch bearing of wind turbine[J]. Equipment Manufacturing Technology, 2019(8): 99-103. (in Chinese)

[5] 唐贵基, 王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(4): 638-648.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Variational modal decomposition method and its application in early fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4): 638-648. (in Chinese)

[6] 陈春俊, 周林春, 杨露. 基于平均自相关和优化VMD的轴箱轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(2): 231-239.
CHEN Chunjun, ZHOU Linchun, YANG Lu. Axlebox bearing fault diagnosis based on average autocorrelation and optimized VMD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,2023, 43(2): 231-239. (in Chinese)

[7] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Application of parameter optimization variational modal decomposition method in early fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Xi′an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81. (in Chinese)

[8] TUKEY J W. Nonlinear (nonsuperposable) methodsfor smoothing data[J]. Congr.rec.eascon, 1974, 673: 673.

[9] RABINER L R, SAMBUR M R, SCHMIDT C E. Applications of a nonlinear smoothing algorithm tospeech processing[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1975, 23(6): 552-557.

[10] TWOGOOD R E, SOMMER F G. Digital image processing [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1982, 29(3): 1075-1086.

[11] HUANG G T, BAI M, ZHAO Q, et al. Erratic noise suppression using iterative structure-oriented space-varying median filtering with sparsity constraint [J]. Geophysical Prospecting, 2021, 69(1):101-121.

[12] SCHMIDT S, HEYNS P S. Normalisation of the amplitude modulation caused by time-varying operating conditions for condition monitoring [J]. Measurement, 2020, 149: 106964.

[13] 曾宏川. 压电加速度传感器优化设计与高温特性研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.

[14] 邱丹丹. 小型三轴压电加速度传感器的设计与仿真[D]. 武汉:华中科技大学, 2019.

第一作者简介:武英杰,男,1986年9月生,博士、副教授。主要研究方向为风力发电机组状态监测与故障诊断等。
E-mail:wuyingjie6668@163.com

通信作者简介:杨彦军,男,1987年11月生,博士、副教授。主要研究方向为风电机组故障预警及诊断等。
E-mail:yangyanjun1108@126.com