

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312119

变转速下基于改进多阶概率方法的风电齿轮箱故障诊断研究*

刘长良^{1,2}, 刘少康¹, 李洋¹, 刘帅^{1,2}, 武英杰³

(1. 华北电力大学控制与计算机工程学院 北京 102206; 2. 保定市综合能源系统状态检测与优化调控重点实验室 保定 071003; 3. 东北电力大学自动化工程学院 吉林 132012)

摘要: 阶次跟踪是一种有效的解决变转速故障诊断问题的方法,其关键前提是存在转速信号作为参考。然而,由于强背景噪声和弱谐波关系的影响,现有转速估计方法的准确性和自适应性有待进一步提高。因此,提出一种融合多传感器信号的改进多阶概率方法(MOPA)用以估计瞬时转速。首先,依据不同传感器信号的基频统一性和主导分量差异性,通过时频图瞬时切片归一化融合的方式,构建具有强谐波关系的时频图;其次,为消除时变工况下时频图中横纵方向上的间歇恒频和短时宽频背景噪声,提出滑动消噪方法;最后,基于处理后的时频图执行 MOPA,实现瞬时转速自动估计,结合阶次跟踪解决风电齿轮箱变转速故障诊断问题。经实测数据验证,改进 MOPA 估计的瞬时频率的准确性和自适应性均优于对方法,平均绝对百分比误差为 0.56%,均小于对比方法的 15.73%、13.99% 和 1.21%。结合阶次分析诊断了变转速下风电齿轮箱异常。

关键词: 变转速;故障诊断;风电齿轮箱;瞬时频率;阶次跟踪

中图分类号: TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4047

Research on fault diagnosis of wind turbine gearbox under variable speed based on the improved multi-order probability approach

Liu Changliang^{1,2}, Liu Shaokang¹, Li Yang¹, Liu Shuai^{1,2}, Wu Yingjie³

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;
2. Baoding Key Laboratory of State Detection and Optimization of Integrated Energy System, Baoding 071003, China;
3. School of Automation Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: The order tracking is an effective method to solve the problem of variable speed fault diagnosis. The key premise is that there is a speed signal as a reference. However, due to the influence of strong background noise and weak harmonic relations, the accuracy and adaptability of the existing speed estimation methods need to be further improved. Therefore, an improved multi-order probability approach (MOPA) based on multi-sensor signals is proposed to estimate the instantaneous speed. Firstly, according to the unity of fundamental frequency and the difference of dominant component of different sensor signals, the time-frequency diagram with a strong harmonic relationship is constructed through the normalization and fusion of instantaneous slices of the time-frequency diagram. Secondly, to eliminate the intermittent constant frequency and short-time broadband background noise in the transverse and longitudinal direction of the time-frequency diagram under time-varying conditions, a sliding noise reduction method is proposed. Finally, MOPA is implemented based on the processed time-frequency diagram to realize automatic estimation of instantaneous speed, and the fault diagnosis problem under variable speed of wind power gearbox is solved by combining the order tracking method. The measured data evaluate that the accuracy and adaptability of the instantaneous frequency estimated by the improved MOPA are better than those of the opposite methods. The mean absolute percentage error is 0.56%, which is lower than 15.73%, 13.99%, and 1.21% of the comparison methods. Combined with the order analysis, the abnormality of the wind turbine gearbox under variable speed is diagnosed.

Keywords: variable speed; fault diagnosis; wind turbine gearbox; instantaneous frequency; order tracking

收稿日期:2023-11-06 Received Date: 2023-11-06

* 基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金(2023JG005,2023JC010)、河北省高等学校科学技术研究项目(CXY2023001)资助

0 引言

风能作为一种可再生能源在过去几十年里得到快速发展。通常,风机工作在严峻的环境中,齿轮箱是故障率最高的子系统之一,提高其可靠性、安全性和可用性对减少风场运行维护成本至关重要^[1]。

振动分析是流行、高效和可靠的机械故障监测诊断方法^[2]。核心原理是将频谱中的突出谱线与故障特征频率的理论值进行匹配辨识故障^[3]。然而,风电齿轮箱经常工作在时变转速工况下,出现频谱模糊现象,导致无法辨识故障特征频率^[4-5]。为解决时变工况下的故障诊断问题,阶次跟踪是一种解决频谱模糊现象的有效方法^[6]。它将非平稳等时间间隔采样的信号重采样为平稳的等角度间隔采样的信号,其前提是有一个准确的瞬时相位信号作为参考^[7]。传统地在轴上安装转速计、光电编码器或键相器可以获得瞬时相位信息,但是,在一些紧密装配的设备上不宜安装转速传感器,同时,这不可避免的增加了监测系统的成本和复杂度^[8]。

无转速计阶次跟踪方法是一种灵活的替代方法,与故障提取或增强方法(最大相关峭度解卷积^[9])相结合能实现较好的变工况机械故障诊断^[10]。典型的方法包括基于相位解调的和基于时频脊线提取的。前者借助希尔伯特变换解调信号获得瞬时相位信息,但是,此类方法需要事先滤波得到具有较高信噪比的单分量信号,仅适用于转速变化小的设备^[11]。后者由于能够处理多分量谱重叠信号而被大量研究。基本原理是在时频图中依据目标函数搜索一个对应转速倍频的脊线,该脊线由信号分量的幅值差异形成,表征信号分量的瞬时频率。Wang等^[12]将幅值和频率变化量作为目标函数,沿时间轴逐点估计瞬时频率,进一步通过数值积分得到瞬时相位。Djurović等^[13]首次提出路径优化策略从时频图全局考虑估计瞬时频率,并采用动态规划方法提高计算效率。Jiang等^[14]结合动态规划算法和子区域划分策略,从时频图全局考虑,估计出更加准确平滑的脊线。Li等^[15]将多谐波时频信息融入到目标函数提高瞬时频率估计方法的噪声鲁棒性和准确性。但是,使用上述方法和解释分析结果均需要较高的专业知识^[16-17]。例如,需要事先人工选择一个具有明确物理意义的脊线进行估计,方便后续根据转速比计算参考轴的转频^[12],或者事后对获得的瞬时频率的物理意义给出主观判断^[13]。上述挑战严重阻碍了自动故障诊断技术发展,亟需融入物理系统的先验知识提高瞬时频率估计方法的自适应性^[18]。

已有一些自适应瞬时频率估计的初步探索。Rao等^[19]使用有转速标记的数据训练提出的多对多对单的长度记忆模型,实现测试数据的转速估计。然而,大

量带转速标记的训练样本不宜获取。Wang等^[20]和张光耀等^[21]考虑信号分量间的比例关系,首先通过时延代理检验确定时频图中的谐波结构,在具有明确物理意义的谐波中选择一个目标分量进行估计。然而,时延代理检验方法仍需要人工选择一个明确的参考分量。一个突出的研究是,Peeters等^[22]分析风电齿轮箱传动系统的运动学关系,将信号分量瞬时频率的比例关系嵌入到多阶概率密度函数的乘积过程中,实现了风电齿轮箱自适应瞬时转速估计。文献[22]所提多阶概率方法(multi-order probabilistic approach, MOPA)要求时频图中有清晰的谐波关系,即转频、啮合频率及其他的谐波具有较高的幅值,背景噪声较弱^[23]。然而,在分析实测数据时存在如下两方面问题:1)当风机运行在不同风速下,齿轮箱承载的交变载荷不同,振动信号中各分量幅值会发生变化^[24],单个传感器信号中谐波关系并不能总是被满足;2)测量信号中存在大量具有不同属性的干扰分量,导致MOPA失效。

针对以上问题,为提升MOPA在变工况下自适应瞬时频率估计的性能,从两方面展开研究。1)沿风机传动链采集多个位置的振动信号,利用不同测点处振动信号的差异性和统一性(差异性:不同位置的振动传感器信号被不同轮系的啮合振动主导;统一性:振动信号的分量均是主轴转频的整数或分数倍频),融合多传感器信号,强化时频图中的谐波关系。2)为消除时频图中与系统共振频率相关的间歇恒频和与脉冲相关的短时宽频干扰分量,设计了在时间轴切片和频率轴切片方向上滑动降噪的方法,进一步突出时频图中谐波分量。经采集于风场的的数据验证,所提方法在准确性和自适应性方面均优于对比方法,实现了振动数据的自适应瞬时频率估计。

1 多阶概率方法

风电齿轮箱振动信号主要包含轴转频、啮合频率以及他们的谐波(统称为谐波)。根据轮系间的运动学关系,谐波间存在明确比例关系,即阶次。MOPA的基本原理是使用时频图中潜在的成比例的谐波构建关于瞬时轴转速的概率密度函数(probability density function, PDF),以此自适应估计瞬时轴转速^[22]。流程如图1所示。

首先,以时频图 j 时刻的切片构建关于第 i 个阶次的条件PDF:

$$\begin{cases} [Q | H_i] = \frac{1}{\xi_i} A(H_i \omega), & \Omega_{\min} < \omega < \Omega_{\max} \\ [Q | H_i] = 0 & \omega < \Omega_{\min} | \omega > \Omega_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

式中: H_i 为根据齿轮箱运动学关系预定义的阶次; $[\Omega_{\min}, \Omega_{\max}]$ 为瞬时轴转速 ω 的变化范围,可以通过机组参数确定。如图1(a)所示,如果切片在 f' 处有幅值,由

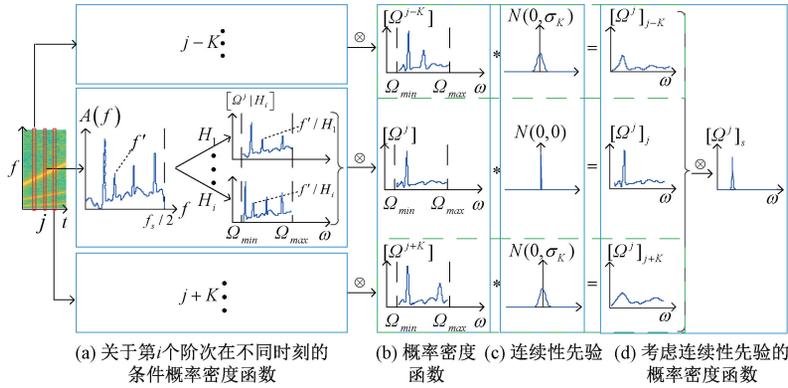


图1 MOPA 流程

Fig. 1 Flowchart of MOPA

于谐波间频率的比例关系,在瞬时轴转速 $\omega = f'/H_i$ 处存在高的概率密度值。一个 H_i 对应一个多峰的条件 PDF,类似频谱中的多个谐波分量,此时的条件 PDF 无法被使用。需要后续将多个 H_i 对应的条件 PDF 联合产生有意义的单峰 PDF。归一化因子 $\xi_i = \int_{\Omega_{\min}}^{\Omega_{\max}} A(H_i, \omega) d\omega$ 。 $A(f)$ 是经过白化的时频图时间轴切片,白化处理是为了将谐波分量与恒频噪声分离,如下:

$$A(f, t) = \frac{S(f, t)}{\langle S(f, t) \times \{S(f, t) < S_{0.75}(f, t)\} \rangle} \quad (2)$$

式中: $S(f, t)$ 和 $A(f, t)$ 是原始的和白化后的频率轴切片; $S_{0.75}(f, t)$ 为频率 f 对应切片在持续时间 t 内幅值的上四分位数; $\{ \cdot \}$ 为布尔算子; $\langle \cdot \rangle$ 为平均算子。实质是逐个对频率轴切片除以其所有时刻幅值的上四分位数,用以消除恒定存在的频率(例如,共振频率)。

其次,将所有预定义阶次 H_i 对应的条件 PDF 相乘得到 j 时刻最终单峰 PDF:

$$[\Omega^j] \propto \prod_{i=1}^n [\Omega^j | H_i] \quad (3)$$

由图 1(a) 和 (b) 可知, j 时刻多个独立 $[\Omega^j | H_i]$ 经过乘积得到 j 时刻 $[\Omega^j]$ 。同理,按相同方式求解 $j-K$ 和 $j+K$ 时刻的 $[\Omega^{j-K}]$ 和 $[\Omega^{j+K}]$ 。

对于大惯性机械系统,相邻时刻的瞬时轴转速不急剧变化,但是受限时频图分辨率的影响,估计的瞬时轴转速存在不连续点。因此,为了保证相邻时刻瞬时轴转速的连续性,引入广义连续性先验式(4),即在 $j+k$ 时刻瞬时轴转速 Ω^{j+k} 已知的条件下, j 时刻瞬时轴转速 Ω^j 为何值的概率。

$$[\Omega^j | \Omega^{j+k}] \propto e^{-\frac{(\omega - \Omega_{j+k})^2}{2\sigma_k^2}} \quad (4)$$

其中, $\sigma_k = |\gamma k \Delta_t|$, Δ_t 是时频图的时间步长, γ 瞬时轴转速的加速度, MOPA 对 γ 的取值不敏感,在 0.1~0.4 Hz/s 的范围内可得到等效的结果^[22], 本文 $\gamma = 0.3$ Hz/s。

$k \in [-K, K]$, K 为在 j 时刻两端考虑的最大时间间隔。为了节约计算成本和处理结果的光滑度, 本文 $k = 1$ 。如图 1(b)~(d) 绿色虚线框所示, 则 j 时刻瞬时轴转速的 PDF $[\Omega^j]$ 可以被 $j+k$ 时刻 PDF $[\Omega^{j+k}]$ 表示为:

$$[\Omega^j]_{j+k} \propto e^{-\frac{(\omega - \Omega^{j+k})^2}{2\sigma_k^2}} * [\Omega^{j+k}] \quad (5)$$

式中: $[\Omega^j]_{j+k}$ 是 $j+k$ 时刻 PDF $[\Omega^{j+k}]$ 与高斯函数卷积(图 1(c))。则一个考虑了连续性先验关于瞬时轴转速的 PDF, 如图 1(d) 所示, 表示为:

$$[\Omega_j]_s \propto \prod_{k=-K}^K [\Omega^j]_{j+k} \quad (6)$$

最后, $[\Omega_j]_s$ 的期望值对应 j 时刻的瞬时轴转速 $f(j)$:

$$f(j) = \frac{\int_{\Omega_{\min}}^{\Omega_{\max}} [\Omega_j]_s \omega d\omega}{\int_{\Omega_{\min}}^{\Omega_{\max}} [\Omega_j]_s d\omega} \quad (7)$$

依此类推,自适应估计所有时刻的瞬时轴转速。由上述流程可知,时频图中清晰的阶次分布对构建 PDF 至关重要。实际中由于风机齿轮箱大尺度设计和时变运行工况,单传感器采集到的信号中某些频率的幅值不突出,且存在多类背景噪声,影响 PDF 的建立。

2 本文所提方法

首先介绍针对传统 MOPA 面临的问题提出的两点改进,其次,整合改进的 MOPA 和阶次跟踪方法提出变转速下风电齿轮箱故障诊断方法。

2.1 多传感器信号融合

由第 1 节可知,时频图中的阶次关系影响了 MOPA 的算法性能。然而,单传感器信号受限安装位置不能涵盖齿轮箱所有啮合振动,容易导致谐波关系不健全。幸运的是,现有商用状态监测系统(condition monitoring

system, CMS)沿风机主传动链分散布置了多个振动传感器,其测量信号分别被不同轮系的啮合振动主导,即在时频图中幅值突出的脊线对应不同啮合频率,传感器之间存在差异性。而且,根据风机传动链的运动学关系,啮合频率均是主轴转频的倍频或者分数倍频,传感器之间存在统一性。因此,将多传感器信号的时频图进行融合是合理的,且有利于构建清晰的时频阶次关系:

$$S(f) = \sum_{i=1}^x N[S_x(f)] \quad (8)$$

式中: $N[\cdot]$ 表示归一化算子; $S_x(f)$ 为传感器 x 的时频图某一时刻的时间轴切片。如图 2 所示,每个传感器中有各自的主导分量。截取每个传感器时频图的 j 时刻切片,首先将切片按照幅值归一化,然后经过式(8)求和得到 j 时刻融合的切片。以此类推,所有时刻的切片经过归一化融合获得具有清晰谐波关系的时频图。每个传感器先归一化再求和是为了保留各自突出的阶次信息,避免融合过程中各传感器测量信号幅值差异过大导致融合失效。

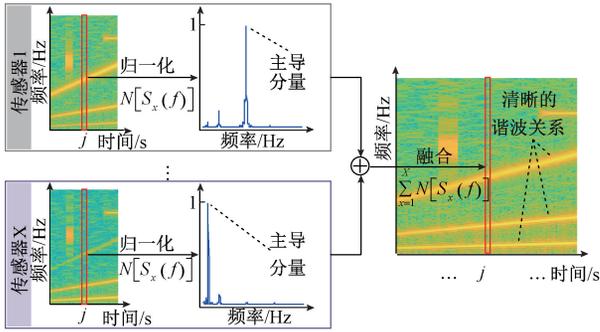


图 2 多传感器信号融合示意图

Fig. 2 Diagram of multi-sensor signal fusion

2.2 滑动消噪方法

在役风机齿轮箱运行在时变工况下,当信号分量跨越系统共振区时,会逐渐激发共振频率,在时频图上表现为间歇恒频分量。受到非高斯随机噪声和故障循环脉冲的影响,在时频图上会出现短时宽频分量,如图 3 所示。这两种分量将一些随机概率引入到式(1)的结果中,导致最终瞬时频率估计出现偏差。以上两种干扰分量与信号分量在时间轴或频率轴切片上存在典型差异,由图 3 可以看出,融合后的时频图中时间轴切片的分段区间 f_p 内,短时宽频分量在多个点上有突出幅值,表现为非稀疏性,而信号分量仅在几个点上有突出幅值,表现为稀疏性。同理,频率轴切片上的间歇恒频分量与信号分量存在相同差异。传统 MOPA 中的白化方法,从时间轴切片或频率轴切片全局考虑,对整个切片加权消噪,仅对恒定存在的干扰分量有效,对上述两种间歇或短时干扰分量无效(式(2))。

利用稀疏与非稀疏的特点,类似传统 MOPA 方法中的白化处理,提出如下滑动消噪方法:

$$A(f_p, t) = \frac{S(f_p, t)}{\langle S(f_p, t) \times \{S(f_p, t) < S_{0.5}(f_p, t)\} \rangle} \quad (9)$$

$$A(f, t_p) = \frac{S(f, t_p)}{\langle S(f, t_p) \times \{S(f, t_p) < S_{0.5}(f, t_p)\} \rangle} \quad (10)$$

式中: $A(f_p, t)$ 和 $A(f, t_p)$ 为时间轴切片分段区间 f_p 内的幅值和频率轴切片分段区间 t_p 内的幅值; $S_{0.5}(f_p, t)$ 和 $S_{0.5}(f, t_p)$ 为时间轴切片分段区间 f_p 内幅值的中位数和频率轴切片分段区间 t_p 内幅值的中位数。如图 3 所示,首先截取时频图某一时刻的时间轴切片,通过式(9)消除分段内短时宽频干扰,滑动分段区间 f_p 消除该时刻所有频率处的干扰。以此类推,消除时频图所有时间轴切片的干扰。同理,通过式(10)消除时频图上所有频率轴切片的干扰。消噪后的时频图中谐波关系进一步清晰,后续 MOPA 可准确自适应估计瞬时轴转速。

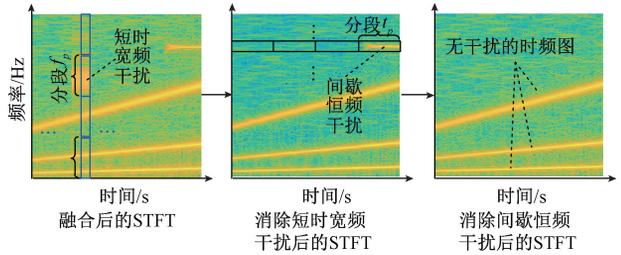


图 3 滑动消噪方法示意图

Fig. 3 Diagram of the moving denoising method

2.3 基于改进 MOPA 的无转速计阶次跟踪

改进的 MOPA 与阶次跟踪相结合,实现变工况风电齿轮箱故障诊断,步骤如图 4 所示。

- 1) 搭建数据采集系统,采集风机主传动链多个振动传感器信号。
- 2) 利用短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)获得多个振动信号的时频图。
- 3) 根据 2.1 节提出的多传感器融合方法,将多个时频图融合获得具有稳健谐波关系的时频图。
- 4) 根据 2.2 节提出的滑动消噪方法,消除融合后时频图中的短时宽频干扰和间歇恒频干扰,得到具有清晰谐波关系的时频图。
- 5) 根据所监测的风机参数,确定风机发电机运行转速 $[\Omega_{\min}, \Omega_{\max}]$; 根据齿轮箱结构参数(级数和齿数),确定潜在阶次 H_i ; 借助 MOPA 自适应准确估计瞬时轴转速。
- 6) 估计的瞬时转速经数值积分后转化为瞬时相位。借助希尔伯特变换求解原始信号的时域包络信号,非平

稳时域包络信号依据相位信息等角度重采样为平稳角度域包络信号。

7) 经快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 获得包络阶次谱, 匹配突出谱线与理论故障特征阶次, 实现变工况下风电齿轮箱故障诊断。

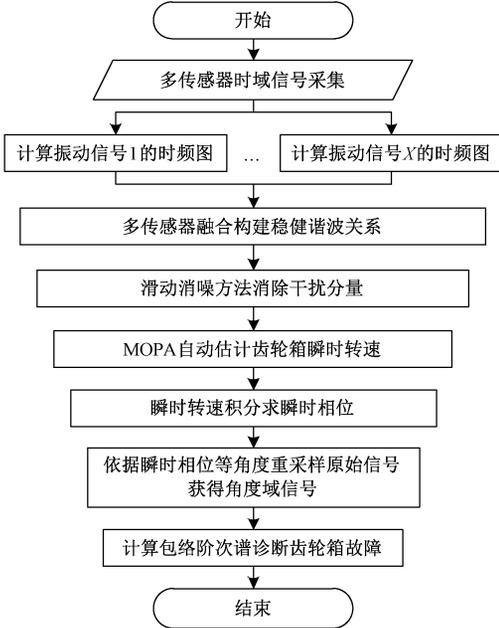


图4 变转速下风电齿轮箱故障诊断流程
Fig. 4 Flowchart of fault diagnosis for wind turbine gearbox under variable speed

3 实验验证

针对东北某风场的 1.5 MW 双馈机组齿轮箱振动信号进行实验, 验证所提方法优越性。图 5 所示是齿轮箱的结构简图和振动采集系统的组成。齿轮箱包含两级行星一级定轴轮系, 齿数如表 1 所示, 第 1 级和第 2 级行星轮齿数相同, 行星轮个数为 3。CMS 的多个振动传感器沿主动传动链在齿轮箱上分散布置, A、B、C 和 D 分别位于靠近一级行星轮系、二级行星轮系、三级定轴轮系低速轴承和三级定轴轮系高速轴承的齿轮箱壳体上。传感器型号为 MEAS8011-01, 频响范围为 2~7 000 Hz。转速计为安装于齿轮箱和发电机的联轴器上电涡流传感器, 每转产生一个脉冲。加速度信号和转速脉冲信号经采集卡同步采集, 存储于风机塔底的工控机内, 工控机内由 LabVIEW 程序控制采集存储过程, 采样频率为 10 kHz。

传感器 D 的 30 s 测量信号如图 6 所示, 振动信号的时域波形随转速变化, 由于时变转速的影响, 虽然在时域波形中观测到明显的故障脉冲, 但无法确定故障齿轮, 在

表 1 齿轮箱结构参数和阶次

轮系	齿轮	齿数	啮合阶次	故障阶次
第 1 级/ 第 2 级	太阳轮	24	3.7\19.43	0.46/2.43
	行星轮	39		0.19/0.996
	齿圈	102		0.11/0.57
第 3 级	大齿轮	106	106	1
	小齿轮	29		3.655

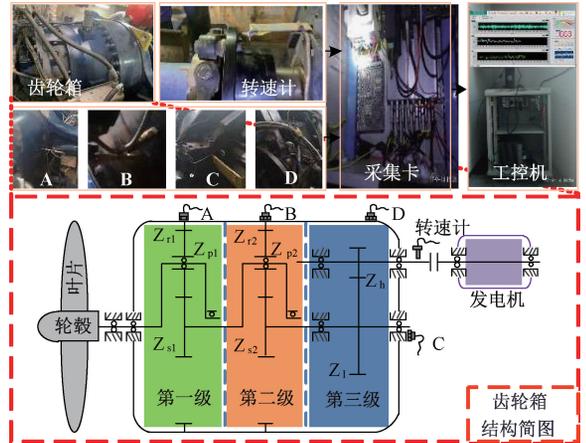
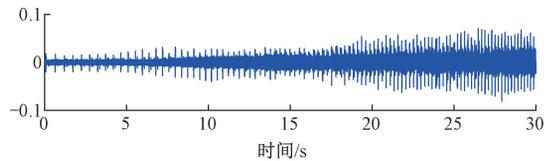
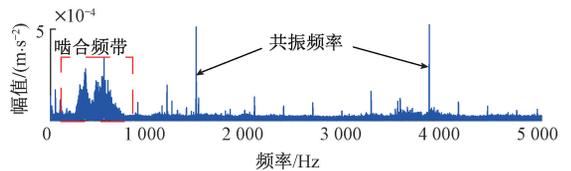


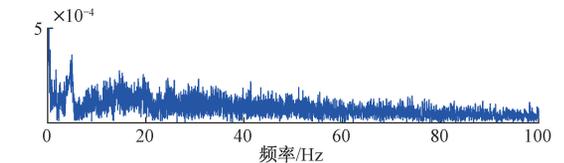
图5 风电齿轮箱结构以及采集系统组成
Fig. 5 The constructions of the WT gearbox and data acquisition system



(a) 传感器D信号时域波形
(a) Time domain waveform of sensor D signal



(b) 传感器D信号的频谱
(b) Spectrum of sensor D signal



(c) 传感器D信号的包络谱
(c) Envelope spectrum of sensor D signal

图6 传感器 D 测量信号的时域波形、频谱和包络谱
Fig. 6 Time domain waveform, spectrum and envelope spectrum of sensor D measured signal

包络谱中也无法识别故障特征频率。在频谱中啮合频带处存在严重频谱模糊现象,仅在共振频率处有明显谱线。

首先,对比改进 MOPA 与传统 MOPA 的信号处理效果。如图 7 所示为两种方法的对比,图 7(a)~(e) 为传统 MOPA 的处理结果,图 7(f)~(j) 为改进 MOPA 的处理结果。发电机转速范围为 [5 Hz, 35 Hz], 潜在阶次 H_i 包括 3 个轮系啮合阶次及其二倍频, 以第 3 级小齿轮转频 (即发电机转频) 为参考阶次, 则 $H_i = [1.025, 2.05, 5.3154, 10.6308, 29, 58]$ 。表 1 中阶次是以第 3 级大齿轮转频为参考阶次。图 7 (a) 为 D 原始信号的 STFT, 全文 STFT 的窗函数宽度为 0.5 s, 重叠比为 50%。由于时变工况的影响, 不同的共振区被激发 (虚线框)。图 7 (b) 为图 7(a) 的低频区域放大, 存在多个啮合频率的谐波, 在 4.5~5.5 s, 主导啮合频率的幅值存在衰减 (实线框)。

图 7 (g) 为传感器融合后的 STFT 的局部放大, 各个啮合频率的谐波更加突出, 4.5~5.5 s 信号分量的幅值通过融合得到增强。图 7 (c) 为白化处理后的 STFT, 图 7 (d) 为其放大图, 可以看出间歇恒频分量没有被完全消除, 如红色虚线框所示, 这是由于对整个频率轴切片白化受到前半段大量小幅值噪声影响, 导致式 (2) 中除以的平均值较小, 不能抑制后半段高幅值恒频噪声。图 7 (h) 和 (i) 分别为滑动消噪后的 STFT 及其放大图, 可以看出间歇恒频分量被完全消除, 各个啮合频率的幅值相对背景噪声更加突出。图 7 (e) 为传统 MOPA 的 PDF, 在 4.5~5.5 s 和 20~25 s, 由于啮合频率的幅值较弱和间歇恒频分量的干扰, 使得 PDF 在该区间内存在部分随机概率 (虚线框)。而图 7 (j) 改进 MOPA 没有上述问题。综上, 传感器融合方法和滑动消噪方法均起到了作用, 提高了 MOPA 方法性能。

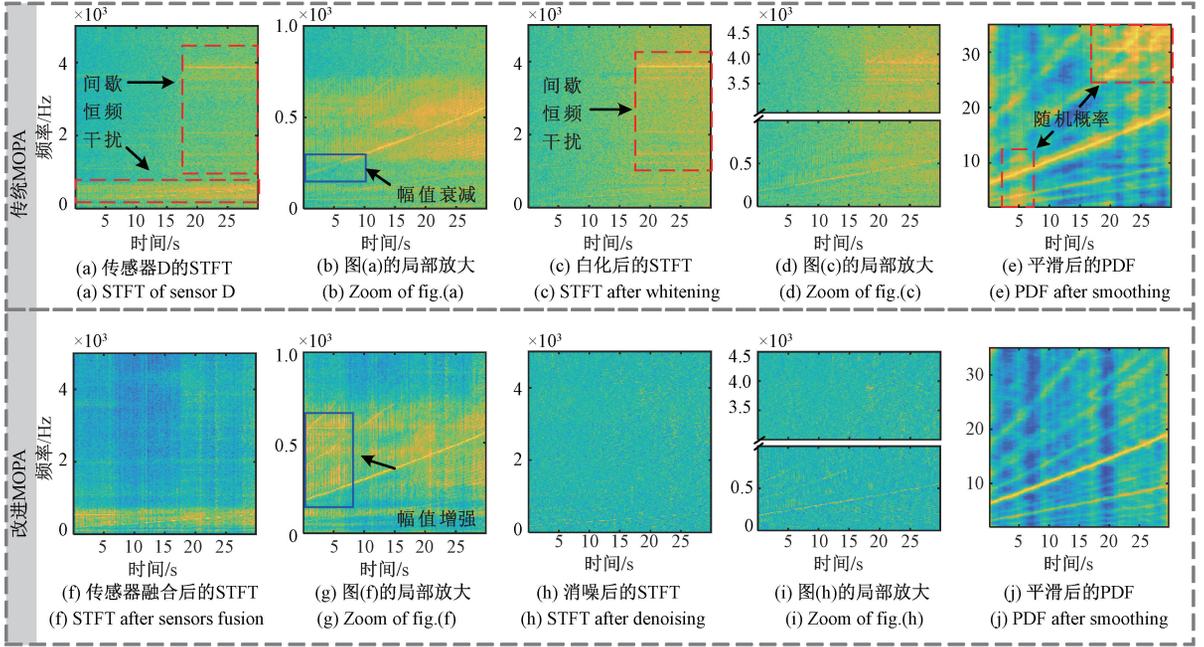


图 7 传统 MOPA 与改进 MOPA 处理结果对比

Fig. 7 Comparison of the results between the traditional MOPA and the improved MOPA

其次,为了验证提出方法估计的瞬时频率在准确性方面的优越性,与 3 种典型方法对比,分别为传统 MOPA^[22]、损失函数脊线检测 (cost function ridge detection, CFRD) 方法^[12] 和 Viterbi 方法^[13]。其中, CFRD 需要事先人工选择目标分量, 本文借鉴文献 [25] 方法, 以时频图中主导分量 (三级啮合频率) 作为目标分量, 带宽参数为 5 Hz; Viterbi 是一种考虑幅值和瞬时频率平滑度的自适应估计方法, 但仍需要事后确定得到的瞬时频率的物理意义, 本文默认估计出的是主导分量 (三级啮合频率)。如图 8 所示为 4 种方法估计的瞬时频率与转速计测量值的对比结果。总体上, 4 种估计的瞬时频率与测量值趋势一致, 但是, 如图 8 局部放大所示,

在 4.5~5.5 s 和 20~25 s, 改进 MOPA 方比传统 MOPA 方法更加逼近测量值, 这是图 7 (e) 中随机概率导致的误差。相对于 CFRD 和 Viterbi 方法, 基于 MOPA 方法更加平滑, 不受时频图网格的影响, 这是由于 MOPA 考虑广义连续先验, 保证了相邻时刻瞬时轴转速的连续性 (式 (4))。

对比估计值与测量值的平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE)。MAPE 越小, 表明估计值与测量值越接近。

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{f^e(t) - f^m(t)}{f^m(t)} \right| \quad (11)$$

式中: $f^e(t)$ 是估计的瞬时频率; $f^m(t)$ 是测量的瞬时频率; N 为数据点个数。如表 2 所示, 改进 MOPA 方法的

MAPE 最小,表明估计值与测量值之间偏差最小,有利于变工况下微弱故障的早期发现。

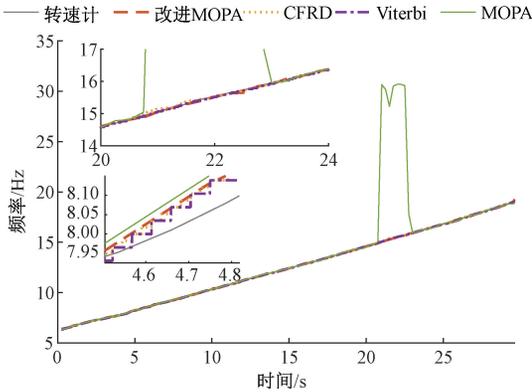


图8 不同方法估计的瞬时轴转速

Fig. 8 Instantaneous shaft speed estimated by different methods

表2 单个数据的瞬时轴转速准确性定量评估

Table 2 Quantitative evaluation of instantaneous shaft speed accuracy

指标	CFRD	Viterbi	MOPA	改进 MOPA
MAPE/%	0.140 1	0.183 3	6.059 3	0.113 8

以第3级大齿轮的转频为参考频率,执行2.3节阶次跟踪,各个齿轮的故障特征阶次如表1所示。如图9所示是经不同方法处理后得到的包络阶次谱,均可看到明显的第3级大齿轮转频阶次及其倍频,证明大齿轮存在偏心或者其他故障。

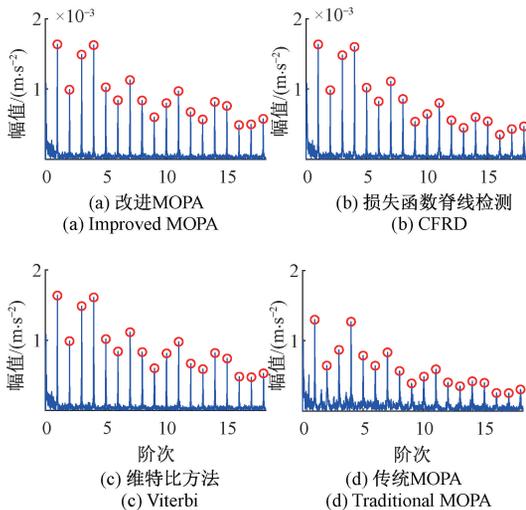


图9 不同方法的阶次包络谱

Fig. 9 Order envelope spectrum of different methods

最后,为了验证改进MOPA方法的自适应性和优越性,将提出方法应用于CMS采集的其他变转速振动信号。不同方法的估计结果如图10所示。4种方法的定

量评价指标如表3所示,CFRD和Viterbi方法的MAPE平均值分别为15.73%和13.99%,MAPE标准差分别为37.81%和39.02%,均远大于基于MOPA方法的MAPE平均值和标准差。这是由于CFRD和Viterbi方法默认

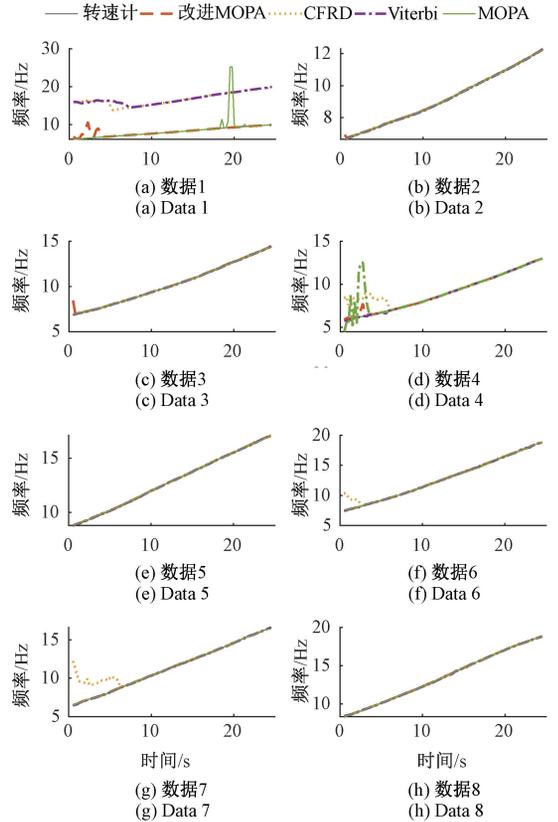


图10 多个信号的不同方法估计结果对比

Fig. 10 Comparison of estimation results of different methods for multiple signals

表3 多个数据的瞬时频率准确性定量评估

Table 3 Quantitative evaluation of instantaneous frequency accuracy

序号	CFRD	Viterbi	MOPA	改进 MOPA
1	108.99	110.56	4.25	2.94
2	0.11	0.20	0.06	0.09
3	0.10	0.18	0.09	0.22
4	7.26	0.29	4.74	0.77
5	0.08	0.15	0.09	0.07
6	1.91	0.18	0.18	0.11
7	7.27	0.21	0.16	0.15
8	0.11	0.17	0.11	0.10
平均值/%	15.73	13.99	1.21	0.56
标准差/%	37.81	39.02	2.03	0.99

得到的瞬时频率为主导分量(第3级啮合频率)的瞬时频率,然而,受时变工况和随机噪声的影响不同数据的主导分量发生改变,导致算法自动与测量值求差时产生较大误差,第1个数据的估计结果如图10(a)所示。而改进的MOPA借助提出的多传感器融合和消噪方法,相比于传统MOPA、CFRD和Viterbi方法自适应估计了更准确的瞬时轴转速,MAPE平均值和标准差均最小,仅在数据2、3和4稍差于对比方法。综上,验证了提出方法自适应性,展示了其在工业现场应用的前景。

4 结 论

考虑到单传感器振动信号信息不完备和实际工况中谐波分量弱干扰分量强的问题,以及现有方法自适应性的不足,本文提出一种改进的MOPA方法,该方法首先考虑多传感器信号间的主导分量差异性和基频统一性,融合多个振动传感器信号,实现时频图中谐波关系的初步增强。随后,提出在时频图频率轴切片方向和时间轴切片方向滑动消噪的方法,分别消除与共振频率相关的间歇恒频干扰分量和与脉冲相关的短时宽频干扰分量,实现时频图中谐波幅值的进一步增强。最后,将MOPA应用于处理后的时频图自适应估计瞬时轴转速,结合阶次跟踪与包络解调方法诊断了变转速下风电齿轮箱平行级大齿轮故障。由实验结果可得,改进MOPA的准确性和自适应性均得到验证,且优于未改进MOPA和两类典型对比方法。为未来在线的变工况风电齿轮箱故障诊断研究奠定重要基础。

参考文献

[1] GAO Z, ODGAARD P. Real-time monitoring, fault prediction and health management for offshore wind turbine systems [J]. *Renewable Energy*, 2023, 218: 119258.

[2] FENG K, JI J C, NI Q, et al. A review of vibration-based gear wear monitoring and prediction techniques[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 182: 109605.

[3] JIANG T, ZHANG Q, WEI X, et al. Variational multi-harmonic mode extraction for characterising impulse envelope of bearing failures [J]. *ISA Transactions*, 2023, 132: 524-543.

[4] 蒋婷婷, 张庆, 张钧深, 等. 变分非线性单分量 Chirp 模态提取及其在电机轴承诊断中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(2): 266-277.

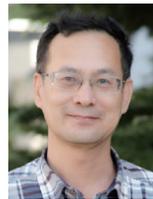
JIANG T T, ZHANG Q, ZHANG J SH, et al.

Variational nonlinear single chirp mode extraction and its application in bearing fault diagnosis of motors [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(2): 266-277.

- [5] 赵德尊, 李建勇, 程卫东, 等. 变转速下基于广义解调算法的滚动轴承故障诊断[J]. *振动工程学报*, 2017, 30(5): 865-873.
- ZHAO D Z, LI J Y, CHENG W D, et al. Rolling element bearing fault diagnosis based on generalized demodulation algorithm under variable rotational speed[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2017, 30(5): 865-873.
- [6] JIANG Z H, ZHANG K, ZHANG X F, et al. A tachless order tracking method based on spectral amplitude modulation for variable speed bearing fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, DOI: 10.1109/TIM.2023.3280512.
- [7] WANG Y, TANG B, QIN Y, et al. Rolling bearing fault detection of civil aircraft engine based on adaptive estimation of instantaneous angular speed [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 16(7): 4938-4948.
- [8] LU S, YAN R, LIU Y, et al. Tachless speed estimation in order tracking: A review with application to rotating machine fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(7): 2315-2332.
- [9] 王晓龙, 唐贵基, 何玉灵. 变转速下基于 COT-MCKD-STH 的风电机组轴承复合故障诊断[J]. *动力工程学报*, 2019, 39(3): 220-226.
- WANG X L, TANG G J, HE Y L. Compound fault diagnosis of wind turbine bearing based on COT-MCKD-STH under variable speed conditions [J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2019, 39(3): 220-226.
- [10] SHI H Y, QIN Y, WANG Y, et al. An improved Viterbi algorithm for adaptive instantaneous angular speed estimation and its application into the machine fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 3527011.
- [11] LI Y, GENG C, ZUO M J, et al. Use of vibration signal to estimate instantaneous angular frequency under strong nonstationary regimes [J]. *Mechanical Systems and*

- Signal Processing, 2023, 200: 110571.
- [12] WANG S, CHEN X, WANG Y, et al. Nonlinear squeezing time-frequency transform for weak signal detection[J]. Signal Processing, 2015, 113: 195-210.
- [13] DJUROVIĆ I, STANKOVIĆ L J. An algorithm for the Wigner distribution based instantaneous frequency estimation in a high noise environment [J]. Signal Processing, 2004, 84(3): 631-643.
- [14] JIANG X, LI S. A dual path optimization ridge estimation method for condition monitoring of planetary gearbox under varying-speed operation [J]. Measurement, 2016, 94: 630-644.
- [15] LI C, WANG Y, ZHANG G, et al. An enhanced instantaneous angular speed estimation method by multi-harmonic time-frequency realignment for wind turbine gearbox fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(8): 085116.
- [16] PEETERS C, LECLERE Q, ANTONI J, et al. Review and comparison of tachless instantaneous speed estimation methods on experimental vibration data [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 129: 407-436.
- [17] ANTONI J, GRIFFATON J, ANDRÉ H, et al. Feedback on the Surveillance 8 challenge: Vibration-based diagnosis of a Safran aircraft engine [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 97: 112-144.
- [18] LIU D, CUI L, WANG H. Rotating machinery fault diagnosis under time-varying speeds: A review [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, DOI: 10.1109/JSEN.2023.3326112.
- [19] RAO M, LI Q, WEI D, et al. A deep bi-directional long short-term memory model for automatic rotating speed extraction from raw vibration signals [J]. Measurement, 2020, 158: 107719.
- [20] WANG Y, TANG B, QIN Y, et al. Rolling bearing fault detection of civil aircraft engine based on adaptive estimation of instantaneous angular speed [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(7): 4938-4948.
- [21] 张光耀, 王义, 李晓蒙, 等. 基于自适应谐波分量提取的航空发动机附件传动系统变速故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 10-20.
- ZHANG G Y, WANG Y, LI X M, et al. A speed-varying fault diagnosis method for the aero-engine accessory transmission system based on adaptive harmonic components extraction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 10-20.
- [22] LECLERÈ Q, ANDRÉ H, ANTOWI J, et al. A multi-order probabilistic approach for Instantaneous Angular Speed tracking debriefing of the CMMNO14' diagnosis contest [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81: 375-386.
- [23] MATANIA O, KLEIN R, BORTMAN J. Algorithms for spectrum background estimation of non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167: 108551.
- [24] YANG X, ZHOU P, ZUO M J, et al. The effect of time-varying operating condition on the crack induced impulses and its application to gearbox tooth crack diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 188: 110026.
- [25] JABLOUN M, LEONARD F, VIEIRA M, et al. A new flexible approach to estimate the IA and IF of nonstationary signals of long-time duration [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3633-3644.

作者简介



刘长良, 分别在 1985 年、1990 年和 2002 年于华北电力大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为华北电力大学自动化系教授和保定市综合能源系统状态检测与优化调控重点实验室主任, 主要研究方向为新能源发电系统建模、仿真与优化控制和风电机组故障预警与诊断。

E-mail: 13603123513@163.com

Liu Changliang received his B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from North China Electric Power University in 1985, 1990, and 2002, respectively. He is currently a professor with the Department of Automation at North China Electric Power University and serves as the director of the Baoding key Laboratory of State Detection and Optimization Regulation for Integrated Energy System. His main research interests include modeling, simulation, and optimization control of new energy generation systems, as well as fault prediction and diagnosis of wind turbines.



刘少康(通信作者),2019 年于河北大学获得学士学位,2022 年于东北电力大学获得硕士学位,现为华北电力大学博士研究生,主要研究方向为风电机组故障诊断。

E-mail: liushaokang9610@163.com

Liu Shaokang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hebei University in 2019 and M. Sc. degree from Northeast Electric Power University in 2022. He is currently a Ph. D. candidate at North China Electric Power University. His main research interest is the fault diagnosis of wind turbine.



刘帅,分别在 2013 年和 2019 年于华北电力大学获得学士学位和博士学位,现为华北电力大学副教授,主要研究方向为风电机组状态监测、故障预警与诊断。

E-mail: liushuai@ncepu.edu.cn

Liu Shuai received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from North China Electric Power University in 2013 and 2019, respectively. He is currently an associate professor at North China Electric Power University. His main research interests include the wind turbine condition monitoring, fault prediction, and fault diagnosis.



武英杰,分别在 2009 年、2012 年和 2016 年于华北电力大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为东北电力大学副教授,主要研究方向为风电机组故障诊断。

E-mail: wuyingjie6668@163.com

Wu Yingjie received his B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from North China Electric Power University in 2009, 2012, and 2016, respectively. He is currently an associate professor at Northeast Electric Power University. His main research interest is the fault diagnosis of wind turbine.