

# 基于自适应随机共振方法的轴承故障特征提取

俞勤新<sup>1</sup>, 彭艳来<sup>1</sup>, 杨晓峰<sup>1</sup>, 杨宏宇<sup>2</sup>, 张佐辉<sup>2</sup>, 葛岳<sup>2</sup>, 王志新<sup>3</sup>

(1. 龙源电力集团(上海)新能源有限公司, 上海 202155;

2. 上海博英信息科技有限公司, 上海 201111; 3. 上海交通大学, 上海 200030)

**摘要:**针对现有故障诊断方法对风力发电机组轴承微弱故障特征识别效果较差的问题,提出一种峭度值优化的自适应尺度随机共振方法。基于经验模态分解理论对风电机组轴承振动信号进行分解,利用峭度准则分别计算出各个固有模态分量的峭度值,并设置合适的峭度阈值对各分量信息进行提取。利用蚁群算法对随机共振系统进行智能参数优化,以信噪比为目标函数,获取最佳的输出信号,进而识别风电机组中轴承故障类别。理论分析与实验结果表明:此方法能够准确地识别风电机组轴承信号中的微弱故障类别,在风力发电机组轴承故障诊断与性能维护中具有良好的应用前景。

**关键词:**风力发电机组;滚动轴承;微弱故障;故障诊断

**中图分类号:** TM614 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2023)05-0092-04

## Fault Feature Extraction of Wind Turbine Bearing Based on Adaptive Stochastic Resonance Method

YU Qinxin<sup>1</sup>, PENG Yanlai<sup>1</sup>, YANG Xiaofeng<sup>1</sup>, YANG Hongyu<sup>2</sup>, ZHANG Zuohui<sup>2</sup>, GE Yue<sup>2</sup>, WANG Zhixin<sup>3</sup>

(1. Longyuan Power Group (Shanghai) New Energy Co., Ltd., Shanghai 202155, China; 2. Shanghai Proinvent Information Tech. Ltd., Shanghai 201111, China; 3. Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** Aiming at the ineffectiveness in identifying weak fault features of wind turbine bearings by existing fault diagnosis methods, an adaptive variable scale stochastic resonance method with kurtosis optimization is proposed. Based on Empirical Mode Decomposition theory, the vibration signals of wind turbine bearings are decomposed, and the kurtosis values of each intrinsic modal component are calculated by kurtosis criterion, and appropriate kurtosis thresholds are set to extract the information of each component. The ant colony algorithm is applied to optimize the intelligent parameters of stochastic resonance system, and the signal-to-noise ratio is taken as the objective function to obtain the best output signal, and identify the bearing fault categories in wind turbines. Theoretical analysis and experimental results show that the proposed method can accurately identify weak fault types in wind turbine bearing signals, and has a good application prospect in wind turbine bearing fault diagnosis and performance maintenance.

**Keywords:** wind turbine; rolling bearing; weak fault; fault diagnosis

## 0 引言

风力发电作为一种重要的低碳能源,近年来总体装机容量与发电量不断攀升。在风力发电机组规模不断扩大的发展趋势下,如何保证其智能化、自动化与可靠性已经成为当前该领域中的关键性问题。滚动轴承是风力发电机组中重要组成部件,常年低速、重载的工况使其可靠性面临极大的考验<sup>[1-2]</sup>,容易造成严重的安全事故<sup>[3]</sup>。如何提取系统故障信息,及时识别故障模式已成为风电机组运维工作中的关键问题<sup>[4]</sup>。

在诸多现有故障诊断方法中,随机共振(stochastic resonance, SR)方法得到了广泛应用<sup>[5-6]</sup>。HE Q B等<sup>[7]</sup>将时频分布的每个尺度视为一个调制系统来实现滚动轴承的故障诊断,解决了经典SR小参数限制等问题;陈长征等<sup>[8]</sup>提出了粒子群自适应参数匹配SR方法,消除了SR

方法对频段的局限性。对于强背景噪声下的风电机组而言,在进行SR处理前需要对振动信号进行预处理<sup>[9-10]</sup>。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是较为常用的预处理方法,其将振动信号分解成多个固有模态分量(intrinsic mode function, IMF),筛选出故障频率成分较丰富的分量。谷玉海等<sup>[11]</sup>提出了一种EMD与卷积神经网络结合的智能故障诊断方法,解决了传统方法识别准确率低的问题;王奉涛等<sup>[12]</sup>提出了一种EMD和自动编码器结合的故障诊断方法,有效地提取出故障特征频率(fault characteristic frequency,  $f_{cf}$ ),实现微弱故障诊断。

针对风电机组中滚动轴承信号特点,本文提出了一种优化峭度值的自适应随机共振(adaptive stochastic resonance, ASR)故障诊断方法。利用EMD算法将风电机组轴承振动信号进行分解,并设置合适的阈值,采用峭度准则提取出故障信息成分较丰富的分量,叠加输入到ASR

**基金项目:**国家重点研发计划项目(2018YFB1503000)

**第一作者简介:**俞勤新(1991—),男,江苏南通人,助理工程师,本科,研究方向为新能源发电, yanghy121212@163.com。

系统中进行寻优,当信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)最大时,得到最佳的输出信号,以识别风电机组故障类型。

## 1 理论方法

### 1.1 自适应随机共振系统

SR 系统将噪声的能量转化为微弱信号中的能量,来提高微弱故障的检测性能,进而实现故障诊断。经典的 SR 系统模型如下:

$$\frac{dx(t)}{dt} = -\frac{dU(x)}{dt} + s(t) + n(t) \quad (1)$$

式中: $s(t)$ 、 $n(t)$ 分别为待测和噪声信号; $U(x)$ 为势函数; $x(t)$ 为粒子的振荡轨迹。 $s(t)$ 表示为

$$s(t) = A \cos(2\pi ft) \quad (2)$$

式中  $A$  和  $f$  表示振幅和频率。 $n(t)$  满足:

$$\begin{cases} \langle n(t) \rangle = 0 \\ \langle n(t)n(0) \rangle = 2D\delta(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中  $D$ 、 $\delta(t)$  分别为噪声强度和狄拉克函数, $U(x)$  为

$$U(x) = -\frac{a}{2}x^2 + \frac{b}{4}x^4 \quad (4)$$

式中  $a$ 、 $b$  是势阱参数。将式(2)、式(3)、式(4)代入式(1)中,经典 SR 系统模型转化为

$$\frac{dx(t)}{dt} = ax(t) - bx(t)^3 + A \cos(2\pi ft) + \sqrt{2D}\xi(t) \quad (5)$$

式中  $\xi(t)$  为高斯白噪声。本研究利用蚁群算法对  $a$  和  $b$  进行寻优,确定最优势垒,实现 ASR 系统的最佳输出。算法评价指标 SNR 可表示为

$$R_{\text{SNR}} = 10 \lg \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} = \frac{x_u(t)}{x_\sigma(t)} \quad (6)$$

式中: $P_{\text{signal}}$  和  $P_{\text{noise}}$  分别为信号和噪声的功率; $x_\sigma(t)$  为信号的标准差; $x_u(t)$  为信号的平均值,如式(7)所示。

$$x_u(t) = \frac{\sum_{i=1}^m s(i)}{m} \quad (7)$$

式中: $m$  为信号  $s(t)$  的采样点数; $i$  代表第  $i$  个信号点。

### 1.2 峭度值优化与故障特征提取

基于 EMD 的振动信号预处理基本步骤如下。

1) 确定原始信号  $s(t)$  在整个时间尺度的极大值和极小值,形成上包络线  $c(t)$  和下包络线  $d(t)$ ,上下包络线的平均值为

$$\text{ave}(t) = \frac{c(t)+d(t)}{2} \quad (8)$$

2)  $s(t)$  与  $\text{ave}(t)$  之间的差值为

$$h(t) = s(t) - \text{ave}(t) \quad (9)$$

3) 如果信号的极值点个数和过 0 点个数最多不超过一个,且任意局部的最大包络和最小包络的均值为 0,则  $h(t)$  为首个 IMF 分量,记为  $c_1$ 。 $s(t)$  和  $c_1$  的差值为

$$r(t) = s(t) - c_1 \quad (10)$$

原始信号被分解成  $j$  个 IMF 分量和一个残余趋势项  $R$ ,可表示为

$$s(t) = \sum_{i=1}^j h_i(t) + R(t) \quad (11)$$

通过 EMD 算法可得到不同特征尺度的 IMF 分量,利用式(12)计算各 IMF 分量的峭度值

$$K_{\text{wr}} = \frac{E(h-u)^4}{\sigma^4} \quad (12)$$

式中: $u$  是信号的平均值; $\sigma$  为信号的标准差。本文中阈值为 3。将峭度值大于阈值的分量进行叠加,得到 IMF 融合信号。算法流程图如图 1 所示。

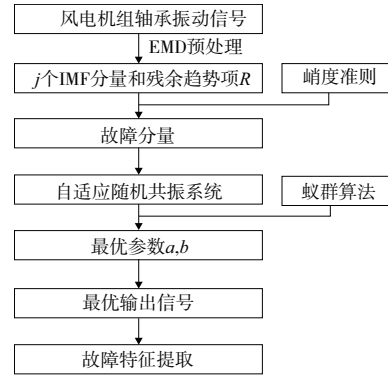


图 1 本文算法流程图

## 2 案例分析

为检验本文所提方法的有效性,在实验台上进行实验验证。实验在参照某型号风力发电机组轴承转子系统缩比而成的故障模拟实验台上开展,如图 2 所示。

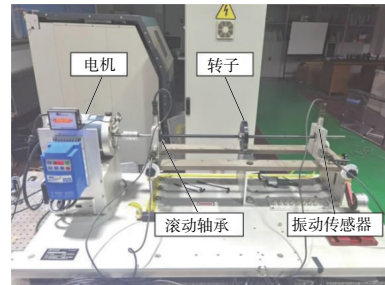


图 2 故障模拟实验台

图 2 中,振动传感器放置于两端支承处,采样频率为 16384 Hz,采样点数为 81920。实验台中轴承外圈故障频率为 122.09 Hz,内圈故障频率为 98.95 Hz。

### 2.1 轴承外圈故障处理效果分析

本文首先利用 EMD 算法处理采集到的振动信号,得到了多个 IMF 分量,如表 1 所示。将 IMF 值大于 3 的分量进行叠加,得到了 IMF 融合信号。利用蚁群算法搜寻最优的势阱参数  $a$  和  $b$ ,得到最佳的系统输出结果,如图 3 所示。

表 1 轴承外圈故障 IMF 分量的峭度值

| IMF 分量 | 峭度值     | IMF 分量 | 峭度值     |
|--------|---------|--------|---------|
| IMF1   | 4.555 4 | IMF7   | 3.847 2 |
| IMF2   | 4.321 8 | IMF8   | 3.569 6 |
| IMF3   | 4.321 5 | IMF9   | 3.170 2 |
| IMF4   | 4.301 8 | IMF10  | 3.156 0 |
| IMF5   | 4.235 4 | IMF11  | 3.149 3 |
| IMF6   | 4.090 7 | IMF12  | 2.919 9 |

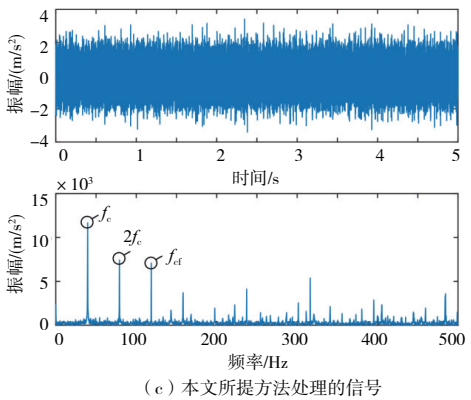
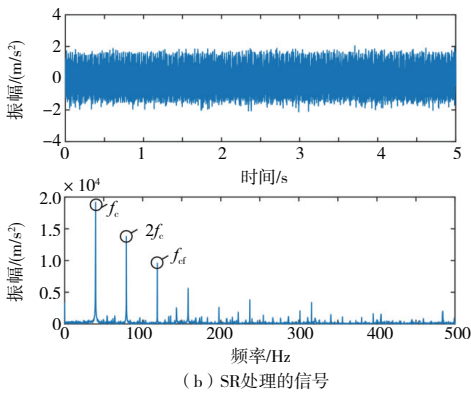
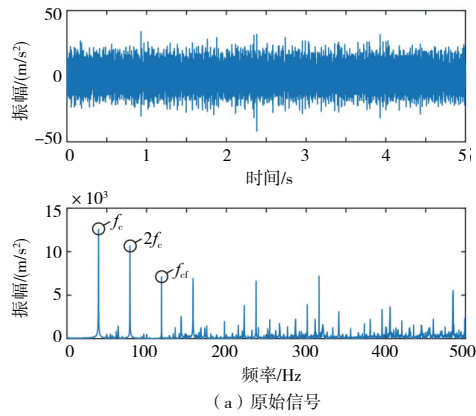


图3 轴承外圈故障信号处理结果

由图3可知,原始信号在 $f_{ct}$ 处有一定的峰值,但信号中存在大量干扰杂峰, $R_{SNR} = -0.0003$  dB。将其直接输入到SR系统中,最优输出信号 $R_{SNR} = -0.0575$  dB。利用本文所提出的方法进行处理,当 $R_{SNR} = 0.0331$  dB时,获得系统最优的输出信号。该方法提高了 $f_{ct}$ 处相应的峰值,SNR也显著增加,可以准确识别出故障类型。

## 2.2 轴承内圈故障处理效果分析

同理,利用EMD算法进行处理轴承内圈故障振动信号,IMF分量列于表2。将IMF融合信号输入到ASR系统中,通过蚁群算法进行参数优化,得到最佳的系统输出结果,如图4所示。

表2 轴承内圈故障IMF分量的峭度值

| IMF分量 | 峭度值      | IMF分量 | 峭度值     |
|-------|----------|-------|---------|
| IMF1  | 28.303 5 | IMF7  | 5.471 2 |
| IMF2  | 24.846 6 | IMF8  | 3.518 5 |
| IMF3  | 17.442 3 | IMF9  | 3.464 0 |
| IMF4  | 13.928 9 | IMF10 | 3.060 5 |
| IMF5  | 9.852 3  | IMF11 | 2.885 9 |
| IMF6  | 7.884 3  | IMF12 | 2.876 5 |

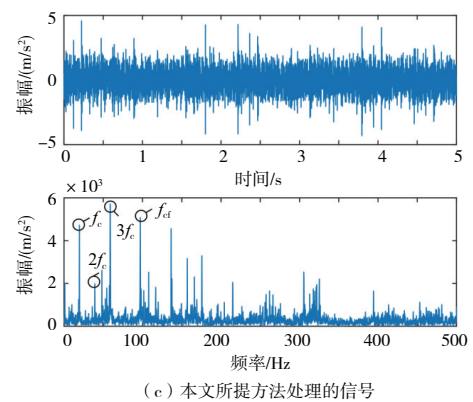
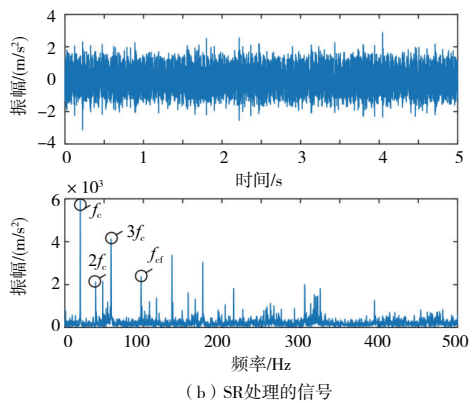
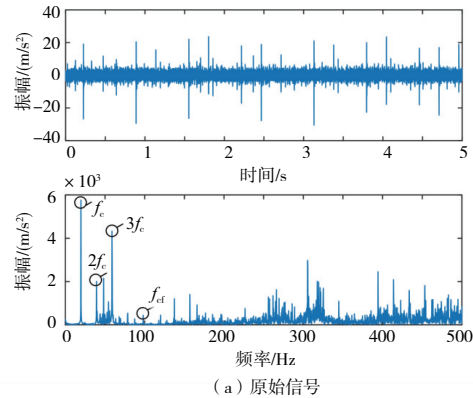


图4 轴承内圈故障信号处理结果

由图4可知,原始振动信号在 $f_{ct}$ 处几乎不存在峰值,故障特征无法提取, $R_{SNR} = -0.0012$  dB。将振动信号直接输入到SR系统中,在 $f_{ct}$ 处存在一定的峰值,但 $f_c$ 处的峰值仍很明显,且存在很多的杂乱峰值,容易造成误诊。利用本文所提出的方法进行处理,当 $R_{SNR} = 0.0068$  dB时,获得系统最优的输出信号。输出信号中信噪比显著增加,故障特征较易提取。本文所提出的方法处理效果更好,能够显著提升风电机组中轴承微弱故障特征提取效果。

### 3 结语

1) 利用 EMD 结合峭度准则提取出故障频率成分丰富的分量,并通过自适应随机共振对系统参数进行优化,可以得到最优输出,实现故障特征提取。

2) 对于强背景下噪声信号,采用峭度值较高的 IMF 分量进行信号融合,可提升故障特征识别度。

3) 本文提出的方法所处理的故障特征信噪比得到了显著提升,有利于故障类型的准确判定,对风电机组中轴承微弱故障特征提取有重要意义。

#### 参考文献:

- [1] 苏连成,邢美玲,张慧. 基于组合预测模型的风电机组关键部位故障检测[J]. 太阳能学报,2021,42(10):220-225.
- [2] TONG R N, LI P, LANG X, et al. A novel adaptive weighted kernel extreme learning machine algorithm and its application in wind turbine blade icing fault detection[J]. Measurement,2021,185:110009.
- [3] LI Y T, JIANG W B, ZHANG G Y, et al. Wind turbine fault diagnosis based on transfer learning and convolutional autoencoder with small-scale data[J]. Renewable Energy,2021,171:103-115.
- [4] CHO S, CHOI M, GAO Z, et al. Fault detection and diagnosis of a blade pitch system in a floating wind turbine based on Kalman

filters and artificial neural networks [J]. Renewable Energy, 2021,169:1-13.

- [5] 王谊,焦尚彬. 基于差分头脑风暴算法的微弱故障信号检测研究[J]. 自动化与仪器仪表,2021(9):66-70.
- [6] MA T C, XU F Y, HU J Z, et al. Double Gaussian potential stochastic resonance method and its application in centrifugal fan blade crack detection[J]. Chinese Journal of Physics,2021,74:279-295.
- [7] HE Q B, WU E H, PAN Y Y. Multi-scale stochastic resonance spectrogram for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Journal of Sound and Vibration,2018,420:174-184.
- [8] 陈长征,谷晓娇. QPSO 匹配的 FIE 随机共振轴承故障诊断[J]. 振动·测试与诊断,2018,38(2):278-284,417.
- [9] 郑煜,王凯,付兴娥,等. 基于三稳态随机共振的滚动轴承早期故障诊断研究[J]. 机械制造与自动化,2020,49(3):192-194.
- [10] HARIKRISHNAN N B, NAGARAJ N. When noise meets chaos: stochastic resonance in neurochaos learning [J]. Neural Networks,2021,143:425-435.
- [11] 谷玉海,朱腾腾,饶文军,等. 基于 EMD 二值化图像和 CNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动·测试与诊断,2021,41(1):105-113,203.
- [12] 王奉涛,邓刚,王洪涛,等. 基于 EMD 和 SSAE 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报,2019,32(2):368-376.

收稿日期:2022-03-21

(上接第 81 页)

### 4 结语

1) 考虑了齿根过渡曲线,能够更准确地计算齿轮啮合刚度,齿轮在裂纹、点蚀及缺齿等多种故障时的动力学响应所反映的故障特征与试验结果一致。

2) 所提出的方法能模拟同一故障齿轮在不同故障程度下的响应特性,能为后续平行齿轮系统故障数据库的建立提供参考。

3) 轻微点蚀故障在频域响应上故障特征不明显,与正常齿轮频率成分及分布情况类似,有待进一步进行研究。

#### 参考文献:

- [1] 赵丽娟,刘晓东,李苗. 齿轮故障诊断方法研究进展[J]. 机械强度,2016,38(5):951-956.
- [2] YANG D C H, LIN J Y. Hertzian damping, tooth friction and bending elasticity in gear impact dynamics [J]. Journal of Mechanisms, Transmissions, and Automation in Design, 1987,109(2):189-196.
- [3] TIAN X H. Dynamic simulation for system response of gearbox including localized gear faults [D]. Canada: University of Alberta, 2004.
- [4] SAINOT AND P, VELEX P, DUVERGER O. Contribution of gear body to tooth deflections—a new bidimensional analytical

formula[J]. Journal of Mechanical Design,2004,126(4):748-752.

- [5] MOHAMMED O D, RANTATALO M. Dynamic response and time-frequency analysis for gear tooth crack detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2016,66/67:612-624.
- [6] CHAARI F, FAKHFAKH T, HADDAR M. Analytical modelling of spur gear tooth crack and influence on gearmesh stiffness[J]. European Journal of Mechanics - A/Solids,2009,28(3):461-468.
- [7] CHAARI F, BACCAR W, ABBES M S, et al. Effect of spalling or tooth breakage on gearmesh stiffness and dynamic response of a one-stage spur gear transmission [J]. European Journal of Mechanics - A/Solids,2008,27(4):691-705.
- [8] 万志国,菅艳阳,曹宏瑞,等. 时变啮合刚度算法修正与齿根裂纹动力学建模[J]. 机械工程学报,2013,49(11):153-160.
- [9] CHEN Z G, SHAO Y M. Dynamic simulation of spur gear with tooth root crack propagating along tooth width and crack depth[J]. Engineering Failure Analysis,2011,18(8):2149-2164.
- [10] LIANG X H, ZHANG H S, LIU L B, et al. The influence of tooth pitting on the mesh stiffness of a pair of external spur gears[J]. Mechanism and Machine Theory,2016,106:1-15.
- [11] 徐克根. 渐开线齿轮齿根过渡曲线计算及在 UG 中精确建立齿轮三维模型[J]. 装备制造技术,2019(11):168-171.

收稿日期:2022-03-17