

DOI: 10.7667/PSPC160782

# 基于多重分形谱和支持向量机的风电机组行星齿轮箱故障诊断与研究

李东东<sup>1,2</sup>, 周文磊<sup>1</sup>, 郑晓霞<sup>3</sup>, 王浩<sup>1</sup>

(1. 上海电力学院电气工程学院, 上海 200090; 2. 上海高校高效电能应用工程研究中心, 上海 200090;  
3. 上海电力学院自动化工程学院, 上海 200090)

**摘要:** 风电机组行星齿轮箱振动信号是一种典型的非平稳、非线性信号, 传统故障检测方法对于此类信号处理能力有限。为了克服传统方法的不足, 提高故障诊断能力, 提出了一种基于多重分形谱和支持向量机相结合的故障检测方法。首先通过多重分形定义求取信号的多重分形谱。然后在多重分形谱中提取八个特征量。最后将特征量作为支持向量机的输入向量, 实现了在不同转速情况下对正常信号和四种太阳轮故障信号的分类与识别。实验结果证实了所提方法对行星齿轮箱信号特征进行提取是有效的, 在不同转速情况下均提高了故障识别率。

**关键词:** 风电机组; 行星齿轮箱; 故障检测; 多重分形谱; 支持向量机

## Diagnosis and research of wind turbine planetary gearbox faults based on multifractal spectrum support vector machine (SVM)

LI Dongdong<sup>1,2</sup>, ZHOU Wenlei<sup>1</sup>, ZHENG Xiaoxia<sup>3</sup>, WANG Hao<sup>1</sup>

(1. College of Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric of Power, Shanghai 200090, China; 2. Shanghai Higher Institution Engineering Research Center of High Efficiency Electricity Application, Shanghai 200090, China;  
3. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** The vibration signal of wind turbine is a typical kind of signal with nonstationary and nonlinear properties. The ability of traditional methods to process the kind of signal is limited. In order to solve the shortage of the traditional methods and improve the ability of fault diagnosis, this paper proposes a new method to detect the fault based on the multifractal and support vector machine (SVM). Firstly, the multifractal spectrum of the input signal is calculated through the definition of multifractal. And then the eight fractal characteristics of signal are extracted. Finally, taking the characteristics as the input vector of SVM, it achieves the classification and recognition of normal signal and fault signals of four kinds of sun gears under different rotation speed. The experimental result confirms that the proposed method can effectively extract the characteristics of the planetary gearbox signal, and can raise the fault recognition rate under the condition of different rotational speed.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51507098 and No. 51507100), Shanghai Talent Development Fund (No. 201365), Science and Technology Commission of Shanghai (No. 15YF1404600 and No. 13DZ2251900 and No. 10DZ2273400) and Shuguang Program (No. 15SG50).

**Key words:** wind turbine; planetary gearbox; fault detection; multifractal spectrum; support vector machine

## 0 引言

风力发电是众多清洁能源中最具代表性的, 由

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(51507098, 51507100); 上海市人才发展基金(201365); 上海市科委(15YF1404600, 13DZ2251900, 10DZ2273400)和上海市“曙光计划”资助(15SG50)

于风力发电具有分布广泛、商业化程度高、技术成熟等优势, 成为各国对于清洁能源的研究热点之一。但风电机组的运行环境恶劣, 将面临风速不稳定、内外环境温差大、载荷多变等问题。不同地点的风电机组也将面临不同的恶劣环境, 如海上风电机组所处环境空气湿度大, 机组中零部件易受到腐蚀; 陆上风电机组面临的最大的环境问题是空气中沙尘

大,当机组密封条件不好时,进入机组中易造成齿轮损坏等问题,众多因素导致了风电场运维成本持续居高不下。据估计,在风电机组的运行寿命周期内,运维费用是发电总成本的重要组成部分,约占总成本的25%~30%<sup>[1]</sup>。同时,对海上风电机组的运行统计中发现,50%的停运时间是由齿轮箱故障造成的<sup>[2]</sup>。根据以上数据可以看出,对风电机组行星齿轮箱运行状态做出及时的识别与诊断,极具实际应用意义。

行星齿轮箱的振动信号具有非线性、非平稳性等特点,传统的FFT和小波分析法对于此类信号处理能力有限,很难达到实际应用的精度。针对非线性、非平稳信号特性提出的时频分析法也均具有各自的局限性,如经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)<sup>[3]</sup>是自适应的时频分析方法,对于非线性、非平稳信号处理能力突出,但端点效应和模态混叠现象问题的出现影响了该方法的分解能力,使固有模态分量失去其原有物理意义;局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)<sup>[4]</sup>在一定程度上解决了EMD分解过程中出现的端点效应问题,但仍未能解决模态混叠现象。众多关于机械方面的研究均表明,机械系统振动信号具有明显的分形特性,所以利用分形方法可以准确地对振动信号特征进行提取。很多研究人员对于单重分形<sup>[5-7]</sup>做出了相关研究。但单重分形是从单一测度来衡量信号特征,无法全面地体现信号特征。而多重分形不仅从整体上对振动信号的特征进行了全面描述,并且可以对信号局部特征进行更细致的刻画<sup>[8]</sup>。

本文将多重分形谱法引入到行星齿轮箱故障诊断中,首先利用小波包对信号进行降噪处理,最大程度地减小噪声对特征提取的影响;然后求取降噪后信号的多重分形谱,并在多重分形谱中提取相关特征量;由于支持向量机(SVM)能够较好地以较少的样本数解决非线性特征的分类问题<sup>[9]</sup>,所以最后将多重分形谱中提取得到的特征量输入到支持向量机中,通过支持向量机对振动信号进行分类及相应的故障诊断。

## 1 多重分形谱

### 1.1 多重分形

多重分形作为一种在分形基础上发展而来的复杂分形结构,本质上是由多个标度指数的奇异值测度所组成的无限集合<sup>[10]</sup>,由于是从多个测度出发对信号进行分形性质刻画,所以可以将研究对象划分为不同子集来分别研究。因此多重分形可以表示为不同测度下的分形子集之并,从而提高对信号整

体分形特征和局部特征尺度的精细刻画能力。一般使用 $\alpha \sim f(\alpha)$ 来描述多重分形, $\alpha \sim f(\alpha)$ 即为多重分形谱<sup>[11]</sup>。

以振动信号为例来研究 $\alpha$ 和 $f(\alpha)$ 之间的关系。设 $X$ 为分形空间上的分形集,可以用 $N$ 个尺度为 $r$ 的盒子将其覆盖,在空间上定义归一化概率测度 $P_i(\varepsilon)(i=1,2,\dots,N)$ ,当 $\varepsilon \rightarrow 0$ 时,认为 $P_i(\varepsilon)$ 在方盒子上均匀分布,可定义奇异性标度指数 $\alpha$ 为

$$P_i(\varepsilon) \sim r_i^\alpha \quad (1)$$

式中, $\alpha$ 可以反映信号中各个方盒子的奇异程度,当使用单重分形时, $\alpha$ 取值唯一;当使用多重分形描述信号特性时,则可以根据 $\alpha$ 取值的大小将信号划分成若干分形子集。同一 $\alpha$ 值下的子集中,盒子数 $N_\alpha(r)$ 与 $r$ 相关时,可以用式(2)表示其关系。

$$N_\alpha(r) \sim r^{-f(\alpha)} \quad (2)$$

式中, $f(\alpha)$ 表示具有相同 $\alpha$ 值的分形子集的分维数。

### 1.2 多重分形谱

在多重分形谱计算中,首先要引入一个新的变量,即Renyi信息维度。对于一个多重分形场来说,当观测精度 $t$ 给定,则可以得到每个小盒子 $r(t)$ 中的质量分布 $P_i(\varepsilon)$ ,则Renyi信息维度随观测精度变化的速率 $\chi(q)$ 如式(3)所示。

$$\chi(q) = \lim_{t \rightarrow \infty} \chi_t(q) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\log(\sum_{i=1}^{N(t)} P_i^q(\varepsilon))}{\log(r(t))} \quad (3)$$

其中, $t \rightarrow \infty$ 时, $\chi(q)$ 取得极限, $q$ 是可以取遍所有实数的权重因子,如果 $q > 0$ ,则质量大的小盒子对 $\chi(q)$ 的贡献越大,从而 $\chi(q)$ 将反映质量密集区域随尺度变化信息量的增长速度;反之,若 $q < 0$ ,则质量越小的区域对 $\chi(q)$ 的贡献越大,于是 $\chi(q)$ 反映的是质量较小区域信息量的增长速度。

则多重分形谱 $\alpha \sim f(\alpha)$ 曲线可由 $\chi(q) \sim q$ 曲线通过Legendre变换得到,求取过程如式(4)、式(5)所示。

$$f(\alpha(q)) = \alpha(q)q - \chi(q) \quad (4)$$

$$\alpha(q) = \frac{d\chi(q)}{dq} \quad (5)$$

在实际应用中,多重分形谱一般为离散序列,所以 $\alpha(q)$ 可由式(6)中的离散方式求得<sup>[8]</sup>。

$$\alpha(q) = \frac{\chi(q) - \chi(q - q_{\text{step}})}{q_{\text{step}}} \quad (6)$$

整合以上求取 $\alpha(q)$ 、 $f(\alpha)$ 的过程,可以总结多重分形谱计算步骤如图1所示。

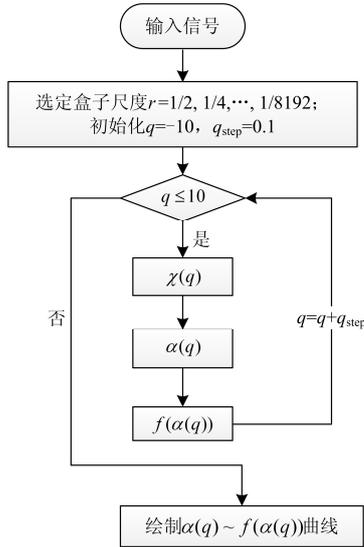


图 1 多重分形谱计算流程图

Fig. 1 Calculation flow chart of multifractal spectrum

求得多重分形维数谱后, 利用多重分形维数谱的特点, 确定需选取的特征值原则如下: 利用  $\alpha_{\min}$ 、 $\alpha_{\max}$ 、 $\Delta\alpha$  可以确定分形谱图形的宽度, 并在  $\alpha$  轴上进行定位; 利用  $f(\alpha(\min))$ 、 $f(\alpha(\max))$ 、 $\Delta f(\alpha)$  可以确定分形谱图形的高度、两端点的高度差, 并在  $f(\alpha)$  轴上进行定位; 最后使用  $\alpha(0)$ 、 $f(\alpha(0))$  确定  $f(\alpha)$  的最大值和对应的  $\alpha$  位置。所以此 8 个分量可以完整地反映多重分形谱的图形特性, 因此以此 8 个特征值作为支持向量机的输入量来实现故障的分类与识别可以较完整地反映信号的特征。

## 2 支持向量机

支持向量机作为一种机器学习方法, 在解决小样本、非线性的实际分类问题中效果显著。鉴于以上优点, 支持向量机已经成为人工智能研究领域的重点之一。目前在状态评估、故障检测、模式识别等领域均得到广泛应用。在众多领域中, 支持向量机随着样本特性的变化也有所不同<sup>[11]</sup>。

### 2.1 线性可分样本

在线性可分样本  $(x_i, y_i)$  中  $i=1, 2, 3, \dots, l$ ,  $x_i \in R_n$ ,  $y_i = \{-1, +1\}$ , 其中  $l$  为训练样本总数,  $n$  为样本的空间维度,  $y_i$  代表样本的类别标志。在线性可分样本中存在能正确区分两类信号且训练误差为零, 同时保证分类间隔达到最大值的超平面, 即为最优分类超平面。在  $d$  维空间中判别函数如式(7)所示。

$$g(x) = w \cdot x + b \quad (7)$$

超平面方程如式(8)所示。

$$w \cdot x + b = 0 \quad (8)$$

式中,  $w$  是超平面在空间  $R_n$  中的法向量。为了保证分类间隔最大且样本分类全部正确, 则需要满足式(9)的约束条件。

$$y_i[(w \cdot x_i + b)] \geq 1, \quad i = 1, 2, 3, \dots, l \quad (9)$$

即将求取最优超平面的问题转化为在约束条件(9)下求取式(10)的凸最优解的优化问题。

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 = \min_{w, b} \frac{1}{2} (w^T \cdot w) \quad (10)$$

可以使用拉格朗日乘法, 对该问题进行求解, 如式(11)。

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T \cdot w - \sum_{i=1}^l \beta_i \{y_i[w \cdot x_i + b] - 1\} \quad (11)$$

式中,  $\beta_i$  为拉格朗日乘子。

### 2.2 线性不可分样本

对于线性不可分样本, 最优超平面即可达到将两种类型不同的信号区分的目的。但工程实际中经常会出现线性不可分的情况, 在线性不可分的情况下, 部分样本将不再满足式(1)的约束限制, 将产生一定的分类误差, 所以在限制条件中引入松弛变量  $\xi_i$  ( $\xi_i \geq 0$ ) 来解决误差问题, 约束(9)扩展为约束(12)。

$$y_i[(w \cdot x_i + b)] \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, l \quad (12)$$

当松弛变量  $0 < \xi_i < 1$  时样本可以被正确分类, 而当  $\xi_i \geq 1$  时, 样本点  $x_i$  将出现分类错误问题。为了改善分类效果, 提高分类精度, 在目标函数(10)中加入惩罚因子  $C \sum_{i=1}^l \xi_i$  得到如式(13)的目标函数。

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i = \min_{w, b} \frac{1}{2} (w^T \cdot w) + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (13)$$

则求取超平面问题转化为求取广义分类超平面的问题, 即将问题转化为在限制条件(12)下求取目标函数(13)的最优解问题。在目标函数中,  $C$  的取值将直接影响对样本点的惩罚程度。若  $C$  取值较大, 则分类误差小且分类间隔也小; 若  $C$  取值较小, 则分类误差大且分类间隔大。所以即为求取如式(14)的优化问题。

$$\begin{cases} \max L(\beta) = \sum_{i=1}^l \beta_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \beta_i \beta_j \cdot y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t. } 0 \leq \beta_i \leq C; i, j = 1, 2, 3, \dots, l \\ \sum_{i=1}^l y_i \beta_i = 0 \end{cases} \quad (14)$$

此外对于非线性问题，通常的处理方式是将输入向量映射到某一个高维度空间，然后在高维空间中构造最优超平面来解决分类问题。

目前 SVM 常用的核函数有多项式函数、径向基函数、双曲核函数等。由于径向基函数适用范围广，即在无论维度高低、样本大小等情况下均有较好的表现效果，而且收敛域足够宽，是十分理想的核函数<sup>[12]</sup>。所以本文将采用带有径向基函数作为核函数的 SVM 来进行特征分类。

### 3 实验验证

为了验证本文所提方法在不同转速下的有效性，采用风电机组传动系统仿真平台(如图 2 所示)的振动信号作为待诊断信号。平台运行转速分别为 1200 r/min(转频: 20 Hz)、1800 r/min(转频: 30 Hz)、2400 r/min(转频: 40 Hz)、3000 r/min(转频: 50 Hz)，在不同转速情况下分别采集 5 种工况齿轮(如图 3 所示)，每种工况和每种转速情况下分别采 100 组数据。以转频 30 Hz 情况为例，图 4 中为采集到的 5 种不同类型工况信号，分别为正常情况数据、太阳轮点蚀故障数据、太阳轮磨损故障数据、太阳轮断齿故障数据、太阳轮缺齿故障数据。

#### 3.1 利用多重分形谱提取信号特征

对图 4 中的数据利用本文中方法先利用小波包降噪处理，再求取其相应多重分形谱，其中 5 种类型信号的多重分形谱如图 5 所示。

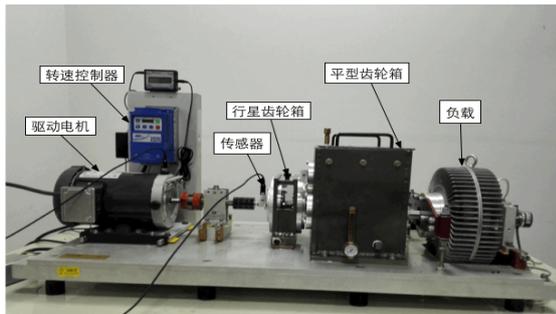
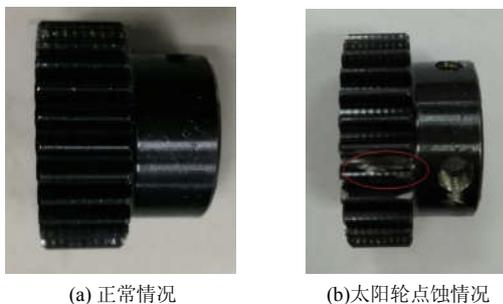


图 2 行星齿轮箱模拟实验平台  
Fig. 2 Experiment platform of planetary gearbox



(c) 太阳轮磨损情况 (d) 太阳轮断齿情况 (e) 太阳轮缺齿情况

图 3 正常太阳轮及各种缺陷太阳轮图片

Fig. 3 Picture of the five kinds of sun gears

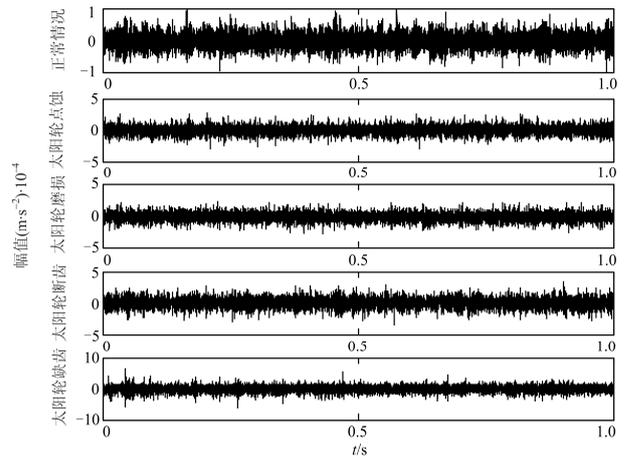
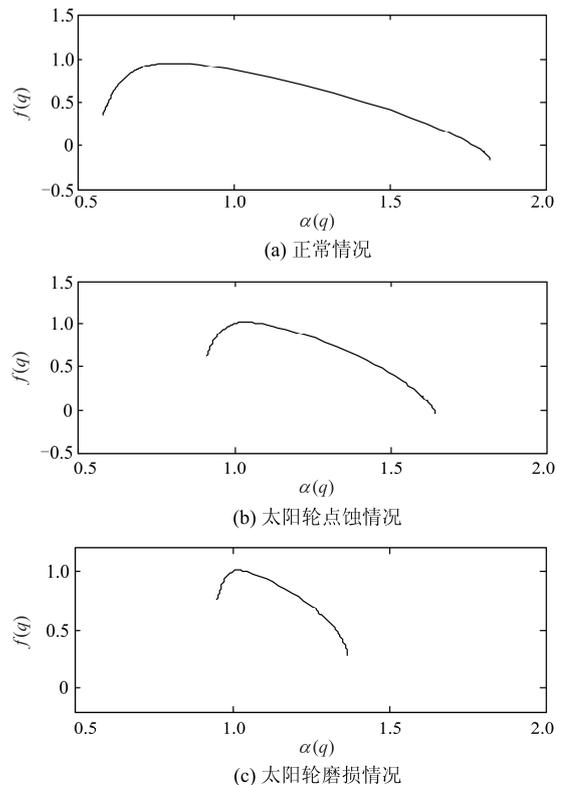


图 4 仿真平台信号

Fig. 4 Signal of the experiment platform



(a) 正常情况

(b) 太阳轮点蚀情况

(c) 太阳轮磨损情况

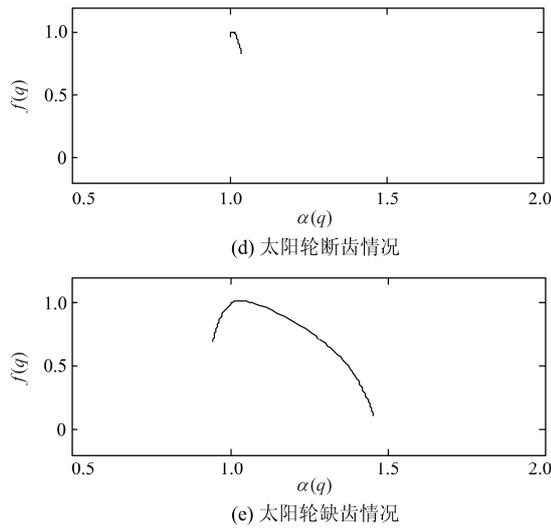


图 5 5 种情况的多重分形谱

Fig. 5 Multifractal spectrum of five kinds of situation

对 5 种运行工况进行故障特征提取, 提取得到的信号特征如表 1 所示。

表 1 5 种工况的信号特征提取

Table 1 Conditions of signal feature extraction

信号特征	正常情况	太阳轮点蚀	太阳轮磨损	太阳轮断齿	太阳轮缺齿
$\alpha \min$	0.582	0.913	1.002	0.946	0.952
$f(\alpha(\min))$	0.351	0.626	0.965	0.706	0.773
$\alpha \max$	1.819	1.646	1.043	1.455	1.369
$f(\alpha(\max))$	-0.179	-0.050	0.833	0.117	0.292
$\Delta \alpha$	1.238	0.733	0.041	0.509	0.417
$\Delta f(\alpha)$	-0.5305	-0.677	-0.132	-0.588	-0.481
$\alpha(0)$	0.8023	1.036	1.013	1.032	1.019
$f(\alpha(0))$	0.944	1.017	1.012	1.021	1.01

### 3.2 利用 SVM 对信号进行分类

从表 1 中可以看出, 5 种运行工况下部分特征相似度较高, 但一部分特征仍然区别较大。对表 1 中 5 种工况每种采样 100 次, SVM 的训练样本为采集信号的 40%, 即 40 组训练样本, 其余 60 组为测试样本。经过统计实验结果得到如表 2 所示的准确率。

从表 2 中可以看出, 使用多重分形谱和支持向量机相结合的方法有效提高了分类准确率, 保证了工况的分类、识别效果。

### 3.3 不同转速情况下的实验验证

为了验证本文所用方法的有效性, 通过不同转速(20 Hz、30 Hz、40 Hz、50 Hz)下采集得到的数据进行实验验证, 实验过程与 30 Hz 实验过程一致, 此处不再赘述, 经过整个实验过程得到的实验结果如表 3 所示。

表 2 5 种工况 SVM 分类准确度对比  
Table 2 Five kinds of working condition's accuracy of the SVM classification

准确略	多重分形谱	单重分形维数
正常情况	95%	83%
太阳轮点蚀	98.3%	78.3%
太阳轮磨损	90%	80%
太阳轮断齿	100%	91.7%
太阳轮缺齿	93.3%	75%

表 3 不同转速情况下分类效果对比  
Table 3 Effect contrast of case classification under different speed

准确率	20 Hz	30 Hz	40 Hz	50 Hz
正常情况	93.3%	95%	90%	100%
太阳轮点蚀	98.3%	98.3%	96.7%	95%
太阳轮磨损	91.7%	90%	95%	93.3%
太阳轮断齿	100%	100%	100%	98.3%
太阳炉缺齿	95%	93.3%	93.3%	91.7%

从表 3 中可以看出, 该方法在不同转速下分类效果类似, 准确率均在 90% 以上, 平均准确率均在 95% 以上, 可以证明不同运行转速对于该方法的准确性影响较小, 不影响工程基本应用的精度。

## 4 结论

本文提出了基于多重分形谱和支持向量机相结合的新方法。首先利用小波包对初始信号进行降噪, 然后对降噪后的信号进行预处理得到信号的多重分形谱, 并从多重分形谱中提取 8 个信号特征, 利用 8 个特征量将多重分形谱的位置和形状特征基本确定, 最后将 8 个特征作为支持向量机的输入量对信号进行分类。经过风电传动系统实验平台仿真系统验证该方法效果明显, 相比于单重分形维数法准确率平均提升了 13.72%, 并且对所有工况的分类准确率均高于 90%, 大部分工况高于了 95%, 展现了该方法的有效性; 同时在不同转速的情况下该方法的分类准确率也得到了保证, 均高于 90%, 平均准确率高于了 95%。综上, 本文所提方法可以很好地应用于风电机组行星齿轮箱故障诊断与分析领域, 并在不同转速下的分类识别效果均有所保证, 符合实际工程应用中的准确性和稳定性要求。

## 参考文献

- [1] 赵洪山, 张兴科, 郭伟. 考虑不完全维修的风机齿轮箱优化检修策略[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(10): 15-22.

- ZHAO Hongshan, ZHANG Xingke, GUO Wei. Optimized maintenance strategy with imperfect repair for the gearbox of wind turbine[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(10): 15-22.
- [2] 黄玲玲, 曹家麟, 张开华, 等. 海上风电机组运行维护与展望[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 729-738.  
HUANG Lingling, CAO Jialin, ZHANG Kaihua, et al. Status and prospects on operation and maintenance of offshore wind turbines[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 729-738.
- [3] 孙曙光, 庞毅, 王景芹, 等. 一种基于新型小波阈值去噪预处理的 EEMD 谐波检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(2): 42-48.  
SUN Shuguang, PANG Yi, LI Jingqin, et al. EEMD harmonic detection method based on the new wavelet threshold denoising pretreatment[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(2): 42-48.
- [4] 罗慧, 周卿松, 苗洪雷, 等. 基于 LMD 母线差动保护 CT 饱和检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(12): 49-54.  
LUO Hui, ZHOU Qingsong, MIAO Honglei, et al. A method for CT saturation detection based on LMD in busbar differential protection[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(12): 49-54.
- [5] MEI Jianmin, LIU Yuanhong, XIAO Yunkui, et al. Extraction of transmission bearing fault characters based on EMD and fractal theory[C] // Communication Software and Networks (ICCSN), 2011 IEEE 3rd International Conference on, 2011: 215-219.
- [6] 李建毅, 石林锁, 滕明春, 等. 基于 EMD 和分形的齿轮箱故障特征提取[J]. 陕西科技大学学报, 2013, 31(1): 115-120.  
LI Jianyi, SHI Linsuo, TENG Mingchun, et al. Extraction of transmission bearing fault characters based on EMD fractal technology[J]. Journal of Shanxi University of Science & Technology, 2013, 31(1): 115-120.
- [7] 任先文, 薛雷, 宋阳, 等. 基于分形特征的最小二乘支持向量机局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(14): 143-147.  
REN Xianwen, XUE Lei, SONG Yang, et al. The pattern recognition of partial discharge based on fractal characteristics using LS-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(14): 143-147.
- [8] 唐焯, 曾福平, 范庆涛, 等. 基于荧光光纤检测 GIS 局部放电的多重分形谱识别[J]. 高电压技术, 2014, 40(2): 465-473.  
TANG Ju, ZENG Fuping, FAN Qingtao, et al. Multifractal spectrum identification of partial discharge in GIS based on fluorescence optical fiber detection[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2): 465-473.
- [9] 薛浩然, 张珂珩, 李斌, 等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 8-13.  
XUE Haoran, ZHANG Keheng, LI Bin, et al. Fault diagnosis of transformer based on the cuckoo search and support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(8): 9-13.
- [10] 郭鹏程, 孙龙刚, 李辉, 等. 基于多重分形谱和改进 BP 神经网络的水电机组振动故障诊断研究[J]. 水力发电学报, 2014, 33(3): 299-305.  
GUO Pengcheng, SUN Longgang, LI Hui, et al. Vibration fault diagnosis of hydropower unit based on multi-fractal spectrum and improved BP neural network[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2014, 33(3): 299-305.
- [11] 孙健, 王成华. 基于 mRMR 原则和优化 SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 221-226.  
SUN Jian, WANG Chenghua. Analog circuit fault diagnosis based on mRMR and optimized SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1): 221-226.
- [12] 朱云博, 冯广斌, 孙华刚, 等. 基于多重分形与 SVM 的齿轮箱故障诊断研究[J]. 机械传动, 2012, 36(6): 99-102.  
ZHU Yunbo, FENG Guangbin, SUN Huagang, et al. Study on gearbox fault diagnosis based on multi-fractal and SVM[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2012, 36(6): 99-102.

收稿日期: 2016-05-31; 修回日期: 2016-07-11

作者简介:

李东东(1976—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统分析、风力发电; E-mail: powerlidd@126.com

周文磊(1992—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为风电控制系统及其故障诊断。E-mail: 805009946@qq.com

(编辑 魏小丽)