

# 基于形态学多重分形的风电机组轴承故障诊断\*

樊 俊<sup>1,2</sup>, 齐咏生<sup>1,2</sup>, 高学金<sup>3</sup>, 刘利强<sup>1,2</sup>, 李永亭<sup>1,2</sup>

(1. 内蒙古工业大学电力学院 呼和浩特, 010080)

(2. 内蒙古自治区机电控制重点实验室 呼和浩特, 010051)

(3. 北京工业大学信息学部 北京, 100124)

**摘要** 针对风电机组滚动轴承振动信号通常具有非线性和低信噪比的特点, 提出一种基于形态学多重分形(morphological multi-fractal, 简称 MMF)和改进的灰色关联分析(improved grey relational analysis, 简称 IGRA)的滚动轴承故障诊断方法。首先, 通过信号质量指数研究了轴承振动信号的多重分形特性; 其次, 利用形态学方法计算轴承各种状态广义维数与多重分形谱的参数, 并分析了各个参数对轴承运行状态的反映能力, 选取能够有效区分轴承状态的参数作为故障特征量; 然后, 引入离差最大化加权对经典的灰色关联模型进行改进, 提升了信息的利用率以及模型的可靠性; 最后, 利用改进的灰色关联分析实现了滚动轴承的故障诊断。通过仿真分析和应用实例对该方法的有效性进行验证, 结果表明该方法能准确识别轴承故障类型, 较传统方法准确率更高, 运算时间更短, 适合解决实际工程问题。

**关键词** 故障诊断; 特征提取; 数学形态学; 多重分形; 离差最大化; 灰色关联分析

**中图分类号** TH17; TH133.3

## 引 言

滚动轴承是风力发电机传动链系统中最重要也是最易受到损伤的零部件之一, 如果发生故障将对整个旋转机械甚至整个风机的运行状态产生重大影响<sup>[1]</sup>。振动信号分析是对风机滚动轴承运行工况进行实时监测和故障诊断最常用的工具之一<sup>[2]</sup>。滚动轴承振动信号通常具有非线性、非平稳的特点。

分形几何为表征振动信号的复杂性和非线性提供了一种分析方法, 分形维数是度量分形的重要指标<sup>[3]</sup>, 最常用的分形维数有盒维数和关联维数。Zhang 等<sup>[4]</sup>提出了基于数学形态学计算信号分形维数的方法, 计算量小, 精度更高。但是, 盒维数、关联维数及形态学分形维数等在实际应用中仅仅是信号的单重分形维数, 分形特征不够全面, 单重分形默认整个振动信号的尺度属性相同, 仅仅能从整体体现信号的不规则性, 不能反映信号局部奇异性<sup>[5]</sup>。

多重分形可以更细致地刻画信号局域空间分布特征, 更全面地表征信号的分形特性。在进行多重分形的估计时, 一般使用盒计数法, 以此对信号区域进行均匀网格划分。在此过程中, 网格位置的不确

定性使得运算产生一定的随机误差, 导致多重分形难以准确描述信号非线性特性。而基于形态学的多重分形能够很好地避免这些问题, 其使用多尺度数学形态学的思想由形态学单重分形维数发展而来, 为信号多个观测尺度的无限集合<sup>[6-7]</sup>。它以信号每个离散点为对象, 网格的位置相较于数据点确定, 精度更高, 而且只进行简单的加减和取大小处理, 所以计算更为简单快速。此外, 该方法不仅能够全面反映信号的不规则性, 还可以细致体现其局部奇异性。

形态学多重分形通常使用基于测度理论的多重分形奇异谱(multi-fractal spectrum, 简称 MFS)和基于 Renyi 信息熵的广义维数(generalized fractal dimension, 简称 GFD)来表达多重分形特征<sup>[8-11]</sup>, 得到两种多重分形结果后, 同时可以获得若干特征参数, 比如奇异谱谱宽、分形维数差、广义维数波动范围等, 这些特征参数都有明确的物理意义。如何选择能够对轴承运行状态进行识别的特征量也非常关键。熊兴隆等<sup>[12]</sup>选择多重分形谱谱宽和分形维数差作为特征量。韦祥等<sup>[13]</sup>使用较小层次广义分形维数进行振动信号的初次特征提取。虽然这些特征量对信号故障的描述有一定效果, 但利用盒计数法计算

\* 国家自然科学基金资助项目(61763037); 内蒙古自治区科技计划资助项目(2019, 2020GG0283); 内蒙古自然科学基金面上资助项目(2020MS05029)

收稿日期: 2019-11-19; 修回日期: 2020-04-11

信号多重分形时,其内在缺陷问题难以克服。此外,在特征量的选取方面,对于更加复杂的信号,仅从广义维数或多重分形谱单个角度对振动信号进行描述,结果往往不够具体完备,不能全方位体现多重分形特性,而且在选择特征量时没有关注各个分形参数对轴承运行状态的反映能力。因此,有必要使用形态学两种多重分形角度提取特征参数,对提取的特征分析其对于轴承不同状态区分效果的好坏,只选择区分效果好的特征构建用于故障识别的特征向量。

得到能够表征轴承状态的特征之后,需使用一些模式识别算法进行故障诊断。传统的智能诊断算法要有充足的有效数据进行训练学习建立模型,对样本量需求大,时间成本多。因此,以有限的数据特征、较小的计算量并且能确保较高的识别率为前提的诊断方法为故障诊断技术提供了一种新的研究方向。灰色关联分析<sup>[14-15]</sup>可以很好地达到这个效果,其通过描述振动信号特征向量间的几何相似度识别轴承状态归属,面向状态特征本身的变化趋势,同时回避智能识别算法模型复杂的问题。但是传统的灰色关联分析中,计算整体关联度时没有考虑各特征指标的权重,仅采用平均加权,如此求得的关联度准确性不强,难以具化特征指标对关联度大小的影响。

为克服上述传统盒计数法提取振动信号多重分形特征不稳定、特征参数选取不准确、传统智能识别算法学习慢及样本需求量大的难点,笔者提出使用形态学计算其广义维数与多重分形谱,结合二者在不同状态下的实际情况,选择能够有效区分信号故障类型的参数作为特征量,使用能够定量测量不同状态特征间近似程度的改进型灰色关联分析作为风电机组轴承故障诊断方法,根据加权灰色关联度的大小分布可以对轴承故障状态进行精确识别,实验结果表明了所提算法的有效性。

## 1 特征提取

### 1.1 数学形态学的多重分形方法

假设离散时间信号为 $f(n)$ ,  $n=0,1,\dots,N$ ,单位结构元素为 $g(m)$ ,  $m=0,1,\dots,M-1$ ,尺度范围为 $1 \leq \epsilon \leq \epsilon_{\max}$ 。

在分析尺度 $\epsilon$ 下, $f(n)$ 的膨胀和腐蚀分别为

$$f \oplus g^{\oplus \epsilon}(n) = \underbrace{((f \oplus g) \oplus g \cdots)}_{\epsilon} \oplus g \quad (1)$$

$$f \ominus g^{\ominus \epsilon}(n) = \underbrace{((f \ominus g) \ominus g \cdots)}_{\epsilon} \ominus g \quad (2)$$

则尺度 $\epsilon$ 下形态学覆盖的面积 $A_g(\epsilon)$ 为

$$A_g(\epsilon) = \sum_{n=1}^N [f \oplus g^{\oplus \epsilon}(n) - f \ominus g^{\ominus \epsilon}(n)] \quad (3)$$

Maragos证明,当 $\epsilon \rightarrow 0$ 时,有

$$\ln \frac{A_g(\epsilon)}{(\epsilon')^2} \cong D_M \ln \frac{1}{\epsilon'} + \ln c \quad (4)$$

利用最小二乘拟合,可得到数学形态学分形维数 $D_M$ 的估计。

在此基础上,用不同尺度 $\epsilon$ 对信号 $f(n)$ 进行膨胀和腐蚀,定义一个表征局部度量的测度分布函数 $u_n(\epsilon)$ 为

$$u_n(\epsilon) = \frac{f \oplus g^{\oplus \epsilon}(n) - f \ominus g^{\ominus \epsilon}(n)}{\sum_{n=1}^N f \oplus g^{\oplus \epsilon}(n) - f \ominus g^{\ominus \epsilon}(n)} \quad (5)$$

其中: $f \oplus g^{\oplus \epsilon}(n) - f \ominus g^{\ominus \epsilon}(n)$ 为信号中每个数据点膨胀与腐蚀变换的差值,等同于盒覆盖法单个网格用的盒子数。

分布函数 $u_n(\epsilon)$ 反映了上述差异的分布,并且 $u_n(\epsilon)$ 的高阶矩所体现的奇异性描述了信号在不同尺度 $\epsilon$ 时的不均匀性。

首先给出基于Renyi信息熵的广义维数定义多重分形,给定权重因子 $q$ ,广义信息熵为

$$K_q(\epsilon) = t(\epsilon) \frac{\ln \sum_{n=1}^N [u_n(\epsilon)]^q}{1 - q} \quad (6)$$

其中: $t(\epsilon)$ 为系数,具体形式为

$$t(\epsilon) = \frac{\ln A_g(\epsilon)/\epsilon^2}{\ln N} \quad (7)$$

定义配分函数为

$$\chi(\epsilon, q) = \left[ \sum_{n=1}^N [u_n(\epsilon)]^q \right]^{t(\epsilon)} = \epsilon^{\tau(q)} \quad (8)$$

则基于数学形态学的广义维数的表达式为

$$D_q = \begin{cases} \frac{1}{q-1} \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\ln \chi(\epsilon, q)}{\ln \epsilon} & (q \neq 1) \\ \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_{n=1}^N u_n \ln u_n}{\ln \epsilon} & (q = 1) \end{cases} \quad (9)$$

利用线性最小二乘拟合估计 $D_q$ 的大小。当 $q=0$ 时,可得 $D_q = D_M$ ,广义维数退化为形态学单重分形维数。

基于测度理论的多重分形谱描述多重分形时,按照 $u_n(\epsilon)$ 的大小得到满足式(10)的幂函数子集

$$u_n(\epsilon) \propto \epsilon^\alpha \quad (10)$$

其中: $\alpha$ 为奇异指数,其范围为 $\alpha \in [\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$ ,它可以体现分形集内各区间的奇异强度。

根据式(8),定义质量指数 $\tau(q)$ 为

$$\tau(q) = \frac{\ln \chi(\epsilon, q)}{\ln \epsilon} \quad (11)$$

若质量指数 $\tau(q)$ 可微,通过Legendre变换,得到形态学多重分形谱 $\alpha f(\alpha)$ 为

$$\begin{cases} \alpha(q) = d\tau(q)/dq \\ f(\alpha) = \alpha q - \tau(q) \end{cases} \quad (12)$$

其中: $f(\alpha)$ 为具有相同 $\alpha$ 大小的分形维数子集,称为多重分形奇异谱。

## 1.2 形态学多重分形特征参数物理意义

本质上,由奇异谱 $\alpha f(\alpha)$ 和广义维数 $q-D_q$ 得到数学形态学多重分形若干个重要特征,可以量化分析轴承状态,在后续分析中,可以选择刻画轴承状态灵敏的特征为状态特征向量。

1) 形态学多重分形谱谱宽 $\Delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$ 。谱宽反映了信号在分形基础上概率测度分布的不规律程度, $\Delta\alpha$ 越大不均匀程度越大,多重分形特性越明显,波动越强烈。其中: $\alpha_{\min}$ 和 $\alpha_{\max}$ 分别为奇异谱 $f(\alpha)$ 最小、最大奇异指数。 $\alpha_{\max}$ 也可以刻画信号局部奇异性和正则性强弱, $\alpha_{\max}$ 越大代表信号局部波动越强。

2) 形态学多重分形谱谱高 $\max f(\alpha)$ 。 $\max f(\alpha)$ 刻画了相同概率下单元数的变化速度,体现了振动信号局部奇异性大小。

3) 分形维数差 $\Delta f$ 。 $\Delta f = f(\alpha_{\max}) - f(\alpha_{\min})$ , $f(\alpha_{\max})$ 和 $f(\alpha_{\min})$ 分别为波动最大、最小分形维数点集, $\Delta f$ 体现了轴承振动信号最大波动与最小波动出现比例,如果 $\Delta f < 0$ ,说明概率最小子集数比概率最大子集数小,反之亦然。

4) 形态学广义维数波动范围 $\Delta D_q$ 。由广义维数的波动程度描述信号的振动剧烈程度,范围越大,振动越剧烈。

5) 最大广义维数 $D_{\max q}$ 。能够体现振动信号的非均匀性, $D_{\max q}$ 越大,振动信号的数据分布越不均匀,多重分形性越强。

## 2 状态识别

### 2.1 灰色关联分析

灰色关联分析是一种多因素统计分析方法,能够

定量比对和分析因素之间变化发展态势,它是根据灰色关联度(grey relational grade,简称GRG)测量数据向量之间近似程度的方法。这种方法无需样本有典型的分布规律,只需有代表性的少量样本,运算简单。

设滚动轴承的状态类型为 $n$ 种,每种状态的特征个数为 $m$ 个,构成的标准特征向量为 $x_i(j)$ ( $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$ )。待识别的特征向量为 $y(j)$ ( $j=1, 2, \dots, m$ )。因此,待识别的特征向量和标准特征向量的灰色关联系数 $\eta_i(j)$ 定义为

$$\eta_i(j) = \frac{\min_i \min_j B_i(j) + \rho \max_i \max_j B_i(j)}{B_i(j) + \rho \max_i \max_j B_i(j)} \quad (13)$$

其中: $B_i(j)$ 为待识别的特征向量 $y(j)$ 和标准特征向量 $x_i(j)$ 间的绝对偏差数列, $B_i(j) = |y(j) - x_i(j)|$ ; $\rho$ 为分辨系数, $\rho$ 越小,分辨力越大,一般取值区间为(0,1),通常设置为0.5。

求取 $\eta_i(j)$ 的平均值作为GRG为

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^m \eta_i(j) \quad (14)$$

### 2.2 离差最大化赋权的灰色关联分析

在实际分析中,原始数据中不同特征的关联系数值对于最后的总关联系数影响不同,若只求取各特征指标关联系数的平均值作为GRG,难以准确体现待识别特征向量与标准特征向量之间的关系。为了克服这一问题,笔者提出一种改进的灰色关联分析,在用式(14)计算GRG过程中,使用离差最大化对于不同的特征进行权重匹配,这个权重值反映了各个特征指标对整体关联度的影响,使得GRG结果更加准确,待识别特征向量与标准特征向量的关系描述更加均衡客观,从而提高故障诊断的准确率。

离差是统计学中能够体现数据差异程度的一个重要统计量。笔者提出的离差最大化基本思想就是各个特征之间的离差占有所有特征之间总离差的比例来确定权重,特征值差异越大应该被赋予更大的权重,所得权重具有客观性,可以真实地体现特征之间的离散程度。细节描述如下。

对于有 $n$ 种故障状态, $m$ 个特征指标的原始数据做无量纲化处理,得到矩阵 $P$

$$P = (b_{i,j})_{n \times m} \quad (15)$$

对于第 $j$ 个特征指标对应的权重为

$$\omega_j = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |b_{ij} - b_{kj}|}{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |b_{ij} - b_{kj}|} \quad (16)$$



由此得到的加权灰色关联度为

$$\gamma_i = \sum_{j=1}^m \omega_j \eta_i(j) \quad (17)$$

根据式(17)得到的GRG表示待识别特征向量和若干个标准特征分量之间的相关性程度。如果两个分量完全无关,则GRG的值为0;如果两个分量一致,则GRG值为1。若待识别特征向量与标准特征向量中一组分量的GRG比其他分量的GRG高,则待识别特征向量与该标准特征分量更为相似,以此判断振动信号所属类型。

### 2.3 MMF-IGRA 算法实现步骤

通过MMF和IGRA诊断方法的整体框图如图1所示,该方法的详细步骤如下:

1) 选取  $t$  组  $n$  类轴承振动信号作为训练样本,构成训练样本集合  $\{X_{i,l}\} (i=1, 2, \dots, n; l=$

$1, 2, \dots, t)$ ;

2) 采用数学形态学的方法计算  $n$  种类型的多重分形谱和广义维数,选择稳定性最好、区分区间大、最能表征状态信息的  $m$  个特征,然后通过  $t$  组信号的特征平均值构建标准故障特征向量  $\{X_{feature,i}\} (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$ ;

3) 通过离差最大化计算  $m$  个特征的关联度权重系数  $\omega_j (j=1, 2, \dots, m)$ ;

4) 另取  $n$  种状态下的各  $s$  组振动信号作为待识别集合  $\{Y_{i,l}\} (i=1, 2, \dots, n; l=1, 2, \dots, s)$ ,重复步骤2得到某一种状态其中一组待识别特征向量为  $\{Y_{feature,j}\} (j=1, 2, \dots, m)$ ;

5) 计算待识别特征向量与标准故障特征向量中各个分量的加权灰色关联度,得到与待识别特征向量灰色关联度最大的类型,从而实现轴承状态的识别。

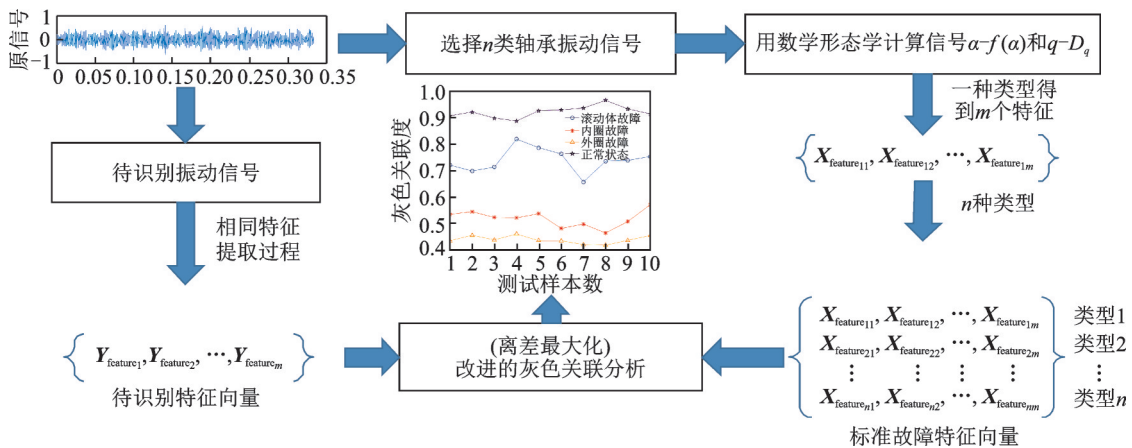


图1 故障诊断算法过程图

Fig.1 Process diagram of fault diagnosis algorithm

## 3 试验验证

### 3.1 仿真试验数据及参数优选

为了验证笔者所提方法的有效性,采用美国凯斯西储大学(CWRU)轴承数据中心获得的滚动轴承数据。试验所用轴承为SKF6205型深沟球轴承,采用电火花加工将单点故障引入试验轴承,故障深度为0.279 4 mm。轴承数据中包含了不同转速的多组轴承不同故障类型的数据,笔者选择负载为22 kW、转速为1 730 r/min、采样频率为12 kHz滚动轴承驱动端振动信号进行分析,选择损伤直径为0.177 8 mm的3种故障类型,分别为滚珠故障、内圈故障、外圈故障,加上正常状态共4种类型。选取10

组4类振动加速度数据作为训练样本,共40个样本,每个样本的数据长度为4 000,组成训练样本集合  $\{X_{i,l}\}$ ,以此进行分析后建立标准故障特征向量。另取4种状态下非重复的各12组振动数据作为测试样本  $\{Y_{i,l}\}$ ,共48个样本,每个样本的数据长度也为4 000,组成测试样本集合,以此进行故障诊断结果分析与验证。

在计算轴承训练样本  $\{X_{i,l}\}$  和测试样本  $\{Y_{i,l}\}$  数学形态学广义维数和多重分形谱之前,需要先优选3个参数:结构元素  $g$ 、分析尺度  $\epsilon$  和权重因子  $q$ 。选择扁平型结构元素  $g=[0 \ 0 \ 0]$  作为单位结构元素,可以消除振动信号幅值范围对计算结果的影响,并且很大程度上减小了计算量。最大分析尺度  $\epsilon_{max}$

并没有固定的确定方法,文献[16]指出分析范围在  $1 \leq \epsilon \leq N/2$  内即可,但是尺度越大,分析时的运算量越大。结合轴承振动信号实际特点,本研究设置为  $1 \leq \epsilon \leq 40$ 。权重因子  $q$  直接关系多重分形的精度,通过给定  $q$  的取值范围,求取概率测度分布函数的  $q$  阶中心矩,以此表示分形信号在不同结构层次上的特征。笔者在实际计算过程中,发现若  $q$  大于一定范围后,继续增加对多重分形结果影响很小,而且  $q$  的范围增加使运算量增大,故选定  $q \in (-30, 30)$ ,步长为0.5。

### 3.2 轴承振动信号多重分形存在性

根据多重分形理论,研究对象具有多重分形特性时,其配分函数应该具有标度不变性,其质量指数与尺度应该存在非线性关系。本节以质量指数出发,取训练样本中4种轴承状态下各一个样本,其4种状态质量指数如图2所示,可以明显看出,4种状态的质量指数曲线全为上凸折线,因此都具有多重分形特性。正常状态质量指数图接近线性关系,而3种故障状态上凸明显,非线性较强,质量指数曲线斜率都大于正常状态,其多重分形特征强于正常状态。因此可以表明,轴承在不同运行状态下都具有多重分形特征,并且正常状态时多重分形性最弱。

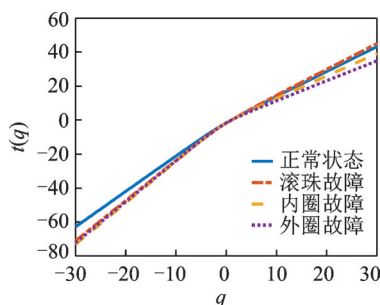


图2 轴承振动信号质量指数图  
Fig.2 Quality index of vibration signals

### 3.3 形态学多重分形特征参数提取与选择

#### 3.3.1 多重分形谱参数提取

为了得到轴承振动信号的多重分形特征参数,仍取3.2节的4个样本,计算4种状态形态学多重分形谱。由图3可以看出,4条曲线都呈现为开口朝下的抛物线,内在动力学机制的差异造成4种状态振动信号  $\alpha - f(\alpha)$  曲线分布区间、值域及形状各异。

图4清楚地标出了根据实际多重分形谱提取的谱参数。轴承发生故障时相较于正常状态,谱宽  $\Delta\alpha$

都有不同程度的增加。在该标度区间内,外圈故障振动信号的谱宽  $\Delta\alpha$  最大,这是因为外圈故障相较于其他3种状态的冲击脉冲幅值最大,信号的不稳定性最强。轴承发生故障时最大奇异指数  $\alpha_{\max}$  的值同样大于正常状态,表明正常状态信号的奇异性小,故障冲击程度加大其  $\alpha_{\max}$  也逐渐增大。4种状态的分形维数差  $\Delta f$  都小于0,说明轴承振动信号最大概率子集数都大于最小概率子集数。随着故障冲击程度的增加,其  $\Delta f$  的绝对值增大,大峰值所占比值也在增大,波动最平稳子集数在减少,波动最剧烈子集数在增加。所以外圈故障信号中大峰值占的比例最高,正常状态最低。可知谱参数满足信号振动规律,具有可以表征故障特征信息的能力。

#### 3.3.2 广义维数参数提取

利用形态学覆盖得到的上述4种状态信号广义分形维数如图5所示,可见曲线随着  $q$  的增加呈单调递减,表明信号具有多重分形特性。还可看到,4种状态下的振动信号  $D_q$  不恒等于1,说明振动信号数据呈不规则分布。随着故障冲击振幅的增大,广义维数  $D_q$  偏离1的程度在不断增大,即外圈故障偏离程度最大,正常状态最接近1。同样,在发生故障时,广义维数波动范围  $\Delta D_q$  大于正常状态,并且故障冲击幅值越大,  $\Delta D_q$  的波动范围越大,其多重分形性越强。 $q$  取最小时对应的最大广义维数  $D_{\max q}$ ,从小

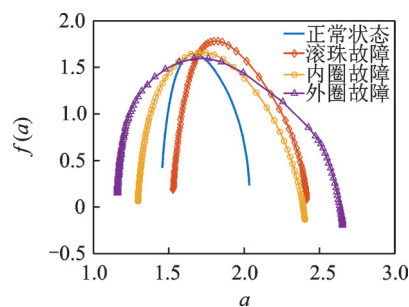


图3 形态学多重分形谱  
Fig.3 Morphological multifractal spectrum

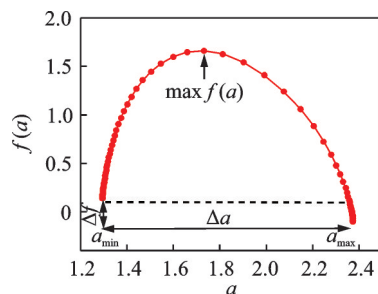


图4 多重分形谱提取的谱参数  
Fig.4 Spectral parameters extracted from multifractal spectrum

到大依次为正常状态、滚珠故障、内圈故障和外圈故障,4种状态振动信号数据的分布越来越不均匀,多重分形性越来越强。因此,使用轴承不同状态振动信号的广义维数特征来分析信号是可行的。

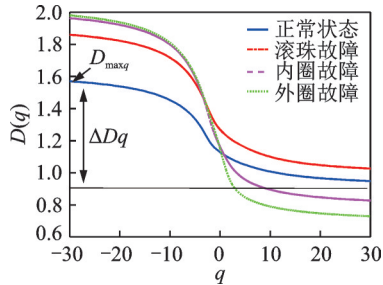


图5 形态学广义维数

Fig.5 Generalized dimension of morphology

### 3.3.3 关键参数的选择

故障特征是状态识别技术的基础,故障特征提取的好坏将直接关系状态识别的准确性。对于10组4种状态训练信号集合 $\{X_{i,l}\}$ ,计算其上述6种形态学多重分形特征参数,并求平均值,总结如表1所示。可以看出 $\Delta\alpha, \alpha_{max}$ 以及 $\Delta D_q$ 规律明显,不同状态下处于不同区间段,区分效果好。而 $\Delta f, \max f(\alpha)$ 和 $D_{maxq}$ 分布规律不突出,作为参数易导致状态混淆。图6是表1中参数经过归一化处理效果图,可以

表1 不同状态形态学多重分形参数

Tab.1 Morphological multifractal parameters

状态特征	正常状态	滚珠故障	内圈故障	外圈故障
$\Delta\alpha$	0.65	0.89	1.10	1.26
$\Delta f$	-0.20	-0.21	-0.28	-0.39
$\max f$	1.65	1.78	1.66	1.60
$\alpha_{max}$	2.11	2.38	2.45	2.62
$\Delta D_q$	0.55	0.78	0.98	1.14
$D_{maxq}$	1.58	1.84	1.94	1.95

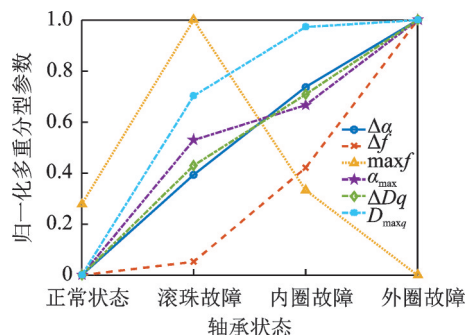


图6 特征参数敏感性对比

Fig.6 Sensitivity comparison of characteristic parameters

直观地看出, $\Delta\alpha, \Delta D_q, \Delta f$ 的绝对值、 $\alpha_{max}$ 和 $D_{maxq}$ 随着故障振动幅度的增加而不断变大,与实际变化规律基本一致,但 $\max f(\alpha)$ 的变化规律性不强,受信号的干扰成分影响较大。其中: $\Delta\alpha$ 和 $\Delta D_q$ 的分布平均,灵敏度高,区分度好,对轴承不同状态变化敏感; $\alpha_{max}$ 的效果次之; $\Delta f$ 对正常状态和滚珠故障、 $D_{maxq}$ 对内圈和外圈故障、 $\max f(\alpha)$ 对正常状态和内圈故障的区分效果不理想。

综上所述,根据各个参数对不同状态信号描述的反映能力,6个多重分形参数中只确定 $\Delta\alpha, \alpha_{max}$ 和 $\Delta D_q$ 作为特征量。所选参数能够表征故障信号序列动力学机制,可以很好地刻画轴承在不同工作状态下的情况,对轴承运行状态变化具有很强的敏感性和稳定性,可作为滚动轴承运行状态的特征。

### 3.4 基于IGRA的故障识别

使用IGRA对测试样本集合 $\{Y_{i,l}\}$ 4种状态的振动信号进行识别。先根据前面分析选定的3个特征参数 $\Delta\alpha, \alpha_{max}$ 和 $\Delta D_q$ ,由其10组平均值结果构建基于训练样本集合 $\{X_{i,l}\}$ 的滚动轴承工况标准特征向量, $T_1 \sim T_4$ 分别表示正常状态、滚珠故障、内圈故障和外圈故障4种状态的标准特征向量的4个分量。使用离差最大化计算标准特征向量特征指标的权重,计算得到的权重系数为 $\omega_j = \{0.38, 0.26, 0.36\}$ 。以识别难度最大的滚珠故障为例,将 $\{Y_{i,l}\}$ 中12组滚珠故障信号分别作为待识别向量,利用式(14)和式(17)计算12组待识别信号特征向量分别与 $T_1 \sim T_4$ 的平均灰色关联度和改进的加权灰色关联度,由于篇幅所限,表2各展示3组待识别信号的结果。可以看出,相较于传统的GRA,笔者所提的IGRA识别滚珠故障效果明显,待识别向量与滚珠故障分量 $T_2$ 关联度接近于1,与正常状态分量 $T_1$ 关联度小于0.7,关联度区间间隔大,区分明显。传统的GRA待识别向量与 $T_2$ 的关联度小于0.9,与 $T_1$ 关联度比较接近,虽未出现错判,但易造成识别错误。由此证明IGRA较传统GRA对于轴承诊断的效果更好。

$$T = \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ T_3 \\ T_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.65 & 2.11 & 0.55 \\ 0.89 & 2.38 & 0.78 \\ 1.10 & 2.45 & 0.98 \\ 1.26 & 2.62 & 1.14 \end{bmatrix} \quad (18)$$

因此,通过加权灰色关联度的大小识别全部测试样本 $\{Y_{i,l}\}$ 中4种状态的轴承,图7(b)~图9(b)给出了利用形态学多重分形特征对正常、滚珠与内圈



表 2 传统 GRA 和 IGRA 识别滚珠故障结果比较  
Tab.2 Comparison of ball fault recognition results between traditional GRA and IGRA

方法	组别	正常状态	滚珠故障	内圈故障	外圈故障
传统 GRA	1组	0.823	0.871	0.604	0.450
	2组	0.771	0.862	0.635	0.425
	3组	0.784	0.881	0.621	0.477
IGRA	1组	0.686	0.976	0.535	0.448
	2组	0.670	0.956	0.580	0.484
	3组	0.656	0.991	0.548	0.465

故障的识别结果。横轴为测试样本数,纵轴为加权灰色关联度(无量纲),可以看到,3种状态所有的样本都可以被准确识别,而且待识别的状态与所属类别灰色关联度较高,灰色关联度波动范围较小,诊断准确稳定,与其他类别灰色关联度低,不存在交叉误判,总体成功率为100%。同样比较了用盒计数法多重分形特征进行 IGRA 诊断的结果,如图 7(a)~图 9(a)发现,虽然轴承类型大体能被识别,但在部分样本点存在干扰交叉,诊断稳定性较差,各状态关联度区分性不高。

表 3 还给出了使用两种方法计算 12 组样本振

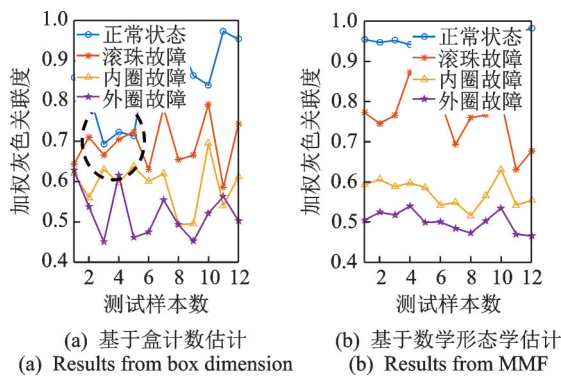


图 7 CWRU 轴承数据正常状态识别结果  
Fig.7 Recognition result of normal signals for CWRU data

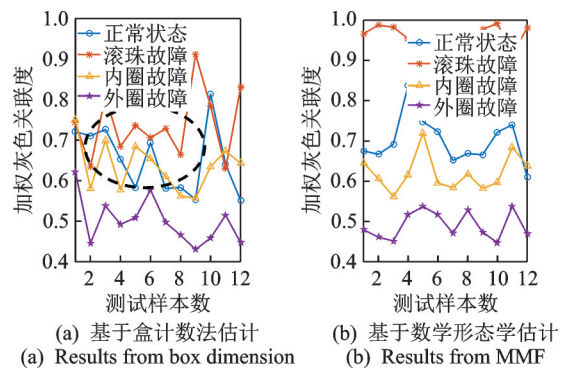


图 8 CWRU 轴承数据滚珠故障识别结果  
Fig.8 Recognition result of ball fault signals for CWRU data

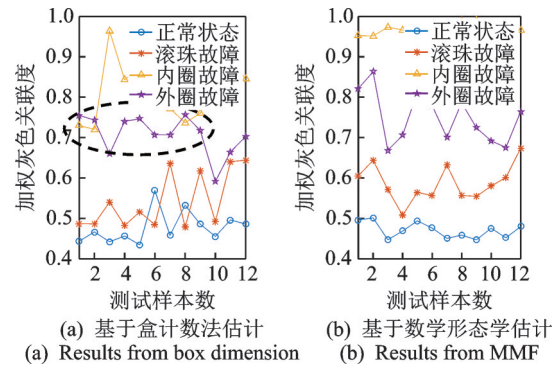


图 9 CWRU 轴承数据内圈故障识别结果  
Fig.9 Recognition result of inner fault signals for CWRU data

表 3 两种方法时间成本与识别精度

Tab.3 Time cost and recognition accuracy of two methods

计算方法	运行时间/s	识别精度/%
盒计数法	114.62	85.41
形态学方法	20.14	100.00

动信号多重分形特征的时间以及识别精度,可以发现,盒计数法提取多重分形特征消耗的时间远比使用形态学操作的时间长,基本在 5 倍以上。所以利用形态学计算的方法计算效率更高,识别精度为 100%,比盒计数多重分形计算结果更加准确,对振动信号内在动力学机制的刻画更为贴切。在与 IG-RA 结合时,对滚动轴承的识别具有明显的优势,诊断效果良好。

### 4 风场数据验证

为了进一步验证笔者所提方法的有效性与工程实用性,使用从内蒙古翁贡乌拉风电场采集的风电机组传动链轴承故障加速度信号进行验证(风机型号都为阳明 1.5 MW 风机)。该数据分为 3 种状态:正常状态、外圈故障和内圈故障。采样频率为 26 kHz,轴承型号为 6332MC3SKF 深沟球轴承。参数如表 4 所示。

训练样本和测试样本的划分与仿真试验相同,参数设置与仿真试验也相同。用形态学计算真实风机正常状态、内圈故障和外圈故障 3 种状态的多重

表 4 滚动轴承 6332MC3 SKF 基本参数

Tab.4 Parameters of rolling element bearing 6332MC3SKF

内径/mm	外径/mm	滚动物数	厚度/mm	接触角
160	340	8	65	0

分形谱和广义维数,使用上节确定的3个特征  $\Delta\alpha$ ,  $\alpha_{\max}$  和  $\Delta D_q$ , 求其10组数据平均值,建立标准故障特征向量。12组待检测信号作为待识别向量,用离差最大化对标准故障特征向量确定各个特征指标关联度的权重,计算加权灰色关联度,3种状态的识别效果如图10~12所示,并比较了使用盒计数计算多重分形进行识别的结果。可以证明形态学多重分形在

提取特征方面的有效性,识别结果准确稳定,适合实际现场应用。

## 5 结 论

1) 采用形态学方法计算轴承振动信号的多重分形特征,包括多重分形谱和广义维数。从不同角度说明了轴承运行在正常状态和发生故障时振动信号的多重分形特性,故障情况比正常工况多重分形性强,而且故障冲击强度越大,多重分形性和局部奇异性越强。

2) 根据计算得到两种多重分形表达方法,从曲线中提取了若干参数,这些参数都具有明确的物理意义。根据对轴承工况刻画的反映能力,选择区分度最大的3个特征作为表征轴承状态信息的特征量。利用优选的特征构建标准故障特征向量与待识别向量,对传统灰色关联度计算方法进行改进,使用离差最大化确定特征指标不同的权重,计算加权灰色关联度。

3) 提出一种MMF与IGRA的轴承故障诊断方法。仿真结果和实际风场试验表明,相比于用盒计数法多重分形结合IGRA,本研究方法对振动信号的多重分形特性描述更为精细,诊断效果更好。该方法简单合理,避免了智能复杂算法的束缚,为轴承故障诊断提供了一种新的思路。对于更加复杂的机械系统,能够提取更全面的多重分形特征参数来表达复杂故障信息,还可进一步通过对不同状态关联度区间的划分,实现轴承故障诊断类型的自增长。

## 参 考 文 献

- [1] 武哲. 旋转机械故障诊断与预测方法及其应用研究[D]. 北京:北京交通大学, 2016.
- [2] HOU F T, CHEN J, DONG G M. Weak fault feature extraction of rolling bearings based on globally optimized sparse coding and approximate SVD [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 111: 234-250.
- [3] 罗颂荣, 程军圣, 郑近德. 基于ITD分形模糊熵的轴承早期故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(4): 706-711.  
LUO Songrong, CHENG Junsheng, ZHENG Jinde. Incipient fault diagnosis based on itd fractal dimension and fuzzy entropy for bearings [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33 (4) : 706-711. (in Chinese)
- [4] ZHANG P L, LI B, MI S S, et al. Bearing fault

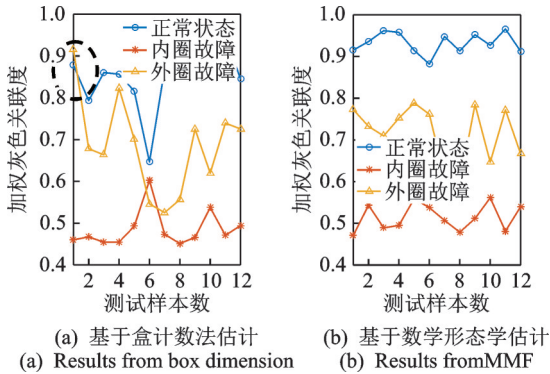


图10 风场数据正常状态识别结果

Fig.10 Recognition result of normal signals for wind field data

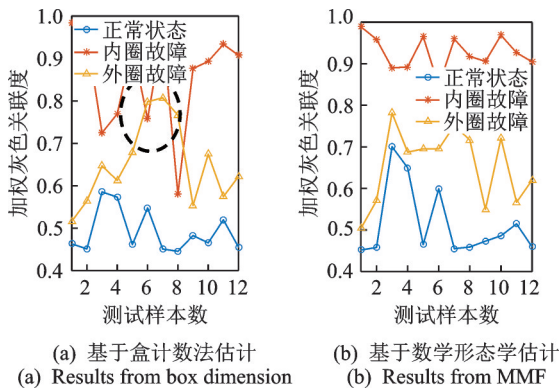


图11 风场数据内圈故障识别结果

Fig.11 Recognition result of inner fault signals for wind field data

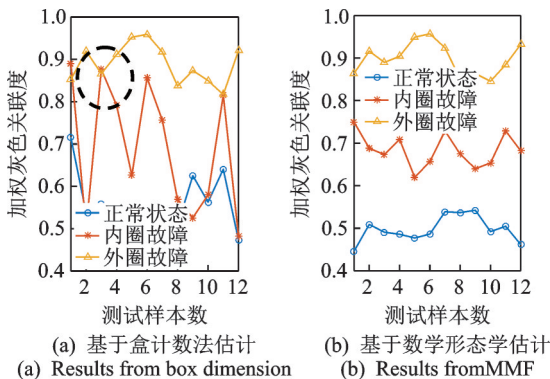


图12 风场数据外圈故障识别结果

Fig.12 Recognition result of inner fault signals for wind field data



- detection using multi-scale fractal dimensions based on morphological covers[J]. Shock and Vibration, 2012, 19(6):1373-1383.
- [5] LIU H M, WANG X, LU C. Rolling bearing fault diagnosis based on LCD-TEO and multifractal detrended fluctuation analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60/61:273-288.
- [6] WANG B, HU X, LI H R. Rolling bearing performance degradation condition recognition based on mathematical morphological fractal dimension and fuzzy C-means[J]. Measurement, 2017, 109:1-8.
- [7] LI Y F, ZUO M, LIN J H, et al. Fault detection method for railway wheel flat using an adaptive multiscale morphological filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84:642-658.
- [8] 王广, 沈昕, 竺晓程, 等. 基于多重分形的湍流风场脉动特性[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(11):1417-1421.  
WANG Guang, SHEN Xin, ZHU Xiaocheng, et al. Turbulence characteristics of turbulent wind field based on multifractal theory[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2018, 52(11):1417-1421. (in Chinese)
- [9] ZHENG Z, JIANG W L, WANG Z W, et al. Gear fault diagnosis method based on local mean decomposition and generalized morphological fractal dimensions [J]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 91: 151-167.
- [10] DU W L, TAO J F, LI Y M, et al. Wavelet leaders multifractal features based fault diagnosis of rotating mechanism [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 43(1/2):57-75.
- [11] HE S L, CHEN J L, ZHOU Z T, et al. Multifractal entropy based adaptive multiwavelet construction and its application for mechanical compound-fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 76/77:742-758.
- [12] 熊兴隆, 张琬童, 冯磊, 等. 基于多重分形谱的光纤周界振动信号识别[J]. 光子学报, 2019, 48(2):56-67.  
XIONG Xinglong, ZHANG Wantong, FENG Lei, et al. Optical fiber perimeter vibration signal recognition based on multifractal spectrum[J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(2): 56-67. (in Chinese)
- [13] 韦祥, 李本威, 吴易明. GFD和核主元分析的机械振动特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(1):32-38.  
WEI Xiang, LI Benwei, WU Yiming. Vibration feature extraction based on generalized fractal dimension and kernel principal component analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(1): 32-38. (in Chinese)
- [14] 阎艳, 郝佳, 陈中明, 等. 基于模糊决策图与灰色关联分析的枪械设计方案评价[J]. 兵工学报, 2016, 37(10):1934-1940.  
YAN Yan, HAO Jia, CHEN Zhongming, et al. Design scheme evaluation based on fuzzy decision maps and grey relational analysis[J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(10): 1934-1940. (in Chinese)
- [15] 孙曙光, 张强, 杜太行, 等. 基于灰色关联度的框架式断路器故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2525-2535.  
SUN Shuguang, ZHANG Qiang, DU Taihang, et al. Fault diagnosis method of frame-type circuit breaker based on grey correlation degree[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2525-2535. (in Chinese)
- [16] 张亢, 程军圣, 杨宇. 基于局部均值分解与形态学分形维数的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2013, 32(9):90-94.  
ZHANG Kang, CHENG Junsheng, YANG Yu. Roller bearing fault diagnosis based on local mean decomposition and morphological fractal dimension[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(9):90-94. (in Chinese)



**第一作者简介:**樊估,男,1995年3月,硕士。主要研究方向为风电机组状态监测与故障诊断。

E-mail:jifan327@gmail.com

**通信作者简介:**齐咏生,男,1975年12月,博士、教授,硕士生导师。主要研究方向为风电机组状态监测与故障诊断。

E-mail:qys@imut.edu.cn