

基于形态学分形和极限学习机的风电机组 轴承故障诊断

齐咏生¹, 樊 佶¹, 刘利强¹, 高学金², 李永亭¹

(1. 内蒙古工业大学电力学院, 呼和浩特 010080; 2. 北京工业大学信息学部自动化学院, 北京 100124)

摘 要: 风力发电机组滚动轴承工况往往比较恶劣,其故障振动加速度信号具有非平稳、非线性的特性,而传统的时频域方法提取故障特征时存在不准确、适应性差等问题,针对此提出一种基于局部均值分解(LMD)和形态学分形维数的特征提取算法,并结合极限学习机(ELM)完成风电机组轴承故障诊断。该方法同时考虑滚动轴承在不同损伤程度以及不同故障类型下的情况,首先将原始振动信号进行LMD自适应分解为一系列不同频率的乘积分量(PF);接着计算所有分量与原信号的相关性系数,选择相关系数值最大的前3个PF分量作为敏感变量;并利用形态学覆盖估计所选PF分量的分形维数,构建故障特征向量组;之后将其作为ELM的输入,将轴承状态作为输出,建立ELM轴承状态识别模型。最后使用西储大学平台轴承数据和实际风场采集故障数据对算法进行验证,结果表明,该方法能够有效识别轴承不同损伤程度以及不同故障,整体识别率达到99%以上。

关键词: 故障诊断; 信号处理; 特征提取; 数学形态学; 分形维数; 风电机组; 轴承故障

中图分类号: TH17

文献标志码: A

0 引 言

滚动轴承是风力发电机电传动链系统中最重要也是最易受到损伤的零部件之一,滚动轴承若发生故障将对整个旋转机械甚至整个风电机组的运行状态产生重大影响^[1]。因此,为确保滚动轴承的稳定性和安全性,降低维修成本,对其运行工况进行实时监测和故障诊断的研究越来越受到人们的重视^[2]。如何实时、准确区分滚动轴承运行状态非常有意义。

当风电机组的滚动轴承在不同的故障状态下时,由于其刚度非线性、间隙、摩擦力、外载荷等的不同,导致不同的非线性、非平稳影响因素,这些影响通过振动信号得以反映,如何从故障振动信号提取出有效的故障特征是进行故障诊断的关键。轴承振动信号几何形状的复杂性与系统的非线性程度相关,分形几何为表征振动信号的复杂度提供了一种分析方法,能够整体提取设备状态信息,在许多领域已得到成功应用^[3]。分形维数是度量分形的重要指标,最常用的分形维数比如盒维数与关联维数。李洋等^[4]利用盒维数计算滚动轴承的分形

维数,但是盒计数在计算分形维数时,将一维信号转换为二维图像来规则网格划分,用时较长,且计算的精度不高。基于形态学的分形维数(MFD)计算方法运用多尺度数学形态学^[5-6]的思想,利用膨胀和腐蚀算子的覆盖面积,以每一个离散点为对象,网格的位置相较于数据点是确定的,所以具有更高的精度。王冰等^[7]针对滚动轴承退化性能问题,通过形态学分形维数成功提取了信号退化特征。

然而,实测的轴承振动信号往往包含强背景噪声,在计算其形态学分形维数时难以避免被噪声干扰,使得分形维数不准确,刘航等^[8]利用小波变换处理信号,但小波变换存在选择合适小波基的问题,小波基选择不当会影响分解效果,并且缺乏一定的适应性。韩东颖等^[9]使用经验模态分解(EMD)与分形盒维数相结合的方法进行旋转机械耦合故障的诊断,李东东等^[10]使用聚合经验模态分解(EEMD)和分层分形维数对风电机组行星齿轮箱进行故障识别。EMD虽然能够提取反映故障本质特征的固有模态分量,但易造成模态混叠,端点效应。EEMD是在EMD的基础上对其进行的改进,虽然

收稿日期: 2019-03-05

基金项目: 国家自然科学基金(61763037); 内蒙古自治区自然科学基金(2017MS601); 内蒙古自治区科技计划

通信作者: 齐咏生(1975—), 男, 博士、教授, 主要从事风电机组状态监测与故障诊断方面的研究。qyslyt@163.com

一定程度上可有效减少模态混叠问题,但迭代次数与运算量大量增加,造成算法效率不高^[11]。局部均值分解(LMD)^[12]是由 Jonathan S. Smith 提出的一种可自适应地将复杂信号分解为一系列 PF 分量的方法,每个分量都是由一组纯调频信号和包络信号相乘得到,可有效消除传统方法分解信号时需要选取基函数的问题,更好地抑制端点效应,减少迭代次数并且保留完整的原始信号,非常适合对非线性、非平稳信号进行分析。王志坚等^[13]提出用掩模法处理 LMD 分量的滚动轴承微弱故障诊断方法,取得了不错的效果。

利用特征提取方法得到表征滚动轴承状态的特征量后,将这些特征量与模式识别理论如神经网络、支持向量机等相结合,可实现对轴承振动状态的在线监测及其故障的智能在线识别。张小龙等^[14]用支持向量机(SVM)对滚动轴承不同故障类型进行识别,但是,支持向量机过程中包含二次规划等问题,运算复杂,核函数与惩罚因子的选择不当对模型分类效果影响较大。杨洪柏等^[15]应用 BP 神经网络识别 2 种不同滚动轴承故障,实验验证了该模型的有效性,但 BP 神经网络需要确定大量参数,且学习时间较长。极限学习机是近几年提出的一种快速且泛化性好的单隐层前馈神经网络,相较于传统的神经网络模型,ELM 网络实现简单、运算速度快、精度高,已成功应用到很多领域。

综上,本文针对风电机组滚动轴承故障信号受噪声干扰严重,并且不同损伤程度以及不同类型故障难以准确识别的问题,提出利用形态学估计故障信号 LMD 分量的分形维数并与 ELM 结合的故障诊断方法。首先通过 LMD 将故障信号分解成若干乘积分量,选择包含故障成分最多的前 3 个 PF 分量,利用形态学分形计算其分形维数,构建故障特征向量,用于建立 ELM 多分类故障识别模型,与利用 EMD 或 EEMD 预处理信号算法以及传统盒维数估计分形维数进行比较,结果表明所提算法不仅能提高轴承状态的识别率,还提升了识别过程的效率。

1 方法原理

1.1 形态学分形维数估计

分形维数就是在不同尺度下表征分形集的不规则程度和复杂程度,根据分形学理论得到的分形维数可以刻画信号的结构特征。通常使用覆盖的思想来定义分形维数,形态学分形维数根据多尺度数学形态学覆盖的原理,在不同尺度下对信号进行膨胀和腐蚀运算,具体

计算过程如下:

假设离散时间信号 $f(n)$, 定义在 $F=(n=0,1,\dots,N)$, 单位结构元素 $g(m)$, 定义在 $G=(m=0,1,\dots,M-1)$, 尺度范围为 $1 \leq \varepsilon \leq \varepsilon_{\max}$, 且 ε 为正整数,则在尺度 ε 下定义结构元素:

$$g^{\oplus \varepsilon} = \underbrace{g \oplus g \oplus \dots \oplus g}_{\varepsilon \text{ times}} \quad (1)$$

在分析尺度 ε 下,离散时间信号 $f(n)$ 膨胀和腐蚀运算如式(2)、式(3)所示:

$$f \oplus g^{\oplus \varepsilon}(n) = \underbrace{[(f \oplus g) \oplus g \dots]}_{\varepsilon \text{ times}} \oplus g \quad (2)$$

$$f \ominus g^{\ominus \varepsilon}(n) = \underbrace{[(f \ominus g) \ominus g \dots]}_{\varepsilon \text{ times}} \ominus g \quad (3)$$

则尺度 ε 下形态学覆盖的面积 $A_{\varepsilon}(\varepsilon)$:

$$A_{\varepsilon}(\varepsilon) = \sum_{n=1}^N [f \oplus g^{\oplus \varepsilon}(n) - f \ominus g^{\ominus \varepsilon}(n)] \quad (4)$$

Maragos 证明,当 $\varepsilon \rightarrow 0$ 时,有:

$$\ln \frac{A_{\varepsilon}(\varepsilon)}{(\varepsilon')^2} \cong D_M \ln \frac{1}{\varepsilon'} + \ln c \quad (5)$$

式中, D_M ——Minkowski-Bouligand 维数; c ——常数; 归一化处理尺度 $\varepsilon' = 2\varepsilon/N$, 对 $\{\ln A_{\varepsilon}(\varepsilon)/(\varepsilon')^2, \ln(1/\varepsilon')\}$ 进行最小二乘拟合,该直线斜率即为分形维数 D_M 的估计。

1.2 局部均值分解(LMD)

利用形态学估计信号分形维数与传统维数计算方法相比,同样难以避免被噪声所干扰,而轴承往往工况复杂,采集的振动信号含有很多环境噪声,能体现轴承运行状态的特征信息常被噪声湮没,分形维数计算准确性降低。因此,通过形态学分形维数判断滚动轴承系统的工作状态前,须先对故障信号进行降噪处理。局部均值分解是一种分析非平稳、非线性的信号处理方法,能够提取在强背景噪声等干扰下的振动信号故障特征成分,理论上每个乘积分量代表着原信号不同频率成分。

1.2.1 LMD 算法

对于振动信号 $f(t)$, LMD 的分解步骤如下:

1) 找到原信号 $f(t)$ 所有的局部极值点 $n_i(1,2,\dots)$, 据此求出相邻极值点的均值 m_i 和包络估计值 a_i , 公式如式(6)所示:

$$\begin{cases} m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \\ a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \end{cases} \quad (6)$$

经过滑动平均处理得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

2) 原信号 $f(t)$ 减去 $m_{11}(t)$, 分离 $f(t)$ 中的局部均值函数, 得到 $h_{11}(t)$:

$$h_{11}(t) = f(t) - m_{11}(t) \quad (7)$$

3) 用 $h_{11}(t)$ 除以 $a_{11}(t)$, 得到解调信号 $s_{11}(t)$:

$$s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t) \quad (8)$$

对 $s_{11}(t)$ 重复以上步骤, 包络估计函数满足 $a_{11(n+1)}(t) = 1$ 时停止。

4) 计算所有包络估计函数的乘积:

$$a_1(t) = a_{11}(t) a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (9)$$

5) 计算包络信号 a_1 和纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 的乘积, 得到第 1 个 $PF_1(t)$:

$$PF_1(t) = a_1(t) s_{1n}(t) \quad (10)$$

6) 原信号 $f(t)$ 分离出第 1 个 $PF_1(t)$ 得到 $u_1(t)$, 将其作为新原信号重复上述所有步骤, 直到 $u_k(t)$ 为单调函数停止。

综上, 原信号 $f(t)$ 被分解为 k 个 PF 分量和 1 个剩余分量 $u_k(t)$:

$$f(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(t) + u_k(t) \quad (11)$$

1.2.2 PF 分量的选择方法

通过 LMD 分解信号自适应地得到 n 个 PF 分量, 根据式(12)计算每个 PF 分量与原振动信号的相关系数, 保留可以描述原信号特征信息的 PF 分量, 作为待处理信号。

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (12)$$

式中, \bar{x} —— PF 分量信号的均值; \bar{y} —— 原信号的均

值; ρ_{xy} —— 2 组信号之间的相关系数, 相关系数值的范围是 -1 到 1 , $|\rho_{xy}|$ 越大代表分量信号与原信号的相关性越大, $|\rho_{xy}|$ 越接近 0 代表分量信号与原信号的相关性越小, 甚至不相关。

1.3 极限学习机

在得到表征滚动轴承状态的特征向量后, 为了验证该特征提取技术的有效性和实用性, 实现不同状态的分类, 利用 ELM 建立滚动轴承的状态识别模型。

极限学习机^[16]是一种前向型的单隐层神经网络模型, 加上输入层和输出层, 一共 3 层的网络结构, 与传统的单隐层网络的模型结构类似, 可以在保证学习精度的前提下极大地增加学习速度。与传统神经网络不同的是, ELM 输入层和隐含层之间的连接权值, 以及隐含层神经元的阈值随机设定, 只需在刚开始创建网络时随机产生, 而且一旦设定完成后无需调整; 隐含层与输出层之间的连接权值不用迭代计算来训练求取, 只需通过解方程组依次确定, 由此加快学习的速度。需要确定的参数只有输入层到隐含层激活函数的类型以及隐含层神经元的数量。

1.4 算法实现步骤

结合上述理论, 本文所提风电机组轴承故障诊断方法的基本思路如图 1 所示, 详细步骤如下:

1) 信号采集与去噪。①采集风电机组滚动轴承加速度振动信号, 按照不同的状态抽取数据, 根据已知 n 类轴承状态, 设每类信号包括 s 组样本信号, 每组数据采样长度为 L , 组成信号集合 $\{x_{ij}\}$ ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, s$); ②使用 LMD 对所有样本进行分解, 计算每组样本 PF 分量与原信号的相关系数, 筛选得到相关系数值最大的 3 个 PF 分量作为敏感特征变量。

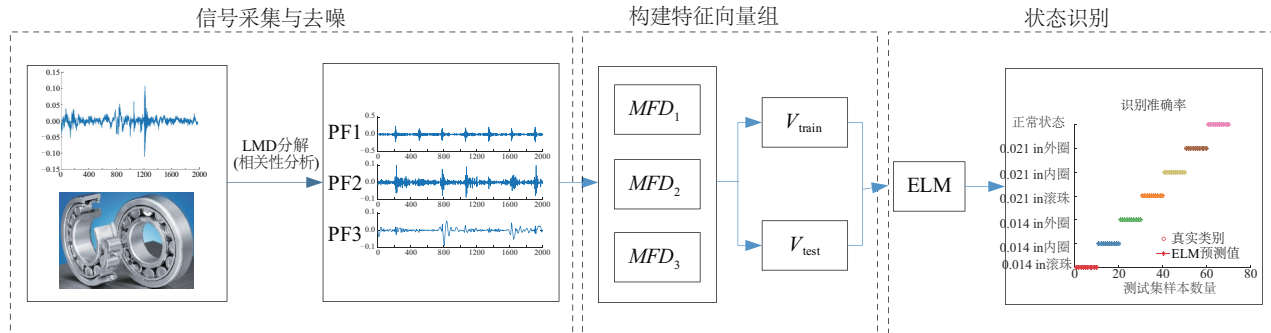


图 1 算法模型故障诊断识别过程

Fig. 1 Algorithm of fault diagnosis and recognition process

2)构建特征向量组。分析 n 类故障的每个样本的所选 3 个 PF 分量,利用形态学覆盖计算其分形维数,构建特征向量组 $V_i=[MFD_1; MFD_2; MFD_3]$,按照随机划分,分别形成训练样本特征向量组 V_{train} 以及测试样本特征向量组 V_{test} ,之后数据归一化处理。

3)轴承状态识别。通过隐含层神经元个数的增加,比较选择 3 种激活函数时训练集和测试集整体识别率的大小和稳定性,选择合适的 ELM 网络激活函数和神经元个数,用训练样本特征向量组 V_{train} 训练网络,用测试样本特征向量组 V_{test} 识别不同状态,统计各个类型以及整体的准确率,实现滚动轴承不同状态的识别。

2 实验验证

为验证本文所提方法的有效性,采用美国凯斯西储大学(CWRU)的轴承数据中心获得的滚动轴承数据。实验所用轴承为 SKF 6205 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 0.011 in(1 in=2.54 cm)。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,本文选择负载为 3 HP、转速为 1730 r/min、采样频率为 12 kHz 驱动端振动信号进行分析。为了更好体现本文方法的实用性,选择包括 2 种损伤直径为 0.014 in 和 0.021 in 在内的 6 种故障类型(不同故障类型与不同的损伤程度),分别是 0.014 in 滚动体故障、0.014 in 内圈故障、0.014 in 外圈故障、0.021 in 滚动体故障、0.021 in 内圈故障、0.021 in 外圈故障,加上正常状态共 7 种类型。对于每一种类型,采集 30 组样本,因此整个数据集对应着 7 种类型共有 210 组样本,每组样本包含 2048 个采样点。

2.1 轴承振动信号的自适应 LMD 算法

对于 0.014 in 滚动轴承振动信号,当轴承内圈和外圈存在缺陷故障时,风电机组高速运转经过缺陷处会产生周期性冲击,从而在采集的加速度信号中出现高频故障频率。滚珠缺陷相对于另 2 种故障情况较为复杂,冲击特性较模糊,冲击规则不明显,运动规律混杂,且与正常状态不易区分。同理,0.021 in 振动信号故障类型与 0.014 in 相同,但它比 0.014 in 的损伤程度大,同时识别不同损伤程度以及不同故障类型不易实现。

利用 LMD 对上述轴承振动信号进行分解,自适应分解为由高频到低频的乘积分量。以 0.014 in 外圈故障为例,分解结果如图 2。LMD 可以将 0.014 in 外圈故

障信号分解为 6 个分量,准确地将信号中不同的振动模式分离,以此表达故障信号中包含的不同特征成分。每个分量都具有物理意义,对应着原信号中不同的频率成分,并且幅值与原信号的相应成分也有对应关系。图 2 最后一行为残余分量 $u_5(t)$,它的幅值接近于零。

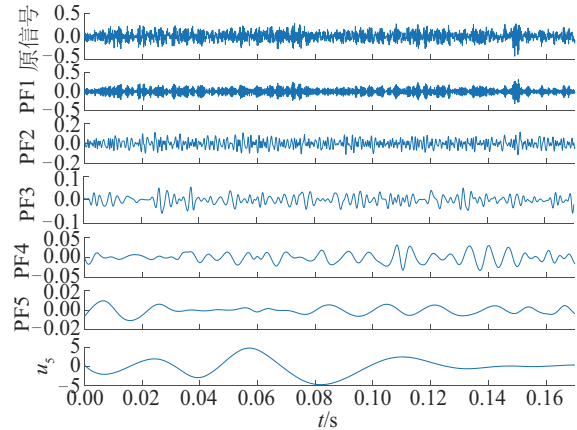
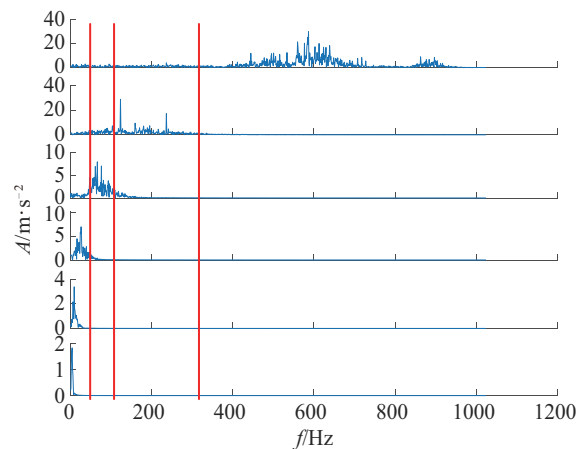


图2 LMD时域图

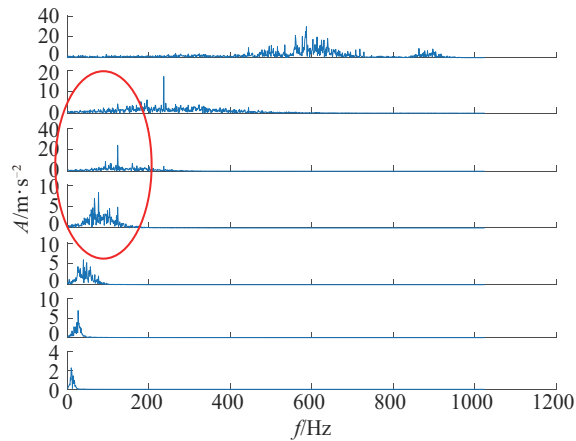
Fig. 2 Temporal waveform of LMD

为进一步证明 LMD 算法提取特征的优势,与 EMD、EEMD 方法进行比较。使用 3 种方法分解 0.014 in 外圈故障信号,对分解分量做频谱分析,如图 3 为 3 种分解结果的频谱,其中 EMD 和 EEMD 只取前 7 个分量分析,其余低频分量视作信号残余。

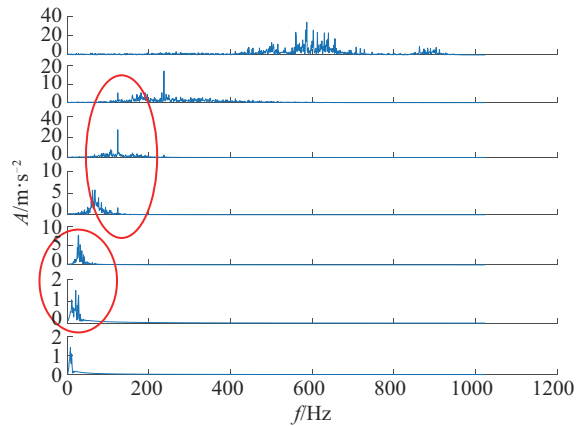
从图 3a 可看出 LMD 可以把信号从高频到低频依序分解,模态混叠部分很少,分解效果较好。图 3b 的 EMD 虽然在高频部分能使信号分解清晰,但是中低频部分模态混叠严重,不能完全分解信号各个部分,对特征的提取会有一定的影响。图 3c 中 EEMD 虽然分解效果比 EMD 好,较 LMD 稍差,但在中低频段的频率仍有部分重叠,而且在实际操作中,EEMD 算法较复杂,耗



a. LMD分量频谱图



b. EMD分量频谱图



c. EEMD分量频谱图

图3 3种信号分解频谱图

Fig. 3 Spectrum diagram of three decomposition methods

时较长,不利于实时诊断。LMD 相比于 EMD,EEMD 不仅可以信号各个部分清晰分解开,突出故障信息,而且迭代次数少,计算效率高,由此选用 LMD 对信号进行分解。

仍以 0.014 in 外圈故障信号为例,计算 LMD 所有分量与原信号的相关系数,如图 4 所示,7 种类型的 PF 分量相关系数值都呈单调下降趋势,且下降幅度较大。第 1 个 PF 分量相关系数值最大,6 种故障基本在 0.9 以上,包含的故障特征信息最多,第 2、第 3 个 PF 分量次之;6 种故障从第 4 个 PF 分量开始的相关系数值基本不大于 0.1,与原信号相关度较小,为噪声等干扰分量。总体来说,前 3 个 PF 分量相关系数值绝大部分在 0.2 以上,与振动信号的相关度较高,能够充分反映信号故障特征信息。故在 7 种状态下都选择前 3 个 PF 分量作为敏感分量,进行下一步形态学分形分析。剩余 PF 分量多为噪声等干扰成分,则作为虚假分量,予以剔除。

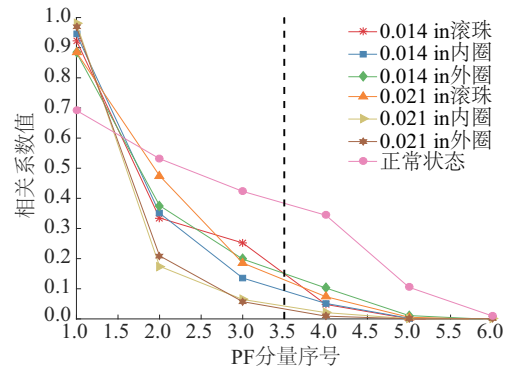


图4 各个PF分量的相关系数

Fig. 4 Correlation coefficients of each PF component

2.2 特征提取

2.2.1 结构元素 g 及尺度 ε 的选择

在形态学估计信号分形维数过程中,选择合适的结构元素 g 以及分析尺度 ε 十分关键。利用形态学估算维数的结构元素选取有一定限制,扁平型结构元素作为单位结构元素,利用形态学估算维数的结构元素选取有一定限制,扁平型结构元素作为单位结构元素,可保持原信号的主要形状特性,还可消除振动信号幅值范围对计算结果的影响,并且计算过程省去了一部分加减运算,计算时间比其他类型的结构元素都要少,故本文在各项计算中都使用扁平型结构元素 $g=[0 \ 0 \ 0]$ 。最大分析尺度 ε_{\max} 并无固定的确定方法,分析范围在 $1 \leq \varepsilon \leq N/2$ 内即可,但尺度越大,分析时的运算量越大,结合轴承振动信号实际特点,本文设置 ε_{\max} 为 40,即分析尺度范围为 $1 \leq \varepsilon \leq 40$ 。

2.2.2 计算形态学分形维数

用形态学分别估计 7 种状态下筛选出的前 3 个 PF 分量的分形维数,仍以 0.01 in 4 外圈故障为例,经 LMD 分解后第 1 个 PF 分量包含的轴承故障特征信息最多,图 5 给出了第 1 个 PF 分量形态学覆盖示意图。信号上方是在 2 种尺度下利用扁平型结构元素进行形态学膨胀运算的结果;信号下侧是在相同条件下进行形态学腐蚀运算的结果。粗实线代表尺度 ε 为 40,细点划线代表尺度 ε 为 20,通过图 5 可看到第 1 个 PF 分量信号关于结构元素 g 的部分膨胀及腐蚀,实际上是对分量信号形成了不同尺度时的上下包络。膨胀使得信号正脉冲加强,负脉冲被滤掉,等同于“峰顶”被拓宽;腐蚀使得信号负脉冲加强,正脉冲被消减,等同于“谷底”被加宽。图 6 为 $\ln[A_g(\varepsilon)/(\varepsilon)^2]$ 和 $\ln(1/\varepsilon)$ 利用最小二乘拟合得到双对数图,仅取一次多项式的系数,因为拟合直

线的斜率即为所估计的分形维数。可看出通过计算得到的形态学覆盖和分析尺度有较好的线性关系,据此估计的分形维数非常精确。

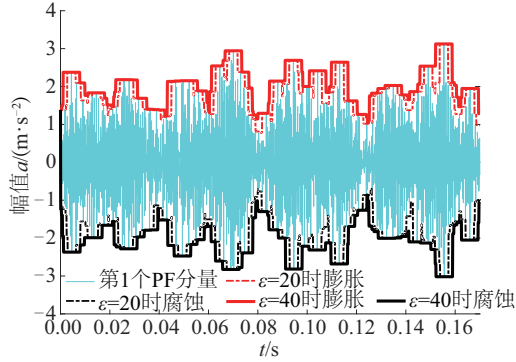


图5 第1个PF分量的形态学覆盖

Fig. 5 Morphological coverage of the first PF component

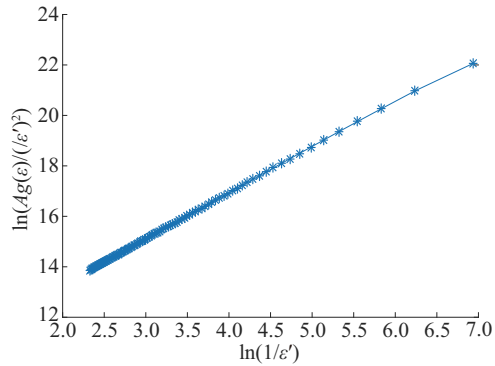


图6 双对数图

Fig. 6 ln-ln graph

对其余6种状态计算第1个PF分量的分形维数,进行比较,如图7所示。可看到轴承在不同运行状态下,信号的分形维数有一定的范围,大部分的故障类型可通过范围差异被区分开,但0.014 in 外圈故障,0.021 in 滚动体故障以及正常状态三者之间;0.021 in 内圈故障与0.014 in 内圈故障的分形维数范围有重叠交叉的部分,不易区分。可知仅使用单一PF分量的形态学分形虽然对同种损伤尺寸的不同故障有不错的识别效果,但是对于不同损伤程度的相同故障分辨性不够好。图8给出增加为2个PF分量的形态学分形维数散点图,虽然总体混叠现象有所改善,但同种类型的数据分布较分散,而且0.021 in 内圈、0.021 in 外圈和正常状态存在一定的混叠。继续利用相同的方法,验证3个PF分量的分形维数作为特征量的有效性。为了直观看出不同状态之间特征参数的差异,绘制三维散点图9,7种状态类型可通过三维PF分量分形维数特征区分开,聚类效果较一维和

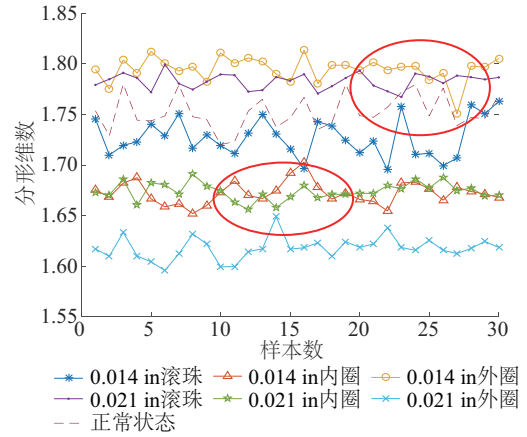


图7 信号第1个PF分量的形态学分形维数特征走势

Fig. 7 Trend of MFD for the first PF component

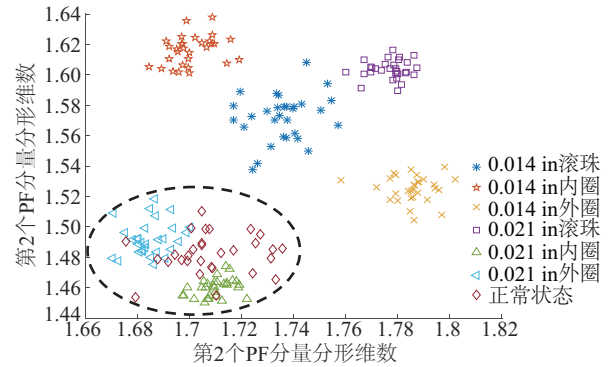


图8 轴承各故障信号前2个PF分量形态学分形维数图

Fig. 8 Diagram of MFD for the first two PF components of bearing fault signals

二维非常明显,且类内聚合度高,不仅能够区分相同损伤尺寸不同的故障,还可有效表征不同损伤程度相同故障的轴承特征信息,可为轴承的非平稳故障诊断提供一

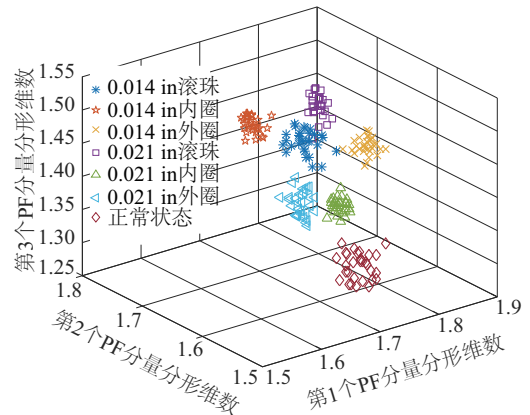


图9 轴承各故障信号前3个PF分量形态学分形维数图

Fig. 9 Diagram of MFD for the first three PF components of bearing fault signals

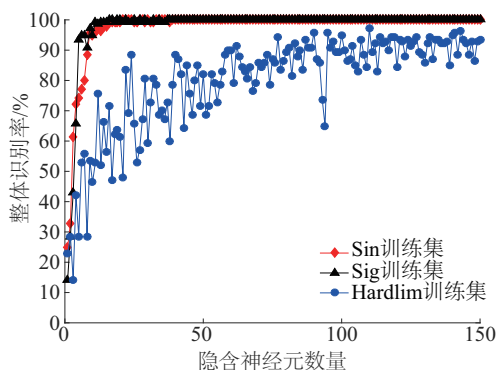
种新的三维无量纲指标,若滚动轴承出现故障,其特征向量所描述的样本与正常状态时的样本群不一致,由此反映轴承工作状态是否正常。

为减少人为的错判,实现故障的智能识别,并将识别结果可视化,在本文方法中引入 ELM 智能分类识别方法。

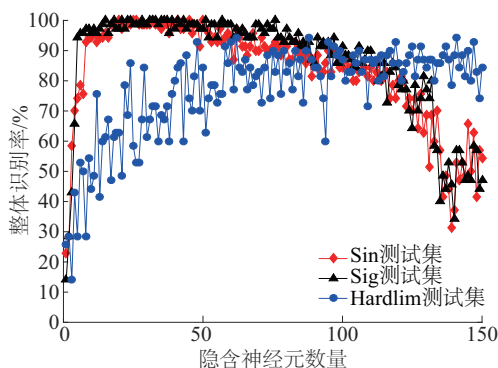
2.3 ELM故障识别

利用 2.2 节得到三维特征向量,对其进行归一化预处理后形成输入矩阵。因为训练样本包括 7 种状态,所以 ELM 的输出神经元的个数是 7 个,以此作为输出。实验中,首先将 7 种状态下的 210 组样本随机分成 2 份,一份为总样本的 2/3,作为训练样本,另一份为总样本的 1/3,作为测试样本,为了避免样本划分对实验结果的偶然性,实验重复进行 20 次,每一次的实验样本随机选取,统计 20 次实验过程的平均准确率。

ELM 的输入层到隐层权值与阈值随机产生,无需迭代学习,在建立 ELM 识别模型时只用确定隐层激活函数的类型和神经元的个数,常见的激活函数有“Sin”、“Sig”、“Hardlim”,随着隐层神经元个数的递增,不同激活函数对整体训练集与测试集的影响如图 10 所示。



a. 不同激活函数下训练集整体识别率



b. 不同激活函数下测试集整体识别率

图 10 训练集与测试集的整体识别率

Fig. 10 Overall recognition rate of training set and test set

从图 10a 可看出,选取激活函数“Hardlim”时训练集的整体识别率随着神经元数量的递加增长缓慢,在神经元数量达到 60 后整体识别率才稳定在 90%附近;而“Sin”与“Sig”在神经元数量约为 20 时,已稳定达到 100%。从图 10b 同样可以发现激活函数为“Hardlim”时测试集整体识别率随着神经元数量的递加增长缓慢,而且只有在神经元数量较多时,整体识别率才有一定提升,但 ELM 模型神经元数量越多,训练时间也越长,所以不使用“Hardlim”作为激活函数。“Sin”与“Sig”在神经元数量为 20~40 范围内,测试集整体识别率在 100%左右,2 种激活函数整体性能相近,但“Sin”相比于“Sig”训练集和测试集识别率波动大,故选取激活函数为“Sig”,神经元数量为 24。

确定 ELM 参数后,采用本文所提方法对轴承状态进行分类预测,如图 11 是 20 次重复实验中的一次分类效果图。此次分类识别的测试集准确率为 100%,未错分。计算 20 次重复识别的平均正确率达到了 99.7143%。不同算法轴承单个状态的识别准确率以及整体识别准确率由表 1 给出,可以得到本文算法,相较于不使用 LMD 预处理信号、使用 EMD/EEMD 预处理信号、使用 LMD 第 1 个 PF 分量以及 LMD 分量结合盒维数 5 种算法平均识别准确率明显提高,单一状态与整体正确率接近 100%,错分率非常低。表 2 为其中 4 种算法在相同硬件条件下运行时间的对照表,可知,利用 LMD 预处理信号结合形态学分形维数或者盒维数识别时间远远快于 EMD 和 EEMD。LMD 前 3 个分量结合形态学分形维数作为特征在风电机组轴承故障的在线监测与诊断中,不仅有很好的识别准确性,还具有高效的计算效率。

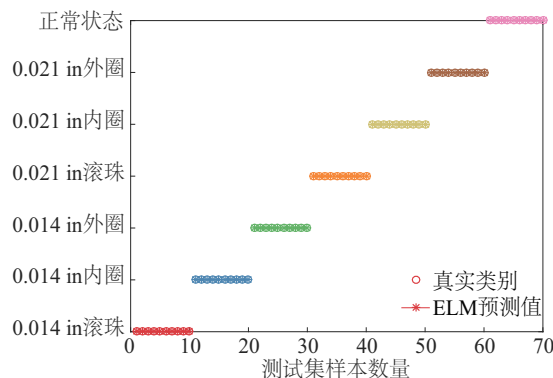


图 11 7 种状态的识别结果

Fig. 11 Recognition results of seven conditions

表1 不同状态的识别准确率
Table 1 Recognition accuracy of different conditions

轴承状态	不经过 LMD 分解	EMD 3个分量- 形态学分形维数	EEMD 3个分量- 形态学分形维数	LMD 1个PF 分量- 形态学分形维数	LMD 3个分量- 盒维数	LMD 3个分量- 形态学分形维数
0.014 in 滚珠故障	93.0	98.0	97.5	68.0	82.5	100.0
0.014 in 内圈故障	31.5	75.5	97.5	32.0	97.0	100.0
0.014 in 外圈故障	26.0	78.5	82.5	72.0	86.0	100.0
0.021 in 滚珠故障	63.0	61.0	98.5	84.5	92.0	98.0
0.021 in 内圈故障	53.5	85.5	100	68.0	98.5	100.0
0.021 in 外圈故障	89.0	78.5	95.0	96.0	91.5	100.0
正常状态	93.0	97.5	100	63.5	96.5	100.0
平均准确率	64.1	82.1	95.9	70.0	92.0	99.7

表2 4种算法运算时间对比 Table 2 Time costs of four algorithms		
算法类型	硬件与软件	整个算法平均 运行时间/s
LMD-形态学维数	CPU:Core-i3- 3110M RAM:8 G	24.26
EMD-形态学维数		387.13
EEMD-形态学维数		496.69
LMD-盒维数		36.58

3 真实风电机组

为进一步验证本文所提方法的有效性 与可行性, 使用从内蒙古自治区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(风力发电机型号都为 阳 明 1.5 MW)。该数据分为 3 种状态: 正常状态、外圈故障和内圈故障。信号采样频率为 26 kHz, 轴承型号为 6332MC3SKF 深沟球轴承。详细参数如表 3 所示。

表3 滚动轴承 6332MC3 SKF 基本参数 Table 3 Parameters of rolling element bearing 6332MC3SKF				
内径	外径	滚动体数	厚度	接触角
160 mm	340 mm	8	65 mm	0°

首先, 利用 LMD 分别对风场采集数据进行自适应分解, 达到从强噪声中提取信号有用成分的目的。根据式(13)计算所有 PF 分量与原信号的相关系数, 如图 12 所示, 可知 3 种状态 PF 分量相关系数值都呈下降趋势, 选择相关系数值不小于 0.1 的前 3 个 PF 分

量, 包含着原信号的主要特征信息, 确定为敏感变量。仍使用扁平形结构元素 $g=[0 \ 0 \ 0]$, 设置分析尺度范围为 $1 \leq \varepsilon \leq 40$ 。

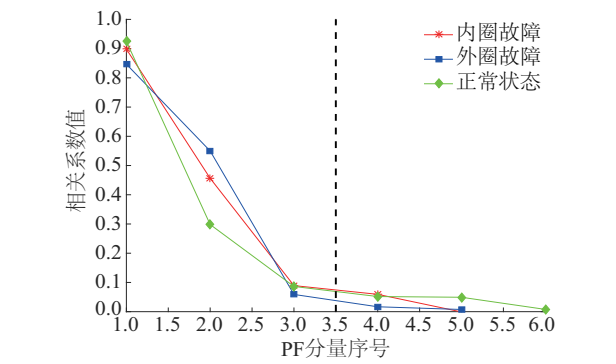


图 12 3 种状态 PF 分量的相关系数
Fig. 12 Correlation coefficients of three conditions

图 13 分别为 一维和二维 PF 分量形态学分形维数走势与散点图, 3 种状态特征点出现交叉混叠, 边界不

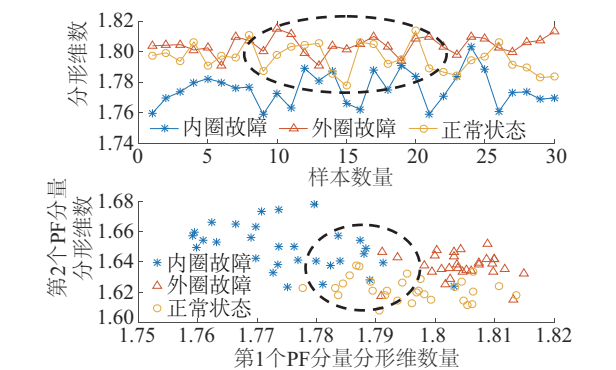


图 13 外圈故障一维特征走势与二维散点图
Fig. 13 Trend of one-dimensional characteristic and diagram of two-dimensional characteristic for outer faults defect

清晰,区分效果不好。三维分形维数散点图如图 14 所示,聚类效果得到明显改善,可完美区分风场数据 3 种状态。

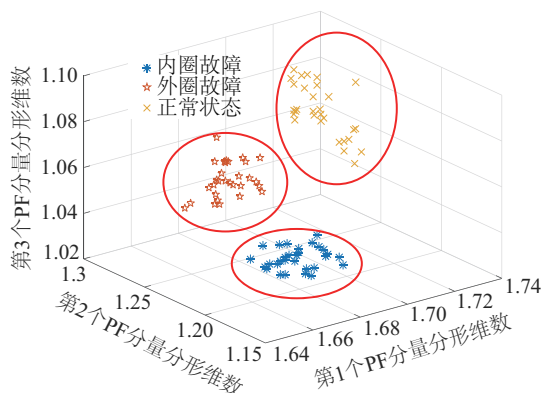


图 14 风电场数据 3 个 PF 分量形态学分形维数图

Fig. 14 Map of MFD for the first three PF components about wind field data

使用上文 ELM 参数设置,给出结果图 15 及准确率表 4,3 种滚动轴承的状态识别准确率都是 100%,所以其整体识别精度也是 100%,无误报出现。由此可说明本文所提算法的有效性,对真实风电机组故障的识别率达到 100%,诊断精度高,诊断效果良好,稳定性好。

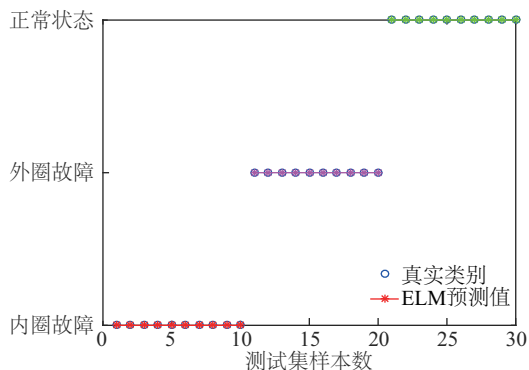


图 15 风电场数据 3 种状态的识别结果

Fig. 15 Recognition results of three conditions of wind field data

表 4 3 种状态的识别准确率

Table 4 Recognition accuracy of three conditions

轴承状态	识别准确率/%
内圈故障	100
外圈故障	100
正常状态	100
平均准确率	100

4 结 论

本文提出一种利用 LMD 分解结合形态学分形,并用 ELM 进行风电机组轴承故障智能识别的新方法,该方法使用 LMD 分解信号,可以抑制加速度振动信号中的强背景噪声干扰,利用各个乘积分量与原信号的相关系数值判断出轴承故障成分主要集中在前 3 个 PF 分量中,采用形态学覆盖求这 3 个分量的分形维数,组成三维故障特征向量。分别使用 CWRU 数据中心的滚动轴承数据和真实风电场风电机组的滚动轴承数据验证该方法的有效性。结果表明,通过 LMD 分量结合形态学估计分形维数不仅可提取同一损伤程度下的不同故障特征,还可有效表征不同损伤程度下相同滚动轴承的故障特征。该方法的单个状态与整体识别精度都很高,达到 99%以上,比传统时频分析方法的准确率有了较大提升,而且运算时间短,计算效率高,具有一定的工程实用价值。

[参考文献]

- [1] 靳亚强. 振动信号滤波方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
JIN Y Q. Study on vibration signal filtering and its application for bearing fault diagnosis [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [2] MISHRA C, SAMANTARAY A K, CHAKRABORTY G. Rolling element bearing fault diagnosis under slow speed operation using wavelet de-noising[J]. Measurement, 2017, 103: 77-86.
- [3] 李兵, 张培林, 任国全, 等. 基于数学形态学的分形维数计算及在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2010, 29(5): 191-194.
LI B, ZHANG P L, REN G Q, et al. Mathematic morphology based fractal dimension calculation and its application in fault diagnosis of roller bearings [J]. Journal of vibration and shock, 2010, 29(5): 191-194.
- [4] 李洋, 李春, 杨阳, 等. 基于分形学的轴承故障诊断分析[J]. 热能动力工程, 2017, 32(12): 73-77.
LI Y, LI C, YANG Y, et al. Analysis of the bearing vibration signal based on the fractal method[J]. Journal of engineering for thermal energy and power, 2017, 32 (12): 73-77.
- [5] LI Y, ZUO M J, LIN J, 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.
- [6] CHEN Q, CHEN Z W, SUN W, et al. A new structuring element for multi-scale morphology analysis and its application in rolling element bearing fault diagnosis[J]. Journal of vibration and control, 2015, 21 (4) 765-789.
- [7] WANG B, HU X, LI H. Rolling bearing performance degradation condition recognition based on mathematical morphological fractal dimension and fuzzy C-Means[J]. Measurement, 2017, 109:1-8.
- [8] 刘航, 孟庆亚, 赵元哲, 等. 基于双树复小波的高速列车转向故障特征分析[J]. 控制工程, 2018, 25(8): 1386-1392.
- LIU H, MENG Q Y, ZHAO Y Z, et al. Dual tree complex wavelet based fault characteristic analysis for high-speed trains [J]. Control engineering of China, 2018, 25(8): 1386-1392.
- [9] 韩东颖, 李庚, 时培明. 基于EMD和分形盒维数的旋转机械耦合故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(15): 209-214.
- HAN D Y, LI G, SHI P M. Diagnosis method for coupling faults of rotary machinery based on EMD and fractal box dimension [J]. Journal of vibration and shock, 2013, 32(15): 209-214.
- [10] 李东东, 周文磊, 郑小霞, 等. 基于自适应EEMD和分层分形维数的风电机组行星齿轮箱故障检测[J]. 电工技术学报, 2017, 32(22): 233-241.
- LI D D, ZHOU W L, ZHENG X X, et al. Diagnosis of wind turbine planetary gearbox faults based on adaptive EEMD and hierarchical fractal Dimension [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(22): 233-241.
- [11] 齐咏生, 张二宁, 高胜利, 等. 基于EEMD-KECA的风电机组滚动轴承故障诊断[J]. 太阳能学报, 2017, 38 (7): 1943-1951.
- QI Y S, ZHANG E N, GAO S L, et al. Wind turbine rolling bearings fault diagnosis based on EEMD-KECA [J]. Acta energiae solaris sinica, 2017, 38 (7): 1943-1951.
- [12] 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.
- [13] 王志坚, 吴文轩, 马维金, 等. 基于LMD-MS的滚动轴承微弱故障提取方法[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(5): 1014-1020.
- WANG Z J, WU W X, MA W J, et al. Fault signal extraction method of rolling bearing weak fault based on LMD-MS [J]. Journal of vibration, measurement & diagnosis, 2018, 38(5): 1014-1020.
- [14] 张小龙, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于ITD复杂度和PSO-SVM的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2016, 35 (24): 102-107.
- ZHANG X L, ZHANG Q, QIN X R, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on ITD Lempel- Ziv complexity and PSO-SVM [J]. Journal of vibration and shock, 2016, 35(24): 102-107.
- [15] 杨洪柏, 张宏利, 蒋超, 等. 变分模态分解与神经网络结合的轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2017 (6): 105-108.
- YANG H B, ZHANG H L, JIANG C, et al. Fault diagnosis of bearing combined variational mode decomposition (VMD) with neural network [J]. Machinery design & manufacture, 2017(6): 105-108.
- [16] 王田田, 王艳, 纪志成. 基于改进极限学习机的滚动轴承故障诊断[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(11): 4413-4420.
- WANG T T, WANG Y, JI Z C. Fault diagnosis of rolling bearing based on improved extreme learning machine[J]. Journal of system simulation, 2018, 30 (11): 4413-4420.

FAULT DIAGNOSIS OF WIND TURBINE BEARINGS BASED ON MORPHOLOGICAL FRACTAL AND EXTREME LEARNING MACHINE

Qi Yongsheng¹, Fan Ji¹, Liu Liqiang¹, Gao Xuejin², Li Yongting¹

(1. *Institute of Electric Power, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010080, China;*

2. *Faculty of Information, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China*)

Abstract: The working conditions of wind turbine rolling bearings are always complex, therefore obtained fault vibration signals are non-stationary and non-linear. However, the traditional method based on time-frequency domain has some problems, such as inaccuracy and poor adaptability when extracting fault features. To solve the problem, a novel feature extraction algorithm for fault diagnosis is proposed based on Local Mean Decomposition (LMD) and Morphological Fractal Dimension (MFD), and combined with Extreme Learning Machine (ELM) to conduct wind turbine bearing fault diagnosis. This method considers the different damage degree and different fault types of rolling bearing at the same time. Firstly, the raw vibration signal is adaptively decomposed by LMD into several Product Functions (PFs) which in different frequencies. Secondly, the correlation coefficients between all PFs and the raw signal are calculated, and the first three PF components with the maximum correlation coefficient value are selected as sensitive variables. The fractal dimension of selected PFs is estimated by morphology to construct fault feature vector. It is taken as the input of ELM to develop fault diagnosis model. Finally, the experimental results show that the proposed method improves performance for detecting the bearing faults. The method has also high computational efficiency and accuracy.

Keywords: fault detection; signal processing; feature extraction; mathematical morphology; fractal dimension; wind turbine; bearing fault