

# 基于 EEMD-CNN 的滚动轴承故障诊断方法<sup>\*</sup>

## FAULT DIAGNOSIS METHOD OF ROLLING BEARING BASED ON EEMD-CNN

李思琦<sup>\*\*</sup> 蒋志坚<sup>\*\*\*</sup>

(北京建筑大学 电信学院, 北京 100044)

LI SiQi JIANG ZhiJian

(School of Electrical and Information Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China)

**摘要** 为了提高滚动轴承故障诊断的准确性,提出了基于集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)与卷积神经网络(Convolution Neural Networks, CNN)的故障诊断方法。首先使用 EEMD 对信号进行分解,并根据相关系数以及峭度值选取适当的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)进行信号重构。对重构信号进行一系列指标计算后使用卷积神经网络以及多种方法进行故障诊断。结果表明,所使用的方法能够有效地进行故障诊断,准确率可达 96.7%,在实际中有着一定的应用意义。

**关键词** 集合经验模态分解 卷积神经网络 故障诊断 机器学习

**中图分类号** TH133.3

**Abstract** In order to improve the rolling bearing fault diagnosis accuracy, this paper presents a fault diagnosis method based on Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) and Convolution Neural Networks (CNN). At first, using the EEMD decompose the signal. After that, choose appropriate IMFs according to the correlation coefficient and kurtosis calculating results to reconstruct the signal. After calculating a series of indexes of reconstructed signals, using CNN and various methods to diagnose faults. The results shows that the method used in this paper can effectively carry out fault diagnosis. The accuracy can reach 96.7%. It has certain application significance to fault diagnosis.

**Key words** Ensemble empirical mode decomposition; Convolution neural network; Fault diagnosis; Machine learning

Corresponding author: LI SiQi, E-mail: bucealisqi@163.com, Fax: +86-40-68322111

The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No.71601013), and the Beijing Municipal Natural Science Foundation (No.4174087), and the BUCEA Post Graduate Innovation Project (No.PG2019073)

Manuscript received 20190505, in revised form 20190624.

### 引言

对滚动轴承进行故障诊断的过程中,由于受到噪声信号的干扰,因此诊断的准确性往往不尽如人意。若能够对故障进行较为准确的诊断,那么对于滚动轴承的稳定运行而言有着极为重要的意义<sup>[1]</sup>。

在原始信号中不可避免的会包含的大量噪声,大大影响了故障诊断的准确性。因此需要对信号进行处理后再进行故障诊断。金榕舜等<sup>[2]</sup>使用传统方法对

信号进行了处理,通过去趋势项、对数据进行平滑处理;使用滤波降噪等方法消除了信号中所包含的部分噪声。薛小庆等<sup>[3]</sup>使用小波分析方法对采集得到的振动信号进行处理,经处理后的信号与原信号相比所含噪声明显减少,较为有效地提高了故障诊断的准确性。孙伟等<sup>[4]</sup>提出一种利用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)对信号进行分解重构,随后使用了向量机进行故障诊断的方法。

上述研究过程中都采取了某种手段削弱了噪声信

<sup>\*</sup> 20190505 收到初稿, 20190624 收到修改稿。国家自然科学基金项目(71601013), 北京市自然科学基金项目(4174087), 北京建筑大学研究所创新项目(PG2019073)资助。

<sup>\*\*</sup> 李思琦, 男, 1994 年 9 月, 黑龙江哈尔滨人, 汉族, 北京建筑大学电信学院硕士研究生, 主要从事故障诊断研究。

<sup>\*\*\*</sup> 蒋志坚, 男, 1960 年 7 月, 黑龙江哈尔滨人, 汉族, 博士, 北京建筑大学电信学院教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机器人控制技术、电力电子与电气传动。

号带来的影响,从而使故障特征变得明显,更易识别。但是这些方法都还存在着一定的不足,传统方法虽然能够减少噪声信号带来的影响,但是由于截止频率的数值选取不够准确,常常导致有用的信号被错误地“过滤”,出现较大的误差。使用小波降噪的过程中,选取不同的小波基、分解层数会得到不同的降噪结果,缺乏自适应性。EMD 方法虽然能够自适应的将信号进行分解,但是在使用 EMD 的过程中有很大可能出现极为严重的端点效应以及模式混叠现象<sup>[5]</sup>。因此使用上述方法会导致故障特征变得不明显,大大降低了故障诊断的准确率。

因此,本文首先利用改进 EEMD 方法对振动信号进行分解,并根据相关性和峭度值作为选择依据对 IMF 进行筛选并重构信号。对于重构信号计算特征指标,将特征指标组成的数据集引入卷积神经网络进行训练以及故障诊断。为了验证本文方法的有效性,还使用机器学习中的多种分类方法作为对照组对数据进行了分类。

## 1 主要方法

### 1.1 改进 EEMD 处理

EEMD 的算法核心与 EMD 一致,该算法能够将任意非线性、非平稳信号自适应地分解为有限个相互独立且具有稳态性能的 IMF 分量之和<sup>[6]</sup>。经分解后得到的 IMF 分量中包含着原信号不同时间特征以及不同尺度大小的成分,选择适当的 IMF 分量进行信号重构能够快速有效地减少噪声信号对原始信号的影响,从而在进行分析的过程中能将信号内含的丰富信息更好的表达出来。但是在 EMD 的使用过程中会出现模式混叠等问题,因此信号处理的效果会受到一定的影响。为了削弱这些问题带来的影响,季群策等<sup>[7]</sup>使用了 EEMD 方法对信号进行了处理,该方法在处理信号的过程中加入了高斯白噪声,有效的抑制了模式混叠现象,明显的提高了信号分析的精确度。

由于在进行 EEMD 的过程中人为设置了所加入的高斯白噪声的标准差以及循环次数。因此,这两个数值对于 EEMD 分解的效果起到决定性的作用。为了取得更好的效果,在算法开始前设定标准差比值系数  $K$  与循环次数  $N$  的平方根两者的比值  $e$  (该数值一般为 0.01),随后通过计算得到适当的白噪声标准差设定值以及循环次数设定值。该方法的步骤如下:

(1) 设定白噪声标准差比值系数与循环次数平方根的比值的取值  $e$ 。

(2) 对信号进行 EMD 分解,选择相关系数最大的 IMF 分量计算幅值标准差  $e_1$ , 并且与原始信号幅值标准差  $e_0$  进行对比,根据二者比值限定白噪声标准差  $K$ ,

其中,  $0 < K < \frac{e_1}{e_0}$ , 通常取  $K = \frac{e_1}{4e_0}$ 。将此值返回第(1)

步后可通过计算得到循环次数  $N$ 。

(3) 根据计算结果设置白噪声标准差  $K$  以及循环次数  $N$ 。

(4) 对信号进行 EEMD 处理,得到各级 IMF 分量。

(5) 筛选适当的 IMF 分量进行信号重构。

### 1.2 卷积神经网络

近年来,卷积神经网络的局部连接、权重共享特点使其在图像、视频、字符处理等方面取得巨大的进步。

卷积神经网络是一个典型的前馈神经网络,它的稀疏连接特性使其与生物神经网络更相似。它利用多层卷积池化的方法尽可能的提取输入对象的隐性特征,最终得到输入对象的平移、旋转及缩放不变的特征表示。

典型的卷积神经网络模型包含输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层。卷积神经网络的输入仅为数字向量,故需提前将其他形式输入转换为数字向量后放入网络中训练,设卷积神经网络的输入数据为  $[1, n]$  的数字向量。卷积层是卷积神经网络的核心基石,主要功能是特征提取,通过卷积核将输入的数据中包含的特征提取,强化特征输出<sup>[8]</sup>。

其中卷积操作的数学模型如

$$X^l = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} W_k X_{i:i+k}^{l-1} + b^l\right) \quad (1)$$

其中,  $l$  为网络层序号;  $X^l$  为第  $l$  层特征提取结果;  $W_k$  为  $1 \times k$  的权重矩阵,  $X_{i:i+k}^{l-1}$  为  $X^{l-1}$  的  $[i, i+k]$  列,  $b^l$  为第  $l$  层卷积核的偏执项。

池化层利用局部相关性的原理,对特征图进行压缩,降低网络计算复杂度,提取主要特征。池化层神经元的数学模型如

$$X^l = \max\left(\sum_{i=0}^{n-1} X_{i:i+k}^{l-1}\right) \quad (2)$$

其中,函数  $\max()$  为最大池化函数。

## 2 数据集建立

### 2.1 信号处理

本文数据来源为美国凯斯西储大学某电机轴承状态评估实验。在进行实验的过程中,使用电火花加工技术在轴承上分别制造了滚体、内圈、外圈的三种人造故障,并使用采集了运行过程中的振动信号,得到了无故障以及三种故障共计四组数据。

根据上文所述的实验方法,首先对数据进行 EEMD 处理,其部分结果如图 1 所示。

在完成了对信号的 EEMD 处理后,需要选择适当的 IMF 分量进行信号重构,分量选择过少,就有可能

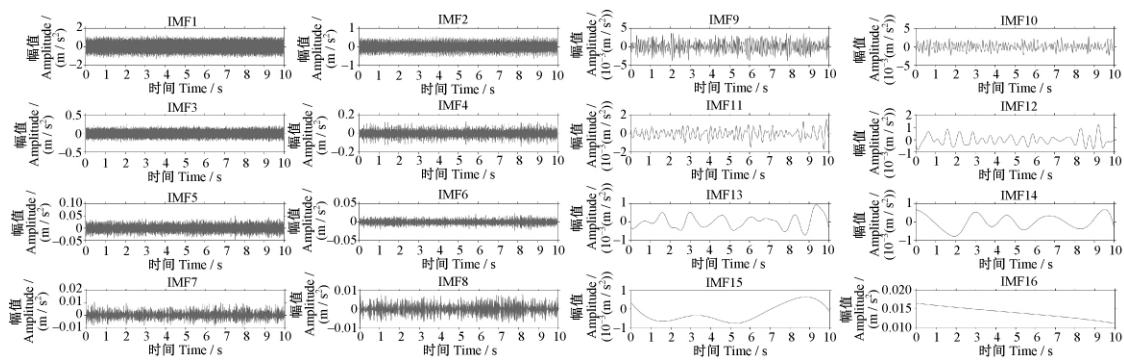


图 1 信号 EEMD 处理结果  
Fig.1 EEMD processing result

遗失某些重要的成分。若分量选择过多,就很有可能引入噪声。因此本文将综合考虑相关系数和峭度值作为选择 IMF 分量的标准<sup>[9]</sup>。

$X$  与  $Y$  两变量的相关系数的计算公式为

$$r(X,Y)=\frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{\text{Var}[X]\text{Var}[Y]}}\tag{1}$$

其中,Cov( ) 为两变量的协方差,Var [ ] 为变量的方差。计算各 IMF 分量与原始数据之间的相关系数,计算结果的绝对值越大表示在该 IMF 分量中所包含的原始信息成分越多。

峭度是反映随即变量分布特性的一个数值统计量,它是一个无量纲参数,机械系统的各项运行数据如

转速、载荷、尺寸等都不会对峭度指标产生影响。它对于冲击信号极为敏感,非常适用于对机械系统进行故障诊断。当机械系统在正常运行的过程中,对振动信号进行采集后计算峭度值的结果  $K$  约等于 3。当有故障发生时,峭度值将偏离正常值 3。计算结果与 3 相差越大,证明系统中出现的故障越严重。

根据上述方法,对经过 EEMD 处理后得到的各 IMF 分量分别计算与原数据之间的相关系数以及峭度值。为了证明对数据进行 EEMD 处理能够有效解决抗混叠问题从而更好的表现出信号包含的信息,设置了使用 EMD 处理方法的对照组,对于对照组也同样计算了相关系数以及峭度值,部分结果如表(1~4)所示。

表 1 正常信号计算结果( EEMD)  
Tab.1 Normal signal calculation results ( EEMD)

序号 Number	1	2	3	4	5
相关系数 Correlation coefficient	0. 773	0. 792	0. 375	0. 390	0. 348
峭度值 Kurtosis	3. 151	2. 933	2. 893	3. 366	3. 160

表 2 正常信号计算结果( EMD)  
Tab.2 Normal signal calculation results ( EMD)

序号 Number	1	2	3	4	5
相关系数 Correlation coefficient	0. 701	0. 483	0. 221	0. 247	0. 317
峭度值 Kurtosis	3. 356	2. 889	2. 853	3. 436	3. 240

表 3 故障信号计算结果( EEMD)  
Tab.3 Fault signal calculation results ( EEMD)

序号 Number	1	2	3	4	5
相关系数 Correlation coefficient	0. 881	0. 420	0. 349	0. 258	0. 055
峭度值 Kurtosis	4. 492	5. 097	3. 983	4. 622	3. 147

表 4 故障信号计算结果( EMD)  
Tab.4 Fault signal calculation results ( EMD)

序号 Number	1	2	3	4	5
相关系数 Correlation coefficient	0. 820	0. 373	0. 301	0. 200	0. 114
峭度值 Kurtosis	4. 181	3. 670	3. 985	2. 864	2. 959

在上述计算过程中,由于对信号进行 EEMD 或 EMD 处理的过程中会产生大量 IMF 分量,为了使结果

更加直观,在进行数据统计的过程中以相关系数计算结果最大值的十分之一作为阈值,计算结果小于此阈值的数据自动忽略。对峭度值计算结果进行分析可知,不论用那种方法对信号进行处理,正常信号的峭度值大小都没有过多的偏离正常数值 3;而故障信号的峭度值基本都与正常值 3 发生了较大的偏离。

根据上述计算结果,也可看出 EMD 以及 EEMD 两种处理方法的不同,其中利用 EEMD 处理得到的 IMF 进行相关系数计算得到的结果要普遍大于 EMD 处理。而且在故障信号进行峭度值计算的过程中,使用 EEMD 处理得到的 IMF 也普遍与正常值 3 有着较大的偏差,由此可以证明利用 EEMD 处理得到的 IMF 能够将原始信号所包含的信息更好地表现出来。综合考虑上述两个指标对进行重构,得到的新信号与原信号对比如图 2 所示。

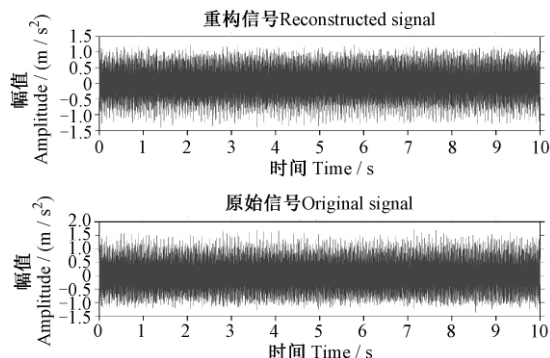


图 2 重构信号与原始信号对比图

Fig.2 Contrast diagram between reconstructed signal and original signal

## 2.2 特征指标计算

为了更加准确的对故障特征进行提取,减少神经网络的计算量,需要对重构信号再一次进行处理。对其计算多种特征指标,随后由特征指标组成特征向量输入卷积神经网络进行特征提取。除了已经提到的峭度值之外,还可以计算如下特征指标<sup>[10]</sup>:

$$\text{均值} \quad \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i \quad (2)$$

$$\text{峰值} \quad x_{p-p} = x_{\max} - x_{\min} \quad (3)$$

$$\text{均方根值} \quad x_a = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \bar{x})^2 \quad (4)$$

$$\text{峰值指标} \quad c = \frac{\max(x_i)}{x_a} \quad (5)$$

$$\text{脉冲指标} \quad I = \frac{\max(x_i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |x_i|} \quad (6)$$

其中,  $x_i$  为输入信号  $x_{\max}$  以及  $x_{\min}$  的最大值以及最小

值,  $N$  为输入信号长度。均值、峰值以及均方根值都是有量纲指标;峰值指标、脉冲指标与峭度指标相似,均为无量纲指标。在机械部件正常运行时,峰值指标计算结果较小,当出现故障时,计算结果会呈现先增大后减小的趋势。因此在对机械部件进行连续监测的过程中使用峰值指标能够有效的检测早期故障。脉冲指标主要表现的是波的冲击性质,这个指标主要应用在对机械部件进行局部缺陷的诊断<sup>[11]</sup>。

使用时域指标虽然能够帮助我们对滚动轴承的运行状态进行诊断,但仅根据时域指标只能判断轴承是否出现故障而无法更为具体的分析出故障类型。因此在计算时域指标的基础上还需要计算信号的频域指标。设采样间隔时间为  $\Delta t$ , 过程量  $\bar{x}(i) = \frac{x(i) - x(i-1)}{\Delta t}$ , 则频域指标的计算方法如下各式所示:

重心频率

$$F_C = \frac{\sum_{i=2}^N x(i) x(i)}{2\pi \sum_{i=1}^N x^2(i)} \quad (7)$$

均方频率

$$M_{SF} = \frac{\sum_{i=2}^N \bar{x}^2(i)}{4\pi^2 \sum_{i=1}^N x^2(i)} \quad (8)$$

频率方差

$$V_F = M_{SF} - F_C^2 \quad (9)$$

以上所提及的频域指标均能够对故障进行一定的诊断,其中重心频率以及均方频率发生较为明显的变化时,说明信号的功率谱出现了较为明显的偏移,这就意味着出现了某种不正常的工作状况。滚动轴承在正常工作状况下,其频率方差较小。当频率方差逐渐增大时,说明滚动轴承出现了故障。

按照上述方法将重构后的数据进行分组计算,得到 4 类共 48 000 条实验数据,然后使用卷积神经网络对其进行特征提取。

## 2.3 卷积神经网络故障诊断

将前文得到的数据集放入两层卷积池化,两层全连的卷积神经网络中训练,本文使用的卷积神经网络的参数如表 5 所示。并使用交叉熵计算误差代价,使用 Adam 优化器优化模型,设 Dropout 为 0.5,学习率为 0.000 1。

从 4 类数据集中各随机选出 70% 数据作为训练集 (每类 8 400 条),剩下 30% 的数据作为测试集 (每类 3 600 条)。每次从训练集中选择 50 条数据进行训练,

训练集迭代 100 轮后结束训练。然后,使用训练好的卷积神经网络模型对测试集进行故障诊断。最后,使用机器学习方法与文本所用方法进行比较,检验本文提出方法的实用性。

表 5 卷积神经网络模型参数  
Tab.5 CNN model parameters

层 Layer	特征图个数 Number of feature maps	卷积核尺寸 Convolution kernel size	参数个数 Number of parameters	输出尺寸 Output size
卷积层 Convolution layer $C_1$	4	$1\times3\times1$	16	$1\times7\times4$
池化层 Pooling layer $C_2$	4	$1\times2\times4$	0	$1\times6\times4$
卷积层 Convolution layer $C_3$	8	$1\times2\times4$	72	$1\times5\times8$
池化层 Pooling layer $C_4$	8	$1\times2\times8$	0	$1\times4\times8$
全连层 Fully connected layer $F_5$	—	—	528	$1\times16$
随机失活层 Dropout $D_6$	—	—	0	$1\times16$
全连层 Fully connected layer $F_7$	—	—	68	$1\times4$

3 试验验证

为了验证本文所述的故障诊断方法能够有效地提高在故障识别过程中的精度,现将使用机器学习中的分类方法对故障数据进行分类对比。

为了能够快速直观地看出诊断结果,文章使用了在机器学习领域有着较为广泛应用的 Weka 软件,其软件界面如图 3 所示。

该软件提供了包含朴素贝叶斯、贝叶斯网络、J48、LibSVM、随机森林等在内的多种方法<sup>[12]</sup>。利用上述方法对数据集进行分类,将结果与本文使用的方法进行对比,验证本文方法的有效性,将这组实验结果记录为“组 A”。同时,为验证前文对数据进行处理的正确

性,还将设置经 EMD 方法处理并且计算特征指标的对照组(组 B)以及仅经过 EEMD 处理未计算特征指标的对照组(组 C),分别进行故障诊断,结果如表 6 所示。

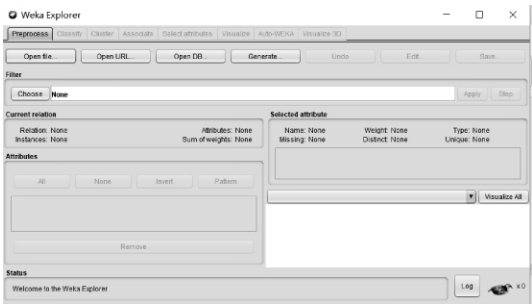


图 3 Weka 操作界面  
Fig.3 WEKA operating interface

表 6 诊断准确率  
Tab.6 Diagnosis accuracy

	卷积神经网络 CNN	朴素贝叶斯 Naive Bays	贝叶斯网络 Bayesian network	J48 J48	随机树 Random tree	随机森林 Random forest
组 A Group A	96. 7	93. 3	91. 5	89. 9	85. 7	95. 3
组 B Group B	94. 2	91. 7	90. 03	85. 2	83. 9	94. 1
组 C Group C	80. 3	78. 1	77. 7	76. 1	76. 0	78. 6

根据表 6 可知,本文提出的方法能够有效地进行故障诊断。其中经过 EEMD 方法处理后再进行指标计算的数据组的诊断准确率要高于使用 EMD 方法的对照组;同时该组准确率也要远高于仅经过 EEMD 处理的对照组。由此可见,本文提出的基于 EEMD-CNN 的故障诊断方法能够有效地提高诊断的准确率。

4 总结

针对滚动轴承故障不易被察觉的现状,本文提出了一种基于改进 EEMD-CNN 的故障诊断方法,首先使用改进 EEMD 方法对振动信号进行分解,随后通过峭度值以及相关系数的大小选择合适的 IMF 分量进行信号重构。对重构后的信号进行一系列指标计算,建立特征向量数据集。随后使用卷积神经网络进行了故

障诊断,并且使用机器学习中多种分类方法与本文方法进行对比,通过结果可知,本文使用的方法能够有效地提高故障诊断的准确率,有很大的应用意义。

参考文献(References)

[ 1 ] 司加胜,唐 昊,李晓庆.关于机械滚动轴承故障信号诊断仿真[J].计算机仿真,2019,36( 1 ): 403-408.  
SI JiaSheng, TANG Hao, LI XiaoQing. Diagnosis and simulation of mechanical rolling bearing fault signal [J]. Computer Simulation, 2019, 36( 1 ): 403-408 ( In Chinese) .  
[ 2 ] 金榕舜,沈功田,王 强.基于 EMD 和近似熵的大型缆车滚动轴承声发射信号故障诊断[J].中国计量大学学报,2018,29( 4 ): 417-423.  
JIN RongShun, SHEN GongTian, WANG Qiang. Acoustic emission signal fault diagnosis of rolling bearing of large cable car based on

- EMD and approximate entropy [J]. Journal of China University of Metrology, 2018, 29( 4) : 417-423 ( In Chinese) .
- [ 3 ] 薛小庆,陈 博,刘 婷.基于时域指标的滚动轴承故障特征提取方法[J].电子测试,2018( 23) : 58-60.
- XUE XiaoQing, CHEN Bo, LIU Ting. Fault feature extraction method of rolling bearing based on time domain index [J]. Electronic Test, 2018( 23) : 58-60 ( In Chinese) .
- [ 4 ] 孙 伟,李新民,金小强,等.应用 EMD 和倒包络谱分析的故障提取方法[J].振动、测试与诊断,2018,38( 5) : 1057-1062.
- SUN Wei, LI XinMin, JIN XiaoQiang, et al. Fault extraction method based on EMD and inverted envelope spectrum analysis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38( 5) : 1057-1062 ( In Chinese) .
- [ 5 ] 裴峻峰,孙建华,宋传智.基于 EEMD 消噪和相关系数识别的滚动轴承故障诊断方法[J].机械传动,2018,42( 4) : 150-155.
- PEI JunFeng, SUN JianHua, SONG ChuanZhi. Fault diagnosis method of rolling bearing based on EEMD noise elimination and correlation coefficient recognition [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2018, 42( 4) : 150-155 ( In Chinese) .
- [ 6 ] 李爱英,方 立.基于小波分析和支持向量机的轴承故障诊断[J].甘肃科技,2018,34( 4) : 47-48.
- LI AiYing, FANG Li. Bearing fault diagnosis based on wavelet analysis and support vector machine [J]. Gansu Science and Technology, 2018, 34( 4) : 47 ( In Chinese) .
- [ 7 ] 季群策,何晓晖,张梅军.基于 EEMD 和归一化 IMF 能量差的结构损伤识别[J].机械强度,2018,40( 3) : 545-551.
- JI QunCe, HE XiaoHui, ZHANG MeiJun. Structural damage identification based on EEMD and normalized IMF energy difference [J]. Journal of Mechanical Strength, 2018, 40( 3) : 545-551 ( In Chinese) .
- [ 8 ] 杨真真,匡 楠,范 露.基于卷积神经网络的图像分类算法综述[J].信号处理,2018,34( 12) : 1474-1489.
- YANG ZhenZhen, KUANG Nan, FAN Lu. Summary of image classification algorithms based on convolution neural network [J]. Signal Processing, 2018, 34( 12) : 1474-1489 ( In Chinese) .
- [ 9 ] 侯和平,徐卓飞,刘 凯.基于本征模式分量符号化分析的滚动轴承故障诊断方法研究[J].机械强度,2016,38( 5) : 916-921.
- HOU HePing, XU ZhuoFei, LIU Kai. Research on the fault diagnosis method of the rolling bearing based on the symbolic analysis of the eigen-mode component [J]. Journal of Mechanical Strength, 2016, 38( 5) : 916-921 ( In Chinese) .
- [ 10 ] 唐 铖.风电机组主传动链振动数据采集系统设计[D].广州:华南理工大学,2017: 46-50.
- TANG Cheng. Design of vibration data acquisition system for main transmission chain of wind turbine unit [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017: 46-50 ( In Chinese) .
- [ 11 ] 高艺源,于德介,王好将.基于图谱指标的滚动轴承故障特征提取方法[J].航空动力学报,2018,33( 8) : 2033-2040.
- GAO YiYuan, YU DeJie, WANG HaoJiang. Fault feature extraction method of rolling bearing based on map index [J]. Journal of Aeronautical Power, 2018, 33( 8) : 2033-2040 ( In Chinese) .
- [ 12 ] 韩存鸽,叶球孙.Weka 平台下的聚类分析算法比较研究[J].重庆科技学院学报( 自然科学版),2019,21( 1) : 90-93.
- HAN CunGe, YE QiuSun. A comparative study of the cluster analysis algorithm under the WEKA platform [J]. Journal of Chongqing University of Science and Technology ( Natural Science Edition), 2019, 21( 1) : 90-93 ( In Chinese) .