

DOI:10.16136/j.joel.2022.10.0023

基于相对动态误差的轴承故障特征参数提取

郑志清¹, 全海燕¹, 钱俊兵^{2*}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500; 2. 昆明理工大学 民航与航空学院, 云南 昆明 650500)

摘要: 轴承故障信号中存在有关故障的异常信息, 对维护机械安全有着重大意义。轴承故障信号经小波包分解之后, 故障的异常信息主要体现在分解频段的动态误差上, 而各个频段的动态误差一般由标准差能量熵和标准差均值来描述。为了凸显轴承故障的区分特征, 通过轴承故障尺寸去刻度动态误差, 利用相应的轴承故障特征参数提取相对动态误差, 是有效的处理方法。基于此思路, 本文针对小波包分解后不同频段分量的标准差, 计算其能量熵以及均值。然后把对应频段的标准差能量熵和标准差均值相加作为特征参数, 在同一尺度下定性分析。同时把轴承信号不同频段的特征参数相加后的数值与轴承故障尺寸相比, 通过产生的相对动态误差进行定量分析, 最终实现对轴承故障的有效区分。实验结果表明, 本文所提方法对轴承故障有很好的区分效果。

关键词: 轴承; 小波包; 标准差; 能量熵; 均值; 相对动态误差

中图分类号: TH133.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)10-1055-12

Extraction of bearing fault characteristic parameters based on relative dynamic error

ZHENG Zhiqing¹, QUAN Haiyan¹, QIAN Junbing^{2*}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China; 2. Faculty of Civil Aviation and Aeronautics, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: There is abnormal information about the fault in the bearing fault signal, which is significant to maintain mechanical safety. After the bearing fault signal is decomposed by wavelet packet, the abnormal information of the fault is mainly reflected in the dynamic error of the decomposed frequency band. The dynamic error of each frequency band is generally described by the energy entropy of standard deviation and the mean value of standard deviation. In order to highlight the distinguishing characteristics of bearing faults, the dynamic error is demarcated by the bearing fault size. It is an effective method to extract the relative dynamic error by using the corresponding bearing fault characteristic parameters. Based on this idea, this paper calculates the energy entropy and mean through the standard deviation of different frequency band components after wavelet packet decomposition. Then, the energy entropy of the standard deviation and the mean value of the standard deviation of the corresponding frequency band are added as the characteristic parameters for qualitative analysis at the same scale. At the same time, the value obtained by adding the characteristic parameters of the different frequency bands of the bearing signal is compared with the bearing fault size. Through the quantitative analysis of the relative dynamic error, the effective distinction of bearing faults is finally realized. The experimental results show that the method proposed in this paper has a good effect on distinguishing bearing faults.

Key words: bearing; wavelet packet; standard deviation; energy entropy; mean; relative dynamic error

* E-mail: 1226160701@qq.com

收稿日期: 2022-01-11 修订日期: 2022-03-02

基金项目: 国家自然科学基金(41364002, 61861023)和浅水水域水下探测机器人开发(6493-20150016)资助项目

1 引 言

随着科技的不断发展,机械设备面临的工作也越来越重要,这对机械设备的核心部件要求也越来越高^[1]。核心部件进行精确化的故障检测和区分,对于提高机械设备的性能和使用年限,有着非常重要的意义。轴承作为机械设备重要的部件之一^[2],当其长时间运行时,会因持续的外力作用发生形变或磨损。据调查显示,大约 30% 的旋转机械故障和轴承损坏有关^[3,4]。当轴承出现故障时,会有很严重的后果,不仅会造成经济损失,还会威胁人民生命安全^[5,6],因此研究轴承故障意义重大。

近年来,人们对轴承故障信号的研究有一定的成果。在研究中,最常用的思路是对轴承信号提取一些特征,然后用智能算法进行区分分类。在特征提取方面,最常用到的方法有时域分析法^[7]、频域分析法^[8]和时频分析法^[9],而时频分析可以同时兼顾到时域和频域的一些特性,对于用来分析轴承故障信号是最好的选择。在以往研究中,常把提取信号特征与特征区分算法结合起来来区分信号故障,如提取的方差特征^[10]和均方根特征^[11]通过神经网络^[12,13]、决策树^[14,15]、极限学习机^[16,17]等算法进行区分。在特征提取中,轴承信号分解之后频段上的动态误差包含了故障的异常信息,人们未对轴承故障时产生的特性进一步分析,未能找到轴承故障信号与正常轴承信号之间的差异以及轴承故障信号之间的差异,这就导致对特征处理时识别效果不理想,后期识别算法比较复杂,从而降低工作效率,达不到实验预期效果。

为解决轴承发生故障时,找出信号产生包含故障的异常信息并用于区分轴承故障类型的问题,本文提出了基于相对动态误差的轴承故障特征参数提取方法。通过小波包分析和标准差分析得到不同频段信号的标准差,再对标准差进行能量熵分析以及均值分析^[18],最后通过特征参数在同一尺度下进行定性分析以及对轴承故障尺寸刻度动态误差产生的相对动态误差进行定量分析,从而实现对轴承故障信号的区分。在美国凯斯西储大学的轴承实验数据集上的实验结果表明,本文方法能有效提取轴承故障特征,对轴承故障有很好的区分效果,具有应用前景。

2 小波包理论

小波包分析在小波变换的基础上逐渐形成,不仅具有小波变换时域局域化的特点,还对没分解的

高频频段进一步分解,能用来更好地分析轴承这类非平稳信号^[19,20]。

令函数 $U_n(t)$ 满足双尺度方程:

$$\begin{cases} u_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h(k) u_n(2t - k) \\ u_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g(k) u_n(2t - k) \end{cases}, \quad (1)$$

式中, $h(k)$ 和 $g(k)$ 为两系数, $g(k) = (-1)^k h(1-k)$, 说明两系数具有正交关系。当 $n=0$ 时, $u_0(t)$ 和 $u_1(t)$ 分别演变为尺度函数和小波基函数。由式(1)构造的序列称为由基函数确定的正交小波包,该式也成为小波包分解的依据。

对信号进行三层小波包分解,分解树图如图 1 所示。

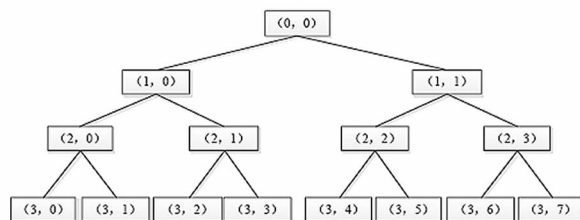


图 1 小波包分解树图

Fig. 1 Tree diagram of wavelet packet decomposition

(m, n) 表示节点, m 表示分解层数, n 表示第 m 层的节点索引, 并且 $n=0, 1, \dots, 2^m-1$ 。通过图 1 可以看出, 对信号进行分解时, 首先可以得出第 1 层的低频和高频部分, 然后对第 1 层的低频和高频部分分别分解, 得到第 2 层的低频和高频部分, 依此类推得到第 3 层的 8 个频段。

3 基于标准差下的研究方法

3.1 标准差

信号经过小波包分解重构之后, 为了反映信号在不同频段之间的离散程度, 对不同频段的信号进行标准差分析。

设 $N_1, N_2, \dots, N_t$ 为总体 N 的一个样本, t 为样本个体数, $\bar{N}$ 为样本均值, 样本标准差用 S 表示, 则样本方差为:

$$S = \sqrt{\frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^t (N_i - \bar{N})^2}. \quad (2)$$

每个信号都有一个期望波形。标准差的大小反映了信号的实际波形与期望波形之间的离散程度。如果在某个频段内得到的标准差较大, 说明在该频段内信号的实际波形远离期望波形。如果在某个频段内得到的标准差较小, 说明在该频段内信号的实际波形接近期望波形。

当轴承发生故障时,不同状态类型的故障信号其标准差会随着振动呈现出不同的变化,故障的异常信息会体现在信号的标准差上,因此实验将信号的标准差作为研究分析对象。

3.2 标准差能量熵

在得到轴承故障信号不同频段的标准差之后,对不同频段的标准差进行分析,把标准差作为新的信号分析其能量熵。信息熵常用来衡量系统有序化程度,当系统越有序时,信息熵就越低,当系统越混乱时,信息熵就越高。信息熵在很多领域都得到应用,信息熵是针对取值的分布,比较广泛,而能量熵是针对其中能量的分布,能量熵能很好反映轴承故障信号的某些特征。当某个频段内的能量分布越分散时,该频段内的能量熵值越大,反之,能量熵值越小。

假设每个频段对应信号的标准差用 S 表示、能量用 E 表示,则:

$$E = \int |S(t)|^2 dt. \quad (3)$$

假设 p_E 表示某个频段标准差的能量占总能量的概率, E 表示某个频段标准差的能量, E_0 表示标准差的总能量。则:

$$p_E = \frac{E}{E_0}. \quad (4)$$

假设某个频段的能量熵用 H 表示,则:

$$H = - \sum p_E \log p_E. \quad (5)$$

3.3 标准差均值

每一个信号都有期望波形,这种波形常被用来描述信号在理想状态的呈现。对于轴承这种非线性平稳信号,在研究中常常对实际信号分析期望波形。在本文的研究中,把轴承信号标准差当作一种新的信号,通过对这种新的信号分析其均值,从而找出轴承信号隐藏的特征。

由式(2)得到信号的标准差 S ,设 $S_1, S_2, \dots, S_n$ 为总体的一个样本, n 为样本个体数。标准差均值用 M 表示,则标准差均值为:

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i. \quad (6)$$

3.4 相对动态误差

当轴承发生故障时,故障信号经小波包分解之后,故障的异常信息主要体现在分解频段的动态误差上。这是由于轴承发生损坏时,产生的破损会使标准差能量熵和标准差均值随着机械振动呈现出不同的变化,与正常轴承产生的标准差能量熵和标准

差均值相比,有明显的相异之处。因此动态误差主要体现在标准差能量熵和标准差均值上。轴承故障尺寸和动态误差不仅同时存在于在一个系统内,两者之间还相互关联,当用轴承故障尺寸去刻度动态误差会产生相对动态误差,不同轴承故障信号产生的相对动态误差差异较大,凸显了轴承故障的区分特征,因此可以将其用于轴承故障信号的区分。

因此为了更好地区分不同轴承状态信号,提出特征参数以及相对动态误差的概念。信号经小波包分析和标准差分析后,对产生的不同频段信号的标准差进行能量熵分析和均值分析,从而得到动态误差。然后把轴承信号对应频段的标准差能量熵和标准差均值相加构成特征参数,其特征参数反映了轴承信号在不同频段下总的动态误差,在同一尺度下通过对各频段的特征参数分析来实现对轴承故障信号的定性分析。标准差能量熵用 H 表示,标准差均值用 M 表示, i 表示频段,则特征参数为:

$$H_i + M_i. \quad (7)$$

为了实现对信号的定量分析,首先把轴承信号不同频段的特征参数相加,构成特征参数和,如下所示:

$$(H_1 + M_1) + (H_2 + M_2) + \dots + (H_i + M_i), \quad (8)$$

再通过轴承故障尺寸刻度动态误差得到相对动态误差,即把特征参数和与轴承故障尺寸作比较来构成相对动态误差。不同轴承故障信号反映出的相对动态误差不同,因此可以根据相对动态误差来判断轴承故障的类型。 k 表示相对动态误差, d 表示轴承的故障尺寸,即采用电火花加工对轴承引入单点故障的故障直径,则相对动态误差为:

$$k = \frac{[(H_1 + M_1) + (H_2 + M_2) + \dots + (H_i + M_i)]}{n}. \quad (9)$$

本文所提方法的系统框图如图 2 所示。

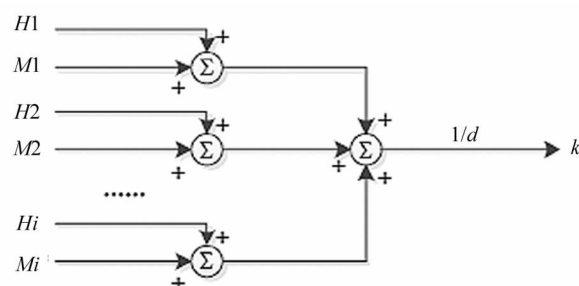


图 2 系统框图

Fig. 2 Block diagram of system

4 轴承信号实验

4.1 实验对象

本文采用的轴承实验数据来自于美国凯斯西储大学^[21,22],实验装置如图3所示。

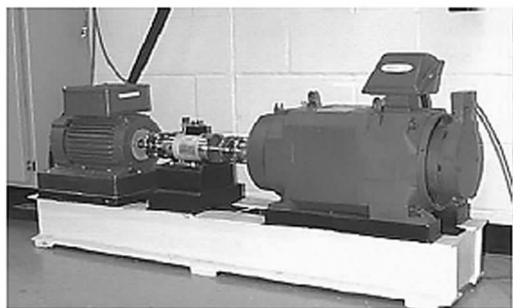


图3 实验装置图

Fig.3 Experimental device diagram

如图3所示,实验平台包括一个电机(左侧),一个扭矩传感器(中间),一个功率计(右侧),和电子控制设备(图中没有显示)。实验采用6205-2RS JEM SKF深沟球轴承,通过加速度传感器采集轴承振动信号。实验通过12 kHz的采样频率采集4种轴承状态下的轴承信号,分别为:正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障。实验对故障尺寸为0.007 in、0.014 in和0.021 in (1 in=2.54 cm)的3种轴承故

障信号以及正常轴承信号进行研究,选取了1797 r/min转速下的4种轴承状态数据。实验根据电机转速和采样频率,选取两圈为一帧,即每种轴承状态信号分成145组,每组有802个数据点。

不同轴承状态原始信号各取一帧即802个点绘制波形。如图4所示,是故障直径为0.007 in下的不同轴承状态原始信号波形图。如图5所示,是故障直径为0.014 in下的不同轴承状态原始信号波形图。如图6所示,是故障直径为0.007 in下的不同轴承状态原始信号波形图。

如图4所示,是故障直径为0.007 in的原始信号波形图。正常轴承信号幅度在-0.25和0.25之间,故障轴承信号幅度比正常轴承信号幅度大、且在图中呈现周期性变化。内圈故障信号幅度在-1.5和1.5之间,在采样点数400—800之间可以观察到一个周期,在采样点数400、550等处可以观察到明显的振动。外圈故障信号幅度在-3和3之间,在采样点数400—800之间可以观察到一个周期,在采样点数400、630等处可以观察到明显的振动。滚动体故障信号幅度在-0.5和0.5之间,在采样点数1—700之间可以观察到一个周期,在采样点数100、200等处可以观察到明显的振动。

如图5所示,是故障直径为0.014 in的原始信号波形图。正常轴承信号幅度在-0.25和0.25之

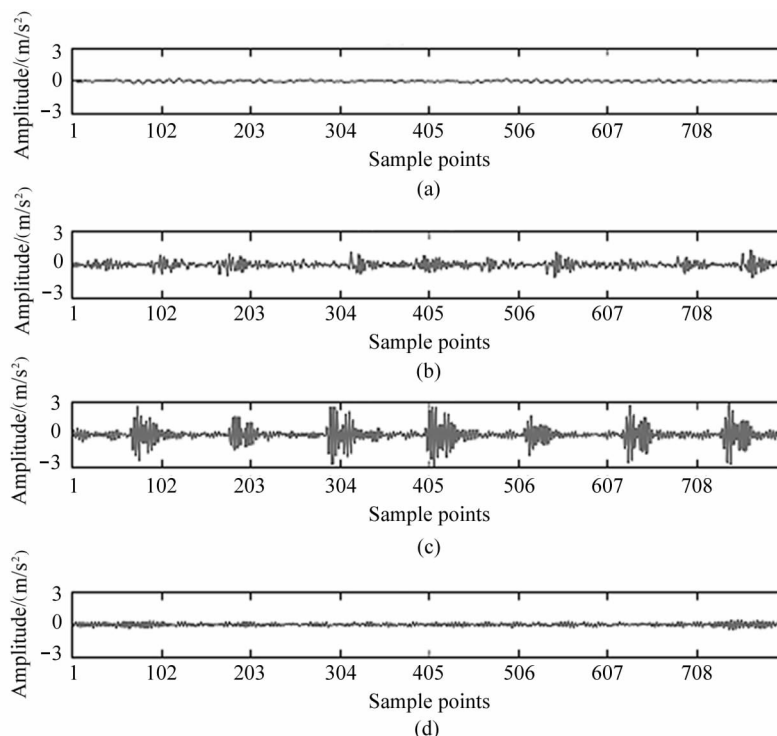


图4 故障直径为0.007 in下的不同轴承状态原始信号波形图:(a)正常;(b)内圈故障;(c)外圈故障;(d)滚动体故障

Fig.4 Diagram of original signal waveforms of different bearing states under the fault diameter of 0.007 in;

(a) Normal; (b) Inner ring fault; (c) Outer ring fault; (d) Rolling element fault

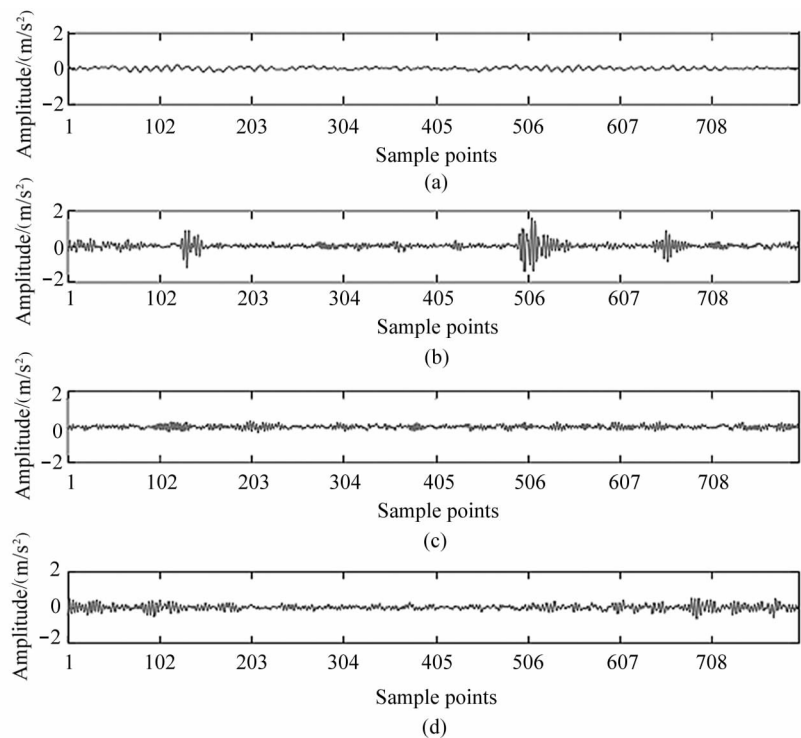


图 5 故障直径为 0.014 in 下的不同轴承状态原始信号波形图:(a) 正常;(b) 内圈故障;(c) 外圈故障;(d) 滚动体故障
Fig. 5 Diagram of original signal waveforms of different bearing states under the fault diameter of 0.014 in:
(a) Normal; (b) Inner ring fault; (c) Outer ring fault; (d) Rolling element fault

间。故障轴承信号幅度比正常轴承信号幅度大、且在图中呈现周期性变化。内圈故障信号幅度在-2 和 2 之间,在采样点数 150—650 之间可以观察到一个周期,在采样点数 150、500 等处可以观察到明显的振动。外圈故障信号幅度在-0.4 和 0.4 之间,在采样点数 150—750 之间可以观察到一个周期,在采样点数 200、300 等处可以观察到明显的振动。滚动体故障信号幅度在-0.6 和 0.6 之间,在采样点数 100—700 之间可以观察到一个周期,在采样点数 100、700 等处可以观察到明显的振动。

如图 6 所示,是故障直径为 0.021 in 的原始信号波形图。正常轴承信号幅度在-0.25 和 0.25 之间。故障轴承信号幅度比正常轴承信号幅度大、且在图中呈现周期性变化。内圈故障信号幅度在-2.5 和 2.5 之间,在采样点数 100—450 之间可以观察到一个周期,在采样点数 350、420 等处可以观察到明显的振动。外圈故障信号幅度在-4 和 4 之间,在采样点数 200—550 之间可以观察到一个周期,在采样点数 200、550 等处可以观察到明显的振动。滚动体故障信号幅度在-0.5 和 0.5 之间,在采样点数 150—800 之间可以观察到一个周期,在采样点数 200、550 等处可以观察到明显的振动。

4.2 单一故障直径下的实验分析

实验首先对故障直径为 0.007 in 的数据进行研究。根据轴承信号的特性,选取 db3 小波为小波基,对信号进行 3 层小波包分解。之后再对重构的每个频段的信号进行标准差分析,每个频段得到一个标准差值,最后每种轴承状态信号下都得到 145 组数据,且每组数据中含有 8 个标准差值。然后对 145 组中的第 1 频段标准差值取均值得到第 1 频段下的标准差均值,依此类推得到 8 个频段下的标准差均值。采用标准差均值取得的方法,对每个频段的标准差求取能量熵,得到 8 个频段下的标准差能量熵。最终每种轴承状态信号得到 8 个标准差均值和 8 个标准差能量熵。把每种轴承状态信号下的标准差能量熵数据以及标准差均值数据分别绘制在同一尺度中进行分析。不同轴承状态信号的标准差能量熵对比图如图 7 所示。不同轴承状态信号的标准差均值对比图如图 8 所示。

从图 7 中可以得出,不同轴承状态信号的标准差能量熵在第 2 频段、第 3 频段和第 6 频段有明显的区分,而在其他频段区分不太明显。从图 8 中可以得出,不同轴承状态信号的标准差均值在第 4 频段、第 5 频段和第 6 频段有明显的区分,而在其他频段区

分不太明显。

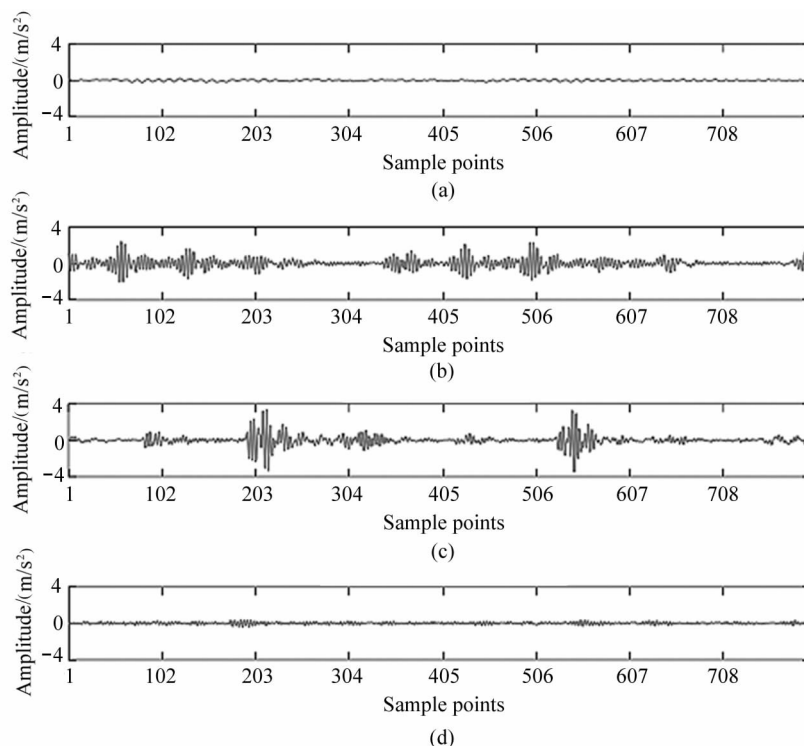


图 6 故障直径为 0.021 in 下的不同轴承状态原始信号波形图:

(a) 正常; (b) 内圈故障; (c) 外圈故障; (d) 滚动体故障

Fig. 6 Diagram of original signal waveforms of different bearing states under the fault diameter of 0.021 in:

(a) Normal; (b) Inner ring fault; (c) Outer ring fault; (d) Rolling element fault

考虑这种情况可能和小波包的分解层数有关, 根据小波包不同层次分解时频段对应关系, 对不同轴承状态的信号分别进行小波包一层分解、小波包两层分解和小波包四层分解, 进而分析标准差能量熵以及标准差均值。

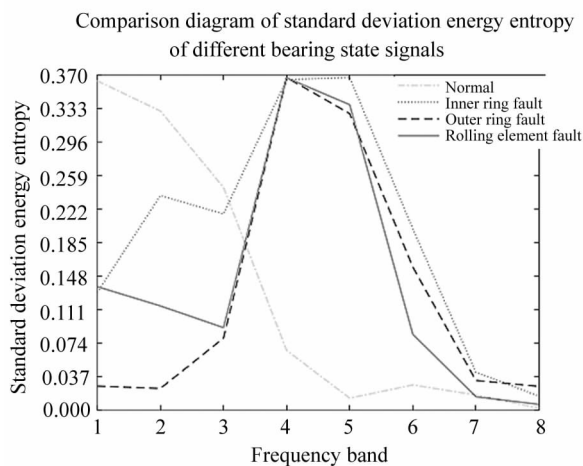


图 7 标准差能量熵对比图

Fig. 7 Comparison diagram of standard deviation energy entropy

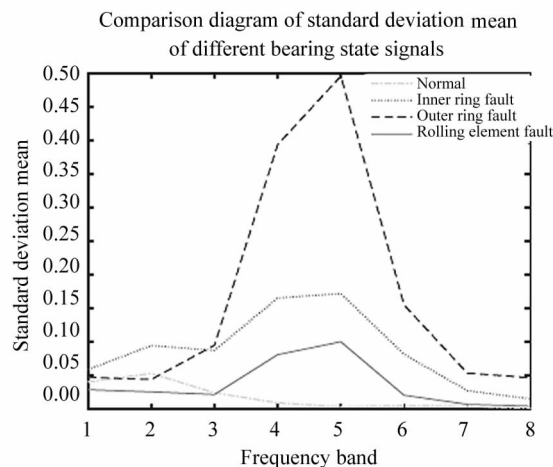


图 8 标准差均值对比图

Fig. 8 Comparison diagram of standard deviation mean

如图 9 所示, 是小波包两层分解下的标准差能量熵对比图和标准差均值对比图。如图 10 所示, 是小波包一层分解下的标准差能量熵对比图和标准差均值对比图。如图 11 所示, 是小波包四层分解下的标准差能量熵对比图和标准差均值对比图。

在图 9 中, 小波包两层分解下共有 4 个频段。如

图 9(a)所示,不同轴承状态信号在小波包两层分解下的标准差能量熵只在第 1 频段和第 3 频段能分开,而在第 2 频段和第 4 频段看不出是否能分开。如图 9(b)所示,不同轴承状态信号在小波包两层分解下的标准差均值只在第 2 频段和第 3 频段能分开,而在第 1 频段和第 4 频段看不出是否能分开。

在图 11 中,小波包四层分解下共有 16 个频段。如图 11(a)所示,不同轴承状态信号在小波包四层分解下的标准差能量熵在某些频段看不出是否能分

开,如图 11(b)所示,不同轴承状态信号在小波包四层分解下的标准差均值在某些频段也看不出是否能分开。

在图 10 中,小波包一层分解下共有 2 个频段。如图 10(a)、图 10(b)所示,不同轴承状态信号在小波包一层分解下的标准差能量熵和标准差均值在第 1 频段和第 2 频段都可以分开。因此根据实验所得,对于不同轴承状态信号的标准差能量熵和标准差均值来讲,其最佳的小波包分解层数为一层。

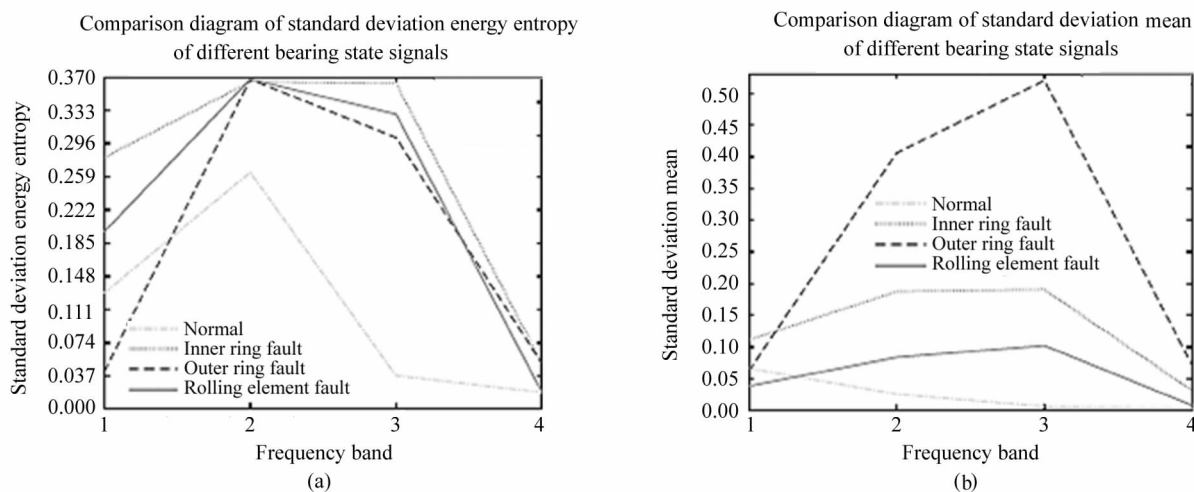


图 9 小波包两层分解下的标准差能量熵对比图和标准差均值对比图:

(a) 标准差能量熵对比图; (b) 标准差均值对比图

Fig. 9 Comparison diagram of standard deviation energy entropy and standard deviation mean under the two-level decomposition of wavelet packet:

(a) Comparison diagram of standard deviation energy entropy;

(b) Comparison diagram of standard deviation mean

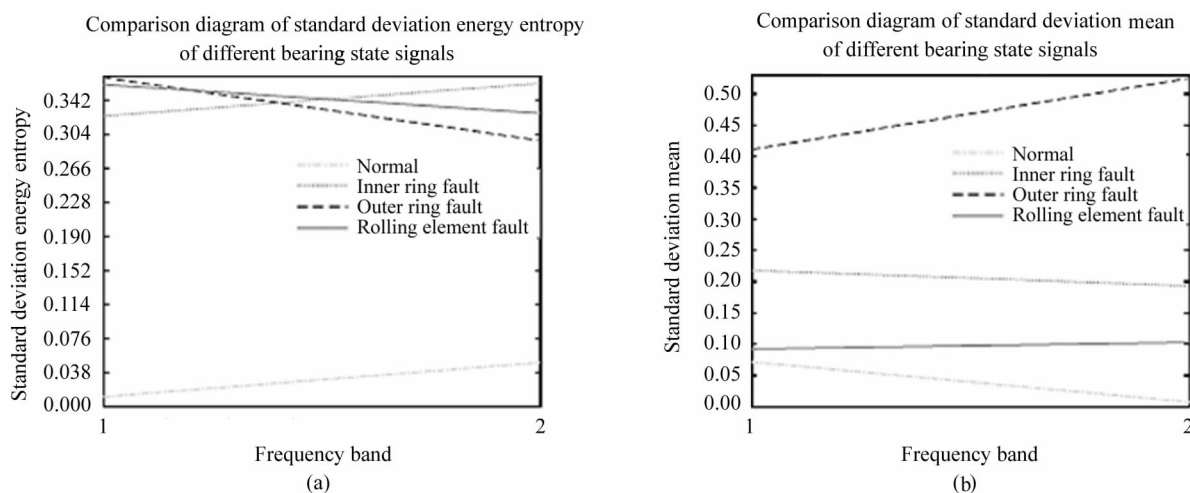


图 10 小波包一层分解下的标准差能量熵对比图和标准差均值对比图:

(a) 标准差能量熵对比图; (b) 标准差均值对比图

Fig. 10 Comparison diagram of standard deviation energy entropy and standard deviation mean under the one-level decomposition of wavelet packet: (a) Comparison diagram of standard deviation energy entropy;

(b) Comparison diagram of standard deviation mean

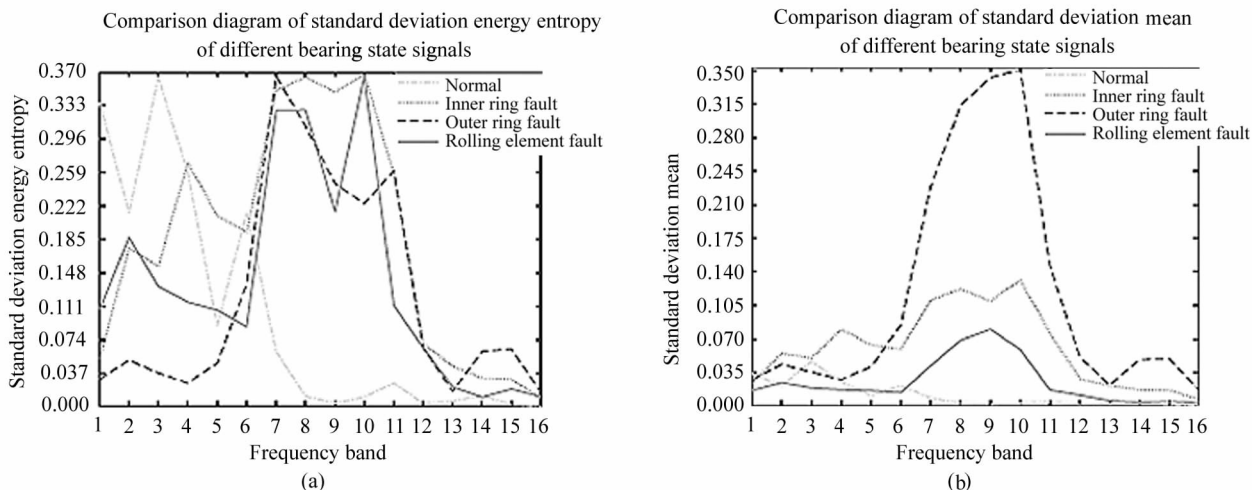


图 11 小波包四层分解下的标准差能量熵对比图和标准差均值对比图:

(a) 标准差能量熵对比图; (b) 标准差均值对比图

Fig. 11 Comparison diagram of standard deviation energy entropy and standard deviation mean under the four-level decomposition of wavelet packet: (a) Comparison diagram of standard deviation energy entropy; (b) Comparison diagram of standard deviation mean

现将小波包一层分解下的标准差能量熵和标准差均值对应频段相加构成特征参数,在同一尺度下对动态误差定性分析,不同轴承状态信号的特征参数对比图如图 12 所示。

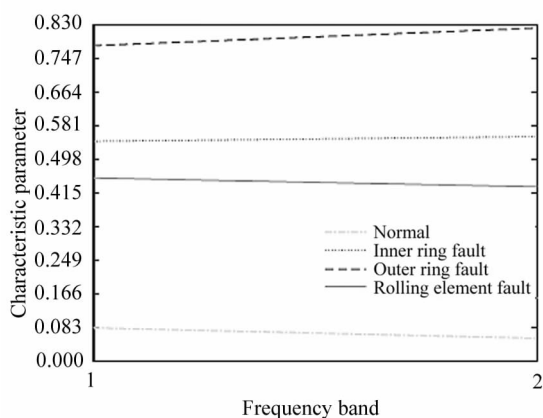


图 12 不同轴承状态信号的特征参数对比图

Fig. 12 Comparison diagram of characteristic parameters of different bearing state signals

根据图 12 可得,不同轴承状态信号在不同频段有明显的区分,因此,可以通过特征参数对比图对不同轴承信号进行定性区分。

为了对不同轴承信号进行定量区分,将不同轴承信号对应的第 1 频段和第 2 频段特征参数相加得到的数值与轴承故障尺寸作比较,进而得出不同轴承信号的相对动态误差,其相对动态误差表如表 1 所示。

表 1 不同轴承信号的相对动态误差表

Tab. 1 Table of relative dynamic errors of different bearing signals

Different bearing signals	Relative dynamic error
Normal	19.80
Inner ring fault	156.67
Outer ring fault	228.67
Rolling element fault	126.09

根据表 1 中的数据,可以看出在轴承故障尺寸为 0.007 in 的情况下,相对动态误差在 19.80 左右的信号是正常轴承信号,相对动态误差在 156.67 左右的信号是内圈故障信号,相对动态误差在 228.67 左右的信号是外圈故障信号,相对动态误差在 126.09 左右的信号是滚动体故障信号。因此,可以根据相对动态误差的差异性区分出轴承信号的类型。

实验表明,通过本文所提方法可实现对故障直径为 0.007 in 的电机轴承故障区分。

4.3 不同故障直径下的实验分析

为了对不同故障直径下的电机故障进行验证,本文对其他两种故障直径下的不同轴承状态信号做了实验分析。如图 13 所示,是不同轴承状态信号在故障直径为 0.014 in 下的标准差能量熵和标准差均值对比图。如图 14 所示,是不同轴承状态信号在故障直径为 0.014 in 下的特征参数对比图。如图 15

所示,是不同轴承状态信号在故障直径为 0.021 in 下的标准差能量熵和标准差均值对比图。如图 16 所示,是不同轴承状态信号在故障直径为 0.021 in 下的特征参数对比图。

本文与其他特征提取方法进行了对比,实验对故障直径为 0.021 in 下的不同轴承状态信号进行了分析。采用文献[23]的小波包能量特征提取方法分析如图 17 所示。采用文献[24]的小波包能量熵特征提取方法分析如图 18 所示。

根据图 13—图 18 综合分析,采用文献[23]和[24]的特征提取方法进行分析,可以得到不同轴承状态信号在不同频带上有混叠现象,信号之间区分不明显,该特征不利于后期识别,另外两种故障直径下的信号也具备以上性质。对于本文所提方法来讲,不同轴承状态信号在小波包一层分解下的标准差能量熵和标准差均值第 1 频段和第 2 频段都可以分开。在特征参数方法下,不同轴承状态信号在不同频段有明显的区分,可以通过特征参数对比图对

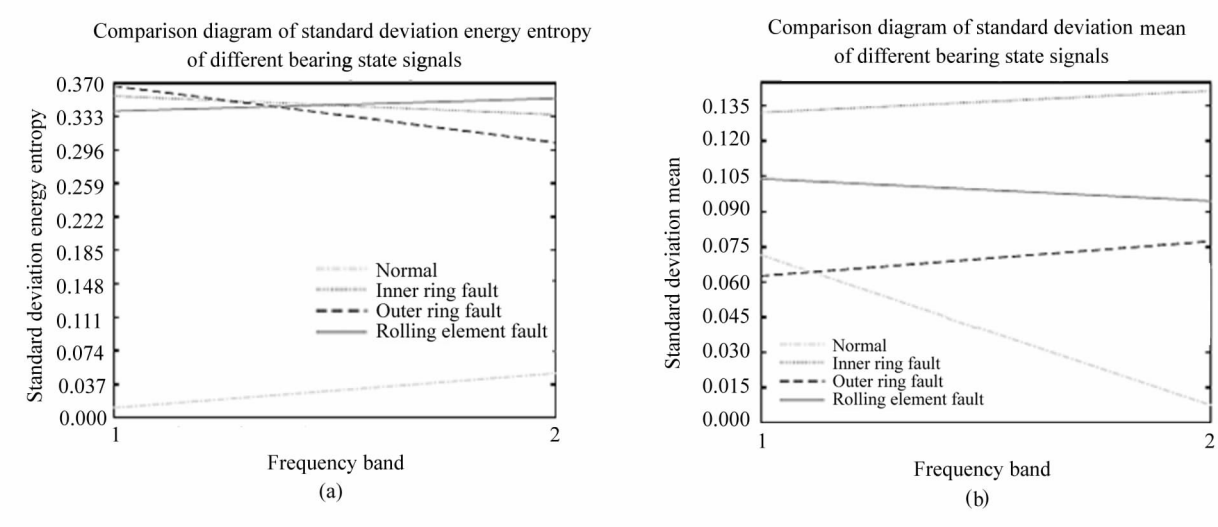


图 13 故障直径为 0.014 in 下的标准差能量熵对比图和标准差均值对比图:

(a) 标准差能量熵对比图; (b) 标准差均值对比图

Fig. 13 Comparison diagram of standard deviation energy entropy and standard deviation mean under the fault diameter of 0.014 in:

(a) Comparison diagram of standard deviation energy entropy;

(b) Comparison diagram of standard deviation mean

不同轴承信号进行定性区分。

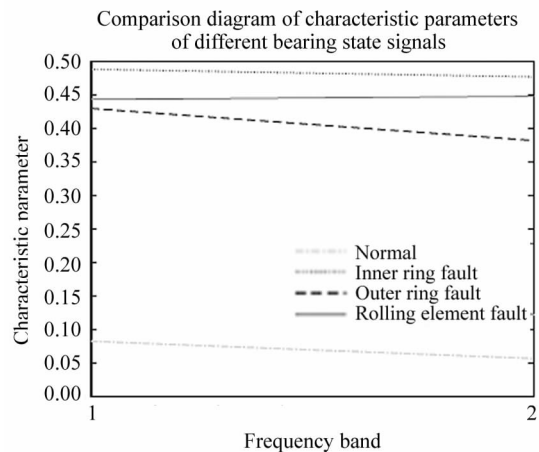


图 14 故障直径为 0.014 in 下的特征参数对比图

Fig. 14 Comparison diagram of characteristic parameters under the fault diameter of 0.014 in

通过相对动态误差对不同轴承信号进行定量区分。如表 2 所示,是故障直径为 0.014 in 下的相对动态误差表。如表 3 所示,是故障直径为 0.021 in 下的相对动态误差表。

根据表 2 和表 3 中的数据分析可知,无论对于这两种故障直径的哪一种故障直径,通过相对动态误差就可以将轴承信号区分出来。

综合分析,在电机转速为 1797 r/min 的环境下,无论对于电机轴承哪一种故障尺寸,对正常轴承信号、内圈故障轴承信号、外圈故障轴承信号和滚动体故障轴承信号进行区分时,对信号进行小波包一层分解,之后求取各个频段的标准差能量熵和标准差均值,然后通过特征参数和相对动态误差方法分别进行定性和定量分析,就可以实现轴承故障区分。

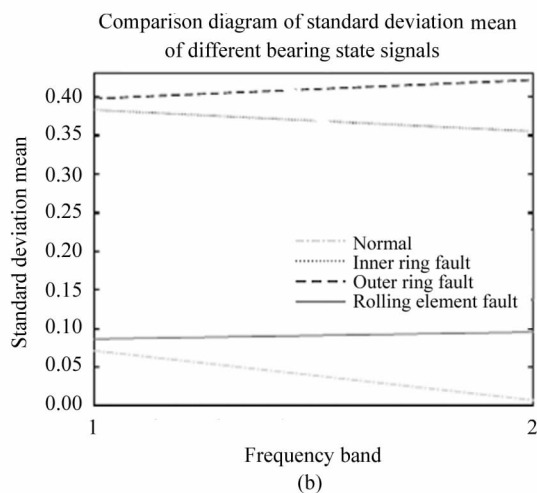
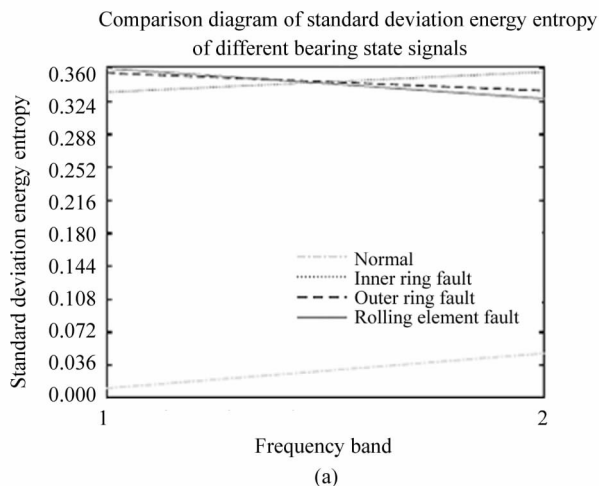


图 15 故障直径为 0.021 in 下的标准差能量熵对比图和标准差均值对比图:(a) 标准差能量熵对比图;
(b) 标准差均值对比图

Fig. 15 Comparison diagram of standard deviation energy entropy and standard deviation mean under the fault diameter of 0.021 in: (a) Comparison diagram of standard deviation energy entropy;
(b) Comparison diagram of standard deviation mean

表 2 故障直径为 0.014 in 下的相对动态误差表

Tab. 2 Table of relative dynamic error at fault diameter of 0.014 in

Different bearing signals	Relative dynamic error
Normal	9.90
Inner ring fault	68.89
Outer ring fault	57.93
Rolling element fault	63.61

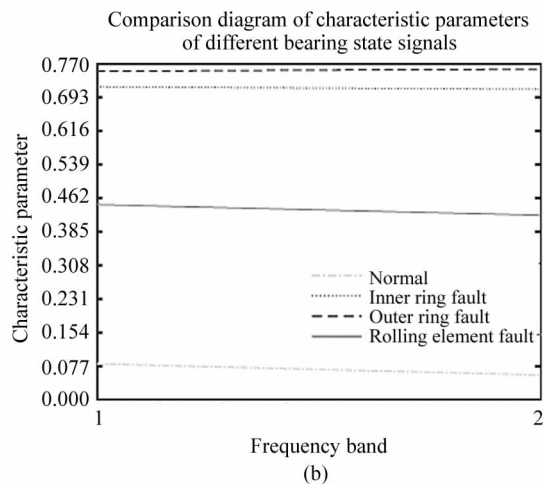


图 16 故障直径为 0.021 in 下的特征参数对比图
Fig. 16 Comparison diagram of characteristic parameters under the fault diameter of 0.021 in

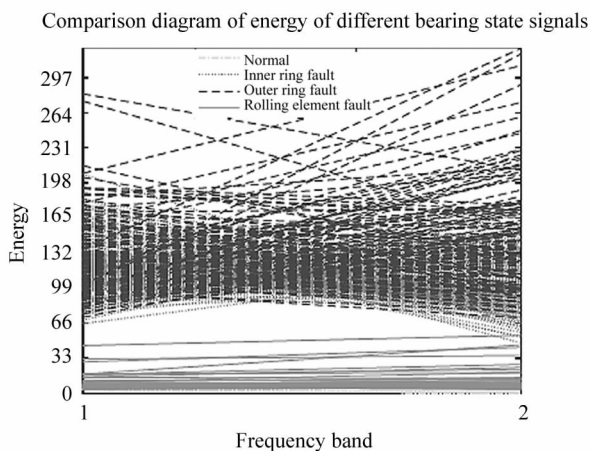


图 17 故障直径为 0.021 in 下的小波包能量分析图
Fig. 17 Wavelet packet energy analysis diagram with the fault diameter of 0.021 in

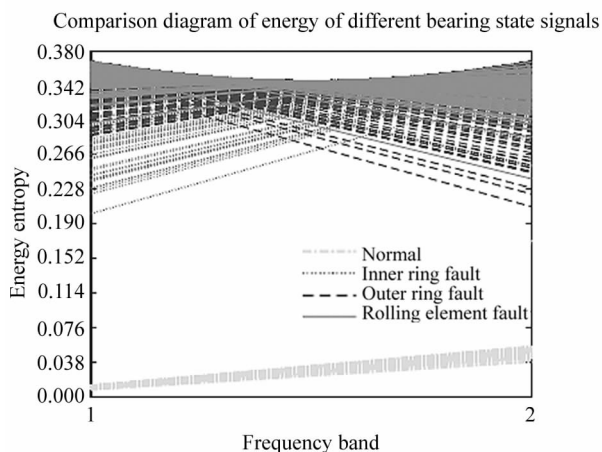


图 18 故障直径为 0.021 in 下的小波包能量熵分析图
Fig. 18 Wavelet packet energy entropy analysis diagram with the fault diameter of 0.021 in

表 3 故障直径为 0.021 in 下的相对动态误差表

Tab. 3 Table of relative dynamic error at
fault diameter of 0.021 in

Different bearing signals	Relative dynamic error
Normal	6.60
Inner ring fault	67.99
Outer ring fault	71.89
Rolling element fault	41.40

5 结 论

本文介绍了一种基于相对动态误差的轴承故障特征参数提取方法。当电机出现故障时,对原始轴承信号进行小波包一层分解,然后对分解的各个频段信号进行标准差分析,对得到的各频段标准差进行能量熵分析和均值分析,之后通过特征参数法进行定性分析以及通过相对动态误差法进行定量分析,就能实现对轴承故障的区分。实验对 1797 r/min 转速之下的正常轴承信号和 3 种不同故障尺寸的内圈故障轴承信号、外圈故障轴承信号和滚动体故障轴承信号进行了分析,结果表明,该方法具有很好的区分效果。

参考文献:

[1] LEI Y G, LIN J, HE Z J, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35 (1-2): 108-126.

[2] ZHANG L, CAI B H, XIONG G L, et al. Composite fault diagnosis method of rolling bearing based on consistent optimization index [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(9): 237-245.

张龙, 蔡秉桓, 熊国良, 等. 优化指标一致的滚动轴承故障复合诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(9): 237-245.

[3] CHEN Z X, JIAO M S, CAI J, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on wavelet packet energy spectrum [J]. Journal of Anhui University of Technology (Natural Science), 2017, 34(3): 269-274.

陈宗祥, 焦民胜, 蔡璉, 等. 基于小波包能量谱的滚动轴承故障检测 [J]. 安徽工业大学学报 (自然科学版), 2017, 34(3): 269-274.

[4] LI Y B, MA J B, JIANG L. Fault diagnosis of rolling bearing based on an improved convolutional neural network using SFLA [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(24): 187-193.

李益兵, 马建波, 江丽. 基于 SFLA 改进卷积神经网络的

滚动轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(24): 187-193.

[5] ZHENG X X, LIU J, WEI Y B, et al. Evaluation of health status of rolling bearing based on hidden Markov [J]. Journal of Mechanic & Electrical Engineering, 2021, 38 (5): 552-558.

郑小霞, 刘静, 魏彦彬, 等. 基于隐马尔可夫的滚动轴承健康状态评价方法研究 [J]. 机电工程, 2021, 38(5): 552-558.

[6] QI A L, LI L, ZHU Y X, et al. Dual channel CNN bearing fault identification based on fusion feature [J]. Machinery & Electronics, 2021, 39(5): 15-19.

齐爱玲, 李琳, 朱亦轩, 等. 基于融合特征的双通道 CNN 滚动轴承故障区分 [J]. 机械与电子, 2021, 39(5): 15-19.

[7] LI Y Q, ZHANG L X, FAN H B, et al. A self-heterodyne detection Rayleigh Brillouin optical time domain analysis system [J]. Optics Communications, 2018, 427: 190-195.

[8] LI D M, CAI Z M, QIN B, et al. Signal frequency domain analysis and sensor fault diagnosis based on artificial intelligence [J]. Computer Communications, 2020, 160: 71-80.

[9] OGANISYAN B A, OGANESYAN T N, MAKARYAN A O. Time-frequency analysis of electric cardiograms [J]. Journal of Contemporary Physics (Armenian Academy of Sciences), 2020, 55(4): 371-375.

[10] IKEDA Y, NAKADA R, KUBOKAWA T, et al. Linear shrinkage estimation of the variance of a distribution with unknown mean [J]. Communications in Statistics - Theory and Methods, 2021, 50(9): 2039-2047.

[11] IGBA J, ALEMZADEH K, DURUGBO C, et al. Analysing RMS and peak values of vibration signals for condition monitoring of wind turbine gearboxes [J]. Renewable Energy, 2016, 91: 90-106.

[12] CHAURASIA R C, SAHU D, SURESH N. Prediction of ash content and yield percent of clean coal in multi gravity separator using artificial neural networks [J]. International Journal of Coal Preparation and Utilization, 2018, 41(5): 1-8.

[13] LI H T. Network traffic prediction of the optimized BP neural network based on glowworm swarm algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2019, 7(2): 64-70.

[14] JUN S, LEE S. Learning dispatching rules for single machine scheduling with dynamic arrivals based on decision trees and feature construction [J]. International Journal of Production Research, 2021, 59(9): 2838-2856.

[15] AMIN S, ADHIKARI N, JHA T. Development of decision trees to discriminate HDAC8 inhibitors and non-inhibitors

- using recursive partitioning[J]. Journal of Biomolecular Structure and Dynamics, 2021, 39(1): 1-8.
- [16] LI M, LI L D. A novel method of curve fitting based on optimized extreme learning machine[J]. Applied Artificial Intelligence, 2020, 34(12): 849-865.
- [17] LIU Z L, NAN F, ZHENG X, et al. Color prediction of mushroom slices during drying using Bayesian extreme learning machine[J]. Drying Technology, 2020, 38(14): 1869-1881.
- [18] CHEGINI S N, MANJILI M J H, BAGHERI A. New fault diagnosis approaches for detecting the bearing slight degradation[J]. Meccanica, 2020, 55(1): 261-286.
- [19] ZHU Y W, YAN Q S, LU J B. Fault diagnosis method for disc slitting machine based on wavelet packet transform and support vector machine[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2020, 33(10-11): 1118-1128.
- [20] DAS P, NAGANNA S R, DEKA P C, et al. Hybrid wavelet packet machine learning approaches for drought modeling[J]. Environmental Earth Sciences, 2020, 79(10): 1100-1109.
- [21] BOUDIAF A, MOUSSAOUI A, DAHANE A, et al. A comparative study of various methods of bearing faults diagnosis using the case western reserve university data[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2016, 16(2): 271-284.
- [22] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64-65: 100-131.
- [23] LIU Y, TAO J F, HUANG W T, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on the combination of wavelet packet energy and CNN[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(11): 127-131.
- 刘颖, 陶建峰, 黄武涛, 等. 小波包能量与 CNN 相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与制造, 2021(11): 127-131.
- [24] WAN X J, SUN W L, CHEN K. Application of wavelet packet energy entropy and improved LSSVM in fault diagnosis of wind turbine bearings[J]. Water Resources and Power, 2021, 39(2): 142-145.
- 万晓静, 孙文磊, 陈坤. 小波包能量熵和改进的 LSSVM 在风力机轴承故障诊断中的应用[J]. 水电能源科学, 2021, 39(2): 142-145.

作者简介:

钱俊兵 (1976—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事人工智能及智能量测方面的研究。