

文章编号: 1000-8055(2022)06-1150-12

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20200543

基于 IRCMNDE 和 NNCHC 的滚动轴承故障诊断

杨潇谊^{1,2}, 邓为权³, 马 军^{1,2}

(1. 昆明理工大学 云南省人工智能重点实验室, 昆明 650500;

2. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500;

3. 昆明理工大学 民航与航空学院, 昆明 650500)

摘 要: 针对多尺度散布熵(MDE)在粗粒化过程中易发生信息丢失、产生虚假信息,难以全面提取轴承故障信息的问题,提出了基于改进的精细复合多尺度归一化散布熵(IRCMNDE)和最近邻凸包分类(NNCHC)的滚动轴承故障诊断方法。引入精细复合多尺度散布熵(RCMDE),将其粗粒化过程中平均值替换为最大值来表示数据段信息,以克服传统粗粒化过程的不足并突出故障特征。通过归一化操作减弱熵值计算时不同参数选择导致的熵值波动幅度,得到 IRCMNDE。将 IRCMNDE 作为故障特征,使用 NNCHC 分类器对故障特征进行分类。经实验验证,该方法可达到 98.98% 的故障识别准确率,相比基于 MDE(故障识别准确率为 95.99%)和 RCMDE(故障识别准确率为 97.60%)的方法,能够更准确地提取滚动轴承的故障特征信息,提高轴承故障分类的准确性。

关 键 词: 滚动轴承; 故障诊断; 多尺度散布熵; 精细复合多尺度散布熵; 最近邻凸包分类(NNCHC)

中图分类号: V263.6; TH17; TN911.7

文献标志码: A

Fault diagnosis of rolling bearings based on IRCMNDE and NNCHC

YANG Xiaoyi^{1,2}, DENG Weiquan³, MA Jun^{1,2}

(1. Key Laboratory of Artificial Intelligence of Yunnan Province,
Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Faculty of Information Engineering and Automation,
Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

3. Faculty of Civil Aviation and Aeronautics,
Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: In view of the problem that information loss and false information may occur during the coarse-graining process of multi-scale dispersion entropy (MDE), which make it difficult to extract bearing fault information comprehensively, a rolling bearing fault diagnosis method based on improved refined composite multi-scale normalized dispersion entropy (IRCMNDE)

收稿日期: 2020-12-20

基金项目: 国家自然科学基金(51765022,61663017); 云南省科技计划项目(2019FD042)

作者简介: 杨潇谊(1994—),女,硕士生,主要从事滚动轴承故障诊断和性能退化评估方面的研究。

通信作者: 邓为权(1988—),男,讲师,博士,主要从事复合材料无损检测、飞行器结构健康监测方面的研究。

E-mail: weiquan.deng@kust.edu.cn

引用格式: 杨潇谊,邓为权,马军. 基于 IRCMNDE 和 NNCHC 的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报,2022,37(6):1150-1161.

YANG Xiaoyi, DENG Weiquan, MA Jun. Fault diagnosis of rolling bearings based on IRCMNDE and NNCHC[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(6): 1150-1161.

and nearest neighbor convex hull classification (NNCHC) was proposed. The refined composite multi-scale dispersion entropy (RCMDE) was introduced, and the average value in the coarse-graining process was replaced by the maximum value to represent the data segments information, which can overcome the shortcomings of the traditional coarse-graining process and highlight the fault characteristics. Through the normalization operation to reduce the influence of the selection of different parameters on the entropy value, IRCMNDE was acquired as feature samples; NNCHC was used to classify the feature samples to realize bearing fault diagnosis. Experimental results showed that the proposed method can achieve 98.98% fault identification accuracy. Compared with the methods based on MDE (fault identification accuracy was 95.99%) and RCMDE (fault identification accuracy was 97.60%), the proposed method can extract the fault feature information of rolling bearings more accurately and improve the accuracy of fault classification.

Key words: rolling bearing; fault diagnosis; multiscale dispersion entropy;
refined composite multiscale dispersion entropy;
nearest neighbor convex hull classification (NNCHC)

近年来,航空发动机旋转机械的状态监测和故障诊断受到众多学者的广泛关注,滚动轴承作为旋转机械的重要零部件,其运行状态是否正常会直接影响整台设备的健康状况和剩余使用寿命^[1]。随着机械设备的运行,轴承不可避免地会受到裂纹、腐蚀、剥落和其他因素的影响,而导致其振动信号表现出非线性动态特性^[2]。因此,提取合适的轴承故障特征以有效反映轴承的工作状态并对故障特征进行准确分类对轴承的故障诊断至关重要^[3]。

近年来,非线性动力学技术不断发展,其中,基于熵的方法,如,近似熵(approximate entropy, APE)^[4]、样本熵(sample entropy, SE)^[5]和排列熵(permutation entropy, PE)^[6]等,已广泛用于旋转机械故障诊断。但是,APE计算结果的准确性依赖于数据长度,分析短数据段时,可能会产生偏差^[7]。SE克服了APE的缺点,但是它存在计算复杂度较高的缺陷^[8]。PE计算简单、抗噪能力较强,但是它忽略部分幅度信息^[9]。针对上述熵的缺陷,Mostafa等^[10]提出了散布熵(dispersion entropy, DE,量符号记为 E_{de}),因其在测量振动信号的复杂度和随机性方面的表现出优异的准确性、有效性和抗干扰性,被广泛应用于轴承的故障检测。

然而,上述基于熵的方法仅在单个尺度上提取故障特征,会丢失一些重要信息,导致结果产生偏差。为克服该缺点,Azami等^[11]进一步提出了多尺度散布熵(multiscale dispersion entropy, MDE,量符号记为 E_{mde}),与基于单尺度熵的方法相比,基于多尺度熵的方法极大地提高了结果准确性,

受到了众多专家学者的青睐^[12-13]。但在粗粒化过程中,通过计算各不重叠数据段的平均值得到粗粒化序列,可能产生信息丢失、虚假信息等问题,导致熵值计算结果不稳定且准确性差^[14]。其次,随着尺度因子的增加,粗粒化序列的长度越来越短,熵的辨别力也随之降低,导致只能在有限的尺度因子内进行熵值分析,分析过程受到限制^[15]。因此,本文拟对多尺度散布熵进行改进以得到稳定、准确的熵值结果,作为故障特征用于后续故障分类。

在对故障特征进行分类识别方面,支持向量机(support vector machine, SVM)取得了显著的成果^[16]。但是SVM只能通过二叉树或者偏二叉树等方法来细化分类,这样做可能会导致训练样本不均衡问题,在处理该类问题时往往不尽如人意^[17]。针对SVM不足,Zhou等^[18]提出了最近邻凸包分类(nearest neighbor convex hull classification, NNCHC)算法,NNCHC以其在解决多分类问题时变现出的良好性能以及在小样本情况下也可取得较高的识别准确率的优势,得到了专家学者的研究应用,如曾鸣^[19]利用最近邻凸包分类算法准确完成了对轴承故障位置的识别。杨宇等^[20]通过局部均值分解和核最近邻凸包(kernel nearest neighbor convex hull classification, KNNCHC)分解算法有效实现了轴承的故障诊断。

针对上述分析,本文对多尺度散布熵进行改进,提出改进的精细复合多尺度归一化散布熵(improved refined composite multiscale normalized dispersion entropy, IRCMNDE,量符号记为

E_{ircmde}), 通过 NNCHC 分类算法进行故障分类。首先, 将传统粗粒化过程改进为精细复合多尺度粗粒化过程, 并将其中的平均值计算替换了最大值计算, 得到改进的精细复合多尺度散布熵 (IRCMDE, 量符号记为 E_{ircmde})。然后, 对 IRCMDE 进行归一化操作, 得到 IRCMNDE 以减弱不同参数选择导致的熵值波动。最后, 将轴承不同工作状态的振动信号的 IRCMNDE 值作为故障特征, 通过 NNCHC 分类算法, 完成故障分类识别, 实现轴承的故障诊断。实验结果证明本文方法可以有效、准确地对滚动轴承故障进行检测和分类。

1 基础理论

1.1 散布熵 (DE)

散布熵是表征时间序列复杂性和不规则程度的非线性动力学方法, 由 Mostafa 等于 2016 年提出, 散布熵可同时检测带宽、频率和幅度变化, 更有效地提取信息, 且其计算时间也大大缩短, 抗干扰性强, 对噪声不敏感, 可以有效反应轴承故障特征, 在滚动轴承故障诊断领域得到了广泛的应用。散布熵是表征时间序列复杂性和不规则程度的非线性动力学方法。

给定一个非线性时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 具体计算步骤如下^[21]:

1) 将 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 通过正态分布函数映射到 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 。

2) 将 y_i 映射到 $z_i, z_i = R(c \cdot y_i + 0.5)$, 其中 c 为类别个数, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整函数。

3) 嵌入序列 $z_i^{m,c} = \{z_i^c, z_{i+d}^c, \dots, z_{i+(m-1)d}^c\}$, $i = 1, 2, \dots, N - (m-1)d$, 其嵌入维数为 m 、时间延迟为 τ 。将每个时间序列 $z_i^{m,c}$ 映射到散布模式 $\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}}$, 其中 $z_i^c = \nu_0, z_{i+d}^c = \nu_1, \dots, z_{i+(m-1)d}^c = \nu_{m-1}$ 。

4) 对于每个散布模式 $\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}}$, 其相对频率可表示为

$$p(\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}}) = \frac{N_{um}(\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}})}{N - (m-1)d} \quad (1)$$

式中 $N - (m-1)d$ 表示嵌入向量的总个数, N_{um} 表示 $z_i^{m,c}$ 映射到 $\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}}$ 的个数。

5) 具有嵌入维数 m 、时间延迟 d 和类别 c 的时间序列的散布熵计算

$$E_{de}(X, m, c, d) = - \sum_{\pi=1}^{c^m} p(\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}}) \ln(p(\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}})) \quad (2)$$

式中 m 为嵌入维数, d 为时间延迟, c 为类别个数, $p(\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}})$ 为散布模式 $\pi_{\nu_0 \nu_1 \dots \nu_{m-1}}$ 的相对频率。

1.2 多尺度散布熵 (MDE)

多尺度散布熵作为散布熵的改进形式, 由 Azami 等于 2018 年提出, 具体计算步骤如下^[11]:

1) 对于时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 通过式 (3) 构造粗粒化序列

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{b=(j-1)\tau}^{j\tau} x_b, \quad (1 \leq j \leq \lfloor N/\tau \rfloor) \quad (3)$$

2) MDE 定义为

$$E_{mde}(X, m, c, d) = E_{de}(y^{(\tau)}, m, c, d) \quad (4)$$

MDE 多尺度粗粒化计算过程如图 1 所示。

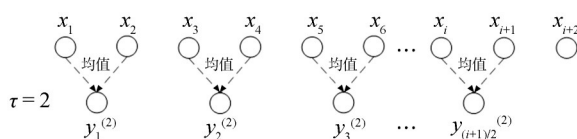


图 1 MDE 粗粒化过程 ($\tau = 2$)

Fig.1 Coarse-graining process of MDE ($\tau = 2$)

1.3 改进的精细复合多尺度归一化散布熵 (IRCMNDE)

文献[22]针对多尺度样本熵 (multi-scale entropy, MSE) 在粗粒化过程中的不足, 提出了局部最大值多尺度样本熵 (local maximum multi-scale entropy, LMMSE), 将多尺度粗粒化过程中的平均值计算替换为最大值计算, 表示数据段信息, 旨在准确提取轴承故障信息。

本文基于该思想对 MDE 进行改进, 首先, 获取原始振动信号时间序列的绝对值, 引入精细复合多尺度散布熵 (refined composite multiscale dispersion entropy, RCMDE, 量符号记为 E_{rcmde}) 计算原始时间序列的精细复合多尺度粗粒化序列, 克服多尺度粗粒化过程中易发生信息丢失的缺陷。然后, 利用最大值计算替代精细复合多尺度中的平均值, 得到改进的粗粒化序列, 以突出轴承故障特征。最后, 计算粗粒化序列的 IRCMDE 值, 具体计算过程如下:

1) 对于时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 通过式 (5) 将其分为 $\lfloor N/\tau \rfloor$ 个粗粒化时间序列

$$y_{k,j}^{\tau} = \max \{ \text{abs}(x_{(j-1)\tau+k} : x_{k+j\tau-1}) \} \quad (1 \leq j \leq \lfloor N/\tau \rfloor, 1 \leq k \leq \tau) \quad (5)$$

式中 $\text{abs}(\cdot)$ 表示绝对值函数, $x_{(j-1)\tau+k} : x_{k+j\tau-1}$ 为数据点 $x_{(j-1)\tau+k}$ 到数据点 $x_{k+j\tau-1}$ 之间的所有数据点。

2) 计算粗粒化时间序列的 IRCMDE 熵值

$$E_{\text{ircmde}}(X, m, c, d) = E_d(y^{(\tau)}, m, c, d) \quad (6)$$

3) 对 IRCMNDE 进行归一化处理

$$E_{\text{ircmnd}}(X, m, c, d) = \frac{E_{\text{ircmd}}(y^i, m, c, d)}{\sum_{i=1}^I E_{\text{ircmd}}(y^i, m, c, d)} \quad (7)$$

IRCMDE 多尺度粗粒化计算过程如图 2 所示。

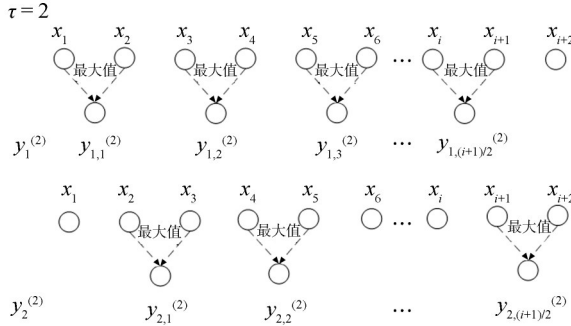


图2 IRCMDE粗粒化过程($\tau=2$)

Fig.2 Coarse-graining process of IRCMDE ($\tau=2$)

2 最近邻凸包分类器(NNCHC)

最近邻凸包分类器(NNCHC)由曾鸣等^[23]提出,可有效解决多分类问题,基本思路如下:

设某一类别的训练集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 测试样本为 x , 认为 X 的凸包 $H_c(X)$ 上存在唯一的点 x' , 与点 x 距离最短, 可称 x' 为 x 在凸包 $H_c(X)$ 上的最佳逼近点, 如图 3 所示。其中, 凸包 $H_c(X)$ 为包含 X 中所有点的最小凸多边形。将 x 到凸包 $H_c(X)$ 的最小距离 $D(x, H_c(X)) = \|x - x'\|$ 作为衡量测试样本 x 与该类别训练集 X 的相似性度量。

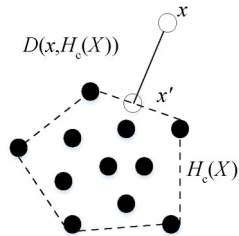


图3 凸包及测试样本在凸包上的最佳逼近点

Fig.3 Convex hull and the best approximation point of the test sample on the convex hull

计算测试样本 x 到某一训练样本集 X 的凸包 $H_c(X)$ 最短距离的关键是确定点 x' , 其实质是一

个优化问题, 目标函数为

$$D(x, H_c(X)) = \min_{\epsilon \in H_c(X)} \{\|x - \epsilon\|\} \quad (8)$$

式中 ϵ 为凸包 $H_c(X)$ 上的点, 由 X 中所有样本的凸组合表示

$$\begin{aligned} \epsilon &= \sum_{i=1}^k \alpha_i x_i \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^k \alpha_i &= 1; \quad 0 \leq \alpha_i \leq 1; \quad i = 1, 2, \dots, k \end{aligned} \quad (9)$$

将式(9)带入式(8), 进行平方计算得到

$$\begin{aligned} D^2(x, H_c(X)) &= \min_a \left\{ \left\| x - \sum_{i=1}^k \alpha_i x_i \right\|^2 \right\} = \\ \min_a &\left\{ (x \cdot x) - 2 \sum_{i=1}^k \alpha_i (x \cdot x_i) + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^k \alpha_i &= 1; \quad 0 \leq \alpha_i \leq 1; \quad i = 1, 2, \dots, k \end{aligned} \quad (10)$$

设共有 n 个类别 $p_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 分别对应训练样本集 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 。相应地, 有 n 个类别的凸包 $H_c(X_i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 。对于给定的未知样本 x , 通过式(12)分别求得 x 到 n 个凸包的最小距离 $D_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 。最后, 依据最近邻原则进行分类, 即

$$x \in p_j, \quad j = \operatorname{argmin}_{i=1, 2, \dots, n} \{D_i\} \quad (11)$$

3 本文方法

本文对 MDE 进行改进得到 IRCMNDE, 将其作为故障特征, 通过结合 NNCHC 进行滚动轴承故障分类, 其具体步骤如下:

1) 获取滚动轴承不同工作状态下的振动信号, 设每种工作状态含有 N 个样本, 随机选取 M 个样本作为训练样本, 剩余 $N-M$ 个为测试样本。

2) 分别计算训练样本和测试样本的 IRCMNDE 熵值作为故障特征。

3) 将训练样本和测试样本的故障特征输入 NNCHC, 完成故障分类, 实现轴承的故障诊断。

其中, IRCMNDE 改进算法如下:

步骤 1 获取原始时间序列的绝对值。

步骤 2 将绝对值时间序列划分为 $\lfloor N/\tau \rfloor$ 个长度为 τ 的数据段。

步骤 3 利用最大值计算来替换原始粗粒化过程中的平均值计算, 表示数据段信息, 获取时间序列的改进的粗粒化序列 $y_{k,j}^{(\tau)}$ 。

步骤4 计算每个改进的粗粒化序列 $y_{k,j}^{(\tau)}$ 的 IRCMDE 熵值。

步骤5 对 IRCMDE 进行归一化操作,进而

得到 IRCMDE 熵值。

本文方法流程图如图4所示。

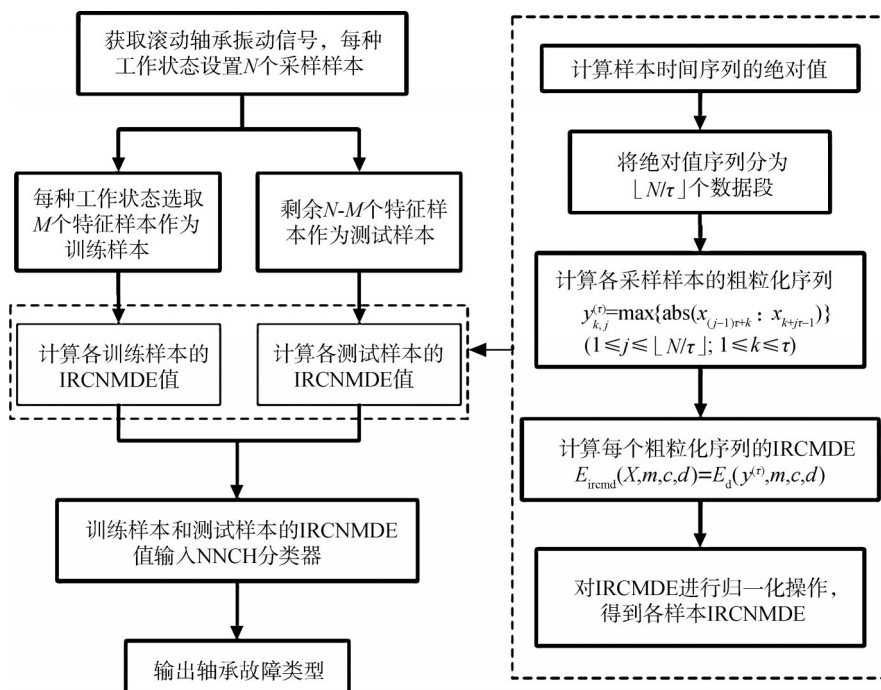


图4 本文方法流程图

Fig.4 Method flow chart of this paper

4 实验分析

4.1 实验数据

为验证本文方法的可行性,采用美国凯斯西储大学滚动轴承实验平台数据进行分析。图5为凯斯西储大学(CWRU)滚动轴承数据实验平台,该实验平台由型号为SKF6205的驱动端滚动轴承、电动机、扭矩传感器/译码器及测力计组成。轴承转速 $R=1\,797\text{ r/min}$,采样频率 $f_s=12\,000\text{ Hz}$ 。主要包含正常状态和9种故障工作状态,故障工作状态主要分为滚动体故障,内圈故障和外圈故障,各故障工作状态又分为故障尺寸为0.1778、0.3556、0.5334 mm这3种故障程度。实验数据的标签信息详细说明如表1所示。

4.2 改进粗粒化过程实验分析

为验证本文所提 IRCMDE 中改进粗粒化过程可有效改进传统粗粒化过程,表征轴承故障特征,分别截取数据长度为8192的轴承正常状态振动信号及故障尺寸为0.5334 mm的内圈故障、外圈故障和滚动体故障振动信号,绘制其原始振动信号、MDE中粗粒化序列和 IRCMDE 中粗

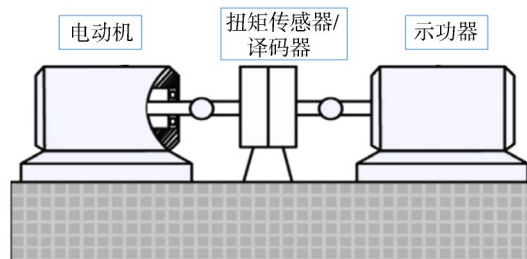


图5 凯斯西储大学滚动轴承实验平台

Fig.5 Rolling bearing experimental platform of CWRU

粒化序列的频谱进行分析。其中,MDE和 IRCMDE 的尺度因子取 $\tau=3$,采样频率为 $f=f_s/3$,即 $f=4\,000\text{ Hz}$,频谱带宽为 $2\,000\text{ Hz}$ 。

图6为原始振动信号频谱,图7为MDE粗粒化序列频谱,图中NOR、IRF、ORF、BF分别表示正常信号、内圈故障、外圈故障、滚动体故障。对比可发现,在正常状态振动信号的MDE粗粒化序列频谱中,在1900 Hz附近存在明显的谱线,而在原始振动信号频谱中并没有该条谱线。而对于发生内圈故障的轴承振动信号,MDE粗粒化序列的频谱中在800~1400 Hz附近出现大量原始信号频谱中不存在的新频率成分。类似地,对于发

表 1 轴承实验数据

Table 1 Bearing experimental data

工作状态	故障尺寸/mm	状态缩写	电动机转速/(r/min)	分类标签
正常(normal)	0	NOR	1 797	1
内圈故障 (inner ring failure)	0.177 8	IRF1	1 797	2
	0.355 6	IRF2	1 797	3
	0.533 4	IRF3	1 797	4
外圈故障 (outer ring failure)	0.177 8	ORF1	1 797	5
	0.355 6	ORF2	1 797	6
	0.533 4	ORF3	1 797	7
滚动体故障 (balling failure)	0.177 8	BF1	1 797	8
	0.355 6	BF2	1 797	9
	0.533 4	BF3	1 797	10

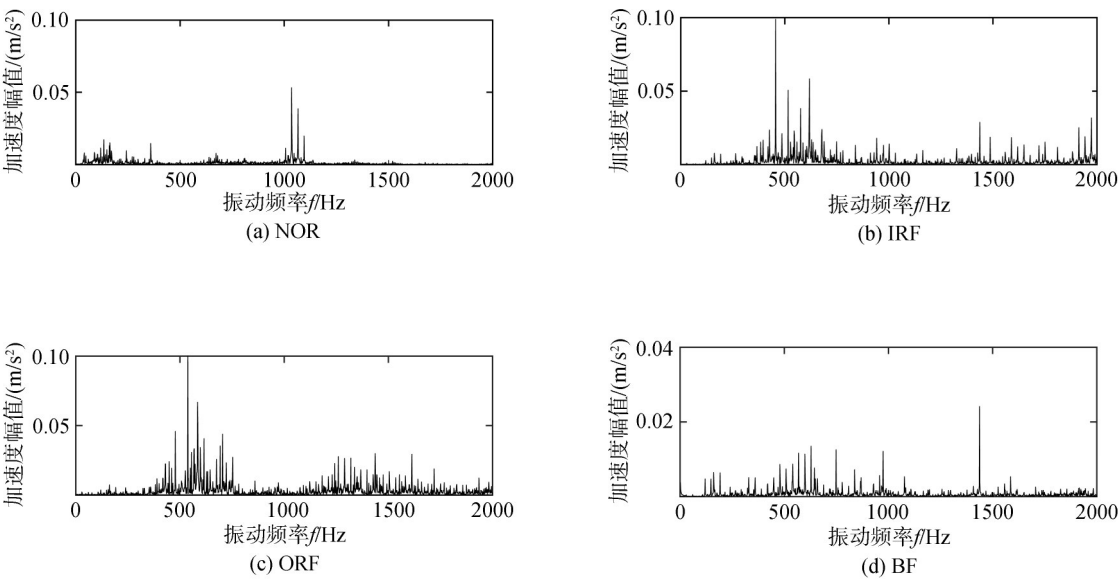
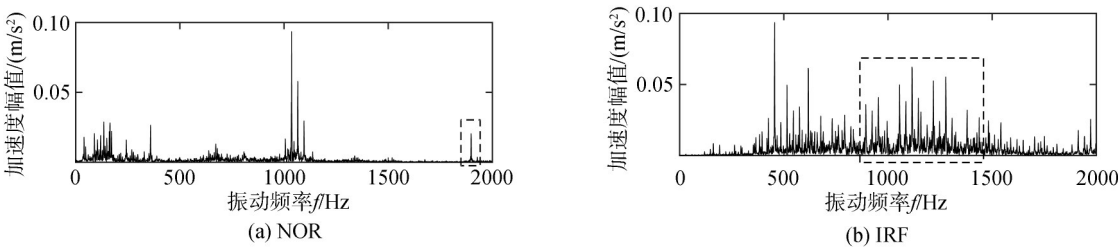
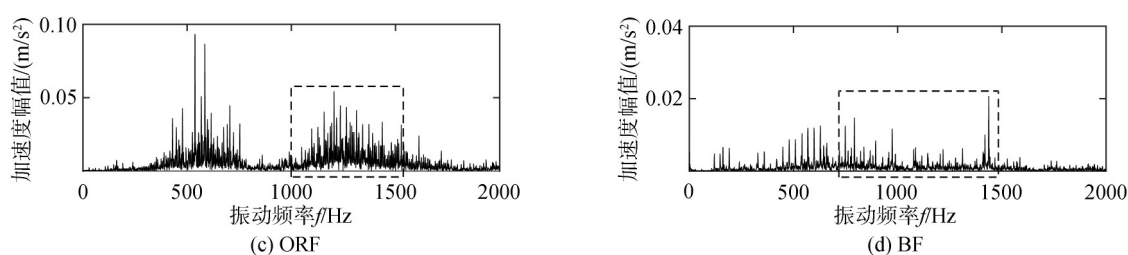


图 6 原始振动信号频谱

Fig.6 Spectrum of the original vibration signal



图 7 MDE 粗粒化序列频谱 ($f=0\sim 2\,000$ Hz)Fig.7 Spectrum of MDE coarse-grained series ($f=0\sim 2\,000$ Hz)

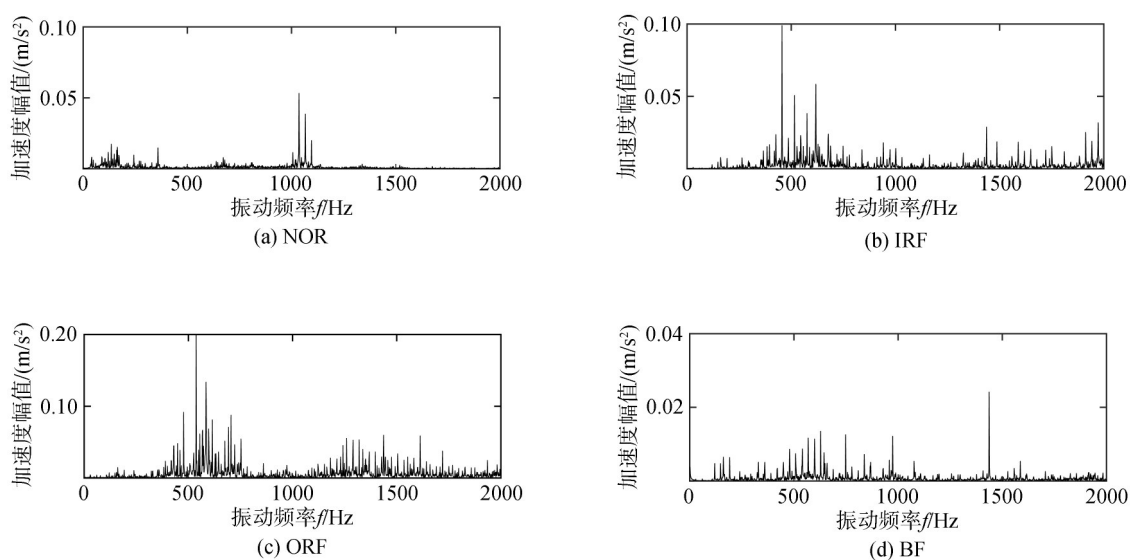
生外圈故障的振动信号和发生滚动体故障的振动信号, MDE 粗粒化序列中分别在 $1\,000\sim 1\,600$ Hz 和 $750\sim 1\,500$ Hz 附近均存在一定的新频率成分。由此可见 MDE 的粗粒化过程易产生虚假信息, 不利于轴承故障信息的提取。图 8 为 IRCMNDE 粗粒化序列频谱, 对比图 6~图 7 可发现其与原始振动信号频谱基本相同, 未出现新频率成分, 说明 IRCMNDE 有效克服 MDE 在粗粒化过程易产生虚假信息的不足。

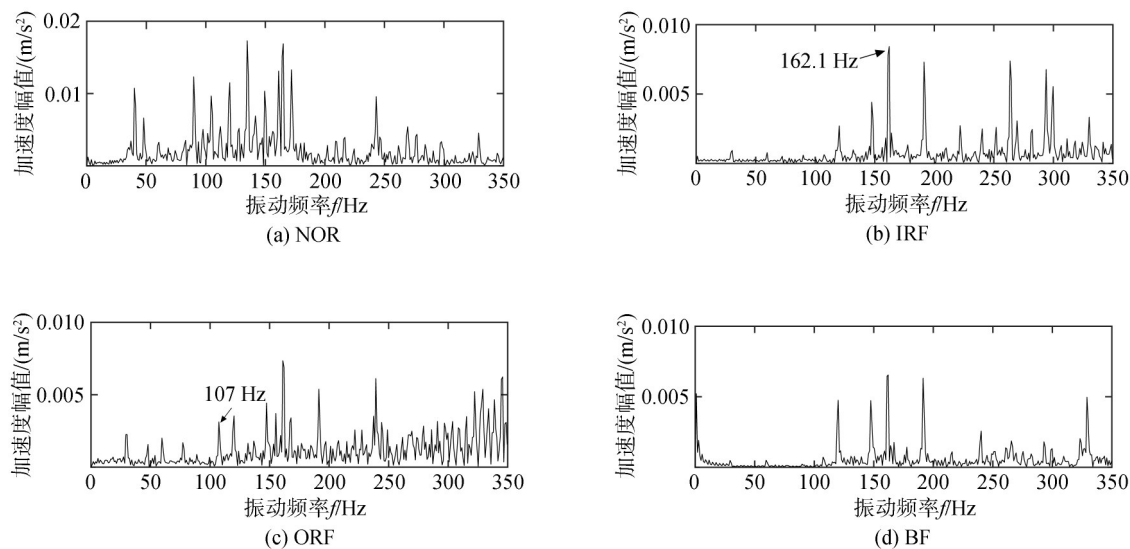
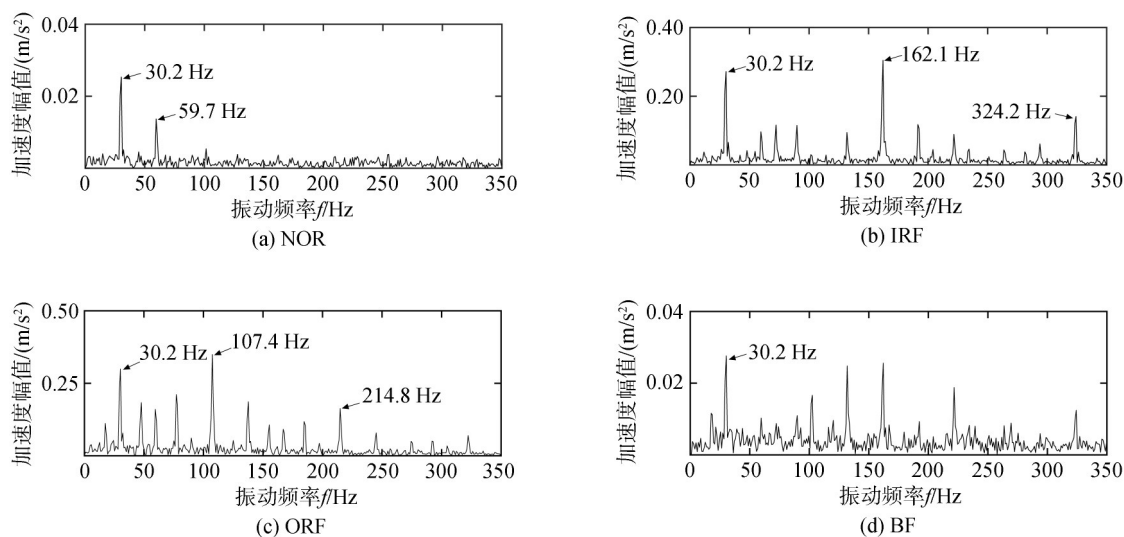
图 9 为 MDE 粗粒化序列 $0\sim 350$ Hz 的局部频谱, 可发现 MDE 粗粒化序列 $0\sim 350$ Hz 的频谱, 仅能提取到轴承内圈故障频率特征 (162.1 Hz) 和不明显的外圈故障特征 (107 Hz), 说明 MDE 粗粒化过程丢失了一些重要信息, 无法完整、有效地提取轴承故障信息。图 10 为 IRCMNDE 粗粒化序列 $0\sim 350$ Hz 的局部频谱, 对于轴承 4 种状态下的振动信号, 在 30.2 Hz 和 59.7 Hz 处均有明显频

率分量, 与滚动轴承旋转频率及其 2 倍频基本吻合。其中, 旋转频率 $f_s = R/60 = 29.95$ Hz, 为轴承固有频率成分。对于故障振动信号, 可发现与滚动轴承内圈故障频率 162.2 Hz 及其 2 倍频 324.4 Hz 接近的频率分量: 162.1 Hz 和 324.2 Hz。同样, 轴承外圈故障频率为 107.4 Hz 及其 2 倍频 214.8 Hz, 也可在图中找到与之对应的频率分量 107.4 Hz 和 214.8 Hz。说明 IRCMNDE 中改进的粗粒化过程相比于 MDE 中传统粗粒化过程, 可以从振动信号中有效地提取轴承故障信息, 为后续表征轴承故障特征奠定基础。

4.3 实验验证及对比分析

为验证本文提出的 IRCMNDE 可有效克服 MDE 在粗粒化过程中存在的缺陷, 选取正常状态数据及故障尺寸为 $0.533\,4$ mm 的内圈故障、外圈故障和滚动体故障状态数据进行实验分析, 分别绘制不同工作状态下滚动轴承振动信号的 MDE、

图 8 IRCMNDE 粗粒化序列频谱 ($f=0\sim 2\,000$ Hz)Fig.8 Spectrum of IRCMNDE coarse-grained series ($f=0\sim 2\,000$ Hz)

图9 MDE粗粒化序列频谱($f=0\sim 350$ Hz)Fig.9 Spectrum of MDE coarse-grained series ($f=0-350$ Hz)图10 IRCMNDE粗粒化序列频谱($f=0\sim 350$ Hz)Fig.10 Spectrum of IRCMNDE coarse-grained series ($f=0-350$ Hz)

RCMDE、IRCMDE、IRCMNDE 熵值曲线,如图11~图14所示。根据文献[24-25],在利用散布熵及其改进形式进行滚动轴承故障诊断时,参数通常取值:嵌入维数 $m=2,3$,种类数 $c=3,6$,时延 $d=1$,最大尺度因子 $\tau_{\max}=20$ 。基于此本文取 $m=2, c=3, d=1, \tau_{\max}=20$ 。

图11为MDE熵值曲线,图中可见不同工作状态下,随着尺度因子的增大,正常状态下的MDE曲线基本稳定,故障状态下的MDE曲线逐渐下降。当尺度因子 τ 超过10时,内圈故障振动信号、外圈故障振动信号及滚动体故障振动信号

所对应的MDE熵值曲线出现大量重叠,难以区分滚动轴承故障类型。RCMDE熵值曲线如图12所示,其大体趋势与MDE曲线基本类似,3种故障振动信号所对应的熵值曲线仍存在大量重叠部分,给滚动轴承故障分类带来很大的难度。图13为IRCMDE熵值曲线,通过熵值曲线可以较清晰地区分4种工作状态,不同工作状态对应的熵值曲线重叠部分较少,表现出较强的描绘故障特征能力,可以较清晰地区分轴承故障类型。图14为IRCMNDE熵值曲线,图中可见相较于图13,其不同工作状态下对应的熵值曲线区分更为明显,

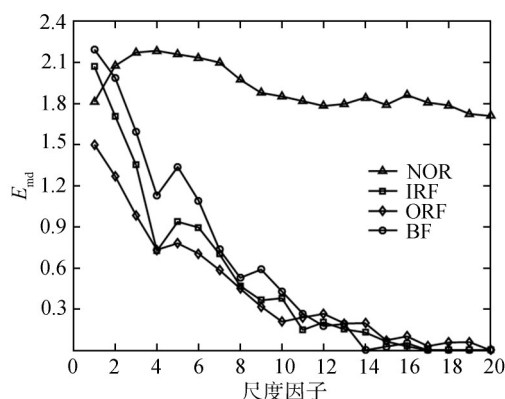


图 11 轴承不同工作状态下的 MDE

Fig.11 MDE in different working states of bearing

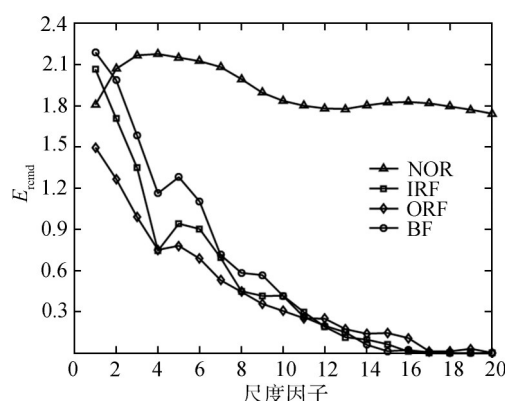


图 12 轴承不同工作状态下的 RCMDE

Fig.12 RCMDE in different working states of bearing

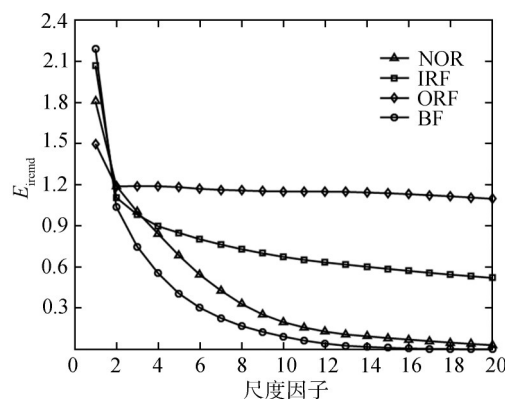


图 13 轴承不同工作状态下的 IRCMDE

Fig.13 IRCMDE in different working states of bearing

且仅发生两次重叠,描绘故障特征能力优于上述 3 种方法。

另外,为验证归一化操作可减弱参数选取对熵值的影响,分别计算在相同工作状态、不同参数下的 IRCMDE 其中,两组参数分别取 $m=2, c=3, d=1, \tau_{\max}=20$ 和 $m=3, c=3, d=1, \tau_{\max}=20$ 。同上文所述,计算 IRCMNDE 在不同参数下

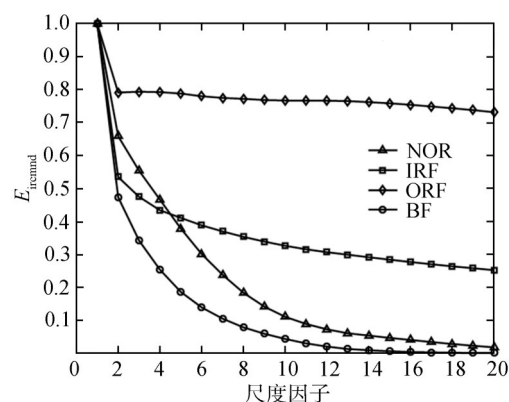


图 14 轴承不同工作状态下的 IRCMNDE

Fig.14 IRCMNDE in different working states of bearing

的熵值差,将两组熵值差作为纵坐标,绘制柱状图如图 15 所示。可发现:相同工作状态、不同参数下 IRCMNDE 熵值基本稳定,而 IRCMDE 熵值波动较大,说明经过归一化处理可以有效削弱了参数选择对熵值的影响。可见本文提出的 IRCMNDE 相较于其他 3 种熵值可以更准确、有效地表征轴承振动信号的故障特征。

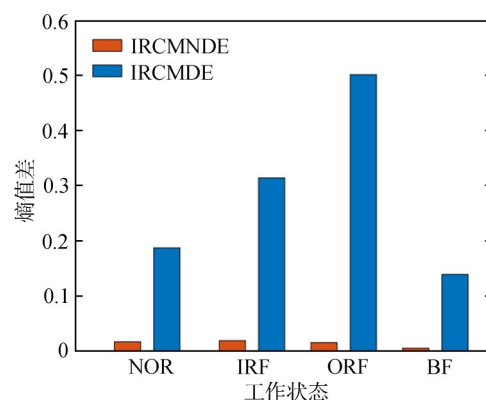


图 15 IRCMDE 和 IRCMNDE 在不同参数下的熵值差

Fig.15 Entropy difference of IRCMDE and IRCMNDE under different parameters

4.4 故障检测和故障分类

获取轴承的正常状态和 9 种故障工作状态的振动信号,将轴承振动信号划分成多个不重叠的数据段,每种工作状态包括 110 组数据样本,每组数据样本含 1 024 个采样点。分别计算不同工作状态下滚动轴承振动信号的 MDE、RCMDE、IRCMDE 和 IRCMNDE 熵值,将其作为故障特征样本,通过 NNCHC 进行故障分类,实现滚动轴承故障诊断。其中,每种工作状态选择 80 个样本作为训练样本,剩余 30 个样本作为测试样本,采用十折交叉验证。

各特征样本计算得到的故障识别准确率如图 16 所示,本文所述基于 IRCMNDE-NNCHC 的方法,其平均故障识别准确率可达到 98.98%,相比于基于 MDE-NNCHC (故障识别准确率为 95.99%)、RCMDE-NNCHC (故障识别准确率为 97.60%) 和 IRCMDE-NNCHC (故障识别准确率为 98.03%) 的方法,本文所提 IRCMNDE 有效提高了 MDE 的故障识别准确率,达到较高的分类精度,可见所述方法有效提高了 MDE 描绘轴承故障特征的能力,克服了 MDE 在原始粗粒化过程中易发生信息丢失、虚假信息的不足而导致熵值结果不准确的缺陷,并解决了参数选择对熵值影响较大的问题,可以更准确地完成故障识别分类。

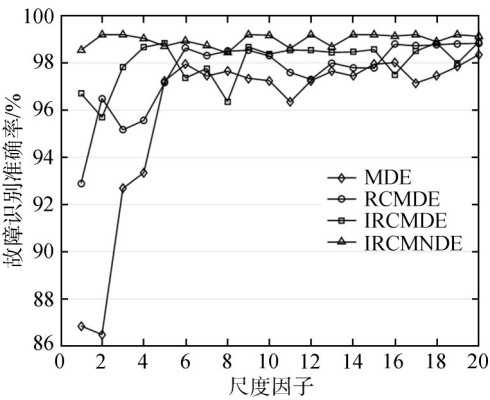


图 16 NNCHC 故障识别准确率结果图
Fig.16 Fault identification accuracy graph by NNCHC

同时,为验证 NNCHC 分类的有效性,将 MDE、RCMDE、IRCMDE 和 IRCMNDE 作为特征样本进行 SVM 训练和测试。其中,对 SVM 采

用十折交叉验证,SVM 算法的参数根据文献[26]使用粒子群算法进行寻优(PSO-SVM)。故障识别准确率如图 17 所示,可发现对于相同特征样本,NNCHC 故障识别准确率均高于 SVM 的故障识别准确率,由此证明了基于 NNCHC 分类模型在进行滚动轴承故障分类时的分类精度明显优于基于 SVM 分类模型的分类精度。同样,相比于其他故障特征样本,IRCMNDE-SVM 获得最高的平均故障识别准确率结果(98.11%),分别超过基于 MDE-SVM 和 RCMDE-SVM 的方法 3.84% 和 2.18%,再次验证了 IRCMNDE 在表征轴承振动信号故障特征上的有效性。

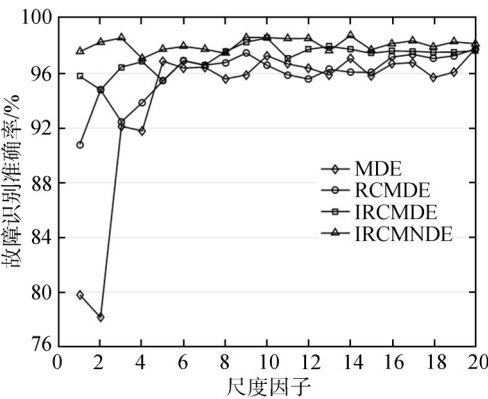


图 17 PSO-SVM 故障识别准确率结果图
Fig.17 Fault identification accuracy graph by PSO-SVM

上述故障分类识别实验具体识别准确率结果如表 2 所示,可获得与上文相同的结论,并且 IRCMNDE-NNCHC 方法准确率标准差小于其他方法,表明本文方法具有更好的稳定性,可以更准

表 2 故障识别准确率
Table 2 Accuracy of fault identification

方法		故障识别准确率/%			
		平均	最大	最小	标准差
PSO-SVM	MDE	94.27	97.79	78.13	0.054 5
	RCMDE	95.93	98.01	90.80	0.017 8
	IRCMDE	97.18	98.60	94.80	0.009 6
	IRCMNDE	98.11	98.77	97.09	0.004 6
NNCHC	MDE	95.99	98.35	86.48	0.035 0
	RCMDE	97.60	98.83	92.90	0.015 3
	IRCMDE	98.03	98.88	95.70	0.008 9
	IRCMNDE	98.98	99.20	98.43	0.002 6

确、有效地完成滚动轴承故障类型的多分类问题,实现滚动轴承故障诊断。

5 结 论

本文提出了一种改进的精细复合多尺度归一化散布熵(IRCMNDE)作为滚动轴承故障诊断的故障特征,通过NNCHC分类器进行故障分类,完成轴承的故障诊断,通过实验验证及对比分析可得如下结论:

1) IRCMNDE有效克服了MDE在粗粒化过程中发生信息丢失、产生虚假信息等不足,避免了熵值计算结果不准确的问题。通过NNCHC分类器进行故障分类,其可达到98.11%的故障识别准确率,相比于MDE和RCMDE的故障识别准确率分别提高了2.99%、1.38%,达到较高的分类精度,对轴承的故障诊断有着重要意义。

2) IRCMNDE中归一化操作削弱了参数选择对熵值结果影响,减弱了不同参数下熵值的波动,可以更稳定地表征轴承振动信号的故障特征。

3) NNCHC分类器可得到较高的故障识别准确率,能够精准地诊断滚动轴承的故障类型,为滚动轴承健康维护奠定了基础。

本文方法为滚动轴承故障诊断提供了一种解决方案,但未针对分类器存在的不足进行研究分析,笔者将进一步对其进行完善,以期能够应用于工程实际,从而保证轴承的稳定运行。

参考文献:

- [1] 杨旭,邱明,陈立海,等.基于PSO-RWE的自适应小波阈值函数滚动轴承振动信号去噪方法[J].航空动力学报,2020,35(11):2339-2347.
YANG Xu, QIU Ming, CHEN Lihai, et al. Adaptive wavelet threshold function based on PSO-RWE for vibration signal denoising of rolling bearing[J]. Journals of Aerospace Power, 2020, 35(11):2339-2347. (in Chinese)
- [2] DANG Zhang, LÜ Yong, LI Yourong. Improved dynamic mode decomposition and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Sensors, 2018, 18(6):18061972.1-18061972.15.
- [3] CHEN Yinsheng, ZHANG Tinghao, LUO Zhongming, et al. A novel rolling bearing fault diagnosis and severity analysis method[J]. Applied Sciences-Basel, 2019, 9(11):9112356.1-9112356.23.
- [4] AN Xueli, PAN Luoping. Wind turbine bearing fault diagnosis based on adaptive local iterative filtering and approximate entropy[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineering: Part C Journal of Mechanical Engineering Science, 2016, 231(17):3228-3237.
- [5] 赵志宏,杨绍普.基于小波包变换与样本熵的滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2012,32(4):640-644,692.
ZHAO Zhihong, YANG Shaopu. Fault diagnosis of rolling bearing based on wavelet packet transform and sample entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2012, 32(4):640-644, 692. (in Chinese)
- [6] 戚晓利,王振亚,吴保林,等.基于ACMPE、ISSL-Isomap和GWO-SVM的行星齿轮箱故障诊断[J].航空动力学报,2019,34(4):744-755.
QI Xiaoli, WANG Zhenya, WU Baolin, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on ACMPE, ISSL-Isomap and GWO-SVM[J]. Journal of Aeronautical Dynamics, 2019, 34(4):744-755. (in Chinese)
- [7] YAN R, GAO R X. Approximate entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring[J]. Mechanical and System Signal Process, 2007, 21(2):824-839.
- [8] 向丹,葛爽.基于EMD样本熵-LLTSA的故障特征提取方法[J].航空动力学报,2014,29(7):1535-1542.
XIANG Dan, GE Shuang. Fault feature extraction method based on EMD sample entropy-LLTSA[J]. Journal of Aeronautics and Dynamics, 2014, 29(7):1535-1542. (in Chinese)
- [9] WANG Heng, CHEN Jinhai, ZHOU Yiwen, et al. Early fault diagnosis of rolling bearing based on noise-assisted signal feature enhancement and stochastic resonance for intelligent manufacturing[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 107(3/4):1017-1023.
- [10] MOSTAFA R, HAMED A. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis[J]. IEEE Signal Processing Letter, 2016, 23(5):610-614.
- [11] AZAMI H, ESCUDERO J. Coarse-Graining approaches in univariate multiscale sample and dispersion entropy[J]. Entropy, 2018, 20(2):9112356.1-9112356.
- [12] GAN Xiong, LU Hong, YANG Guangyong. Fault diagnosis method for rolling bearings based on composite multiscale fluctuation dispersion entropy[J]. Entropy, 2019, 21(3):21030290.1-21030290.15.
- [13] ZHANG Yidong, TONG Shuiguang, CONG Feiyun, et al. Research of feature extraction method based on sparse reconstruction and multiscale dispersion entropy[J]. Applied Sciences, 2018, 8(6):8060888.1-8060888.23.
- [14] YANG Xiaolan, JIA Minping. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using improved multiscale dispersion entropy and mRMR feature selection[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 163(9):450-471.
- [15] AZAMI H, ROSTAGHI M, ABASOLO D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to biomedical signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(12):2872-2879.
- [16] 李艳军,张建,曹愈远,等.基于模糊信息粒化和优化SVM的航空发动机性能趋势预测[J].航空动力学报,2017,32(12):3022-3030.
LI Yanjun, ZHANG Jian, CAO Yuyuan, et al. Aeroengine performance trend prediction based on fuzzy information

- granulation and optimized SVM[J]. Journal of Aeronautics and Dynamics, 2017, 32(12):3022-3030. (in Chinese)
- [17] 徐冠基, 曾柯, 柏林. 基于SPSO优化 multiple kernel-TWS-VM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(5):973-979, 1130.
- XU Guanji, ZENG Ke, BO Lin. Fault diagnosis of rolling bearing based on SPSO optimized multiple kernel-TWSVM [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2019, 39(5):973-979, 1130. (in Chinese)
- [18] ZHOU Xiaofei, SHI Yong. Nearest neighbor convex hull classification method for face recognition[R]//Baton Rouge, US: the 9th International Conference on Computational Science, 2009.
- [19] 曾鸣. 基于凸包的模式识别方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[D]. 长沙: 湖南大学, 2016.
- ZENG Ming. Convex hull-based pattern recognition technique and its applications to fault diagnosis for roller bearings [D]. Changsha: Hunan University, 2016. (in Chinese)
- [20] 杨宇, 曾鸣, 程军圣. 基于局部特征尺度分解和核最近邻凸包分类算法的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2013, 26(1):118-126.
- YANG Yu, ZENG Ming, CHENG Junsheng. Fault diagnosis method of rolling bearing based on local feature scale decomposition and kernel nearest neighbor convex hull classification algorithm[J]. Journal of Vibration Engineering, 2013, 26(1):118-126. (in Chinese)
- [21] 吴守军, 冯辅周, 吴春志, 等. 基于VMD-DE的坦克行星变速箱故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10):170-179.
- WU Shoujun, FENG Fuzhou, WU Chunzhi, et al. Research on fault diagnosis method of tank planetary gearbox based on VMD-DE [J]. Vibration and Shock, 2020, 39(10):170-179. (in Chinese)
- [22] ZHAO Dongfang, LIU Shulin, GU Dan, et al. Improved multi-scale entropy and its application in rolling bearing fault feature extraction[J]. Measurement, 2020, 152: 107361.1 - 107361.16.
- [23] 曾鸣, 杨宇, 郑近德, 等. 基于LCD和KNNCH分类算法的齿轮故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2014, 25(15):2049-2054.
- ZENG Ming, YANG Yu, ZHENG Jinde, et al. Gear fault diagnosis method based on LCD and KNNCH classification algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(15): 2049-2054. (in Chinese)
- [24] MOSTAFA R, REZA A M, HAMED A. Application of dispersion entropy to status characterization of rotary machines [J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 438:291-308.
- [25] ZHANG, ZHOU. A comprehensive fault diagnosis method for rolling bearings based on refined composite multiscale dispersion entropy and fast ensemble empirical mode decomposition[J]. Entropy, 2019, 21(7):21070680.1-21070680.20.
- [26] 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, 138.
- ZHANG Xiaolong, ZHANG Qing, QIN Xianrong, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on ITD complexity and PSO-SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(24):102-107, 138. (in Chinese)

(编辑:王碧琚)