基于 AVMD 与 DPC-FCM 的旋转机械 无监督故障诊断方法

武雅曼, 谌鹏, 张滇, 刘天, 唐剑

(中国船舶重工集团有限公司第七O五研究所,西安 710000)

摘要:目的 针对旋转机械故障诊断过程中存在故障信号特征提取困难、故障诊断过程有标签数据较少、故 障诊断准确率低等问题,提出自适应变分模态分解算法(Adaptive Variational Mode Decomposition, AVMD) 与密度峰值算法优化的模糊 C 均值算法(Clustering by Fast Search and Find of Density Peaks Optimizing Fuzzy C-Means, DPC-FCM)结合的无监督诊断方法。方法 首先,将多尺度排列熵与峭度相结合的综合系数作为 适应度函数,对 VMD 算法的惩罚因子 alpha 和模态个数 K 进行参数寻优,提取分解后本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)的平均样本熵与平均模糊熵,并输入至聚类算法中。其次,提出利用密度峰值聚类算 法确定 FCM 的初始聚类中心,降低聚类结果的随机性。结果 将提出的无监督故障诊断模型应用到滚动轴 承试验信号中,实现了准确的故障诊断。结论 AVMD 在故障提取方面具有优越性,同时 DPC 算法可以有 效提高 FCM 算法无监督聚类的准确性,二者结合可以有效实现旋转机械故障的智能分类。 关键词:变分模态分解算法;模糊C均值;密度峰值聚类;旋转机械;故障诊断 中图分类号:TH133.3 文献标志码:A 文章编号:1672-9242(2024)01-0114-07 DOI: 10.7643/ issn.1672-9242.2024.01.015

Unsupervised Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on AVMD and DPC-FCM Algorithm

WU Yaman, CHEN Peng, ZHANG Dian, LIU Tian, TANG Jian

(China Shipbuilding Group 705 Research Institute, Xi'an 710000, China)

ABSTRACT: In order to solve the problems of difficult feature extraction of rotating machinery fault signals, less label data in the fault diagnosis process, and low fault diagnosis accuracy, the work aims to propose an unsupervised diagnosis method combining adaptive variational mode decomposition (AVMD) and clustering by fast search and find of density peaks optimizing fuzzy C-means (DPC-FCM).Firstly, the comprehensive coefficient combining multi-scale permutation entropy and kurtosis was proposed as the fitness function to optimize the penalty factor alpha and modal number *K* of the VMD algorithm. The average sample entropy and average fuzzy entropy of the decomposed intrinsic mode function were extracted and input into the clustering algorithm. Secondly, to solve the problem that FCM clustering algorithm was easy to fall into the local optimal solution, DPC-FCM was proposed to determine the initial clustering centers of FCM to reduce the randomness of clustering results. Finally, the unsupervised fault diagnosis model was constructed and applied to the rolling bearing testing signals, achieving the

收稿日期: 2023-09-20; 修订日期: 2023-11-02

Received: 2023-09-20; **Revised:** 2023-11-02

引文格式: 武雅曼, 谌鹏, 张滇,等. 基于 AVMD 与 DPC-FCM 的旋转机械无监督故障诊断方法[J]. 装备环境工程, 2024, 21(1): 114-120. WU Yaman, CHEN Peng, ZHANG Dian, et al.Unsupervised Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on AVMD and DPC-FCM Algorithm[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(1): 114-120.

accurate fault diagnosis. AVMD has advantages in fault extraction, and DPC algorithm can effectively improve the accuracy of unsupervised clustering of FCM algorithm. The combination of the two can effectively realize intelligent classification of rotating machinery faults.

KEY WORDS: variational mode decomposition; fuzzy C-means; clustering by fast search and find of density peaks; rotating machinery; fault diagnosis

旋转机械广泛应用在航空航天、机械制造、船舶 设备等领域,其工作环境比较恶劣,工作时间较长, 容易产生磨损、疲劳,一旦发生故障,轻则造成生产 任务不能及时完成,重则有可能造成人员伤亡^[1-2]。 持续且正确地监督旋转机械的运行状态,及时对旋转 机械的故障进行定位和排除,是保证旋转机械稳定运 行的有力保障。然而,监测设备收集到的数据中包含 了大量的无标签数据,必须发掘出数据之间的隐藏特 征与联系,才能对故障特征有更清晰的认识^[3-4]。

传统的旋转机械故障诊断方法十分依赖技术人员的经验,需要根据技术人员的先验知识进行信号处理及提取特征值,诊断准确率较低^[5]。传统的时域、频域信号处理方法更适用于平稳信号,并且信号处理结果与背景噪声的强度有很大的关系,在处理非平稳信号方面存在一定的局限性,所以发展旋转机械的智能故障诊断技术迫在眉睫^[6-7]。

现阶段故障诊断一般分为2个步骤,首先是故障 特征提取,然后是故障特征分类^[8]。在故障特征提取 方面,时频域方法可以同时保留信号的时域和频域信 息,处理非平稳信号有一定的优势^[9]。常见的时频域 分析方法主要有小波变换、经验模态分解、局部均值 分解、变分模态分解等^[10-13]。He 等^[14]提出了利用小 波变换与模拟退火算法优化的卷积神经网络进行轴 承故障诊断。Wang 等^[15]将经验模态分解与流形结合 起来,用于旋转机械的故障诊断,从一定程度上减轻 了经验模态分解算法的模态混叠问题。Xu 等^[12]通过 优化局部均值分解算法,提高了计算效率,抑制了端 点效应。尽管以上方法均可以对信号进行分解,并且 被广泛应用于工程实践中,但是分解结果在某些情况 下存在模态混叠问题。变分模态分解算法是一种自适 应的非递归信号处理方法,分解精度较高,鲁棒性较 强,可以有效克服模态混叠问题,但是该算法中参数 的不确定性对分解结果有较大的影响。Jin 等^[16]利用 VMD 与深度置信网络对列车轴箱轴承进行了故障诊 断,并引入灰狼优化算法优化了 VMD 与深度置信网 络的参数。

故障特征分类的关键是构建合适的特征数据集与分类器,由于机械设备结构的复杂性逐步上升,收集有标签数据的难度也逐渐加大,无监督故障诊断方法应运而生^[4,17]。FCM 算法采用欧氏距离计算样本之间的相似性,以此可以实现对无标签数据进行分类。Fan 等^[18]对经过 EMD-PWVD 处理后的振动图像进行

FCM 分类,进而对滚动轴承进行故障诊断。Xing 等^[19]结合 VMD、Tsallis 熵与 FCM 算法对滚动轴承进行了故障诊断。由于权值与初始聚类中心的不确定性, FCM 的聚类结果易陷入局部最优值,Li 等^[20]针对 ZD6 铁路道岔系统,提出利用小波变换提取电流特征 向量,利用 GAPSO 优化 FCM 权值提高 FCM 聚类的 准确性,随后进行了故障分类。

针对以上及现有特征提取方法存在的模态混叠、 参数不确定性问题,故障分类方法在无监督诊断方面 准确率不高、聚类效果依赖初始聚类中心等问题,本 文综合考虑现阶段时频域特征提取方法与无监督故 障诊断方法,提出将 VMD 与 FCM 算法结合起来应 用于旋转机械的故障诊断,利用麻雀搜索算法 (Sparrow Search Algorithm, SSA)优化 VMD 的惩 罚因子 alpha 与模态个数 K。以提取分解后 IMF 的平 均样本熵与平均模糊熵作为聚类算法的输入,对旋转 机械进行故障诊断。试验表明,该无监督故障诊断模 型在滚动轴承故障分类中有较高的准确率,并且通用 性较强,具有较高的工程实践价值。

1 基础理论

1.1 变分模态分解算法

VMD 是一种自适应信号分解方法,它将信号分 解成一系列不同中心频率的 IMF,其本质和核心思想是 变分问题的构造和求解^[21]。在 VMD 中,每个 IMF 被 视为一个带宽有限的调幅调频信号,其描述见式(1)。

 $u_k(t) = A_k(t) \cos[\varphi_k(t)] \tag{1}$

式中: $A_k(t)$ 是瞬时幅值; $\omega(t)$ 是瞬时频率, $\omega(t) = d\varphi_k(t)/dt_o$

变分问题是将输入信号 f 分解为 k 个 IMF 信号, 对每个 IMF 信号进行希尔伯特变换分析, 然后利用 估计的中心频率 $e^{-j\omega kt}$ 进行混合,各分量之和等于约 束下的输入信号,故变分问题描述见式(2)。

$$\min_{\{u_k\},\{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$
s.t. $\sum_k u_k = f(t)$

$$(2)$$

式中: $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\} = \{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 分别表示为分解得到的 k 个模态与每个模态的中心 频率。

采用二次惩罚因子 α 保证信号重构的精度,采用

拉格朗日乘法算子 λ(t)保持约束的严密性。

$$L({u_k}, {\omega_k}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right)^* u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\| + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle$$
(3)

采用交替方向乘子算法交替更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} , 得到最优解,也就是式(3)的鞍点。因此,IMF{ u_k } 和中心频率{ ω_k }的集合可以表示为:

$$u_{k}^{n+1}(\omega) = \frac{f(\omega) - \sum_{i < k} u_{i}^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} u_{i}^{n+1}(\omega) + \frac{\lambda^{n}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_{k}^{n})^{2}}$$
(4)

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega \left| u_k^{n+1}(\omega) \right|^2 \mathrm{d}\omega}{\int_0^\infty \left| u_k^{n+1}(\omega) \right|^2 \mathrm{d}\omega}$$
(5)

1.2 模糊 C 均值算法

模糊 C 均值是一种基于目标函数的模糊聚类算法,原理是使被分到同一聚类中的对象之间的相似性最大,被分到不同类的对象之间的相似性最小^[22]。首先将 n 个样本划分为 c 个子类,该算法通过最小化各个子类与聚类中心的隶属度加权和,不断修正聚类中心和分类矩阵,直到符合终止准则,最后按照最优的分类矩阵将数据分为不同的类别。

假定数据样本集合为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_j, \dots x_n\}$, 聚 类中心有 c 个, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_i, \dots c_c\}$, 每个样本 j 属 于某一类 i 的隶属度为 $U = \{u_{ij}\}_{cxn}$, FCM 可表述为:

$$\begin{cases} \min\{J(U, c_1, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^{c} \sum_{j=1}^{n} u_{ij} d_{ij}^2 \\ s.t. \sum_{i=1}^{c} u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots n \end{cases}$$
(6)

式中: d_{ij} 为数据点 x_j 到聚类中心 c_i 的欧氏距离。

2 基于 AVMD 算法与 DPC-FCM 算 法的旋转机械无监督故障诊断方法

2.1 SSA 优化的 VMD 算法

SSA 是一种仿生智能优化算法,广泛应用于参数 寻优、路径规划等领域,其灵感来源于麻雀觅食和反 捕食行为^[23]。该算法跳出局部最优解的能力强,收敛 速度快,稳定性高,已经被证明优于遗传算法、粒子 群算法等传统优化算法。基于这些特点,SSA 在优化 VMD 参数,提高其特征提取能力方面有很大的潜力。

在麻雀搜索算法的种群中有2种麻雀:探索者和 追随者。探索者负责为种群提供觅食的区域和方向, 通常拥有较高的能源储备;追随者为了提高能源储 备,通常会跟随探索者并夺取区域内的能源。追随者 的能源越少,在种群中觅食位置就越差,也更有可能 飞到其他地方以获取足够的能源。探索者和追随者的 身份可以互换,以获得更好的觅食位置和更多的能 源。一旦适应度值达到全局最高,麻雀随即发出警报, 其警报值超过阈值时,探索者将带追随者去其他安全 区域觅食^[24]。

SSA 算法的适应度函数对参数寻优结果有很大的影响,本文提出了将结合多尺度排列熵与峭度的综合系数作为 SSA 算法的适应度函数来搜索全局最优值。多尺度排列熵对信号的变化具有较高的敏感性,该算法计算简单,反映了时间序列的随机性,在信号处理中可以反映复杂系统的动力学突变,即多尺度排列熵越大,该时间序列越随机,反之,则该时间序列越规则。因此,多尺度排列熵越小,表明信号的噪声越少。

设长度为 N 的时间序列 {x(i), i = 1, 2, …, N}, 将其 粗粒化处理,得到粗粒化序列:

$$y_{j}^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_{i}, j = 1, 2, \cdots, [N/s]$$
(7)

式中: N 为时间序列的长度; s 为尺度因子, s=1,2,…; [N/s]表示对 N/s 取整。求解每个粗粒化序 列的排列熵,即可得到该时间序列的多尺度排列熵。 在本文中,多尺度排列熵嵌入维数为 5,时间延迟为 1,尺度因子为 2。

峭度是信号的四阶平均值,为无量纲参数,可以 表示为:

$$K_{\rm urtosis} = \frac{E(x-\mu)^4}{\sigma^4} \tag{8}$$

式中:µ和 σ 分别为振动信号的平均值和标准差。 峭度对冲击信号十分敏感,适用于检测故障信号。 无故障时,设备振动信号的峭度值接近正态分布,峭度 值在 3~5。随着故障的出现和发展,峭度值不断增大。 当峭度值超过 5 时,表明数据中存在较多的故障信号。

本文综合考虑时间序列上信号的规则度与故障 信号的含量,提出以结合多尺度排列熵与峭度的综合 系数作为适应度函数,将 SSA 算法的目标函数设置 为最小化综合系数,就能获得使多尺度排列熵最小、 峭度最大的模态分解方法,其计算公式为:

$$C = MPE / K_{\rm urtosis} \tag{9}$$

2.2 DPC 算法优化的 FCM 算法

DPC 算法基于样本的密度进行分类,该算法选择的聚类中心的密度总是比周围其他样本的密度要大,并且聚类中心与其他高密度点的距离较远^[25]。该算法每个样本点 x_i 定义有 2 个参数:局部密度 $\rho(x_i)$ 、样本点到局部高密度点的距离 $\delta(x_i)$ 。利用这 2 个参数得到一个初始聚类中心决策散点图,在散点图上选择 $\rho(x_i)$ 与 $\delta(x_i)$ 均较大的点作为初始聚类中心,将剩余的点分

配给距离最近的高密度点。根据聚类中心决策散点图 可以直观地选择聚类中心。

将局部密度
$$\rho(x_i)$$
定义为 x_i 邻域内的点数:
 $\rho(x_i) = \sum_i \chi \left[d(x_i - x_j) - d \right]$ (10)

假设
$$t=d(x_i-x_j)-d$$
,则 $\chi(t) = \begin{cases} 1 \ x < 0 \\ 0 \ x \ge 0 \end{cases}$,其中 $d(x_i,x_j)$

为两数据点之间的欧式距离, d_c 为截断距离,为一个 超参数。 $\rho(x_i)$ 相当于以数据 x_i 为中心, d_c 为半径范围 内的点数。

样本点到局部高密度点的最小距离为:

$$\delta(x_i) = \min_{j:\rho(x_i) > \rho(x_i)} d(x_i, x_j)$$
(11)

对于全局高密度点之间的距离,应为两样本点之间的最大距离。因此,聚类中心被认为是 δ(x_i)值异常大的点。

针对 FCM 算法,需要先验性地指定聚类中心数 目和聚类中心随机性较大等问题。本文利用 DPC 算 法人为地确定局部密度 $\rho(x_i)$ 与距离值 $\delta(x_i)$ 都较大的 点,将其作为 FCM 算法的初始聚类中心,一定程度 上解决了 FCM 算法易陷入局部最优解的问题。为了 验证 DPC-FCM 算法的性能,本文引入 UCI 常用数据 集 Aggregation 进行聚类分析。Aggregation 数据集共有 7 个类别,类样本数量分别为[170,34,273,102,130,45,34]。 首先利用本文提出的 DPC-FCM 算法对该数据集进行 聚类分析,初始聚类中心选择如图 1 所示,得到的 DPC-FCM 聚类结果如图 2 所示。仅将 DPC 算法先验 得到的聚类数目输入至 FCM 算法中,得到 FCM 算法 的聚类结果如图 3 所示,表明 FCM 算法得到了正确 的聚类数目,但是聚类中心的选择依旧存在较大不确 定性。通过计算可以得到 DPC-FCM 算法聚类的准确 率为 94.5%, FCM 算法的聚类准确率为 66.8%。



图 1 DPC-FCM 算法初始聚类中心决策图 Fig.1 Initial clustering center decision plot of DPC-FCM algorithm

结合以上分析,本文提出了基于 AVMD 与 DPC-FCM 的无监督故障诊断模型。首先针对 VMD



图 2 DPC-FCM 算法聚类结果 Fig.2 Clustering results of DPC-FCM algorithm



Fig.3 Clustering results of FCM algorithm

算法中惩罚因子与模态个数不确定性问题,以综合系数为目标函数,利用 SSA 算法进行双参数寻优,提取分解后各 IMF 的平均样本熵与平均模糊熵作为原始振动信号的特征值,将其作为二维数据集输入至 DPC 算法中,确定初始聚类中心。然后将提取的二维特征值数据集、初始聚类中心个数与位置输入至 FCM 算法中进行聚类分析。本文提出的无监督故障诊断模型如图 4 所示。



图 4 无监督故障诊断模型 Fig.4 Unsupervised fault diagnosis model

3 故障诊断应用研究

为了验证上述方案的可行性,将本文提出的无监督故障诊断模型应用于美国凯斯西储大学的轴承数据集。轴承的故障共有3种类型:内圈故障、外圈故障、滚动体故障,所有的故障均为电火花加工技术制造的。轴承运行工况有4种,转速分别为1797、1772、1750、1730 r/min,损伤程度均为0.1778 mm。

在本实验中,信号采样频率设置为12 kHz,数据 采样长度为1024,每种故障模式采集100个样本。 为了模拟实际数据监测、采集的过程,本文将所有样 本的标签抹去,在没有任何关于故障类型、有标签数 据的先验知识情况下,以聚类准确率来评估故障诊断 模型的性能,对滚动轴承故障进行无监督诊断。为了 便于理解,将转速为1730 r/min的情况设为工况一, 取该工况下3种故障类型与正常运行数据各100个, 设置 SSA 算法迭代次数为30次,麻雀数量为50只, 探索者比例为20%,惩罚因子与模态个数的参数范围 分别设置为[500,3000]、[3,10],利用 AVMD 算法计 算该工况下3 种故障类型原始振动数据的最优惩罚 因子和模态个数,结果见表1。

表 1 工况一 VMD 算法最优参数组合 Tab.1 Optimal parameter combination of VMD

algorithm for case 1							
	正常	内圈	外圈	滚动体			
	数据	故障数据	故障数据	故障数据			
alpha	1 582	1 922	2 503	1 815			
Κ	8	9	8	8			

将 alpha 与 K 的最优参数组合代入到 VMD 算法 中,对该工况 3 种故障类型与正常运行数据进行模态 分解,提取各 IMF 的平均样本熵与平均模糊熵,并 输入至 DPC-FCM 算法中,可以得到如图 5 所示的初 始聚类中心决策图。选择其中局部密度、样本点到局 部高密度点的距离均较大的离群点作为 FCM 算法的 初始聚类中心,将聚类中心个数与位置输入至 FCM



Fig.5 Initial clustering center decision plot of case 1

算法中,得到 DPC-FCM 算法的最终聚类结果,如图 6 所示,图中空心圆圈即为该类别的聚类中心。经计算得到工况一故障诊断的准确度为 97.25%。



将转速为1750、1772、1797 r/min 分别设置为 工况二、三、四,分别按照本文提出的无监督故障诊 断模型进行故障分类,可以得到这3种工况下不同故障 类型与正常运行数据的最优惩罚因子与模态个数,见表 2。4 种工况的聚类准确度分别为97.25%、99.25%、 98.75%、94%。3 种工况数据的聚类结果如图7~9 所示。

表 2	工况二、	三、四	VMD	算法	的最	优参数	组合
Tab.2 Optimal parameter combination of							
			•	•			

VIND for case 2, case 5, and case 4							
		正常	内圈	外圈	滚动体		
		数据	故障数据	故障数据	故障数据		
工况二	alpha	2 808	1 186	2 203	2 785		
	Κ	5	6	5	4		
工况三	alpha	1 652	2 770	1 090	2 740		
	Κ	7	8	8	4		
工况四	alpha	2 678	2 903	2 086	1 061		
	Κ	9	4	7	7		



Fig.7 Clustering results of case 2





图 9 工况四聚类结果 Fig.9 Clustering results of case 4

可以看出,每个工况的聚类簇分布均较紧密,且簇类之间交叉混叠较少,聚类效果明显,聚类准确度较高。

4 结论

1)利用 SSA 算法及本文提出的结合多尺度排列 熵与峭度的综合系数可有效确定 VMD 算法的不确定 性参数,提高模态分解精度。

2)利用 DPC 算法可以显著降低 FCM 算法初始 聚类中心选择的随机性,提高聚类准确率。

3)基于 AVMD 与 DPC-FCM 的无监督故障诊断 模型在轴承数据集中得到了良好应用,为解决相似问 题提供了解决办法。

参考文献:

- ZHANG Y H, ZHOU T T, HUANG X F, et al. Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on Recurrent Neural Networks[J]. Measurement, 2021, 171: 108774.
- [2] 姚张春,李秉晏,王晨竣. 旋转机械故障诊断与预测方 法及其应用研究[J]. 当代化工研究, 2018(3): 58-59.
 YAO Z C, LI B Y, WANG C J. Research on Fault Diag-

nosis, Prediction Method and Application of Rotating Machinery[J]. Modern Chemical Research, 2018(3): 58-59.

 [3] 梁秋金, 王铎, 王圣杰, 等. 基于无监督学习的时序序 列故障诊断方法研究[J]. 空间控制技术与应用, 2023, 49(4): 9-19.
 LIANG Q J, WANG D, WANG S J, et al. Research on

Time Series Fault Diagnosis Method Based on Unsupervised Learning[J]. Aerospace Control and Application, 2023, 49(4): 9-19.

 [4] 陈菲,杨峥,张志成,等.面向无标签数据的旋转机械 故障诊断方法[J].吉林大学学报(工学版),2022,52(11): 2514-2522.

CHEN F, YANG Z, ZHANG Z C, et al. Fault Diagnosis Method of Rotating Machinery for Unlabeled Data[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(11): 2514-2522.

- [5] 周广群.基于数据驱动的船舶故障诊断技术综述[J]. 船舶物资与市场, 2023, 31(1): 96-99.
 ZHOU G Q. Overview of Ship Fault Diagnosis Technology Based on Data-Driven[J]. Marine Equipment/Materials & Marketing, 2023, 31(1): 96-99.
- [6] GAO Z W, CECATI C, DING S X. A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques—Part II: Fault Diagnosis with Knowledge-Based and Hybrid/Active Approaches[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3768-3774.
- [7] 陈哲,胡玉其,田世庆,等. 基于非平稳信号组合分析的故障诊断方法[J]. 通信学报, 2020, 41(5): 187-195.
 CHEN Z, HU Y Q, TIAN S Q, et al. Non-Stationary Signal Combined Analysis Based Fault Diagnosis Method[J].
 Journal on Communications, 2020, 41(5): 187-195.
- [8] 侯泽林. 旋转机械故障诊断的研究现状及发展前景[J]. 机械研究与应用, 2021, 34(4): 210-213.
 HOU Z L. Research Status and Development Prospect of Fault Diagnosis of the Rotating Machinery[J]. Mechanical Research & Application, 2021, 34(4): 210-213.
- [9] PANDYA D, UPADHYAY S, HARSHA S. Ann Based Fault Diagnosis of Rolling Element Bearing Using time-Frequency Domain Feature[J]. International Journal of Engineering Science & Technology, 2012, 4(6): 2878-2886.
- [10] 温竹鹏,陈捷,刘连华,等. 基于小波变换和优化 CNN的风电齿轮箱故障诊断[J].浙江大学学报(工学版),2022,56(6):1212-1219.
 WEN Z P, CHEN J, LIU L H, et al. Fault Diagnosis of Wind Power Gearbox Based on Wavelet Transform and Improved CNN[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2022, 56(6): 1212-1219.
- [11] 鲍怀谦,魏永长,王金瑞,等. EMD-CSF 在滚动轴承早 期微弱故障诊断中应用[J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(6): 105-110.
 BAO H Q, WEI Y C, WANG J R, et al. Early Weak Bearing Fault Diagnosis Method Based on EMD-CSF[J].

Noise and Vibration Control, 2022, 42(6): 105-110.

- [12] XU Y G, ZHANG K, MA C Y, et al. Optimized LMD Method and Its Applications in Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(12): 125017.
- [13] LI H, LIU T, WU X, et al. An Optimized VMD Method and Its Applications in Bearing Fault Diagnosis[J]. Measurement, 2020, 166: 108185.
- [14] HE F, YE Q. A Bearing Fault Diagnosis Method Based on Wavelet Packet Transform and Convolutional Neural Network Optimized by Simulated Annealing Algorithm[J]. Sensors, 2022, 22(4): 1410.
- [15] WANG J, DU G F, ZHU Z K, et al. Fault Diagnosis of Rotating Machines Based on the EMD Manifold[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 135: 106443.
- [16] JIN Z Z, HE D Q, WEI Z X. Intelligent Fault Diagnosis of Train Axle Box Bearing Based on Parameter Optimization VMD and Improved DBN[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 110: 104713.
- [17] 卢进军,熊召新. 多特征狼群优化模糊 C-均值聚类感应电机无监督故障检测[J]. 中国科技论文, 2018, 13(11): 1272-1278.
 LU J J, XIONG Z X. Induction Motor Fault Detection Based on Multi Feature Wolf Swarm Optimization FCM Unsupervised Clustering[J]. China SciencePaper, 2018, 13(11): 1272-1278.
- [18] FAN H W, SHAO S J, ZHANG X H, et al. Intelligent Fault Diagnosis of Rolling Bearing Using FCM Clustering of EMD-PWVD Vibration Images[J]. IEEE Access, 1809, 8: 145194-145206.
- [19] XING T T, ZENG Y, MENG Z, et al. A Fault Diagnosis

Method of Rolling Bearing Based on VMD Tsallis Entropy and FCM Clustering[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(39): 30069-30085.

- [20] LI Z Y, DAI S H, ZHENG Z Y, et al. Fault Diagnosis of ZD6 Turnout System Based on Wavelet Transform and GAPSO-FCM[C]// 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). Indianapolis: IEEE, 2021.
- [21] 王绍楠, 刘立坤. 基于 VMD 时频分析方法的颤振试飞应用研究[J]. 装备环境工程, 2020, 17(9): 160-165.
 WANG S N, LIU L K. Application of Flutter Flight Test Based on Time-Frequency Analysis Method[J]. Equipment Environmental Engineering, 2020, 17(9): 160-165.
- [22] ELSHENAWY L M, CHAKOUR C, MAHMOUD T A. Fault Detection and Diagnosis Strategy Based on K-Nearest Neighbors and Fuzzy C-Means Clustering Algorithm for Industrial Processes[J]. Journal of the Franklin Institute, 2022, 359(13): 7115-7139.
- [23] GAI J B, ZHONG K Y, DU X J, et al. Detection of Gear Fault Severity Based on Parameter-Optimized Deep Belief Network Using Sparrow Search Algorithm[J]. Measurement, 2021, 185: 110079.
- [24] MA J, HAO Z Y, SUN W J. Enhancing Sparrow Search Algorithm via Multi-Strategies for Continuous Optimization Problems[J]. Information Processing & Management, 2022, 59(2): 102854.
- [25] 郑虹,周丽媛,韩旭明.布谷鸟优化的密度峰值快速搜索聚类算法[J].长春工业大学学报,2018,39(3):253-260.
 ZHENG H, ZHOU L Y, HAN X M. A Cuckoo Search Optimization-Based Density Peak Clustering Algorithm[J].
 Journal of Changchun University of Technology, 2018, 39(3):253-260.