



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2401686

引用格式:梁翔宇, 胡业林, 马向阳, 等. 基于特征模态分解及多尺度模糊散布熵的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(1): 176-185.

Liang Xiangyu, Hu Yelin, Ma Xiangyang, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on feature mode decomposition and multiscale fuzzy dispersion entropy[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(1): 176-185.

机械、仪表工业

基于特征模态分解及多尺度模糊散布熵的 滚动轴承故障诊断

梁翔宇, 胡业林*, 马向阳, 宋晓

(安徽理工大学电气与信息工程学院, 淮南 232000)

摘要 针对复杂环境下的滚动轴承故障信息有效提取与辨识问题,提出一种基于特征模态分解(feature mode decomposition, FMD)及多尺度模糊散布熵(multiscale fuzzy dispersion entropy, MFDE)和斑马优化算法(zebra optimization algorithm, ZOA)优化支持向量机的滚动轴承故障诊断方法。为了解决FMD中关键参数不具有自适应性这一问题,以最小包络熵作为目标函数,采用白鲸优化算法(beluga whale optimization, BWO)优化FMD寻找最优参数组合,实现对故障信号的最优分解;引入多尺度模糊散布熵构建分解后不同模态下的特征向量;最后,将特征向量输入支持向量机中进行训练和识别,通过公开数据集和自制实验平台数据集验证了提出方法的有效性。

关键词 特征模态分解; 多尺度模糊散布熵; 支持向量机; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号 TH133; 文献标志码 A

Fault Diagnosis of Rolling Bearings Based on Feature Mode Decomposition and Multiscale Fuzzy Dispersion Entropy

LIANG Xiang-yu, HU Ye-lin*, MA Xiang-yang, SONG Xiao

(Electrical and Information Engineering College, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232000, China)

[Abstract] Aiming at the problem of effective extraction and identification of rolling bearing fault information in complex environments, a fault diagnosis method for rolling bearings based on feature mode decomposition (FMD) combined with multiscale fuzzy dispersion entropy (MFDE) and zebra optimization algorithm (ZOA) optimization support vector machine was proposed. In order to solve the problem that the key parameters in FMD are not adaptive, the minimum envelope entropy was used as the objective function, and the beluga whale optimization (BWO) was used to optimize FMD to find the optimal parameter combination to achieve the optimal decomposition of fault signals. Multiscale fuzzy dispersion entropy was introduced to construct the eigenvectors under different modes after decomposition. Finally, the feature vectors were input into the support vector machine for training and recognition. The effectiveness of the proposed method was verified by the public dataset and the self-made experimental platform dataset.

[Keywords] feature mode decomposition; multiscale fuzzy dispersion entropy; support vector machine; rolling bearing; fault diagnosis

滚动轴承在现代工业领域中扮演着重要的角色,其不仅在制造业中应用广泛,还涵盖了航空航天、汽车工业、医疗设备、能源等众多领域,在这些领域中,轴承的性能和可靠性对于整体系统的安全和效率具有重要影响。针对一些特殊环境下的应

用,比如高速转动、高负荷承载、高温等情况,对轴承的性能要求更高,轴承的稳定性问题愈发引起相关行业的关注^[1]。

通过对滚动轴承的工作状态、温度、振动等参数实时监测,并依据数据分析来预测故障,在提高

收稿日期: 2024-03-11 修订日期: 2024-10-09

第一作者: 梁翔宇(1998—),男,汉族,江苏徐州人,硕士研究生。研究方向:电气信息监测技术、人工智能算法、电气设备故障诊断技术。

E-mail: xyliang2022@163.com。

*通信作者: 胡业林(1962—),男,汉族,安徽五河人,博士,教授。研究方向:自动控制工程、计算机控制与检测技术、仪器仪表等。E-mail: 2439498035@qq.com。

设备的可靠性和预测性方面有着积极的理论和现实意义^[2]。在这一过程中,对故障信号的降噪以及故障特征的提取是滚动轴承故障诊断的关键。例如,文献[3]采用小波变换方法(wavelet transform, WT)对信号进行多尺度分解,有效捕捉信号的特征和动态变化,并通过调整小波基函数和S-G滤波器参数来满足多尺度信号的特性和去噪需求;小波变换在捕捉信号局部特征以及不同频率成分上具有强大功能,但采用小波变换(WT)进行故障诊断时,需要选择合适的小波函数以及在处理离散化问题时需要选择对信号进行填充或者截断^[4]。文献[5]采用局部均值分解(local mean decomposition, LMD)提取轴承振动信号特征,并使用细菌觅食优化算法(bacterial foraging optimization algorithm, BFOA)优化SVM的核函数参数和惩罚因子,进而对轴承故障状态进行识别;局部均值的计算可能导致高频或者细节信息的过度平滑化,甚至是一些细节被模糊化或丢失^[6]。文献[7]中提到经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),在利用小波包对信号进行局部分析的基础上,实现对信号的选择性降噪。由于传统VMD算法的降噪效果受分解层数和惩罚因子的影响,这些参数的选择对最终分解结果影响较大^[8];文献[9]采用鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)和最小适应度函数优化变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的方法,自适应搜寻VMD算法的最优参数组合,能够在保留信号主频分量的同时滤除噪声分量。

基于上述研究背景,Miao等^[10]提出了一种面向机械故障特征分解目标的方法——特征模式分解(feature mode decomposition, FMD)。该方法利用自适应有限脉冲响应(finite impulse response, FIR)滤波器组将信号分解为不同的模式,即通过迭代更新滤波器系数来构造自适应FIR滤波器,使滤波后的信号无限逼近反卷积目标函数。整个过程不受滤波器形状、带宽和滤波器中心频率的限制,分解更为彻底。

文献[1]中提到,FMD不具备参数自适应性,需要提前人工设定两个重要参数(模态个数 n 和滤波器长度 L)。为了解决这一问题,参照文献[9]通过样本熵值来构造WOA-VMD优化算法的适应度函数,对原始信号进行降噪处理。文献[11]通过提取经AFSA-VMD分解后的包络谱熵最小的内蕴模态函数(intrinsic mode functions, IMF)分量作为最优分量,进而构建特征值向量。现基于BWO算法,以最小包络熵为目标函数提出一种寻找最优参数的方

法,通过计算各模态下的多尺度模糊散布熵值构建特征向量,最后将特征向量输入ZOA算法优化后的支持向量机中用于对滚动轴承故障的识别与分类。

1 特征模态分解与多尺度模糊散布熵

1.1 参数优化的特征模态分解

特征模态分解包括自适应FIR滤波器组设计、滤波器更新、周期性估计、模式选择等步骤^[10],具体实现流程如图1所示。

步骤1 加载原始信号 x 并输入FMD的参数(n, L)。

步骤2 使用 K 个滤波器通过汉宁窗初始化FIR滤波器组,从 $i = 1$ 开始迭代, K 设置为 $5 \sim 10$ 。

步骤3 通过 $u_k^i = x * f_k^i$ 获得滤波后的模态分量,其中 $k = 1, 2, \dots, K$, $*$ 为卷积运算。

步骤4 使用原始信号 x 、分解后的模态分量 u_k^i 和估计的故障周期 T_k^i 更新滤波器系数, T_k^i 为经 u_k^i 的自相关谱在过零点后达到局部最大值 R_k^i 的时刻,在完成一次迭代后 $i = i + 1$ 。

步骤5 检查迭代次数是否达到最大限制。如果尚未达到,则返回步骤3,否则继续下一步骤。

步骤6 计算每两个模态间的相关系数 C_c ,构造一个 $K \times K$ 的矩阵 $C_{c(K \times K)}$,从具有最大 C_c 的两个模态中选择:通过 T_k^i 计算它们的相关峭度CK,并将最大项选择为最终分解的分量,此时 $K = K - 1$ 。

步骤7 若当前的模态个数没有达到设定的值 n ,则返回步骤3;否则停止迭代,将获得的模态分量作为FMD的最终分解结果。

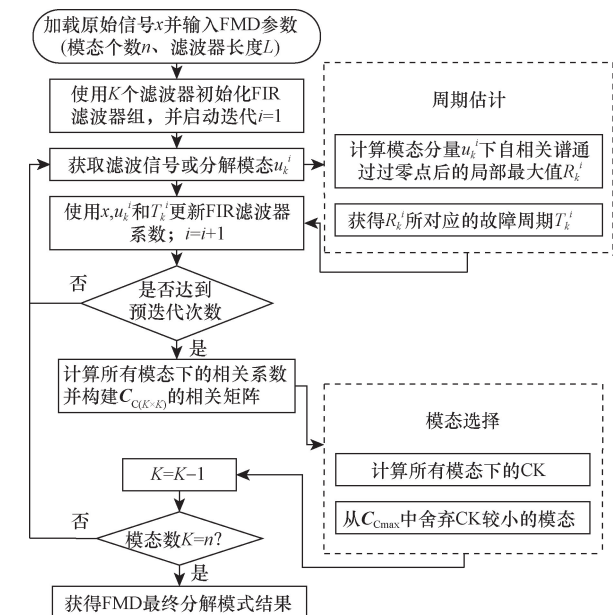


图1 FMD实现流程图

Fig. 1 Flow chart of FMD implementation

基于 FMD 具体实现流程,使用 BWO 算法优化 FMD 的两个参数^[12],实现方法如下。

选取以最小化包络熵作为目标函数,首先加载数据并设置 BWO 算法的相关参数(变量数量、上下限值、最大迭代数目、种群规模等);然后调用 BWO 函数来优化 FMD 的参数(模态数量 n 和滤波器长度 L),其中目标函数通过接收参数作为输入,并返回一个数值作为优化算法的目标被用于计算给定参数组合的适应度值;最后输出最优解和最佳适应度值。

1.2 多尺度模糊散布熵

作为一种非线性度量,熵在量化系统的混沌程度和评价时间序列的复杂性方面发挥着重要作用。一般来说,具有较高的熵值意味着信号更复杂且难以预测,反之亦然^[13]。近年来,凭借计算简单快速、鲁棒性好等优势,它成为了分析信号和系统复杂性的有力工具。在机械工程中,熵可以帮助检测振动信号中的故障特征,在水声信号处理方面,它有助于分析海洋环境中的声音信号,识别声源和特征^[14]。

多尺度模糊散布熵(multiscale fuzzy dispersion entropy, MFDE)是一种新提出的熵度量,它结合了模糊熵(FE)和散布熵(DE)在信号分析中的特性,实现了对丰富尺度信息的表征。

在多尺度熵值计算中,粗粒化过程是通过将原始时间序列 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 进行分割处理来实现的。它通过将原始序列分割成长度为尺度因子 τ 的非重叠小窗口,并对每个小窗口取均值得到新的长度为 N/τ 的时间序列。对于尺度因子 $\tau (\tau \geq 2)$,重复操作上述粗粒化过程 τ 次,共得到 τ 组新的时间序列,这些粗粒化时间序列包含了原始序列在不同尺度下的动态特征信息。

对给定长度为 N 的随机信号 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,建立粗粒化时间序列 $y_i(\tau)$ 为

$$y_i(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} X_i, 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau} \quad (1)$$

$\tau = 1$ 时,粗粒化时间序列即为原始时间序列。上述粗粒化过程实质上是一种线性和稳定的平滑算法。然而,原始振动信号属于非平稳、非线性的复杂振动信号,直接计算其多尺度模糊散布熵(MFDE)存在一定的局限。因此,采用 FMD 将原始信号分解为不同的模态,在此状态下各个模态分量趋于平稳,然后再分别计算不同模态下的熵值用以构建特征向量。

2 斑马算法优化支持向量机

2.1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是一

种广泛应用于分类和回归分析的监督学习算法,它是最先由 Vapnik 及其合作者在 20 世纪 90 年代提出的一种学习方法。针对 SVM 的分类效果受自身参数影响这一问题,采用斑马优化算法(zebra optimization algorithm, ZOA)对 SVM 中的参数 C 和 σ 进行寻优选择,最终达到优化分类的效果^[15-16]。

2.2 斑马优化算法

斑马优化算法(zebra optimization algorithm, ZOA)由 Trojovská 等^[17]于 2022 年提出,其模拟了斑马在自然界的觅食行为和应对捕食者攻击的防御行为,以寻找优化问题的最优解。该算法具有寻优能力强、收敛速度快等特点,ZOA 算法的具体过程如下。

步骤 1 在寻优空间里随机初始化种群。

$$x_{i,j} = lb_j + r(ub_j - lb_j) \quad (2)$$

式(2)中: $x_{i,j}$ 为个体; lb_j 为寻优下边界; ub_j 为寻优上边界; r 为 $[0,1]$ 的随机因子。

步骤 2 在觅食行为阶段,种群成员在搜索饲料时根据斑马行为的模拟进行更新。斑马可能会花费 60% ~ 80% 的时间进食。在 ZOA 中,种群中最好的成员被认为是先锋斑马,并将其他种群成员引向其搜索空间中的位置。因此,对斑马在觅食阶段的位置更新进行数学建模如下。

$$x_{i,j}^{new,P_1} = x_{i,j} + r(PZ_j - Ix_{i,j}) \quad (3)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new,P_1}, & F_i^{new,P_1} < F_i \\ X_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: I 为属于集合 $\{1,2\}$ 的随机值; PZ_j 作为一个特征引导点用于指导 $x_{i,j}$ 的更新; F_i 为当前解 X_i 的适应度值用于优选选择,以确保解不断优化。

步骤 3 在针对捕食者的防御策略阶段,模拟斑马对捕食者攻击的防御策略,以更新 ZOA 种群成员在搜索空间中的位置。斑马的防御策略因捕食者而异。斑马对狮子攻击的防御策略是以 Z 字形和随机的侧向转弯动作逃跑。斑马对较小的捕食者的攻击更具防御性,它们通过聚集来迷惑和恐吓对方。

步骤 4 在 ZOA 设计中,假设以下两种情况以相同的概率发生。

(1) 狮子攻击斑马,斑马会选择逃跑策略;在数学上,可以使用式(5)中的模式 S_1 、 S_2 来对该策略进行建模。

$$x_{i,j}^{new,P_2} = \begin{cases} S_1 : x_{i,j} + R(2r - 1) \left(1 - \frac{t}{T}\right) x_{i,j}, & P_s \leq 0.5 \\ S_2 : x_{i,j} + r(AZ_j - Ix_{i,j}), & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中: t 为迭代次数; T 为最大迭代次数; R 为 0.01 的常数; P_s 为两种策略的切换概率;其值为 $[0,1]$ 的随机数; AZ 为被攻击斑马的状态。

(2) 其他捕食者攻击斑马,斑马会选择攻击策略;当捕食者攻击其中一只斑马时,群中的其他斑马会向被攻击的斑马靠近,并试图通过建立防御结构来恐吓和迷惑对方,使用式(5)中的模式 S_2 对斑马的这种策略进行数学建模。在更新斑马的位置时,如果斑马在新位置中的目标函数具有更好的值,则接受该新位置。该更新条件构建数学模型如下。

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new,P_2}, & F_i^{new,P_2} < F_i \\ X_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

ZOA-SVM 优化参数流程如图 2 所示。

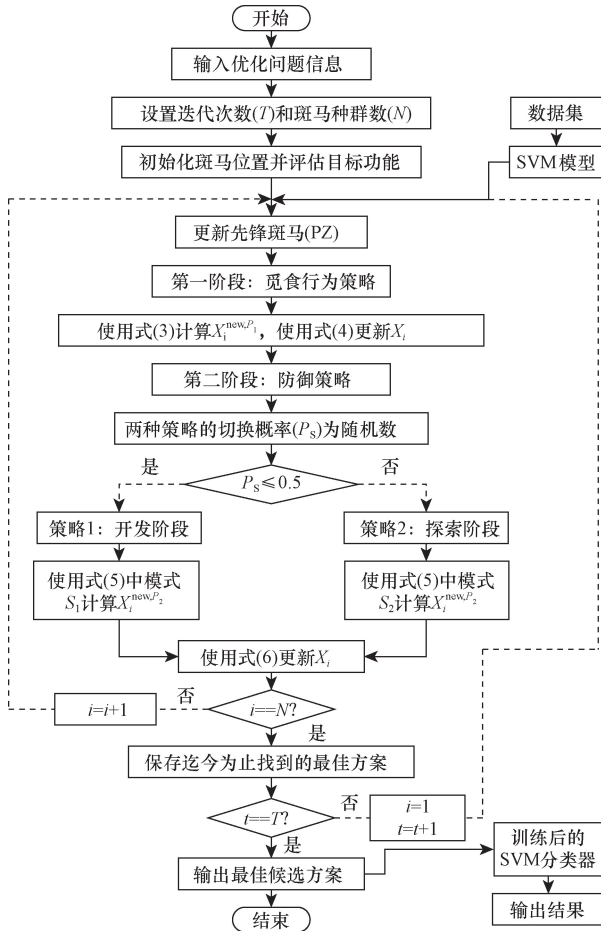


图2 斑马算法优化支持向量机流程图

Fig. 2 Flow chart of zebra algorithm optimization support vector machine

3 验证实验与分析

3.1 故障诊断模型

提出了一种滚动轴承故障诊断方法,采用最优参数下的特征模态分解对故障信号进行处理,结合多尺度模糊散布熵构建分解后不同模态下的特征向量,然后将特征向量输入到斑马算法优化的支持向量机模型中进行训练和识别。诊断流程如图 3 所示,具体步骤如下。

步骤 1 将 4 种不同故障类型下的滚动轴承数据分为 480 个特征样本,对每个样本进行特征模态分解,接着对各模态下的特征做多尺度模糊散布熵的特征提取,并构建特征向量。

步骤 2 从不同工况下的特征样本中(每种工况 120 组特征)选取 90 组构建训练集,30 组构建样本测试集。

步骤 3 使用已构建的特征向量对 ZOA-SVM 多故障分类器进行训练并建立模型。

步骤 4 输入测试样本,根据分类器模型的输出来判断轴承的故障类型。

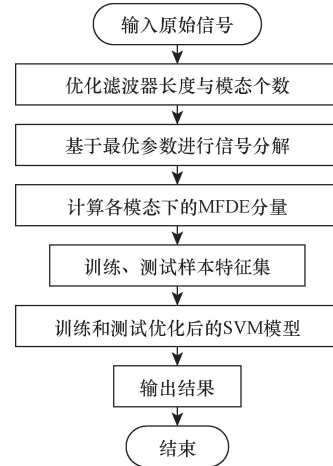


图3 BWO 优化 FMD 结合 MFDE 和 ZOA-SVM 的滚动轴承故障诊断流程

Fig. 3 Rolling bearing fault diagnosis flow of BWO optimized FMD combined with MFDE and ZOA-SVM

3.2 公开数据验证

通过美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CW-RU)轴承数据中心提供的数据对提出方法进行验证。实验中,电机转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz。在这些条件下,采集到正常状态、0.007 inch (1 inch = 2.54 cm) 下的内圈故障、滚动体故障、外圈故障的振动信号,各 120 组数据,数据长度为 1 000,4 种工况下轴承振动信号的时域波形与频谱特性如图 4 所示。

对于振动信号,使用希尔伯特变换获取信号的包络频谱,在从时域信号中提取信号的包络信息,可以显示出不同振动模态在频率上的包络振幅特性。对比图 4(a),可以看出特征模态分解对于非平稳信号的局部特性分析,以及对时频信息的精确获取具有一定的优越性。

在 FMD 中寻找到的最优参数组合为 [4, 71],在进行故障特征提取后,将特征向量输入建立的 SVM 多分类模型中,进行训练和识别。随机抽取不同工况下 90 组样本作为训练集,30 组样本作为测试集。此外,

在使用 ZOA、FOA、PSO 对 SVM 进行训练前,三者的迭代次数统一设为 100,种群规模为 5, c 和 g 的范围为 0.01 ~ 200,预测结果和相应的混淆矩阵如图 5 所示。

通过图 5 可以得到,提出的基于 BWO-FMD 结合 MFDE 与 ZOA-SVM 的诊断策略,实现了对 118 组样

本的正确分类,识别率达到 98.33%。为了更好地分析 ZOA-SVM 分类器的诊断优势,利用 MATLAB 搭建了 FOA-SVM、PSO-SVM 和 SVM 算法模型,对比结果如表 1 所示,3 种方法下的最佳适应度曲线如图 6 所示,SVM 诊断结果及混淆矩阵图如图 7 所示。

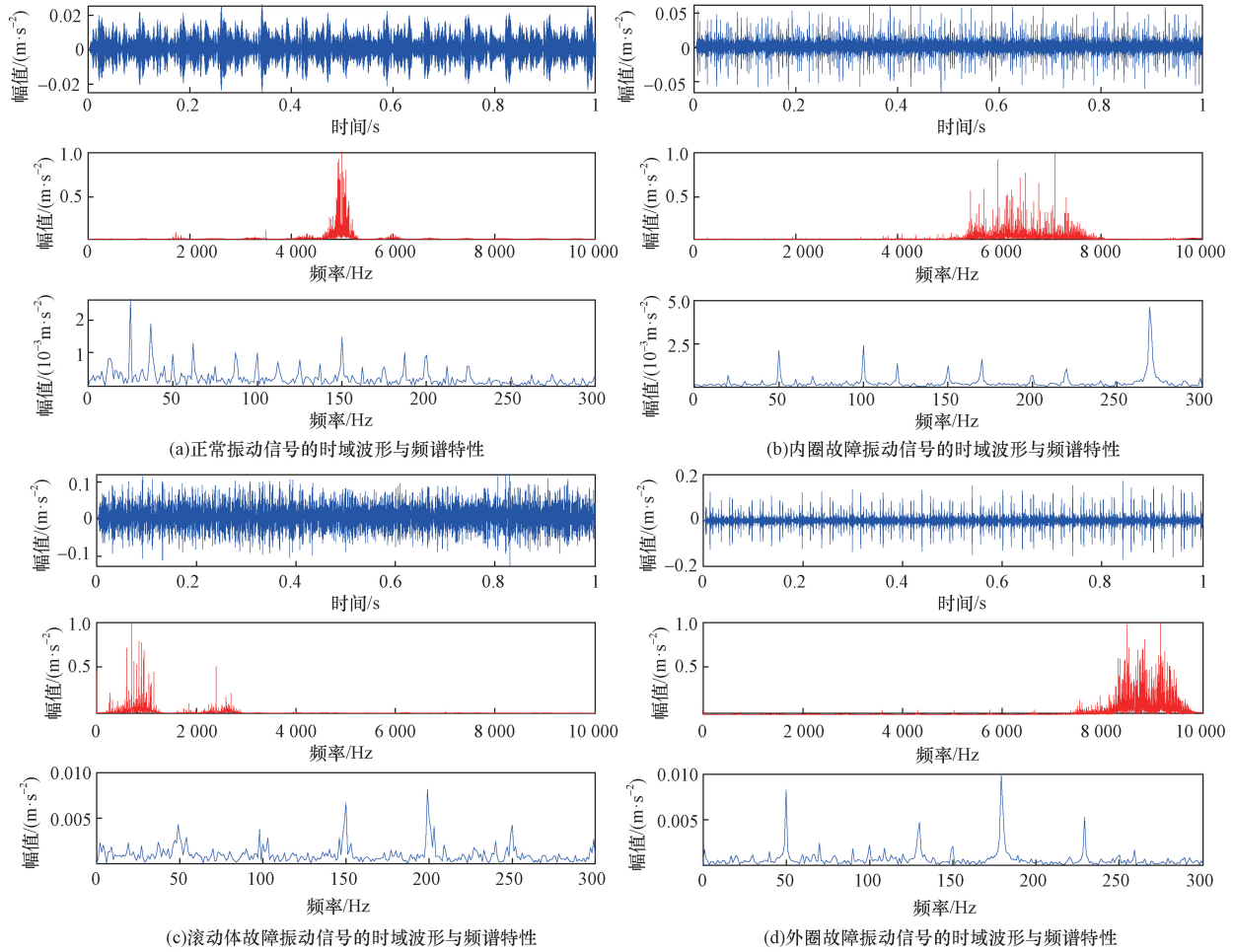
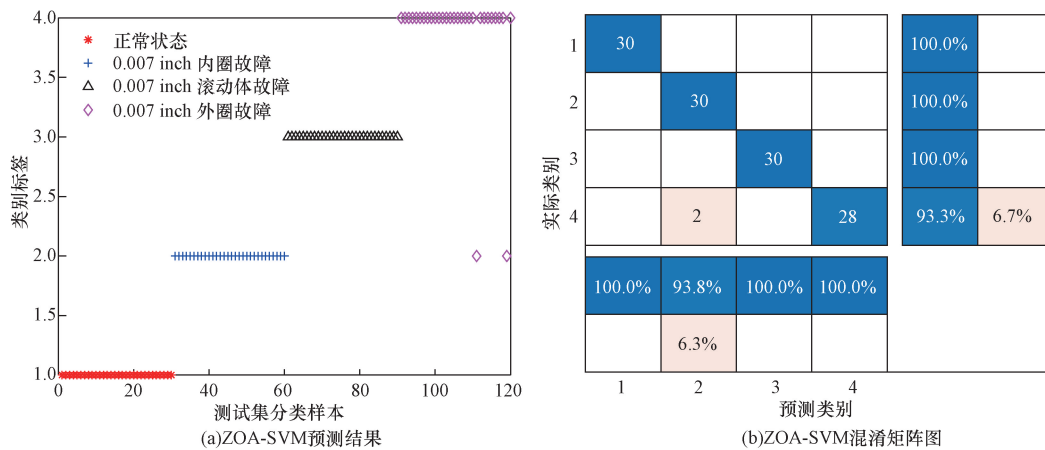


图 4 4 种状态下轴承振动信号的时域波形与频谱特性

Fig. 4 Time domain waveform and frequency spectrum characteristics of bearing vibration signals under four states



1 inch = 2.54 cm

图 5 ZOA-SVM 多故障分类器识别结果和混淆矩阵图

Fig. 5 ZOA-SVM multi-fault classifier identification results and confusion matrix

表 1 不同模型下的诊断结果对比
Table 1 Comparison of diagnosis results under different models

| 分类器类别 | 识别组数(总组数 120) | 正确率/% |
|---------|---------------|-------|
| ZOA-SVM | 118 | 98.33 |
| FOA-SVM | 115 | 95.83 |
| PSO-SVM | 113 | 94.17 |
| SVM | 111 | 92.50 |

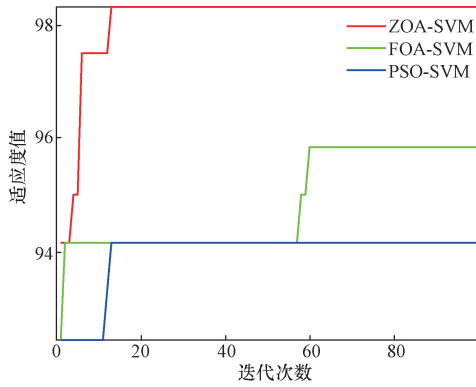
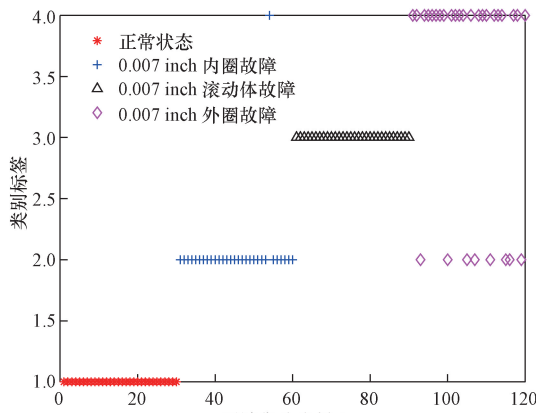


图 6 最佳适应度曲线

Fig. 6 Optimum fitness curve



(a)SVM预测结果

| | | | | | |
|---|--------|-------|--------|--------|-------|
| 1 | 30 | | | 100.0% | |
| 2 | | 29 | 1 | 96.7% | 3.3% |
| 3 | | | 30 | 100.0% | |
| 4 | | 8 | | 73.3% | 26.7% |
| | 100.0% | 78.4% | 100.0% | 95.7% | |
| | | 21.6% | | 4.3% | |
| | 1 | 2 | 3 | 4 | |

(b)SVM混淆矩阵图

1 inch = 2.54 cm

图 7 SVM 多故障分类器识别结果和混淆矩阵图
Fig. 7 Identification results and confusion matrix of SVM multi-fault classifier

通过对表 1 和图 6 的分析可以看出,相对于 FOA、PSO 优化后的 SVM 模型,使用 ZOA-SVM 分类器的准确率最高,为 98.33%,最佳适应度曲线在第 13 代就已经达到最优值,对故障的分类效果最好;相比较于 FOA-SVM、PSO-SVM 和 SVM 分类器的准确率 95.83%、94.17% 和 92.50% 分别提升了 2.5%、4.16% 和 5.83%,迭代次数方面相比较于 FOA-SVM、PSO-SVM 的 60 代和 14 代也有明显优势。

3.3 自制实验平台验证

为了进一步验证提出方法在滚动轴承特征提取与故障分类上的通用性与优越性,依托安徽理工大学宋晓老师实验室搭建的滚动轴承故障模拟平台进行验证^[18]。自制滚动轴承故障实验平台(以风机为例)如图 8 所示,实验平台采用型号为 SFG7-4 的低噪声轴流式风机,分别在深沟球轴承上设置 4 种故障类型,采用加速度传感器对信号进行采样,采样频率为 12.5 kHz,对故障轴承实验平台的详细介绍如表 2 所示,4 种不同故障下轴承的示意图如图 9 所示。

对 4 种工况下的滚动轴承振动信号采样,选取采样点为(1~122 880),每种工况各 120 组数据,数据长度为 1 024,在保持与公开数据验证实验相同参数、步骤的前提下,应用经过训练的 ZOA-SVM 多故障分类器对数据集进行测试,最终分类结果和混淆矩阵如图 10 所示。使用 BWO-FMD 结合 MFDE 与 ZOA-SVM 的诊断策略,成功地实现了对 120 组样本的正确分类,识别率达到 100%,不同故障类型的轴承均可得到精准分类。

表 3 提供了不同方法进行故障诊断的识别率、错误分类信息以及运行时间的详细数据。图 11 为 3 种方法下的最佳适应度曲线。结合图 11 和表 3 发现,

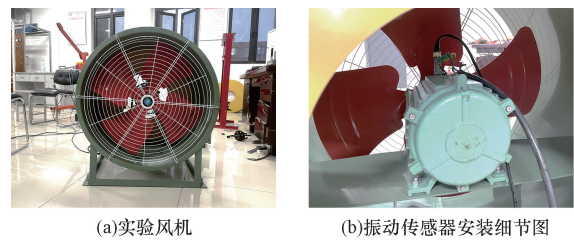


图 8 滚动轴承实验平台(以风机为例)

Fig. 8 Rolling bearing test platform (take fan as an example)

表 2 自制实验平台介绍

| 轴承状态 | 故障尺寸/ (宽度或直径/mm × 深度/mm) | 转速/ (r·min ⁻¹) | 类别 |
|-------|-----------------------------|-------------------------------|----|
| 正常 | 0 | 1 450 | 1 |
| 内圈故障 | 0.8 × 0.3 | 1 450 | 2 |
| 滚动体故障 | 0.8 × 0.3 (直径 × 深度) | 1 450 | 3 |
| 外圈故障 | 0.8 × 0.3 | 1 450 | 4 |

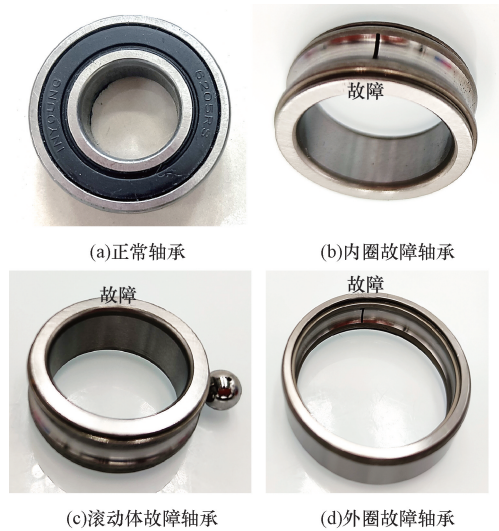
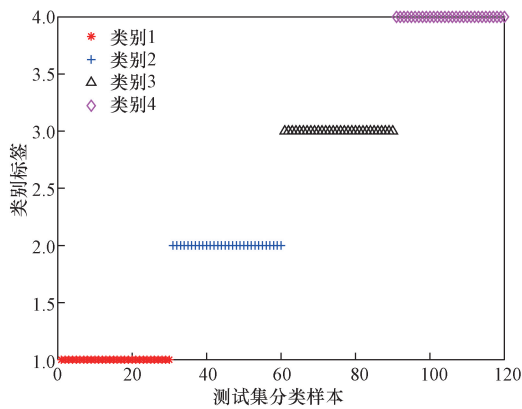


图9 4种不同工况下的滚动轴承

Fig. 9 Rolling bearings under 4 different working conditions



(a)ZOA-SVM预测结果

| | | | | | |
|------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 实际类别 | 1 | 2 | 3 | 4 | |
| 1 | 30 | | | | 100.0% |
| 2 | | 30 | | | 100.0% |
| 3 | | | 30 | | 100.0% |
| 4 | | | | 30 | 100.0% |
| | 100.0% | 100.0% | 100.0% | 100.0% | |
| | 1 | 2 | 3 | 4 | |
| | 预测类别 | | | | |

(b)ZOA-SVM混淆矩阵图

图10 ZOA-SVM 多故障分类器识别结果和混淆矩阵图

Fig. 10 ZOA-SVM multi-fault classifier identification results and confusion matrix

ZOA-SVM 分类器和 FOA-SVM 分类器在测试集上, 实际类别与预测类别完全一致, 故障识别率均达到 100%, 但前者在第 2 代就已经找到最优值, 后者直到第 22 代参数才寻到最优; PSO-SVM 分类器中有 2 个样本被错分, 准确率只有 98.33%, 且用时最长。

为了更有效地验证提出的方法, 避免一次实验所带来的偶然误差, 对 4 种工况下的滚动轴承振动信号重复采样, 选取采样点为(122 881 ~ 245 760), 在保持与上述实验相同参数、步骤的前提下, 应用经过训练后的多故障分类器对创建的数据集进行测试, 表 4 为不同方法进行故障诊断的分类详细信息, 最佳适应度曲线如图 12 所示。

表3 ZOA-SVM、FOA-SVM 和 PSO-SVM 诊断结果对比
Table 3 Comparison of diagnosis results of ZOA-SVM, FOA-SVM and PSO-SVM

| 分类器类别 | 识别组数(总组数 120) | 正确率/% | 运行时间/s |
|---------|---------------|-------|---------|
| ZOA-SVM | 120 | 100 | 2.264 8 |
| FOA-SVM | 120 | 100 | 3.185 1 |
| PSO-SVM | 118 | 98.33 | 5.122 4 |

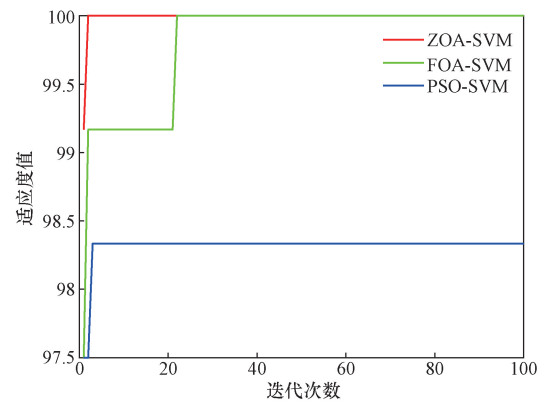


图11 最佳适应度曲线

Fig. 11 Optimum fitness curve

表4 ZOA-SVM、FOA-SVM 和 PSO-SVM 诊断结果对比
Table 4 Comparison of diagnosis results of ZOA-SVM, FOA-SVM and PSO-SVM

| 分类器类别 | 识别组数(总组数 120) | 正确率/% | 运行时间/s |
|---------|---------------|-------|---------|
| ZOA-SVM | 120 | 100 | 2.093 1 |
| FOA-SVM | 120 | 100 | 3.421 5 |
| PSO-SVM | 117 | 97.50 | 4.638 5 |

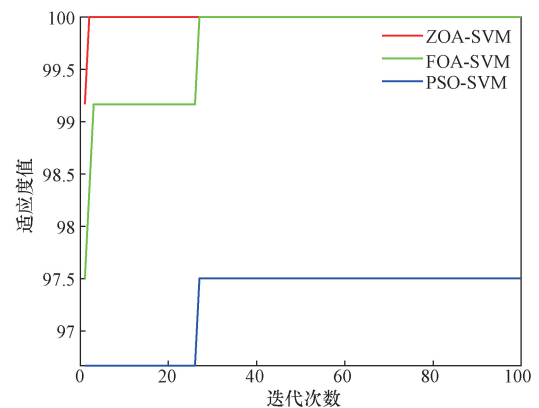


图12 最佳适应度曲线

Fig. 12 Optimum fitness curve

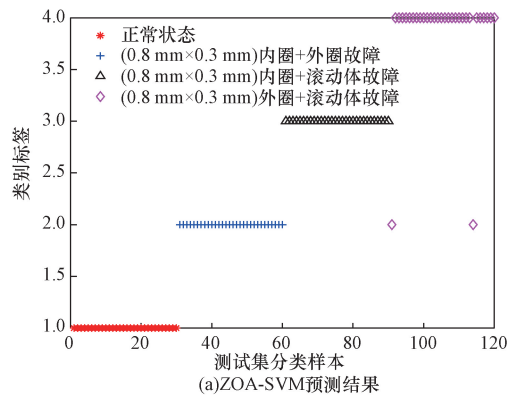
实验表明,ZOA-SVM 分类器同样实现了对 120 组样本的正确分类,故障识别的准确率为 100%,相较于上一次实验的第 22 代寻找到最优值,此次 FOA-SVM 分类器在第 27 代参数才寻到最优,运行时间也滞后了 0.236 4 s;PSO-SVM 分类器中有 3 个样本被错分,准确率只有 97.5%,ZOA-SVM 分类器的优越性得以验证。

考虑到轴承在实际运行环境下,故障类型的复杂性,在深沟球轴承 4 种故障类型的基础上设置混合故障点,进一步验证分类模型的通用性。在故障直径相同的前提下,混合故障的轴承状态如表 5 所示,标签依次为:类别 5 ~ 类别 8,正常状态、内圈 + 外圈故障、内圈 + 滚动体故障、外圈 + 滚动体故障,采用训练好的基于 ZOA-SVM 建立的多故障分类器对基于测试样本构建的数据集进行测试,预测结果和相应的混淆矩阵如图 13 所示。

表 5 复杂故障下轴承故障介绍

Table 5 Introduction to bearing failure under complex faults

| 轴承状态 | 故障尺寸/ (宽度或直径/mm × 深度/mm) | 类别 |
|------------|-----------------------------|----|
| 正常 | 0 | 5 |
| 内圈 + 外圈故障 | 0.8 × 0.3 | 6 |
| 内圈 + 滚动体故障 | 0.8 × 0.3 (直径 × 深度) | 7 |
| 外圈 + 滚动体故障 | 0.8 × 0.3 | 8 |



(a)ZOA-SVM预测结果

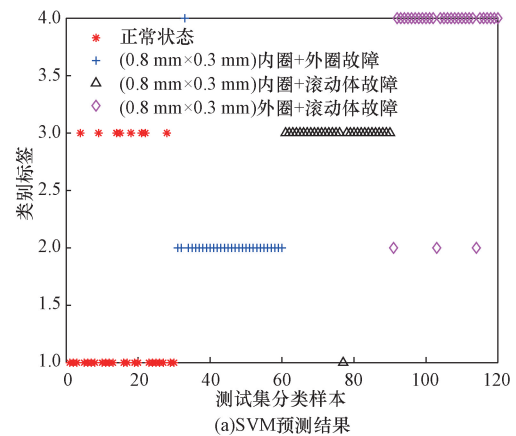
| 实际类别 | 5 | 6 | 7 | 8 | 准确率 | 召回率 |
|------|--------|-------|--------|--------|--------|------|
| 5 | 30 | | | | 100.0% | |
| 6 | | 30 | | | 100.0% | |
| 7 | | | 30 | | 100.0% | |
| 8 | | 2 | | 28 | 93.3% | 6.7% |
| | 100.0% | 93.8% | 100.0% | 100.0% | | |
| | | 6.3% | | | | |
| | 5 | 6 | 7 | 8 | | |

(b)ZOA-SVM混淆矩阵图

图 13 ZOA-SVM 多故障分类器识别结果和混淆矩阵图
Fig. 13 ZOA-SVM multi-fault classifier identification results and confusion matrix

通过上述结果可以看出,提出的诊断策略实现了对 118 组混合故障样本的正确分类,在对外圈故障 + 滚动体故障的识别中有两组样本未被识别,识别率达到 98.33%。图 14 为未经优化的 SVM 分类器的识别结果,3 种分类器下的最佳适应度曲线如图 15 所示,为了更直观地展示其区别,表 6 详细列出了不同分类器的诊断识别信息。

由图 11、图 12、图 15 可知,无论是轴承单一故障还是混合故障,所提出的基于 ZOA-SVM 建立的多故障分类器在故障识别率及寻优代数方面均高于基于 FOA-SVM、PSO-SVM 和 SVM 的多故障分类器,且识别率的变化曲线更为平稳。由此,对比上述实验结果,本文方法在识别准确率和不同的故障类型下具备良好的性能和广泛的适用性。



(a)SVM预测结果

| 实际类别 | 5 | 6 | 7 | 8 | 准确率 | 召回率 |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 5 | 22 | | 8 | | 73.3% | 26.7% |
| 6 | | 29 | | 1 | 96.7% | 3.3% |
| 7 | 1 | | 29 | | 96.7% | 3.3% |
| 8 | | 3 | | 27 | 90.0% | 10.0% |
| | 95.7% | 90.6% | 78.4% | 96.4% | | |
| | 4.3% | 9.4% | 21.6% | 3.6% | | |
| | 5 | 6 | 7 | 8 | | |

(b)SVM混淆矩阵图

图 14 SVM 多故障分类器识别结果和混淆矩阵图
Fig. 14 Identification results and confusion matrix of SVM multi-fault classifier

表 6 不同模型下的诊断结果对比
Table 6 Comparison of diagnosis results under different models

| 分类器类别 | 识别组数(总组数 120) | 正确率/% |
|---------|---------------|-------|
| ZOA-SVM | 118 | 98.33 |
| FOA-SVM | 118 | 98.33 |
| PSO-SVM | 117 | 97.50 |
| SVM | 107 | 89.17 |

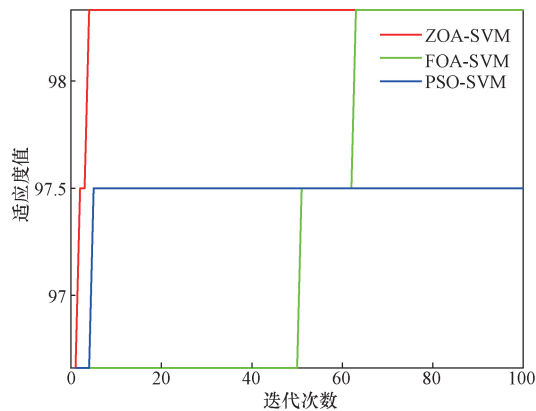


图 15 最佳适应度曲线

Fig. 15 Optimum fitness curve

4 结论

(1) 提出了一种优化算法优化特征模态分解(FMD)寻找最优参数组合的方法,解决特征模态分解关键参数不具有自适应性这一问题。

(2) 将多尺度模糊散布熵(MFDE)应用于实验中的特征向量构建,通过选择具有更高熵值的数据特征,在减少数据维度的同时提高模型的稳定性能。

(3) 提出一种基于特征模态分解及多尺度模糊散布熵和斑马优化算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断方法,分别通过公开数据和实测数据验证了此方法在滚动轴承故障信息有效提取与辨识方面的优越性,经过 ZOA 优化后的 SVM 模型相较于 FOA 优化 SVM 和 PSO 优化 SVM 具有更好的诊断性能。

参 考 文 献

[1] 鄢小安, 贾民平. 基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 252-259.
Yan Xiaohan, Jia Mingping. Fault diagnosis method of rolling bearing based on parametric adaptive eigenmode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 252-259.

[2] 洪腾蛟, 丁凤娟, 王鹏, 等. 深度学习在轴承故障诊断领域的应用研究[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(22): 9203-9211.
Hong Tengjiao, Ding Fengjuan, Wang Peng, et al. Application of deep learning in bearing fault diagnosis[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(22): 9203-9211.

[3] 袁超, 张浩, 凌云汉, 等. 基于小波变换和 S-G 滤波的多尺度平滑预处理方法[J]. 锻压技术, 2023, 48(6): 140-155.
Yuan Chao, Zhang Hao, Ling Yunhan, et al. Multi-scale smoothing pretreatment method based on wavelet transform and S-G filter[J]. Forging & Stamping Technology, 2023, 48(6): 140-155.

[4] 陶沙沙, 郭顺生. 基于深度小波自动编码器和极限学习机的轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(29): 12196-12203.
Tao Shasha, Guo Shunsheng. Bearing fault diagnosis based on depth wavelet autoencoder and extreme learning machine[J]. Sci-

ence Technology and Engineering, 2020, 20(29): 12196-12203.

[5] 李道军, 李廷锋, 刘德平. 基于 LMD 与改进 SVM 的轴承故障诊断方法[J]. 机械制造, 2021, 59(6): 84-88.
Li Daojun, Li Tingfeng, Liu Deping. Bearing fault diagnosis method based on LMD and improved SVM[J]. Machine Building, 2021, 59(6): 84-88.

[6] Li X, Ma J, Wang X, et al. An improved local mean decomposition method based on improved composite interpolation envelope and its application in bearing fault feature extraction[J]. ISA Transactions, 2020, 97: 365-383.

[7] 杨欣薇, 朱松青, 杨柳, 等. 基于 EMD-SVM 的列车门系统承载传动机构故障诊断技术研究[J]. 现代制造工程, 2021(9): 87-93.
Yang Xinwei, Zhu Songqing, Yang Liu, et al. Research on fault diagnosis technology of bearing transmission mechanism of train door system based on EMD-SVM[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2021(9): 87-93.

[8] 江星星, 宋秋昱, 杜贵府, 等. 变分模式分解方法研究与应用综述[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1): 55-73.
Jiang Xingxing, Song Qiuyu, Du Guifu, et al. Research and application of variational mode decomposition methods[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 55-73.

[9] 易康, 蔡昌新, 廖锐全, 等. 基于鲸鱼优化算法的变分模态分解和改进的自适应加权融合算法的管道泄漏检测与定位方法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(33): 14220-14230.
Yi Kang, Cai Changxin, Liao Ruiquan, et al. Variational mode decomposition based on whale optimization algorithm and improved adaptive weighted fusion algorithm for pipeline leakage detection and location method[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(33): 14220-14230.

[10] Miao Y, Zhang B, Li C, et al. Feature mode decomposition: new decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(2): 1949-1960.

[11] 杨森, 王恒迪, 崔永存, 等. 基于改进 AFSA 的参数优化 VMD 和 ELM 的轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(4): 67-70.
Yang Sen, Wang Hengdi, Cui Yongcun, et al. Bearing fault diagnosis optimization of VMD and ELM based on improved AFSA parameters[J]. Composite Machine Tool and Automatic Processing Technology, 2023(4): 67-70.

[12] 毕浩程, 蒋章雷, 吴国新, 等. 基于 SSA-VMD 和 1.5 维包络谱的齿轮箱磨损故障诊断的研究[J]. 现代制造工程, 2022(5): 130-137, 23.
Bi Haocheng, Jiang Zhanglei, Wu Guoxin, et al. Research on gear box wear fault diagnosis based on SSA-VMD and 1.5-dimensional envelope spectrum[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2022(5): 130-137, 23.

[13] Li Y, Wu J, Zhang S, et al. Variable-step multiscale fuzzy dispersion entropy: a novel metric for signal analysis[J]. Entropy, 2023, 25(7): 997.

[14] 郑近德, 陈焱, 童靳于, 等. 精细广义复合多元多尺度反向散布熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2023, 34(11): 1315-1325.
Zheng Jinde, Chen Yan, Tong Jinyu, et al. Fine generalized composite multicomponent multiscale reverse dispersion entropy and its

- application in rolling bearing fault diagnosis[J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34(11): 1315-1325.
- [15] 黄岩, 韩东颖, 朱国庆, 等. 基于多特征融合与机器学习的井架钢结构智能诊断[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(25): 10800-10807.
- Huang Yan, Han Dongying, Zhu Guoqing, et al. Intelligent diagnosis of derrick steel structure based on multi-feature fusion and machine learning [J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(25): 10800-10807.
- [16] 熊玖琦, 刘星. 基于支持向量机的顾北煤矿北一矿区三维地质模型构建[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(19): 8194-8199.
- Xiong Jiuqi, Liu Xing. Construction of a three-dimensional geological model based on support vector machine for the North 1 mine area of Gubei coal mine[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(19): 8194-8199.
- [17] Trojovská E, Dehghani M, Trojovský P. Zebra optimization algorithm: a new bio-inspired optimization algorithm for solving optimization algorithm[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 49445-49473.
- [18] Yan X, Liu Y, Xu Y, et al. Multichannel fault diagnosis of wind turbine driving system using multivariate singular spectrum decomposition and improved kolmogorov complexity[J]. *Renewable Energy*, 2021, 170: 724-748.