

基于 OCSSA 优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法

高先磊,赵佰亭,贾晓芬

安徽理工大学 电气与信息工程学院,安徽 淮南 232001

摘要:目的 为解决目前滚动轴承故障特征提取困难和故障诊断准确率低等问题,提出了基于优化麻雀搜索算法,即变分模态分解的方法,高效提取滚动轴承故障特征。方法 首先,将麻雀搜索算法改进为融合鱼鹰和柯西变异的麻雀搜索算法(Osprey-Cauchy-Sparrow Search Algorithm, OCSSA);其次,利用 OCSSA 优化 VMD(Variational Mode Decomposition)参数来对轴承信号进行分解;最后,将特征向量作为卷积神经网络-双向长短记忆网络(CNN-BiLSTM)的输入,进行了滚动轴承故障类型的识别。结果 实验结果表明:基于 OCSSA-VMD 特征提取的诊断模型的故障诊断准确率为 99.333%,与麻雀搜索算法-VMD、灰狼优化算法-VMD、粒子群优化算法-VMD、传统 VMD 特征提取方法相比,故障诊断准确率分别提高了 3.666%、5%、6.667%、9%。结论 该方法充分地提取了故障特征,大大提高了故障诊断准确率。

关键词:轴承故障;特征提取;融合鱼鹰和柯西变异的麻雀搜索算法;CNN-BiLSTM

中图分类号:TH133.33 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0006.006

Fault Diagnosis Method of Rolling Bearings Based on OCSSA Optimizing VMD

GAO Xianlei, ZHAO Baiting, JIA Xiaofen

School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, Anhui, China

Abstract: Objective To address the challenges of extracting fault features and achieving accurate fault diagnosis for rolling bearings, a method based on the optimized sparrow search algorithm, variational mode decomposition (VMD), was proposed to efficiently extract rolling bearing fault features. **Methods** Firstly, the sparrow search algorithm is improved by integrating the Osprey and Cauchy mutation, resulting in the Osprey-Cauchy-Sparrow Search Algorithm (OCSSA). Secondly, the OCSSA was used to optimize the parameters of VMD for decomposing bearing signals. Finally, the feature vectors were input into a convolutional neural network-bidirectional long short-term memory network (CNN-BiLSTM) for identifying rolling bearing fault types. **Results** Experimental results showed that the fault diagnosis accuracy of the diagnostic model based on OCSSA-VMD feature extraction was 99.333%. Compared with the Sparrow Search Algorithm-VMD, Grey Wolf Optimizer-VMD, Particle Swarm Optimization-VMD, and traditional VMD feature extraction methods, the fault diagnosis accuracy of the proposed method was improved by 3.666%, 5%, 6.667%, and 9%, respectively. **Conclusion** This method effectively captures fault features and significantly enhances the fault diagnosis accuracy.

Keywords: bearing failure; feature extraction; sparrow search algorithm fusing osprey and Cauchy variation; CNN-BiLSTM

收稿日期:2024-02-01 修回日期:2024-03-25 文章编号:1672-058X(2025)06-0041-07

基金项目:国家自然科学基金面上项目资助(52174141)。

作者简介:高先磊(1999—),男,安徽滁州人,硕士研究生,从事故障诊断技术研究。Email:1606062444@qq.com.

通信作者:赵佰亭(1981—),男,山东枣庄人,博士,教授,从事人工智能与机器学习研究。Email:btzhao@aust.edu.cn.

引用格式:高先磊,赵佰亭,贾晓芬.基于 OCSSA 优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(6):41-47.

GAO Xianlei, ZHAO Baiting, JIA Xiaofen. Fault diagnosis method of rolling bearings based on OCSSA optimizing VMD[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(6): 41-47.

1 引言

由于滚动轴承的健康状态直接关系设备的安全稳定运行,因此及时发现关键滚动轴承中存在的故障,对确保机械安全运行具有重大意义^[1]。在非平稳信号中常用经验模态分解^[2](Empirical Mode Decomposition, EMD)进行特征提取,Zhao 等^[3]采用 EMD 对轴承信号进行振动分析,成功提取了特征明显的模态函数分量,但存在端点效应和模态混叠现象,相邻模态分量波形混叠难以辨别的瑕疵。后有学者对其进行改进,提出集成经验模态分解^[4]、互补集合经验模态分解^[5]等方法。Dong 等^[6]通过改进 EEMD 提取轴承振动信号的不同频率的模态分量,实现了较高的故障特征提取精度,解决了 EMD 存在的模态混叠现象。但都存在计算量过大和容易受到噪声干扰的问题。

Dragomiretskiy 等^[7]提出了不同于 EMD 和 EEMD 分解的新型可变尺度处理方法 VMD,结合变分模型,可将信号分解成多个不同尺度的模态。其突出的信号分解能力解决了端点效应和模态混淆的问题。但模态个数和二次惩罚因子很大程度上决定了 VMD 的分解效果,参数的设置对信号处理效果至关重要。王奉涛等^[8]提出了基于能量的变分模式分解来确定分解层数;毕凤荣等^[9]提出了通过各阶分量的中心频率差值来自适应选择分解层数。上述研究独立考虑了变分模态分解和惩罚因子两个因素,而没有综合考虑这两个参数之间的相互影响。

为此,程军圣等^[10]利用萤火虫算法对 VMD 的分解层数与惩罚因子进行联合优化,以正交低峰值为优化目标函数,进一步提高了检测效果。刘建昌等^[11]通过遗传变异粒子群算法对 VMD 的参数优化,同时结合滚动轴承故障机理提出了样本熵作为特征向量输入,支持向量机中进行故障识别,提高了轴承故障信号分析的精度和可靠性。Yi 等^[12]改进鸚鵡优化算法,利用峰度平方包络基尼系数筛选出最优的模态分量,可以在强背景噪声干扰下提取特征。

应用这些优化算法有效地避免了 VMD 人工干预带来的误差影响,克服了噪声干扰,提高了分解精度。但算法需要花费长时间来找到最优解和容易陷入次优解而无法得到全局最优解等问题,导致故障特征提取速度变慢和故障诊断准确率降低。

为了充分提取滚动振动信号的特征,提高滚动轴承故障诊断精度,提出基于 OCSSA 优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法。先引入 Logistic 混沌映射,结合鱼鹰优化算法的全局勘探策略和柯西变异策略对 SSA 进行优化形成 OCSSA,利用 OCSSA 获取最佳参数。为证明该模型可以充分提取滚动轴承故障特征,与多种经典

算法优化 VMD 的特征提取模型相比,该特征提取模型在滚动轴承故障识别中准确率最高。

2 变分模态分解原理

VMD 的思想认为待分解信号是由不同本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)的子信号组成^[13]。传统信号分解算法并不具有完全非递归的解决方案和能够自主选择模态个数的优势。VMD 算法在迭代求解时会更新各个分量的中心频率和带宽,最后根据自身频域特性自适应划分出 IMF 分量。将每个 IMF 定义为调幅调频函数,并表示为

$$U_k(t) = A_k(t) \cos(\varphi_k(t)) \quad (1)$$

式(1)中,相位 $\varphi_k(t)$ 是非递减函数,且 $\varphi'_k(t) \geq 0$; $A_k(t)$ 表示包络函数,且 $A_k(t)$ 和瞬时频率 $\varphi'_k(t)$ 相较于相位 $\varphi_k(t)$ 是缓变的。

VMD 算法可分为以下两个步骤:

(1) 变分模型构造:

$$\left[\partial(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \quad (2)$$

① 对信号进行希尔伯特变换,从原始信号中提取出 k 个模态分量的解析信号,并获取其对应的单边频谱:

$$\left\{ \left[\partial(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right\} e^{-j\omega_k t} \quad (3)$$

② 计算式(3)的平方范数,估量信号带宽:

$$\min(\{u_k\}, c) \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial(t) + \frac{j}{\pi t} \left[\partial(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right\| e^{-j\omega_k t} \right\}_2^2$$

$$\text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = f(t) \quad (4)$$

(2) 变分问题最优解。在式(4)中引入二次惩罚因子和拉格朗日乘法算子,对拉格朗日表达式扩展^[8]:

$$L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) =$$

$$\alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial(t) + \frac{j}{\pi t} \left[\partial(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right\| e^{-j\omega_k t} \right\}_2^2 +$$

$$\left\| f_t - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + [\lambda_t, f_t - \sum_{k=1}^K u_k(t)] \quad (5)$$

3 算法设计与优化

3.1 基于融合鱼鹰和柯西变异的麻雀搜索算法

麻雀种群的觅食过程其实就是寻求最优值的过程,从而得到启发而设计的 SSA (Sparrow Search Algorithm) 算法^[14]。麻雀搜索算法具有良好的稳定性和收敛速度,在搜索空间中具有全局探索与局部开发能力的优点,具有探索未知区域和避免陷入局部最优解的能力。但是,麻雀算法过分依赖上一代麻雀位置的更新方式,且容易陷入局部最优解,为此提出融合鱼鹰和柯西变异的麻雀搜索算法,进行以下改进:

(1) 采用 Logistic 混沌映射^[15],初始化种群的多样性,保证初始解均匀分布在解空间内。

(2) 采用鱼鹰(Osprey)优化算法^[16]在第一阶段的全局勘探策略替换原始麻雀算法的探索者位置更新公式。鱼鹰优化算法可以弥补麻雀算法过分依赖上一代麻雀位置的更新方式,采用随机检测其中一个食物的位置并攻击它。鱼鹰优化算法是基于鱼的运动模拟来更新麻雀算法中探索者位置的方式。鱼鹰优化算法在第一阶段的全局勘探策略公式如下:

$$x_{i,j}^{p_1} = x_{i,j} + r_{i,j} \cdot (SF_{i,j} - I_{i,j} \cdot x_{i,j}) \quad (6)$$

(3) 采用柯西(Cauchy)变异策略^[17]替换原始麻雀算法的跟随者位置更新公式。柯西分布属于一个连续的概率分布,但与正态分布相比,它可对种群产生更大的扰动。在麻雀优化算法中,为了扩大搜索规模和避免算法陷入局部最优的问题,使用柯西变异对麻雀位置更新中的个体进行扰动。

3.2 OCSSA 优化 VMD 参数

VMD 方法要从信号中提取丰富的特征信息,需要选定最佳的参数组合,模态个数 k 和惩罚参数 α 都要选定在合适的区间,过大过小都会导致特征信号提取不充分,采用融合鱼鹰和柯西变异的麻雀优化算法进行参数优化。

在对 VMD 参数进行优化时,需要选取适应度函数。基于融合鱼鹰和柯西变异的麻雀优化算法适应度函数选择如下:

(1) 最小信息熵。最小信息熵是描述系统事件的不确定程度。分解得到的 IMF 包含故障信息,由于周期冲击的缘故,其表现得越有序,熵值会越小^[18]。公式如下:

$$H(x) = - \sum_{i=1}^N p_i \lg p_i \quad (7)$$

(2) 最小排列熵。为了能够准确找到 k 和 α 的最佳组合,优化函数选取归一化排列熵,排列熵值可以有效反映时间序列的复杂程度,排列熵经过归一化处理后可以更好地反映时间序列的规则程度。排列熵规则性与时间序列成正比关系^[19]:

$$H(x) = \frac{- \sum_{i=1}^k p_i \lg(p_i)}{\lg(m!)} \quad (8)$$

本文结合两种方法,以复合指标排列熵/互信息熵为适应度函数,为每个 IMF 分量搜寻最优的分解层数和惩罚因子。

优化步骤如下:

步骤 1 设定分解层数 k ,预设 k 初始值为 1,逐渐递增到 10。每一次迭代完成后,VMD 会记录每个模态

分量中最大峭度值。当峭度值达到顶峰时,选择对应的模态个数 k ,并停止迭代。

步骤 2 设置 OCSSA 的初始参数和 VMD 参数值,初始化麻雀种群数量。

步骤 3 依据式(6)、式(7)、式(8)分别找到最新的发现者、加入者、侦察者的种群位置,计算适应度,发现最合适的麻雀个体位置。

步骤 4 计算最优麻雀适应度,未达到迭代停止条件,则返回步骤 3。

3.3 基于 OCSSA-VMD-CNN-BiLSTM 的诊断流程

基于上述理论,提出了基于 OCSSA-VMD 结合 CNN-BiLSTM 网络的轴承故障诊断方法。具体流程如图 1 所示。

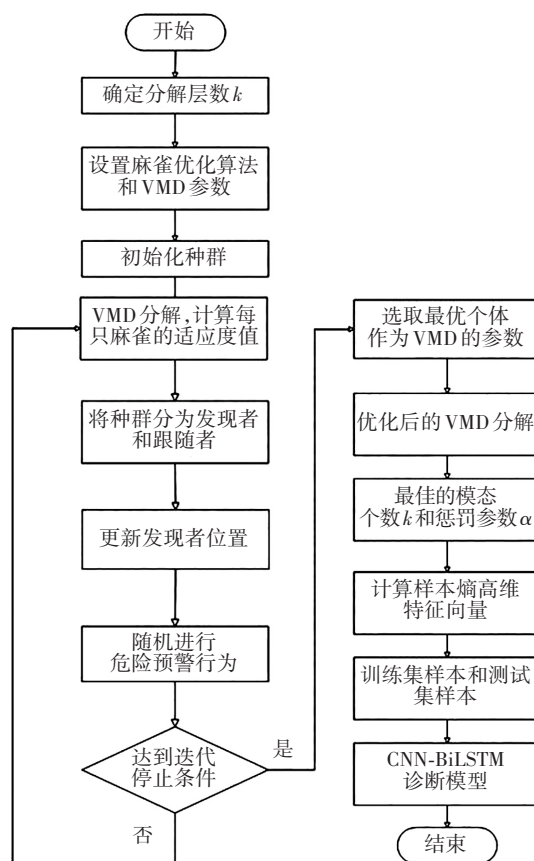


图 1 OCSSA 优化 VMD 参数流程图

Fig. 1 Flow of OCSSA-VMD

具体步骤如下:

(1) 利用 OCSSA 对 10 种故障状态进行 VMD 优化,获得最佳的参数组合和最佳 IMF 分量;

(2) 计算选取分量的样本熵,组成特征向量,将测试集和训练集的数据输入模型;

(3) 利用步骤(2)的特征向量训练卷积神经。

网络-双向长短记忆网络模型,并进行故障诊断。

(4) 输入

4 仿真实验与结果分析

4.1 数据源选择

文中选取的是美国凯斯西储大学的滚动轴承数据。选取的滚动轴承;直径分别为 0.007、0.014 和 0.021 英寸、转速 1 797 r/min;采样条件为 12 kHz 频率,有内圈、滚动体和外圈三种故障状态及正常状态下的振动信号。共有 10 种数据类别,选用每个数据的驱动端数据,然后设置滑动窗口 w 为 1 000,每个数据的故障样本点个数 s 为 2 048,每个故障类型的样本量 m 为 10。最后,将所有数据滑窗设置完毕之后,综合到一个数据变量中。提取特征后,每种状态是 120 个样本,驱动端 90 个样本,风扇端 30 个样本。一共 10 个状态,故障诊断数据是 1 200×9 列的矩阵,然后对每行数据打上标签。1~10 代表不同的故障类型,分别为正常状态、0.007 英寸的内圈故障、滚动体故障、外圈故障、0.014 英寸的内圈故障、滚动体故障和外圈故障,0.021 英寸的内圈故障、滚动体故障和外圈故障。设定每种状态的训练样本和测试样本按照驱动端和风扇端 3 : 1 的比例进行。

4.2 实验分析

OCSSA 优化 VMD 之后可以找到最佳的模态个数 k 和惩罚参数 α 组合,设置的模态个数 k 的取值范围是 (3,10),惩罚因子 α 的取值范围是 (100,2 500),种群规模为 20,最大迭代次数为 15。每次选 120 个样本进行 VMD 优化和特征提取,把参数回带 VMD 中,并进行 9 种时域指标特征提取。最终得到 10 种状态的最佳惩罚因子、最佳模态分量和对应的适应度值,如表 1 所示。

表 1 最佳惩罚因子、模态分量和适应度值
Table 1 Optimal penalty factor, modal component and fitness values

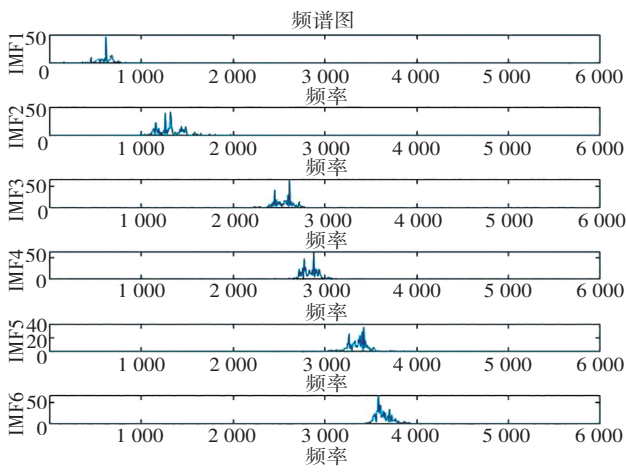
最佳惩罚因子	最佳模态分量	适应度值
10	100	0.535 5
10	2 366	0.726 14
5	137	0.701 98
10	2 500	0.739 26
10	2 363	0.805 24
10	1 771	0.650 75
10	2 268	0.662 39
10	100	0.683 29
10	2 368	0.689 85
10	2 491	0.798 58

利用 CNN-BiLSTM 模型进行轴承故障识别分类。所有样本的样本熵作为该模型特征向量输入。表 2 为 IMF 分量与原始信号的相关系数值。

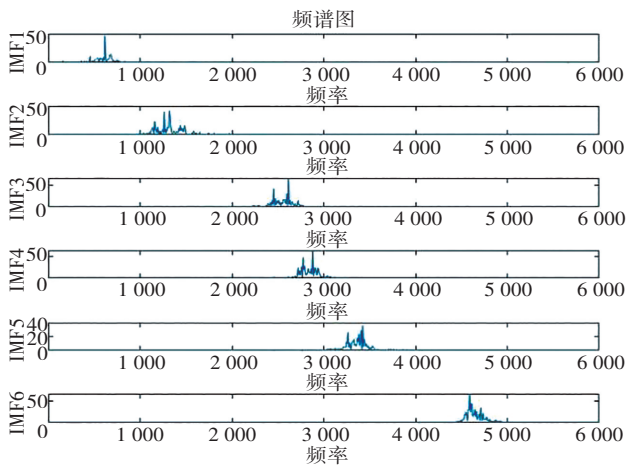
表 2 IMF 分量与原始信号的系数值
Table 2 The coefficient values of IMF component and the original signal

模态分量	相关系数值
IMF1	0.178 0
IMF2	0.155 6
IMF3	0.187 6
IMF4	0.446 0
IMF5	0.154 0
IMF6	0.477 6

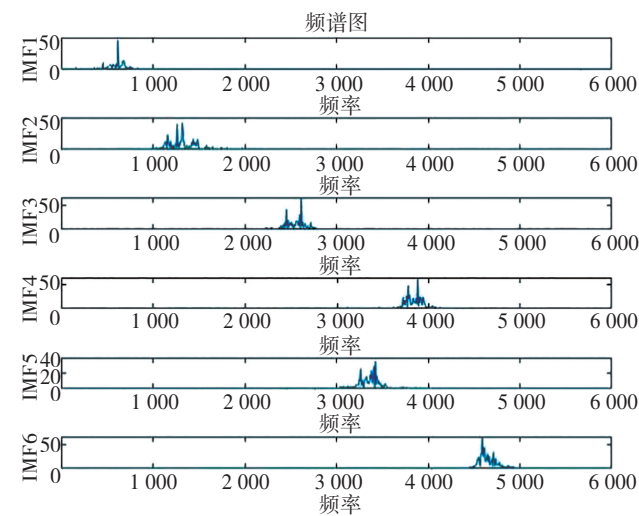
再进一步对信号分解,得到 6 个 IMF 分量的频谱图。图 2 为各特征提取模型分解后的各个 IMF 对应的频谱图。可以观察到 VMD 分解频谱图中,IMF3 与 IMF4 频谱处有重叠,IMF5 与 IMF6 频谱处有重叠;PSO-VMD 分解频谱图中,IMF3 与 IMF4 频谱图存在重叠, GWO-VMD 分解频谱图和 SSA-VMD 分解频谱图中也存相似现象,上述频谱图中分离出了频段分量但缺失部分高频特征,OCSSA-VMD 频谱图完整地分离出了各频段分量,有较好的分解效果,证明了特征提取方法的有效性。



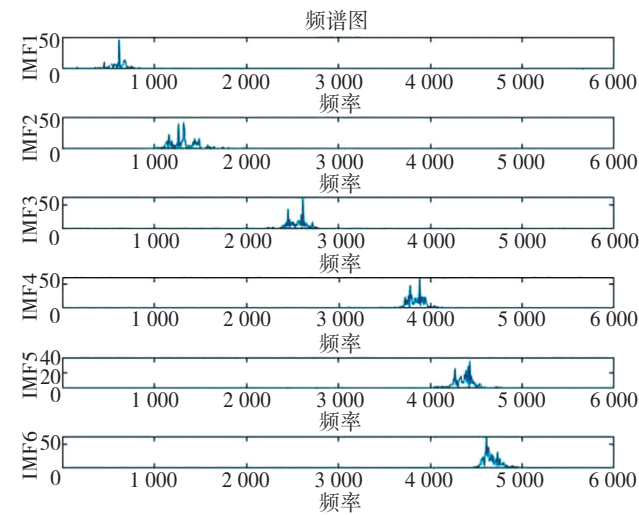
(a) VMD 分解频谱图



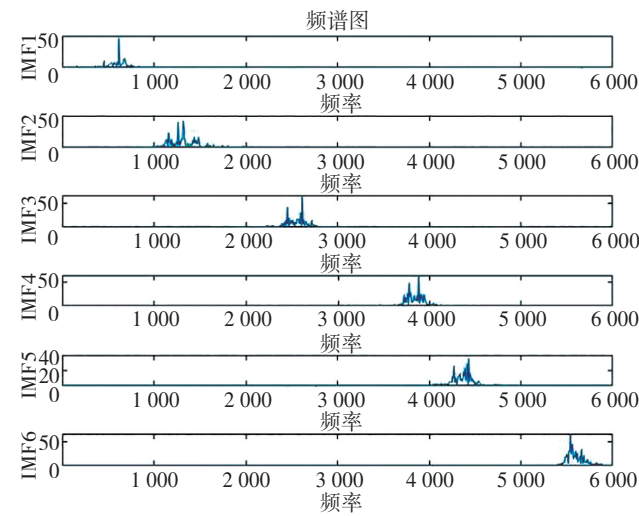
(b) PSO-VMD 分解频谱图



(c) GWO-VMD 分解频谱图



(d) SSA-VMD 分解频谱图



(e) OCSSA-VMD 分解频谱图

图 2 各特征提取模型频谱图

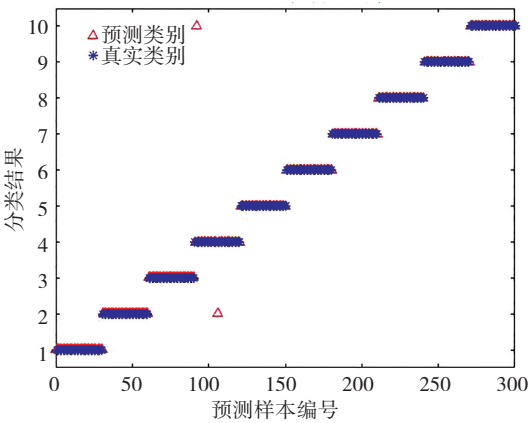
Fig. 2 Spectral maps of each feature extraction model

4.3 故障诊断及对比验证

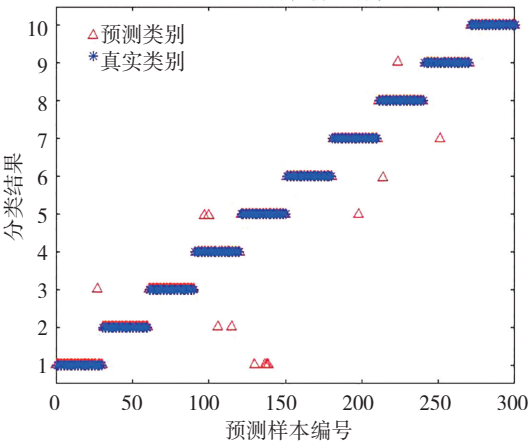
为证明基于 OCSSA-VMD 特征提取方法的优越性,分别采用 OCSSA-VMD、麻雀搜索算法 SSA-VMD、灰狼优化算法 (Grew Wolf Optimization, GWO)-VMD、粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)-VMD 和 VMD 共 5 种方法,进行信号分解并计算样本熵值,构成输入特征向量,结合 CNN-BiLSTM 进行样本训练。分类训练次数都设置为 150,学习率为 0.01,正则化参数为 0.001,训练 100 次后开始调整学习率,学习率调整因子为 0.01。

本文采用 CNN-BiLSTM 模型,该模型由输入层、CNN 层、BiLSTM 层、全连接层和输出层组成^[20]。CNN 层由卷积层和最大池化层堆积组成^[21],通过卷积层提取提升机轴承振动信号的特征,引入的局部相关性和 BiLSTM 的全局相关性,全面捕获轴承数据的特征信息,提高对提升机轴承的故障诊断准确率。数字标签 1~10 代表不同的故障状态类型。

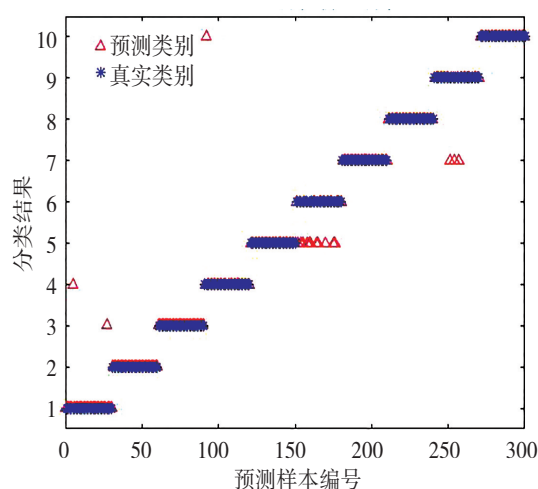
不同的诊断模型得到的轴承故障分类结果,如图 3 所示。



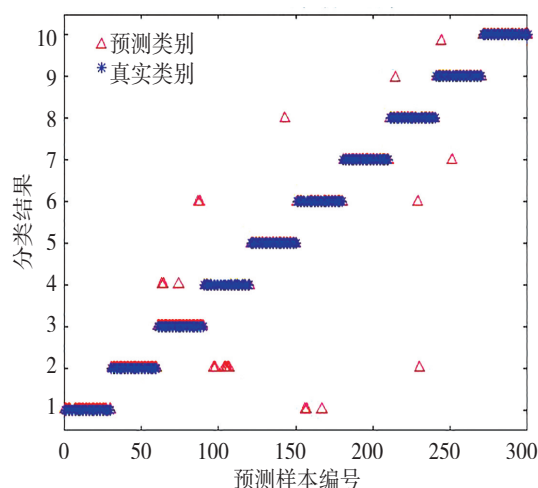
(a) OCSSA-VMD



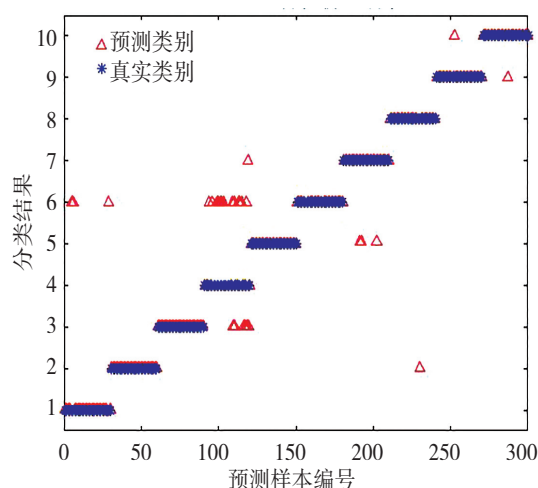
(b) SSA-VMD



(c) GWO-VMD



(d) PSO-VMD



(e) VMD

图 3 不同特征提取方法分类结果图

Fig. 3 Classification results of different feature extraction methods

不同特征提取故障诊断模型的准确率统计,如表 3 所示。

表 3 各特征提取模型轴承故障诊断准确率

Table 3 Precision of bearing fault diagnosis using different feature extraction methods

特征提取方法	故障诊断平均准确率/%
OCSSA-VMD	
融合鱼鹰和柯西变异的麻雀搜索算法-变分模态分解	99.333
SSA-VMD	
麻雀搜索算法-变分模态分解	95.667
GWO-VMD	
灰狼优化算法-变分模态分解	94.333
PSO-VMD	
粒子群优化算法-变分模态分解	92.667
VMD	
经典变分模态分解	90.333

由表 3 可看出:基于 OCSSA-VMD 的故障诊断模型平均诊断准确率最佳,达 99.333%;与基于 SSA-VMD、GWO-VMD、PSO-VMD、传统 VMD 等故障诊断模型的准确率相比,都有较为明显的提高,最高提升了 9%。

5 结 论

本研究提出了 OCSSA-VMD 的特征提取方法,采用 OCSSA 对 VMD 寻找最优参数,构建了故障诊断模型。通过对比基于 OCSSA-VMD、SSA-VMD、GWO-VMD、PSO-VMD 和传统 VMD 五种故障诊断模型来进行实验。

研究结果表明:上述五种诊断模型准确率分别为 98.667%、95.333%、93.667%、92.000% 和 90.000%。OCSSA-VMD 的滚动轴承故障特征提取效果最佳,模型故障诊断准确率最高。提出的算法模型可以高效地完成轴承故障诊断,但存在寻优算法的寻优结果是否在最优状态下的不足问题。因此,后续将会对算法的寻优能力和自适应性展开更多的研究。

参考文献(References):

- [1] DENG W, LI Z, LI X, et al. Compound fault diagnosis using optimized MCKD and sparse representation for rolling bearings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71(10): 1-9.
- [2] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(19): 903-995.
- [3] ZHAO F K, ZHEN D, YU X P, et al. Bearing fault diagnosis method based on EMD and multi-channel convolutional neural network [J]. Mechanisms and Machine Science, 2023, 129(2): 458-468.
- [4] 张立智,徐卫晓,井陆阳,等. 基于 EMD-SVD 和 CNN 的

- 旋转机械故障诊断[J]. 振动测试与诊断, 2020, 40(6): 1063-1070, 1228.
- ZHANG Li-zhi, XU Wei-xiao, JING Lu-yang, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on EMD-SVD and CNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(6): 1063-1070, 1228.
- [5] 周建民, 王发令, 张臣臣, 等. 基于特征优选和 GA-SVM 的滚动轴承智能评估方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(4): 227-234.
- ZHOU Jian-min, WANG Fa-ling, ZHANG Chen-chen, et al. An intelligent method for rolling bearing evaluation using feature optimization and GA-SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(4): 227-234.
- [6] DONG Z, TIAN S L, GUO J C, et al. An improved decomposition method using EEMD and MSB and its application in rolling bearing fault feature extraction[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 5(36): 1447-1556.
- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [8] 王奉涛, 柳晨曦, 张涛, 等. 基于 k 值优化 VMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动测试与诊断, 2018, 38(3): 540-547.
- WANG Feng-tao, LIU Chen-xi, ZHANG Tao, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on k-optimized VMD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 540-547.
- [9] 毕凤荣, 李鑫, 马腾. 基于变模式分解的爆震特征识别方法[J]. 振动测试与诊断, 2018, 38(5): 903-907, 1076.
- BI Feng-rong, LI Xin, MA Teng. Knock detection using variational mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(5): 903-907, 1076.
- [10] 程军圣, 李梦君, 欧龙辉, 等. FA-PMA-VMD 方法及其在齿根裂纹故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2018, 37(15): 27-32, 67.
- CHENG Jun-sheng, LI Meng-jun, OU Long-hui, et al. FA-PMA-VMD method and its application in gear tooth root crack fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(15): 27-32, 67.
- [11] 刘建昌, 权贺, 于霞, 等. 基于参数优化 VMD 和样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 自动化学报, 2022, 48(3): 808-819.
- LIU Jian-chang, QUAN He, YU Xia, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimization VMD and sample entropy[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(3): 808-819.
- [12] YI K, CAI C, TANG W, et al. A rolling bearing fault feature extraction algorithm based on IPOA-VMD and MOMEDA[J]. Sensors, 2023, 23(20): 8620.
- [13] 刘玉明, 刘自然, 王鹏博. 基于 ISSA-VMD 的滚动轴承早期故障诊断方法[J]. 机电工程, 2023, 40(9): 1426-1432.
- LIU Yu-ming, LIU Zi-ran, WANG Peng-bo. Early fault diagnosis method of rolling bearing based on ISSA-VMD[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2023, 40(9): 1426-1432.
- [14] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用: 麻雀搜索算法[D]. 上海: 东华大学, 2020.
- XUE Jian-kai. Research and application of a novel swarm intelligence optimization technology[D]. Shanghai: Donghua University, 2020.
- [15] 吴丁杰, 周庆兴, 温立书. 基于 Logistic 混沌映射的改进麻雀算法[J]. 高师理科学刊, 2021, 41(6): 10-15.
- WU Ding-jie, ZHOU Qing-xing, WEN Li-shu. Improved sparrow algorithm based on Logistic chaos mapping[J]. Journal of Science of Teachers' College and University, 2021, 41(6): 10-15.
- [16] DEGHANI M, TROJOVSKÝ. Osprey optimization algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering optimization problems[J]. Frontiers in Mechanical Engineering, 2023, (8): 1-43.
- [17] 任春慧, 刘升, 张伟康, 等. 柯西变异的骆驼算法优化与应用[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(21): 87-94.
- REN Chun-hui, LIU Sheng, ZHANG Wei-kang, et al. Optimization and application of Cauchy mutation camel algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(21): 87-94.
- [18] 李华, 伍星, 刘韬, 等. 基于信息熵优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2018, 37(23): 219-225.
- LI Hua, WU Xing, LIU Tao, et al. Bearing fault feature extraction based on VMD optimized with information entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(23): 219-225.
- [19] 刘宇鹏, 赵文卓, 邹英永. 基于优化 VMD 与 BP 神经网络结合的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 吉林工程技术师范学院学报, 2023, 39(1): 91-96.
- LIU Yu-peng, ZHAO Wen-zhuo, ZOU Ying-yong. Rolling bearing fault diagnosis method based on optimized VMD and BP neural network[J]. Journal of Jilin Engineering Normal University, 2023, 39(1): 91-96.
- [20] 汪欣, 毛东兴, 李晓东. 基于声信号和一维卷积神经网络的电机故障诊断研究[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(2): 125-129.
- WANG Xin, MAO Dong-xing, LI Xiao-dong. Motor fault diagnosis using microphones and one-dimensional convolutional neural network[J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(2): 125-129.
- [21] 李敬兆, 何娜, 张金伟, 等. 基于 VMD 和 CNN-BiLSTM 的矿井提升电动机故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(7): 49-59.
- LI Jing-zhao, HE Na, ZHANG Jin-wei, et al. Fault diagnosis method for mine hoisting motor based on VMD and CNN-BiLSTM[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(7): 49-59.

责任编辑:代小红