

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209997

基于 ICEEMDAN-MPE 和 AO-LSSVM 的 滚动轴承故障诊断*

李铭 何毅斌 马东 唐权 胡明涛

(武汉工程大学机电工程学院 武汉 430205)

摘要: 针对滚动轴承故障诊断中特征提取困难和故障类型识别准确率偏低等情况,提出一种基于改进型自适应噪声完整集成经验模态分解(ICEEMDAN)与多尺度排列熵(MPE)结合天鹰算法(AO)优化最小二乘支持向量机(LSSVM)正则化参数和核参数的故障诊断方法。首先通过 ICEEMDAN 对轴承原始振动信号进行分解,其次根据相关系数和方差贡献率双原则选取符合标准的本征模态分量(IMF),并计算对应分量的 MPE,以全面获取故障特征信息;最后将其构成多维特征向量,利用 AO-LSSVM 辨识模型实现对轴承故障诊断。同时进行多组对比实验,研究结果表明了所提方法在滚动轴承故障诊断中的优越性且识别准确率可达 98.95%。

关键词: 故障诊断;ICEEMDAN;多尺度排列熵;天鹰算法;最小二乘支持向量机

中图分类号: TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 0803

Rolling bearing fault diagnosis based on ICEEMDAN-MPE and AO-LSSVM

Li Ming He Yibin Ma Dong Tang Quan Hu Mingtao

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China)

Abstract: In view of the difficulty of feature extraction and the low accuracy of fault type recognition in rolling bearing fault diagnosis, a fault diagnosis method based on Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN) and Multi-scale Permutation Entropy (MPE) combined with Aquila Optimizer (AO) to optimize the regularization parameters and kernel parameters of Least Squares Support Vector Machine (LSSVM) is proposed. Firstly, the original vibration signal of the bearing is decomposed by ICEEMDAN. Secondly, according to the double principles of correlation coefficient and variance contribution rate, the eigenmode component (IMF) that meets the standard is selected, and the MPE of the corresponding component is calculated to comprehensively obtain the fault characteristic information; Finally, the multi-dimensional feature vector is formed, and the bearing fault diagnosis is realized by using AO-LSSVM identification model. At the same time, several groups of comparative experiments are carried out. The results show the superiority of the proposed method in rolling bearing fault diagnosis, and the recognition accuracy can reach 98.95%.

Keywords: fault diagnosis; ICEEMDAN; multiscale permutation entropy; aquila optimizer; least squares support vector machine

0 引言

滚动轴承作为旋转机械的重要组成部分,其局部故障将直接影响到整个设备的正常运行,因此对于滚动轴承的早期故障进行高效而准确的诊断十分重要^[1]。基本步骤是对采集到的故障振动信号进行关键特征提取,进而通过分

类模型实现故障模式识别。然而,在实际工程中,采集到的轴承振动信号往往包含白噪声、谐波干扰等,它们具有非线性和非平稳特性,因此将难以准确区分轴承故障类型和严重程度^[2]。

Huang 等提出的经验模态分解(EMD)和 Wu 等在 EMD 基础上改进的集成经验模态分解(EEMD)作为非线性

收稿日期:2022-05-18

* 基金项目:湖北省科技厅重大专项(2016AAA056)、化工装备强化与本质安全湖北省重点实验室开放基金(2018KA01)、武汉工程大学第十三届研究生教育创新基金(CX2021051)项目资助

性、非平稳信号的常用分解方法,虽已被广泛应用于信号处理领域,但 EMD 存在模态混叠问题,而 EEMD 无法完全中和所添加的高斯白噪声,会存在信号重构误差较大的问题^[3-4]。因此对于上述信号分解方法所展现出来的缺陷,Torres 等提出的自适应噪声完整经验模态分解(CEEMDAN)较好地克服了诸多不足,抑制了噪声干扰^[5]。而 Colominas 等^[6]提出的改进型自适应噪声完整集成经验模态分解(ICEEMDAN)又是对 CEEMDAN 的进一步改进,分解效果更好,极大地改善了模态混叠问题,降低了虚假分量对特征提取的影响。此外本文将 Aziz 等提出的多尺度排列熵(MPE)理论引入到故障诊断中,即采用非线性参数估计方法,MPE 不仅抵抗干扰能力强,而且可以反映时间序列在多尺度下的随机性与复杂性变化^[7],能够更全面地提取故障特征。

对于常用的轴承故障分类方法,反向传播(BP)神经网络容易造成过拟合问题且需要较多的训练样本,存在训练时间过长的缺点^[8];极限学习机(ELM)虽然学习和泛化能力较强,但在随机初始化阈值和输入权值时可能会降低训练模型的稳定性^[9];Cortes 等提出的支持向量机(SVM)对非线性信号处理能力强且在少量训练样本下,也能获得较高的故障诊断准确率,但 SVM 核函数必须满足正定连续(Mercer)条件且存在计算量过大的缺点^[10]。针对上述问题,本文采用最小二乘支持向量机(LSSVM)^[11]作为分类模型,LSSVM 不仅继承了 SVM 的优点,还简化了计算的复杂性,具有更高的辨识性能和计算效率。但如果单纯利用 LSSVM 进行轴承故障诊断,不仅需要人工指定正则化参数和核参数,导致自适应能力变差,而且也会降低故障诊断精度。因此许多学者采用基于粒子群算法(PSO)、鲸鱼算法(WOA)、麻雀算法(SSA)等对 LSSVM 参数进行优化选择,但这些算法仍存在全局搜索能力弱、易陷入局部最优的缺点。为此本文采用新的群智能优化算法-天鹰算法(AO),其具有参数设置少、寻优能力强、收敛速度快和收敛精度高的优点,有学者已将其应用在优化卷积神经网络的卷积核上。最后利用对比实验验证所提方法的有效性及其优越性。

1 理论基础

1.1 ICEEMDAN 原理

ICEEMDAN 方法是基于 EMD 方法分解原理,对 CEEMDAN 方法作进一步改进而来。它不同于 CEEMDAN 在信号分解的每一阶段直接加入特定的自适应高斯白噪声,而是将高斯白噪声通过 EMD 分解后得到的第 K 个 IMF 分量作为辅助噪声,接着对分解的每个模态分量计算信号加噪声的局部均值,从而利用残差信号与局部均值的差值来提取最终的 K 阶 IMF,进一步减少了分解结果中存在的残余噪声和虚假分量,有效地解决了传统方法在信号处理领域中易产生的模态混叠和重构误差较大的问题。

采用 ICEEMDAN 方法分解原始振动信号的基本步骤可参考逄英等^[12]对滚动轴承原始序列信号预处理过程。

1.2 IMF 分量选取原则

1) 相关系数

相关系数可以用来描述 IMF 分量与原始信号之间的相关程度。首先求解进行归一化处理后的原始信号自相关函数与各阶 IMF 分量自相关函数之间的相关系数,而后对比相关系数阈值,选择与原始信号相关程度强的 IMF 分量,剔除过多虚假分量,从而提升后续信号特征提取的准确率。相关系数计算公式如下:

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - E(x))(y_i - E(y))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - E(x))^2 (y_i - E(y))^2}} \quad (1)$$

式中: $E(x)$ 、 $E(y)$ 为信号序列 x_i 、 y_i 的均值; n 为信号的采样点数。

2) 方差贡献率

方差贡献率即为 IMF 分量方差与原始信号序列方差的比值,可以描述各阶 IMF 分量对原始信号的贡献。根据方差贡献率阈值,保留更加真实有效的 IMF 分量。方差贡献率定义公式如下:

$$mseb(k) = \frac{(IMF_k - E)^2}{n\sigma^2} \quad (2)$$

式中: E 、 σ^2 分别为原始信号序列的均值与方差。

相关系数和方差贡献率都是作为辅助筛选分量信号的重要指标,一般根据其对应阈值来判定与原始信号的相关性大小,从而综合考虑选取 IMF 分量。两个指标对应阈值的计算公式可统一如下:

$$t = \frac{p_{\max}}{10 \cdot (p_{\max})^{-3}} \quad (3)$$

式中: p_{\max} 为对应指标的最大值。

1.3 MPE 原理

多尺度排列熵是一种基于排列熵的有效特征提取方法,它可以对多尺度描述时间序列的复杂性^[13]。首先建立多尺度粗粒化时间序列;其次计算粗粒度序列在不同尺度上的排列熵,完成信号的多维描述。MPE 的基本实现步骤如下:

1) 由长度为 n 的原始时间序列 $X = \{x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n\}$, 经粗粒化处理可得多尺度时间序列:

$$y_j^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^j x_i, (j = 1, 2, 3, \dots, n/s) \quad (4)$$

式中: s 为尺度因子。

2) 对 $y_j^{(s)}$ 进行相空间重构可得:

$$Y_l^s = \{y_{l\tau}^{(s)}, y_{l\tau}^{(s)}, \dots, y_{l\tau}^{(s)}\} \quad (5)$$

式中: m 为嵌入维数; τ 为时间延迟; l 表示第 l 个重构分量且 $1 \leq l \leq n - (m - 1)\tau$ 。

3) 将重构序列中各分量按升序排列,可得任意排列 N_r ,

任意排列出现的概率为 $P_r, r = 1, 2, \dots, R (R \leq m!)$ 。

4) 计算粗粒度序列的多尺度排列熵, 经归一化处理可得:

$$H_p = - \sum_{r=1}^{m!} P_r \ln P_r / \ln(m!) \quad (6)$$

1.4 LSSVM 原理

LSSVM 是对 SVM 的进一步扩展, 即采用损失函数的线性最小二乘准则代替 SVM 中的不等式约束条件, 将二次规划问题变为求解线性方程组问题, 已被广泛应用于参数估计和函数逼近问题中^[14]。

LSSVM 目标优化函数:

$$\min J(\omega, \xi) = \frac{1}{2}(\omega^T \omega + \lambda \sum_{i=1}^n \xi_i^2) \quad (7)$$

约束条件:

$$y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式中: ω 为权重矢量; λ 为正则化参数; ξ_i 为松弛变量; b 为误差。

引入朗格朗日乘子, 根据 KKT 条件求解并满足 Mercer 条件, 可得 LSSVM 模型如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (9)$$

式中: α_i 为拉格朗日系数; $k(x, x_i)$ 为径向基核函数 (RBF)。

在具有 RBF 核函数的 LSSVM 模型中, 分类精度与正则化参数 λ 和核参数 σ 密切相关。为了保证模型的泛化性能和精度, 通常引入优化算法来选择最优参数。

2 基于天鹰算法的参数优化

2.1 天鹰优化算法原理

天鹰优化算法 (AO) 主要是模拟天鹰在捕捉猎物过程中的自然行为来寻求最优解, 具有强大的寻优能力和收敛速度^[15]。实现 AO 算法的基本过程如下:

1) 当天鹰识别猎物范围时, 通过垂直俯冲的高空飞行初步确定最佳捕捉区域, 以获取最优解所在的搜索空间。其数学表达式如下:

$$X_1(t+1) = X_{best}(t)(1 - \frac{t}{T}) + (X_m(t) - X_{best}(t) \cdot rand) \quad (10)$$

$$X_m(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i(t), \forall j = 1, 2, \dots, d \quad (11)$$

式中: $X_1(t+1)$ 为垂直俯冲方式生成的第 $(t+1)$ 次迭代的解; $X_{best}(t)$ 为当前迭代的最佳解; t, T 分别为当前迭代次数和最大迭代次数; $X_m(t)$ 为第 t 次迭代时当前解的均值; $rand \in (0, 1)$ 之间的随机值; n 为种群规模; d 为空间维度大小。

2) 天鹰在高空中发现猎物所在区域, 并在目标猎物上方盘旋, 以缩小捕捉范围, 同时准备以等高线飞行作短滑翔攻击, 即减小最优解的搜索空间。其数学表达式如下:

$$X_2(t+1) = X_{best}(t) \cdot Levy(d) + X_r(t) + (y - x) \cdot rand \quad (12)$$

式中: $Levy(d)$ 为飞行分布函数; $X_r(t) \in [1, n]$ 范围的随机解; y, x 为搜索中的螺旋形状。

3) 天鹰精确定位猎物的所在区域, 通过低空慢降接近猎物, 并准备着陆进行攻击, 以试探其反应。其数学表达式如下:

$$X_3(t+1) = \alpha(X_{best}(t) - X_m(t)) - rand + \zeta((u_b - l_b) \cdot rand + l_b) \quad (13)$$

式中: α, ζ 为固定较小值 0.1 的开发调整参数; u_b, l_b 为给定问题的上界和下界。

4) 天鹰接近猎物, 并根据其随机运动快速攻击并抓住猎物, 从而获取全局最优位置。其数学表达式如下:

$$X_4(t+1) = qF(t) \cdot X_{best}(t) - (g_1 \cdot X(t) \cdot rand) - g_2 \cdot Levy(d) + rand \cdot g_1 \quad (14)$$

式中: $qF(t)$ 为平衡搜索策略的质量函数; g_1 为天鹰追踪猎物的各种运动; $X(t)$ 为第 t 次迭代时的解; g_2 为天鹰的飞行速率。

2.2 天鹰算法性能评估

为验证 AO 算法的优越性, 利用单峰函数可以测试算法的收敛速度, 多峰函数可以测试算法跳出局部最优的能力, 选取 WOA、SSA、AO 对单峰函数 Sphere 和多峰函数 Rastrign 各作 30 次仿真实验。其中实验参数设置为: 种群数量 20; 最大迭代次数 200; 函数均 30 维。所得测试函数优化曲线如图 1、2 所示。

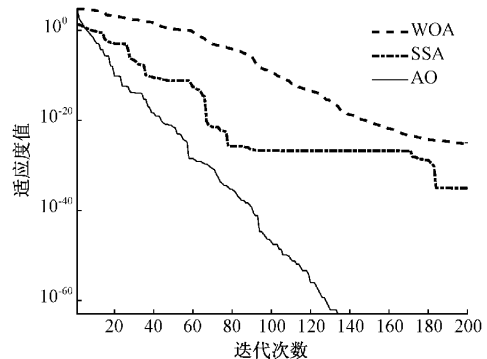


图 1 Sphere 函数优化曲线

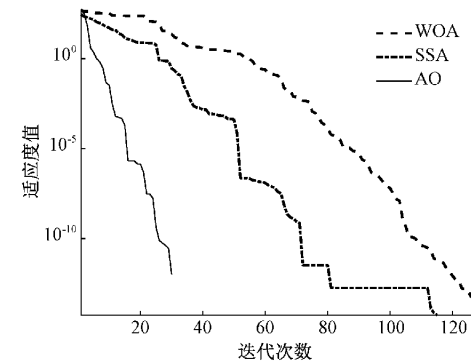


图 2 Rastrign 函数优化曲线

由图 1 可知,优化单峰函数时,AO 算法的收敛速度和收敛精度要明显强于 WOA 和 SSA 算法。由图 2 可知,优化多峰函数时,AO 算法的收敛速度最快且迭代 30 次就已达到最优适应度值,因此 AO 算法具有更强的对抗局部极值能力和全局搜索能力。

3 故障诊断实验验证

基于 ICEEMDAN-MPE 和 AO-LSSVM 的故障诊断模型,具体实现流程如图 3 所示。

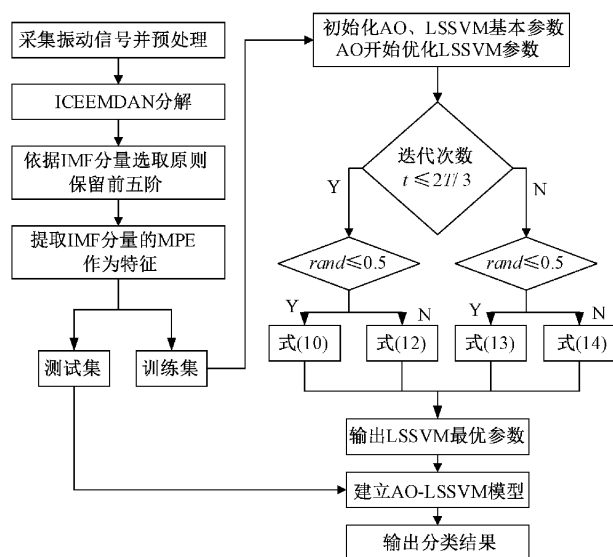


图 3 故障诊断流程

3.1 实验数据选择

实验中采用凯斯西储大学电气工程实验室的滚动轴承数据。轴承型号为 SKF6205,振动信号是在电机负载为 0 马力,采样频率为 12 kHz,电机转速为 1 797 r/min 的条件下,采样位置和故障位置都在驱动端的内圈故障(IRF)、外圈故障(ORF)和滚珠故障(BF)以及一种正常状态信号,类别标签分别设为 2、3、4、1,故障直径选取 0.355 6 mm。每种故障分别抽取 60 组样本,每组样本长度为 2 000 个数据点,除正常信号外,各 60 组样本数据已涵盖了该故障信号的几乎所有数据点,而后从每个类别标签的 60 组样本中随机选取 36 组作为训练样本,另 24 组作为测试样本。

3.2 基于 ICEEMDAN-MPE 提取故障特征

1) ICEEMDAN 分解故障信号

采用 ICEEMDAN 方法将四种故障信号各分解为 9 个 IMF 分量和 1 个残余分量,为避免特征数据冗余,采用相关系数法和方差贡献率选取适当的 IMF 分量求其 MPE,文中以外圈故障信号为例,由式(1)和(2)计算所得各 IMF 分量对原信号相关系数、方差贡献率分别如表 1、2 所示。

根据表 1、2,由式(3)计算可得相关系数阈值为 0.063 1;方差贡献率阈值为 0.046 8,保留大于相应阈值的 IMF 分量。通过相关系数分析选取 IMF1~IMF5;方差贡献率分

析选取 IMF1~IMF3,为最大化获取故障特征信息,综合考虑选取 IMF1~IMF5,其余分量剔除。

表 1 相关系数

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
0.891 6	0.229 3	0.319 8	0.172 3	0.101 5
IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	res
0.034 3	-0.000 3	0.000 5	0.001 6	-0.003 7

表 2 方差贡献率

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
0.827 5	0.056 7	0.085 2	0.024 3	0.013 0
IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	res
0.004 8	0.000 2	5.7×10^{-5}	8.4×10^{-5}	0.000 1

外圈故障原始信号及对应前五阶 IMF 分量的时域波形如图 4 所示。

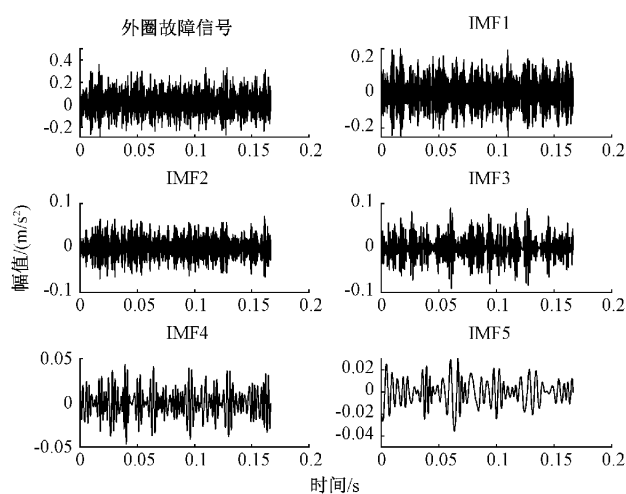


图 4 外圈故障信号及 IMF 分量

2) MPE 表征故障特征

经 ICEEMDAN 分解后,对 4 种振动状态下前 5 阶有效 IMF 分量进行粗粒化处理,得到其 MPE,建立多维特征向量。而对于 MPE 计算,需要初始化参数:嵌入维数 m 、尺度因子 s 和时间延迟 τ ,其中 τ 对 MPE 算法的分析结果影响较小,一般不作具体研究,通常取值为 1;而 s 取值若过小,就不能最大化获取故障特征信息,取值过大,易忽略振动信号之间的复杂关系;对于 m ,若取值过小,即相空间重构向量的维数过少,会导致算法对振动信号的突变检测能力降低,若取值过大,则无法更大程度的反映原始信号序列的细微变化以及增加计算时间。因此参照赵云等^[16]采用关联积分法对 MPE 参数进行优化选择:尺度因子为 8,嵌入维数则分别取值如下:正常状态和内圈故障为 6、外圈故障和滚珠故障为 5。外圈故障前五阶 IMF 分量对应的 MPE 如图 5 所示。

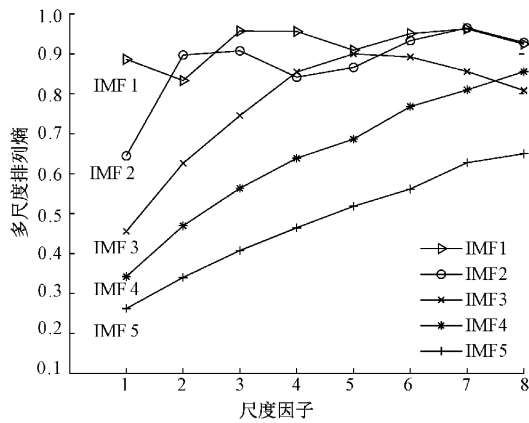


图 5 外圈故障 IMF 分量的 MPE 分布

由图 5 可知:1)不同 IMF 分量下,MPE 各不相同,具有表征信号特征的能力;2)随着模态分解的个数增加,MPE 整体逐渐减小,即 IMF 分量所包含的故障特征信息也越来越少;3)根据分量 IMF4~IMF5 的 MPE 变化,易知特征信号序列随着尺度因子的增加而越发复杂,表明该分量可能包含过多的干扰噪声,与前述探讨各阶分量对原始信号的贡献比例相吻合;4)分量 IMF3 在尺度因子增加至 5 以后,MPE 趋于减小,表明粗粒度时间信号序列的复杂性和随机性与尺度因子大小密切相关,即随着尺度因子的增大而逐渐降低,对计算结果稳定性和故障信号的识别能力更强。5)随着尺度因子增加,IMF1 和 IMF2 的 MPE 波动较大且逐渐接近,但多尺度排列熵方法具有对多维分析的优势,多个尺度结合仍能对 IMF 分量进行区分。

3.3 基于 AO-LSSVM 故障识别

经 ICEEMDAN 结合 MPE 获得熵值构成多维特征向量,随机抽取 36 组为训练样本,进行 AO 算法优化 LSSVM 参数,另 24 组为测试样本,输入到 AO-LSSVM 模型中进行轴承故障的自动分类。为验证多尺度熵值作为特征的准确性,将 ICEEMDAN 分解直接得到的模态特征向量输入到 AO-LSSVM 诊断模型中。此外为测试 ICEEMDAN 对 CEEMDAN 的改进效果,将经 CEEMDAN 分解后 IMF 分量的 MPE 特征向量按相同比例输入到 AO-LSSVM 模型中,由此进行三组对比实验。三种提取特征方法的分类结果分别如图 6~8 所示。

由图 6~8 可知:对于 AO-LSSVM 模型,经 ICEEMDAN-MPE 得到的熵值特征时,96 个测试样本,错分类 1 组,其故障识别准确率为 98.95%;经 CEEMDAN-MPE 得到的熵值特征时,错分类 3 组,其故障识别准确率为 96.875%;经 ICEEMDAN 分解得到模态特征时,错分类 4 组,其故障识别准确率为 95.83%。由此证实了本文所提方法在轴承故障诊断中要有更高的准确率且相较于 CEEMDAN,ICEEMDAN 的信号分解优势明显。

为验证 AO-LSSVM 分类模型的优越性,利用

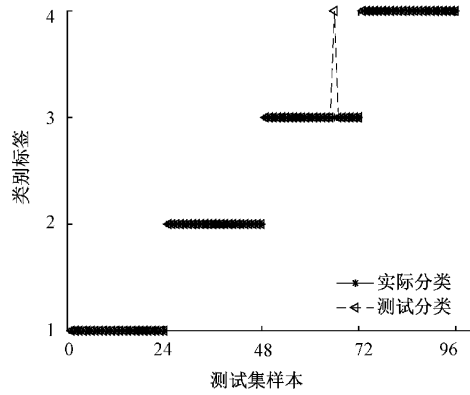


图 6 ICEEMDAN-MPE 提取特征分类结果

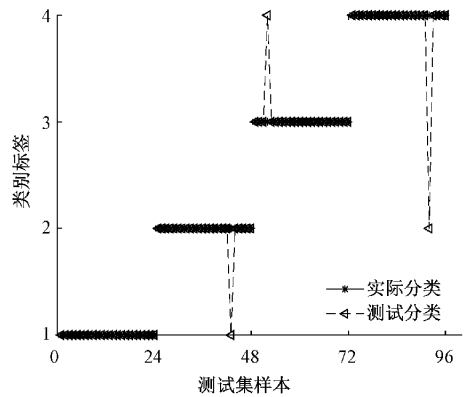


图 7 CEEMDAN-MPE 提取特征分类结果

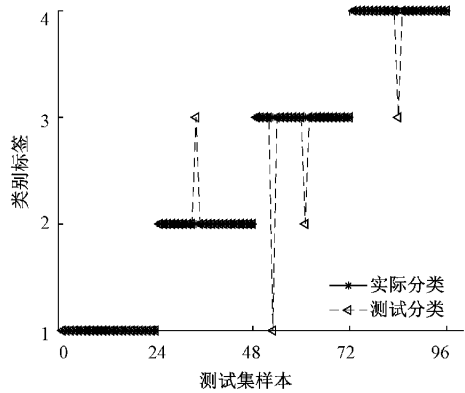


图 8 ICEEMDAN 提取特征分类结果

ICEEMDAN-MPE 熵值特征数据集,分别进行 SSA-LSSVM、WOA-LSSVM、PSO-LSSVM 对比实验,测试结果如表 3 所示。

由表 3 可知,与 WOA、PSO 优化 LSSVM 相比,AO 优化 LSSVM 在识别准确性和运行时间上都有明显优势;与 SSA 优化 LSSVM 相比,虽识别性能提升不大,但寻优时间明显减少,再结合前文对 AO 算法的性能评估,本文所提方法对轴承故障识别率更高。

表 3 诊断结果对比

诊断方法	正确识别数				识别准确率/ %	运行时间/ s
	正常状态	内圈故障	外圈故障	滚珠故障		
AO-LSSVM	24	24	24	23	98.95	11.6
SSA-LSSVM	24	23	23	24	97.91	16.8
WOA-LSSVM	23	22	22	23	93.75	29.1
PSO-LSSVM	22	23	22	21	91.66	48.5

4 结 论

针对滚动轴承的故障特征提取和识别分类,提出一种基于 ICEEMDAN-MPE 结合 AO-LSSVM 的故障诊断方法。主要结论如下:

采用基于 ICEEMDAN 方法对原始振动信号进行分解,可改善 EMD、EEMD、CEEMDAN 等方法造成的模式混叠、端点效应等问题;通过相关系数和方差贡献率选取与原信号相关程度大的 IMF 分量,计算其对应 MPE,可充分获取足够有效的故障特征信息。

采用基于 AO 算法对 LSSVM 参数进行优化,提升了 LSSVM 的泛化能力,降低了人工设置经验参数对分类性能的影响,相比于 SSA、WOA、PSO 优化 LSSVM,其在故障分类识别中具有更明显的优势。

通过对比实验分别进行轴承故障诊断,验证了本文方法对故障类型识别的优越性且精度可达 98.95%,具有更高的准确率。

参考文献

- [1] 刁宁昆,马怀祥,刘锋.一种改进 LeNet5 结合 LightGBM 的滚动轴承故障诊断方法[J].国外电子测量技术,2022,41(1):140-145.
- [2] 余萍,曹洁,黄开杰.ADCS-ELM 算法滚动轴承故障诊断[J].传感器与微系统,2020,39(5):129-132,136.
- [3] 刁宁昆,马怀祥,王金师,等.基于 MPE 与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J].电子测量技术,2021,44(21):44-48.
- [4] 周建民,李家辉,尹文豪,等.基于 CEEMDAN 和 PSO-OCSVM 的滚动轴承性能退化评估[J].电子测量与仪器学报,2021,35(7):194-201.
- [5] 别锋锋,都腾飞,庞明军,等.基于 ICEEMDAN-ELM 的管道声信号识别方法研究[J].噪声与振动控制,2019,39(4):205-211.
- [6] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD: a suitable tool for biomedical signal processing [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14: 19-29.

- [7] 王望望,邓林峰,赵荣珍,等.基于 QPSO-MPE 的滚动轴承故障识别方法[J].振动.测试与诊断,2021,41(1):62-68,200-201.
- [8] 宋立业,孙琳.EEMD-GSSA-SVM 滚动轴承故障诊断方法研究[J].传感器与微系统,2022,41(4):56-59.
- [9] 葛兴来,张鑫.采用奇异能量谱与改进 ELM 的轴承故障诊断方法[J].电机与控制学报,2021,25(5):80-87.
- [10] 胡小曼,王艳,纪志成.基于能量熵与 SATCSSA-LSSVM 滚动轴承故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2022(3):97-101,106.
- [11] LI Y J, ZHANG W H, XIONG Q, et al. A rolling bearing fault diagnosis strategy based on improved multiscale permutation entropy and least squares SVM [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2017, 31(6): 2711-2722.
- [12] 逢英,高军伟.基于 ICEEMDAN 能量矩和 MFOA-PNN 的轴承故障诊断[J].现代制造工程,2022(3):122-126,153.
- [13] 陈鹏,赵小强,朱奇先.基于多尺度排列熵和改进多分类相关向量机的滚动轴承故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(2):20-28.
- [14] 蔡赛男,宋卫星,班利明,等.基于鲸鱼算法优化 LSSVM 的滚动轴承故障诊断[J].控制与决策,2022,37(1):230-236.
- [15] LAITH A, DALIA Y, MOHAMED A E, et al. Aquila Optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 0360-8352.
- [16] 赵云,宿磊,李可,等.基于改进 MPE 与 KELM 的滚动轴承故障诊断[J].噪声与振动控制,2022,42(1):125-131.

作者简介

李铭,硕士研究生,主要研究方向为机械零件故障诊断分析、图像识别。

E-mail: 2830541353@qq.com

何毅斌(通信作者),博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为机械零件故障诊断分析、机械设计仿真优化分析。