

基于改进 GWO-LightGBM 的 滚动轴承未知故障诊断

柴琴琴, 陈舒迪, 王 武, 黄 捷
(福州大学 电气工程与自动化学院, 福州 350108)

摘 要: 针对滚动轴承未知新故障误判影响轴承安全性和检修效率的问题, 提出了一种基于改进灰狼算法(GWO)和轻量级梯度提升机(LightGBM)的故障诊断模型, 实现已知/未知故障的高精度判别。为避免单一尺度下特征提取的缺失, 对滚动轴承振动信号分别提取时域、频域和小波域特征建立多域特征集。设计了带未知新故障判别机制的 GWO-LightGBM 模型, 并构造含有 Halton 序列和模拟退火策略的 GWO 实现了模型参数有效优化。实例试验结果表明, 模型对已知和未知类故障平均识别率达 99.57%, 10 次随机试验平均识别率分别比单一分类模型逻辑回归(LR)、最近邻分类器(KNN)和支持向量机(SVM)高 21.98%、17.00%、9.27%, 验证了模型的有效性和优越性, 能高准确率地识别出已知或以前从未出现的新故障。

关 键 词: 滚动轴承; 特征提取; 集成学习; 轻量级梯度提升机; 改进灰狼算法; 未知故障诊断
中图分类号: V263.6; TP206.3; TH133.3 **文献标志码:** A

Unknown fault diagnosis of rolling bearing based on improved GWO-LightGBM

CHAI Qinqin, CHEN Shudi, WANG Wu, HUANG Jie
(College of Electrical Engineering and Automation,
Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: In view of misjudgment of unknown new faults of rolling bearing affects bearing safety and maintenance efficiency, a fault diagnosis model based on improved gray wolf optimization (GWO) and light gradient boosting machine (LightGBM) was proposed to realize high precision discrimination about the known and unknown faults. The time domain, frequency domain and wavelet domain features were extracted separately from the vibration signal of the rolling bearing to avoid the lack of feature extraction at a single scale. The GWO-LightGBM model with unknown new fault diagnosis mechanism was designed, and the improved gray wolf algorithm with Halton sequence and simulated annealing strategy was constructed to realize the effective optimization of model parameters. The experimental results showed that the average recognition rate of the model for known and unknown faults was 99.57%. The average recognition rates for 10 times random experiments were 21.98%, 17.00% and 9.27% higher than logistic regression (LR), K-nearest neighbor (KNN) and support vector machine (SVM), respectively. The comparative experiments verified the effectiveness and superiority of the model, which can identify known or

收稿日期: 2021-05-09

基金项目: 国家自然科学基金(61603094); 福州市科技计划项目(2019-G-44)

作者简介: 柴琴琴(1985—), 女, 副教授, 博士, 主要从事故障诊断与模式识别研究。

引用格式: 柴琴琴, 陈舒迪, 王武, 等. 基于改进 GWO-LightGBM 的滚动轴承未知故障诊断[J]. 航空动力学报, 2022, 37(4): 848-855.
CHAI Qinqin, CHEN Shudi, WANG Wu, et al. Unknown fault diagnosis of rolling bearing based on improved GWO-LightGBM[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(4): 848-855.

unknown new faults with high accuracy.

Key words: rolling bearing; feature extraction; ensemble learning; LightGBM; improved GWO; unknown fault diagnosis

滚动轴承是航空发动机中最重要的基础部件之一,具有精度高、易起动、功耗低等优点^[1]。然而,由于滚动轴承减震能力差、结构复杂等原因,即使是在设备正常运行的情况下,滚动轴承也会因为滚动体表面疲劳而受到损伤,从而影响整个设备的安全性和可靠性。因此,对滚动轴承进行故障诊断至关重要。现阶段,滚动轴承故障诊断的研究主要集中于如何更准确地识别出故障已知类型,而针对未知新故障的识别却鲜有报道。若模型仅能识别已知故障,当出现尚未出现的故障时,会出现误判、漏判等问题,不利于航空设备维护。因此,如何在准确识别已知故障的同时,将未知故障识别出,对增强设备运行的安全性具有重要意义。

机器智能检测技术具有成本低、精度高、操作简单等特点,在滚动轴承的故障诊断中得到广泛应用^[2],机器智能检测技术的诊断过程主要分为两部分:①故障特征选择和提取;②分类器训练和故障预测^[3-4]。在故障特征的选择与提取方面常使用时域特征^[5]、频域特征^[6]和时频域特征^[7]等方法对不同故障进行表征,但不同信号域特征提取尺度不同,存在特征缺失,如小波算法在噪声干扰度大的情况下容易出现特征失效的情况,不利于充分表达不同故障的差异信息。为此,需研究不同域度特征的融合,为分类模型提供更丰富的故障表征信息。

在分类器训练和故障预测方面,常见的智能检测算法,如支持向量机(support vector machine, SVM)^[8]、最近邻分类器(K-nearest neighbor, KNN)^[9]、逻辑回归(logistic regression, LR)^[10]等在故障诊断领域应用广泛,但这些算法都是单一分类器,往往会存在泛化能力不佳、准确率低、过拟合等问题。此外深度学习算法^[11]虽具有准确率高、特征提取方便的优点,但训练时间长且对计算机硬件资源要求高,不利于滚动轴承故障诊断的即时性。

轻量级梯度提升机(light gradient boosting machine, LightGBM)^[12-13]是以决策树为弱分类器的boosting集成学习框架,通过将多个弱分类器集成为强分类器完成高精度的分类任务。Light-

GBM不仅能够有效提升准确率,并且诊断效率高。文献[14-15]研究结果表明,与极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等算法相比,LightGBM不仅能获得更高的准确率且诊断效率更好。然而,这些分类器都是基于有标签数据集进行训练的,只能将待测样本匹配成已知类别的某一类,当待测样本中出现不属于训练集样本的类别时则无法正确识别。因此,如何基于获得的故障特征构建一个既能够准确识别已知故障类别也能识别训练集样本之外的未知新故障的分类器仍具有挑战。

综上所述,本研究提出了基于改进灰狼算法—轻量级梯度提升机(GWO-LightGBM)的滚动轴承未知故障诊断模型。基于多域特征提取故障特征,构建带未知新故障判别机制的改进GWO-LightGBM模型对故障进行高精度识别,解决传统算法无法准确识别未知新故障的问题,并提出改进灰狼算法(GWO)对模型参数进行优化,解决了参数设置盲目、易陷入局部最优问题。

1 多特征提取

若能从滚动轴承振动数据中提取得到大量描述故障类别差异的有效信息,模型的整体性能将得到显著提升^[16]。本研究从滚动轴承振动数据中提取11维时域特征、12维频域特征和8维小波域特征,共31维特征,作为表征滚动轴承故障差异的关键特征。

1.1 时域特征

时域特征是信号中最直观的特征,其以时间为变量,描述了信号随时间变化的规律。时域特征可分为有量纲统计参数和无量纲统计参数,本研究选择5个有量纲特征和6个无量纲特征作为滚动轴承故障检测的时域特征,其中有量纲特征分别为均值、标准差、方根幅值、方均根值和峰峰值,详见文献[5]表1中 $T_{f1} \sim T_{f4}$ 、 T_{f10} 。无量纲特征分别为波形因子、峰值因子、脉冲因子、裕度因子、偏度和峭度,详见文献[5]表1中 $T_{f11} \sim T_{f16}$ 。

1.2 频域特征

当滚动轴承发生故障时,不同频域段的频率

成分以及频谱的收敛性将发生改变,对信号进行频域特征提取有利于模型从高维的信号数据中获得深层次特征,从而更加准确地识别故障。本研究共提取 12 维频域特征,包含 1 个振动能量、7 个频谱功率的收敛性值指标、4 个主频率的位置变化参数,如文献[5]中表 2 所示。

1.3 小波域特征

若仅单独提取时域或频域特征,模型将无法对信号进行全面的分析,小波包分析能够无遗漏、更高效地对信号进行多尺度、多频带分析,并可以根据信号的时频特征,自适应地选择合适的频带与之匹配,提升信号的时频分辨率,因此选择小波包分析对信号进行特征提取。本文信号进行 3 层的“db3”小波包分解,共得到 8 个子频带,信号 S 的分解过程如图 1 所示。

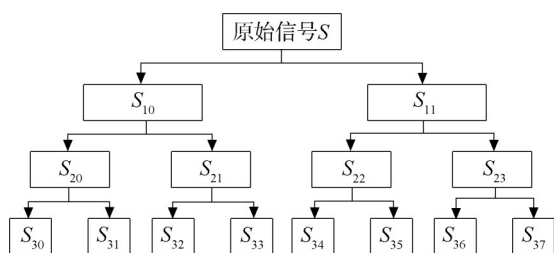


图 1 信号 S 的小波包分解过程

Fig.1 Wavelet packets decomposition process of signal S

分别计算的 8 个子频带能量占比,共提取得到 8 维有效特征,具体计算公式如下。

$$\gamma_l = \frac{E_l}{\sum_{l=1}^8 E_l} \quad (1)$$

式中 $E_l = \sum_{z=1}^Z (x_z)^2$ 为第 l 个子频带的能量, z 为频带中离散点的个数。

2 故障识别模型

2.1 带未知类判别机制的 LightGBM 模型

LightGBM 是一种基于梯度提升树^[12]的提升算法,通过堆叠低级别的弱分类器形成强分类器来达到增强预测精度的目的。比起标准的梯度提升树算法,LightGBM 通过直方图优化对连续特征值进行分段处理,可以节省内存并加快运行速度,决策树通过 leaf-wise 的叶子生长策略对树进行生长,同时限制树的深度以防止过拟合,能够有效提高模型预测的准确率和鲁棒性。当已知故障有 d 个类别时,基本 LightGBM 模型对每个待测样本都输出 d 个置信度,如下

$$\rho^{(1)}, \rho^{(2)}, \rho^{(3)}, \dots, \rho^{(d)} \quad (2)$$

且

$$\rho^{(1)} + \rho^{(2)} + \rho^{(3)} + \dots + \rho^{(d)} = 1 \quad (3)$$

其中 $\rho^{(d)}$ 代表模型将样本判为第 d 类的置信度,基本 LightGBM 模型根据最大置信度进行分类,显然若新样本属于已知类别,则满足分类器获得的概率分布可能性更大,存在某一个类别置信度值最大;而若新样本属于未知新故障类别,分类器仍给出过高的置信度值,则会直接判定为已知类别,显然是错误的。因此,本文将未知类判别机制引入基本 LightGBM 模型中构建新的 LightGBM 模型,结构如图 2 所示。

图 2 包含基本 LightGBM 模型和未知类判别机制两部分,其中基本 LightGBM 模型训练流程如下:

1) 初始化 Y 棵决策树作为弱分类器,设迭代次数 $t=1$,最大迭代次数 $t_{\max}$ 。

2) 根据直方图优化算法对特征数据进行处理并寻找最优分割点,采用带有深度限制的 leaf-wise 叶子生长策略训练每棵决策树 $f_i(x)$ 。

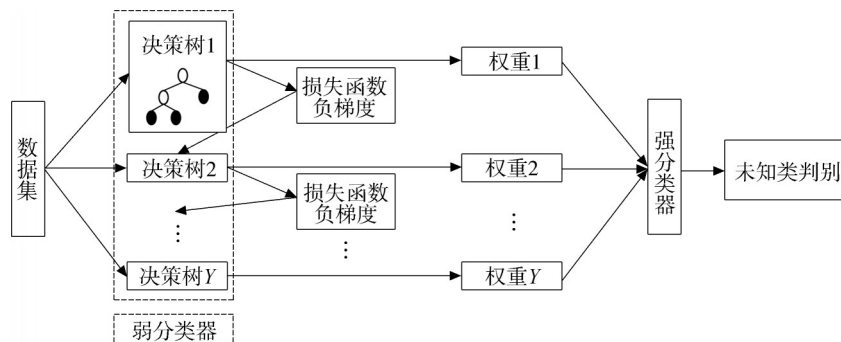


图 2 带未知类判别机制的 LightGBM 模型结构

Fig.2 LightGBM model structure with unknown class discrimination mechanism

3) 计算训练误差并根据误差确定当前弱分类器的话语权 h_i , 合并弱分类器为强分类器

$$F_Y(X) = \sum_{i=0}^Y h_i f_i(x) \quad (4)$$

4) 若训练误差或最大迭代次数满足要求则停止训练, 否则 $t_t = t_t + 1$, 转2)。

对于给定的阈值 T , 未知类判别机制工作原理如下:

1) 计算待测样本的最高置信度, 记为 $\rho(j) = \max\{\rho^{(1)}, \rho^{(2)}, \rho^{(3)}, \dots, \rho^{(d)}\}$ 。

2) 当 $\rho(j) > T$ 时, 则判定该样本为已知类别并将待测样本划分第 j 类。

3) 当 $\rho(j) \leq T$ 时, 则判定该样本为未知样本。

在实际运用 LightGBM 时, 其核心参数如树的最大深度、学习率、判别阈值 T 等设置将影响模型识别精度, 特别是阈值的选取是模型能否准确识别出未知故障的关键, 阈值过大或过小都可能造成已知故障和未知新故障的误分、漏分。因此, 如何获取 LightGBM 的最优参数是提高模型识别精度的关键步骤。

2.2 基于改进 GWO 的 LightGBM 参数优化

GWO^[17] 是通过模拟灰狼捕食行为设计的一种种群智能优化算法, 具有简单、快速、易实现等优点。在 GWO 中, 灰狼个体的社会等级被依次划分为 $\alpha, \beta, \delta, \omega$, 等级依次降低。其中 α 狼为头狼, 代表适应度最高的解, β, δ, ω 分别代表第二优解、第三优解和其他解。 α, β, δ 作为前三优解指挥剩余个体进行位置更新, 更新公式如下:

$$\begin{cases} X_1(t+1) = X_\alpha(t) - A_1 |C_1 X_\alpha(t) - X(t)| \\ X_2(t+1) = X_\beta(t) - A_2 |C_2 X_\beta(t) - X(t)| \\ X_3(t+1) = X_\delta(t) - A_3 |C_3 X_\delta(t) - X(t)| \end{cases} \quad (5)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (6)$$

其中 $A_\theta, C_\theta (\theta=1, 2, 3)$ 为系数, $X(t)$ 为个体当前位置, $X(t+1)$ 为更新后普通灰狼位置。

在标准 GWO 中, 初始化阶段种群位置随机产生, 这种随机的搜索策略易造成搜索个体初始化位置集中在某个极值点附近, 从而漏掉关键信息, 影响模型收敛速度和精度。因此, 为保证种群在初始化阶段分布均匀及多样性, 采用 Halton 序列^[18]对种群进行初始化。Halton 序列是一种能够在搜索空间内生成均匀随机数列的低差异化序列。以 $k(k \geq 2)$ 为基数的 Halton 序列 $H(n)$ (n 为

任意整数, $n \in (1, N)$) 可由以下获得:

$$n = \sum_{m=0}^M a_m k^m \quad (7)$$

其中 $a_m \in \{0, 1, \dots, k-1\} (m=0, 1, \dots, M)$ 。

定义一个基本反转函数为

$$\varphi_k(n) = (0.a_0 a_1 \dots a_M)_k = a_0/k + \dots + a_M/k^{M+1} \quad (8)$$

由此, 可得到以 k 为基数一维 Halton 序列: $H_k(n) = \{\varphi_k(n), n=1, 2, \dots, N\}$ 。多维 Halton 序列可通过多个不同的基数 k 构成的一维 Halton 序列组合获得。

在灰狼种群初始化阶段引入 Halton 序列以保证可行解分布均匀。而在迭代过程中, GWO 依赖前三优解 α, β, δ 对种群位置进行更新, 导致算法易陷入局部最优。因此, 将模拟退火思想引入 GWO, 使头狼 α 以一定概率被比当前更差的个体代替。此外, 为平衡算法的局部和全局搜索能力, 头狼 α 的替代概率 p_g 采用递增策略, 如式(9)所示。

$$p_g = \begin{cases} 1 & \mu_w \geq \mu_\alpha \\ e^{\mu_w - \mu_\alpha} \times \frac{t}{t_{\max}} & \mu_w < \mu_\alpha \end{cases} \quad (9)$$

式中 μ_α 为头狼 α 的适应度, μ_w 为产生随机个体的适应度。基于 Halton 序列和模拟退火策略的改进 GWO(HSGWO)流程图如图3所示。

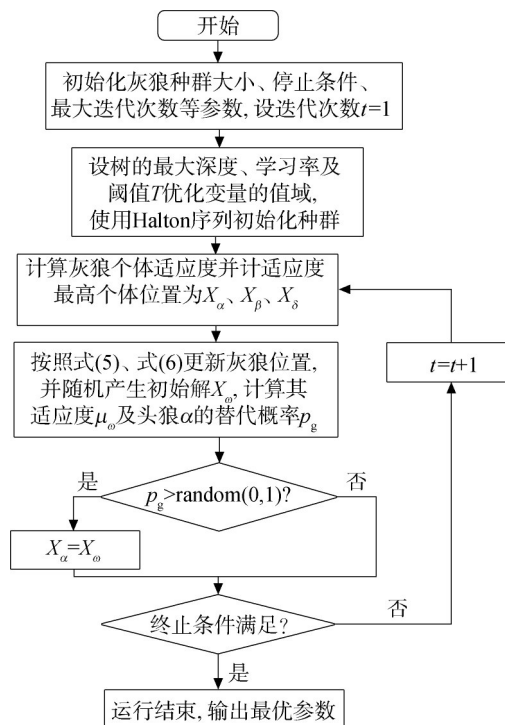


图3 改进 GWO 流程图

Fig.3 Improved GWO flow chart

2.3 故障识别流程

针对滚动轴承故障诊断所提模型的整体实现步骤如下:

步骤 1 特征提取及融合

分别对滚动轴承的原始振动信号进行时域、频域和小波域特征提取并融合,将原始振动信号的维度降至 31 维,有效去除冗余信息、降低训练时间并提高模型收敛性。

步骤 2 数据集划分

将特征提取并融合后的已知故障类别数据按照 6 : 1 : 3 的比例进行训练集、验证集及测试集划分;未出现过且未建模的未知新故障全部划分至测试集,不参与模型的训练过程,仅对模型识别效果进行验证。

步骤 3 模型训练

首先利用已知类别训练集对 LightGBM 模型进行训练,建立已知故障识别模型。其次构建未知类判别机制,具体为将训练集中任意一类假定为未知类,剩余类当作已知类,对这部分已知类训练数据重新训练分类器,在此基础上,使用验证集和改进 GWO 对未知类判别机制的阈值 T 进行优化。

步骤 4 故障识别

将待测样本输入训练后的 LightGBM 模型以获取各个待测样本概率值,若待测样本的最高置信度 $\rho^{(i)}$ 小于阈值 T 则将该样本归为未知新故障,反之则为 i 对应的已知故障类别。

3 实例分析

3.1 滚动轴承振动数据及特征提取

为验证本文所提方法对滚动轴承已知故障和未知新故障的识别效果,使用美国凯斯西储大学所提供的滚动轴承数据作为试验数据^[19],其中电动机负载为 2.2 kW,采样频率为 12 kHz,转速为 1 797 r/min。设备运行过程中轴承状态可分为 4 种:正常状态、内圈故障、滚动体故障和外圈故障,故障损伤直径可分为 0.177 8、0.355 6 mm 和 0.533 4 mm。图 4 为正常状态以及故障直径 0.533 4 mm 时内圈、滚动体和外圈故障下原始振动信号的时域波形,可看出不同状态运行下振动信号存在一定差异。

根据 3 种不同的故障位置和 3 种损伤直径共可划分为 9 类不同的故障类型以及正常状态,选择损伤直径为 0.533 4 mm 的外圈故障作为未

现过且未建模的未知故障(标签为 wz),数据集划分情况如表 1 所示。数据集分为 10 种工况类型,每类 1 000 组样本,共 10 000 组样本,每一组样

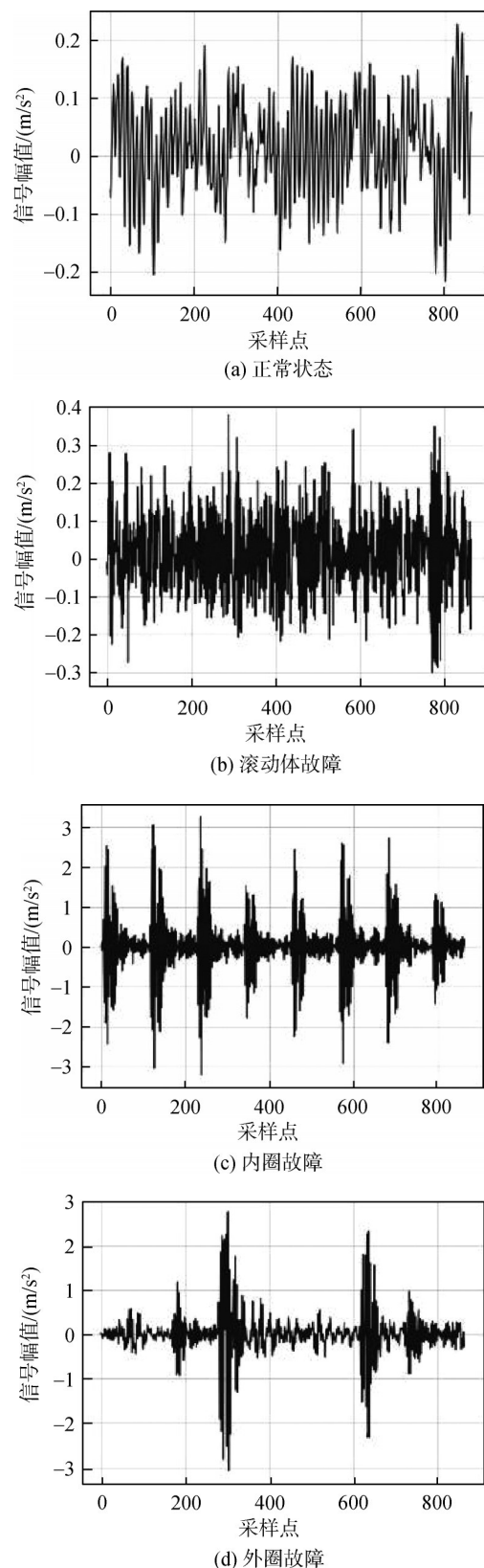


图 4 不同状态下的时域波形图

Fig.4 Time-domain waveforms in different states

表 1 样本划分情况表
Table 1 Table of sample division

标签	故障位置	直径/mm	样本数/组		
			训练集	验证集	测试集
0	轴承内圈	0.177 8	600	100	300
1	轴承滚动体	0.177 8	600	100	300
2	轴承外圈	0.177 8	600	100	300
3	轴承内圈	0.355 6	600	100	300
4	轴承滚动体	0.355 6	600	100	300
5	轴承外圈	0.355 6	600	100	300
6	轴承内圈	0.533 4	600	100	300
7	轴承滚动体	0.533 4	600	100	300
8	正常情况	0	600	100	300
wz	轴承外圈	0.533 4	0	0	1 000

本中包含 864 个采样点。

按照本文所提方法对 10 000 组样本分别提取 11 维时域特征、12 维频域特征和 8 维时频域特征,共 31 维特征,即每组样本特征维度从 864 维降至 31 维。wz 类不参与模型的训练过程,1 000 组样本全部划分至测试集,其余工况均以 6 : 1 : 3 的比例随机划分训练集、验证集和测试集,即训练集有 5 400 组样本,验证集有 900 组样本,测试集有 3 700 组样本。

3.2 未知故障诊断结果

根据文中第 2.3 节所提故障识别流程,用训练集 5 400 组数据输入 LightGBM 识别模型进行训练,验证集 900 组样本训练最优阈值,对 LightGBM 核心参数使用本文所提的 HSGWO 进行优化,其中决策树深度变化范围为[1,20],学习率为[0,1],未知类判别阈值为[0,1]。使用混淆矩阵来评估模型的性能,3 700 组测试集试验结果如图 5 所示,可以看出,本文所提方法除将个别已知故障识别成未知故障外,未知新故障均正确判断为未知类别,总体正确率达 99.83%,其中矩阵对角线上的数字代表每类故障样本被识别正确的数目。

此外,为更全面地评价本研究所提模型的有效性,采用常用的性能度量指标精确率(P)、召回率(R)和综合评价指标(F)来评价识别模型,具体公式如下:

$$P=\frac{T_p}{T_p+F_p}$$

(10)

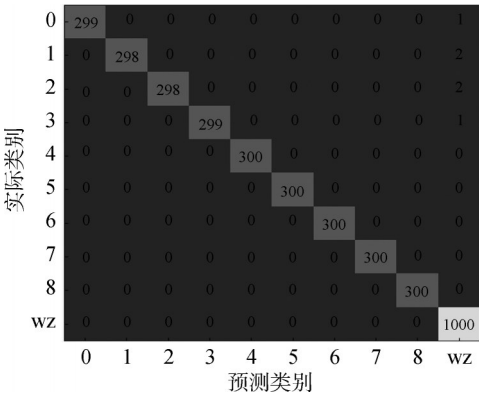


图 5 故障识别结果的混淆矩阵图
Fig.5 Confusion matrix diagram of fault identification results

$$R=\frac{T_p}{T_p+F_n}$$

(11)

$$F=\frac{2PR}{P+R}$$

(12)

式中 T_p 代表实际为正类判断为正类的样本个数, F_p 代表实际为负类判断为正类的样本个数, T_n 代表实际为负类判断为负类的样本个数, F_n 代表实际为正类判断为负类的样本个数。在模型进行预测的过程中,将待识别的故障的实际类别视为正类,其他类别的故障均视为负类。模型识别性能度量指标结果如表 2 所示。

由表 2 可见,每个故障状态的精确率(P)、召回率(R)和综合评价指标(F)均达 99% 以上,并且尚未发现有已知故障中的类别混淆的情况,改进 GWO-LightGBM 模型具有良好故障识别性能。

表 2 HSGWO 模型性能评价结果			
Table 2 Evaluation results of HSGWO model			
类别	精确率/%	召回率/%	综合评价指标/%
0	100.00	99.67	99.83
1	100.00	99.33	99.67
2	100.00	99.33	99.67
3	100.00	99.67	99.83
4	100.00	100.00	100.00
5	100.00	100.00	100.00
6	100.00	100.00	100.00
7	100.00	100.00	100.00
8	100.00	100.00	100.00
wz	99.40	100.00	99.70

3.3 不同分类器故障识别结果对比分析

分别对提出的 LightGBM 模型采用 HSGWO、GWO、粒子群优化算法(PSO)^[20]和遗传算法(GA)^[21]进行参数及阈值寻优,以验证本文提出的 HSGWO 有效性。4 类算法的迭代次数均设为 30,种群数量均设为 20,寻优结果如表 3 和图 6 所示。

表 3 不同优化算法寻优的最优参数			
Table 3 Optimum parameters with different optimization algorithms			
优化算法	决策树深度	学习率	阈值
HSGWO	3	0.679 0	0.999 5
GWO	6	0.303 8	0.994 8
PSO	1	0.885 2	0.975 8
GA	3	0.067 1	0.987 2

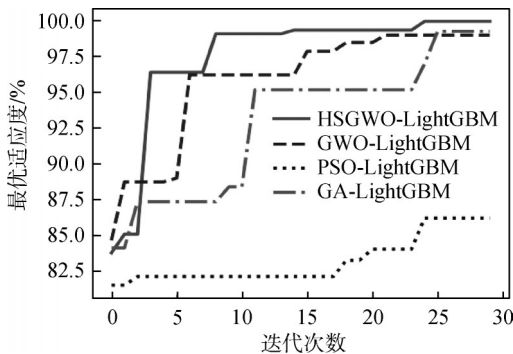


图 6 不同优化算法下的模型优化结果对比
Fig.6 Comparison of model optimization results with different algorithms

由图 6 可知,本文提出的 HSGWO 在收敛速度和适应度上均高于其他算法,虽在初始时 HSGWO 适应度低于未改进的 GWO 及 PSO,但由于本文采用 Halton 序列对种群进行初始化,使种群具有多样性,从第 3 次迭代开始,HSGWO 的适应度就高于其他算法,并在模拟退火思想的作用下使算法后期陷入局部最优时跳出局部最优。

为进一步验证本文方法的优越性,基于时域、频域、小波域 3 种单一特征以及多域特征融合后的特征分别构建 SVM、KNN、LR 和 LightGBM 未知故障识别模型。共设计了 16 组对比试验,统计不同特征和不同分类器的滚动轴承故障识别率,同一模型随机进行 10 次试验,取平均值作为最终结果。不同模型的轴承故障识别率如表 4 所示。

表 4 不同模型下的滚动轴承故障识别率					
Table4 Rolling bearing fault recognition rate with different models					
特征类型	特征数	识别率/%			
		LR	KNN	SVM	LightGBM
时域	11	37.90	80.79	51.43	87.05
频域	12	55.79	77.12	73.74	80.44
小波域	8	45.15	80.53	53.28	81.90
融合特征	31	77.59	82.57	90.30	99.57

从表 4 可以看出,基于时域特征和 LR 的识别模型正确率最低,平均识别率仅为 37.90%,基于融合特征和 LightGBM 故障诊断模型识别率最高,平均识别率达 99.57%。将时域特征、频域特征及小波域特征进行融合后,故障的识别率有大幅度提升,高于任意一个单一域度特征向量下的识别率,充分体现了特征融合的优越性。此外,基于时域特征、频域特征、小波域特征及融合特征的 LightGBM 未知故障诊断模型的识别率均高于以 LR、KNN 和 SVM 作为分类器的识别模型,证明了使用 LightGBM 作为分类器能有效提高系统的识别性能。通过上述对比可以看出,本文所提方法能够更准确地识别出已知故障及未知新故障。

4 结 论

针对滚动轴承运行过程中可能出现未知新故障以及 GWO 寻优能力不足的问题,本文提出了基于改进 GWO-LightGBM 的滚动轴承未知故障诊断方法。针对标准 GWO 初始化随机性强以及

易陷入局部最优的问题,使用Halton序列对种群进行初始化并引入概率递增的模拟退火思想,达到加快收敛速度、平衡算法局部及全局搜索能力的目的。通过构建基于改进GWO-LightGBM的未知故障诊断模型,实现了滚动轴承的已知故障和未知故障的识别。使用美国凯斯西储大学的轴承实验室数据对本文所提方法进行验证,试验结果表明:本文所提方法不仅识别精度高,并且能够准确识别出未知新故障,为滚动轴承故障诊断提供新思路。

参考文献:

- [1] 刘尚坤. 基于振动信号处理的旋转机械故障诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
LIU Shangkun. Research on fault diagnosis method of rotating machinery based on vibration signal processing[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017. (in Chinese)
- [2] IMMOVILLI F, BELLINI A, RUBINI R, et al. Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: a critical comparison[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2010, 6(4): 1350-1359.
- [3] JHA R K, SWAMI P D. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing and gear system under fluctuating load conditions using image processing technique[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2020, 34(10): 4107-4115.
- [4] HANG Qi, YANG Jinghui, XING Lining. Diagnosis of rolling bearing based on classification for high dimensional unbalanced data[J]. IEEE Access, 2019, 7(99): 79159-79172.
- [5] YAN X, JIA M. A novel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Neurocomputing, 2018, 313: 47-64.
- [6] 朱会杰, 王新晴, 芮挺, 等. 基于频域信号的稀疏编码在机械故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2015, 34(21): 59-64.
ZHU Huijie, WANG Xinqing, RUI Ting, et al. The application of sparse coding based on frequency domain signal in mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(21): 59-64. (in Chinese)
- [7] 李红贤, 韩延, 吴敬涛, 等. 基于ICA包络增强MEMD的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2021, 36(2): 405-421.
LI Hongxian, HAN Yan, WU Jingtao, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on MEMD with ICA envelope enhancement[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(2): 405-421. (in Chinese)
- [8] LIANG Lan, WANG Zhuang, ZHE Shandian, et al. Scaling up Kernel SVM on limited resources: a low-rank linearization approach[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(2): 369-378.
- [9] ZHANG Shichao, LI Xuelong, ZONG Ming, et al. Learning k for KNN classification[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2017, 8(3): 1-19.
- [10] FAGERLAND M W, HOSMER D W, BOFIN A M. Multinomial goodness-of-fit tests for logistic regression models[J]. Statistics in Medicine, 2008, 27(21): 4238-4253.
- [11] LIU Chang, CHENG Gang, CHEN Xihui, et al. Planetary gears feature extraction and fault diagnosis method based on VMD and CNN[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1523-1543.
- [12] KE Guolin, MENG Qi, FINLEY T, et al. Lightgbm: a highly efficient gradient boosting decision tree[C] // Advances in Neural Information Processing Systems. San Diego, CA, US: Neural Information Processing Systems Foundation, 2017: 3146-3154.
- [13] WANG Boyu, PINEAU J. Online bagging and boosting for imbalanced data streams[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2016, 28(12): 3353-3366.
- [14] GAO Xile, LUO Haiyong, WANG Qu, et al. A human activity recognition algorithm based on stacking denoising autoencoder and lightGBM[J]. Sensors, 2019, 19(4): 947-967.
- [15] WANG Dehua, ZHANG Yang, ZHAO Yi. LightGBM: an effective miRNA classification method in breast cancer patients [C] // Proceedings of the 2017 International Conference on Computational Biology and Bioinformatics (ICCB 2017). New York: Association for Computing Machinery, 2017: 7-11.
- [16] POST F H, VROLIJK B, HAUSER H, et al. The state of the art in flow visualisation: feature extraction and tracking[J]. Computer Graphics Forum, 2010, 22(4): 775-792.
- [17] MIRJALILI S M. Lewis a grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(3): 46-61.
- [18] WOLFGANG J. Quasi-Monte Carlo sampling to improve the efficiency of Monte Carlo EM[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2005, 48(4): 685-701.
- [19] LOPARO K A. Case western reserve university bearing data center[EB/OL]. [2017-09-10]. <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/download>.
- [20] KENNEDY R, EBERHART J. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [21] CAO Y, WEI W, BAI Y, et al. Multi-base multi-UAV cooperative reconnaissance path planning with genetic algorithm [J]. Cluster Computing, 2017, 22(83): 1-10.

(编辑: 陈越)