

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210782

基于 RF 特征优选和 WOA-ELM 的 风电齿轮箱故障诊断*

何坤敏¹ 王霄¹ 杨靖¹ 覃涛¹ 范圆成²

(1. 贵州大学电气工程学院 贵阳 550025; 2. 中国电建集团贵州工程有限公司 贵阳 550025)

摘要: 针对风电机组齿轮箱故障特征提取不足,故障诊断率低问题,提出了一种基于 RF 特征优选,结合 WOA-ELM 特征识别的风电齿轮箱故障诊断方法。首先,提取风电齿轮箱时域、频域、时频域特征,构建多域高维特征集;其次,利用 RF 进行特征重要度排序并提取 10 维优选特征;最后,利用 WOA 优化调整 ELM 模型的输入权值和隐含层阈值,实现风电齿轮箱故障分类识别。将本文方法应用于风电齿轮箱故障诊断,实验结果表明,本文方法平均诊断率能达到 99.81%,诊断准确率均高于对比方法且诊断用时最少,能够有效地进行风电齿轮箱故障诊断。

关键词: 风电机组安全;齿轮箱;故障诊断;随机森林;极限学习机

中图分类号: TP207; TP3-05 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030;460.1520

Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on RF feature optimization and WOA-ELM

He Kunmin¹ Wang Xiao¹ Yang Jing¹ Qin Tao¹ Fan Yuancheng²

(1. Department of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China;

2. Power China Guizhou Engineering Co., Ltd., Guiyang 550025, China)

Abstract: Aiming at the problem of insufficient wind turbine gearbox fault feature extraction and low fault diagnosis rate, a wind turbine gearbox fault diagnosis method based on RF feature optimization combined with WOA-ELM feature identification is proposed. Firstly, the wind turbine gearbox time domain, frequency domain, and time-frequency domain features are extracted to construct a multi-domain high-dimensional feature set. Secondly, the RF is used to rank the feature importance and extract 10-dimensional preferred features. Finally, the input weights and implied layer thresholds of the ELM model are optimally adjusted using WOA to achieve wind turbine gearbox fault classification and identification. The experimental results show that the average diagnosis rate of this method can reach 99.81%, and the diagnosis accuracy is higher than that of the comparison methods and the diagnosis time is the least, which can effectively diagnose the wind power gear box faults.

Keywords: safety of wind turbine; gear box; fault diagnosis; random forest; extreme learning machine

0 引言

风能作为一种储量丰富、分布范围广、开发成本适中的可再生清洁能源,是我国实现能源结构转型的重要组成部分之一。在国家政策扶持和风力发电技术日渐成熟的双重推动下,风力发电将迅速发展,风电机组可靠性、安全性的要求也将越来越严格^[1]。齿轮箱作为风电机组核心部件,其故障导致机组停机时间较长,且容易带来巨大的安全隐患和难以估量的经济

损失^[2-3]。因此,对风电机组齿轮箱故障诊断方法的研究,对提高机组安全性、降低机组运维成本具有重要意义。

风电齿轮箱故障诊断的主要过程包含特征提取与故障分类识别。在特征提取方面,目前国内外常用方法有统计分析方法、傅里叶变换、小波包分解、经验模态分解等^[4]。如王翔等^[5]利用基于统计学分类理论的监督式局部线性嵌入流形学习算法(statistical-supervised locally linear embedding, S-SLLE)提取齿轮箱故障信号的时域、频域特征向量,该方

收稿日期:2022-07-22

* 基金项目:国家自然科学基金(61861007,61640014)、贵州省教育厅创新群体项目(黔教合 KY 字[2021]012)、贵州省科技计划项目(黔科合基础-ZK[2021]一般 303)、物联网理论与应用案例库(KCALK201708)、自动化专业卓越工程师计划(ZYS 2015004)项目资助

法并未提取故障信号的时频域特征。Khodja 等^[6]利用短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)分析定子电流信号频率随时间变化的附加信息,还提出了一种名为 Maxima 定位算法的新方法,将其与 STFT 相联系,以提取故障的有用信息。Mariela 等^[7]通过快速傅里叶变换和小波包分解方法从振动信号中提取齿轮的时域、频域和时频域特征,并利用遗传算法对多域特征进行选择。在特征提取之后,并非所有的特征都可以用于故障分类识别,因此需要进一步的特征优选保留重要特征,当前应用比较广泛的特征选择方法有流行学习、主成分分析^[8]、随机森林(random forest, RF)算法^[9]等。在故障分类识别方面,目前使用比较广泛的方法有支持向量机(support vector machine, SVM)、BP 神经网络等。Hasan 等^[10]提出了一种基于熵特征和 SVM 的故障诊断方法,用于检测齿轮箱中轴承和齿轮组的故障。Wang 等^[11]提出了一种 SAE-BP 传递神经网络,用于风力涡轮机齿轮箱的故障诊断。但 SVM 更适合处理小样本数据,在处理大样本数据时速度较慢,而 BP 神经网络存在收敛速度慢,容易陷入局部极值的缺点^[12-13]。极限学习机(extreme learning machine, ELM)作为一种单层前馈神经网络,与传统的分类方法相比,具有学

习速度快、泛化性能好等优点^[14],但其输入权值与隐含层阈值属于随机赋值,ELM 固有的随机性导致模型的稳定变差,在一定程度上影响了模型的分类准确率。骆正山等^[15]利用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化 ELM,刘栋等^[16]利用麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)优化 ELM,改善模型稳定性,但上述算法存在输入参数多,容易陷入局部最优、收敛速度慢等问题。

鉴于上述分析,本文提出了一种 RF 特征优选结合 WOA 优化 ELM 特征识别的风电齿轮箱故障诊断方法。提取风电齿轮箱多域特征构成高维特征集;利用 RF 剔除多域特征集中无效冗余特征,构建低维优选特征集;再将优选特征向量送入到优化 ELM 模型中进行分类识别,以实现风电齿轮箱故障的有效诊断。

1 风电齿轮箱故障诊断流程

作为风电机组传动系统的重要部件,齿轮箱故障率高且故障造成的停机时间最长,是风电机组故障诊断及预警的主要对象。齿轮箱振动信号中包含了丰富的故障信息,因此本文采用齿轮箱振动信号进行故障诊断识别,图 1 为齿轮箱不同故障状态下的振动信号。

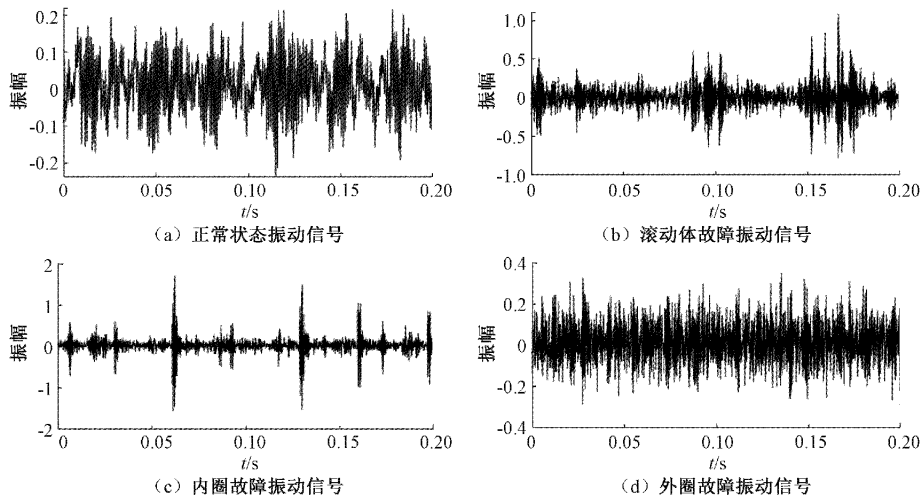


图 1 齿轮箱轴承原始振动信号时域图

风电齿轮箱的故障诊断主要包含齿轮箱振动信号的多域特征提取、RF 特征优选和 WOA-ELM 特征识别。首先利用统计分析方法提取齿轮箱信号时域、频域特征向量,并对齿轮箱振动信号进行 EMD 分解,选取高频带本征模函数分量求解其奇异值熵作为风电齿轮箱信号时频域特征向量,构建齿轮箱信号多域高维特征集;然后利用 RF 对高维特征集中的特征进行重要度排序,剔除无效及冗余特征,得到低维有效特征集;最后利用 WOA 优化调整 ELM 模型的输入权值和隐含层阈值,并将 RF 优选特征集输入到 WOA-ELM 模型中进行特征分类识别,实现风电齿轮箱故障诊断识别,其具体流程如图 2 所示。

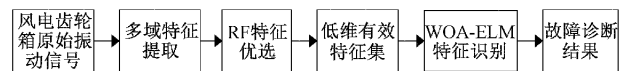


图 2 风电齿轮箱故障诊断流程图

2 多域特征提取与优选

风电齿轮箱振动信号的时域、频域及时频域特征均能够反映它的运行状态。为了提取出对于风电齿轮箱故障诊断最有效的特征,取故障信号的时域、频域、时频域特征共同构成多域故障特征集。

2.1 时域及频域特征提取

使用统计方法分别提取风电机组齿轮箱振动信号的

14个时域特征指标和5个频域特征参数。其中 $TF_1 \sim TF_8$ 为有量纲参数, $TF_9 \sim TF_{14}$ 为无量纲参数, $FS_1 \sim FS_5$ 为频域特征参数,具体参数选取如表1所示。

表1 故障信号时域及频域特征

序号	特征参数	序号	特征参数
TF_1	最大值	TF_{11}	波形因子
TF_2	最小值	TF_{12}	峰值因子
TF_3	平均值	TF_{13}	脉冲因子
TF_4	峰峰值	TF_{14}	裕度因子
TF_5	整流平均值	FS_1	重心频率
TF_6	方差	FS_2	均方频率
TF_7	标准差	FS_3	均方根频率
TF_8	均方根	FS_4	频率方差
TF_9	峭度	FS_5	频率标准差
TF_{10}	偏度		

2.2 时频域特征指标

奇异值是矩阵的固有特征^[17],当风电机组齿轮箱的状态发生变化时,其对应奇异值也会随之改变。因此,可利用风电机组齿轮箱振动信号的奇异值熵对其状态进行定量描述。

由于风电机组齿轮箱振动信号的重要信息主要包含在高频带中,因此利用EMD对原始信号进行分解,选取高频IMF分量,然后计算每个分量的奇异值熵作为风电机组齿轮箱的时频域特征。

最终构建得到风电机组齿轮箱多域特征集 GF :

$$GF = \begin{bmatrix} TF_{1 \times 14} & FS_{1 \times 5} & EF_{1 \times m} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ TF_{j \times 14} & FS_{j \times 5} & EF_{j \times m} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ TF_{n \times 14} & FS_{n \times 5} & EF_{n \times m} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: n 为风电机组齿轮箱故障样本数据的总类别; $TF_{j \times 14}$ 表示第 j 个样本的14维时域特征向量; $FS_{j \times 5}$ 表示第 j 个样本的5维频域特征向量; $EF_{j \times m}$ 表示第 j 个样本的 m 维时频域特征向量。

2.3 RF特征优选

风电齿轮箱的多域特征集能更全面地揭示原始信号的特征信息,但同时也包含了一些冗余特征信息,因此需要对初始特征集进行降维筛选。

RF是一种是利用多棵决策树对样本进行训练并集成预测的一种分类器,使用Bagging方法从原样本中随机可重复抽取样本,然后对每个重抽样样本采用节点的随机分裂技术构造多棵决策树,最后将多棵决策树组合,并通过投票得出最终预测结果。在抽取过程中约1/3的样本不被抽取,这些数据称为袋外数据(out of bag, OOB),可利用袋外数据计算各特征重要程度指标,即平均精度下降

(mean decrease in accuracy, MDA)指标,利用MDA可进行特征的优选^[18]。

以风电机组齿轮箱故障诊断为例,设有 N 个风电齿轮箱故障信号样本 (GF_j, y_j) , $j = 1, 2, 3, \dots, N$,其中 GF_j 为风电齿轮箱的多域故障特征, y_j 为RF输出的风电齿轮箱故障类型。在计算风电齿轮箱故障特征 GF_j 的重要程度时,以决策树 i 为起点计算袋外数据误差 $OOBerror_i$;然后将袋外数据中的故障特征的值重排并保持其他故障特征不变,得到新的袋外数据集;再计算新的袋外数据误差 $OOBerror'_i$,将两次袋外误差相减得到风电齿轮箱故障特征 GF_j 在第 i 棵决策树的MDA值:

$$MDA_i(GF_j) = OOBerror'_i - OOBerror_i \quad (2)$$

计算RF中 GF_j 每棵决策树对应MDA值并求平均值,得到风电齿轮箱故障特征 GF_j 的特征重要度:

$$MDA(GF_j) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N MDA_i(GF_j) \quad (3)$$

在风电齿轮箱故障诊断中,利用RF计算多域高维特征集中各个特征的MDA值,故障特征MDA值越大,代表该故障特征重要程度越高。因此,可根据MDA值进行重要度排序,筛选风电齿轮箱高维故障特征集中有效特征,剔除无效冗余特征,构建新的低维有效特征集,提高风电齿轮箱故障诊断准确率。

3 WOA-ELM模型齿轮箱故障诊断模型

3.1 ELM算法原理

ELM具有参数容易选择、学习速度快、泛化性能好等优点^[19],其本质是一种单隐层前馈神经网络,其网络结构如图3所示。

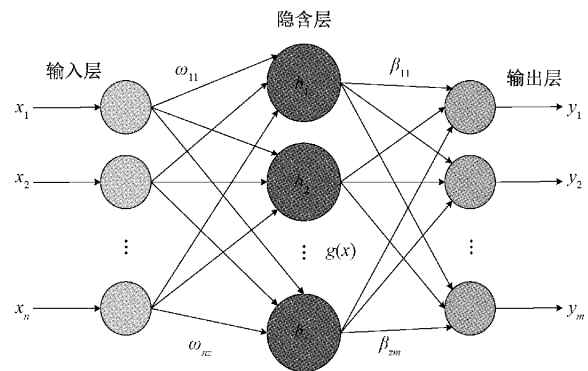


图3 ELM网络结构

图3中 ω 表示输入层与隐含层神经元间的连接权值, b 表示隐藏层偏置, β 表示隐含层与输出层神经元间的连接权值, $g(x)$ 为隐含层神经元激活函数。

对给定 N 个风电齿轮箱故障信号样本 (x_i, y_i) ,其中 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})^T \in R^n$ 为风电齿轮箱的多域故障特征, $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im})^T \in R^m$ 为模型输出的风电齿轮箱故障类型,ELM故障诊断模型函数可表示为:

$$y_j = \sum_{i=1}^m \beta_i g_i(x_j) = \sum_{i=1}^m \beta_i g(\omega_i \cdot x_j + b_i), j = 1, 2, \dots, m = h(x) \beta_j \quad (4)$$

式(4)可简化为 $\mathbf{H}\beta = T'$, 其中 \mathbf{H} 为隐含层神经元的输出矩阵, T 为网络输出。

$$H(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k, b_1, b_2, \dots, b_k, x_1, x_2, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} g(\omega_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(\omega_k \cdot x_1 + b_k) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ g(\omega_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(\omega_k \cdot x_N + b_k) \end{bmatrix}_{N \times z} \quad (5)$$

通过求解 $\min_{\beta} \|\mathbf{H}\beta - T'\|$ 的最小二乘解, 可得到隐含层与输出层的连接权值 β , 其解为:

$$\hat{\beta} = \mathbf{H}^* T \quad (6)$$

式中: \mathbf{H}^* 为 \mathbf{H} 矩阵的广义逆矩阵。

3.2 WOA-ELM 模型

ELM 输入权值与隐含层阈值的随机赋值会影响模型的稳定性和泛化能力, 导致风电齿轮箱故障诊断准确率较低, 进而影响风电机组的安全性和可靠性。因此, 需要对 ELM 模型连接权值与隐含层阈值进行寻优改进, 改善其随机赋值带来的负面影响, 提升模型的分​​类准确率和稳定性。

本文通过鲸鱼优化算法寻找 ELM 的最优输入权值和隐含层阈值, 从而改进 ELM 模型, 使其获得最佳的参数。鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA) 作为一种元启发式搜索优化算法, 具有参数设置简单、学习速度快、寻优精度高、全局寻优能力强等特点^[20]。该算法主要通过模拟座头鲸包围猎物、螺旋冒泡网攻击猎物、随机搜索猎物的 3 种行为对目标值进行寻优^[21]。以 ELM 模型优化为例, 每个鲸鱼个体各个维度的位置值代表 ELM 的输入权值或隐含层阈值, 通过不断的迭代更新鲸鱼位置最优解, 直到满足终止条件, 输出最佳 ELM 输入权值与隐含层阈值, 具体流程如图 4 所示。

4 实验与分析

4.1 实验数据处理

齿轮箱传动系统中, 轴承故障约为 81%, 齿轮故障约为 14%, 其他故障约为 5%^[22], 轴承故障诊断对齿轮箱故障起着至关重要的作用。由于凯斯西储大学 (Case Western Reserve University, CWRU) 轴承试验台转速和驱动特性都与风力发电机高速轴承相似, 因此本文选用 CWRU 滚动轴承公开数据集^[23]进行实验与分析, 图 5 为凯斯西储大学轴承实验台。

本文选取转速 1 797 r/min、采样频率 12 kHz 的电机壳体驱动端振动信号构造原始数据集, 其中包含正常、2 种滚动体故障、2 种内圈故障以及 2 种外圈故障共 7 种状态下振动信号各 100 组, 每组信号长度为 1 024, 具体故障类型及其对应标签如表 2 所示。

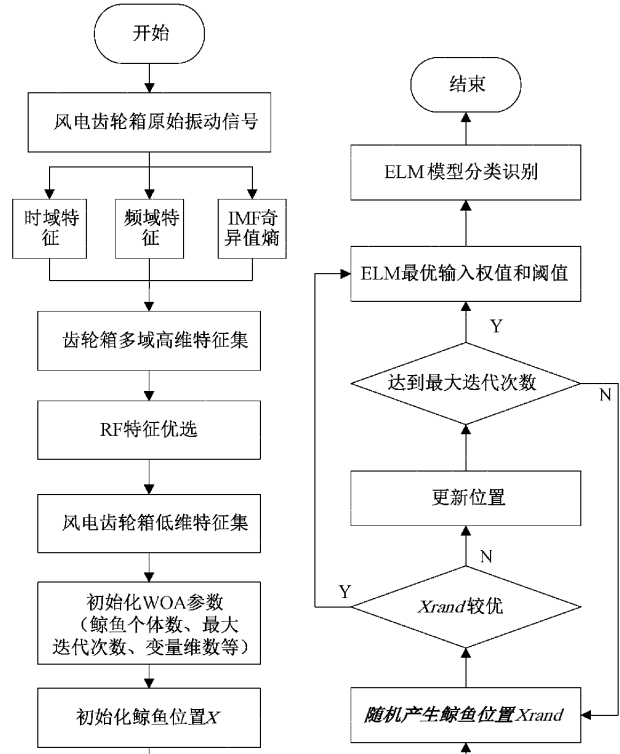


图 4 风电齿轮箱故障诊断流程

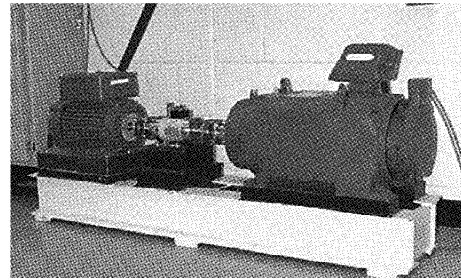


图 5 凯斯西储大学轴承实验台

表 2 轴承故障类型及标签

样本数	故障直径/mm	故障类型	标签
100	0	正常	1
100	0.007	滚动体故障	2
100	0.007	内圈故障	3
100	0.007	外圈故障	4
100	0.014	滚动体故障	5
100	0.014	内圈故障	6
100	0.014	外圈故障	7

随机选取各状态下的 70 组样本做训练集, 其余样本做测试集, 得到总训练集 490 组样本, 总测试集 210 组样本。

4.2 特征提取与优选

根据第 2 节所提多域特征提取方法提取各样本的时

域14个特征向量、频域5个特征向量,并对各样本进行EMD分解,选择每个样本的前5个IMF分量,计算其奇异

值熵作为原始信号的时频域特征向量,图6表示风电齿轮箱多域高维特征集中的特征向量。

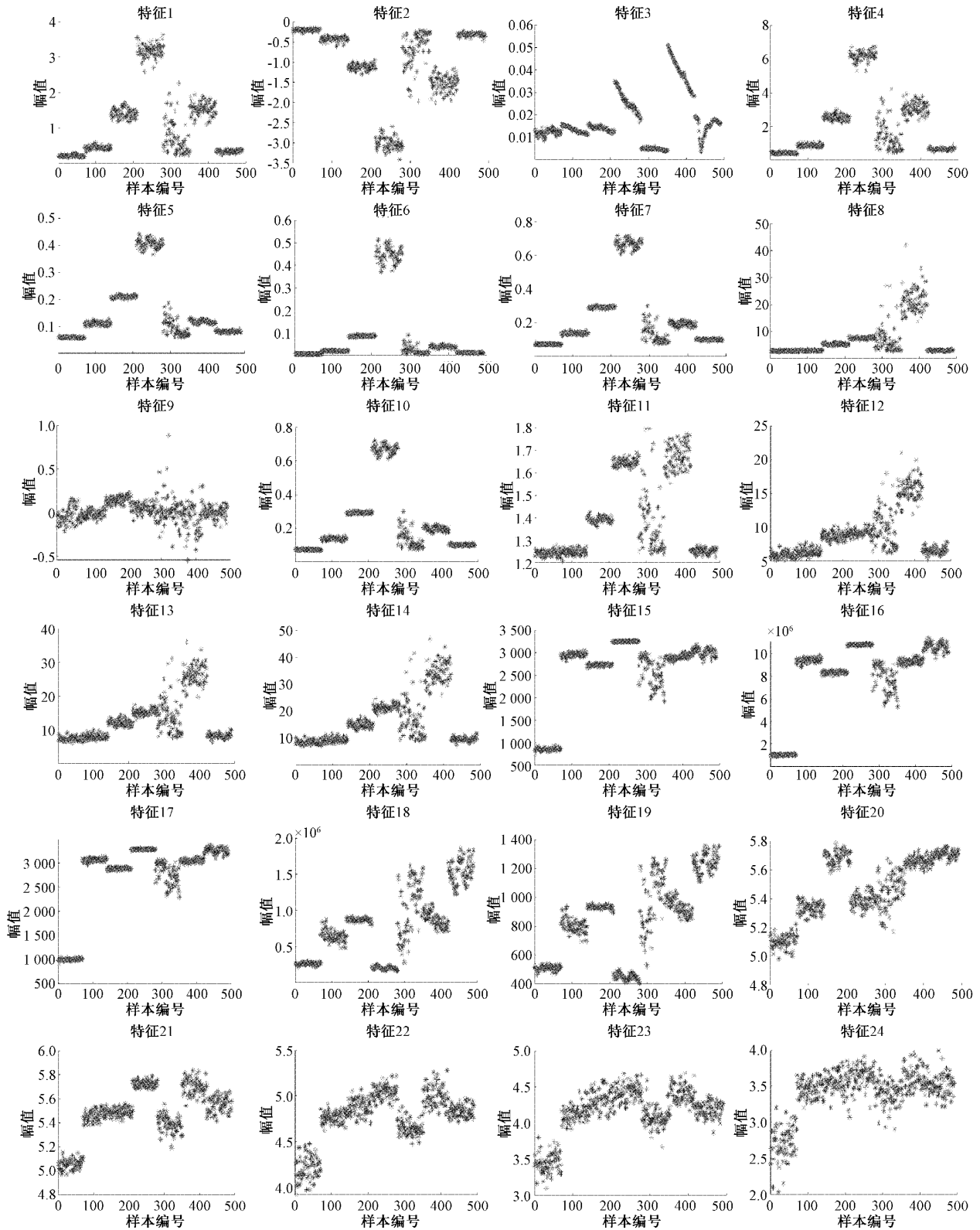


图6 多域特征集可视化图

对提取得到的高维特征集进行 RF 特征优选,为避免实验偶然性,对特征进行 50 次 RF 重要度排序,取 50 次 MDA 平均值作为最终的特征重要度,图 7 为 RF 重要度排序结果。

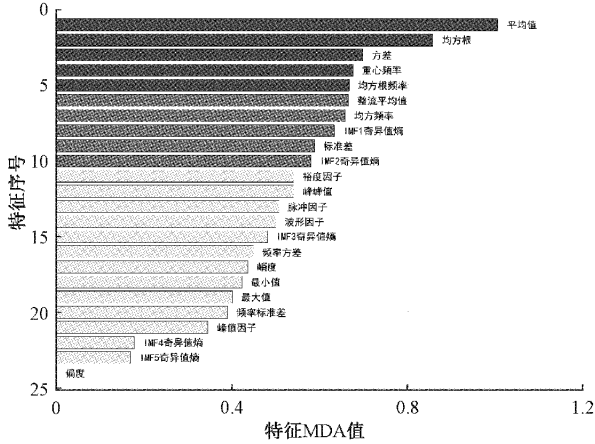


图 7 RF 50 次特征重要度排序结果

将根据 RF 特征重要度重新排序的特征依次递增输入到 ELM 模型中进行故障识别。由图 8 可知,当特征集中特征个数到达 10 时,故障诊断准确率最高。故障诊断准确率并不会因特征集中特征个数增加而持续增加,而是在达到一个高点后维持不变甚至下降,这是因为多域特征集中的冗余特征不仅对特征识别没有帮助,还会因为特征个数过多导致特征识别模型复杂度增加、稳定性变差。因此选取特征重要度较高的前 10 个特征构建优选故障特征集。

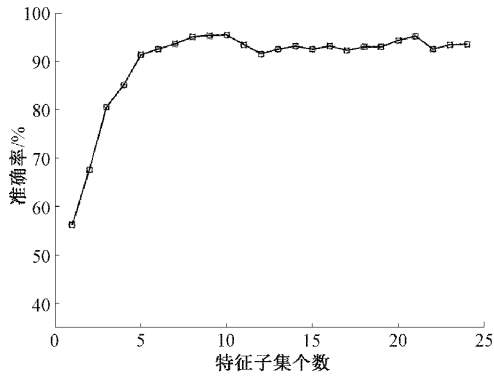


图 8 优选特征集中特征个数对诊断准确率影响

为了验证 RF 优选特征集的优越性,分别将振动信号的单域特征集、多域特征集和 RF 优选特征集输入到 ELM 分类器中进行故障诊断。为减轻实验偶然性带来的影响,

各个特征集诊断结果均取 30 次计算结果的平均值,诊断结果如表 3 所示。

表 3 不同特征集 30 次诊断结果比较

不同特征集	诊断准确率/%
时域特征	81.87
频域特征	84.81
时-频域特征	78.11
多域特征	93.57
RF 优选特征	95.60

由表 3 可知,多域特征集的诊断准确率远高于任意单域特征集的诊断准确率,而 RF 优选特征集的诊断准确率高于多域特征集。这意味着多域特征集比单域特征集提供的故障信息更全面,但多域特征集中存在一些冗余、甚至无效的特征。因此,根据 RF 特征重要度排序,提取有效特征,剔除无效冗余特征构建优选特征集,可以提高齿轮箱故障特征识别的准确率。

4.3 WOA-ELM 故障诊断模型结果分析

将经 RF 特征优选的低维特征集输入 ELM 模型与 WOA-ELM 模型进行故障诊断,考虑样本中输入向量的维度与故障类型的数目,确定 ELM 的网络结构为 10-8-7,其中 10 为经过 RF 特征优选得到的故障特征作为 ELM 网络的输入的数量,7 为 ELM 的输出的 7 种故障状态模式,8 为 ELM 隐含层节点个数,ELM 激活函数选择“sigmoid”;WOA 算法中鲸鱼种群最大规模为 30,最大迭代次数为 200;本文所有实验仿真的软件环境为 MATLAB 2019a。

由图 9 可知 ELM 和 WOA-ELM 的诊断准确率分别为 95.71%、100%,通过对比分析可知,利用 WOA 对 ELM 的输入权值和隐含层阈值进行优化,ELM 模型的故障诊断率提高了 4.29%,对于外圈故障和故障直径 0.014 mm 的滚动体故障的诊断更加准确,有效地提高了齿轮箱故障诊断的诊断准确率。

为进一步验证本文所提方法的有效性,分别与 ELM、SVM、SSA-ELM 模型进行比较,4 种方法均取 10 次运行结果平均值,由表 4 可知,ELM 诊断模型相对于传统 SVM 模型诊断速度和诊断准确率都较高,WOA-ELM 模型准确率高于单一 ELM,SSA-ELM 模型虽然故障诊断率较高,但其诊断时间过长。因此本文所提方法能够有效的识别风电齿轮箱的故障状态且在诊断用时上具有更好的表现,更符合工程实际中的风电齿轮箱故障诊断。

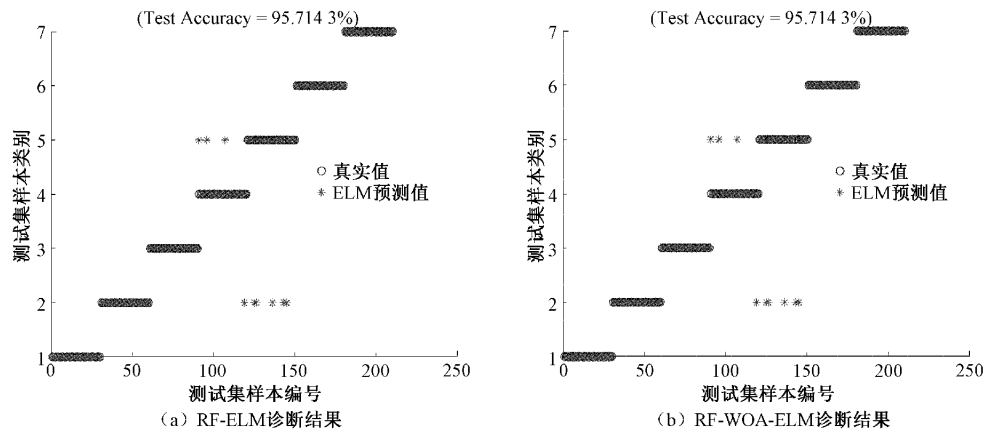


图9 RF-ELM、RF-WOA-ELM诊断结果对比

表4 各种方法诊断性能对比

诊断方法	诊断准确率/%	诊断时间/s
WOA-ELM	99.81	6.754 5
ELM	95.63	0.068 6
SVM	88.57	0.552 1
SSA-ELM	99.75	12.409 6

5 结 论

本文针对风电机组齿轮箱故障特征提取欠佳及故障诊断率低问题,提出了RF特征优选结合WOA-ELM特征识别的智能故障诊断模型。提取风电齿轮箱多域故障特征,与单域特征相比,多域特征能更全面地反映齿轮箱振动信号故障信息;通过RF对多域特征进行筛选,能够在保证提取足够故障特征信息的前提下减少特征集中的冗余信息,提高模型的诊断效率及准确率;利用WOA-ELM进行故障的分类识别,通过与其他模型对比可知,本文所提出方法在故障诊断率及诊断时间上都具有更好的表现。未来的工作,本文将研究各模型诊断结果之间的互补性,通过融合模型结果去研究多工况下风电齿轮箱的复合故障问题。

参考文献

[1] 孙文卿. 基于多源信息融合的风电滚动轴承故障诊断研究[D]. 南京:东南大学,2020.

[2] 邹剑晖. 风电机组齿轮箱故障诊断方法研究[D]. 广州:广东工业大学,2020.

[3] 彭宅铭,程龙生,詹君,等. 多域特征提取和MD-MTS的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与制造, 2022(2): 152-156.

[4] MONES Z, ALQATAWNEH I, ZHEN D, et al. Fault diagnosis for planetary gearbox using on-rotor MEMS sensor and EMD analysis [C]. 2019 International Conference on Automation and

Computing(ICAC), 2019:1-6.

[5] 王翔,王金平,许万军. 基于S-SLLE的风电机组齿轮箱故障诊断方法研究[J]. 太阳能学报,2022,43(3): 343-349.

[6] KHODJA M E A, AIME R A F, BOUDINA R A H, et al. Bearing fault diagnosis of a PWM inverter fed-induction motor using an improved short time Fourier transform[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2019,14(3):1201-1210.

[7] MARIELA C, GROVER Z, DIEGO C, et al. Fault diagnosis in spur gears based on genetic algorithm and random forest[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016,70-71:87-103.

[8] LI H, FAN B, JIA R, et al. Research on multi-domain fault diagnosis of gear box of wind turbine base on adaptive variational mode decomposition and extreme learning machine algorithms[J]. Energies, 2020,13(6):1375.

[9] 范春阳,吴守鹏,刘晓文,等. 基于小波包变换与随机森林的滚动轴承故障特征分析方法[J]. 机械设计与制造,2020(10): 59-63,70.

[10] HASAN M, RASHID M, NASIR A F, et al. Gearbox fault diagnostics: An examination on the efficacy of different feature extraction techniques[J]. Advances in Intelligent Systems and Computing, 2021, 1350:399-406.

[11] WANG Y, YANG S, SÁNCHEZ R V. Wind turbine gearbox fault diagnosis using SAE-BP transfer neural network[J]. International Journal of Performability Engineering, 2019,15(9): 2504-2514.

[12] 陈剑,阚东,孙太华,等. 基于SVD-VMD和SVM滚动轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报,2022, 36(1): 220-226.

[13] 马健,滕召胜,邱伟,等. 基于IGA-BP神经网络的智能

- 电能计量设备退化趋势研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 123-131.
- [14] MAO W T, HE L, YAN Y J, et al. Online sequential prediction of bearings imbalanced fault diagnosis by extreme learning machine[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 83: 450-473.
- [15] 骆正山, 田珮琦. RS-PSO-ELM 下腐蚀管道失效压力预测[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(3): 28-34.
- [16] 刘栋, 魏霞, 王维庆, 等. 基于 SSA-ELM 的短期风电功率预测[J]. 智慧电力, 2021, 49(6): 53-59, 123.
- [17] 张琛, 赵荣珍, 邓林峰. 基于变分模态分解奇异值熵的滚动轴承微弱故障辨识方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(21): 87-91, 107.
- [18] 刘浩然, 刘秀清, 王春乐. 基于随机森林和超像素的极化 SAR 图像分类[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(9): 29-35.
- [19] CHEN X, CHENG G, LI H, et al. Research of planetary gear fault diagnosis based on multi-scale fractal box dimension of CEEMD and ELM [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 63 (1): 45-55.
- [20] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [21] 卢雪琴, 李长安, 吴忠强. 基于鲸鱼算法优化极限学习机的微电网故障诊断[J]. 智慧电力, 2022, 50(2): 15-21.
- [22] 雍彬. 风电齿轮箱故障智能诊断关键技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
- [23] Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing Data Set of CWRU[EB/OL]. [2022-7-6].

作者简介

何坤敏, 硕士研究生, 主要研究方向为风电故障诊断。

E-mail: 2305671561@qq.com

王霄, 博士, 副教授, 主要研究方向为自组网信息融合与可信计算、控制理论与控制工程等。

E-mail: 1416197645@qq.com