

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.03.015

应用 QPSO 寻优改进级联森林算法的齿轮箱故障信号诊断

葛文艳¹, 阔宇², 李峰³

(1. 濮阳技师学院 信息商贸系, 河南 濮阳 457000;

2. 开封技师学院 现代服务系, 河南 开封 475000;

3. 河南理工大学 计算机科学与技术学院, 河南 焦作 454003)

摘要: 齿轮箱作为风电机组负载的关键设备经常需要在极限条件下高效稳定地运行。为了提高对齿轮箱故障状态的识别效率, 设计一种基于量子粒子群算法和寻优改进级联森林算法的齿轮箱故障信号诊断方法。采用基于梯度罚函数对加权神经网络进行预处理, 使粒子间形成更强的协作效果, 显著降低信号噪音。研究结果表明: 无论在极限条件还是不同样本比例下, 所提方法对齿轮箱故障信号诊断效果要好于卷积神经网络等其他方法。在10 dB强噪声极限环境以及小样本数条件下, 所提方法准确率能够突破85%, 在实现高诊断率与理想识别效果方面具备高可靠度。该研究有助于提高齿轮箱故障信号识别能力, 也可应用到其它传动领域。

关键词: 齿轮箱; 故障信号诊断; 深度森林; 生成对抗网络

中图分类号: TH132.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2026)03-0074-04

Fault Signal Diagnosis of Gearbox Using Improved Cascade Forest Algorithm Optimized by QPSO

GE Wenyan¹, KUO Yu², LI Feng³

(1. Department of Information Business, Puyang Technician College, Puyang 457000, China;

2. Department of Modern Service, Kaifeng Technician College, Kaifeng 475000, China;

3. School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: Gearboxes, as key equipment for wind turbine loads, often need to operate efficiently and stably under extreme conditions. To improve the recognition efficiency of gearbox fault states, a gearbox fault signal diagnosis method based on Quantum Particle Swarm Optimization and an improved deep forest algorithm is designed. A gradient penalty function is employed to preprocess the weighted neural network, enabling stronger collaboration among particles and significantly reducing signal noise. The research results show that, whether under extreme conditions or with different sample proportions, the proposed method outperforms other approaches such as Convolutional Neural Networks in diagnosing gearbox fault signals. Under the extreme environment of 10 dB strong noise and with a small sample size, the accuracy of the proposed method can exceed 85%, demonstrating high reliability in achieving a high diagnosis rate and ideal recognition performance. This study contributes to enhancing the capability of gearbox fault signal recognition and can be extended to other transmission fields.

Keywords: gearbox; fault diagnosis; deep forest; generative adversarial network

0 引言

齿轮传动装置是各类设备动力传输结构不可或缺的组成单元, 通常包含齿轮、轴承、承载轴等核心部件^[1]。当动力系统运行期间一旦出现故障, 将导致各个部件间发生周期性脉冲波动的现象。同时, 由于传递路径的复杂性, 使得信号强度会出现衰减的现象。此外, 多个传动系统将会形成一定相互作用, 进而引发不稳定振动信号^[2]。

在运用大数据构建疾病识别算法时, 要达到理想的诊断效果, 往往需要庞大的样本数据^[3]。相关方面的研究吸引了很多的学者, 并取得了一定的研究成果。林慧斌等^[4]提出基于深度卷积二元分解网络的齿轮箱谐波分离与冲击特征提取方法, 在网络特征传递过程中实现谐波分离与冲击故障特征提取, 具有更强的抗干扰性能和局部故障特征提取能力。汪向东等^[5]提出基于双小波字典的稀疏正则化特征提取方法, 并成功应用于齿

基金项目: 国家自然科学基金项目(50775157)

第一作者简介: 葛文艳(1975—), 女, 河南濮阳人, 副教授, 学士, 研究方向为计算科学与技术、计算机图形图像处理, fuliao08342@163.com。

轮箱故障诊断中,结合广义极小极大凹惩罚函数优化稀疏分解解决幅值衰减问题,所提方法实现齿轮局部损伤与轴承外圈故障的同步解耦。李明等^[6]提出基于残差连接图注意力网络的发电机齿轮箱故障诊断方法,结合多种距离度量充分挖掘样本间的相似性,通过实验能有效提取样本间相似性和优异性。蒯思玮等^[7]提出基于灰狼优化支持向量机的齿轮箱状态监测方法,采用并行叠加方式进行特征级融合得到信息融合矩阵,依托于旋转机械振动试验台验证所提方法的准确性。夏雪宝等^[8]提出基于时频同步速度基提取变换的齿轮箱故障信号特征提取方法,将反映转速同步基函数引入时频变换中解决偏差问题,所提方法可以清晰表征不同故障齿轮信号的频率信息。史丽晨等^[9]提出基于多尺度残差网络的齿轮箱故障诊断方法,利用格拉姆角和图像编码方法将信号转化为二维图像,引入通道注意力机制增强不同尺度卷积下特征敏感性,有效地弱化运行中变负载对故障特征识别的干扰。

目前关于故障信号识别方面取得了很好的成果,然而只通过单一学习网络进行识别时,难以精确捕捉复杂时空关系^[10]。近年来,级联森林分析方法因其独特的数据处理优势,受到了学者们的广泛关注,尤其在高质量数据补充方面^[11]。本文构建了一种新型深层森林算法,有效解决传统齿轮信号分析的难题,并大幅减少信号噪声。通过与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)智能诊断方法相比,本算法具备更优的通用性和稳定性。

1 故障信号诊断模型

1.1 深度森林算法

选择深度森林技术对数据进行加工时涉及两个核心环节,分别为多尺度搜索与层叠式森林构建。在初始阶段可以利用抽样模块对经过增强的振动波形进行分析^[12]。层叠森林作为一种由众多单元构成的复合森林结构,可以显著增强级联森林(inverse document frequency, IDF)在特征提取方面的学习效率。深度森林架构在参数设置上相对简单,这使得它能够迅速掌握数据规律并展现出卓越的适应性。

级联森林技术在处理多尺度参数时,通过多层级的迭代算法进行处理,最终实现特征识别的目的^[13]。此技术采用分层采样结构,通过整合多

粒子群样本参数,完成各层级参数的融合,从而获得各层级参数^[14]。

1.2 改进寻优级联森林算法

本文所开发的算法采用深度树结构作为基础学习模块,再以 XGBoost 作为基础学习模型,取代传统的极限随机森林。在此基础上,通过不同层次间构建连接的方式获得了 4 种基础模型。通过多个角度与标准完成样本分类,最后通过整合形成新层次算法。

基于上述算法流程,本文提出了一种以多树结构实现的分层分类策略,通过综合分析各分类树分值来实现分类。与传统粒子群优化算法(quantum particle swarm optimization, PSO)相比,采用快速粒子群优化算法(QPSO)能够更有效地增强粒子间的协作能力,从而显著提高整体优化搜索速度。再把 QPSO 算法融合到深度树结构中,以此优化网络节点,具体优化过程如图 1 所示。

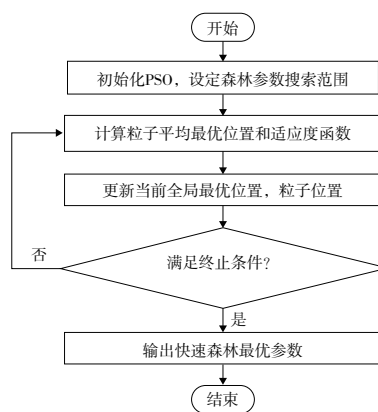


图 1 QPSO 优化流程

1.3 故障信号诊断流程

本文提出了一个深度森林神经网络改进算法,设置下述诊断步骤:

1) 对于样本数据分布存在的不均匀性,通过梯度惩罚算式加权神经网络实施预处理,从而能够更有效地从样本中采集获得规则参数;

2) 通过多尺度分析技术,对收集获得的多样本数据进行不同尺度的相关性计算^[15],由此实现多尺度关联,达到故障特征的可靠识别和增强效果;

3) 引入新的数据学习方式取代常规学习方法,再对级联森林的构造过程实施 QPSO 优化,通过多粒度搜集方法迭代处理,提升级联森林计算效率;

4) 当迭代数提高至预设上限后,计算各分层

参数均值,并以最大概率的数据作为识别结果,从而实现诊断分析。

经过优化处理得到的诊断过程如图 2 所示。

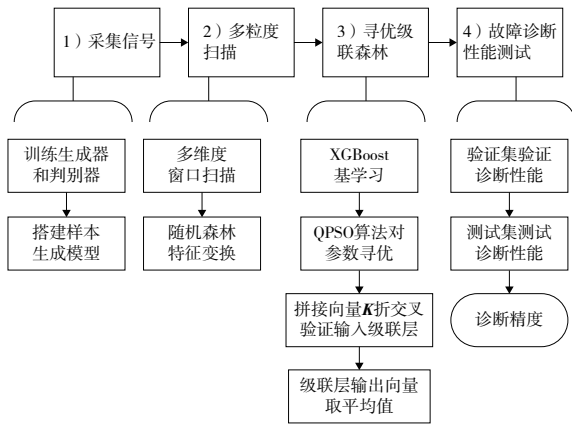


图 2 基于改进深度森林的故障信号诊断流程

2 实验分析

2.1 实验介绍

针对风机变速箱进行了一系列实验,选取故障行星轮替换原有标准行星轮。进行仿真测试时,为变速箱的外部结构安装了振动检测设备,并调整电机的转速至 1 500 rpm。为保证振动检测设备捕捉到的信号至少涵盖一个运行周期,实验测试过程中共设定 1 024 个数据采集点,由此收集正常状态、磨损、点蚀、断齿 4 种运行状态下的样本参数^[16]。4 种不同工况下产生的振动信号如图 3 所示,每个工况下均由 500 个样本构成,总计得到 2 000 条记录参数。

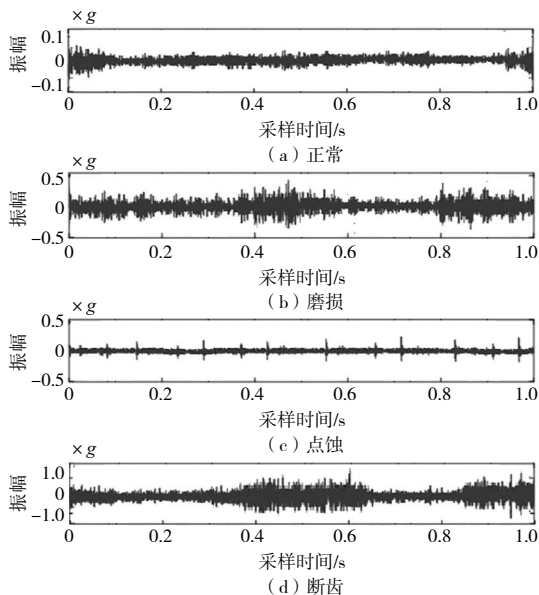


图 3 齿轮箱不同运行状态振动信号

2.2 模型参数

本文设计了一种经过优化处理的深度森林函数算法,即 IDF。该算法由 3 部分构成,包括三层的反卷积层、两层批标准化层以及一层全连接层。在最初两层结构中引入 ReLU 激活函数,最后一层则采用 Tanh 函数^[17]。为系统构建的判别器是由三层卷积层、两层批标准化层以及一层全连接层组成,激活函数选择 LeakyReLU。对判别器最后一层并未设定激活功能^[18]。进行算法优化的过程中,本研究选择亚当算法,设置学习率为 0.001。将 QPSO 算法的群体数初值设定在 50,初始 α 为 0.6。

为检验以上各算法对于数据处理的实际性能,本文将 IDF 与其他算法测试结果进行了对比。对于参数的选择过程则利用试错方法,同时兼顾了各模式下的参数选择普遍性要求^[19]。针对各网络结构设定了不同模型参数,结果如表 1 所示。

表 1 各对比模型结构参数

算法	网络结构参数
CNN	深度为 10,学习率为 0.001, 激活函数为 softmax
PSO 或 QPSO	群体数初始值 50,学习率 0.6 多粒度扫描结构中每层森林数为 2,
DF 或 IDF	森林决策树数为 100。级联森林结构中 森林个数为 4,森林决策树数为 200

2.3 结果分析

1) 极限条件

为了全面展示各类方法在处理噪声信号方面的识别性能,本研究选取总样本的 10% 进行测试,获得的检测数据如表 2 所示。

表 2 10%不平衡样本比例下诊断结果对比 单位:%

方法	诊断精度				
	10 dB	15 dB	20 dB	25 dB	30 dB
CNN	73.26	70.59	71.23	73.26	77.16
PSO	65.51	69.22	72.65	75.84	76.96
QPSO	76.89	81.22	89.62	90.21	91.55
QPSO-DF	81.26	85.46	89.62	93.65	97.24
QPSO-IDF	88.22	91.45	93.26	95.24	99.26

观察表 2 数据可知,对于信噪比为 30 dB 的故障识别场景中,大多数变速箱诊断准确率只在 CNN 模型识别中发生了下降,大约为 2%,而采用

其它算法处理的精度则基本稳定。据此可以得出结论,多数故障识别算法能够在微弱噪声识别方面达到良好的效果。当信噪比降至 10 dB 时, CNN 模型识别率减小了约 8%,降至 70%以下,而使用 QPSO 方法诊断的准确率下降约 10%。相对其余算法, QPSO-IDF 在 10 dB 强噪声环境下仍能保持 85%以上识别准确率,在极端条件下甚至能实现更高准确率。以上结果证明本文提出的方法在实现高诊断率与理想识别效果方面具备高可靠度。

2) 不同样本比例

依据实际工况需求,本研究将样本比例从 10%逐步增至 50%,以此模拟更真实的工况环境,最终得到的诊断结果如图 4 所示。

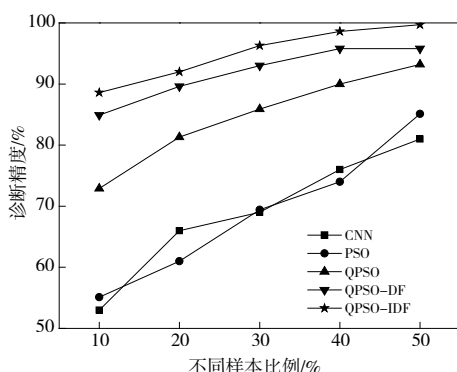


图 4 不同样本比例下诊断结果

观察图 4 测试结果不难发现,在不同抽样比例条件下,本文设计的 IDF 算法在诊断性能方面超越了其它模型,实现了令人满意的诊断结果。与传统 PSO、CNN 方法相比,本文构建的方法在分类性能上表现得更出色。针对 DF 与 QPSO 两种处理技术,当样本数量有限时,二者在加权估计方面展现出更大的优越性^[20],随着数据量增大后,这两个方法还能实现更高精度,这主要是由于深度学习技术依赖大量样本数据来支撑其分析能力。在 10%样本数条件下, QPSO-IDF 算法的准确率能够突破 85%,这充分说明 IDF 即便在较少样本数或分布不均的情况下,仍能保持理想诊断性能。

3 结语

本文开展基于 QPSO 寻优级联森林算法的齿轮箱故障信号诊断研究,取得如下有益结果:

1) 极限条件下,相对其余算法, IDF 在 10 dB 强噪声极限环境下仍能保持 85%以上识别准确

率,在实现高诊断率与理想识别效果方面具备高可靠度;

2) 不同样本比例下, QPSO-IDF 算法在诊断性能方面超越其它模型。在小样本数条件下, QPSO-IDF 算法的准确率能够突破 85%,仍能保持理想诊断性能。

参考文献:

- [1] 茅婷,程龙生,张月义,等. 基于 RLMTS 的小样本风力发电机齿轮箱故障检测[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(10): 117-129.
- [2] 别锋锋,张瀚阳,李倩倩,等. 基于多元变分模态分解的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械设计与研究, 2025, 41(2): 364-370.
- [3] 李韵,杨东来,李鸿光,等. 基于瞬时频率估计的变转速齿轮箱故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2025, 45(5): 117-122.
- [4] 林慧斌,洗贤钊,何国林. 基于深度卷积二元分解网络的齿轮箱故障诊断方法[J]. 机械传动, 2025, 49(9): 119-127, 135.
- [5] 汪向东,刘强,向蕾蕾,等. 采用双小波字典的齿轮箱复合故障特征提取方法[J]. 西安交通大学学报, 2025, 59(9): 99-109.
- [6] 李明,曹洁,刘宗礼,等. 多度量下 ResGAT 的风力发电机齿轮箱故障诊断[J]. 太阳能学报, 2025, 46(6): 683-690.
- [7] 蔺思玮,徐志科. 信息融合的改进 SVM 风电齿轮箱故障诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2025, 57(3): 509-516.
- [8] 夏雪宝,明志茂,赵可伦,等. 基于改进同步提取变换和声信号的齿轮箱故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2025, 45(3): 138-144.
- [9] 史丽晨,周星宇,杨超. 基于小波包分解重构的变工况行星齿轮箱故障诊断[J]. 制造技术与机床, 2025(7): 50-57.
- [10] 邵海东,林健,闵志闪,等. 分布外样本干扰下基于改进半监督原型网络的齿轮箱跨域故障诊断[J]. 机械工程学报, 2024, 60(4): 212-221.
- [11] 崔宝珍,彭智慧,王浩楠,等. 应用 SDP 点对称特征融合图像的行星齿轮箱故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(4): 82-88.
- [12] 张红波,朱丽军,刘晓腾,等. 基于量子粒子群寻优级联森林算法的齿轮箱故障诊断[J]. 机械设计与研究, 2025, 41(3): 23-27.
- [13] 李东东,蒋海涛,赵耀,等. 极端条件下基于改进深度森林的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(11): 39-50.

(下转第 106 页)

本研究为多通道振动信号处理及故障诊断提供了一种有效的新方法,有望在旋转机械和复杂系统的健康监测与故障诊断领域获得广泛应用。

- [1] CHEN P, LI Y, WANG K S, et al. A novel knowledge transfer network with fluctuating operational condition adaptation for bearing fault pattern recognition [J]. Measurement, 2020, 158: 107739.
- [2] ZHANG K, XU Y G, LIAO Z Q, et al. A novel Fast Entrogram and its applications in rolling bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 154: 107582.
- [3] 袁艳, 李峰, 王东. 基于开关卡尔曼滤波的叶轮故障振动信号特征提取 [J]. 机械制造与自动化, 2024, 53(2): 67-70.
- [4] CICHOCKI A, MANDIC D, DE LATHAUWER L, et al. Tensor decompositions for signal processing applications: from two-way to multiway component analysis [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2015, 32(2): 145-163.
- [5] HAARDT M, ROEMER F, DEL GALDO G. Higher-order SVD-based subspace estimation to improve the parameter estimation accuracy in multidimensional harmonic retrieval problems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(7): 3198-3213.
- [6] FU Y, DONG W S. 3D magnetic resonance image denoising using low-rank tensor approximation [J]. Neurocomputing, 2016, 195: 30-39.
- [7] XU J, ZHANG H, SUN C K, et al. Tensor-based denoising on multi-dimensional diagnostic signals of

- [8] 秦毅,张清亮,赵月. 基于自适应奇异值分解的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(17):122-127.
- [9] SUN B, LIU X F. Bearing early fault detection and degradation tracking based on support tensor data description with feature tensor[J]. Applied Acoustics, 2022, 188:108530.
- [10] 杨诚. 基于张量学习的旋转机械智能故障诊断方法研究[D]. 南京:东南大学, 2022.
- [11] HUANG J F, ZHANG F B, SAFAEI B, et al. The flexible tensor singular value decomposition and its applications in multisensor signal fusion processing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 220:111662.
- [12] PANG B, LI P, ZHAO Y J, et al. Generalized adaptive singular spectrum decomposition and its application in fault diagnosis of rotating machinery under varying speed [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(3):036111.
- [13] BONIZZU P, KAREL J M H, MESTE O, et al. Singular spectrum decomposition; a new method for time series decomposition [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2014, 6(4):1450011.
- [14] REN X P, GUO L J, LIU T T, ZHANG C, PANG Z. A multi-scale feature fusion network for rolling bearing fault diagnosis under complex working conditions[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35: 126143.

收稿日期:2024-10-27

- [14] 邵怡韦,陈嘉宇,林翠颖,等. 小训练样本下齿轮箱故障诊断:一种基于改进深度森林的方法[J]. 航空学报,2022,43(8):112-126.
- [15] 何心,段亚穷,王子栋,等. 具有隐私保护功能的半监督小样本齿轮箱故障诊断[J]. 中国科学(技术科学),2024,54(6):1105-1119.
- [16] 韩延,李超,黄庆卿,等. 小样本下时序注意力边界增强原型网络的齿轮箱故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(2):90-98.
- [17] 卢欣欣,马骏,张英聪. 基于连续小波变换和无模型元学习的小样本汽车行星齿轮箱故障诊断[J]. 机

[18] 余浩师, 汤宝平, 张楷, 等. 小样本下混合自注意力原型网络的风电齿轮箱故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2021, 32(20): 2475-2481.

[19] 汪鑫, 廖小平, 刘树胜, 等. 多传感器融合下多工况刀具磨损状态预测的深度森林方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(9): 263-272.

[20] 谢军飞, 张海清, 李代伟, 等. 基于 Lightgbm 和 XGBoost 的优化深度森林算法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2023, 59(5): 833-840.

收稿日期:2025-02-20