

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.03.044

煤矿电机远程故障监测系统设计

徐志祥,熊浩杰,孙欲龙,杨傲,卢保良

(大连理工大学 机械学院,辽宁 大连 116024)

摘要:针对煤矿电机由于负载大、工作时间长和工作环境恶劣等原因而常发生故障的问题,创新设计一套煤矿电机远程故障监测系统。该系统可实时监测煤矿电机的运行状态,及时发现电机故障。通过 Go 语言和 MySQL 编写中枢处理平台,使用 Frameset 框架编写数据可视化平台,并通过 WebSocket 实现网络通信,基于特征提取与 XGBoost 结合的方法构建故障诊断模型。经实验验证,与传统方法相比,该系统优化了数据收发过程,减轻系统负担,提高了故障诊断的准确率,在性能上有较大提升。

关键词:煤矿电机;特征提取;XGBoost;故障监测

中图分类号:TP277 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2026)03-0224-05

Design of a Remote Fault Monitoring System for Coal Mine Motors

XU Zhixiang, XIONG Haojie, SUN Yulong, YANG Ao, LU Baoliang

(School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: In response to the frequent faults of coal mine motors caused by heavy loads, long working hours, and harsh operating environments, an innovative remote fault monitoring system for coal mine motors is designed. This system can monitor the operational status of coal mine motors in real time and promptly detect motor faults. The central processing platform is developed using Go language and MySQL, the data visualization platform is built with the Frameset framework, network communication is implemented via WebSocket, and a fault diagnosis model is constructed based on a combination of feature extraction and XGBoost. Experimental verification shows that, compared with traditional methods, this system optimizes the data transmission and reception process, reduces system burden, improves the accuracy of fault diagnosis, and achieves significant performance enhancements.

Keywords: coal mine motor; feature extraction; XGBoost; fault monitoring

0 引言

煤矿电机作为矿井中不可或缺的设备,是整条矿井开采产线的动力来源。一旦煤矿电机发生故障,轻则影响矿井设备的正常工作,降低开采效率,重则造成严重的生产安全事故,导致矿井人员伤亡,给煤矿企业和相关利益单位造成不可估量的损失^[1-2]。因此,实时监测电机的运行状况,发现电机潜藏的一些安全问题并及时修复很有必要。

在电机的诸多故障信号中,振动信号对电机内部的各种故障具有较高的灵敏度,能够最直接地反映电机的健康状况,且采用非侵入式的方法就能获得,非常适用于对煤矿电机的故障分析^[3-4]。

对于电机的故障诊断方法,国内外研究人员展开了广泛的研究。目前主流的故障诊断方法主要针对电机的振动和电流电压信号,运用支持向

量机和深度学习等方法对电机故障进行诊断^[5-6]。李政等^[7]基于图像融合和深度学习的数据驱动方法,提出电驱系统故障诊断方案。刘林密等^[8]提出基于 LeNet5 的卷积神经网络模型,对数据进行简单预处理后以二维矩阵的形式输入模型进行训练,实现电机故障的诊断。李博文等^[9]借助多传感器融合技术构建机电设备智慧检修系统,实现机电设备的运行状态评估和耦合故障判断。但以上模型的训练过程较为复杂,且没有充分利用所采集数据的隐藏特征。

在结合以上研究的基础上,本文设计了一套煤矿电机远程故障监测系统。该系统由中枢处理平台、数据可视化平台和故障诊断平台 3 部分构成。首先介绍系统的整体框架以及工作流程,再分别从设计方案和工作原理的角度介绍这 3 部分,最后通过实验验证该方案的可行性。

第一作者简介:徐志祥(1965—),男,辽宁大连人,教授,硕士,研究方向为测试与控制技术研究,zxxu@dlut.edu.cn。

1 系统总体方案设计

本套煤矿电机远程故障监测系统是针对大型煤矿电机开发的,根据电机特性,选取对电机运行至关重要的一些参数如电压、电流、转速、冷却水温度和振动信号等进行实时监测。设计中需要考虑电机数据的接收与存储、数据库表结构的设计、故障数据的诊断、交互接口的设计以及用户管理和可视化界面的构建。根据需求,将系统分为中枢处理平台、数据可视化平台和故障诊断平台,系统总体结构如图 1 所示。

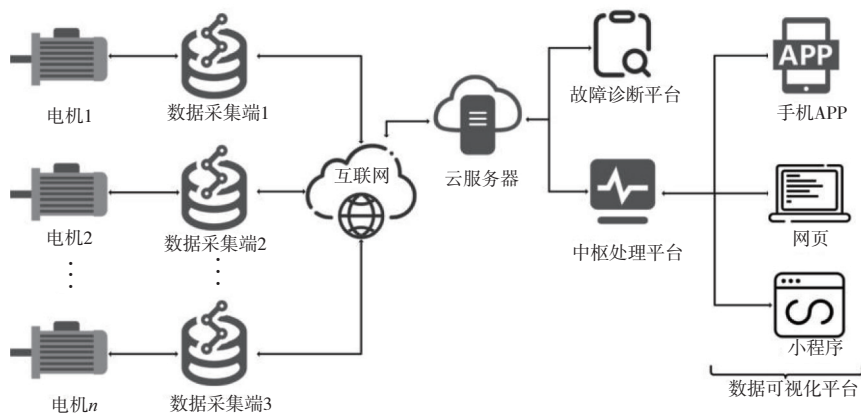


图 1 系统总体结构

2 中枢处理平台设计

2.1 中枢处理平台整体架构

中枢处理平台由 Go 语言编写而成,该语言是 Google 公司于 2012 年发布的一款用于服务端编程的编程语言,具有简洁高效的特点。Go 语言天然支持高并发,可同时开启上百万个轻量级的协程,非常适用于本文中这种需要同时接收大量电机数据和请求的场合。

如图 2 所示,中枢处理平台由数据接收端口和信息交互端口两部分组成。数据接收模块主要用来接收来自数据采集端的数据,再根据电机编号和参数类型,将各种类型的数据分别存入不同的数据库和表格当中。此外,信息交互端口用来接收来自数据可视化平台传来的请求,根据请求类型,对 MySQL 数据库进行数据插入、查询、更改和删除操作,并将得到的结果返回给数据可视化平台,完成相应的请求响应动作。

2.2 数据接收模块设计

由于电机数据的采集与传输在环境恶劣的矿

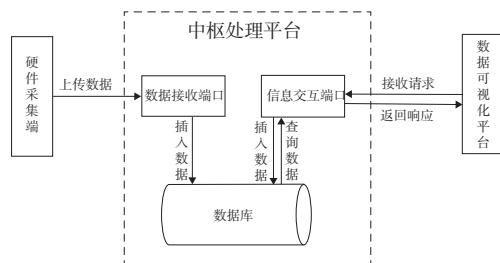


图 2 中枢处理平台架构图

井下进行,网络环境经常出现波动,为保证电机数据传输的稳定性,选用 MQTT 协议进行电机数据的收发。消息队列遥测传输 (message queuing telemetry transport, MQTT) 协议采用发布/订阅模型,允许多个客户端同时订阅主题并接收相关消息^[10],是一种轻量级的通信协议,专门设计用于在低带宽和不稳定网络环境下进行物联网和传感器设备之间的通信^[11]。如图 3 所示,首先,数据接收模块开启 MQTT 消息监听,在接收到来自数据采集端传来的数据时,将开启一个母协程来处理消息。这样,对每一个数据采集端传来的数据,数据接收模块都会开启一个母协程来进行处理,

多线程并行处理,提高性能。该母协程将对传来的数据进行反序列化,得到一个 Map 类型的数据,包含了数据被采集的时间、电机编号和采集到的不同参数的电机数据。对不同参数的电机数据,将再分配不同个子协程,该子协程将向 MySQL 表中插入数据。

为保证 MySQL 数据库中每个电机的每一项参数在每一天有且仅有一张表用来存储数据,在向数据库中插入数据之前,首先判断该参数在当天的表是否已经创建,如果已经创建,则直接向表中插入数据,如果没有,则先创建表格再插入数据。完成数据插入操作后,将返回成功与否的信息,并结束子协程。在所有子协程都结束前,母协程将会一直阻塞,直到所有子协程都结束,母协程也将自动结束,完成一次电机数据的插入处理。

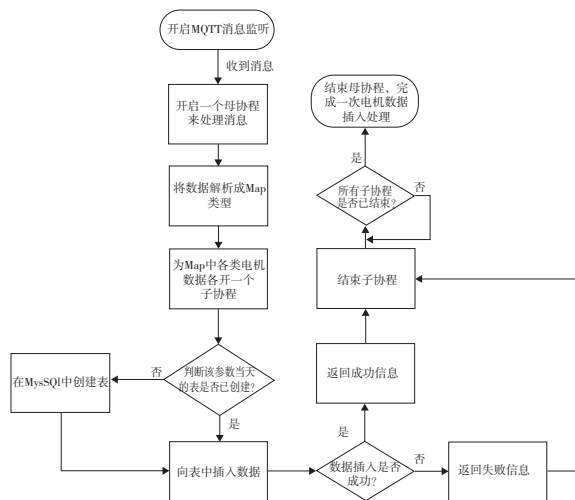


图3 数据接收模块工作流程图

2.3 信息交互模块设计

信息交互模块主要用来处理来自数据可视化平台的数据请求,并作出响应。为方便数据可视化平台上不同客户端的开发,信息交互模块为不同客户端预留了专门的接口,可实现 Socket 和 Webscoket 连接,分别用于应用端和网页端的开发。

对于信息交互模块的工作流程,首先,信息交互模块在指定端口监听消息。在接收到来自客户端的消息请求后,对请求数据进行解析,并根据请求类型对数据库进行增删改查等操作,在对操作结果进行处理后,通过 Socket 或 Webscoket 返回给客户端,完成一次信息交互动作。

2.4 数据库结构设计

电机故障诊断平台需要对不同矿井的许多电

机进行监测,因此,数据库将吞吐大量数据。为保证数据存储与交互的稳定性和速度,需要合理设计库表结构,最大化数据库和硬件性能。

本文所开发的信息交互模块使用开源的 MySQL 数据库,通过 Go 的拓展库 Database/Sql 实现数据的增删改查等操作。

MySQL 是一种关系型数据库^[12],数据以“库-表-行”的层级关系进行存储。本文中,MySQL 主要对 4 类数据进行存储:数据采集端传来的电机各项监测数据、在数据可视化平台注册的用户信息、在数据可视化平台注册的电机信息和经平台监测出的故障信息。中枢处理平台数据库结构如图 4 所示。

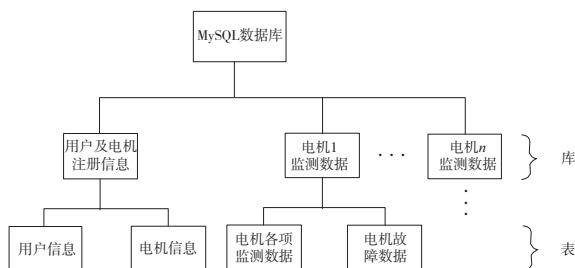


图4 中枢处理平台数据库结构

由于平台监测的电机数量较多,每台电机每天产生的数据量很大。如果将所有数据都存在同一库或同一表中,将导致表格数据冗余,数据库性能下降,数据索引效率降低。为解决这个问题,本文采用分库分表的方式存储硬件采集端传来的数据。将用户及电机注册信息放在一个数据库中,用户信息和电机信息分别在不同表格进行存储。除此之外,为每台被监测的电机单独分配一个库,并在该库中每天为各项被监测的电机参数单独创建一个表格来存放数据,此外,每天还将创建一个表来存储电机各项参数的故障数据。

3 数据可视化平台设计

为方便用户在不同设备上实时监测电机的运行状态,考虑到数据可视化平台的跨平台性,本文设计了一个 Web 网页,用户可在不同的移动终端上使用。Web 网页运行在 Apache 服务器上,使用 Javascript+Html+Css 并基于 Frameset 框架编写而成,并通过 Websocket 与中枢处理平台进行交互,实现数据请求、数据修改和数据插入等操作。此外,网页端作为 MQTT 客户端,接收电机运行的实时数据。

Web 网页的功能主要包括:用户及电机信息管理、电机数据实时监测、电机历史数据查询和电机故障报警这些功能。用户完成登录操作后,可通过 Web 网页查看自己所管理的电机以及具体的电机信息,也可添加或修改自己管理的电机,电机的地理位置都在地图上标注了出来,用户可直观地看到不同电机的位置分布。在选择电机后,可查看该电机的实时数据和历史数据,数据以图表和表格等形式直观地展现出来,并显示出波峰波谷等信息。在接收到来自中枢处理平台的报警信息后,Web 端将发出报警提示音,并显示出报警信息,以便管理人员及时处理。

4 故障诊断平台设计

4.1 极限梯度提升树 (extreme gradient boosting, XGBoost) 算法原理

XGBoost 是 CHEN 等^[13]于 2016 年提出的一种监督学习算法,其核心思想为通过将多个弱分类器(决策树)集成在一起,形成一个强分类器。每棵决策树都在前一棵树的偏差上进行训练,通过不断迭代优化损失函数来逐步减小残差。同时,模型通过控制树的复杂度和正则化项来降低过拟合风险^[14]。XGBoost 整合多棵决策树的预测结果得到最终输出结果,具体公式如下

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K j_k(x_i), \quad j_k \in J \quad (1)$$

式中: x_i 为第 i 项样本; $\hat{y}_i$ 为相对应的预测值; K 为决策树的数量; j_k 为一个独立的树模型; J 为所有决策树的集合。

XGBoost 算法的目标函数由损失函数和正则化项组成,损失函数用于度量预测偏差,正则化项用于控制模型复杂度,防止过拟合^[15]。具体而言,XGBoost 的目标函数可表示为

$$\sum (\phi) = \sum_{i=1}^M l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(j_k) \quad (2)$$

式中: M 为总样本数; y_i 为第 i 项样本的实测值; $l(y_i, \hat{y}_i)$ 为损失函数即 $\hat{y}_i$ 与 y_i 的差值; $\Omega(j_k)$ 为树的复杂度。模型的训练目标为最小化损失函数,将损失函数泰勒展开至 2 阶,经 n 轮迭代后的损失函数导数为 0,此时目标函数为最小值,即最优模型。

4.2 基于特征提取和 XGBoost 的故障诊断模型

特征提取是深度学习中的一种常见手段,可用于提取数据中的关键信息,减少数据维度,提升

模型性能和泛化能力,并改善模型的解释性,对于处理各种类型的数据和解决不同的任务都具有重要意义。轴承振动信号数量庞杂,存在很多无用数据,因此,通过特征提取,剔除振动信号中的无用数据,突出信号中的重要特征至关重要。XGBoost 基于梯度提升算法,能对训练过程中的特征进行重要性评估,故本文将两者优势相结合,设计了一种基于特征提取和 XGBoost 的故障诊断模型。

首先,在得到电机轴承的一维振动数据后,按照窗口大小和重叠率对数据进行截取重构并附上故障分类标签。选取一些反映电机健康状态的重要参数进行特征提取,如均值、方差、峭度、峰值因子、能量比值等。将特征提取完的数据,按照一定比例划分为训练集、测试集和验证集,并将训练集和验证集输入模型,通过网格搜索的方式来寻找模型的最优参数,使得模型获得最优性能。最后,将测试集输入模型进行预测,查看模型对于轴承故障分类的准确率。

4.3 实验验证

为验证基于所提故障诊断模型的合理性和普适性,本文基于某大学的 SKF 型轴承驱动端振动数据进行实验。实验所用的电机功率为 1.5 kW,转速为 1 792 r/min,采样频率为 12 kHz。共有滚动体故障、内圈故障和外圈故障 3 种故障类型,每种故障类型存在 0.007 英寸、0.014 英寸、0.021 英寸和 0.028 英寸 4 种故障直径。选取 0.007 英寸、0.014 英寸和 0.021 英寸这 3 种故障直径进行实验,正常数据为基座端数据,即一共由 9 种类型的故障数据和一种正常数据构成实验数据。

首先按照步长 1 024,重叠率 0.5 对十种分类数据进行分割重组。之后,对每份数据中的 13 个特征参数(分形值,熵值,峭度,均方根,裕度因子,频谱指标,能量比值,有效值振动,峰值振动,均值,偏度等)求值,组成一份新的数据,并在数据末尾附上分类标签,就得到了一份含有 1 631 个样本点,并附有分类标签的数据集。将数据集以 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。接着把训练集和验证集输入到 XGBoost 模型中,并运用网格搜索的方法来寻找模型的最优参数,以获得最优的模型性能。经过训练优化,确定模型的最优参数如表 1 所示。最后,将测试集输入最优模型中,查看测试集在模型中的故障诊断表现。

表 1 模型最优参数

参数	含义	数值
n_estimators	决策树个数	500
max_depth	每棵树最大深度	3
learning_rate	学习率	0.1
gamma	最小分裂损失	1
subsample	子采样比例	0.5
objective	分类器	softmax

模型训练结果显示,训练好的模型在验证集和测试集上的故障诊断正确率分别为 98.9%和 99.6%,可见模型在这两类数据集上都能达到很高的准确率,未发生过拟合的现象。为评判提取的故障特征对轴承故障诊断的重要度,引入了模型的重要度曲线。

如图 5 所示,选取的 13 个参数中,绝大部分参数都对模型的训练和优化存在贡献。其中,振动信号的频谱指标、方差、均值、峭度和分形值对模型起决定性作用,故提取的特征基本能很好地反映轴承的健康状况,对轴承的故障诊断很关键。混淆矩阵是机器学习中总结分类模型预测结果的情形分析表,用于衡量模型对于不同类别的分类性能,并将本类结果量化表现出来。混淆矩阵的横坐标为预测故障类型,纵坐标为真实故障类型,矩阵对角线上为正确诊断的故障数量。由图 5 可以看出,除了在滚动体 0.021 英寸故障的预测中存在个别错误,其余故障类型的诊断正确率均为 100%,可见该模型具有较好的故障诊断能力。

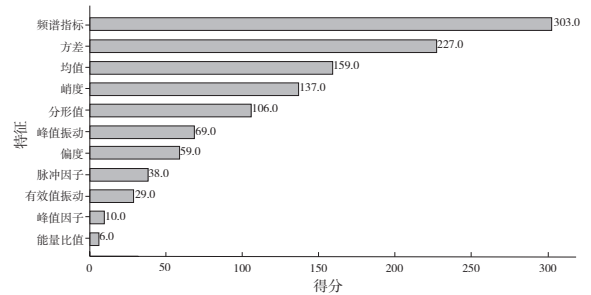


图 5 影响轴承故障诊断的重要特征

为综合评判所提模型在故障诊断方面的性能,本文将所提模型与其他主流模型相对比^[16-17],在同样的数据集下,测试各个模型的训练效果。通过引入准确率、精确率、召回率和 F_1 (综合评价指标) 4 个指标对模型进行评价,可以全面衡量模型性能。如表 2 所示,基于特征提取-

XGBoost 的故障诊断模型在 4 项参数上明显高于其他模型。相对其他 3 个模型中表现最好的 1DCNN-PSO-SVM 模型,4 项指标均有 1.5%左右的提升,表明该模型在电机故障诊断领域有较好的效果。

表 2 不同模型性能对比 单位: %

模型	准确率	精确率	召回率	F_1
特征提取-XGBoost	99.57	99.60	99.61	99.59
SENet-ResNet18	95.00	95.40	95.00	95.00
LSTM	85.60	88.00	86.00	85.00
1DCNN-PSO-SVM	98.20	98.00	98.00	98.00

测试集混淆矩阵见图 6 所示。

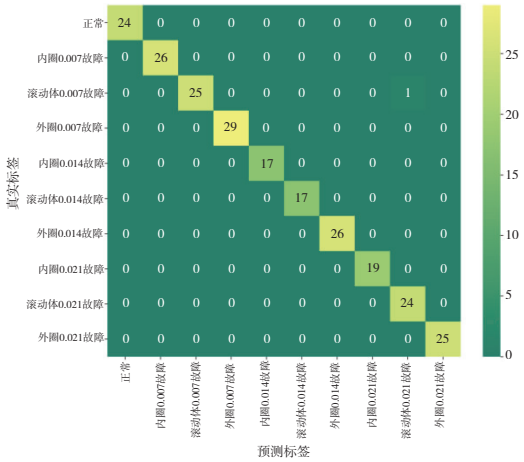


图 6 测试集混淆矩阵

5 结语

1) 本文基于 Go 语言和 MySQL 数据库,构建了一个中枢处理平台,用来接收电机故障数据并响应客户端的数据请求。针对高并发场景,通过 Go 语言独有的轻量级协程单独处理每项数据接收和数据请求任务,保障了平台的流畅、稳定运行。

2) 本文使用 Javascript + Html + Css 并基于 Frameset 框架设计了一个 Web 网页,通过 Websocket 与中枢处理平台进行数据交互。该网页可监测电机运行的实时和历史数据,并在检测出故障后及时报警。用户完成登录后,可管理自己拥有的电机,并在地图上实时显示电机位置和运行状态。

(下转第 255 页)

- 真计算方法[J]. 机械,2016,43(2):56-59.
- [10] HOPPMANN U,KOENIG S,TIELKES T,et al. A short-term strong wind prediction model for railway application:design and verification[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2002, 90(10):1127-1134.
- [11] AÏTA S, TABBAL A, MESTREAU E, et al. CFD aerodynamics of the French high-speed train[J]. SAE Technical Paper Series,1992(1):920343.
- [12] EN14067-6 Railway applications Aerodynamics Part6: Requirements and test procedures for cross wind assessment[S].
- [13] 罗仁,石怀龙. 铁道车辆系统动力学及应用[M]. 成都:西南交通大学出版社,2018.
- [14] 张天周. 柔性车体与构架对车辆运行平稳性的影响研究[J]. 机械制造与自动化,2023,52(6):50-53.

收稿日期:2024-03-12

(上接第 228 页)

通过特征提取与 XGBoost 算法相结合的方法,设计了一个电机故障诊断模型。测试结果显示,该模型性能优秀,准确率、精确度、召回率和 F_1 指标相较其他主流模型均有明显提高。

参考文献:

- [1] 余锋. 煤矿机电设备检修管理系统安卓客户端的设计与应用[J]. 信息与电脑(理论版),2019,31(21):78-80.
- [2] 窦桂东,白艺硕,王均利,等. 基于深度学习的矿井滚动轴承故障诊断方法[J]. 工矿自动化,2024,50(1):96-103,154.
- [3] 陈其. 注意力机制结合 CNN 卷积网络的滚动轴承复合故障诊断[J]. 机械制造与自动化,2023,52(5):134-138.
- [4] 陈鹏. 基于振动信号的滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 轴承,2022(6):1-6.
- [5] RODRIGUEZ - RODRIGUEZ J I, NUNEZ - MATA O, GOMEZ-RAMIREZ G. Motor bearing failures detection by using vibration data[C]//2022 IEEE 40th Central America and Panama Convention (CONCAPAN). Panama, Panama. IEEE,2022:1-6.
- [6] 吴国沛,余银犬,涂文兵. 永磁同步电机故障诊断研究综述[J]. 工程设计学报,2021,28(5):548-558.
- [7] 李政,汪凤翔,张品佳. 基于图像融合与迁移学习的永磁同步电机驱动器强泛化性故障诊断研究[J]. 中国电机工程学报,2024,44(12):4933-4944.
- [8] 刘林密,崔伟成,李浩然,等. 基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制,2023,31(9):9-15.
- [9] 李博文,张斌,吕晓明. 煤矿机电设备智慧检修系统研究与应用[J]. 中国煤炭,2023,49(11):87-91.
- [10] 姬广龙,孙丹,王珍珍,等. 关于 MQTT 通信协议的分析与研究[J]. 物联网技术,2023,13(1):63-66.
- [11] 熊风光,陈霖,韩慧妍,等. 基于 MQTT 协议的轻量化文本信息分发技术研究[J]. 计算机技术与发展,2024,34(2):90-97.
- [12] 熊群毓. 大数据时代 MySQL 数据库的应用分析[J]. 信息与电脑,2023,35(14):209-212.
- [13] CHEN T, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree Boosting system[C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2016:785-794.
- [14] 马东,何毅斌,李铭,等. 基于 CEEMD-PCA-XGBoost 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机电工程,2023,40(2):186-194.
- [15] 赵兵朝,张晴,王京滨,等. 基于 SSA-XGBoost 模型的地表下沉系数预测研究[J]. 矿业研究与开发,2024,44(2):89-95.
- [16] ZHANG X L, HAN P, XU L, et al. Research on bearing fault diagnosis of wind turbine gearbox based on 1DCNN - PSO - SVM [J]. IEEE Access, 2020, 8:192248-192258.
- [17] 杜浩飞,张超,李建军. 基于 SENet-ResNext-LSTM 的风机轴承故障诊断[J]. 机械强度,2023,45(6):1271-1279.

收稿日期:2024-03-06