

基于改进SABO算法的风力发电机组数据监测及故障诊断技术

李 威

(江西省水投能源发展有限公司新能源运维分公司,江西 南昌 330000)

摘 要:为解决传统风力发电机组故障诊断中监测不全面、准确率低的问题,文中提出基于多传感器监测系统与改进自适应蝙蝠优化算法的方案。构建分层式监测系统,实现振动电流等多源数据采集与特征融合,在算法中引入混沌映射初始化、自适应双模式搜索及误差反馈机制。结果显示,该方案故障诊断准确率达98.20%,较传统算法提升12.5%,平均预警提前48.3 h,响应延迟45.9 ms。该技术可有效提升故障诊断精准性与可靠性,为风电场智能运维提供解决方案。

关键词:风力发电机组;故障诊断;多传感器监测;自适应蝙蝠优化算法;数据融合

中图分类号:TP 277 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-348X(2026)02-0049-04

0 引言

随着全球能源结构向清洁能源转型,风力发电作为可再生能源的重要组成部分,装机容量持续增长^[1]。风电场的发电机组长期运行于野外复杂环境,受强风、温差、振动等因素影响,齿轮箱、轴承、发电机等关键部件易发生故障,可能导致停机损失甚至安全事故^[2-3]。现有故障诊断技术分为基于模型、信号处理和智能算法三类。基于模型的方法依赖精确模型,难适复杂工况;信号处理方法可提特征,但多源数据融合能力弱;智能算法如支持向量机、神经网络,存在小样本适应差等问题,传统蝙蝠优化算法易陷局部最优的问题^[4-5]。为准确监测风力发电机组数据及进行故障诊断,文中提出一种基于改进自适应蝙蝠优化算法(self-adaptive bat optimization, SABO)的风力发电机组智能化数据监测与故障诊断方法,创新性地通过多维度数据采集与融合处理,解决监测信息不全面的问题;引入“混沌映射-双模搜索-误差反馈”三重优化机制改进自适应蝙蝠优化算法,以提升故障诊断效果。该研究为风电设备故障诊断提供了高效解决方案。

1 风力发电机组数据监测及故障诊断技术

1.1 多传感器结合数据处理的数据监测系统

风电场风力发电机组数据监测及故障诊断技术是保障设备稳定运行和降低维护成本的关键^[6]。传统风力发电机组数据监测技术主要依赖单一传感器采集振动、电流或温度等信号,存在监测信息不全面、故障特征提取困难以及诊断准确率较低的不足^[7-8]。为此,文中提出了一种基于多传感器结合数据处理的数据监测系统,通过融合多种传感器采集的振动、电流、电压和温度数据,利用信号处理和数据分析技术挖掘故障特征,实现对风力发电机组运行状态的全面监测。

多传感器结合信号处理的数据监测系统采用分层架构设计,实现对风力发电机组运行状态的全面感知与分析。系统底层为多源传感器感知层,部署振动传感器、电流电压传感器、温度传感器等多种设备,实现多维度数据的实时采集;中间层为数据传输与预处理层,通过有线和无线传输技术,将原始数据传输至处理单元,采用滤波、降噪、数据对齐等预处理算法消除干扰,确保数据质量;顶层为数据融合与分析层,运用时频分析、特征提取算法对多源数据进行融合处

收稿日期:2025-12-06

作者简介:李威(1986),男,本科,高级工程师,研究方向为新能源设备状态检查与故障诊断。

理,挖掘设备异常特征,为后续故障诊断提供全面、可靠的数据支撑。数据监测系统的结构如图1所示。

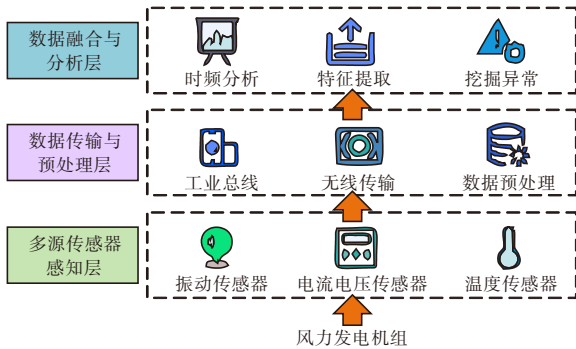


图1 数据监测系统结构

数据融合与分析层作为系统核心创新模块,采用“多层次融合+智能分析”架构。第一层为数据级融合,通过时空对齐算法,对预处理后的振动、电信号、温度等多源数据进行关联匹配,消除不同传感器的时空偏差,构建统一数据矩阵;第二层为特征级融合,集成时域统计和频域分析算法,从融合数据中提取设备健康特征参数(如振动幅值、温度梯度、电流谐波等),形成高维特征集;第三层为决策级分析,嵌入随机森林算法,对特征集进行模式识别,实时判断设备运行状态,划分正常、预警、故障等级;同时,通过可视化引擎生成趋势曲线与异常报告,为故障诊断提供精准决策依据,实现多源数据价值的深度挖掘。数据融合与分析层结构如图2所示。

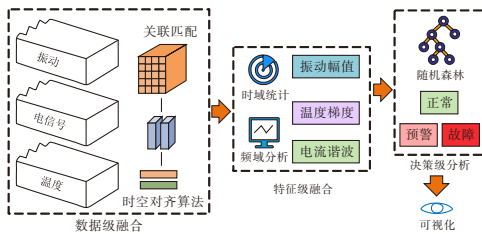


图2 数据融合与分析层结构

1.2 基于改进 SABO 算法的风力发电机组故障诊断

该研究通过分层架构,实现多维度数据采集、传输预处理与融合分析,构建了多传感器结合数据处理的风力发电机组数据监测系统,为故障诊断提供了数据基础。为精准识别故障、提升诊断效率,该研究提出了改进 SABO 算法,这是模拟蝙蝠行为的群智能优化算法,其通过模拟蝙蝠的回声定位、飞行及觅食等行为搜索最优解。选择它是因具备良好的全局搜索与自适应能力,可适配风电故障诊断的复杂数据环境,但存在易陷入局部最优、收敛精度欠佳的不足。因此,研究对 SABO 算法进行了改进。改进的 SABO 算法突破传统群智能优

化框架局限,构建“双源驱动+动态迭代”的创新结构,在系统中作为故障特征优化与分类决策的核心搜索模块,嵌入于多源特征融合之后与分类模型之前,承担对高维特征空间进行参数寻优与权重分配的关键任务。其中,混沌映射用于提升初始种群分布均匀性,自适应双模式机制根据收敛状态自动切换搜索策略,误差反馈机制则将实时诊断误差引入适应度函数,实现优化过程与诊断性能之间的联动调节。相较于仅对单一搜索算子进行改进的常规优化策略,该方法强调结构层级上的流程嵌入与性能驱动迭代,从机制层面提升算法收敛质量与诊断稳定性。在种群初始化阶段,研究创新地采用了混沌映射与历史最优解加权融合机制,通过 Logistic 混沌序列生成初始种群基础分布,再嵌入数据监测系统提取的故障特征向量作为引导因子,提升种群初始质量与全局搜索起点。其种群初始化公式如式(1)所示^[9]。

$$X_{i,0} = \alpha \cdot L_c(i) + (1 - \alpha) \cdot O_{best} \cdot F_v(i) \quad (1)$$

式中: $X_{i,0}$ 为第*i*个初始个体; α 为加权系数(取值范围0~1); $L_c(i)$ 为 Logistic 混沌序列生成的第*i*个基础值; O_{best} 为历史最优解; $F_v(i)$ 为第*i*个风电机组故障特征向量分量。

搜索机制层面,研究设计了自适应双模式切换策略,当算法陷入局部收敛时,自动激活基于柯西分布的变异算子,对当前最优解邻域进行扰动寻优。局部扰动公式如式(2)所示^[10]。

$$X'_i = X_{best} + \beta \cdot C_d \quad (2)$$

式中: X'_i 为变异后的个体; X_{best} 为当前最优解; β 为扰动强度系数; C_d 为柯西分布随机数。

正常迭代阶段则采用改进 Levy 飞行步长,结合故障特征参数动态调整步长缩放因子,实现精细搜索到全局勘探的智能切换。改进 Levy 飞行步长公式如式(3)所示^[11]。

$$S_i = \gamma \cdot \text{Levy}(\lambda) \cdot |X_i - X_{best}| \cdot K_i \quad (3)$$

式中: S_i 为第*i*个个体的搜索步长; γ 为步长基准系数; $\text{Levy}(\lambda)$ 为 Levy 分布随机变量(λ 取值1~3); K_i 为基于故障特征的动态缩放因子。

在迭代终止环节,创新地引入故障诊断准确率反馈机制,将分类误差率作为自适应度函数修正项。该研究通过实时比对诊断结果与实际故障标签,动态调整算法迭代阈值,使优化过程更贴合风电设备故障模式的非线性特征,以提升算法对复杂故障的识别精度

与鲁棒性。在系统中,改进 SABO 算法主要嵌入于多源特征融合模块与分类模型之间,承担高维特征权重分配与分类参数寻优任务,通过对特征子集组合及模型关键参数进行协同搜索,输出最优诊断参数组合,从而提升故障识别精度与模型稳定性。“反馈机制”是指将实时诊断误差率作为性能指标嵌入适应度函数构建过程中,引入误差修正项参与个体优劣判定,并据此动态调整迭代阈值、种群更新强度及搜索步长,使搜索方向与当前诊断性能保持一致,实现优化过程的在线自适应调节,而非独立于搜索过程之外的离线性能评价。改进 SABO 算法的结构如图 3 所示。

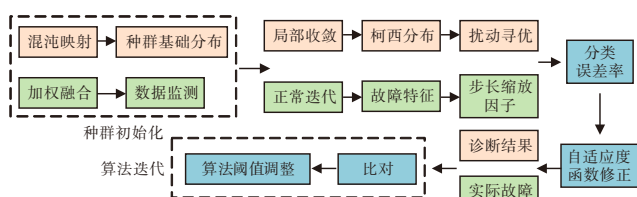


图3 改进 SABO 算法的结构

2 改进 SABO 算法性能及风电机组故障诊断效果分析

为验证改进 SABO 算法在风力发电机组故障诊断中的有效性,该研究通过搭建实验平台开展性能测试与诊断效果分析。实验平台采用的处理器为 Intel Core i5-12400 F,内存为 16GB DDR4 3200 MHz,硬盘为 1TB NVMe 固态硬盘,操作系统为 Windows 10 64 位;开发语言采用 Python 3.9.7,依托 Anaconda 4.10.3 发行版搭建运行环境;算法核心运算依赖 NumPy 1.21.2 库实现矩阵运算,使用 Scikit-learn 0.24.2 工具包构建故障特征数据集与评估模型;可视化模块采用 Matplotlib 3.4.3 生成迭代曲线与诊断结果图表。改进 SABO 算法参数方面,种群规模为 30,最大迭代次数为 100,加权系数为 0.6,扰动强度系数为 0.05,步长基准系数为 0.01,Levy 分布参数为 1.5,误差修正系数为 0.1。

实验选用风力发电机故障诊断数据集(wind turbine fault diagnosis dataset, WT-FDD),该数据集来源于实际运行的 1.5 MW 风力发电机组,涵盖了齿轮箱断齿、轴承磨损、发电机匝间短路等多类典型故障模式,与研究针对的风电设备故障场景高度匹配。数据集共包含 86 400 条样本数据,其中正常

运行样本 32 000 条,各类故障样本 54 400 条,每条样本包含 28 个特征参数(时域特征 15 个、频域特征 13 个),数据文件总容量约 128 MB,可满足算法训练与测试的需求。按照 8:2 的比例对全部样本进行随机划分,其中 80% 样本作为训练集用于模型参数学习与优化,剩余 20% 样本作为独立测试集用于模型泛化性能评估。对比算法采用传统 SABO 算法和单层前馈网络(single-layer feedforward network, SLFN)^[12]。

在故障诊断过程中的 CPU 占用率和响应延迟方面,由图 4(a)可知,随着迭代次数增加,三种算法的 CPU 占用率均呈下降趋势并逐渐稳定。改进 SABO 算法的 CPU 占用率始终低于传统 SABO 算法和 SLFN。在迭代次数达到 100 时,改进 SABO 算法的 CPU 占用率为 22.38%,较传统 SABO 算法(24.85%)低 2.47%,较 SLFN(27.82%)低 5.44%。这得益于改进算法的混沌映射初始化机制减少了无效搜索,自适应双模式切换策略优化了计算资源分配,降低了冗余运算,从而在保证诊断精度的同时降低了 CPU 资源消耗。由图 4(b)可知,各算法响应延迟随迭代次数增加逐步降低并趋于平稳。在迭代次数达到 100 时,改进 SABO 算法的响应延迟为 45.87 ms,比传统 SABO 算法(55.32 ms)短 9.45 ms,比 SLFN(63.56 ms)短 17.69 ms。原因在于改进算法引入的故障诊断准确率反馈机制加速了收敛过程,Levy 飞行步长优化减少了不必要迭代,使算法能更快完成故障模式识别,显著提升了实时响应性能。各算法在故障诊断过程中的 CPU 占用率和响应延迟如图 4 所示。

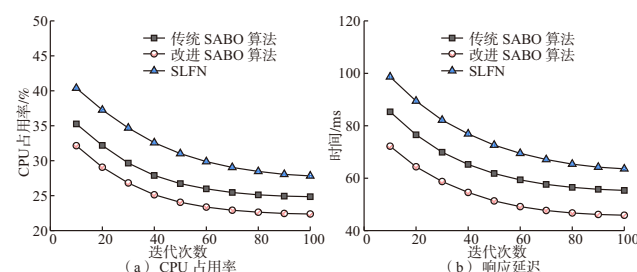


图4 故障诊断过程中的 CPU 占用率和响应延迟

在故障诊断准确率方面,由图 5(a)可知,改进 SABO 算法在机械系统类故障诊断准确率均超 95%,叶片裂纹诊断达 98.38%,较传统 SABO 算法高 13.26%。这是因为改进 SABO 算法通过混沌映射初

始化增强种群多样性,结合故障特征向量引导,精准捕捉机械振动等微弱故障特征。由图5(b)可知,改进SABO在电气系统故障诊断中优势显著,电缆绝缘损坏诊断达98.03%。优于传统SABO算法和SLFN,这得益于其自适应双模式搜索与误差反馈机制,有效识别电流谐波等电气故障特征,提升复杂工况下诊断稳定性。可见,改进SABO算法在风力发电机组各类故障中均有较高的诊断准确率。各算法不同类型的故障诊断准确率如图5所示。

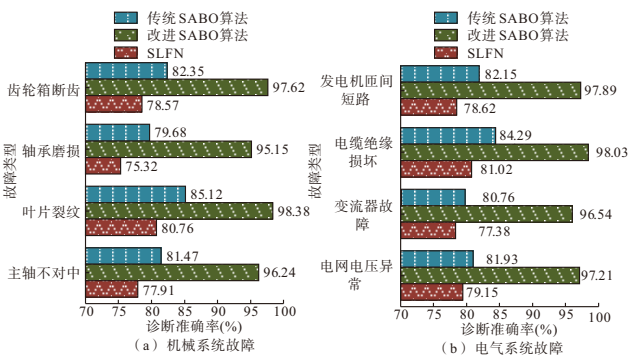


图5 不同类型的故障诊断准确率

为了验证数据监测系统和改进SABO算法在实际中的应用效果,在某风电场进行了为期6个月的测试。由表1可知,改进SABO算法在各评估维度均优于传统SABO算法和行业基准。诊断性能上,其故障诊断准确率达98.20%,复合故障识别率和萌芽期故障检出率均超过传统算法和行业基准上限;在时效性方面,预警提前时间延长近一倍,响应延迟和定位时间显著缩短;可靠性上,系统可用率提升至99.50%,误报率、漏报率均优于行业标准;资源效率上,CPU占用率低于行业基准,数据处理量和存储压缩率优势明显,体现了算法优化的综合效益。综上,改进SABO算法结合数据监测系统全面提升了风电故障诊断的性能与效率。实际应用测试结果见表1。

表1 数据监测系统与改进SABO算法实际应用测试结果

评估维度	性能指标	改进SABO算法	传统SABO算法	行业基准
诊断性能	故障诊断准确率/%	98.20	85.70	82~88
	复合故障识别率/%	93.60	68.30	<70
	萌芽期故障检出率/%	95.80	62.40	55~65
时效性	平均预警提前时间/h	48.3	24.6	20~28
	诊断响应延迟/ms	45.9	63.5	50~70
	故障定位时间/min	8.2	22.7	15~25
可靠性	系统可用率/%	99.50	98.10	97~98.5
	误报率/%	1.80	7.20	5~8
	漏报率/%	0.70	3.90	2~4
资源效率	CPU平均占用率/%	22.40	27.80	25~30
	单机组日均数据处理量/GB	28.7	19.2	15~20
	存储压缩率	5.3:1	3.1:1	2.5~3.5:1

3 结语

此次研究的亮点在于构建了多传感器监测系统与改进SABO算法的融合方案,解决了传统诊断中监测不全面、复杂故障识别率低的问题。多传感器监测系统通过分层架构(感知层-传输层-融合层)实现振动、电流、温度等多源数据的高效采集与融合。改进SABO算法创新性地引入混沌映射初始化、自适应双模式搜索(柯西扰动+Levy飞行)及故障诊断反馈机制,显著优化了种群质量与收敛效率。实验与实际测试表明,该方案故障诊断准确率达98.20%,较传统SABO算法(85.70%)提升12.5%,复合故障识别率(93.60%)与萌芽期故障检出率(95.80%)均超过行业基准;平均预警提前时间48.3小时,系统可用率达99.50%,CPU占用率仅22.40%,资源效率优势显著。

综上所述,研究所提方法能准确诊断不同的故障类型,可全面提升风电故障诊断性能与效率。与前人研究相比,此次研究不仅完善了多传感器数据融合架构,更通过算法机制创新突破了传统群智能算法局部最优瓶颈。然而,改进SABO算法在长期运行中的稳定性仍需验证,存在硬件老化导致的监测精度衰减风险。未来将探索算法轻量化部署与边缘计算结合,增强长期稳定性与复杂场景适应性。

参考文献:

[1] 徐帅,刘莘轶,徐加陵,等.基于FLC-MPC的风氢耦合发电系统超前控制策略研究[J].太阳能学报,2025,46(07):218-227.

[2] 罗必雄,任宗栋,刘海洋,等.伞梯式陆基高空风力发电技术的发展现状与未来展望[J].电力建设,2025,46(08):45-53.

[3] 王文文,刘向杰,孔小兵.风力发电控制系统的实时非线性经济模型预测控制[J].系统仿真学报,2025,37(03):679-690.

[4] Pandit R, Astolfi D, Hong J, et al. SCADA data for wind turbine data-driven condition/performance monitoring: A review on state-of-art, challenges and future trends[J]. Wind Engineering, 2023, 47(02): 422-441.

[5] 伍双喜,张阳,刘洋,等.永磁直驱式风力发电系统轴系振荡机理分析[J].电工电能新技术,2025,44(06):55-63.

(下转第63页)

此次深入分析气体湿度对光声光谱油中溶解气体监测装置中乙炔误报的影响,为油色谱异常告警的精准研判和快速处置提供重要依据。为了进一步提升在线监测数据的准确性和可靠性,保障电网安全稳定运行,未来应进一步开展深入研究。

参考文献:

- [1] 张华威.运用光声光谱技术的变压器油中溶解气体检测研究[J].机电技术,2018(02):96-100,117.
- [2] 刘丽荣.光声光谱技术在变压器油中气体监测中的应用思路介绍[J].光源与照明,2022(03):86-88.
- [3] 沈恩泽,张周胜,张磊.变压器油中溶解气体光声光谱检测交叉干扰抑制方法研究[J].仪表技术与传感器,2022(10):

104-110,115.

- [4] 国家电网公司.变电设备在线监测装置通用技术规范:Q/GDW 1535—2015[S].北京:中国电力出版社,2015.
- [5] 国家质量监督检验检疫总局.电工电子产品环境试验第2部分:试验方法 试验 Db:交变湿度:GB/T 2423.4—2016[S].北京:中国标准出版社,2016.
- [6] 国家电网公司.变压器油中溶解气体在线监测装置技术规范:Q/GDW 10536—2021[S].北京:中国电力出版社,2021.
- [7] 莫冰玉,周尚虎,韩梦龙,等.水气对光声光谱油中甲烷检测的影响特性研究[J].激光技术,2025,49(04):544-550.
- [8] 蒙瑰,刘先勇,袁长迎,等.光声光谱气体检测系统中气体湿度的影响研究[J].光谱学与光谱分析,2011,31(07):1819-1822.
- [9] 都小凡,钱仙妹,刘强,等.相对湿度对光声信号的影响研究[J].光学学报,2017,37(02):323-330.

(上接第30页)

参考文献:

- [1] 舒印彪,张正陵,汤涌,等.新型电力系统构建的若干基本问题[J].中国电机工程学报,2024,44(21):8327-8341.
- [2] 倪子瞻,罗颖婷,江俊飞,等.基于自适应扩展卡尔曼滤波的变压器顶层油温多时间尺度预测[J].电网技术,2024,48(10):4397-4406.
- [3] Yang J, Lu W, Liu X. Prediction of top oil temperature for oil-immersed transformers based on PSO-LSTM[C]. International Conference on Energy, Electrical and Power Engineering, 2021:278-283.
- [4] An P. EMD-CPO-GRU-based Transformer Oil Temperature

Prediction[J]. Journal of Computer Science and Artificial Intelligence, 2025, 2(02): 69-76.

- [5] 江星星,宋秋昱,杜贵府,等.变分模式分解方法研究与应
用综述[J].仪器仪表学报,2023,44(01):55-73.
- [6] 李启明,李彬,刘浩,等.基于自监督预训练与时序注意力
机制的变压器顶层油温预测[J].中国电机工程学报,2024,
44(增刊1):318-331.
- [7] 吴建华.基于深度学习分位数回归的行程时间概率分布预
测研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2023.
- [8] Zhou H, Zhang S, Peng J, et al. Informer: beyond efficient
transformer for long sequence time-series forecasting[J]. Pro-
ceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,
2021, 35(12): 11106-11115.
- [9] 李锦程.基于门控循环单元的短期风电功率预测研究[D].
徐州:中国矿业大学,2019.

(上接第52页)

- [6] 田德,吴晓璇,苏怡,等.基于改进社交网络搜索算法的永
磁同步电机参数辨识[J].太阳能学报,2025,46(04):604-611.
- [7] 周冬冬,蓝上海,高远,等.风力发电机组转速自适应滤波
算法的设计与实现[J].船舶工程,2024,46(增刊2):48-51.
- [8] 谭科,肖海华,张宏志,等.基于电氢耦合消纳的陆海一体
化电网架构及其近海风电效力——以广东近海电网为例
[J].资源科学,2025,47(04):718-729.
- [9] 陈亚龙,楼冠男,姬联涛,等.基于i-C&CG算法的风光蓄自
适应两阶段鲁棒优化调度方法[J].电力科学与技术学报,

2025, 40(03): 141-153, 173.

- [10] 叶方慧,熊国江,杨墨昕,等.基于增强型鲸鱼优化算法的
交直流互联配电网经济调度[J].现代电子技术,2024,47
(18):15-21.
- [11] 洪国庆,吴国旻,金宇清,等.电力系统风力发电建模与仿
真研究综述[J].电力系统自动化,2024,48(17):22-36.
- [12] Park H P, Chang S J, Park J Y, et al. DC series arc fault de-
tection method with resonant filter design for PV systems
[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(11):
14240-14250.