

基于人工智能的电力系统故障诊断与快速恢复方法

彭炳楠¹, 丁江涛²

1. 河南立新监理咨询有限公司, 河南 郑州 450000

2. 河南省蒲安建设工程有限公司, 河南 长垣 453400

DOI:10.61369/ME.2024100007

摘 要 : 随着电力系统规模的扩大与复杂化, 传统故障诊断与恢复方法面临响应速度慢、精度不足等挑战。本文聚焦人工智能技术在电力系统故障诊断与快速恢复中的应用, 梳理机器学习、深度学习等核心算法及其适应性, 分析数据驱动的故障诊断流程与恢复策略。分析认为, 基于人工智能的方法能够缩短故障响应时间, 增强系统自愈能力, 推动智能电网的进一步发展。

关 键 词 : 人工智能; 电力系统; 故障诊断; 快速恢复; 智能算法

Fault Diagnosis and Rapid Recovery Method of Power System Based on Artificial Intelligence

Rong Bingnan¹, Ding Jiangtao²

1. Henan Lixin Supervision Consulting Co., Ltd., Zhengzhou, Henan 450000

2. Henan Pu'an Construction Engineering Co., Ltd., Changyuan, Henan 453400

Abstract : With the expansion and complexity of power system scale, traditional fault diagnosis and recovery methods are facing challenges such as slow response speed and insufficient accuracy. This paper focuses on the application of artificial intelligence technology in power system fault diagnosis and rapid recovery, combs the core algorithms such as machine learning and deep learning and their adaptability, and analyzes the data-driven fault diagnosis process and recovery strategy. The analysis shows that the method based on artificial intelligence can shorten the fault response time, enhance the self-healing ability of the system and promote the further development of smart grid.

Keywords : artificial intelligence; electric power system; fault diagnosis; quick recovery; intelligent algorithm

引言

电力系统作为国家关键基础设施, 其安全稳定运行直接关系到社会经济发展。传统故障诊断依赖专家经验与阈值判断, 存在主观性强、适应性差等问题; 故障恢复过程则多采用预设方案, 难以应对复杂多变的电网场景。人工智能技术凭借强大的数据挖掘与模式识别能力, 为电力系统故障的精准诊断与动态恢复提供了新的技术路径。本文旨在系统阐述人工智能技术在该领域的应用框架, 探索其核心逻辑与未来发展方向。

一、适用于电力系统故障诊断与恢复的人工智能技术

(一) 机器学习算法

机器学习算法在电力系统故障诊断中展现了对高维数据的特征解析能力。支持向量机通过构建高维空间超平面, 能够对非线性故障信号进行分类, 其优势在于小样本场景下仍能保持较高分类精度, 适用于变压器局部放电、线路短路过流等典型故障的早期识别^[1]。随机森林算法利用多决策树投票机制, 可处理设备监测数据中的冗余特征, 其并行计算特性可快速筛选出关键参数, 例如通过断路器动作时序与电流波形的关联分析, 实现故障区段的概率化定位。集成学习框架如 XGBoost 进一步融合多种弱分类

器, 对复合故障(如雷击与绝缘劣化并发)的耦合特征进行分层提取, 有效降低误判率。迁移学习技术则突破传统模型对同源数据分布的依赖, 利用历史故障库中的知识迁移, 提升对新型分布式电源接入场景的适应性^[2]。这类算法通过离线训练与在线微调相结合, 形成动态更新的故障知识库, 为诊断流程提供持续优化的基准模型。

(二) 深度学习算法

深度学习算法凭借其其对时空特征的自主挖掘能力, 成为复杂电网故障模式识别的重要工具。卷积神经网络通过多层滤波器提取电压电流信号的局部畸变特征, 捕捉绝缘子污闪、电缆老化等渐变故障的微弱征兆, 其平移不变性特性可消除传感器部署位置

差异对诊断结果的干扰^[3]。循环神经网络结合长短期记忆单元，能够解析继电保护动作序列中的时序依赖关系，对级联故障的传播路径进行动态建模，例如准确识别由单相接地故障引发的母线电压连锁崩溃过程。图神经网络直接映射电网拓扑结构，将节点电压、支路功率等参数编码为图特征向量，通过聚合邻域信息实现故障源的精准定位，特别适用于含多环网结构的配电网场景^[4]。生成对抗网络则通过合成罕见故障样本，缓解实际运维中故障数据稀缺的问题，增强模型对低概率高风险事件的预警能力。这些技术通过端到端学习机制，降低人工设计特征提取规则的主观局限。

（三）其他人工智能技术

强化学习技术通过构建智能体与环境交互的决策框架，为故障恢复提供了动态优化路径。Q-learning算法根据实时负荷分布与网络重构代价，生成满足安全约束的供电恢复序列，其探索-利用平衡机制可避免陷入局部最优解^[5]。多智能体强化学习进一步将电网划分为多个自治区域，通过分布式协商机制协调各子系统的恢复动作，解决主网与微网协同复电过程中的冲突问题。迁移学习结合元学习策略，能够快速适配不同电压等级的电网架构，缩短新场景下的模型训练周期。知识图谱技术整合设备参数、运维记录、环境变量等多模态数据，构建故障因果推理网络，辅助诊断系统识别隐性关联故障（如台风天气与杆塔倾斜的耦合风险）。联邦学习方法在保障数据隐私的前提下，实现多区域电力公司故障数据的协同训练，突破单一数据源的信息壁垒。这些技术的综合应用，形成了从特征提取到决策推理的完整技术链，推动电力系统故障管理向自主化、协同化方向演进。

二、基于人工智能的电力系统故障诊断流程

（一）数据采集与预处理

电力系统故障诊断的数据基础来源于多源异构信息的整合。同步相量测量装置实时捕获母线电压相位变化，结合断路器的动作信号与设备温度监测数据，形成覆盖电气量与非电气量的综合数据集。原始数据中常混入电磁干扰导致的瞬态噪声，小波变换通过多尺度分解剥离高频干扰分量，保留故障特征的时频局部化信息^[6]。针对传感器故障引发的数据缺失问题，卡尔曼滤波算法基于系统动态方程预测缺失时段的状态量，并通过观测值迭代修正预测偏差。特征工程阶段采用主成分分析对高维数据进行降维，消除电流、电压等参数间的多重共线性，提取反映故障本质的低维特征向量。时间序列数据经滑动窗口分割后，标准化处理消除量纲差异，构建适用于机器学习模型输入的样本集。

（二）故障诊断模型构建

模型构建的核心在于平衡泛化能力与场景适应性。迁移学习框架利用历史故障案例训练基础模型，通过微调最后一层网络参数适配新接入光伏逆变器或储能设备的电网结构，解决数据分布偏移导致的性能衰减问题。增量学习机制针对在线监测数据流，采用弹性权重固化技术动态更新模型参数，在保留已有知识的同时吸收新型故障模式特征，避免因持续训练引发的模型漂移。模

型结构设计需考虑特征交互关系，图注意力网络通过自适应分配节点权重，捕捉变压器油色谱数据与局部放电信号间的隐含关联，增强复合故障的辨识能力。先验知识嵌入策略将电力设备物理约束如绝缘材料老化速率方程转化为模型正则项，引导神经网络学习符合实际工况的故障演化规律。

（三）故障诊断与验证

在线诊断阶段将预处理后的实时数据流输入训练完备的模型，输出故障类型概率分布与定位置信度。并行推理引擎采用多模型投票机制，对比支持向量机、随机森林等异质模型的诊断结果，通过加权融合降低单一模型误判风险。验证环节引入历史故障案例库进行回溯测试，计算查全率与误报率评估模型性能边界，特别关注风电并网引致的谐波扰动等易混淆场景的区分能力^[7]。数字孪生平台构建电网设备的虚拟镜像，注入模拟故障信号验证诊断系统对罕见故障如GIS设备微粒悬浮放电的响应灵敏度。反馈优化机制根据误诊案例提取特征空间中的决策盲区，生成对抗样本补充训练集，迭代提升模型在复杂工况下的泛化性能。

三、基于人工智能的故障快速恢复方法

（一）生成并优化恢复方案

基于人工智能的恢复方案生成聚焦于动态环境下的全局最优解搜索。深度强化学习框架将电网拓扑、负荷分布、设备状态编码为环境状态向量，智能体通过试错机制探索开关操作、储能充放电等动作的长期收益，生成满足供电可靠性约束的初始恢复序列。蒙特卡洛树搜索算法在此过程中评估不同操作路径的预期风险，优先选择故障隔离与负荷转移协同性高的方案。多目标优化模块引入帕累托前沿分析，平衡负荷损失最小化、操作次数最少化、设备应力最优化等冲突目标，通过非支配排序筛选出均衡解集。遗传算法进一步模拟生物进化机制，对可行方案进行交叉变异操作，结合线路容量、继电保护定值等物理约束生成适应度函数，迭代优化形成鲁棒性更强的恢复策略^[8]。迁移学习技术将历史成功案例的特征映射到当前场景，缩短新拓扑结构下的方案生成时间。这一流程实现从经验驱动到数据驱动的范式跨越，显著提升复杂故障场景下的决策效率。

（二）协调与控制恢复过程

多智能体协同控制架构破解了大规模电网恢复中的动作时序冲突难题。分层强化学习框架将电网划分为变电站、馈线、分布式电源等多个自治单元，各智能体根据局部观测信息生成操作指令，同时通过共识协议协调全局动作优先级。事件驱动机制实时捕捉断路器状态变化与负荷波动，触发预设条件下的控制策略动态调整。针对新能源出力不确定性，模型预测控制滚动优化储能充放电计划，平抑风光功率波动对电压恢复过程的干扰^[9]。知识图谱技术构建设备操作规则库，将禁止同时闭合环路开关等动作禁忌转化为逻辑约束，避免误操作引发二次故障。数字孪生平台同步镜像物理电网状态，在虚拟空间预演不同恢复路径的暂态过程，筛选出暂态稳定性最优的执行序列。该体系通过分布式决策

与集中式校验相结合，确保恢复动作的时空协同性，降低人为干预的响应延迟。

（三）评估与反馈恢复效果

恢复效果评估体系从静态指标扩展至动态过程量化分析。时序因果推理模型追溯供电恢复过程中的关键操作节点，识别影响负荷恢复速率的瓶颈环节如备用电源切换延迟。对抗性验证方法构造极端场景测试用例，评估系统应对台风雷击等复合灾害的弹性边界。在线监测数据与仿真结果的差异度分析揭示模型盲区，定向采集薄弱环节的运维数据补充训练集^[10]。元学习框架提取不同故障场景下的恢复模式共性特征，建立方案迁移适配度评价指标，指导跨区域知识共享时的模型微调策略。闭环优化机制将每次恢复过程的操作记录、性能指标、异常事件整合为经验片段，通过优先经验回放技术强化模型对高风险场景的记忆权重。

四、结语

综上所述，人工智能深度融入电力系统故障管理已成为技术演进的必然趋势。机器学习与深度学习技术通过特征自主提取与模式动态识别，显著提高了复杂故障的早期预警能力；基于强化学习的恢复决策框架则打破了静态预案的局限性，实现多约束条件下的全局最优解搜索。然而，模型训练数据完备性、跨区域协同控制机制、人机协同信任度等问题仍需深入探索。未来研究应进一步探索多技术融合框架，结合边缘计算与数字孪生技术，构建更高效的智能决策体系，推动电力系统向高韧性、自愈化方向演进。

参考文献

[1] 方勇, 宋涛, 郭子强, 等. 基于机器学习的可再生能源电力系统检修计划优化 [J]. 电气传动, 2024, 54(11): 56–65.
[2] 费延波, 李贵林. 基于改进机器学习的电力系统运行状态预测研究 [J]. 自动化应用, 2024, 65(15): 250–252.
[3] 马超, 刘祥振. 电力系统中基于深度学习的故障检测与定位方法研究 [J]. 电气技术与经济, 2024, (09): 84–86.
[4] 吴越, 吕菁. 基于深度学习的电力系统故障诊断与预测模型优化分析 [J]. 电子技术, 2024, 53(07): 226–227.
[5] 冯斌, 胡轶婕, 黄刚, 等. 基于深度强化学习的新型电力系统调度优化方法综述 [J]. 电力系统自动化, 2023, 47(17): 187–199.
[6] 邹宇. 基于智能技术的电力系统故障诊断与恢复机制分析 [J]. 集成电路应用, 2024, 41(07): 140–141.
[7] 许剑桥, 陈小琼. 人工智能在电力系统智能控制中的应用综述 [J]. 科技与创新, 2024, (13): 45–50.
[8] 姜俊秋, 车德敏. 基于人工智能的电力系统故障检测与自动修复方法研究 [J]. 电气技术与经济, 2024, (03): 22–24.
[9] 和敬涵, 罗国敏, 程梦晓, 等. 新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5506–5516.
[10] 杨子腾, 王立志, 张亮, 等. 人工智能技术在电力系统故障诊断中的应用研究 [J]. 科学技术创新, 2021, (30): 12–14.