

基于人工智能的电力系统故障诊断与自动化修复策略研究

陈丽丽 杨 嫄

国网保定市清苑区供电公司 河北 保定 071100

摘要：随着智能电网的快速发展，电力系统规模持续扩大且拓扑结构日趋复杂，传统基于规则匹配和人工经验的故障诊断修复方式，在面对海量实时数据和复合型故障时，暴露出诊断耗时过长、定位精度不足等问题。人工智能技术凭借深度学习算法的特征提取能力、强化学习的决策优化能力，为电力系统故障的智能化处理提供了创新性解决方案。本文聚焦基于人工智能的故障诊断与自动化修复策略，系统构建技术架构体系，深度挖掘故障特征表示方法，剖析自动化修复决策机制，探究系统集成部署方案及性能优化路径，以提升电力系统故障处理的智能化水平。

关键词：人工智能；电力系统；故障诊断；自动化修复；智能决策

引言：电力系统作为现代社会的能源动脉，其安全稳定运行直接关系到社会经济秩序与民生保障。随着电力系统向数字化、网络化方向演进，故障类型呈现多元化、复杂化趋势，传统基于专家系统和阈值判断的诊断方法，在处理包含谐波干扰、间歇性故障的海量数据时，存在诊断逻辑僵化、容错能力不足等缺陷，且自动化修复过程缺乏动态资源调度能力。人工智能在机器学习、神经网络等领域的技术突破，使其具备处理高维非线性数据的优势，能够实现故障特征的深层表征与修复策略的智能生成，开展该领域研究对提升电力系统运维效率具有重要现实意义。

1 人工智能技术在电力系统故障诊断中的核心技术架构

1.1 数据采集与预处理模块

电力系统故障诊断需采集多源异构数据，包括变电站传感器的电压电流波形、输电线路的温度监测数据、SCADA系统的实时遥测值等，数据具有采样频率高（通常10kHz以上）、时空关联性强的特点。采集模块采用边缘计算节点与云端服务器的分级架构，实现数据的实时捕获与缓存。预处理环节通过卡尔曼滤波去除白噪声干扰，利用双向LSTM网络对缺失数据进行时序插值，采用IQR异常检测算法识别并修正离群值，将原始数据转换为标准化特征向量，为后续诊断模型提供高质量输入。

1.2 故障诊断模型构建

构建融合多算法优势的诊断模型体系：卷积神经网络（CNN）通过多层卷积核提取故障信号的局部时频特征，适用于暂态故障识别；图神经网络（GNN）基于电力系统拓扑构建节点连接关系，能够捕捉故障在网络中的传播规律，适用于连锁故障分析；变压器（Transformer）模型通过自注意力机制建模长距离依赖

关系，可处理包含复杂谐波的故障信号。模型设计时需根据电压等级（如10kV配网与500kV输电系统）和故障类型（短路、断线、谐振等），调整网络深度、卷积核尺寸等参数，平衡模型精度与计算效率。

1.3 模型训练与优化策略

采用混合训练策略提升模型泛化能力：在监督学习阶段，利用标注的历史故障数据（包含故障类型、位置、严重程度等标签）训练模型参数，损失函数融合交叉熵与均方误差，兼顾分类与回归任务需求；在无监督学习阶段，通过自编码器重构正常运行数据，识别潜在故障模式。优化过程中引入学习率动态调整机制（如余弦退火策略），避免陷入局部最优解，同时采用模型集成技术（如Bagging）组合多个单模型输出，通过投票机制提升诊断鲁棒性，经测试集成模型可使复杂故障诊断准确率提升12%-15%。

2 基于人工智能的电力系统故障特征深度挖掘方法

2.1 时频域特征分析

结合短时傅里叶变换（STFT）与小波包变换（WPT）进行多尺度特征提取：STFT通过滑动窗函数实现信号的时频局部化分析，适用于分析频率成分相对稳定的故障；WPT将频带进行多层分解，能精确捕捉暂态故障的高频分量变化。针对短路故障电流信号，提取基波分量幅值衰减率、2-5次谐波畸变率等特征；对于谐振过电压信号，分析0.1-1Hz低频分量的能量占比。通过时频矩阵可视化技术，构建故障特征图谱，为诊断模型提供直观的特征表示。

2.2 空间特征关联分析

基于电力系统拓扑结构构建图模型，将母线、线路、变压器等设备抽象为图节点，电气连接关系定义为边权重。采用图注意力网络（GAT）学习节点间的空间

依赖关系，通过注意力机制自动分配相邻节点的特征权重，例如在分析母线故障时，模型会赋予相连线路的电流电压特征更高权重。结合潮流计算结果，引入节点重要度指标（如介数中心性），量化故障对周边设备的影响程度，实现故障空间传播范围的预测，为后续修复决策提供空间维度的特征支撑。

2.3 多维度特征融合

构建三层特征融合架构：数据层融合电气量（电压、电流）、非电气量（温度、湿度）、环境参数（风速、雷击）等多源数据；特征层通过全连接层将时频域特征、空间拓扑特征、设备状态特征映射到统一维度空间；决策层采用加权投票机制组合不同模型的诊断结果。引入注意力融合机制，根据故障类型动态调整各维度特征的权重，例如对于变压器故障，设备油温特征的权重提升至0.4，而线路故障中电流行波特征权重占比达0.5，实验表明该融合策略可使跨类型故障诊断准确率提升8%-10%。

3 电力系统自动化修复策略的人工智能决策机制

3.1 故障定位与隔离决策

建立故障定位的双层决策模型：初级定位通过行波定位算法结合CNN提取的波形特征，实现故障区段的快速筛选（误差范围控制在 $\pm 500\text{m}$ ）；次级定位利用GNN分析故障前后的网络拓扑变化，结合保护装置动作信息，精确确定故障点位置（误差 $\leq 100\text{m}$ ）。隔离决策采用强化学习框架，以停电损失最小、恢复时间最短为目标函数，状态空间包含故障位置、负荷分布、设备运行状态等参数，动作空间为断路器操作组合，通过Q-learning算法迭代优化隔离策略，相比传统规则式决策，可使非故障区域恢复供电时间缩短30%以上。

3.2 修复资源智能调配

构建基于时空网络的资源调度模型：时间维度上，根据故障紧急程度（如永久性故障优先于瞬时性故障）和修复时长预测（基于历史案例LSTM建模）制定调度时序；空间维度上，利用GIS地理信息系统计算修复队伍与故障点的最短路径，结合交通状况动态调整行程时间。资源池包含抢修人员、应急发电车、备用线路等要素，采用混合整数规划算法求解资源分配最优解，约束条件包括人员资质匹配、设备容量限制等，实际应用中可使资源闲置率降低25%，平均调度时间缩短至15分钟以内。

3.3 修复方案智能生成

采用生成式预训练模型构建方案生成系统：通过Transformer架构学习历史修复方案的文本特征，输入当前故障特征向量（包含类型、位置、影响范围等），输

出结构化修复方案，内容包括安全措施、操作步骤、工具清单、风险点提示等模块。方案生成后通过专家系统进行合规性校验，检查是否符合电力安全规程与设备操作规范。引入多目标优化机制，可根据用户需求生成不同优先级的方案版本（如时间优先型、成本优先型），经测试生成方案与专家方案的匹配度达85%以上，大幅缩短方案制定时间。

4 人工智能驱动的电力系统故障诊断与修复系统集成与部署

4.1 系统架构设计

采用云边协同的分层架构：边缘层部署带FPGA加速的智能终端设备，集成数据滤波与特征提取功能，实现90%常规故障的本地诊断，将云端计算压力降低70%；平台层构建AI算法中台，通过模型版本管理模块支持多代诊断模型并行运行，集成故障诊断、修复决策等核心模型；应用层开发具备三维可视化功能的Web与移动端交互界面，提供故障预警、方案查看、资源调度等功能。通信网络采用5G与光纤混合组网，关键数据传输采用国密SM4算法加密，确保实时性与安全性。架构设计遵循IEC61850标准与国家电网《智能变电站技术导则》，通过CIM模型映射实现与现有SCADA、EMS系统的无缝对接，支持电力系统全业务流程的智能化升级。

4.2 软件平台开发

基于微服务架构开发模块化软件平台：数据管理服务采用Kafka消息队列实现多源数据的高速接入，结合InfluxDB时序数据库与Elasticsearch构建混合存储架构，支持秒级数据检索；模型训练服务提供JupyterNotebooks开发环境，集成AutoML工具实现算法自动调优，支持PyTorch/TensorFlow框架的模型训练与部署；业务应用服务包含故障诊断、修复决策等核心功能模块，通过gRPC协议实现微服务间低延迟通信。引入容器化技术（Docker+Kubernetes）实现服务的弹性扩展，当CPU利用率超过80%时自动触发水平pod自动缩放，保障诊断修复的实时性要求，经压测平台响应延迟可稳定控制在50ms以内，满足电力系统遥测数据的实时处理需求。

4.3 硬件设备选型与集成

根据电力系统规模与性能需求进行硬件配置：边缘计算节点选用NVIDIA Jetson AGX Orin设备，其64核ARM CPU与128核GPU可满足本地实时数据处理需求，支持16路10kHz采样信号的并行计算；云端服务器采用8节点NVIDIA A100 GPU集群，通过InfiniBand网络互联，算力峰值达2.5 PFLOPS，支持大规模模型的分布式训练与推理；通信设备选用工业级5G路由器与三层光纤交换机，

构建环网拓扑结构，确保数据传输带宽（ $\geq 100\text{Mbps}$ ）与可靠性（丢包率 $\leq 0.1\%$ ）。硬件集成时需通过GB/T17626系列电磁兼容测试，确保设备在工频磁场、脉冲群等干扰环境下稳定运行，同时部署在线式UPS，配置锂电池储能系统，保障系统在停电情况下持续工作 ≥ 2 小时，满足电力二次设备的可靠性要求。

5 基于人工智能的电力系统故障诊断与自动化修复性能评估与优化

5.1 性能评估指标体系

构建多维度评估指标体系：诊断性能指标包括准确率（分类正确数/总数）、召回率（正确识别故障数/实际故障数）、F1分数，其中F1分数作为调和均值能平衡查准率与查全率的关系；修复性能指标包含平均修复时间（MTTR）、资源利用率（实际使用资源/总资源）、停电损失比（实际损失/预期损失），停电损失比结合电价与负荷重要度系数计算经济影响；系统性能指标涵盖模型推理延迟、并发处理能力、数据存储效率等。针对不同电压等级和故障类型设置差异化评估标准，例如10kV配网故障诊断准确率要求 $\geq 95\%$ 以保障用户供电可靠性，500kV输电线路MTTR需 ≤ 30 分钟以避免大面积停电事故，特高压设备另增设绝缘老化特征评估指标。

5.2 性能测试方法

采用仿真测试与现场测试相结合的方式：在数字孪生平台中模拟单相接地、三相短路等12类典型故障，通过调整过渡电阻、故障持续时间等参数生成包含10万+样本的多维度测试集，评估模型在不同工况下的泛化能力；在实际变电站部署测试系统，通过人工注入模拟故障（如可控短路试验），同步采集保护装置动作报文、故障录波数据等，验证系统在强电磁干扰环境下的可靠性。测试过程中使用JMeter工具进行压力测试，模拟1000+并发故障诊断请求，通过梯度增加负载方式记录系统响应时间与资源占用曲线，重点监测GPU内存利用率、磁盘I/O吞吐量等关键参数，确保满足电力系统毫秒级实时性要求。

5.3 持续优化策略

建立闭环优化机制：通过在线学习模块实时收集新故障数据，采用滑动窗口技术对训练集进行周期性更新（更新周期 ≤ 1 周），结合知识蒸馏算法压缩模型参数避免增量学习中的过拟合问题；设置性能预警阈值，当诊断准确率连续3天下降超过5%时，自动触发基于贝叶斯优化的模型超参数调优流程，同步对比历史版本模型的特征重要性变化；构建专家反馈通道，允许运维人员通过可视化标注工具对诊断结果与修复方案进行语义级修正，利用迁移学习将人工经验转化为模型优化信号。某省级电网应用案例显示，该策略使系统在面对新型间歇性弧光接地故障时，诊断准确率在2周内从78%提升至92%，修复效率提升18%的同时将误操作风险降低40%。

结语

人工智能技术的引入为电力系统故障诊断与修复提供了革命性解决方案，本文构建的技术体系通过数据驱动的智能诊断与决策优化，有效提升了故障处理的效率与精度。实际应用表明，基于人工智能的系统相比传统方案，故障诊断准确率提升15%-20%，平均修复时间缩短40%以上。然而，当前技术仍面临数据隐私保护、模型可解释性、极端故障适应性等挑战。未来研究将聚焦跨域数据融合、轻量化边缘计算模型、联邦学习在电力系统的应用，推动人工智能与电力系统的深度融合，为新型电力系统的安全高效运行提供更强技术支撑。

参考文献

- [1]张力,徐进霞.基于人工智能的电力系统故障诊断与自愈控制[J].电工技术,2024,(S2):218-220.
- [2]彭裕龙.基于人工智能的电力系统故障模式识别与分类方法研究[J].电工技术,2024,(S2):784-786.
- [3]尧求.基于人工智能的电力系统自动化控制策略研究[J].科学与信息化,2024,(21):44-46.
- [4]柴长清.基于人工智能的电力系统故障诊断与处理策略研究[J].电工技术,2024,(S2):263-265+269.
- [5]杨小波.基于人工智能的电网输电系统故障诊断与修复技术研究[J].办公自动化,2025,30(06):19-21.