

配电自动化系统的电网故障预测与预警技术研究

邱家祺 阿勒斯坦别克·米娜提汗 邓钰祺

国网新疆电力有限公司乌鲁木齐供电公司 新疆 乌鲁木齐 830000

摘要: 本文首先系统阐述了配电自动化系统的架构、功能及其在智能电网中的核心地位,并深入剖析了当前配电网面临的典型故障类型、成因及传统应对策略的局限性。随后,文章聚焦于故障预测与预警技术,详细探讨了其理论基础、技术体系构成,重点分析了数据驱动方法(包括机器学习与深度学习模型)、物理模型驱动方法以及二者融合的混合建模方法在故障预测中的应用原理、优势与挑战。在此基础上,本文构建了一个集“数据感知-特征工程-智能预测-风险评估-精准预警”于一体的综合性技术框架,并对其中的关键环节,如多源异构数据融合、高维特征提取、预测模型构建与优化、动态风险评估指标体系等进行了深入论述。研究表明,将先进的预测与预警技术深度融入配电网自动化系统,是实现配电网从“被动抢修”向“主动防御”乃至“自愈自治”演进的必由之路。

关键词: 配电自动化系统;故障预测;故障预警;机器学习;深度学习;智能配电网

引言

电力是现代社会的基石,其稳定供应关乎国计民生。在“双碳”目标下,风电、光伏等可再生能源大规模并网,电动汽车充电负荷等激增,使配电网运行更趋复杂、动态和不确定,给传统规划、运行与维护带来巨大挑战。设备老化、极端天气致故障频发,而用户对供电可靠性要求却日益提高,计划外停电会造成重大损失。配电自动化系统(DAS)作为连接主网与用户的智能化管控平台,虽能实现实时监控等功能,但当前主流DAS多采用“事后处理”的被动响应模式,无法避免故障发生和提前干预潜在问题。因此,构建具备全链条能力的智能配电系统成为行业共识。故障预测可识别未来可能故障点,故障预警能评估并发出告警,为运维决策提供支持,该技术研究对提升配电网安全、降低成本、保障用电体验意义重大。

1 配电自动化系统与配电网故障特征分析

1.1 配电自动化系统架构与功能

现代配电自动化系统通常采用“主站-子站-终端”三层架构。主站层位于地市或区县调度中心,是整个DAS的大脑,负责汇集来自所有终端的数据,进行全局监视、数据分析、高级应用(如潮流计算、网络重构)以及故障处理决策。在规模较大的配电网中,为减轻主站负担,可在变电站设立子站,负责区域内终端数据的汇聚、预处理和区域级FA功能。终端层则包括安装在开关站、环网柜、柱上开关等处的FTU/DTU,以及覆盖广大用户的智能电表(AMI),它们负责采集电压、电流、功率、开关状态等实时电气量和状态量,并执行主站下发的遥控命令。DAS的核心功能涵盖了数据采集与监控(SCADA)、

馈线自动化(FA)、配电网高级应用(如状态估计、无功优化)以及与生产管理、营销等其他信息系统的交互^[1]。其中,FA功能是体现DAS价值的关键,它能够在毫秒至分钟级内完成故障区段的自动定位、隔离和非故障区段的快速恢复供电。

1.2 配电网典型故障类型与成因

配电网故障种类繁多,按性质可分为瞬时性故障和永久性故障;按相数可分为单相接地、两相短路、三相短路等。其中,单相接地故障占比最高,尤其在中性点不接地或经消弧线圈接地系统中,其故障特征微弱,检测难度大。故障成因复杂多样,主要包括:(1)设备因素:设备绝缘老化、制造缺陷、过载运行导致的热累积损伤等。(2)环境因素:雷击、大风、冰雪、洪水、污秽闪络、树木碰线、小动物侵入等。(3)人为因素:外力破坏(施工挖断电缆)、误操作等。(4)系统因素:谐波污染、电压波动、保护定值配合不当等。这些因素往往不是孤立存在的,而是相互耦合、共同作用,导致故障的发生具有高度的随机性和隐蔽性。

1.3 传统故障处理模式的局限性

传统的基于继电保护和重合闸的故障处理模式存在明显短板:一是被动性:只能在故障发生后启动处理流程,无法预防。二是盲目性:对于高阻接地等故障,保护装置可能拒动或误动,导致故障范围扩大。三是滞后性:依赖人工巡检发现设备隐患,效率低下且存在漏检风险。四是信息割裂:运行数据、设备台账、气象信息、历史工单等分散在不同系统,难以形成对电网健康状态的全面画像。因此,亟需一种能够整合多源信息、挖掘深层规律、实现超前感知的主动式运维模式。

2 故障预测与预警的技术体系

故障预测与预警是一个复杂的系统工程，其技术体系可概括为“一个目标、两大支柱、三条路径”。其核心目标是实现对配电网未来一段时间内故障发生概率、位置和影响范围的精准量化评估。支撑这一目标的两大支柱是高质量数据与先进算法，前者是基础，后者是核心。而实现这一目标的技术路径主要有三条：数据驱动路径、物理模型驱动路径以及混合建模路径。

2.1 数据驱动方法

数据驱动方法是当前研究的热点，其有效性高度依赖于特征工程与模型选择的质量。特征工程的核心任务是从原始数据中提取对故障预测有判别力的特征，这些特征来源极为广泛，既包括电压、电流的幅值、谐波含量、不平衡度等电气量特征，也涵盖来自在线监测装置的局部放电量、介质损耗因数、油温等设备状态特征，同时还必须考虑温度、湿度、降雨量、雷电活动指数等环境特征，以及线路负载率、开关操作次数等拓扑与运行特征，甚至同类设备的历史故障率、检修记录等历史统计特征也是不可或缺的输入^[2]。在模型选择方面，浅层模型如逻辑回归（LR）、支持向量机（SVM）、随机森林（RF）等，因其训练速度快、可解释性相对较好，适用于特征明确、数据量适中的场景；而深度模型，如长短期记忆网络（LSTM）、门控循环单元（GRU）、图卷积网络（GCN）、Transformer等，则凭借其强大的非线性拟合能力，在处理复杂场景中展现出巨大优势。LSTM/GRU擅长捕捉故障前兆信号的动态演变，GCN能有效利用配电网的图结构特性聚合邻近节点信息，而Transformer则在处理长序列依赖关系上表现卓越。

2.2 物理模型驱动方法

物理模型驱动方法强调从电力系统元件的物理机理和运行规律出发。这种方法通过建立数学模型来模拟设备劣化过程或系统脆弱性的演化。例如，对于变压器，可以依据Arrhenius方程建立热老化模型，根据负载电流和环境温度来预测绝缘纸的剩余寿命；对于架空线路，则可以结合气象数据和导线力学模型，预测在特定风速下的舞动风险或覆冰厚度；而对于整个配电网，可以采用蒙特卡洛模拟或序贯仿真方法，结合元件可靠性参数，评估系统在不同运行方式下的失负荷概率（LOLP）等可靠性指标。物理模型的优点在于其物理意义清晰，外推能力强，能够揭示现象背后的本质原因；但其缺点也同样明显，即建模过程通常非常复杂，对模型参数的精度要求极高，且难以全面涵盖所有复杂的外部干扰因素，这限制了其在实际复杂环境中的应用广度。

2.3 混合建模方法

混合建模方法被视为未来的发展趋势，它试图融合数据驱动与物理模型的优势，以期获得性能更优、鲁棒性更强的预测系统。具体而言，可以将物理模型的输出（如预测的设备温度、应力）作为额外的、富含物理意义的特征输入到数据驱动模型中，从而引导模型学习更符合物理规律的映射关系。另一种思路是利用物理模型生成大量高保真的仿真数据，用于扩充真实世界中可能稀缺的故障样本数据集，有效解决小样本学习的难题^[3]。更为前沿的方法是在深度学习模型的损失函数中加入物理约束项，即所谓的物理信息神经网络（Physics-Informed Neural Networks, PINNs），这种方法能够确保模型的输出不仅拟合数据，同时也严格遵守基本的物理定律，从而在保证预测精度的同时，大幅提升模型的可信度和可解释性。

3 综合性故障预测与预警技术框架

基于前述分析，本文提出一个以配电自动化主站为核心，深度融合多源数据，通过一系列智能化处理模块，最终输出分级预警信息的综合性技术框架。

3.1 多源异构数据感知与融合

该框架的起点是打破存在于不同业务系统之间的数据壁垒。需要从配电自动化系统（DAS）、生产管理系统（PMS）、地理信息系统（GIS）、气象服务平台、高级量测体系（AMI）等多个源头，实时或准实时地采集结构化与非结构化数据。为了将这些格式各异、语义不同的数据整合为一个有机整体，必须建立统一的数据模型和接口规范，并借助ETL（抽取、转换、加载）工具和流处理引擎（如Apache Kafka, Flink）等技术手段，对原始数据进行清洗、对齐、关联和融合，最终构建一个全面、动态、能够反映电网实时健康状况的“电网数字画像”数据库，为后续的智能分析奠定坚实的数据基础。

3.2 高维特征智能提取与选择

面对融合后形成的海量高维数据，直接将其输入预测模型极易引发“维度灾难”，导致模型过拟合、训练缓慢且泛化能力差。因此，高效的特征工程是必不可少的中间环节。这一过程首先需要利用电力系统领域的专业知识和先进的信号处理技术（如小波变换、经验模态分解），从原始的电压、电流等信号中构造出更具物理意义和判别能力的新特征^[4]。在此基础上，还需采用递归特征消除（RFE）、基于模型的特征重要性排序（如XGBoost）或嵌入式方法（如L1正则化）等策略，对所有候选特征进行筛选，保留对预测任务贡献最大、信息冗余度最低的特征子集，从而在降低模型复杂度的同时，提升其预

测性能和稳定性。

3.3 预测模型构建与动态优化

这是整个技术框架的核心所在。根据不同预测对象（如单个变压器、整条馈线或某个供电区域）和预测时间尺度（短期、中期或长期），需要灵活选择和组合最合适的预测模型。例如，对于变压器这类关键设备的故障预测，可以构建一个融合了油中溶解气体（DGA）数据和负载电流时序信息的LSTM模型；而对于馈线层面的雷击跳闸风险，则更适合构建一个能够综合雷电定位数据、线路走廊地形地貌和历史雷击记录的图卷积网络（GCN）模型。值得注意的是，电网本身是一个动态演化的系统，其运行特性和故障模式会随时间推移而发生变化。因此，预测模型不能是一成不变的静态产物，而必须建立起在线学习和增量更新机制。当有新的故障样本或运行数据持续流入时，系统应能自动触发模型的微调或再训练流程，确保模型始终与电网的实际状态保持同步，维持其预测的准确性和时效性。

3.4 动态风险评估与精准预警

单纯的故障概率数值对于一线运维人员而言，其指导意义有限。因此，必须将模型的预测结果转化为直观、可操作的风险等级和预警信息。这需要建立一套科学的动态风险评估指标体系，该体系不应仅关注故障发生的可能性，还应综合考量故障后果的严重性（如可能导致的失电用户数、对重要用户的影响、预估的经济损失）以及当前电网状态下的可控性（如是否有可用的备用电源、联络开关能否及时动作以转移负荷）。通过对可能性、后果严重性和可控性三个维度进行加权计算，可以得到一个综合风险值，并据此划分为“低、中、高、紧急”四

个预警等级。最终生成的预警信息应当是结构化的，清晰包含故障位置、风险等级、主要致险因子、建议处置措施等关键内容，并通过可视化大屏、移动APP、短信等多种渠道，精准、及时地推送给相关责任运维人员，真正实现从“数据洞察”到“业务行动”的闭环。

4 结语

本文对配电自动化系统中的电网故障预测与预警技术展开系统性研究。结论显示，构建集“数据-特征-模型-评估-预警”于一体的综合性技术框架，是实现配电网主动运维的有效方式。在技术路径上，数据驱动、物理模型驱动及混合建模各有优劣，深度学习处理复杂非线性关系潜力大，多源异构数据融合与科学动态风险评估也十分关键。展望未来，该领域挑战仍多。数字孪生技术深度赋能可提供新范式；针对罕见故障样本稀缺，探索小样本乃至零样本学习技术是提升模型泛化能力的关键；研究可解释人工智能，增强人机互信；最终实现预测-预警-控制闭环联动，让配电网具备“自愈”能力，迈向新一代智能化、韧性化配电系统。

参考文献

- [1]王梦楠.配电自动化系统的电网故障预测与预警技术研究[J].办公自动化,2025,30(19):11-13.
- [2]陈铭.配电自动化系统中的故障处理策略分析[J].集成电路应用,2025,42(08):354-355.
- [3]江冬.配电自动化系统的故障检测与对策分析[J].集成电路应用,2025,42(05):302-303.
- [4]韩永翔,程启明,马菊花.配电自动化系统中的故障处理策略分析[J].电子技术,2024,53(10):132-133.