

高比例分布式资源接入下薄弱配电网风险预警方法

周俊*, 叶学顺, 贾东梨, 王帅

(中国电力科学研究院有限公司, 北京 海淀 100192)

摘要: 面对高比例分布式资源接入导致薄弱配电网运行风险加剧的现状, 文章提出一种融合多源数据与混合驱动模型的风险预警方案。通过剖析双峰负荷及极端气象条件下分布式资源的波动规律与多维度风险耦合机制, 建立基于无迹卡尔曼滤波(UKF)的多指标动态风险感知模型, 实现对系统运行状态的实时监测与噪声抑制。与此同时, 构建融合 G-ReliefF 特征筛选与 AdaBoost 增强决策树(Ada-DT)的停电预警模型, 优化输入特征组合并提高分类预测的精准度。整合气象、量测、设备等各类多源数据, 搭建起涵盖动态感知、特征优化、分级预警的完整技术体系。算例验证结果显示, 该方法可有效提高状态估计的准确性, 其中 Ada-DT 预警模型的综合准确率达到 89.5%, 在中高风险事件识别方面表现优异, 为薄弱配电网的风险管控及供电韧性提升提供了可靠的技术支撑。

关键词: 薄弱配电网; 高比例分布式资源; 运行风险; 风险感知; 停电预警

中图分类号: TM732

DOI: 10.13882/j.cnki.ncdqh.2604F003

CSTR: 32400.14.ncdqh.2604F003

Risk Warning Methods for Weak Distribution Networks with High Penetration of Distributed Resources

ZHOU Jun*, YE Xueshun, JIA Dongli, WANG Shuai

(China Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing Haidian 100192, China)

Abstract: To address the aggravated operational risks in weak distribution networks caused by the high penetration of distributed resources, this paper proposes a risk early warning scheme integrating multi-source data and a hybrid-driven model. By analyzing the fluctuation patterns of distributed resources under dual-peak load and extreme weather conditions, as well as the multi-dimensional risk coupling mechanism, a multi-indicator dynamic risk perception model based on the unscented Kalman filter (UKF) is established to realize real-time monitoring of system operating states and noise suppression. Meanwhile, an outage early warning model integrating G-ReliefF feature selection and an AdaBoost-enhanced decision tree (AdaBoost-DT) is constructed to optimize the input feature combination and improve classification prediction accuracy. By integrating multi-source data such as meteorological, measurement, and equipment data, a complete technical framework covering dynamic perception, feature optimization, and hierarchical early warning is developed. Case study results show that the proposed method can effectively improve the accuracy of state estimation, and the Ada-DT early warning model achieves an overall accuracy of 89.5%, with excellent performance in identifying medium- and high-risk events. This method provides reliable technical support for risk management and power supply resilience enhancement in weak distribution networks.

Keywords: weak distribution network; high-penetration distributed resources; operational risk; risk perception; power outage warning

0 引言

伴随“双碳”目标的深入推进及新型电力系统的逐步构建, 分布式光伏、风力发电、储能设备以及电动汽车等各类分布式资源在配电网中的接入比例不断提高。在我国, 山地、丘陵等区域的配电网

普遍存在网架结构不完善、负荷随季节变化波动显著、抗灾害能力薄弱等问题, 而高比例分布式资源所具备的强随机性与强波动性, 进一步加大了这类配电网的运行风险。特别是在冬夏两季负荷高峰以及大风、冰灾等极端气象事件发生时, 配电网的供电可靠性受到了极大的冲击与挑战。

当前, 国内学术界围绕高比例分布式资源接入薄弱配电网的研究, 多着力于配电网薄弱环节的辨识、预警防范及结构强化等方向。然而, 由于我国

基金项目: 国家电网有限公司总部科技项目(5204BB250021-393-ZN)。

收稿日期: 2026-04-02

山地、丘陵地区的配电网自身存在网架结构孱弱、负荷季节性波动剧烈且抗灾能力薄弱等固有缺陷，加之灾害、地质及气候等多维外部因素的叠加影响，使得该领域的研究难度显著提升。目前，系统界定薄弱配电网内涵的学者为数不多，且针对分布式光伏在该场景下的承载力量化评估及精细化运维核心技术的深入探讨尚显不足^[1-9]。

在配电网运行状态感知技术的研究上，国际同行普遍重视基于电气量数据的分析手段。通过采集支路电流、节点电压等关键量测信息，结合数据挖掘技术与动态参数辨识方法，并依托分布式静态状态估计模型，实现对大规模配电网运行态势的全面感知与预测。例如，文献[10]提出了一种线性化的状态评估方法，该方法通过假定线路相角差较小，以此简化量测方程并避免迭代过程；文献[11]则构建了基于支路电流的配电系统状态评价模型；而文献[12]进一步探讨了在量测资源有限、通信存在时延及不同步等实际工程场景下，分布式状态估计方法的可行性与适应性。

就配电网风险评估模型与算法而言，现有成果通常划分为元件级与系统级2个维度。元件级模型专注于具体设备的风险表征，如针对电缆线路^[13]与架空输电线路^[14]等建立的专属评估模型。在停电预警领域，国外研究起步较早，且长期致力于电网防御技术的攻关，其防御视野已从传统的设备故障，拓展至涵盖气象、地质等外部环境因素的自然灾害范畴^[15-17]。在早期，学者们便已将天气因子引入风险模型，如文献[18]将气象环境划分为正常与恶劣2类，基于历史故障数据对不同工况下的故障率进行统计分析，并以长期均值作为参考基准。后续研究^[19-20]在此基础上，引入灾害性天气量化模型，有效提升了故障率参数的计算精度。

综合来看，现有研究成果大多侧重于常规配电网的风险评估，或仅分析单一分布式能源接入的影响。针对高比例分布式资源深度渗透下薄弱配电网的独特运行特性、多源风险耦合的内在机制以及高精度的预警体系，尚缺乏系统性的深入研究。已有的预警模型普遍存在故障感知维度单一、实时响应性能欠佳及估算精度有待提高等问题。

鉴于此，研发适配薄弱配电网特殊场景的风险感知与预警新技术，已成为当前亟待突破的关键课题。与现有研究偏重常规电网或单一资源影响的视角不同，本文紧扣薄弱配电网的具体场景，重点剖

析由高比例多类型分布式资源与极端外部条件共同诱发的多源耦合风险，并据此构建一套混合型风险预警框架。本文立足于多源数据融合的技术路径，旨在构建一个由数据驱动与机理分析相结合的混合式风险分析体系。具体研究内容如下：首先，深度解析特殊时段与极端工况下分布式资源的动态行为特征及其对薄弱电网的影响传导机制；其次，聚焦关键设备的状态表征技术，构建系统化的动态风险感知模型；进而，提出基于改进机器学习算法的风险特征筛选策略与停电事件预警方法；最后，通过算例仿真验证所提模型与方法的有效性与优越性，旨在为提升薄弱配电网的抗风险能力与供电韧性提供理论依据与技术支撑。

1 高比例分布式资源接入下薄弱配电网运行特征与风险机理

1.1 特殊时段与极端条件下的运行特征分析

冬季供暖与夏季制冷需求使得配电网负荷呈现出典型的“双峰”态势。高比例光伏接入后，午间出力高峰易造成电网电压偏高，而夜间光伏停止发电时则会进一步加重负荷峰值，形成“鸭子曲线”，进而引发电压双向超标的安全风险。极端气象条件（如冰灾、雷击等）不仅会直接损坏电力设备，还会导致分布式资源出力出现剧烈波动，进一步加剧电网电压与频率的不稳定。仿真结果显示，当光伏渗透率超过60%且接入馈线末端时，节点电压越限的风险会明显上升。

1.1.1 冬夏双峰负荷特征

冬季负荷高峰：受冬季供暖需求影响，电力负荷通常在早高峰（清晨至上午时段）与晚高峰（傍晚至夜间时段）达到峰值水平。

夏季负荷高峰：夏季因空调制冷需求旺盛，电力负荷一般在午高峰（中午至下午时段）和晚高峰（傍晚至夜间时段）达到最高值。

整体来看，冬夏负荷高峰时段存在重叠差异，夏季午间负荷激增、冬季清晨负荷陡增的特性，让配电网全年长时间处于高负荷运行状态，常规配电设备难以兼顾两类差异化负荷工况，长期满负荷运行易造成设备老化、损耗加剧，大幅缩短变压器、线路等核心设备使用寿命，间接增加电网运维成本与故障概率。

1.1.2 极端天气条件的影响

极端天气会对配电网的负荷特征及分布式资源

输出产生显著冲击。冬季低温天气会推动供暖用电需求攀升，夏季高温则会进一步拉高午晚高峰的制冷负荷，而暴雨、台风等极端气象事件还会使应急设备用电需求激增，导致负荷曲线出现剧烈波动。与此同时，光伏发电量在冬季会因日照时长缩短而减少，夏季高温环境可能造成光伏组件效率下降；尽管强风或台风天气可能提升风电出力，但极端条件下风机往往需要启动保护性停机，这进一步增加了电源与负荷双侧的不确定性。

这些波动与风险直接威胁着配电网的稳定运行。极端天气易造成线路损毁、设备故障，同时加剧电压与频率波动，甚至引发电网短时过载，不仅增加大面积停电的风险，还会延长故障恢复时长。为应对上述挑战，需依托实时可靠的通信网络，通过智能调度手段实施紧急需求响应与储能调控，实现供需平衡并防范网络安全隐患，提升配电网在极端条件下的韧性与恢复能力。

1.1.3 分布式资源接入的特征

1) 光伏发电。

冬季日短夜长：冬季太阳能发电量会显著缩减，尤其在寒冷区域，积雪覆盖光伏面板会进一步降低发电效率与发电量。

夏季高温：夏季日照时长虽相对较长，但高温环境会导致光伏面板工作效率下降，特别是在高温时段，光伏发电量可能无法匹配高负荷用电需求。

且分布式光伏大多就近接入低压配网，发电出力随机性强，无序并网易造成台区电压偏移，加重电网调峰、调压的运行压力。

2) 风力发电。

冬季大风：冬季强风天气可能提升风力发电量，但遭遇暴雪天气时，风力发电机需停机运行以避免设备损坏。

夏季台风：夏季台风天气可能带来强风，同时也可能导致风力发电机启动停机保护，保障设备安全。

风电出力具备间歇性与不可控性，出力骤升骤降会打乱电网供需平衡，大幅提升配电侧调频调压的调度难度。

3) 储能系统。

冬季供暖需求：储能系统可在负荷低谷时段储存电能，待高峰时段释放，实现电网负荷的平衡调控。

夏季制冷需求：储能系统能够在负荷低谷时段储存电能，高峰时段释放电能，满足空调制冷等高峰用电需求。

灵活配置的分布式储能可适配季节性用电差异，辅助平抑新能源出力波动，是适配双峰值负荷最优的调控配套设备。

1.1.4 配电网运行特征

负荷波动大：在冬夏双峰负荷及极端天气条件下，配电网负荷波动较为显著，尤其是早高峰与午高峰时段，负荷波动更为剧烈。

电压和频率稳定性挑战：分布式资源的出力不稳定性可能导致电网电压与频率波动幅度加大，尤其是在极端天气条件下，资源输出的波动会更为突出。

短时过载风险：极端天气场景下，配电网可能面临短时过载问题，尤其是当分布式资源出力突然下降时，易引发电网局部区域过载。

多重风险叠加易诱发连锁故障，单纯依靠传统调压、限流设备，难以适配新能源高渗透下的配电网复杂运行工况。

1.1.5 分布式资源接入对不同场景下配电网的供电支撑

1) 冬夏双峰负荷下的支撑作用。

光伏发电：夏季光照条件充足时，分布式光伏可有效缓解午间高峰用电压力，但极端高温环境可能导致光伏组件效率下滑，影响支撑效果。

储能系统：可在负荷低谷时段充电、高峰时段放电，平抑负荷峰谷差，降低配电网调峰压力。通过优化储能配置方案，结合“光储充”一体化系统，可提升局部区域供电能力；同时，推广动态增容、柔性配电等技术，能够进一步增强配电网的承载能力。

2) 极端天气下的支撑作用。

微电网/孤岛运行：当配电网主网发生故障时，分布式电源（如光伏、柴油发电机、储能系统等）可维持关键负荷的正常供电。电网停电事故发生后，受供电量限制及配电线路故障影响，无法保障用户侧所有负荷的用电需求，因此需依据负荷重要程度及用户满意度，确定保电优先顺序。

移动应急电源：诸如移动式储能车、发电车等设备，可快速支援故障区域。如何充分结合配电网已有的分布式资源，合理配置应急电源、储能车及发电车，充分发挥其机动性优势，优化网络故障修复效率，是当前应急供电领域亟待解决的重要问题。采用数字孪生、人工智能预测等技术，可有效优化极端天气下的资源调度策略，提升应急响应能力。

在冬夏双峰负荷与极端天气场景下，分布式资源能够有效提升配电网的供电韧性，但仍需结合智

能调控、储能优化等手段，应对电压波动、资源调度等各类挑战，确保配电网稳定运行。

同时，现阶段单一类型分布式资源调控能力有限，无法全方位抵消负荷波动与电源出力扰动带来的负面影响。因此需统筹全域分布式光伏、风电及储能设备，搭建协同调控体系，搭配高精度预测模型，提前预判变化，动态优化调度策略，以此最大化发挥分布式资源的赋能价值，全方位增强配电网抗扰动能力与故障自愈水平。

1.2 分布式资源接入的多维风险影响机理

分布式资源从多个维度对薄弱配电网的运行特性产生了深刻影响。在网络形态与潮流分布层面，配电网已从传统的“无源”辐射式网络转变为“有源”多电源网络，潮流呈现出双向流动的特征且分布更为复杂，需通过网络重构与无功功率优化等手段，降低网络损耗、均衡负荷分配并提升电压稳定水平。在电能质量层面，逆变器、电力电子设备的接入会引入谐波污染，单相分布式电源及电动汽车的无序充电会进一步加剧电网三相不平衡，同时分布式资源的出力波动易引发电压偏差与闪变问题，需采用无功优化技术与区间潮流算法，应对上述运行不确定性。在保护与控制层面，分布式电源在故障工况下注入的短路电流，会对传统继电保护装置的选择性与灵敏性产生不利作用，增加重合闸操作的失败概率，且可能制约传统馈线自动化功能的正常发挥，对故障定位、隔离及恢复工作提出了更高标准。在供电可靠性层面，故障发生时，分布式资源可形成孤岛运行模式，为关键负荷提供持续供电，从而提升局部区域的供电可靠性，但分布式资源自身故障以及接入后保护装置的误动、拒动现象，也可能降低配电网系统整体的可靠性，因此需对故障恢复策略进行协调优化，实现供电的快速恢复。

在故障状态下，高比例分布式资源接入配电网后的运行特性主要体现在以下几个方面：分布式电源在故障期间的运行状态直接影响配电网的故障恢复策略，传统处理方式通常要求断开故障馈线上的分布式发电机，以避免孤岛现象的形成，但这种方式可能会降低供电可靠性；随着电力技术的不断进步与电力市场的持续发展，合理利用孤岛运行模式，并实现并网与孤岛模式的无缝切换，已成为提升配电网供电可靠性的重要路径。在故障运行模式方面，配电网需快速恢复非故障区域的供电，同时依托自动化技术与人工智能技术，优化调度决策流程。在

故障恢复过程中，需针对不同类型的分布式发电机实施差异化管理，且在潮流计算过程中充分考虑分布式资源的功率注入情况，以实现配电网安全、高效的供电恢复。

2 基于 UKF 与多指标融合的薄弱配电网动态风险感知模型

2.1 风险感知指标体系构建

本文综合考量安全性、稳定性、可靠性及经济性四大核心维度，构建了一套涵盖 5 大类、19 项具体指标的风险感知与承载能力评估指标体系。该体系的核心目标是全面表征高比例分布式资源接入场景下薄弱配电网的运行态势，涵盖线路载流能力、电压幅值、网络损耗、电能质量及配电变压器容量等多个关键运行维度。针对不同运行场景（如负荷峰值时段、极端气象条件等），可采用动态权重调节策略，以此凸显当前运行状态下的主导风险因素与配电网薄弱环节。

2.1.1 线路载流指标

配电网传输线路的载流指标，主要用于衡量线路传输的总功率是否超出其正常运行状态下的允许最大传输功率阈值。线路长期处于过载运行状态，可能缩短线路使用寿命、造成设备损坏，严重时甚至引发线路起火燃烧，进而威胁配电网安全稳定运行及用户正常供电。本文所提出的线路载流指标，综合兼顾了系统局部与全局特征，用于刻画大规模分布式电源接入后线路的载流状态，其中局部指标包含支路日最大负载率、关键支路日最大负载率等；全局指标则涵盖支路日平均负载率。

1) 日最大负载率 (daily maximum load rate of the branch, DMLRB)。

在局部层面，首先重点考量支路最大负载率。该指标作为系统所有支路中负载率的最大值，能够直观反映整个配电网中负载状况最恶劣支路的重过载程度，此类支路在面临分布式电源接入、负荷波动、系统故障等工况时，更易发生过载或加重过载现象，其承载能力必然受到影响。

2) 关键支路日最大负载率 (daily maximum load ratio of critical branches, DMLRCB)。

其次，在局部风险评估中，除了关注负载率最高、潮流特征最显著的支路外，还需重点关注系统关键支路的负载率对配电网承载能力的影响。配电网中的关键支路，是指一旦退出运行，将导致电网

结构遭受严重破坏、潮流分布发生剧烈变化，进而对电网安全稳定运行构成重大威胁的一类支路。因此，精准识别并保障这类关键线路的安全运行，对提升配电网承载能力具有重要意义。基于此，本文通过定义支路重要度筛选系统关键支路，构建了关键支路负载率评估指标。

当某条线路发生故障时，失电量被定义为通过断路器、熔断器等各类继电保护装置，可切除的故障线路最小范围内的总负荷量。失电量数值越大，表明该线路故障对配电网安全供电的影响越显著，其在配电网中的重要性也就越高。

以 IEEE 33 节点算例系统为例，示意图如图 1 所示，图中的虚线是 IEEE-33 节点配电网中简化省略的线路部分和备用联络开关路径，前者用于压缩局部拓扑图，后者为故障重构提供备用转供通道。

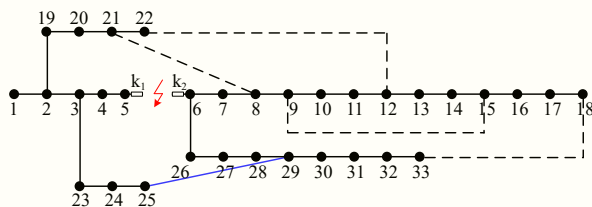


图1 IEEE 33 节点系统局部拓扑

假设支路 4-6 发生故障，基于继电保护的可靠性与选择性原则，需在最小停电范围内切除故障元件，以缩减故障波及范围及事故失电量。通过动作断路器 k_1 与 k_2 实现故障隔离，切断故障线路并将其从配电系统中剔除，随后开展配电网网络重构流程。故障隔离后，原由该支路承担的传输功率将向系统内其他支路转移，因此系统最终的损失负荷量即为支路 4-6 原输送的电量总和。

在确定关键支路集后，参照《电力系统安全稳定导则》中正常运行方式下静稳定储备系数 K_p 需满足 (15%~20%) 的规定，设定分级评价标准，用于关键支路负载率的等级划分。

3) 日平均负载率 (daily linear weighted load rate, DLWLR)。

鉴于前述指标均基于单一线路维度，而本指标体系的评估对象为整个配电系统。为全面反映配电网的整体运行效率与负载承载状况，本体系基于各条传输线的重要度对线路负载率进行加权求和，并经归一化处理，从而构建得到系统层面的日平均负载率指标。

2.1.2 电压水平指标

随着分布式资源的大量接入与渗透率提升，传统配电网“单向潮流”的运行格局被打破，双向流动现象日益普遍。这直接导致并网点电压可能因反向功率输送而超出上限阈值。电压水平不仅直接影响本地负荷的供电电能质量，也是制约分布式新能源接纳能力的关键因素。为此，本体系构建了兼顾局部-全局特征及负荷分类特性的电压越限评价指标，具体包括支路维度的节点日电压极值、关键节点日电压极值，以及系统维度的日平均电压水平与日累积电压水平。

1) 日电压极值 (daily extremum node voltage, DENV)。

与功率过载指标的分析逻辑相似，首先选取节点日电压极值作为核心评估项。系统各节点电压的最大值与最小值，分别代表了电压安全边界的临界状态。当某节点电压取系统最大值时，意味着其电压安全裕度相对较小，运行安全性较差，随着分布式电源渗透率增加或出力波动，该节点发生电压越限的概率相对较高；反之，当某节点电压取系统最小值时，在线路重载或电压骤降工况下，更易发生电压跌落越限，难以满足用户的供电电压质量要求。

2) 关键节点日电压极值 (daily extremum of key node voltage, DEKNV)。

其次，除关注全系统电压极值点外，还需重点聚焦关键节点的电压波动情况。关键节点是指配电网中一旦遭受故障、灾害等冲击并失效后，极易引发大面积停电或电网解列的核心节点。基于此，本文引入综合考量节点电压脆弱性及所带负荷特性的节点重要度评估方法，实现对关键节点的精准筛选，并针对其电压分布水平进行专项等级评价。

3) 日平均电压水平 (daily weighted voltage level, DWVL)。

日平均电压水平指标通过对系统所有节点的电压值进行线性加权，并结合归一化处理构建而成，该指标能够有效反映配电网在全局空间尺度上的整体电压运行状况。

4) 日累积电压水平 (daily cumulative voltage level, DCVL)。

日累积电压水平指标则在此基础上，进一步融入配电网运行的时间维度特性。通过对每日各不同运行断面的节点电压水平进行累加求和，该指标旨

在表征配电网在全局时间尺度上的电压累积效应与整体稳定性。

5) 日电压越限频率 (daily frequency of voltage out-of-limit, DFVO)。

日电压越限频率指标定义如下:

$$U_f = \frac{n_{u \notin [u, \bar{u}]}}{N_{u,m}} \quad (1)$$

式中: $n_{u \notin [u, \bar{u}]}$ 为日电压越限的次数; $N_{u,m}$ 为日电压总量测次数。

2.1.3 网络损耗指标

网络损耗是指电能传输过程中, 消耗在电阻、电导等元件上并以热能形式散失的有功功率损耗。作为考核供电企业运营状况的核心技术经济指标之一, 网络损耗是确定电力系统规划方案、优化运行方式、推进网络技术改造及开展设备检修维护等工作的重要依据。通过精准计算网络损耗, 可明确电力系统输电环节中的各类损耗分布, 进而对供电系统进行全面分析与综合评估, 为电网规划、运行调控等决策提供科学指导。基于此, 本文同样从局部与全局两个维度, 构建配电网网络损耗评估指标, 其中支路层面指标包含单段日最大线损率, 系统层面指标包含系统日平均线损率。

1) 单段日最大线损率 (daily single maximum line loss rate, DSMLLR)。

单段日最大线损率能够反映配电网中线路电能传输效率的最差状态, 同时通过将该指标与其他支路的线损率进行对比, 若该支路线损率显著高于其余线路, 则可判断该支路可能存在较大安全隐患, 为电力系统事故预防工作提供重要参考依据。

2) 系统日平均线损率 (daily system average line loss rate, DSALLR)。

系统日平均线损率从全局层面反映了配电网运行状态下的线损率平均水平, 对于评定系统运行的安全性与经济性具有重要的参考价值, 可为电网运行优化与节能降耗提供数据支撑。

2.1.4 电能质量指标

1) 日谐波畸变率极值 (daily extremum value of harmonic distortion rate, DETHD)。

输入功率因数 PF (power factor) 定义为有功功率与视在功率的比值。在非线性负载产生非周期信号的场景下, 若假设输入电压源为理想正弦波, 位移因数 (k_ϕ) 和失真因数 (k_d) 相乘可以定义为 PF。

2) 日平均谐波畸变率 (daily average value of harmonic distortion rate, DATHD)。

日平均谐波畸变率指标定义如下:

$$\text{THD}_t = \frac{\sum_{h=1}^{24} \sum_i^n \gamma_i \text{THD}_{i,h}}{24 \sum_i^n \gamma_i} \quad (2)$$

式中: $\text{THD}_{i,h}$ 为节点/负荷 i 在第 h 个时段的总谐波畸变率 (THD) 实测值; γ_i 为节点/负荷 i 的权重系数。

3) 日三相不平衡度极值 (daily extremum value of three-phase unbalance, DEU)。

三相平衡如下式所示:

$$\varepsilon_U = \frac{U_2}{U_1} \times 100\% \quad (3)$$

$$\varepsilon_I = \frac{I_2}{I_1} \times 100\% \quad (4)$$

式中: ε_U 、 ε_I 分别为三相电压不平衡度和三相电流不平衡度; U_1 和 U_2 分别为正序和负序电压分量的有效值; I_1 和 I_2 分别为正序和负序电流分量的有效值。

我国发布的国家标准 GB/T 15543—2008《电能质量 三相电压允许不平衡度》, 明确界定了三相电压不平衡度的限制标准。依据该标准, 电力系统公共连接点的电压不平衡度允许值确定为 2%, 且短时运行状态下不得超出 4% 的限值; 对于普通公共连接点, 其电压不平衡度的常规允许值为 1.3%, 短时允许值则不得超过 2.6%。该类标准制定的核心目的, 是保障电力系统稳定可靠运行, 同时确保用户侧用电设备能够正常投入使用、稳定运行。

三相电压不平衡度的大小, 主要由正序与负序电压、电流的幅值决定。基于对称分量法理论, 正序、负序及零序的电压或电流分量, 可通过下述公式计算获得。

$$\begin{bmatrix} A_0 \\ A_1 \\ A_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & \psi & \psi^2 \\ 1 & \psi^2 & \psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: A_0 、 A_1 、 A_2 分别为电压或电流的零序、正序与负序分量。 ψ 为旋转因子, 且取值为 120° ; A 、 B 、 C 分别为三相电压或电流。

综上可知, 正序、负序及零序分量的幅值大小, 取决于三相电压或电流的相量和。据此可得出, 三相电压或电流的幅值大小及其相角关系, 是决定三相不平衡程度的核心特征指标。

4) 日平均三相不平衡度 (daily average value of three-phase unbalance, DAU)。

日平均三相不平衡度指标定义如下：

$$\varepsilon_{Ut} = \frac{\sum_{h=1}^{24} \sum_i^n \gamma_i \varepsilon_{Ui,h}}{24 \sum_i^n \gamma_i} \quad (6)$$

式中： $\varepsilon_{Ui,h}$ 为节点/台区 i 在第 h 个时段的三相电压不平衡度实测值（通常以百分比形式表示）； γ_i 表示节点/负荷 i 的权重系数。

5) 日电能质量波动频率 (daily Frequency of power quality fluctuation, DFPQF)。

日电能质量波动频率指标定义如下：

$$\varepsilon_f = \frac{n_{\varepsilon \in [\varepsilon, \bar{\varepsilon}]}}{N_{\varepsilon,m}} \quad (7)$$

式中： $n_{\varepsilon \in [\varepsilon, \bar{\varepsilon}]}$ 为日电能质量（包括谐波、三相不平衡）越限的次数； $N_{\varepsilon,m}$ 为日电能质量（包括谐波、三相不平衡）总量测次数。

2.1.5 配变容量指标

1) 日容载比极值 (daily extremum capacity load ratio of distribution transformer, DECLR)。

配变容载比是评价配电网供电能力与容量利用效率的重要指标，对电网规划制定、日常运营调控等决策工作具有重要的指导意义。配变日容载比极值可通过以下公式进行估算：

$$R_{s,h} = \frac{K_1 K_4}{K_2 K_3} \cdot \frac{P_{s,h}}{S_{s,h}} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} R_{\max} &= \max(R_{s,h}) \\ R_{\min} &= \min(R_{s,h}) \end{aligned} \quad s \in T_s, h = \{1, 2, \dots, 24\} \quad (9)$$

式中： R_s 为第 s 个配电变压器的容载比； K_1 为负荷分散系数； K_2 为变压器安全运行率； K_3 为变压器运行率； K_4 为储备系数； $P_{s,h}$ 为第 s 台配变在第 h 个时段的有功负荷； $S_{s,h}$ 为第 s 台配变的额定容量。

2) 日平均容载比 (daily average capacity load ratio of distribution transformer, DACLR)。

以一天 24 个时段内各时段的配变容载比为基础，可对配变日平均容载比进行定义。

3) 日配变容量越限频率 (daily Frequency of distribution transformer capacity out-of-limit, DFDTCO)。

日配变容量越限频率指标定义如下：

$$R_f = \frac{n_{R \in [R, \bar{R}]}}{N_{R,m}} \quad (10)$$

式中： $n_{R \in [R, \bar{R}]}$ 为日配变容量越限的次数； $N_{R,m}$ 为日配变容量总量测次数。

2.2 基于无迹卡尔曼滤波的动态感知模型

为实时感知系统风险状态，建立了以风险指标为状态量的非线性动态系统模型，并采用无迹卡尔曼滤波 (UKF) 进行状态估计与预测。无迹卡尔曼滤波 (UKF) 作为卡尔曼滤波的改进算法，核心引入无迹变换 (UT 变换) 这一采样技术，用于高效近似处理非线性问题，有效规避高阶项带来的误差。UT 过程通过依据状态变量的均值与协方差，构造一组 Sigma 采样点，经非线性变换后，能够精准逼近输出量的统计特性。

无迹卡尔曼滤波算法的核心流程包含预测与更新 2 个关键环节：在预测阶段，借助 Sigma 采样点完成系统状态的一步超前估计，并求解其对应的协方差矩阵；在更新阶段，则通过量测方程对状态估计结果进行进一步修正，进而实现对系统风险状态的精准跟踪与可靠预测。

无迹变换 (UT 变换) 过程如下：假设 x 是一个均值且表示为 $\bar{x}$ 、协方差则表示为 Px ，属于一个随机变量。通过非线性变换，也就是 $y = f(x)$ 。为了求得非线性变换 y 的均值和方差，构造得到一个 Sigma 点集 $\{\chi_i\}$ ，能够满足以下条件：

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^L W_i^m \chi_i \quad (11)$$

$$Px = \sum_{i=1}^L W_i^c (\chi_i - \bar{x})(\chi_i - \bar{x})^T \quad (12)$$

$$\bar{y} = \sum_{i=1}^L W_i^m Y_i \quad (13)$$

$$Py = \sum_{i=1}^L W_i^c (Y_i - \bar{y})(Y_i - \bar{y})^T \quad (14)$$

上述的 UT 变换是 UKF 的核心步骤，其目的是选择一种合适的采样方法来获取 Sigma 点集。在确定了采样策略后，UKF 也就确定了采样点的数量 L 以及均值和方差的权重 W^m 、 W^c 。

UKF 主要包括 2 个步骤：即预测和更新。

1) 预测。

在 k 时刻，状态量为 x_k ，其协方差为 P_k 。依据采样策略构造得到 Sigma 点集 $\{\chi_{i,k}\}$ ，进而可求得一步预测值：

$$x_{i,k+1|k} = f(x_{i,k}) + q_k \quad (15)$$

$$X_{k+1|k} = \sum_{i=1}^L W_i^m \cdot x_{i,k+1|k} \quad (16)$$

$$P_{k+1|k} = \sum_{i=1}^L W_i^c [(x_{i,k+1|k} - x_{k+1|k}) - [(x_{i,k+1|k}) - x_{k+1|k}]]^T + Q_k \quad (17)$$

式中： q_k 为过程噪声向量； Q_k 为过程噪声的协方差矩阵。

2) 更新。

同样，根据 $x_{k+1|k}$ 、 $P_{k+1|k}$ 构造得到 Sigma 点集 $\{\xi_{i,k}\}$ ，得到：

$$y_{i,k+1} = h(\xi_{i,k}) + r_k \quad (18)$$

$$\bar{y}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m y_{i,k+1} \quad (19)$$

$$S_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (y_{i,k+1} - \bar{y}_{k+1})(y_{i,k+1} - \bar{y}_{k+1})^T + R_{k+1} \quad (20)$$

$$C_{k+1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (x_{i,k+1|k} - \bar{x}_{k+1|k})(y_{i,k+1} - \bar{y}_{k+1})^T \quad (21)$$

$$K_{k+1} = C_{k+1} / S_{k+1} \quad (22)$$

$$x_{k+1} = \bar{x}_{k+1|k} + K_{k+1} (z_{k+1} - \bar{y}_{k+1}) \quad (23)$$

$$P_{k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} S_{k+1} K_{k+1}^T \quad (24)$$

式中： r_k 是量测噪声向量； R_{k+1} 为量测噪声的协方差矩阵。

该模型可高效融合多源量测数据，有效滤除各类干扰噪声，进而实现对风险状态的动态追踪与提前预判，显著提升风险感知的精准度与实时响应能力。

3 基于 G-ReliefF-Ada-DT 的薄弱配电网停电风险预警方法

3.1 多源数据预处理与风险特征筛选

本文汇集历史停电记录、气象监测数据、SCADA/AMI 量测数据、设备台账信息及运维档案等多源异构数据，为后续风险分析提供全面的数据支撑。在此基础上，采用 G-ReliefF 算法开展风险特征优化筛选，具体流程如下：首先借助 ReliefF 算法，计算各特征（如环境温度、风速、空气湿度、设备运行工况等）与停电风险类别的相关性权重，量化各特征对停电风险的影响程度；随后通过灰色关联分析方法，剔除特征间存在的冗余信息（例如平均温度与极端高温之间的强相关性），最终筛选出最优特征子集。该方法兼顾特征与风险的相关性及特征间的

独立性，可有效实现数据降维，提升后续风险分析的效率与准确性。

3.1.1 特征选择方法简介

特征选择的核心目标是从原始特征集合中，筛选出最具代表性的特征子集，在降低数据维度的同时，保留关键信息、维持分类模型的性能。根据筛选逻辑的差异，特征选择算法主要分为 2 类：过滤式方法通过挖掘数据自身内在属性进行特征筛选，具有计算效率高、耗时短的优势，但在分类精度上存在一定局限；封装式方法以机器学习模型的分类性能为核心评价标准，通过反复验证优化特征子集，筛选结果更贴合实际需求，但计算复杂度较高、耗时更长。目前，该技术已广泛应用于文本识别、生物信息分析等多个领域，然而在配电系统风险分析中的应用研究仍相对滞后。清华大学电机系针对电力系统领域，开展了电力系统安全特征选择的创新性研究，有效推动了该技术在配电网安全分析中的落地应用与发展。两类特征选择方法各有优劣，实际应用过程中，需结合现有计算资源、分析精度要求等因素，合理选择适配的方法。

3.1.2 配电网停电风险特征选择

Relief 算法是一种经典的过滤式特征选择算法，其核心原理是通过评估各特征与目标类别的相关性，为每个特征赋予对应权重，进而剔除权重低于设定阈值的冗余特征，仅保留对分类结果影响显著的特征。该算法最初适用于二分类问题，而其改进版本 ReliefF 算法，突破了这一局限，可有效处理多分类场景，扩大了特征选择的适用范围。

本文提出的 G-ReliefF 算法，在 ReliefF 算法的基础上进行了优化升级，重点解决了传统算法在冗余特征剔除方面的不足，提升了特征选择的科学性与合理性。利用该算法开展配电网停电风险特征优化筛选，主要分为两个核心步骤：第一步，基于 ReliefF 算法完成初步特征筛选，计算各特征与停电风险类别的相关性权重，初步筛选出高关联特征；第二步，通过灰色关联分析方法，识别并剔除特征间的冗余信息，进一步优化特征子集，确保筛选出的特征既具有较强的风险关联性，又能避免信息重复，为后续风险评估提供精准、高效的特征支撑。

1) 样本近邻的计算公式如下：

$$d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \quad (25)$$

式中：特征 A 、 B 分别用 n 维数组表示， $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 、 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ ，每个样本为 n 维空间的一个点。

2) 样本特征差计算公式如下：

$$\text{diff}(A, R_1, R_2) = \begin{cases} |R_1[A] - R_2[A]| / (\max(A) - \min(A)) & A \text{ 连续} \\ 0 & A \text{ 离散}, R_1[A] = R_2[A] \\ 1 & A \text{ 离散}, R_1[A] \neq R_2[A] \end{cases} \quad (26)$$

式中：样本 R_1 和样本 R_2 在特征 A 上的差用 $\text{diff}(A, R_p, R_j)$ 表示。

3) 特征权重计算公式如下：

$$W(A) = W(A) - \frac{\sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, H_j)}{(mK)} + \frac{\sum_{\text{chantas}(R)} \left[\frac{P(C)}{1 - P(\text{Class}(R))} \cdot \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, M_j(C)) \right]}{(mK)} \quad (27)$$

式中： $\text{diff}(A, R, H_j)$ 为样本 R 和 H_j 关于特征 A 的差异， H_j 与 M_j 分别为训练集中与样本 R 距离最近的同类样本与不同类样本， m 为抽样次数， K 为近邻样本数； $P(C)$ 为第 C 类样本数占样本总数的比例，即：

$$P(C) = \frac{\text{第} C \text{ 类样本数}}{\text{样本集中的样本总数}} \quad (28)$$

4) 配电网主要故障特征矩阵：

$$X_T = \begin{bmatrix} X_{T_1} \\ X_{T_2} \\ \vdots \\ X_{T_{m^*}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{T_1}(1) & X_{T_1}(2) & \cdots & X_{T_1}(n) \\ X_{T_2}(1) & X_{T_2}(2) & \cdots & X_{T_2}(n) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ X_{T_{m^*}}(1) & X_{T_{m^*}}(2) & \cdots & X_{T_{m^*}}(n) \end{bmatrix} \quad (29)$$

配电网主要故障特征种类为 m^* ，每个评价对象包含的评价指标个数为 n ；特征矩阵中选择 X_{T_w} 作为“参考序列”，剩余特征分别作为“比较序列”。

5) 关联系数。

第 k 时刻比较序列 X_{T_i} 与参考序列 X_{T_o} 的相对差值作为 X_{T_i} 对 X_{T_o} 在 k 时刻的关联系数，记为：

$$\xi_{oi}(k) = \frac{\Delta_{oi}(\min) + P\Delta_{oi}(\max)}{\Delta_{oi}(k) + P\Delta_{oi}(\max)} \quad (30)$$

$$0 < \xi_{oi}(k) \leq 1, P \in [0-1]$$

式中： $\Delta_{oi}(\min) = \min_{(i)} \min_{(k)} |X_{T_o}(k) - X_{T_i}(k)|$ 为两级最小差，即 X_{T_o} 与所有 X_{T_i} 的最小绝对差值中再选出一个最小的差值； $\Delta_{oi}(\max) = \max_{(i)} \max_{(k)} |X_{T_o}(k) -$

$X_{T_i}(k)|$ 为两级最大差，即 X_{T_o} 与所有 X_{T_i} 的最大绝对差值中再选出一个最大的差值； $|X_{T_o}(k) - X_{T_i}(k)| = \Delta_{oi}(k)$ 称为参考序列与比较序列在第 k 时刻的绝对差值； P 为分辨系数，主观上体现研究者对 $\Delta_{oi}(\max)$ 的重视程度，在客观上反映系统各个因子对关联度的间接影响程度。

6) 关联度：

$$\overline{\xi_{oi}(k)} = \sum_{k=1}^n \omega_k \xi_{oi}(k) \quad (i = 1, 2, \dots, m^*; k = 1, 2, \dots, n) \quad (31)$$

式中： ω_k 的取值会直接影响到关联度的大小， $\xi_{oi}(k)$ 的值越大则说明 2 个特征数据之间的相关性越强。

7) 关联度矩阵：

$$X_{ij} = \text{Inter}(X_i \rightarrow X_j), X_i, X_j \in A \quad (32)$$

针对配电网停电风险评估需求，本文提出一种基于 G-ReliefF 算法的多源数据特征筛选方法。该方法首先运用 ReliefF 算法，对各类气象因素、设备运行特征与停电风险之间的相关性进行量化分析，计算得到各特征对应的关联权重；在此基础上，通过灰色关联分析方法，对特征之间存在的冗余信息进行识别与剔除，最终筛选出最优的特征子集。该筛选流程既充分保证了所选特征与停电风险的高度相关性，又有效兼顾了各特征之间的独立性，能够显著降低数据维度，为构建高精度的停电风险预测模型提供了坚实、可靠的数据支撑。

3.2 基于 Ada-DT 的停电风险等级预测模型

为有效应对极端天气场景下配电网的停电风险，需构建精准高效的风险预测模型。在完成基于 G-ReliefF 算法的多源数据特征筛选工作后，本节采用基于 AdaBoost 算法增强的决策树集成模型 (Ada-DT)，开展配电网停电风险等级的预测研究。该模型通过整合多个弱分类器（选用 C4.5 决策树作为基础弱分类器），构建具备高鲁棒性的强分类器，进而提升对复杂场景下各类风险模式的识别精度与适配能力。

本文选用以 C4.5 决策树为基础弱分类器的 AdaBoost 集成学习算法 (Ada-DT)，构建薄弱配电网停电风险等级预测模型，其具体算法流程如图 2 所示：首先对训练样本进行初始权重分配，确保初始状态下各样本权重均匀；随后通过多轮迭代训练，逐步构建多个决策树弱分类器；每一轮迭代完成后，依据模型的分类误差情况，动态调整各样本的权重

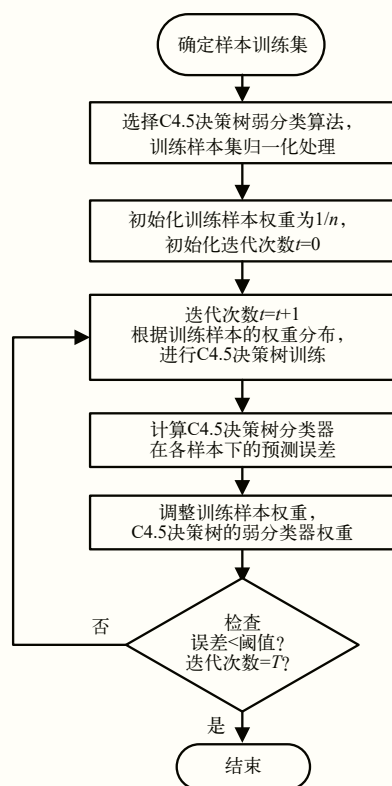


图2 Ada-DT 算法流程图

(重点提高错分样本的权重, 使其在后续训练中得到更多关注), 同时确定当前弱分类器的权重占比; 最终, 通过对所有弱分类器的预测结果进行加权投票, 将汇总后的结果作为强分类器的最终输出。该模型能够精准聚焦于难以分类的样本数据, 有效提升对少数类风险事件(如严重停电故障)的识别效能, 进一步优化风险预测的准确性与可靠性。

Ada-DT 模型的核心竞争力在于其具备的自适应学习机制。在迭代训练过程中, 该机制通过动态调整训练样本的权重分布, 能够有效引导模型持续“聚焦”于此前被基础弱分类器误判的样本, 特别是对少数类高风险事件的关注度显著提升。同时, 模型为各轮迭代生成的弱分类器分配差异化的权重系数, 并采用加权投票策略进行综合决策。该架构使得模型的整体泛化能力得到有效增强, 风险预测的精准度显著提高, 尤其在针对“严重停电”等小概率发生但危害极高的高危事件识别方面, 展现出了优越的性能与预警价值。

3.3 算例验证与分析

以我国南方某省份多个城市 2023 年 12 月—2024 年 2 月期间的故障记录、运维数据, 以及对应

时段的气温、湿度、降水量等气象数据为基础, 开展相关试验研究。本次试验共梳理分析各类故障数据 43 705 条, 按照 7 : 1.5 : 1.5 的比例, 将所有数据划分为训练集、验证集与测试集, 最终确定训练集 30 593 条、验证集 6 556 条、测试集 6 556 条。试验以天气数据、故障历史数据(含线路名称、设备名称等关键信息)为输入, 目标是实现对配电网灾损等级的精准预测。其中, 灾害损失等级相关数据均来源于 PMS3.0 系统导出的原始台账, 经整理规范后用于模型训练与验证。本试验采用 Ada-DT 模型构建灾损等级预测体系, 结合气象因素与历史故障规律, 精准评估灾害对电力系统的影响程度, 为配电网灾前预警、应急资源优化调配提供科学、可靠的理论与数据支撑。具体实验结果及详细分析如下:

在数据预处理阶段, 首先明确了模型输入特征与输出标签的具体范围。选取的输入特征涵盖两大类: 一是站线及电力设备的基础信息(含站线名称、设备名称等); 二是气象及环境相关参数, 包括平均气温(℃)、最高气温(℃)、最低气温(℃)、海平面大气压(hPa)、平均相对湿度(%)、总降雨量及融雪量(mm)、平均能见度(km)、平均风速(km/h)、最大持续风速(km/h)、降雨相关指示(月降雨总天数)、降雪指标(月降雪总天数)、雾天指标(月雾天总天数)等, 共计 18 项特征。为提升特征有效性、降低数据冗余, 采用灰色关联矩阵与 ReliefF 算法相结合的方式, 对上述 18 项特征进行筛选优化, 最终确定的核心特征汇总于表 1。

采用 ReliefF 算法对初始故障特征开展权重计算, 设定样本抽样次数为 20 次, 选取 20 个最近邻样本, 通过重复计算 20 轮, 最终取各特征权重的平均值作为最终权重结果, 以此明确不同故障特征对风险预测的影响程度。

为验证所提方法的优越性, 将本文构建的 Ada-DT 模型与随机森林、支持向量机(SVM)、随机森林(Random Forest)等主流机器学习算法进行性能对比, 具体对比结果见表 2, 图 3。对比数据显示, 本文提出的 Ada-DT 模型综合准确率达到 89.5%, 且在各风险等级的召回率均维持在较高水平, 充分印证了该模型具备优异的泛化能力与预测稳定性, 其预测效果优于其他对比算法。

表1 配电网故障特征表

标签	特征名称	标签	特征名称
f1	时间	f10	雪天
f2	地域	f11	可见度
f3	平均温度	f12	平均风速
f4	平均高温	f13	最大持续风速
f5	极端高温	f14	雨天
f6	平均低温	f15	雾天
f7	极端低温	f16	降雨天气
f8	平均可见度	f17	降雨或降雪量
f9	海平面大气压	f18	平均相对湿度

表2 不同预警模型性能对比 单位：%

模型	准确率	等级1召回率	等级2召回率	等级3召回率
Random Forest	78.9	85.7	58.8	100
RBF-SVM	84.2	92.9	75.5	85.7
Ada-DT	89.5	92.9	88.2	85.7

4 结束语

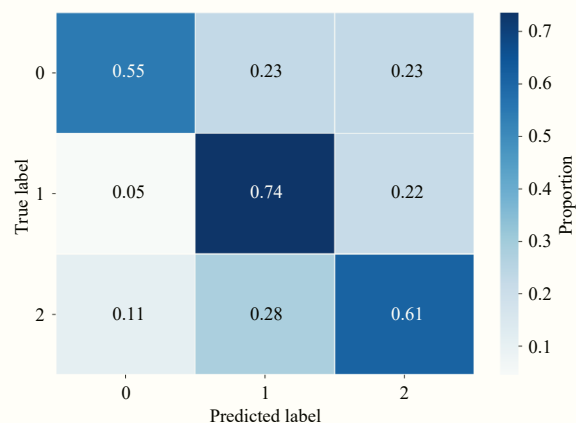
本文针对高比例分布式资源接入场景下薄弱配电网的运行风险问题，开展了一系列研究工作并得出相应研究结论。

系统剖析了冬夏双峰负荷场景下，高比例分布式资源接入后引发的电压越限、谐波污染及保护配合难题等特殊运行特征，明确了不同工况下配电网的风险演化机理，厘清了分布式资源接入与电网运行状态之间的内在关联。

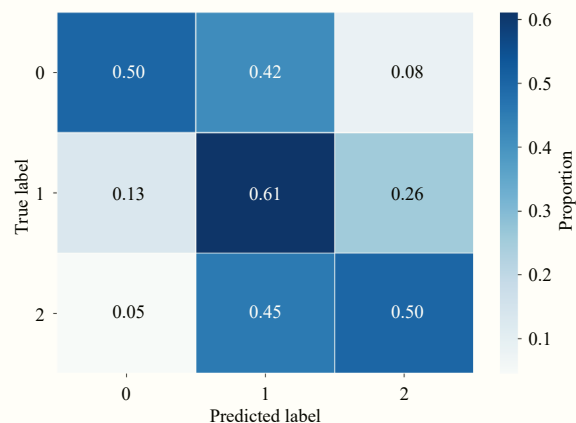
构建了基于UKF滤波的多指标动态风险感知模型，该模型可实现对配电网运行状态的实时跟踪与精准估计，有效捕捉各类运行风险，为后续风险预警提供可靠支撑。

提出了融合G-ReliefF特征筛选与Ada-DT集成学习的停电风险预警方法，经实证验证，该方法预警准确率优异，尤其在中度及以上风险等级的识别上表现突出，能有效提升风险预警的精准度。

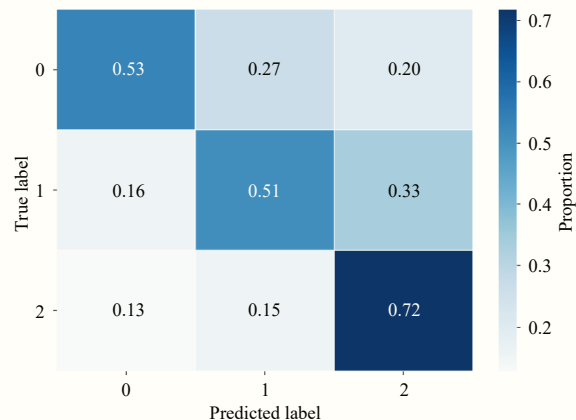
本文所构建的数据-机理混合驱动风险分析框架，为薄弱配电网的全景风险感知与超前预警提供了切实可行的技术路径。结合研究现状，后续可从以下



(a) Ada-DT模型的混淆矩阵



(b) SVM的混淆矩阵



(c) Random forest的混淆矩阵

图3 3种模型的混淆矩阵对比

2个方向深化研究：其一，推动所提模型与配电网调度控制系统的深度融合，构建风险防控的闭环管理体系，实现风险的实时监测与动态调控；其二，深入研究极端灾害场景下“源-网-荷-储”协同的弹性恢复策略，进一步提升薄弱配电网的抗干扰能力与供电韧性，为电网安全稳定运行提供更全面的技术支撑。

(下转第71页)

38(3):577-586.

- [4] 朱梦瑶,李欢,张瑞祥.热老化对XLPE电缆本体中典型缺陷所引发电场畸变的影响[J].中国电机工程学报,2024,44(22):9076-9087.
- [5] 金煜知,宋柯,任文军,等.极性反转条件下基于双极性载流子-离子混合输运模型的XLPE空间电荷特性研究[J].绝缘材料,2023,56(6):66-72.
- [6] 雷清泉,刘关宇.如何理解工程电介质中极化与电导两个基本物理过程及其测量的科学原理与方法[J].中国电机工程学报,2018,38(23):6769-6789,7113.
- [7] 赵庆杰,史磊,柴斌.变电站不同类型电缆终端在谐波频率作用下的电-热耦合场仿真分析[J].电气技术,2022,23(5):45-49,54.
- [8] 王彦峰,闫国兵,谢榕昌,等.电热联合老化对XLPE电缆绝缘特性的影响[J].电力工程技术,2021,40(5):128-135.
- [9] 邓繁盛,高媛,李秀峰,等.基于电-热-力场的10 kV电缆终端典型缺陷仿真研究[J].绝缘材料,2023,56(3):100-106.

(上接第42页)

参考文献

- [1] 张京浩.农村薄弱配电网高比例分布式扶贫光伏电站接入与运维技术研究[D].武汉:华中科技大学,2020.
- [2] 赵云龙,傅文进,李沛.基于大数据的配电网运行风险智能预警方法[J].自动化应用,2022(1):45-48.
- [3] 曹令军.基于人工智能的配电网风险态势预测方法研究[J].科学技术创新,2021(28):102-104.
- [4] 戴璐平,瞿青,黄露,等.基于配网新常态下电费风险模型构建与应用[J].中国电力,2021(8):136-142.
- [5] 李小玉,关家祥,段昕,等.基于天气因素的配电网故障停电风险预测研究[J].河北电力技术,2021(2):21-24.
- [6] 史雷,王莹,魏联滨,等.基于风险熵的增益配电网投资风险评估模型设计[J].微型电脑应用,2020(12):156-159.
- [7] 张稳,盛万兴,杜松怀,等.基于海量数据的配电网运行分析系统架构与技术实现[J].电力系统自动化,2020(3):168-175.
- [8] 董锴,崔艳林,周巍,等.基于PSO算法的电力系统状态评估分析方法研究[J].电子设计工程,2020(14):38-42.
- [9] 林静怀,范士雄,徐郑崎,等.基于模糊层次分析法和LSTM-注意力机制的电网运行态势感知评估模型[J].电力信息与通信技术,2020(4):56-63.
- [10] HAUGHTON D A,HEYDT G T.A linear state estimation formulation for smart distribution systems[J].IEEE Transactions on Power Systems,2013,28(2):1187-1195.
- [11] PAU M,PEGORARO P A,SULIS S.Efficient branch-current-based distribution system state estimation including synchronized measurements[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2013,62(9):2419-2429.
- [12] MONTENEGRO D,RAMOS GA,BACHA S.Distributed programming for high performance monitoring of electrical power systems[C].IEEE PES T&D Conference and Exposition,Chicago:IEEE Conference Publications,2014:1-5.
- [13] CHRISTOPHER OLSTON,BENJAMIN REED,UTKARSH SRIVASTAVA.Pig Latin:a not-so-foreign language for data processing[C]//Proceedings of the 2008 ACM SIGMOD international conference on Management of data,Vancouver,Canada:ACM,2008:1099-1110.

- [10] 王子康,周凯,朱光亚,等.冷热循环单周期内电缆附件XLPE-SIR界面局部放电演变特性研究[J].中国电机工程学报,2023,43(15):6136-6145.

作者简介

张俊康(1977—),男,本科,高级工程师,研究方向为变电运维技术,E-mail:138085222633@163.com。

陈伟凡(1990—),男,硕士研究生,高级工程师,研究方向为变电运维技术,E-mail:253520232@qq.com。

苏文博(1990—),男,硕士研究生,高级工程师,研究方向为变电运维技术,E-mail:329107645@qq.com。

谢松(1991—),男,硕士研究生,高级工程师,研究方向为变电运维技术,E-mail:527202164@qq.com。

陈祥坚(1982—),男,本科,高级工程师,研究方向为变电运维技术,E-mail:361901083@qq.com。

(责任编辑:刘艳玲)

- [14] ROB PIKE,SEAN DORWARD,ROBERT GRIESEMER,et al.Interpreting the data: parallel analysis with Sawzall[J].Scientific Programming,2005,13(4):277-298.
- [15] MARCEL KORNACKER,JUSTIN ERICKSON.Cloudera Impala: real-time queries in Apache Hadoop for real[EB/OL].(2013-01-10)[2026-05-27]
- [16] HOU K,JIA H,XU X,et al.A continuous time markov chain based sequential analytical approach for composite power system reliability assessment[J].Power Systems IEEE Transactions on,2016,31(1):738-748.
- [17] LI W.Risk assessment of power systems: models,methods,and applications[M].John Wiley and Sons,2005.
- [18] BILLINTON R,BOLLINGER K E.Transmission system reliability evaluation using markov processes[J].IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems,1968,87(2):538-547.
- [19] BHUIYAN M R,ALLAN R N.Inclusion of weather effects in composite system reliability evaluation using sequential simulation[J].IET Proceedings - Generation Transmission and Distribution,1994,141(6):575-584.
- [20] BILLINTON R,SINGH G.Application of adverse and extreme adverse weather: modelling in transmission and distribution system reliability evaluation[J].IEE Proceedings on Generation,Transmission and Distribution,2006,153(1):115-120.

作者简介

周俊(1990—),女,硕士,高级工程师,研究方向为配电系统建模和运行状态仿真分析,E-mail:zhoujun123amy@126.com.cn。

叶学顺(1985—),男,硕士,高级工程师,研究方向为配电系统建模、数模混合仿真、信息物理融合仿真,E-mail:yexueshun@epri.sgcc.com.cn)。

贾东梨(1982—),女,硕士,教授级高级工程师,研究方向为配电系统仿真分析与运行控制,E-mail:jiadi@epri.sgcc.com.cn)。

王帅(1988—),男,博士,高级工程师,研究方向为配电系统仿真分析与运行控制,E-mail:wangshuai3@epri.sgcc.com.cn)。

(责任编辑:张峰亮)