

基于图像识别和数值天气预报的输电线覆冰智能监测预警及风险评估

孟令博, 朱红杰, 杨兰均, 董立凡, 陈立言

**Research on Transmission Line Icing Monitoring, Early Warning and Risk Assessment Technology Based on Numerical Weather and Machine Learning**

MENG Lingbo, ZHU Hongjie, YANG Lanjun, DONG Lifan, and CHEN Liyan

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-330>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

引用格式: 孟令博, 朱红杰, 杨兰均, 等. 基于图像识别和数值天气预报的输电线路覆冰智能监测预警及风险评估 [J]. 南方能源建设, 2026: 1-13. MENG Lingbo, ZHU Hongjie, YANG Lanjun, et al. Research on transmission line icing monitoring, early warning and risk assessment technology based on numerical weather and machine learning [J]. Southern energy construction, 2026: 1-13. DOI: [10.16516/j.ceec.2025-330](https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-330).

# 基于图像识别和数值天气预报的输电线路覆冰智能监测预警及风险评估

孟令博<sup>1,✉</sup>, 朱红杰<sup>2</sup>, 杨兰均<sup>1</sup>, 董立凡<sup>1,3</sup>, 陈立言<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学 电气工程学院, 陕西 西安 710048;

2. 国网宝鸡供电公司, 陕西 宝鸡 721000;

3. 咸阳市气象局, 陕西 咸阳 712000)

**摘要:** [目的]为解决输电线路覆冰导致的设备故障与电网安全问题,以宝鸡翻越秦岭区域线路为研究对象,开展覆冰监测、预测与风险评估技术研究。[方法]监测环节采用机器视觉技术,通过图像预处理、导线像素提取和宽度测量算法,结合“观冰精灵”图像传感器,实现覆冰厚度实时监测;预测环节构建周边气象站数据库,基于Haversine公式获取匹配度高的气象数据,基于插值法对气象数据精细化进行处理,将处理后数据输入WRF数值天气模型模拟关键气象要素,用模拟结果驱动Makkonen覆冰模型计算覆冰厚度增量,结合实时监测值得到预测结果;风险评估环节融合覆冰跳闸样本、杆塔静态数据及气象数据,经特征工程处理后构建XGBoost模型,设计差异化动态预警阈值。最终,基于Python实现以上3个模块功能,并开发可视化监测预警与风险评估系统。[结果]研究表明,覆冰厚度监测结果与人工测量结果对比误差 $\leq 3\%$ ,覆冰厚度预测结果误差 $\leq 5\%$ ;风险评估方面,能够实现1~3 h、3~6 h覆冰跳闸概率精准预测与分级预警。[结论]开发的可视化监测预警与风险评估系统,能够集成监测、预测、评估3个功能,为宝鸡电网输电线路智能运维提供决策支持,有效降低覆冰灾害损失。

**关键词:** 输电线路覆冰; 机器视觉; 数值天气模型; XGBoost; 风险评估

DOI: [10.16516/j.ceec.2025-330](https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-330)

文章编号: 2095-8676(2026)

CSTR: [32391.14.j.ceec.2025-330](https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-330)

中图分类号: TM7; P49



论文二维码



孟令博 (2026). 2025年1月宝鸡输电线路覆冰图像. V1. Science Data Bank. <https://doi.org/10.57760/sciencedb.35688>.

孟令博 (2026). 2017-2025年宝鸡市内各个气象站监测的气象数据. V1. Science Data Bank. <https://doi.org/10.57760/sciencedb.35685>.

孟令博 (2026). 2017-2025年宝鸡电网灾情及运维数据. V1. Science Data Bank. <https://doi.org/10.57760/sciencedb.35687>.

## Research on Transmission Line Icing Monitoring, Early Warning and Risk Assessment Technology Based on Numerical Weather and Machine Learning

MENG Lingbo<sup>1,✉</sup>, ZHU Hongjie<sup>2</sup>, YANG Lanjun<sup>1</sup>, DONG Lifan<sup>1,3</sup>, CHEN Liyan<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710048, Shaanxi, China;

2. State Grid Baoji Power Supply Company, Baoji 721000, Shaanxi, China;

3. Xianyang Meteorological Bureau, Xianyang 712000, Shaanxi, China)

收稿日期: 2025-11-25 修回日期: 2026-01-22

基金项目: 国网陕西省电力有限公司科技项目“基于气候微环境数值建模和‘气候-电力’联合仿真的气象预报和灾害预警技术研究”(5226BJ250005)

**Abstract:** [Objective] To address the equipment failure and grid safety issues caused by ice accumulation on transmission lines, this study takes the lines crossing the Qinling Mountains in Baoji as the research object and conducts research on ice accumulation monitoring, prediction, and risk assessment technologies. [Method] In the monitoring phase, machine vision technology was adopted. Through image preprocessing, conductor pixel extraction, and width measurement algorithms, combined with the "Ice Observation Spirit" image sensor, real-time monitoring of ice thickness was achieved. In the prediction phase, a database of surrounding meteorological stations was constructed. Based on the Haversine formula, meteorological data with high matching degrees were obtained. Then, the meteorological data were refined through interpolation methods. The processed data were input into the WRF numerical weather model to simulate key meteorological elements. The simulation results drove the Makkonen ice accumulation model to calculate the increase in ice thickness. Combined with real-time monitoring values, the prediction results were obtained. In the risk assessment phase, ice accumulation tripping samples, tower static data, and meteorological data were integrated. After feature engineering processing, an XGBoost model was constructed, and differentiated dynamic early warning thresholds were designed. Ultimately, the functions of the three modules were implemented based on Python, and a visualization monitoring, early warning, and risk assessment system was developed. [Result] The research shows that the error between the ice thickness monitoring results and the manual measurement results is  $\leq 3\%$ , and the error of the ice thickness prediction results is  $\leq 5\%$ . In terms of risk assessment, it can accurately predict the probability of ice accumulation tripping within 1~3 hours and 3~6 hours and issue graded early warnings. [Conclusion] The developed visualization monitoring, early warning, and risk assessment system can integrate monitoring, prediction, and assessment functions, providing decision support for the intelligent operation and maintenance of transmission lines in the Baoji power grid and effectively reducing the losses caused by ice accumulation disasters.

**Key words:** transmission line icing; machine vision; numerical weather model; XGBoost; risk assessment

2095-8676 © 2026 Energy China GEDI. Publishing services by Energy Observer Magazine Co., Ltd. on behalf of Energy China GEDI.

This is an open access article under the CC BY-NC license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

## 0 引言

暴露于自然环境之中的输变电设备,其工作状态受外界气象要素的影响作用显著。极端气象事件发生时,设备运行异常现象乃至故障状况频发,电网供电可靠性由此遭受严重威胁。电力设备运行状态与外部气象环境之间存在的紧密关联性已被大量实践所证实<sup>[1-3]</sup>。

其中输电线路覆冰是一种常见的故障原因,当输电线路被冰覆盖时,它们会首先出现闪络、摇晃、杆塔倾斜等问题。随着覆冰程度加剧,高压输电线路垂直负荷超限,可能引发断线、倒塔等严重事故,进而造成输电中断,甚至诱发大范围停电与电网崩溃<sup>[4-5]</sup>。因此,开展输电线路覆冰灾害预警与风险评估研究,对保障电力系统稳定运行、降低覆冰灾害影响具有重要现实意义与应用价值。

输电线路覆冰监测方面,基于图像识别的监测方法具有直观性、实时性及非接触测量、覆盖范围广等优点。而且其主要依据的算法——机器视觉技术更新迭代较快,具有广阔的应用前景。金瑜等<sup>[6]</sup>利用机器视觉技术获取线路双目图像,结合视差求取结果,计算线路覆冰厚度,完成高压输电线路覆

冰在线监测。张洋等<sup>[7]</sup>引入 SURF 算法对具有邻接关系的导线图像特征提取,结合改进的加权融合算法按权重比例分配实现图像拼接,利用拼接图像中杆塔与弧垂所占像素比例计算出覆冰导线的最大弧垂。杨俊等<sup>[8]</sup>采用八邻域追踪等算法进行边缘检测获得导线最长边,进一步设计了边缘法向探测的覆冰厚度检测方法。此法不仅可以判断是否存在覆冰,而且可以计算出导线的覆冰厚度。

在输电线路覆冰预报方面,由于覆冰作为一种天气现象,其与气象要素的关联性较强,使得基于数值天气模型,对覆冰厚度、形态等方面的预报效果较好,因此,由于其简单、直接性强,在预报覆冰情况时,仍是目前主流的研究方向。此类模型基于流体力学、热力学原理,通过数学表达式描述气象因子与覆冰形成的关系<sup>[9]</sup>。韩兴波等<sup>[10]</sup>通过数值计算详细分析了各个环境参数对导线覆冰增长速率的影响特性,进而建立基于基本环境参数的导线覆冰预测模型,为输电线路覆冰预测、预警工作提供了理论参考。孙朋杰<sup>[11]</sup>采用了相关分析、线性、非线性回归分析、判别分析等方法,对二郎山地区导线覆冰发生的各种条件进行分析,最终建立了基于常规气象因子的导线覆冰冰厚模型,能为架设输电

线路提供一定的依据。李琪冉<sup>[12]</sup>在微地形小气候理论的基础上分析了影响微地形环境下输电线路覆冰的温度、湿度和风速等微气象因子, 基于宏观大气参数和地形因子分析预测微地形环境下的温度、湿度和风速, 采用多元回归分析法建立了微地形区域微气象预测数学模型并进行了实例验证。

输电线路覆冰风险评估方面, 司兴登等<sup>[13]</sup>借助北斗定位系统高精度定位特性, 通过在输电线路关键位置部署终端设备采集数据, 并利用神经网络构建覆冰风险评估模型, 实现对覆冰风险的精准评估。陈易飞等<sup>[14]</sup>综合分析气象、地理、线路及覆冰四类因子对覆冰过荷载、脱冰跳跃、覆冰舞动及绝缘子闪络四类故障的影响机制, 并采用层次分析法对四类故障风险予以评分, 最后根据实际线路覆冰故障统计数据所确定的各类型故障权重计算线路运行风险值并划分预警等级。徐昌前等<sup>[15]</sup>提出一种考虑多维图像耦合驱动的输电线路安全风险快速准确辨识。

在输电线路覆冰监测、预测和灾害评估方面, 已有大量的研究成果和成熟的技术方案, 但仍存在一定的不足<sup>[16-19]</sup>。监测方面, 图像识别算法精度有待提升; 预测方面, 存在覆冰预测模型的输入气象数据与实际研究地点气象数据不匹配问题<sup>[20]</sup>; 灾害评估方面, 存在确定覆冰输电线路各风险因子时考虑不够全面, 风险评估判断依据受人为因素影响较大, 导致评估结果与实际风险存在偏差<sup>[21]</sup>。

针对上述不足, 本文针对宝鸡市翻越秦岭区域输电线路覆冰问题, 开展了如下研究: 通过基于机器视觉的图像识别算法进行覆冰厚度实时监测, 并利用高分辨率 WRF 模型模拟研究区域的气象要素, 将模拟结果作为 Makkonen 模型的输入, 计算输电线路的覆冰厚度的增长值, 与实时监测值结合即得到覆冰厚度的预测值; 同时, 通过获取输电线路历史气象、地形及运维数据(跳闸记录)等多源数据, 并引入可信度评估进行数据预处理, 采用 XGBoost 模型训练适配覆冰天气的线路跳闸预测模型, 并基于差异化动态预警阈值实现覆冰跳闸风险评估。最终形成可视化输电线路覆冰监测预警与风险评估系统, 为宝鸡电网输电线路运维提供有价值的参考。

## 1 资料与方法

### 1.1 研究资料

#### 1.1.1 研究区域

本研究以宝鸡市翻越秦岭区域的输电线路为对象(地理坐标介于 106.25°E~107.75°E、33.5°N~34.5°N), 该区域地形与气象的复杂性叠加, 导致线路覆冰呈现显著的空间异质性, 为覆冰监测、预测与风险评估研究提供了典型场景。典型特征如下:

##### 1) 地形复杂

海拔跨度大, 杆塔部署海拔从 800 m 延伸至 1.6 km 以上, 垂直高差超 800 m, 地形以山地为主(占比超 70%), 间杂峡谷、盆地等地形单元; 同时地处秦岭南北地理与气候分界线, 山脉对气流的阻挡和抬升作用显著, 线路需穿越分水岭、迎风坡等不同地形部位, 局部微环境差异明显。

##### 2) 气象多变

气温垂直递减特征突出, 同时间段低海拔与高海拔区域温差超 3 °C, 冬季冷暖气流交替频繁, 为覆冰提供了温度条件; 同时风速空间分布不均, 低海拔区域平均风速 3.0~3.2 m/s, 高海拔可达 5.5~5.8 m/s, 风向受地形影响易突变; 相对湿度常年维持在 88%~98%, 冬季多持续弱降水, 具备稳定覆冰气象条件。

#### 1.1.2 气象数据

本研究采用“观测数据+再分析数据+智能网格预报数据”的多源气象数据组合, 全面支撑覆冰监测、模型训练与预警分析, 具体数据如下:

气象观测数据选取研究区及周边国家基准气象站、区域自动气象站的实测数据, 核心参数包括 2 m 气温、10 m 风速、相对湿度、降水量及电线结冰观测记录, 时间分辨率为逐小时, 用于验证再分析数据精度及校准覆冰模型。

再分析数据采用欧洲中期天气预报中心(ECMWF)的 ERA5 再分析数据集, 空间分辨率为 0.25°×0.25°, 时间分辨率 1 h, 数据时段覆盖近 30 a。核心参数涵盖气温、相对湿度、风速、降水等覆冰关键气象要素, 经 GIS 空间内插至输电线路杆塔位置, 用于历史覆冰过程反演与模型训练样本构建。

智能网格预报数据来源于国家气象中心智能数

字预报系统, 研究区空间分辨率达 1 km, 时间分辨率为逐小时, 预报时效覆盖未来 7 d。数据包含气温、风速、湿度、降水相态等精细化预报产品, 依托人工智能算法优化, 用于输电线覆冰短期预警与风险预判。

3 类数据相互补充, 观测数据保障基础真实性, 再分析数据提供长时序历史支撑, 智能网格预报数据满足实时预警需求, 为覆冰监测预警及风险评估提供全面的数据支撑。

### 1.1.3 输电线路相关数据

从 GIS 系统获取包括杆塔所在区域地形类型(山地、平原、丘陵等)、海拔高度、线路绝缘等级、导线型号(本次研究采用 LGJ-300/40 型, 实际半径 12 mm)、杆塔高度与结构类型等静态特征。

通过架设于研究区域输电线路上的“观冰精灵”图像传感器(如图 1)采集, 获取输电线路实时覆冰图像信息, 用于覆冰厚度实时监测。



图 1 图像监测设备“观冰精灵”部署情况

Fig. 1 Deployment of image monitoring equipment "Ice Observation Elf"

### 1.1.4 故障样本数据

根据国网宝鸡供电公司 2017—2025 年输电线路历史运维记录, 筛选由覆冰引发的跳闸故障样本, 提取跳闸时间、杆塔编号(位置)、故障诱因(导线舞动、绝缘子闪络等)、覆冰厚度等关键信息, 用于风险评估模型训练与验证。

## 1.2 研究方法

### 1.2.1 基于 Haversine 的最近气象站定位方法

从气象部门服务器获取目标输电线路区域周边所有气象站经纬度和覆冰相关气象数据, 使用 SQLite 数据库将上述数据信息整合构建为数据库文件。

输入目标输电线覆冰研究区域的经纬度, 利用 Haversine 公式计算两点之间的距离查找最近的气象站。Haversine 公式是计算球面上两点之间最短距离(大圆距离)的经典算法, 核心用于已知两点经纬度时, 精准求解地球表面的直线距离。

设球面两点经纬度坐标: A ( $lat_1, lon_1$ )、B ( $lat_2, lon_2$ ), 则有:

$$a = \sin^2 \frac{lat_2 - lat_1}{2} + \cos(lat_1) \times \cos(lat_2) \times \sin^2 \frac{lon_2 - lon_1}{2} \quad (1)$$

$$c = 2 \times \arctan(\sqrt{a}, \sqrt{1-a}) \quad (2)$$

$$d = R \times c \quad (3)$$

式中:

$a$  ——球面三角形的半边正弦平方和;

$c$  ——圆心角( $^\circ$ );

$d$  ——球面上两点之间最短距离(km);

$R$  ——地球半径(km)。

定位到据目标研究区域最近的气象观测站点后, 选取在对应时段的覆冰相关气象数据, 若目标数据存在缺失, 依次选取次近站点的数据进行补充, 确保气象数据的完整性。

### 1.2.2 基于加权法的气象数据的可信度评估方法

由于定位到的最近气象观测站位置和目标研究区域仍存在一定的距离, 实测发现最远距离达到 40 km, 因此还需要进行气象数据的可信度评估以为覆冰预测和风险评估提供参考。

本文采用加权法, 结合气象站点与研究目标区域的距离分级, 差异化调整各要素数据的可信度权重。根据距离和气象数据的种类, 利用了多因子加权评分, 在距离和气象要素上进行分级:

1) 距离因素: 当距离  $< 5$  km 为极近, 距离因子为 1.0、小于 10 km 为近, 距离因子为 0.9、小于 20 km 为中, 距离因子为 0.75, 大于 20 km 为远, 距离因子为 0.5。

2) 气象因素: 温度空间分布最均匀, 气象因子为 1.0; 湿度和降水局地影响中等, 气象因子为 0.85; 而风速空间差异最大, 气象因子为 0.6。

则最终评分为气象因子与距离因子乘积的 10 倍。

### 1.2.3 基于插值法的气象数据精细化处理方法

传统直接将国家气象站单点数据外推至杆塔/线

路处的方式, 存在空间代表性不足的问题——气象站多分布于开阔区域, 难以反映输电线路所处复杂地形(如峡谷、高海拔山地)的微气候特征, 导致除气温外, 风速、降水量等与覆冰密切相关的要素推算误差较大。为此, 本文采用“高分辨率格点数据融合+多步骤精细化处理”方案, 而非单纯依赖简单插值, 具体流程如下:

### 1) 高分辨率数据引入

用 ERA5 全球大气再分析数据(空间分辨率  $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ , 时间分辨率 1 h), 获取气温、相对湿度、风速、降水量等要素的三维格点数据, 覆盖研究区域及周边 50 km 范围, 用于历史覆冰过程反演与长时序数据支撑; 采用中国气象局国家级智能网格预报产品(空间分辨率  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ , 预报时效 0~12 h), 提供逐小时滚动更新的气象要素预报值, 弥补再分析数据的实时性不足。

### 2) 数据检验方法

以国家气象站实测数据为基准, 对高分辨率数据进行逐要素、逐时段检验, 确保数据可靠性:

覆盖 2017—2025 年完整时段, 选取研究区域内 3 个代表性气象站(秦岭梁站、东河桥站、东河桥村站)的逐小时实测数据, 与对应格点的高分辨率数据进行逐时段匹配; 将数据划分为“覆冰时段”(每年 11 月—次年 3 月, 满足气温  $\leq 2^{\circ}\text{C}$ 、相对湿度  $\geq 85\%$  的时段)与“非覆冰时段”, 分别计算核心统计指标(相关系数、平均绝对误差、均方根误差), 重点验证覆冰关键气象要素的适配性; 未达标的格点数据(如覆冰时段风速相关系数  $< 0.8$ )采用邻近合格格点数据替换, 确保高分辨率数据在覆冰场景下的有效性。

### 3) 杆塔/线路处数据插值方法

在检验合格的高分辨率格点数据基础上, 通过“多层修正+加权融合”实现精细化推算, 而非简单插值:

(1) 基础插值: 采用反距离权重插值(IDW), 以目标杆塔/线路为中心, 选取周边  $5 \times 5$  个高分辨率格点数据, 按距离倒数的二次方分配权重, 计算初始插值结果;

(2) 地形修正: 结合 GIS 系统中的杆塔海拔、坡度数据, 对初始插值结果进行修正(如高海拔区域气温按垂直递减率调整、峡谷区域风速按狭管效

应修正);

(3) 数据融合: 将插值修正后的结果与 Haversine 公式定位的最近气象站实测数据加权融合(高分辨率数据权重 0.7, 气象站数据权重 0.3), 进一步降低单一数据源的误差, 提升数据稳定性。

### 1.2.4 基于机器视觉的覆冰厚度监测方法

机器视觉作为人工智能的重要应用分支, 通过相机等硬件采集图像, 经算法处理将图像信息转化为数据或控制信号, 可替代人工完成高精度、重复性视觉任务, 核心优势在于提升效率、保障一致性、降低人工成本。

本文基于 visionx 平台进行基于机器视觉的图像处理算法实现导线覆冰厚度提取, 主要流程包括图像预处理、导线像素提取和导线像素宽度计算 3 个部分(如图 2)。

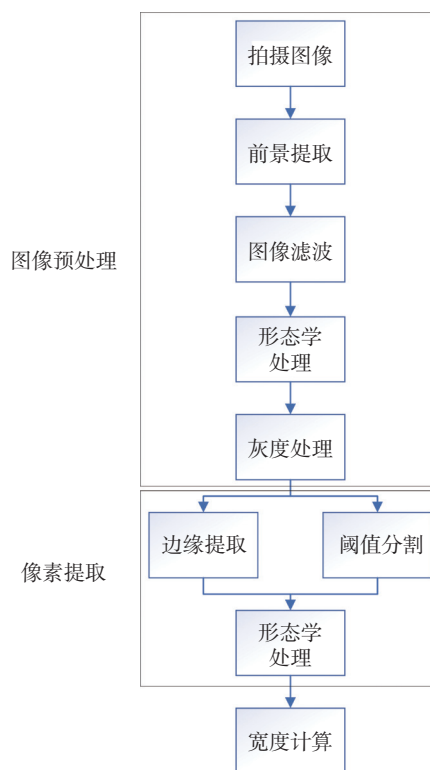


图 2 导线覆冰厚度提取流程

Fig. 2 Conductor icing thickness extraction process

图像预处理阶段主要完成前景提取、灰度化处理、图像滤波及形态学操作<sup>[22]</sup>。

导线部分像素提取方面, 日间图片采用边缘提取算法, 夜间图片宜采用阈值分割算法。

导线覆冰厚度测量方面采用宽度测量法测量覆

冰导线的像素宽度，取左侧导线像素区域边缘上的若干个点，分别计算每个点到右侧像素边缘的最小距离，将所有得到的距离取平均值，即为得到的平均像素宽度。

由于导线实际宽度与图像中的像素宽度成正比，且目标导线规格型号已知，因此可以得到导线未覆冰时的实际宽度，再结合未覆冰导线在图像中的像素宽度计算结果，即可得到目标导线的实际宽度与像素宽度的比例，进而可以得到覆冰后导线的实际宽度，与未覆冰时的实际宽度的差值即为导线覆冰厚度。

### 1.2.5 基于 WRF 和 Makkonen 的覆冰预测方法

1) 数值气象模拟：采用 WRF4.1 数值天气模型，选用 6 h 一次的  $1^\circ \times 1^\circ$  分辨率的 FNL 再分析数据作为初始场条件。模拟采用双层嵌套结构，模拟中心点位于  $112.6^\circ\text{E}$ ， $37.8^\circ\text{N}$ 。粗网格和细网格的水平分辨率分别为 9 km 和 3 km，对应的格点数分别为  $649 \times 541$  和  $673 \times 676$ 。模式顶部设置为 50 hPa，垂直方向划分为 51 层<sup>[25]</sup>。具体的物理参数化方案包括：RRTM 长波辐射方案、Dudhia 短波辐射方案、地表层 Monin-Obukhov 相似性理论、Noah 陆面过程模式、YSU 边界层参数化方案以及 WSM6 微物理过程方案。对于 9 km 网格，采用 Kain-fritsch 积云对流参数化方案；

#### 2) 覆冰增长计算：

Makkonen 覆冰模型由芬兰科学家 S.Makkonen 于 1984 年提出，是一种半经验模型，该模型综合考虑了温度、风速、风向、湿度等气象因素对覆冰过程的影响，广泛应用于电力输电线路、风机叶片、桥梁等工程领域的覆冰预测与防护设计<sup>[23]</sup>。该模型基于覆冰形成的热力学和动力学过程，综合考虑了气象条件、结构几何参数及热量交换等因素。模型的核心思想是覆冰增长由以下 3 个关键过程决定：过冷却水滴的碰撞、水滴的捕获与冻结以及热量平衡。其计算公式如下：

$$\frac{dM}{dt} = a_1 a_2 a_3 \cdot W \cdot V \cdot A \quad (4)$$

式中：

$\frac{dM}{dt}$  ——单位时间覆冰增长质量 (g)；

$W$  ——液态水含量 ( $\text{g}/\text{m}^3$ )；

$V$  ——风速 ( $\text{m}/\text{s}$ )；

$A$  ——结构迎风截面积 ( $\text{m}^2$ )；

$a_1$  ——水滴碰撞效率；

$a_2$  ——水滴捕获效率；

$a_3$  ——冻结效率。

将基于 WRF 模式模拟的气象要素值输入 Makkonen 覆冰模型，即可得到未来一段时间内的输电线覆冰厚度增长量；

4) 覆冰厚度预测：结合机器视觉技术获取的实时覆冰厚度监测值，得到未来一段时间内的覆冰厚度预测值。

### 1.2.6 基于 XGBoost 模型的覆冰风险评估方法

#### 1) 数据集划分：

按时间顺序将故障样本与对应数据划分为训练集与验证集，确保两组数据均涵盖不同覆冰厚度、不同地形的样本；

#### 2) 模型训练与优化：

采用加权关联法，按时间相似度、空间距离选取相似历史样本；

设计不同覆冰场景的参数网格，分类模型以 AUC 为评估指标，回归模型以 RMSE 为指标，通过时序交叉验证筛选最优参数组合，抑制过拟合。

#### 3) 风险预警机制：

每 15 min 更新 1 次气象数据，输入优化后的 XGBoost 模型，输出未来 1~3 h、3~6 h 各杆塔的跳闸概率；

按覆冰强度设定三级预警阈值，收集预警后运维巡查结果形成新样本，样本量较少时进行增量训练，样本充足时全量再训练，持续优化预测精度。

### 1.2.7 可视化系统开发方法

基于 Python 语言实现监测、预测、风险评估三大模块的功能集成，开发可视化监测预警与风险评估系统：

1) 模块整合：将机器视觉监测模块、WRF-Makkonen 预测模块、XGBoost 风险评估模块进行技术融合；

2) 交互设计：输入目标区域杆塔经纬度和实时监测图像，系统自动输出实时覆冰厚度、未来 10 h 覆冰厚度预测值及覆冰跳闸概率与预警信息；

3) 界面优化：设计人机交互友好的可视化界面，实现数据展示、风险分级、预警提示等功能一体化。

## 2 基于机器视觉的覆冰监测

以2025年1月24日8时—24时的覆冰情况为例, 采用基于机器视觉的图像处理算法提取不同时刻的导线像素宽度(如图3)。

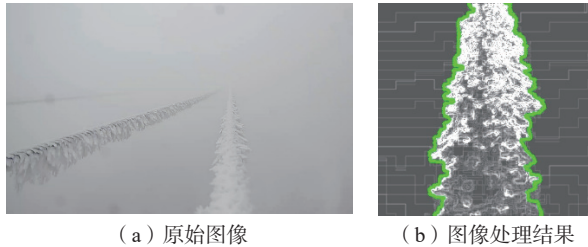


图3 输电线覆冰图像及处理结果

Fig. 3 Transmission line icing image and processing result

以初始覆冰厚度为0的图像为基准, 结合LGJ-300/40型导线实际半径(12 mm)及像素与实际宽度比例关系, 计算各时刻覆冰监测厚度, 并统计当地运维部门实际测量厚度(如表1)。

将覆冰厚度监测结果与人工测量结果相对比(如图4), 可得覆冰厚度监测平均误差为0.355 mm。

对宝鸡电网2017—2025年所有覆冰事件图像数据的处理结果显示, 监测误差均控制在3%以内, 实现了导线覆冰情况的精准实时在线监测。

表1 覆冰厚度监测结果与实际测量结果

时间	覆冰监测厚度/mm	覆冰实际厚度/mm
8: 00	0	0.07
9: 00	1	0.98
10: 00	1.37	1.35
11: 00	2.54	2.49
12: 00	3.65	3.53
13: 00	4.46	4.31
14: 00	5	5.05
15: 00	5.65	5.82
16: 00	7.07	6.93
17: 00	7.41	7.55
18: 00	7.19	7.08
19: 00	7.78	7.99
20: 00	8.58	8.42
21: 00	9.52	9.70
22: 00	10.18	10.29
23: 00	10.48	10.35
24: 00	10.53	10.58

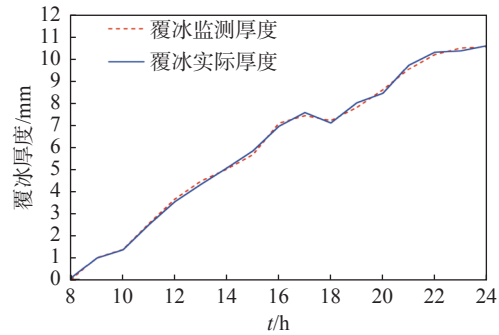


图4 覆冰厚度监测结果与实际测量结果对比图

Fig. 4 Comparison chart of ice thickness monitoring results and actual measurement results

## 3 基于数值天气的覆冰预测

### 3.1 气象要素模拟

#### 3.1.1 高分辨率数据检验结果

通过国家气象站实测数据与高分辨率数据的检验对比表(如表2), 验证数据可靠性。

表2 高分辨率数据与气象站实测数据检验结果

气象要素	数据类型	相关系数	平均绝对误差	均方根误差
气温	ERA5再分析数据	0.97	0.32 °C	0.45 °C
	智能网格预报数据	0.96	0.41 °C	0.53 °C
相对湿度	ERA5再分析数据	0.88	3.8%	4.9%
	智能网格预报数据	0.86	4.5%	5.7%
风速	ERA5再分析数据	0.83	0.65 m/s	0.82 m/s
	智能网格预报数据	0.81	0.73 m/s	0.91 m/s

结果显示, 高分辨率数据各要素均满足检验标准, 其中气温、相对湿度精度最优, 风速和降水量较传统方法提升显著(相关系数提升0.1~0.15)。

#### 3.1.2 插值后数据精度验证

以2025年1月24日为例, 选取3个代表性杆塔(海拔分别为800 m、1200 m、1600 m), 对比插值后数据与杆塔部署的小型气象站实测数据(表3)。

针对覆冰过程的专项检验结果显示, 覆冰时段内, ERA5再分析数据与智能网格预报数据的核心要素检验精度显著优于非覆冰时段: 气温相关系数 $\geq 0.95$ , 平均绝对误差 $\leq 0.4$  °C; 风速相关系数 $\geq 0.82$ , 平均绝对误差 $\leq 0.7$  m/s; 相对湿度相关系数 $\geq 0.85$ , 平均绝对误差 $\leq 4.5\%$ 。

以2017—2025年期间12次典型覆冰事件为样本, 高分辨率数据经检验修正后, 与杆塔部署的小

表3 杆塔处插值数据与实测数据对比

杆塔海拔/m	要素	插值结果	实测结果	相对误差/%
800	气温/ $^{\circ}\text{C}$	-0.9	-1.0	10.00
	相对湿度/%	95.2	94.8	0.42
	风速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	3.2	3.0	6.67
	降水/ $(\text{mm}\cdot\text{h}^{-1})$	0.3	0.28	7.14
1200	气温/ $^{\circ}\text{C}$	-2.5	-2.7	7.41
	相对湿度/%	97.5	98.1	0.61
	风速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	4.5	4.3	4.65
	降水/ $(\text{mm}\cdot\text{h}^{-1})$	0.45	0.43	4.65
1600	气温/ $^{\circ}\text{C}$	-3.8	-4.0	5.00
	相对湿度/%	98.3	97.9	0.41
	风速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	5.8	5.5	5.45
	降水/ $(\text{mm}\cdot\text{h}^{-1})$	0.52	0.50	4.00

型气象站实测数据对比, 风速、降水量的平均相对误差分别控制在 8%、10% 以内, 较传统直接外推

方法误差降低 30% 以上, 满足覆冰预测模型对输入数据的精度要求。

### 3.1.3 基于 WRF 的气象要素模拟

利用 WRF 模式对研究区域在 1 月 24 日 08~24 时的气象条件进行了高分辨率数值模拟。以 1 月 24 日 15 时为例, 图 5 展示了 WRF 模式模拟的研究区域内关键气象要素的空间分布情况。结果表明, 该时刻研究区域以偏北风为主导风向, 平均风速约为 3 m/s; 气温低于  $0^{\circ}\text{C}$ , 相对湿度超过 95%, 小时降水量约为 1.0 mm, 此时段具备较强的覆冰气象条件。

为进一步验证 WRF 模式模拟的气象要素精度, 本文选取了研究区域周边 3 个气象站点(秦岭梁站、东河桥站及东河桥村站)的观测数据, 将模拟值与实际观测值进行对比分析, 结果显示, 模拟值与实际观测值之间的相关系数普遍约 0.9, 表明

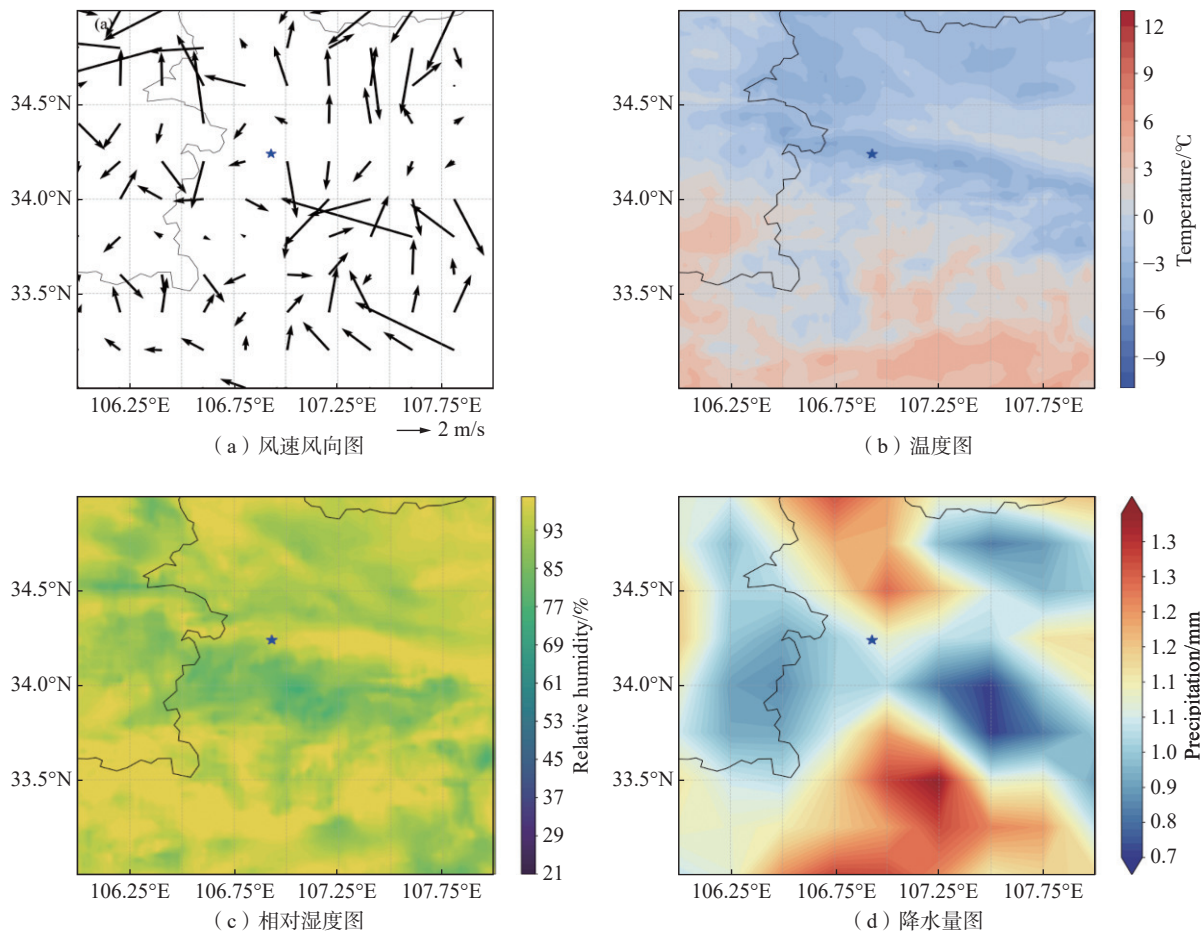


图5 2025年1月24日15时覆冰区域WRF模拟风速风向(a)、温度(b)、相对湿度(c)以及降水量(d)图(蓝色星标为研究区域)

Fig. 5 WRF simulated wind speed and direction (a), temperature (b), relative humidity (Figure c), and precipitation (Figure d) in the ice-covered area at 15:00 on January 24, 2025 (blue star marks the study area)

WRF 模式能够为覆冰预测提供较为准确的气象输入数据。

### 3.2 覆冰厚度模拟

将 WRF 模式模拟得到的气象数据输入 Makkonen 覆冰模型进行覆冰厚度增长量的预测<sup>[23]</sup>。再结合前文中基于图像法实时监测到的覆冰厚度数据, 即可得到未来一段时间内的覆冰厚度预测值。

仍以 1 月 24 日覆冰事件为例, 得到 08:00—24:00 研究区域的输电线覆冰厚度模拟结果 (如表 4)。

表 4 覆冰厚度模拟结果与实际测量结果

时间	覆冰模拟厚度/mm	覆冰实际厚度/mm
8: 00	0.1	0.07
9: 00	0.8	0.98
10: 00	1.2	1.35
11: 00	2.3	2.49
12: 00	3.4	3.53
13: 00	4.0	4.31
14: 00	4.5	5.05
15: 00	5.1	5.82
16: 00	6.5	6.93
17: 00	7.4	7.55
18: 00	7.5	7.08
19: 00	7.8	7.99
20: 00	8.6	8.42
21: 00	8.9	9.7
22: 00	9.5	10.29
23: 00	9.8	10.35
24: 00	9.7	10.58

将覆冰厚度模拟结果与人工测量结果相对比 (如图 6), 模拟值较实际值的平均绝对误差约为 0.632 mm。

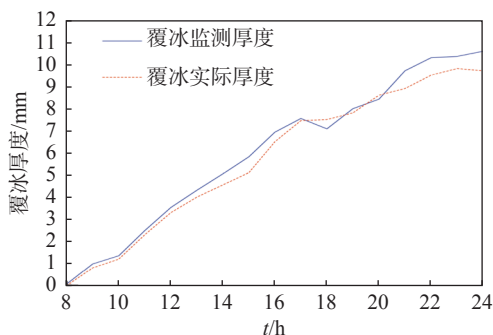


图 6 覆冰厚度模拟结果与实际测量结果对比图

Fig. 6 Comparison chart of simulated ice thickness results and actual measurement results

通过上述方法对 2017—2025 年宝鸡电网输电线路运维记录中所有覆冰事件中的覆冰厚度进行模拟, 结果表明, 基于 WRF 模拟气象要素值的 Makkonen 覆冰模型具备一定的输电线覆冰厚度模拟能力, 能够较好地把握覆冰增长的趋势, 与实际观测值在大部分时段能够较好吻合, 误差均在 5% 以内。

## 4 基于机器学习的覆冰风险评估与预警

### 4.1 数据预处理

根据覆冰气象数据各要素的可信度分配差异化权重, 通过加权平均将同覆冰事件下的多气象要素进行融合, 得到覆冰综合气象特征; 同时, 将该综合特征与杆塔静态环境特征进行关联融合, 形成全面的模型输入特征集。之后对地形类型、杆塔结构类型等文本类特征采用独热编码转换。通过主成分分析提取关键特征, 降低模型复杂度, 提升训练效率。

### 4.2 XGBoost 预测模型建立与效果分析

建立 XGBoost 预测模型并进行模型训练与优化。为进一步验证 XGBoost 模型在覆冰跳闸预测任务中的优势, 将其与电力灾害评估中常用的随机森林模型进行对比测试: 二者采用完全一致的多源输入特征集 (含覆冰气象数据、杆塔静态特征、历史跳闸记录等), 以 AUC 值 (分类任务精度) 和 1~3 h/3~6 h 跳闸概率预测误差为核心指标。结果显示, XGBoost 模型的 AUC 值达 0.92, 较随机森林的 0.83 提升约 10.8%; 1~3 h、3~6 h 跳闸概率预测的平均误差分别为 4.2% 和 5.1%, 显著低于随机森林的 7.6% 和 8.3%。

差异根源在于: XGBoost 通过梯度提升框架可精准捕捉气象要素 (如风速、湿度) 与覆冰跳闸间的非线性关联, 同时借助正则化项有效抑制过拟合; 而随机森林在处理高维异构数据时, 易因特征重要性分配不均 (如地形类型与风速权重失衡) 导致预测偏差, 且对覆冰厚度骤增等极端场景的敏感性不足。该对比进一步证实 XGBoost 更适配输电线覆冰风险评估的实际需求, 为后续差异化预警提供更可靠的模型支撑。

### 4.3 实时预测与差异化预警机制

覆冰气象数据每 15 min 更新一次, 对实时获取的气象数据基于前文所述的插值法进行精细化处理,

并和杆塔静态数据一起进行数据预处理以确保与训练数据格式一致。将处理后的实时数据输入对应覆冰强度场景的优化模型，输出未来 1~3 h、3~6 h 内每个杆塔的跳闸概率值。并按覆冰强度设定三级预警阈值：轻度覆冰（低风险 < 0.2、中风险 0.2~0.5、高风险 > 0.5）、中度覆冰（低风险 < 0.25、中风险 0.25~0.6、高风险 > 0.6）、重度覆冰（低风险 < 0.3、中风险 0.3~0.7、高风险 > 0.7）。当跳闸概率超过对应阈值时，触发预警，生成预警信息。

收集预警后运维巡查结果（是否实际跳闸、现场覆冰情况、故障原因等），形成新样本。样本量较少时进行增量训练，样本充足时全量再训练，持续优化模型在不同覆冰场景下的预测精度。

统计 2025 年 1 月 25 日覆冰案例中预警信息发布情况与实际故障情况如表 5 所示。结果显示，系统共发布高风险预警 2 次、中风险预警 3 次，无漏报、误报现象，预警平均提前时间 2.3 h，为运维部门开展融冰作业、设备巡查提供了充足时间窗口，最终未发生断线、倒塔等严重故障，减灾效果显著。

表 5 预警效果验证表

预警发布时间	预警等级	预测跳闸概率	预警提前时间/h
15: 00	高风险	0.82 (1~3 h)	1.0
16: 30	中风险	0.59 (3~6 h)	2.5
18: 00	中风险	0.55 (3~6 h)	3.0
20: 00	中风险	0.48 (3~6 h)	2.2
22: 00	高风险	0.23 (1~3 h)	2.8

## 5 可视化监测预警与风险评估系统建立

系统框图如图 7 所示，分为覆冰风险评估、覆冰监测和覆冰预测 3 个部分。

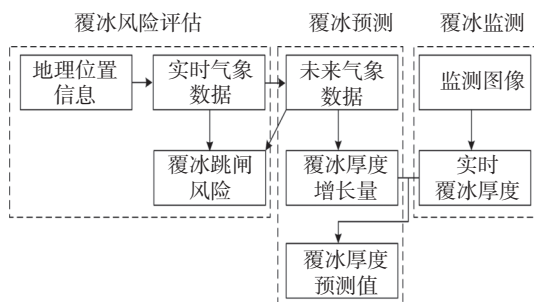


图 7 覆冰灾害监测预警和风险评估系统框图

Fig. 7 Block diagram of ice-coating disaster monitoring, early warning and risk assessment system

覆冰监测模块，通过架设于研究区域输电线路上的“观冰精灵”图像传感器获取实时输电线覆冰图像信息，通过基于机器视觉的图像识别算法进行覆冰厚度提取测量。

覆冰预测模块，将经过 Haversine 公式定位及插值修正后的精细化实时气象数据作为初始条件输入 WRF 模型，基于数值天气预报进行研究区域未来一段时间的气象要素模拟，将模拟值输入 Makkonen 电线积冰模型得到输电线覆冰厚度未来一段时间的增长量，结合覆冰厚度实时监测结果即得到覆冰厚度预测值<sup>[25]</sup>。

覆冰风险评估模块，输入实时覆冰相关气象数据和覆冰预测模块输出的未来 1~3 h、3~6 h 气象预测数据，将预处理后的特征数据输入训练优化后的 XGBoost 模型，输出每个杆塔未来 1~3 h、3~6 h 的跳闸概率值，根据覆冰强度（轻度/中度/重度）对应的三级动态阈值，判定风险等级并触发预警，预警信息同步至可视化界面。

基于 python 分别实现上述 3 个模块功能，并建立可视化监测预警和灾害评估系统，系统界面如图 8 所示。输入目标研究区域输电线路杆塔的经纬度和实时监测图像，即可得到实时覆冰厚度、未来 10 h 覆冰厚度预测值和覆冰跳闸概率和预警信息。



图 8 可视化监测预警和灾害评估系统界面

Fig. 8 Visual monitoring, early warning and disaster assessment system interface

可视化系统实现了监测、预测、评估数据的一体化展示，操作便捷、响应迅速，实际应用中有效避免了严重覆冰故障，验证了技术方案的工程实用性。界面清晰，人机交互友好，能够同时实现输电线覆冰的监测、预测和风险评估，为宝鸡当地运维部门提供了有价值的参考。

## 6 结论

本文以宝鸡电网输电线路覆冰问题为研究对象, 收集了宝鸡电网 2017—2025 年输电线路历史覆冰事件记录, 并与当地气象部门合作获取周边气象站的历史和实时气象数据, 开展了针对宝鸡电网输电线路的覆冰监测、预测和灾害评估研究, 并建立了可视化监测预警与风险评估系统。结论如下:

1) 在覆冰监测方面, 本文采用基于机器视觉的图像监测法, 对宝鸡电网 2017—2025 年中所有记录的覆冰事件的图像数据进行处理, 很好地替代了传统人工观测方法, 能够对导线覆冰情况实现精准的实时在线监测。

2) 在覆冰预测方面, 本文通过 Haversine 公式定位到距离目标地点最近的气象站并获取覆冰相关气象数据, 并基于插值法对气象数据精细化进行处理, 将处理后的数据输入建立的 WRF 模式并进行气象要素模拟, 用模拟结果驱动 Makkonen 覆冰模型成功得到输电线路覆冰的增长量, 与实际观测值在大部分时段能够较好吻合, 误差均在 5% 以内, 能够较好地把握覆冰增长的趋势。

3) 在覆冰风险评估方面, 本文获取了输电线历史覆冰跳闸样本、杆塔数据和覆冰气象数据, 基于特征工程进行多源数据预处理, 建立 XGBoost 预测模型进行跳闸概率预测和差异化动态预警, 并收集预警后运维巡查结果进行模型增量学习优化。

本研究选用再分析数据作为 WRF 模式背景场, 是因秦岭山区观测稀疏, 其时空连续、误差可控, 选用再分析数据可填补高海拔覆冰区观测空白, 支撑长时序覆冰反演与模型训练, 能够为技术框架提供稳定的基准验证环境, 是平衡研究目标与数据可得性的合理选择。需说明的是, 其实时性不足, 不适用于业务短期预警, 未来可通过业务数据校正、同化实测数据优化落地。

本研究具有以下创新之处:

1) 数据处理创新: 高分辨率气象数据精细化推算方法。

2) 风险评估创新: 差异化预警与增量优化的 XGBoost 模型。

3) 系统集成创新: 一体化可视化运维支撑平台。未来研究可在覆冰监测方面加入覆冰类型识别

功能以适应多样化应用场景, 在覆冰预测方面可以针对研究区域实际运行环境优化模型参数或引入更多影响因素来提高预测精度, 在风险评估方面可以进一步提升覆冰天气下线路跳闸概率评估的精细化程度, 推动预警从“跳闸概率预测”向“覆冰致灾关键部位精准预警”升级。

### 参考文献:

- [1] 王伟胜, 解鸿斌, 杨知, 等. 初论电力气象的基本概念与研究方向 [J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(18): 7440-7452. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.241858.  
WANG W S, XIE H B, YANG Z, et al. An introductory analysis of electric meteorology: basic concepts and research directions [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(18): 7440-7452. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.241858.
- [2] ZHU Y C, ZHOU R W, ZHANG Y, et al. Review on flashover risk prediction method of iced insulator based on icing monitoring technology [J]. *Cold regions science and technology*, 2021, 185: 103252. DOI: 10.1016/j.coldregions.2021.103252.
- [3] 曹辰, 王增平. 极端天气对新型电力系统的影响及应对措施思考 [J]. *南方能源建设*, 2025, 12(1): 43-57. DOI: 10.16516/j.ceec.2024-367.  
CAO C, WANG Z P. Reflections on the impact of extreme weather on new power systems and countermeasures [J]. *Southern energy construction*, 2025, 12(1): 43-57. DOI: 10.16516/j.ceec.2024-367.
- [4] YANG L, HE S J, CHEN Y F, et al. Effect of droplet deformation on discharge at icicle tip of ice-covered insulators during melting period [J]. *Electric power systems research*, 2022, 213: 108723. DOI: 10.1016/J.EPSR.2022.108723.
- [5] FARZANEH M, CHISHOLM W A. 50 years in icing performance of outdoor insulators [J]. *IEEE electrical insulation magazine*, 2014, 30(1): 14-24. DOI: 10.1109/MEI.2014.6701103.
- [6] 金瑜, 马三龙, 冯靖凯. 基于机器视觉技术的高压输电线路覆冰在线监测方法 [J]. *无线互联科技*, 2023, 20(15): 97-99. DOI: 10.3969/j.issn.1672-6944.2023.15.029.  
JIN Y, MA S L, FENG J K. On-line monitoring method for icing on high-voltage transmission lines based on machine vision technology [J]. *Wireless internet technology*, 2023, 20(15): 97-99. DOI: 10.3969/j.issn.1672-6944.2023.15.029.
- [7] 张洋, 舒征宇, 陈琳, 等. 基于图像拼接的线路覆冰质量估算研究 [J]. *中国测试*, 2023, 49(5): 108-116. DOI: 10.11857/j.issn.1674-5124-2022120142.  
ZHANG Y, SHU Z Y, CHEN L, et al. Research on line ice cover quality estimation based on image stitching [J]. *China measurement & test*, 2023, 49(5): 108-116. DOI: 10.11857/j.issn.1674-5124-2022120142.
- [8] 杨俊, 高显峰, 张可, 等. 基于图像边缘检测和法向探测的导线覆冰监测方法 [J]. *电网与清洁能源*, 2023, 39(2): 24-32. DOI:

- 10.3969/j.issn.1674-3814.2023.02.004.  
 YANG J, GAO Y F, ZHANG K, et al. A conductor icing monitoring method based on image edge detection and normal direction detection [J]. *Power system and clean energy*, 2023, 39(2): 24-32. DOI: 10.3969/j.issn.1674-3814.2023.02.004.
- [9] 李晨曦. 基于 WRF 和机器学习混合模型的输电线路覆冰厚度预测研究 [D]. 兰州: 兰州大学, 2023. DOI: 10.27204/d.cnki.glzhu.2023.003743.  
 LI C X. Research on prediction of transmission line icing thickness based on WRF and a hybrid model of machine learning [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2023. DOI: 10.27204/d.cnki.glzhu.2023.003743.
- [10] 韩兴波, 陈孜铭, 邢镔, 等. 采用基本环境参数的导线覆冰预测方法 [J]. *重庆大学学报*, 2023, 46(11): 69-77. DOI: 10.11835/j.issn.1000-582X.2023.12.008.  
 HAN X B, CHEN Z M, XING B, et al. Prediction model of conductor icing based on basic environmental parameters [J]. *Journal of Chongqing university*, 2023, 46(11): 69-77. DOI: 10.11835/j.issn.1000-582X.2023.12.008.
- [11] 孙朋杰. 导线覆冰气象参数模型的研究与验证 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2012.  
 SUN P J. An icing conductor model based on meteorological parameters and its verification [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2012.
- [12] 李琪冉. 微地形环境下输电线路微气象特征与覆冰灾害预测研究 [D]. 天津: 天津大学, 2020. DOI: 10.27356/d.cnki.gtjdu.2020.003258.  
 LI Q R. Micro-meteorology characteristics and icing disaster prediction of power transmission lines in micro-geography environments [D]. Tianjin: Tianjin University, 2020. DOI: 10.27356/d.cnki.gtjdu.2020.003258.
- [13] 司兴登, 杨洪磊, 李懿航, 等. 基于北斗定位数据驱动的输电线路覆冰风险评估算法分析 [J]. *电子技术*, 2025, 54(2): 404-406. DOI: 10.3969/j.issn.1000-0755.2025.02.186.  
 SI X D, YANG H L, LI Y H, et al. Analysis of icing risk assessment algorithm for transmission lines based on beidou data-driven positioning [J]. *Electronic technology*, 2025, 54(2): 404-406. DOI: 10.3969/j.issn.1000-0755.2025.02.186.
- [14] 陈易飞, 王睿君, 张宇, 等. 基于多因素融合的输电线路覆冰风险评估与分级预警方法 [J]. *电力大数据*, 2025, 28(6): 50-59. DOI: 10.19317/j.cnki.1008-083x.2025.06.006.  
 CHEN Y F, WANG R J, ZHANG Y, et al. Multi-factor fusion-based risk assessment and tiered early warning method for icing faults in overhead transmission lines [J]. *Power systems and big data*, 2025, 28(6): 50-59. DOI: 10.19317/j.cnki.1008-083x.2025.06.006.
- [15] 徐昌前, 王东, 苏峰, 等. 基于图像数据耦合识别的输电线路安全风险评估方法 [J]. *计算机科学*, 2023, 50(增刊 1): 220500032. DOI: 10.11896/j.jsjx.220500032.  
 XU C Q, WANG D, SU F, et al. Image recognition method of transmission line safety risk assessment based on multidimensional data coupling [J]. *Computer science*, 2023, 50(Suppl. 1): 220500032. DOI: 10.11896/j.jsjx.220500032.
- [16] CHOI H, KOO G, KIM B J, et al. Weakly supervised power line detection algorithm using a recursive noisy label update with refined broken line segments [J]. *Expert systems with applications*, 2021, 165: 113895. DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113895.
- [17] FARZANEH M, SAVADJIEV K. Statistical analysis of field data for precipitation icing accretion on overhead power lines [J]. *IEEE transactions on power delivery*, 2005, 20(2): 1080-1087. DOI: 10.1109/TPWRD.2004.838518.
- [18] BILLINTON R, CHENG L. Incorporation of weather effects in transmission system models for composite system adequacy evaluation [J]. *IEE proceedings C (generation, transmission and distribution)*, 1986, 133(6): 319-327. DOI: 10.1049/ip-c.1986.0047.
- [19] 王远谋, 唐家萍, 敖婷, 等. 复杂地形下的电网气象灾害识别及时空分布特征 [J/OL]. *南方能源建设*, 1-10 [2025-11-19]. <https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-177>.  
 WANG Y M, TANG J P, AO T, et al. Identification of meteorological hazards and spatiotemporal distribution characteristics of power grids in complex terrain [J/OL]. *Southern energy construction*, 1-10 [2025-11-19]. <https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-177>.
- [20] 邓力源, 王皓怀, 王凌梓, 等. 新型电力系统中气象服务的现状、挑战及未来发展方向 [J/OL]. *南方能源建设*, 1-19 [2025-11-19]. <https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-248>.  
 DENG L Y, WANG H H, WANG L Z, et al. Meteorological services in the new power system: status, challenges, and future directions [J/OL]. *Southern energy construction*, 1-19 [2025-11-19]. <https://doi.org/10.16516/j.ceec.2025-248>.
- [21] 吴建蓉, 黄欢, 姜苏, 等. 基于进化策略-投影寻踪算法的考虑多因素的输电线路覆冰灾害风险评估 [J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(21): 8601-8606. DOI: 10.3969/j.issn.1671-1815.2020.21.026.  
 WU J R, HUANG H, JIANG S, et al. Evolutionary strategy-projection pursuit algorithms for risk assessment of transmission line icing disaster considering multi-factors [J]. *Science technology and engineering*, 2020, 20(21): 8601-8606. DOI: 10.3969/j.issn.1671-1815.2020.21.026.
- [22] 翁秉钧. 基于机器视觉的输电线路覆冰状态侦测 [D]. 福州: 福州大学, 2021. DOI: 10.27022/d.cnki.gfzhu.2021.000445.  
 WENG B J. Icing status detection of transmission line based on machine vision [D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2021. DOI: 10.27022/d.cnki.gfzhu.2021.000445.
- [23] MAKKONEN S. Modeling of ice accretion on wires [J]. *Journal of applied meteorology and climatology*, 1984, 23(6): 929-939. DOI: 10.1175/1520-0450(1984)023<0929:MOIAOW>2.0.CO;2.
- [24] 曾勇斌. 架空输电线路状态评估及检修优化策略研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2021. DOI: 10.27029/d.cnki.ggdgu.2021.

001132.

ZENG Y B. Research on state assessment and maintenance optimization strategy of transmission lines [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2021. DOI: [10.27029/d.cnki.ggdgu.2021.001132](https://doi.org/10.27029/d.cnki.ggdgu.2021.001132).

- [25] 董立凡, 孟令博, 周红亮, 等. 基于多元数据和模式耦合的山西南部一次高压输电线路异常覆冰事件诊断分析 [J]. *沙漠与绿洲气象*, 2025, 19(3): 26-34. DOI: [10.12057/j.issn.1002-0799.2404.15005](https://doi.org/10.12057/j.issn.1002-0799.2404.15005).

DONG L F, MENG L B, ZHOU H L, et al. Diagnostic analysis of an icing event on high-voltage transmission lines in southern Shanxi using multivariate data and model coupling [J]. *Desert and oasis meteorology*, 2025, 19(3): 26-34. DOI: [10.12057/j.issn.1002-0799.2404.15005](https://doi.org/10.12057/j.issn.1002-0799.2404.15005).

#### 作者简介:



孟令博

**孟令博** (第一作者, 通信作者)  
2000-, 男, 工程师, 硕士, 主要从事架空输电线路覆冰相关研究工作 (e-mail) [1204733903@qq.com](mailto:1204733903@qq.com)。

#### 朱红杰

1990-, 男, 工程师, 学士, 主要从事供电公司应急管理及配网研究工作 (e-mail) [714384280@qq.com](mailto:714384280@qq.com)。

#### 杨兰均

1968-, 男, 教授, 主要从事脉冲功率及放电等离子体科学与技术 and 电力系统过电压及雷电防护技术等研究工作 (e-mail)

[yanglj@mail.xjtu.edu.cn](mailto:yanglj@mail.xjtu.edu.cn)。

#### 董立凡

1991-, 男, 工程师, 博士, 主要从事电力及新能源气象研究工作 (e-mail) [donglf0508@163.com](mailto:donglf0508@163.com)。

#### 陈立言

2003-, 男, 硕士, 主要从事架空输电线路在线监测研究工作 (e-mail) [506964275@qq.com](mailto:506964275@qq.com)。

#### 项目简介:

通过构建基于数值预报模型和“气候-电力”联合仿真的气象预报和灾害预警体系, 提升电网在极端天气条件下的安全运行能力。

**项目名称** 基于气候微环境数值建模和“气候-电力”联合仿真的气象预报和灾害预警技术研究 (5226BJ250005)

**承担单位** 国网陕西省电力有限公司宝鸡供电公司

**项目概述** 本项目通过电网气象定制化数值天气预报技术, 实现气象预报信息在时间和空间尺度上与电网运行需求的匹配; 通过将气象预报信息与电网运行环境实际气象信息对比分析, 提高预报的精细度和准确性; 通过电网灾害等级划分和风险评估技术, 明确各类灾害性天气对电网运行的危害等级, 提升电网气象灾害风险评估的精细度; 通过基于 GIS 的电网气象预报预警可视化技术, 提高电网对极端天气事件的预警能力, 为应急管理提供科学依据。

**主要创新点** (1) 项目针对电网的实际需求, 考虑影响宝鸡电网的主要气象灾害, 建立定制化的“气候-电力”联合仿真模型; (2) 整合多种数据源, 包括气象数据、电网运行数据、地理数据等。建立精细化的脆弱性评估模型以准确反映电网在不同气象条件下的风险水平。

(责任编辑 孙舒)