DOI：10.12096/j.2096-4528.pgt.XXXXXX01 中图分类号：TK 83; TM 614

基于可解释机器学习的风机叶片覆冰气象成因与风险分布研究

徐思达[1]，严新荣[2]，马东[1]，马奎超[1]，周璐[1]，谭丽坪[1]，陈钰文[1]，朱非环[1]，童跃平[1]，魏超[1]

（1. 华电电力科学研究院有限公司，浙江省 杭州市 310030；
2. 中国华电集团有限公司，北京市 西城区 100032）

Research on Meteorological Causes and Risk Distribution of Wind Turbine Blade Icing Based on Interpretable Machine Learning

XU Sida[1], YAN Xinrong[2], MA Dong[1], MA Kuichao[1], ZHOU Lu[1], TAN Liping[1], CHEN Yuwen[1], ZHU Feihuan[1], TONG Yueping[1], WEI Chao[1]

(1. Huadian Electric Power Research Institute Co., Ltd., Hangzhou 310030, Zhejiang Province, China;
2. China Huadian Corporation Ltd., Xicheng 100032, Beijing Municipality, China)

摘要：【目的】面向风机叶片覆冰风险精准判识与预警的工程需求，系统解析风机覆冰气象成因，形成可工程化应用的风险评估技术方案。【方法】融合广西北部风电场长期覆冰观测记录与ERA5多维度再分析气象数据，构建基于XGBoost的可解释机器学习覆冰决策模型；运用SHAP方法定量解析关键气象因子贡献，结合决策树规则提取与物理情景聚类凝练覆冰判据。【结果】构建的覆冰决策模型在测试集上曲线下面积(area under the curve，AUC)达0.964 4，覆冰事件召回率达97%；识别出近地面温度、低层相对湿度与大气层最高温度为三大核心影响要素；提出强低温高湿型与逆温增强型两类覆冰参数化判据，可覆盖93.7%的覆冰正例样本。【结论】研究揭示了风机覆冰多气象要素的非线性耦合效应，形成的参数化判据方案与区域风险分布结果，可为风电场科学规划、覆冰精准预警及防除冰系统高效运行提供可靠技术支撑。

关键词：风力发电；风机；叶片覆冰；可解释机器学习；气象因子；参数化判据

ABSTRACT: [Objectives] To address the engineering needs for accurate identification and early warning of wind turbine blade icing risks, this study systematically analyzes the meteorological causes of blade icing and develops an engineering-applicable risk assessment scheme. [Methods] Long-term icing observation records from wind farms in northern Guangxi are integrated with ERA5 multi-dimensional reanalysis meteorological data. An interpretable XGBoost-based machine learning model is constructed for icing decision-making. The SHAP method is used to quantitatively analyze the contributions of key meteorological factors. Icing criteria are refined via decision tree rule extraction and physical scenario clustering. [Results] The constructed icing decision-making model achieves an area under the curve (AUC) of 0.964 4, with a recall rate of 97% for icing events. Near-surface temperature, low-level relative humidity, and maximum atmospheric temperature are identified as the three core influencing factors. Two parameterized icing criteria are proposed: strong low-temperature and high-humidity type and inversion-enhanced type, covering 93.7% of positive icing samples. [Conclusions] This study reveals the nonlinear coupling effects of multiple meteorological factors on wind turbine blade icing. The derived parameterized criterion scheme and regional risk distribution results can provide reliable technical support for wind farm planning, accurate icing early warning, and efficient operation of anti-icing and de-icing systems.

KEY WORDS: wind power generation; wind turbine; blade icing; interpretable machine learning; meteorological factors; parameterized criteria

0 引言

随着“双碳”战略目标的持续推进，截至

基金项目：国家重点研发计划项目(2024YFB4205605)。

Project Supported by National Key Research and Development Program of China (2024YFB4205605).

2026年3月，风力发电占我国发电总装机容量的比例达到16.5%，已成为新型电力系统的重要组成部分。然而，受我国地理气候条件影响，冬季大风与覆冰等极端天气易叠加出现。风机叶片一旦覆冰，一方面会因气动外形劣化而导致风机出力下降，甚至引发大面积停机；另一方面会破坏风机整体动平衡，影响各类部件使用寿命，极端情况下还会造成叶片断裂，严重威胁冬季风电安全生产及电力系统稳定运行。

风机叶片覆冰的本质是过冷水滴与运动的低温叶片发生碰撞、扩散并进行热量交换，进而形成结冰的物理过程[1]。其主要影响因素包括温度、相对湿度、风速等气象条件，以及影响风机所处局地微气候的地形地貌条件[2]。因此，开展风机叶片覆冰气象条件研究，对风电场规划选址、风机叶片覆冰监测预警以及防除冰技术的研发与应用具有重要意义。

目前，国内外关于风电机组叶片覆冰问题的研究主要可分为两类。第一类研究侧重于实验与数值模拟，如：Shu等[3]借助风洞试验，利用缩尺模型探讨了风机覆冰与环境条件的关系；胡琴等[4]在多功能人工气候实验室中，针对不同覆冰类型(如雨凇、雾凇)，对小型风机叶片冰形特征进行了实验分析；于东玮等[5]基于FENSAP-ICE软件，系统研究了雨凇条件下气象参数及叶片几何特性对覆冰形态的影响。然而，上述研究多在受控或理想化环境中开展，难以完全反映实际运行工况下的复杂性，且其微观视角对工程实践的指导作用较为有限。第二类研究聚焦于基于观测数据的统计分析，如：阳薇等[6]结合地面气象站资料与ERA5再分析数据，对桂北某风电场一次典型低温冰冻过程中的覆冰事件进行了剖析，指出低温、高湿及逆温层结与叶片覆冰存在显著关联，但受限于样本数量较少，结论的普适性有待验证，且缺乏严格的定量建模；孙朋杰等[7]利用某风电场近5年覆冰记录及其对应的再分析气象数据，识别出诱发覆冰的关键气象阈值(如温度、相对湿度和风速)，但所选变量未涵盖表征大气垂直结构的重要因子，且采用传统的均值分布法提取临界条件，忽略了多要素之间的非线性耦合作用，影响了结果的准确性；吕云龙等[8]尝试利用小样本数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition，SCADA)数据，构建了一种融合生成对抗网络与轻量梯度提升树的覆冰诊断模型，并借助SHAP方法解析关键影响因素，虽然引入了可解释机器学习手段，但其气象输入仍局限于SCADA系统所能提供的有限变量，且未形成明确的定量关系结论。

本文面向风机叶片覆冰条件判断与预测工程化场景，结合覆冰天气机理认识，有针对性地开展大气层结构特征工程，构建了基于XGBoost的风机叶片覆冰决策模型。通过融合长期覆冰观测记录与多维度ERA5再分析数据，利用可解释机器学习方法，实现了对气象要素影响程度与耦合效应的精准量化。利用决策树规则提取形成覆冰多要素参数化方案，以有效提升判识规则的工程实用性。

1 数据与方法

1.1 覆冰观测记录

本文收集的风机叶片覆冰观测记录取自三江、九元山、融安风电场，3座风电场分别位于广西壮族自治区柳州市三江侗族自治县、融水苗族自治县和融安县。覆冰记录包括单台风机的覆冰开始时间、覆冰结束时间、停机时长和损失电量，观测时段为2022年12月1日至2025年3月31日，涵盖3个较完整的覆冰期。据此统计得到各风电场风机叶片覆冰状态与覆冰风机数量的逐小时数据，共26 208条。

风机覆冰记录源于对SCADA数据中特定气象条件下风速与理论功率不匹配的分析。这种基于功率损失的检测机制存在固有的滞后性：只有当叶片覆冰积累到一定程度，导致气动外形显著劣化并引发功率损失时，系统才会将其记录为覆冰事件(本文将其定义为结冰期)。然而，本文的核心目的在于探究引发覆冰的气象成因，而气象条件的演变通常先于物理覆冰发生。

为了捕捉这一物理过程的前兆信息并弥补SCADA监测滞后的缺陷，本文引入潜伏期的概念，即在记录的覆冰起始时刻向前追溯一定时长，

将此阶段与结冰期一并视为受覆冰气象条件影响的关键时段[9]。按照覆冰风机数量增减的拐点划分结冰期与融冰期，将潜伏期与结冰期的覆冰状态标记为1，其他时刻标记为0，作为训练样本的标签。

1.2　气象再分析数据与地形订正

本文收集3个风电场临近格点ERA5近地面和大气层同期逐小时数据，作为训练样本的原始特征，ERA5是欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-range Weather Forecasts，ECMWF)对1950年1月至今全球气候的第5代大气再分析数据集，空间分辨率为0.25°×0.25°。数据集包含的变量有2 m气温、露点温度，100 m风速，以及600、650、700、750、775、800、825、850、875、900、925、950 hPa共12个大气高度层的温度、露点温度和降水量。

有研究[10]表明，覆冰的发生与大气层逆温现象存在较强关联，其气象机理可概括为：上下冷、中间暖的大气层温度垂直结构有利于过冷降水的形成。该研究基于单次低温雨雪冰冻天气过程的观测数据，得出逆温层位于600~850 hPa大气高度层。为更深入地分析逆温现象对风机叶片覆冰的影响，特别是探究引发风机叶片覆冰的逆温层分布与强度量化特点，本文在ERA5大气层数据原始特征的基础上，进一步构造了反映大气层温湿度垂直结构的二次特征：最高温度、最高温度所在高度层、逆温强度(最高温度与950 hPa高度层的温差)，以及顶层(600~750 hPa)、中间层(775~850 hPa)、低层(875~950 hPa)的相对湿度。

在复杂山地环境中，ERA5的0.25°分辨率难以精确反映局地地形起伏，可能引入系统性偏差。经测算，距三江风电场中心点最近的格点(经度109.50°，纬度26.00°)海拔低于全场平均海拔384 m；距九元山风电场中心点最近的格点(经度109.25°，纬度25.25°)海拔低于全场平均海拔280 m；距融安风电场中心点最近的格点(经度109.50°，纬度25.00°)海拔低于全场平均海拔202 m。上述高程差异意味着，若直接使用原始ERA5近地面层数据，将无法真实反映风电场运行高度的热力与动力条件。为此，本文在原始ERA5数据基础上，采用PRISM[11]气象要素地形插值算法，进一步将临近格点气象数据订正至各风电场中心点高度。

1.3　建模与分析方法

1.3.1　XGBoost算法

XGBoost是一种基于梯度提升决策树的集成学习方法。该算法在函数空间中进行梯度下降优化，其目标函数由损失函数和正则化项共同构成，可表示为

$$O(\theta)=\sum_{i=1}^{n}L(y_i,\hat{y}_i)+\sum_{k=1}^{K}\Omega(f_k) \tag{1}$$

式中：$L(y_i,\hat{y}_i)$为衡量预测值$\hat{y}_i$与真实值y_i差异的损失函数；n为训练样本总数；$\Omega(f_k)=\gamma T+\frac{1}{2}\lambda\|w\|^2$为正则化项，用于控制模型复杂度和防止过拟合，其中$f_k$为第$k$棵回归决策树，$T$为叶子节点数量，$w$为叶子权重，$\gamma$和$\lambda$为正则化参数；$K$为决策树总数。

本文之所以选择XGBoost算法构建风机叶片覆冰决策模型，主要是基于其在处理复杂非线性关系方面的卓越能力[12]。风机覆冰过程受多气象因子协同影响，存在显著的非线性特征，XGBoost通过决策树集成能够有效捕捉这些复杂关系。同时，算法内置的正则化机制和收缩率控制赋予模型良好的抗过拟合特性，在有限样本条件下仍能保持较强泛化能力。此外，XGBoost算法能够自然处理混合类型特征，适应既包含连续型气象要素又包含离散型高度层级的特征构成，并提供特征重要性评估功能，为识别影响覆冰的关键气象因子提供机理分析支撑。

1.3.2　优化目标与方法

针对覆冰状态分类任务，采用二元逻辑损失作为目标函数：

$$L=\sum_{i=1}^{n}\left[y_i\log(1+\mathrm{e}^{-\hat{y}_i})+(1-y_i)\log(1+\mathrm{e}^{\hat{y}_i})\right] \tag{2}$$

模型训练以最大化受试者工作特征曲线下面积(Area Under the Curve，AUC)为优化目标[13]，该指标能够综合反映分类器在不同阈值下的性能表现。AUC的计算公式为

$$A=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}I(y_i=1,y_j=0)\cdot I(\hat{p}_i>\hat{p}_j)}{n_1\cdot n_0} \tag{3}$$

式中：$I(\cdot)$为指示函数；$\hat{p}_i$、$\hat{p}_j$分别为样本i、j的

覆冰概率预测值；n_1和n_0分别为正、负样本数量。

为解决分类阈值选择问题，采用基于受试者工作特征(receiver operating characteristic，ROC)曲线的约登指数最大化原则确定最优阈值。约登指数定义为

$$J=P_{\mathrm{TPR}}-P_{\mathrm{FPR}} \tag{4}$$

式中：P_{TPR}为真正例率(true positive rate，TPR)，表示实际覆冰的样本中被正确判为覆冰的比例，反映模型对覆冰状态的识别能力；P_{FPR}为假正例率(false positive rate，FPR)，即实际未覆冰但被误判为覆冰的比例。

约登指数的统计学意义在于它综合衡量了分类模型在正负两类样本上的判别效能，通过寻找使约登指数最大的阈值点，能够实现模型在覆冰状态判别中敏感性与特异性的最优平衡[12]，既确保对真实覆冰事件的高捕获率，又控制对非覆冰事件的误报率，从而提升分类器在实际应用中的综合性能。

在超参数优化方面，本文采用贝叶斯优化方法进行自动调优。该方法基于高斯过程建模目标函数，通过采集函数平衡探索与利用，在有限迭代次数内高效搜索超参数空间。与传统网格搜索和随机搜索相比，贝叶斯优化能够利用历史评估结果指导后续采样点选择，特别适合处理XGBoost中由树深度、学习率、正则化参数等构成的复杂参数空间，确保模型获得最优配置的同时显著提升调优效率。

1.3.3 SHAP解释模型

在风机覆冰状态判别模型构建完成后，为进一步探究风机覆冰气象成因并增强判别模型的可解释性，本文采用SHAP方法[14]对XGBoost分类模型进行深度解释分析。SHAP方法基于合作博弈论中的Shapley值理论，为每个特征在特定预测中的贡献提供统一且理论严谨的量化指标。

SHAP值计算如式(5)所示，其从本质上衡量了特征在所有可能的特征组合中对模型判定结果的平均边际贡献：

$$\phi_f=\sum_{S\subseteq F\setminus\{f\}}\frac{|S|!(|F|-|S|-1)!}{|F|!}\left[f_{S\cup\{f\}}(x_{S\cup\{f\}})-f_S(x_S)\right] \tag{5}$$

式中：ϕ_f为特征f的SHAP值；F为所有特征的集合；S为不包含特征f的特征子集；$f_{S\cup\{f\}}(x_{S\cup\{f\}})$和$f_S(x_S)$分别表示包含与不包含特征$f$时的模型判定值，其中$x_{S\cup\{f\}}$、$x_S$为对应气象特征的观测值。

SHAP方法在本文中具有独特优势：1）满足局部准确性公理，确保对单个样本的预测解释与模型实际输出完全一致；2）具备一致性特征，当模型变更使得特征贡献增加时，对应的SHAP值也会相应增加；3）提供缺失性保证，对覆冰无影响的特征SHAP值为零。在具体分析中，本文通过SHAP特征值排序识别影响覆冰的关键气象因子，利用SHAP摘要图揭示各特征值与模型输出间的非线性关系，借助依赖图分析特征间的交互效应。

1.3.4 决策树分类规则提取

本文设计了一套系统化的覆冰气象规则提取[15]与参数化方案生成流程，旨在从复杂的集成模型中提炼出简洁、鲁棒且符合大气物理规律的多要素组合规则。

具体而言，首先利用XGBoost模型内置的trees_to_dataframe接口，对所有决策树进行结构化解析；然后通过追踪每条通往高覆冰概率(≥最优分类阈值)叶节点的完整决策路径，精确获取路径上各节点的分裂特征、阈值及逻辑关系，从而构建原始的、机器可读的规则集合。

为提升规则的实用性与可解释性，本文引入高概率筛选和相似规则聚类两级后处理机制。高概率筛选是仅保留判别覆冰概率不低于0.5的规则，确保其具有明确的风险指示意义。相似规则聚类是依据规则所隐含的大气物理过程，对有效可读规则进行聚类分析与归纳。

2 结果与讨论

2.1 覆冰决策模型性能评估

为设置合理的潜伏期时长，本文对标签构建中的潜伏期长度进行敏感性分析，分别采用0、1、2、3 h四种方案生成训练标签，在其余建模条件保持一致的前提下，训练并评估XGBoost模型在测试集上的性能，结果如表1所示。

由表1可见，模型性能随潜伏期增加呈先升

表 1　叶片覆冰潜伏期时长敏感性分析

Tab. 1　Sensitivity analysis of blade icing latency duration

潜伏期时长/h	召回率	精确率	AUC
0	0.89	0.63	0.874 1
1	0.94	0.67	0.952 0
2	0.97	0.68	0.964 4
3	0.96	0.67	0.956 5

后降趋势，在潜伏期时长为 2 h 时，模型具有最佳分类性能，故本文以 2 h 潜伏期作为最终标签构建标准。

本文对风机覆冰决策模型进行了全面评估，对于每个风电场，将总样本按时间排序，取最近 20% 的时间共 5 242 个独立样本作为测试集。覆冰决策模型 ROC 曲线如图 1 所示。

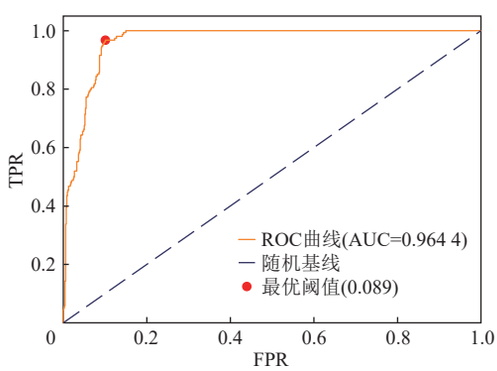


图 1　覆冰决策模型 ROC 曲线

Fig. 1　ROC curve of icing decision model

由图 1 可见，模型 ROC 曲线下面积显著大于随机基线下面积，在最优分类阈值 0.089 下，AUC 值高达 0.964 4，证实其具备卓越的分类判别能力。

表 2 展示了模型的分类性能，模型加权平均 F1 分数为 0.92，综合性能良好。尤为关键的是，模型对覆冰正例的召回率高达 97%，确保了绝大部分真实覆冰事件均能被可靠识别，同时，非覆冰状态的精确率达到 99%，有效控制了误报。

表 2　模型在测试集上的分类性能指标

Tab. 2　Classification performance indicators of model on test set

类别	精确率	召回率	F1 分数	支持度
非覆冰	0.99	0.90	0.95	4 313
覆冰	0.68	0.97	0.80	929
加权平均	0.94	0.91	0.92	5 242

2.2　关键气象要素识别与影响机制

2.2.1　关键气象要素的全局影响分析

根据 SHAP 平均绝对值排序(见图 2)，模型最关注的前 5 项特征依次为：2 m 气温、最高温度、低层相对湿度、最高温度所在高度层及轮毂高度风速。其中，前 3 项特征的 SHAP 绝对值显著高于其他特征，表明近地面温度、湿度是决定风机是否覆冰的核心热力学条件；而最高温度与最高温度所在高度层的 SHAP 绝对值同时位居前 5，凸显了大气温度层结构在风机覆冰过程中的关键作用[16]。SHAP 摘要图(见图 3)进一步揭示了各特征的贡献方向与分布特征。

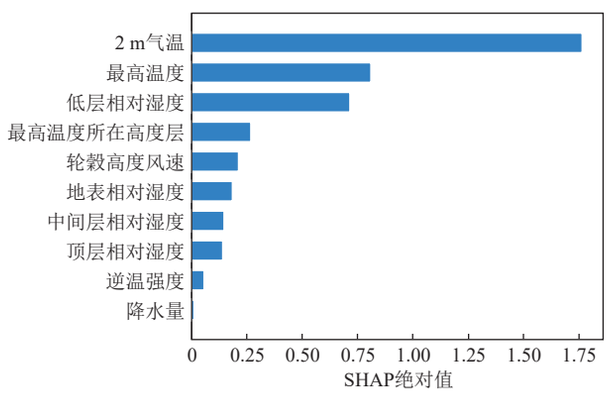


图 2　SHAP 特征重要性排序图

Fig. 2　SHAP feature importance ranking

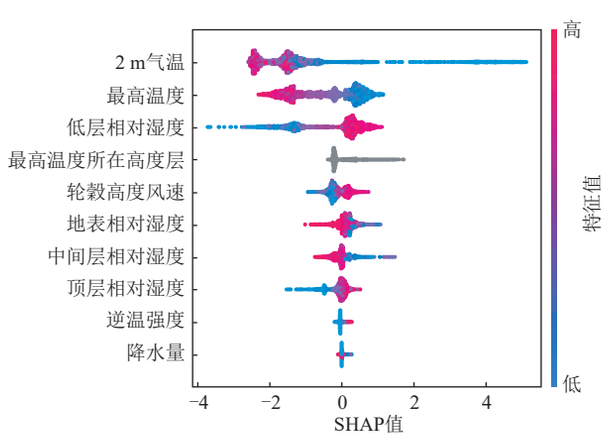


图 3　SHAP 摘要图

Fig. 3　SHAP summary

对于 2 m 气温，特征值越低(即气温越低)，对应的 SHAP 值越倾向于正值，表明低温显著促进覆冰发生；反之，高温则强烈抑制覆冰。该特征的点分布集中且呈单调变化趋势，说明其影响方向明确、非线性较弱。

对于最高温度，整体上，其特征值越高，SHAP值越偏向负向，即高层暖空气的存在通常抑制覆冰。但其点分布呈现一定分散性，尤其在中等取值区间内SHAP值波动较大，表明其影响可能受其他条件调制。

对于低层相对湿度，随着其特征值增大，SHAP值总体呈上升趋势，表明高湿环境有利于覆冰形成。点的纵向离散度随特征值增大而增加，说明其影响可能存在非线性或与其他变量(如温度)的交互作用。

对于最高温度所在高度层，SHAP值随该特征变化表现出明显的非单调性和高离散度，说明最高温度所在高度层对覆冰的影响复杂，可能在某些高度区间风险增大，而在其他区间风险减小。

对于轮毂高度风速，其对覆冰的影响呈现非线性特征，点云在中等风速区域横向偏移最大，可能存在一个使覆冰风险最大的风速区间。

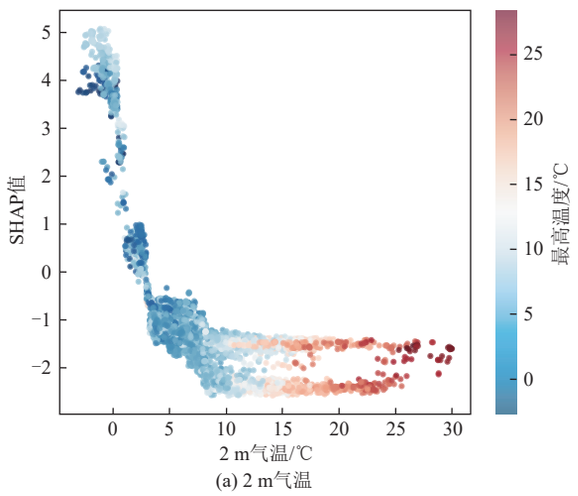
其余变量的SHAP分布较为分散，表明其独立判别能力较弱。逆温强度在全局重要性排序中靠后，但SHAP摘要图显示，当该项特征值较高时，模型输出倾向于更高的覆冰概率(表现为SHAP值偏正)，表明逆温结构[17]与覆冰过程存在一定的正向关联；但该项特征效应强度远低于温度与湿度因子，且未表现出明确的阈值特征，说明其作用更多是辅助性的，而非独立判别依据。

2.2.2 关键气象要素非线性响应与交互机制分析

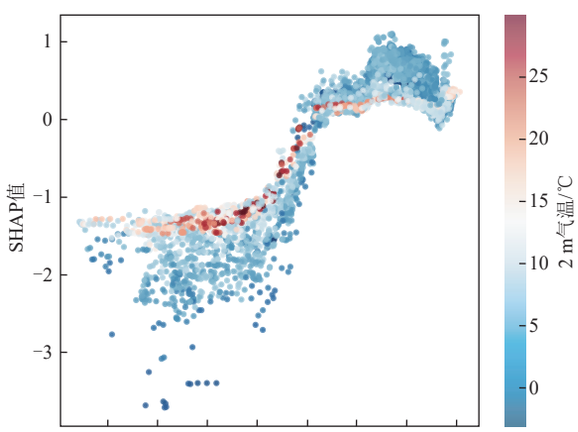
为进一步分析气象要素对覆冰的非线性阈值效应以及要素间的协同效应，本文绘制了主要特征的SHAP依赖图，如图4所示。

由图4(a)可见，近地面温度对覆冰风险呈极强的单调负向非线性影响，是覆冰发生的核心门槛因子。当2 m气温<2 ℃时，SHAP值随气温降低呈指数级上升，对覆冰表现出极强的正向驱动作用；2~5 ℃为临界区间，SHAP值快速由正值转负值，覆冰风险急剧衰减；当2 m气温>5 ℃时，SHAP值稳定为负值，强烈抑制覆冰。交互效应显示，大气层最高温度对2~8 ℃临界温区的覆冰风险有显著放大作用，在相同近地面气温条件下，大气层最高温度越高，覆冰风险越大，印证了逆温层结对临界温度下覆冰的增益效应；而在2 m气温<0 ℃的强低温区间，大气层最高温度的调制作用显著减弱，近地面低温成为覆冰发生的决定性条件。

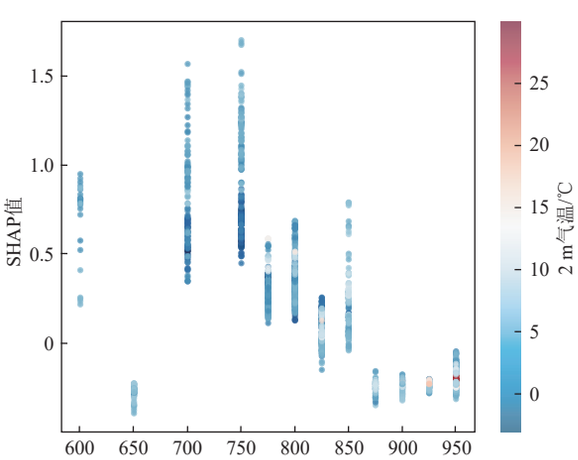
由图4(b)可见，近地面湿度对覆冰风险呈显著的非线性阈值效应，存在明确的湿度拐点。低



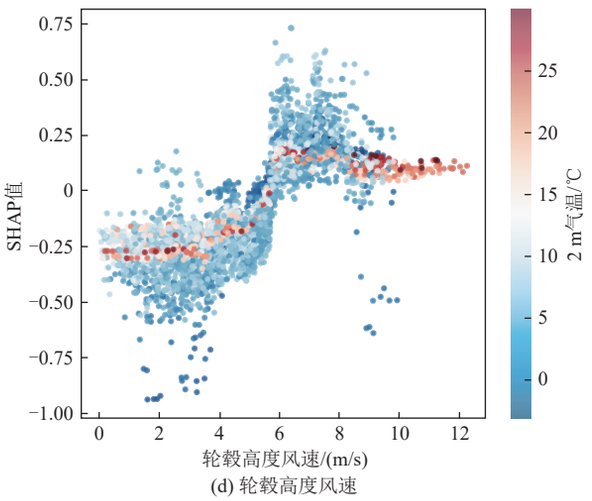
(a) 2 m气温



(b) 低层相对湿度



(c) 最高温度所在高度层



(d) 轮毂高度风速

图4　SHAP依赖图

Fig. 4　SHAP dependence

层相对湿度<70%时，SHAP值普遍为负值，对覆冰呈抑制作用；超过70%后SHAP值快速由负值转为正值，高于80%后进入快速上升通道，90%~100%高湿度区间对覆冰具有极强的正向贡献，这是过冷水滴形成的核心物质基础。交互效应表明，2 m气温是低层相对湿度驱动效应的核心调制因子，高湿环境仅在2 m气温满足结冰阈值的前提下，才能转化为实际覆冰风险，明确了“高湿需匹配低温”的协同机制。

由图4(c)可见，最高温度所处高度层对覆冰风险呈非单调影响，存在明确的最优逆温层高度区间。当暖层位于700~750 hPa中低层大气时，SHAP值达到峰值，对覆冰正向驱动作用最强；暖层向高层或近地面低层偏移时，SHAP值均快速衰减。交互效应显示，该高度区间的正向效应仅在2 m气温<5 ℃的低温背景下显著，精准刻画了暖层−冷垫逆温结构对逆温增强型覆冰的核心驱动作用，即该高度区间最易形成融化−再冻结的过冷水滴生成环境。

由图4(d)可见，风速对覆冰风险呈非线性最优区间效应。当轮毂高度风速<4 m/s时，SHAP值为负值，表现为过冷水滴输送不足下的缓慢覆冰；4~8 m/s为最优区间，SHAP值随风速增大快速上升，6~8 m/s达到正向驱动峰值；大于8 m/s后，SHAP值缓慢下降，强湍流对覆冰的抑制作用逐渐显现。交互效应表明，风速的动力效应高度依赖2 m气温代表的热力背景，最优风速区间[18]的正向驱动作用仅在低温环境下显著，揭示了覆冰过程动力−热力条件的耦合机制。

2.3　覆冰气象要素组合参数化方案

本文从训练好的XGBoost模型中系统性地提取了8 632条高概率(覆冰概率≥最优分类阈值0.089)的原始决策路径，并进一步筛选出3 992条覆冰概率≥0.5的有效人类可读规则。通过对这些高质量规则进行物理机制导向的聚类分析，最终提炼出强低温高湿型与逆温增强型两类高覆冰风险情景。风机覆冰多气象要素组合参数化判据方案如表3所示。

表3　风机覆冰多气象要素组合参数化判据方案

Tab. 3　Parametric criterion scheme of multi-meteorological-factor combination for wind turbine icing

情景	类型	关键判别条件	支持规则数
1	强低温高湿型	2 m温度≤2.9 ℃，低层相对湿度≥61%	704
2	逆温增强型	1.0 ℃<2 m温度≤6.5 ℃，最高温度>5.6 ℃，低层相对湿度≥85%，逆温强度＞4.8 ℃	248

情景1中，覆冰核心驱动为近地面持续低温与充沛低层水汽的耦合，边界层辐射或平流冷却形成的过冷却雾、冻毛毛雨可被高速旋转的叶片捕获成冰。情景2中，覆冰核心是形成稳定的暖层融化−冷层过冷却垂直层结结构，确保降水粒子充分融化后在近地面重新过冷却。

基于研究数据集的5 218组风机覆冰正例样本，对两类情景规则的样本覆盖能力进行全量回算验证，结果显示：两类覆冰情景规则可覆盖数据集内93.7%的覆冰正例样本，其中，情景1、2规则可分别覆盖67.2%、26.5%的覆冰正例样本，能够完整捕捉风电场区域内绝大多数覆冰事件的发生规律。

2.4　广西地区覆冰风险时空分布特征

基于构建的风机覆冰状态判别模型，本文对广西全境2015—2024年ERA5再分析数据开展逐小时模拟推演，结合空间插值方法生成区域总覆冰时长分布图与月−日内联合分布热力图，分别如

图5、6所示，系统揭示该区域风机覆冰风险的时空分布格局[19]。需重点说明的是，本模型训练基于桂北3个高山风电场2022—2025年3个完整覆冰季的观测数据，将其推广至广西全域近10年尺度的风险推演存在一定不确定性，结果仅反映区域覆冰风险的相对分布规律，在南部低海拔及沿海地带评估结果仅可作为宏观趋势参考。

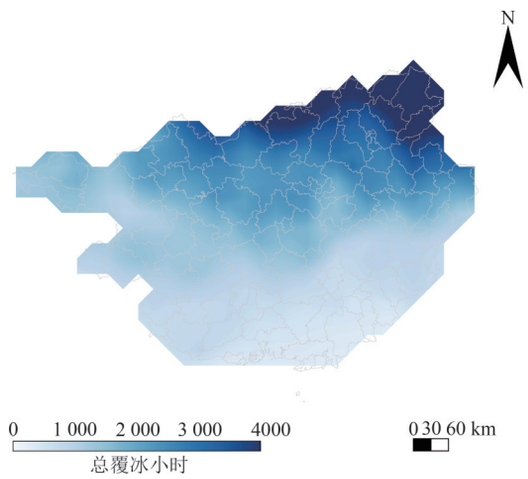


图5 广西地区覆冰时长空间分布情况

Fig. 5 Spatial distribution of icing duration in Guangxi region

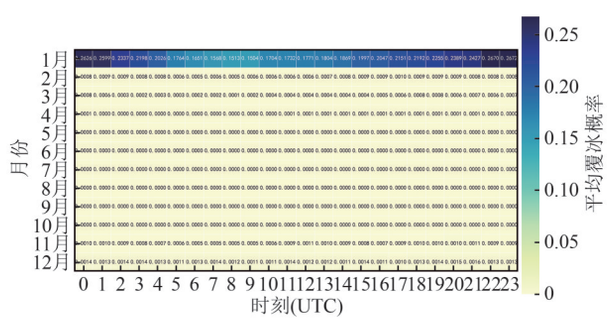


图6 广西地区风机覆冰月–日内联合分布热力图

Fig. 6 Heatmap of monthly-diurnal joint distribution of wind turbine icing in Guangxi region

由图5可见，覆冰风险在空间上呈现出明显的梯度变化特征，总体而言，其自南向北、自西向东呈递增趋势。高风险区(总覆冰时长>3 000 h)主要集中在广西北部及西北部山区，特别是靠近贵州省和湖南省边境的区域。从地理条件上看，该区域地形抬升作用显著，易形成冷空气堆积和强逆温层，为覆冰提供了有利的热力条件。中等风险区(总覆冰时长为1 000~3 000 h)覆盖了桂北大部分地区以及桂西北部分山地。广西南部、中部平原及沿海地带为低风险区(总覆冰时长<1 000 h)。此空间格局与广西的地形特征及冬季冷空气活动路径吻合，证实了地形和大尺度环流是决定区域覆冰风险空间分布的核心因子[20]。

从图6可以看出，覆冰风险呈现极强的季节集中性与日内分异特征。在季节分布上，覆冰风险高度集中于冬季，1月是全年覆冰风险最高的月份，平均覆冰概率普遍超过0.20，12月、2月次之，3—11月覆冰概率普遍低于0.01，可忽略不计。在日内变化上，覆冰风险呈现“夜强昼弱”的双峰分布特征，00:00—06:00和18:00—23:00为两大高发时段，这与夜间辐射冷却加剧近地面低温、促进过冷水滴形成的物理过程高度吻合。

3 结论

1）基于XGBoost构建的覆冰决策模型可有效捕捉复杂气象条件下的覆冰发生规律。通过SHAP方法定量解析，确定近地面温度、低层相对湿度与大气层最高温度为三大核心影响要素，揭示了各因子的非线性响应特征与协同作用机制，深化了对山地风电场覆冰过程的认知。

2）通过解析集成模型高置信度决策路径，并结合气象场景聚类分析，能够提取具备清晰物理意义的覆冰参数化判据。充分考虑多气象因子非线性耦合作用与大气垂直分层特性，弥补了传统统计模型与常规机器学习算法的短板；所得判据可直接接入现有风电覆冰预警业务平台，有效提升覆冰风险识别精度与现场工程应用价值。

3）广西地区风机覆冰风险呈现显著的时空分异特征，其分布格局与区域地形条件及冬季冷空气活动路径高度相关。该结果丰富了区域级风机覆冰风险评估的基础数据，可为当地风电开发布局提供参考。

参考文献

[1] 张旋．过冷水滴的结冰与碰撞及其耦合特性研究[D]．北京：清华大学，2019．
Zhang X．Research on freezing and impact processes of supercooled water droplet and their coupling characteristics[D]．Beijing：Tsinghua University，

2019．

[2] 贺莉微，陈正洪，李金建．风电场风机叶片覆冰气象条件及覆冰模型研究进展[J]．沙漠与绿洲气象，2023，17(3)：1-7．
He L W，Chen Z H，Li J J．Advance on meteorological conditions and icing models of wind turbine blades in wind farm[J]．Desert and Oasis Meteorology，2023，17(3)：1-7．

[3] Shu L C，Qiu G，Hu Q，et al．Numerical and experimental investigation of threshold de-icing heat flux of wind turbine[J]．Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics，2018，174：296-302．

[4] 胡琴，王欢，邱刚，等．风力发电机叶片覆冰量化分析及其应用[J]．电工技术学报，2022，37(21)：5607-5616．
Hu Q，Wang H，Qiu G，et al．Quantitative analysis of wind turbine blade icing and its application[J]．Transactions of China Electrotechnical Society，2022，37(21)：5607-5616．

[5] 于东玮，司广全，孔祥逸，等．风机叶片覆冰机理与预测分析[J]．计算力学学报，2021，38(3)：327-336．
Yu D W，Si G Q，Kong X Y，et al．Icing mechanism and prediction analysis for wind turbine blades[J]．Chinese Journal of Computational Mechanics，2021，38(3)：327-336．

[6] 阳薇，秦川，曾毓琳，等．桂北低温冰冻天气对高山风力发电的影响分析[J]．南方能源建设，2025，12(6)：142-151．
Yang W，Qin C，Zeng Y L，et al．Analysis of the impact of low temperature and freezing weather in northern Guangxi on high-altitude wind power generation[J]．Southern Energy Construction，2025，12(6)：142-151．

[7] 孙朋杰，张荣，许杨，等．风电场风电机组覆冰临界气象条件研究[J]．太阳能学报，2025，46(6)：576-582．
Sun P J，Zhang R，Xu Y，et al．Study on icing critical meteorological conditions of wind turbines[J]．Acta Energiae Solaris Sinica，2025，46(6)：576-582．

[8] 吕云龙，胡琴，胡紫园，等．考虑样本不平衡条件下风机叶片覆冰诊断及其可解释性研究[J]．电工技术学报，2025，40(11)：3667-3679．
Lü Y L，Hu Q，Hu Z Y，et al．Diagnosis and interpretability study of wind turbine blade icing under consideration of sample imbalance conditions[J]．Transactions of China Electrotechnical Society，2025，40(11)：3667-3679．

[9] 许杨，陈正洪．风电场风机覆冰期预报方法[J]．气象科技，2021，49(6)：923-929．
Xu Y，Chen Z H．Method for forecasting duration of wind turbine icing in wind farms[J]．Meteorological Science and Technology，2021，49(6)：923-929．

[10] 高守亭，张昕，王瑾，等．贵州冻雨形成的环境场条件及其预报方法[J]．大气科学，2014，38(4)：645-655．
Gao S T，Zhang X，Wang J，et al．The environmental field and ensemble forecast method for the formation of freezing rain over Guizhou Province[J]．Chinese Journal of Atmospheric Sciences，2014，38(4)：645-655．

[11] 朱浩楠，刘晓冉，李永华，等．考虑地形的空间插值算法在复杂下垫面地区气温和降水精细化插值的评估[J]．气象，2020，46(5)：655-665．
Zhu H N，Liu X R，Li Y H，et al．Evaluation of terrain-considered spatial interpolation methods on temperature and precipitation in complex underlying surface region[J]．Meteorological Monthly，2020，46(5)：655-665．

[12] Chen T Q，Guestrin C．XGBoost：a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining．New York，NY：USAACM，2016：785-794．

[13] 周志华．机器学习[M]．北京：清华大学出版社，2016．
Zhou Z H．Machine learning[M]．Beijing：Tsinghua University Press，2016．

[14] 王振国，李特，郑文哲，等．物理知识引导下覆冰迭代自迁移预测[J]．电力系统保护与控制，2025，53(20)：95-105．
Wang Z G，Li T，Zheng W Z，et al．Physics knowledge guided iterative self-transfer learning for icing prediction[J]．Power System Protection and Control，2025，53(20)：95-105．

[15] 朱家声，芮小平，汤恒，等．规则引擎的方法与技术进展综述[J]．计算机应用研究，2026，43(2)：321-331．
Zhu J S，Rui X P，Tang H，et al．Review of methodological and technical advances in rule engines[J]．Application Research of Computers，2026，43(2)：321-331．

[16] Wang Z Y，Yang S，Ke Z J，et al．Large-scale atmospheric and oceanic conditions for extensive and persistent icing events in China[J]．Journal of Applied Meteorology and Climatology，2014，53(12)：2698-2709．

[17] 孟丹，陈正洪，许杨，等．极端天气对风电开发全过程的影响及应对策略[J]．南方能源建设，2025，12(2)：1-14．
Meng D，Chen Z H，Xu Y，et al．The impact of extreme weather on the entire process of wind power development and response strategies[J]．Southern Energy Construction，

2025，12(2)：1-14．

[18] 张荣，孙朋杰，孙舒，等．基于机器学习的风电场风机覆冰发生、消融起始预报研究[J]．沙漠与绿洲气象，2025，19(5)：36-41．
Zhang R，Sun P J，Sun S，et al．Machine learning-based forecasting of wind turbines ice accretion occurrence and melting initiation in wind farms[J]．Desert and Oasis Meteorology，2025，19(5)：36-41．

[19] 裴顺强，李牧原，申彦波，等．风电系统高影响天气的时空格局分析[J]．气象与环境科学，2024，47(6)：54-64．
Pei S Q，Li M Y，Shen Y B，et al．Research on the spatio-temporal characteristics of high-impact weather for wind power system[J]．Meteorological and Environmental Sciences，2024，47(6)：54-64．

[20] 柴灏，张厚荣，王奇，等．云贵高原超高压输电线一次大范围覆冰的时空分布特征、数值模拟和天气学成因研究[J]．高原气象，2023，42(2)：359-373．
Chai H，Zhang H R，Wang Q，et al．Spatial and temporal distribution characteristics，numerical simulation and weather science causes of a large scale icing process on UHV transmission lines in Yunnan-Guizhou Plateau[J]．Plateau Meteorology，2023，42(2)：359-373．

收稿日期：2026-04-09。
修回日期：2026-05-25。

作者简介：


徐思达

徐思达(1993)，男，硕士，高级工程师，研究方向为新能源功率预测、极端天气下新能源电力系统韧性提升与主动防御技术，sida-xu@chder.com；


严新荣

严新荣(1972)，男，硕士，正高级工程师，研究方向为多能互补能源系统、火电机组灵活性、新能源及储能等，yanxinrong@chd.com.cn。

(责任编辑　尚彩娟)