

图像与前三天微气象融合驱动的架空输电线路覆冰类型 GSM-XGBoost 预测

陈思睿¹, 郝艳捧¹, 黄磊¹, 梁苇¹, 吴子建¹, 何锦强², 黄欢³

(1. 华南理工大学电力学院, 广州 510640; 2. 南方电网科学研究院, 广州 510663; 3. 贵州电网有限责任公司电力科学研究院, 贵阳 550002)

摘要: 覆冰严重威胁架空输电线路安全运行, 由于雨凇、混合凇、雾凇、湿雪等覆冰类型对架空输电线路危害程度不同, 采取的除冰措施也不同。当架空输电线路覆冰达到一定程度时会根据覆冰类型做出启动融冰、采用机械除冰、调整运行方式等不同的运维决策, 预测覆冰类型可以了解未来覆冰风险。在图像识别绝缘子覆冰类型研究基础上, 提出了监测图像融合前三天微气象时间序列的数据驱动覆冰类型预测模型。基于南方电网 2014—2021 年覆冰监测数据, 以图像拍摄时刻搜索所在终端最临近微气象监测时刻, 再把该时刻及其前三天微气象时间序列与该图像融合成一个样本, 构建用于覆冰类型数据驱动模型的图像与微气象融合数据集。以网格搜索法-极致梯度提升树 (grid search method-extreme gradient boosting, GSM-XGBoost) 为模型算法, 以前三天间隔 6 h 微气象时间序列为输入, 以图像识别的覆冰类型为输出, 训练集为 4 503 个融合样本、测试集为 1 931 个融合样本时, 数据驱动覆冰类型预测模型的宏精确率 P_m 、宏召回率 R_m 和宏平均 $F1$ 分数分别为 95.0 %、96.3 % 和 95.6 %, 实现了架空输电线路覆冰类型准确预测。

关键词: 覆冰类型; 监测图像; 微气象; 数据融合

GSM-XGBoost Prediction of Ice Types for Overhead Transmission Lines Driven by the Fusion of Images and Micrometeorological Data from the Past Three Days

CHEN Sirui¹, HAO Yanpeng¹, HUANG Lei¹, LIANG Wei¹, WU Zijian¹, HE Jinqiang², HUANG Huan³

(1. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510663, China; 3. Electric Power Research Institute of Guizhou Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, China)

Abstract: The safety of overhead transmission lines is threatened by icing. Due to the different degrees of damage caused by ice types including glaze, mixed rime, rime, and wet snow to overhead transmission lines, the de-icing measures taken are also different. When the icing of overhead transmission lines reaches a certain level, appropriate operation and maintenance decisions will be made according to different icing type, including melting the ice, using mechanical removal and adjusting the operation mode. Icing type prediction can provide insights into future icing risks. On the basis of study on identifying insulator icing types through images, a data-driven ice type prediction model is proposed, which fuses monitoring images with micrometeorological data from the past three days. Based on the icing monitoring data of China Southern Power Grid from 2014 to 2021, the nearest micrometeorological monitoring time from the same terminal is searched according to the image capture time. Micrometeorological time series from this time and the past three days is combined with the image to form a sample, constructing a fused dataset of images and micrometeorological data for the data-driven ice type prediction model. The Grid Search Method-eXtreme Gradient Boosting (GSM-XGBoost) is used as the model algorithm, and the micrometeorological time series at 6h intervals from the past three days are used as inputs. The icing types identified from images are used as outputs. With 4 503 fused samples of the training set and 1 931 fused samples of the test set, the macro precision (P_m), macro recall (R_m), and macro $F1$ score of the data-driven icing type prediction model are 95.0 %, 96.3 %, and 95.6 %, respectively. The icing type prediction for overhead transmission lines is achieved accurately.

Key words: icing types; monitoring images; micrometeorology; data fusion

0 引言

受持续寒潮低温天气影响,输电线路易发生覆冰现象。我国因冬季低温天气持续时间长,部分区域具有受风突出、高湿度的微地形、微气象,电网大面积冰灾事故频发,是世界上受架空输电线路覆冰灾害影响最严重的国家之一^[1-2]。覆冰导致的机械和电气性能下降严重威胁电网安全,表现为绝缘子闪络、导线舞动、断线等多种形式^[3-5]。准确、高效的架空输电线路覆冰评估和预测对防患覆冰灾害、提高冰灾风险预警能力具有重要意义^[6]。

在自然环境下,架空输电线路可能产生多种覆冰类型。依据 DL/T 5440—2009《重覆冰架空输电线路设计技术规程》^[7],常见覆冰类型有无覆冰、湿雪、雾凇、混合凇和雨凇。不同覆冰类型具有独特的形态^[8]、密度、附着力^[9]、电晕放电风险^[10-11]和覆融冰物理性质^[12],对架空输电线路危害程度不同,需要的有效除冰措施也不同。若对不同覆冰类型均沿用雨凇的生长模型^[5]和防冰策略,会对覆冰精细化融冰参数选取产生不良影响。准确评估、预测架空输电线路覆冰类型能了解架空输电线路当前、未来覆冰风险,制定相应除冰融冰措施,规避覆冰灾害。

从架空输电线路监测图像可以识别覆冰类型。重庆电科院提出导线图像的雾凇、混合凇、雨凇覆冰类型分类 D-S 证据理论^[13],相比于监测图像中较细、像素少的导线/地线图像,靠近摄像机、像素多、覆冰形态清晰的绝缘子覆冰图像容易识别,可以表征架空输电线路覆冰类型。华南理工大学于 2017 年提取了覆冰类型的典型图像特征,通过比较待测图像与模板图像纹理特征来识别覆冰类型^[14],此后进一步提出了绝缘子及其覆冰类型 Yolo v5 深度学习模型图像识别方法,准确率达到 90.1%^[15]。目前,图像识别可以实时、准确、自动识别架空输电线路覆冰类型,但无法仅由图像预测未来覆冰类型。

研究表明,输电线路覆冰的形成与发展与微气象条件密切相关^[16]。部分学者根据覆冰区的微气象变化预测导线覆冰增长和消融趋势。西安工程大学利用覆冰微气象和导线温度监测数据构建自学习、自适应性导线覆冰厚度预测模型^[17]。华北电力大学选择不同的微气象数据分段预测了导线覆冰增长、消融时的覆冰厚度^[18]。华中电网提出考虑时间累积效应的线路覆冰增长率和厚度的温度、湿度、风速预测方法^[19]。重庆大学建立了基本环境参数和“四参数”的映射关系,实现了导线覆冰速率预测^[20]。然而,上述研究主要聚焦于覆冰厚度或增长率的预测,未充分考虑不同覆冰类型增长的微气象条件存在差异,也少见微气象预测覆冰类型的研究。

图像识别可获取架空输电线路当前覆冰类型,而利用微气象可以预测覆冰的未来发展趋势。现有研究多集中于单一数据源的预测,未充分利用图像与微气象数据融合优势,实现未来覆冰类型预测。综上所述,本文基于南方电网 2014—2021 年覆冰监测数据,研究图像、覆冰类型和微气象数据融合方法,构建覆冰类型数据驱动模型的图像与微气象融合数据集;以 GSM-XGBoost 为模型算法,以前 3 天间隔 6 h 微气象时间序列为输入,以图像的覆冰类型为输出,研究覆冰类型预测数据驱动模型。

1 融合数据集与数据驱动模型

1.1 覆冰监测系统

本文数据来源于南方电网覆冰监测系统。该系统由监测终端、通信网络、主站组成^[21],见图 1。监测终端常安装于云南、贵州、广东和广西的突起高地、高海拔地区迎风坡等特殊地理环境和易覆冰区^[22],配备摄像机和微气象传感器等,采集图像和微气象数据。数据通过通信网络上传至主站服务器进行数据存储、分析、计算和可视化展示,生成覆冰预警信息。

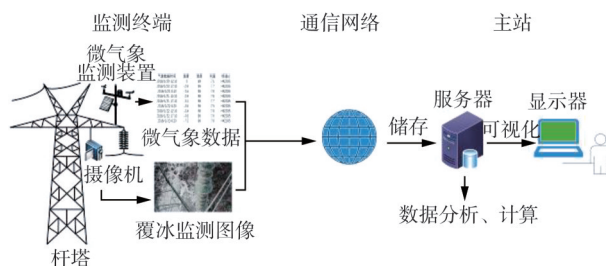


图 1 南方电网覆冰监测系统示意图

Fig. 1 Icing monitoring system of China Southern Power Grid

基金项目: 国家自然科学基金委员会-国家电网公司智能电网联合基金重点项目(U1766220);南方电网有限责任公司防冰减灾重点实验室支撑项目(GZKJXM2022180)。

Foundation item: Supported by the Key Project of Joint Funds of National Natural Science Foundation of China and State Grid Smart Grid (U1766220); the Project of the Key Laboratory for Ice Prevention and Disaster Reduction of China Southern Power Grid Co., Ltd. (GZKJXM2022180).

1.2 覆冰类型图像识别

本课题组前期已研究提出图像识别绝缘子5种覆冰类型的Yolo v5模型^[15]。本文采用该模型自动、批量处理覆冰监测图像,得到各监测图像的覆冰类型,并把图像的覆冰类型作为覆冰类型数据驱动模型的输出。

1.3 数据融合与预处理

1.3.1 模型输入

覆冰类型数据驱动模型的关键在于构建有效表征覆冰过程、覆冰类型的输入数据集。

南方电网覆冰监测系统的图像信息涵盖终端编号、图像ID、拍摄时刻和图像等,微气象数据包括终端编号、监测时刻和微气象参数,如温度、湿度、风速、风向、雨量、气压等。覆冰时温度、湿度监测数据比较准确;风速监测存在缺失或误差较大,但这种缺失和误差仍有一定规律、仍对预测有重要参考价值;而风向、雨量和气压监测严重缺失,无法用于覆冰类型预测。本文利用温度、湿度、风速和图像来研究覆冰类型数据驱动模型,采用连续3天间隔6h的微气象时间序列作为输入。本文仅先研究连续3天的时间跨度,后续再进行不同时间跨度的对比研究,如1天、2天、4天等。间隔6h,是考虑覆冰时微气象变化缓慢,间隔6h可提高计算效率。

1.3.2 数据融合

一个图像与微气象样本的融合方法见图2。

1)对一张覆冰监测图像,用Yolo v5算法自动识别覆冰类型^[15],见图中蓝色“→”;

2)根据图像的拍摄时刻和终端编号,搜寻该终端微气象数据的最临近监测时刻,见图中蓝色“→”;

3)建立该微气象监测时刻前3天间隔6h构成的微气象时间序列,并融合该图像和图像识别的覆冰类型形成一个覆冰图像、覆冰类型与微气象融合样本,见图3。

以该图像拍摄时刻为数据融合点,微气象下采样周期为3天间隔6h,共12个下采样点,分别记作 $D_{i,j}(i \in [1,2,3], j \in [1,2,3,4])$, i 表示过去第 i 天, j 表示过去第 i 天的第 j 个下采样时刻。把该终端 $D_{1,1}$ 至 $D_{3,4}$ 温度、湿度、风速时间序列和覆冰图像、覆冰类型融合成一个样本,即数据融合的最终结果为任意一张已知覆冰类型的图像对应着36个微气象时间序列值。

为了保证覆冰类型准确性,图像自动识别的覆冰类型经过了人工校准,对每个图像与微气象融合样本进行数据清洗、缺值填补等预处理。

基于上述数据融合方法,本文构建了绝缘子覆冰图像、覆冰类型与微气象历史数据的融合数据集。

1.3.3 数据预处理

本文对原始微气象时间序列进行数据清洗和缺值填补。

1)首先,利用箱线图^[23]识别某终端的微气象时间序列中温度、湿度、风速的异常值,并将异常值作缺失值处理;

2)其次,考虑部分融合样本中存在微气象缺

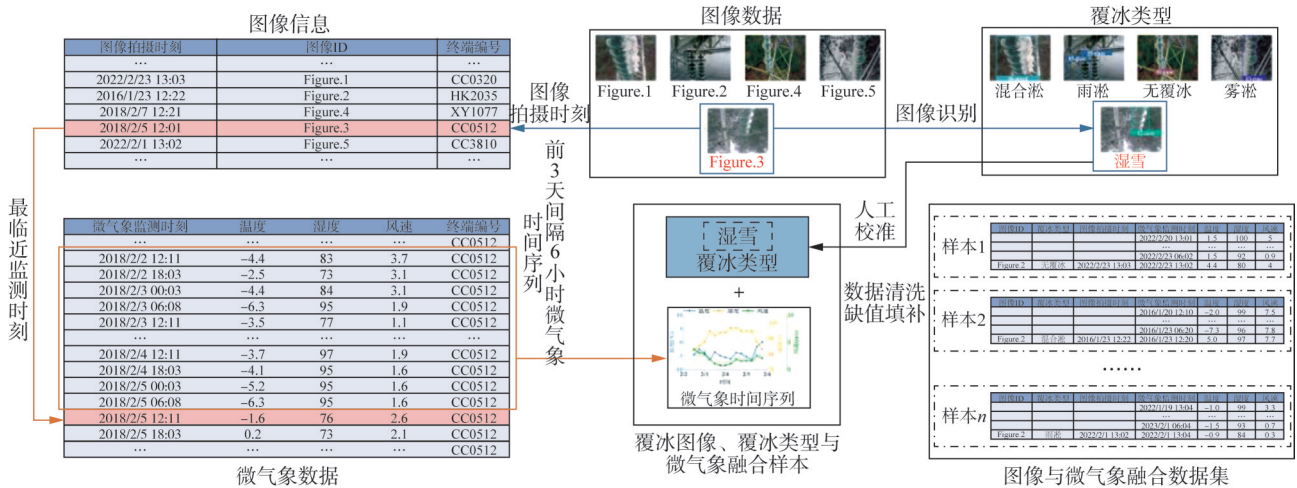


图2 架空输电线路覆冰监测图像、覆冰类型与微气象数据的融合方法

Fig. 2 Fusion method of overhead transmission lines icing monitoring images, ice types and micrometeorological data

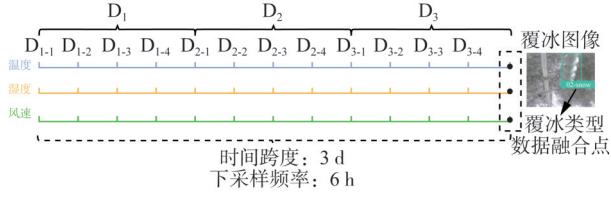


图3 覆冰图像、覆冰类型与前3 d间隔6 h微气象时间序列数据融合的典型样本

Fig. 3 A typical sample of fusion of an icing image, ice type and micrometeorological time series from the past three days at 6 h intervals

失值, 采用如下标准筛选有效样本: 对于包含12个下采样点的样本, 有效下采样点数需 ≥ 8 , 且任意相邻的2个下采样点的时间间隔均 < 24 h。

3) 最后, 根据缺值点前后临近的监测值, 利用线性插值法填补温度、湿度和风速缺失值。

1.4 模型算法

1.4.1 极致梯度提升树

极致梯度提升树(extreme gradient boosting, XGBoost)是由多棵决策树组成的模型^[24]。输入样本为 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n]^T$, 其中 n 为样本数量, $\mathbf{x}_i=[x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,36}]^T$ 在本文中为第 i 个样本的36个微气象时间序列值。XGBoost模型预测结果是所有决策树决策结果的加和, 见式(1)。

$$\tilde{y}_i = \sum_{j=1}^T f_j(x_i) \quad (1)$$

式中: $\tilde{y}_i$ 为样本 $\mathbf{x}_i$ 的预测覆冰类型; $f_j(x_i)$ 为第 j 棵决策树的决策值; T 为决策树数量。

XGBoost目标函数 L 见式(2), 由两部分组成。第一部分为损失函数, 即预测覆冰类型与真实覆冰类型的差值; 第二部分为正则项, 用于防止模型过拟合。

$$L = \sum_{i=1}^n L(y_i, \tilde{y}_i) + \sum_{j=1}^T \Omega(f_j) \quad (2)$$

式中: $\sum_{i=1}^n L(y_i, \tilde{y}_i)$ 为总损失值; y_i 、 $\tilde{y}_i$ 分别为样本 $\mathbf{x}_i$ 的真实覆冰类型、预测覆冰类型; $\sum_{j=1}^T \Omega(f_j)$ 为正则项, f_j 为表示第 j 棵决策树的模型函数, 计算公式见式(3)。

$$\Omega(f_j) = \gamma G + \frac{1}{2} \lambda \sum_{k=1}^G w_k^2 \quad (3)$$

式中: γ 、 λ 为控制惩罚力度的超参数; G 为决策树叶子节点总数量; w_k 为叶子节点的权重系数。

模型通过迭代求解目标函数 L , 每轮迭代均在原有模型上增加决策树 $f_i(x_i)$, 最大程度地减小目

标函数。经 t 轮迭代的目标函数 $L^{(t)}$ 表示为:

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n L(y_i, \tilde{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t) \quad (4)$$

以泰勒级数近似目标函数, 则有:

$$L^{(t)} \cong \sum_{i=1}^n \left[g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right] + \Omega(f_t) \quad (5)$$

式中 g_i 和 h_i 分别为目标函数的一、二阶导数。

式(5)中决策树可进一步由样本 x_i 落到的叶子节点表示。定义落到第 k 个叶子节点的样本集合 $I_k = \{i | q(x_i) = k\}$, $G_k = \sum_{i \in I_k} g_i$, $H_k = \sum_{i \in I_k} h_i$, 其中, $q(x_i)$ 为决策树分裂规则函数, 表示样本 x_i 在决策树中被划分至的叶子节点; G_k 为第 k 个叶子节点上所有样本的一阶导数之和; H_k 为第 k 个叶子节点上所有样本的二阶导数之和, 由此可得:

$$L^{(t)} \cong \sum_{k=1}^G \left[G_k w_k + \frac{1}{2} (H_k + \lambda) w_k^2 \right] + \gamma G \quad (6)$$

求解目标函数的最小值, 可得最优叶子节点的最优权重系数以及目标函数最小值 $L_{\min}$, 见式(7)。 $L_{\min}$ 越小, 模型对覆冰类型预测准确度越高。

$$\begin{cases} w_k = -\frac{G_k}{H_k + \lambda} \\ L_{\min} = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^G \frac{G_k}{H_k + \lambda} + \gamma G \end{cases} \quad (7)$$

1.4.2 网格搜索法

由于各类覆冰事件发生的概率不同, 融合样本的覆冰类型分布不平衡, 易导致预测模型训练时陷入过拟合。因此, 需要合理配置XGBoost超参数, 以增强模型泛化性能和抗过拟合能力。对此, 本文采用网格搜索法(grid search method, GSM)优化XGBoost超参数。

GSM作为一种系统性、全局性的优化算法, 能遍历优化范围内的所有可行解^[25-26], 其精细调优能力满足模型对各覆冰类型预测准确性的要求。在本文中, GSM在定义的超参数网格内按步长遍历所有超参数组合, 在每个组合下训练XGBoost模型, 计算精确率与召回率的调和平均数 $F1$ 分数, 比较并选择 $F1$ 分数最高的超参数组合作为最佳模型参数。

1.5 模型流程

覆冰类型数据驱动模型包括融合数据集划分、XGBoost模型训练、超参数优化和评价指标计算等流程, 见图4。

1) 将图像与微气象融合数据集按比例划分为

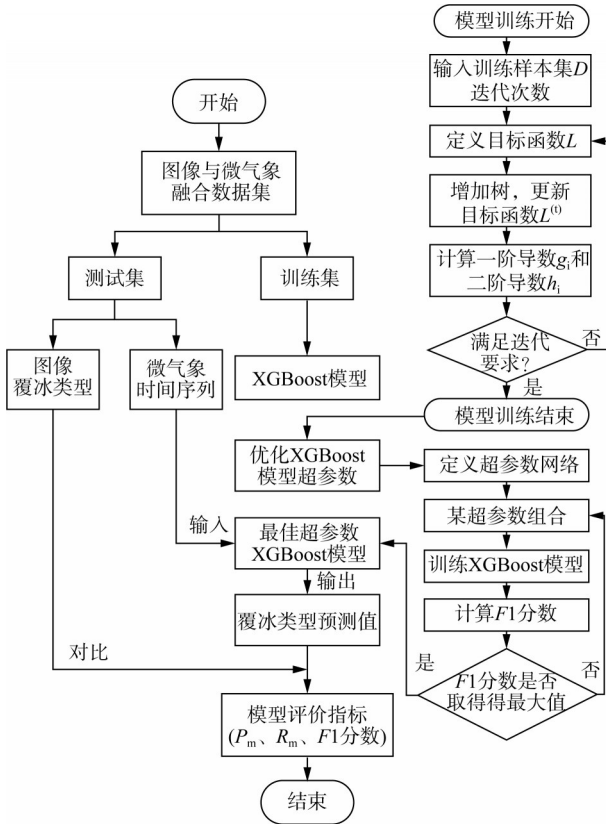


图 4 覆冰类型数据驱动模型实现流程图

Fig. 4 Flowchart of the data-driven model for ice types

训练集和测试集, 训练集用于 XGBoost 模型训练和超参数优化, 测试集用于计模型评价指标;

2) 在训练集下训练 XGBoost 模型。模型根据图像与微气象融合样本, 定义目标函数、增加树和迭代求解直至满足要求, 得到拟合融合样本的模型;

3) 利用 GSM 优化模型超参数。确定需要优化的超参数和其优化范围、调整步长, 经 GSM 得 F1 分数最高的超参数组合, 输出最佳超参数 XGBoost 模型;

4) 在测试集下计算模型评价指标。输入微气象时间序列, 模型输出覆冰类型预测值。对比覆冰类型预测值和图像识别值, 计算模型 P_m 、 R_m 、 $F1$ 分数, 其中 P_m 、 R_m 分别为宏平均精确率(macro precision)、宏平均召回率(macro recall)。

2 试验

2.1 数据集

基于南方电网覆冰监测系统 2014—2021 年数据, 除去因损坏、严重凝冻与遮挡导致未能识别出覆冰类型的图像, 本文采用算法^[15]识别出 454 866

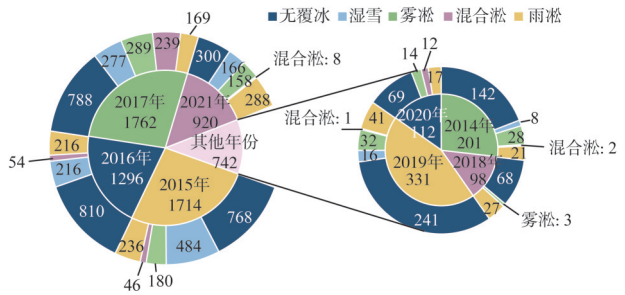
张不同材质绝缘子图像覆冰类型, 见表 1。

表 1 2014—2021 年南方电网监测图像的覆冰类型

Tab. 1 Statistics of ice types in monitoring images from 2014 to 2021 of China Southern Power Grid

年份	图像数量	覆冰类型				
		无覆冰	湿雪	雾凇	混合凇	雨凇
2014	45 315	26 434	5 432	8 744	511	4 194
2015	15 066	66 628	15 066	15 603	2 390	15 409
2016	173 682	104 159	15 151	21 516	3 375	29 481
2017	84 079	47 547	7 149	13 851	3 553	11 979
2018	6 098	2 063	269	1 634	356	1 776
2019	51 799	19 408	5 679	8 025	959	17 708
2020	9 434	3 523	1 296	1 987	924	1 704
2021	69 393	16 099	8 827	18 136	2 832	23 499
数量	454 866	285 861	58 869	89 496	14 900	105 750

图像、覆冰类型与微气象数据融合后, 共构建 6 434 个数据融合样本。样本来源于 300 个监测终端, 各年份涉及的微气象时间序列及覆冰类型统计见图 5。将融合样本集以 7: 3 的比例划分训练集和测试集, 其中训练集和测试集样本数量分别为 4 503 和 1 931, 详见表 2。



0.24.2。

2.3 模型评价指标

为评估模型对各覆冰类型的预测准确性,采用宏平均精确率 P_m 、宏平均召回率 R_m 以及宏平均 $F1$ 分数作为评价指标^[27],计算公式如式(8)—(10)所示。

$$P_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{T_i^P}{T_i^P + F_i^P} \quad (8)$$

$$R_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{T_i^P}{T_i^P + F_i^N} \quad (9)$$

$$F1 = \frac{2P_m R_m}{P_m + R_m} \quad (10)$$

式中: n 为覆冰类型的类别数量; T_i^P 、 F_i^P 、 F_i^N 分别为第 i 个覆冰类型的正类被正确识别的样本数量、负类被错误识别为正类的样本数量和正类被错误识别为负类的样本数量。

3 结果与分析

3.1 模型的超参数

本文利用 GSM 优化 XGBoost 模型的 6 个主要超参数,名称、定义、优化范围、调整步长和优化取值详见表 3。

表 3 覆冰类型数据驱动模型的超参数定义、优化范围及优化取值

Tab. 3 Definition, optimization range and optimum values of the hyperparameters for data-driven model for ice types

超参数名称	定义	优化范围	调整步长	优化后取值
max_depth	树的最大深度	[3,10]	2	10
min_child_weight	叶子节点分裂最小权重和	[1,6]	1	1
gamma	最小损失值	[0,0.5]	0.1	0.2
subsample	训练集抽样比例	[0.75,0.9]	0.05	0.8
colsample_bytree	拟合一棵树的特征数	[0.75,0.9]	0.05	0.8
n_estimators	树的总数	[20,500]	10	300

3.2 模型预测

覆冰类型数据驱动模型以前 3 天、间隔 6 h 气象时间序列为输入,以未来第 6 h 覆冰类型为输出。典型样本当前覆冰类型、模型输入、模型输出和未来第 6 h 图像覆冰类型真值对比详见表 4—7。其中,真值均为未来第 6 h 时刻监测图像用 Yolo v5 模型^[15]自动识别的覆冰类型。表 4 为从无覆冰到覆冰时间演化样本,表 5 为覆冰类型随时间不变样

本,表 6 为从覆冰到无覆冰时间演化样本,表 7 为覆冰类型随时间变化样本。

由表 4—7 可知,模型能预测覆冰增长、维持和融化阶段的覆冰类型,包括从无覆冰到覆冰时间演化、覆冰类型随时间不变和从覆冰到无覆冰时间演化,以及不同覆冰类型之间的转换。

3.3 模型性能评估

采用混淆矩阵将 1 931 个测试样本的覆冰类型预测结果可视化,详见图 6。图 6 中标注的 T^P 、 F^P 、 T^N 、 F^N 目标覆冰类型为无覆冰, T^P 表示无覆冰被识别为无覆冰, F^P 表示其他覆冰类型被识别为无覆冰, T^N 表示其他覆冰类型被识别为其他覆冰类型, F^N 为无覆冰被识别为其他覆冰类型。预测覆冰类型与图像覆冰类型对比结果呈对角线分布,模型能预测 5 种覆冰类型,具有较强的泛化能力。

T^P 、 F^P 、 T^N 、 F^N 和评价指标 P_m 、 R_m 、 $F1$ 分数计算结果见表 8。由表 8 可知,模型的 P_m 、 R_m 和 $F1$ 分别为 95.0 %、96.3 % 和 95.6 %。在线路实际运维中,高 P_m 能减少错报带来的运维资源浪费;高 R_m 能降低漏报风险,避免严重覆冰发生时未及时采取措施而引发覆冰灾害;高 $F1$ 体现了预测结果的可靠性和稳定性。模型对无覆冰的预测精确率为 99.4 %,对其余覆冰类型的预测精确率超过 90 %,且湿雪预测精确率高于雾凇、混合凇和雨凇。特别地,对于样本数量较少的混合凇、雾凇,其召回率分别为 97.6 %、94.2 %,表明模型在样本覆冰类型不平衡的情况下依然能够有效预测少数类覆冰类型。每种覆冰类型的精确率与样本数量呈正相关,这是因为尽管本文已采用 GSM 优化模型超参数,增强预测性能,但结果仍然表现出一定的类型不平衡性。

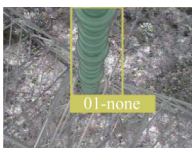
3.4 多种模型对比

对比本文所提模型与长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)^[28-30]、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)^[31-32]、K 近邻算法(K-nearest neighbors, KNN)^[33]、随机森林^[34]和未经 GSM 优化的 XGBoost 模型,各模型的 P_m 、 R_m 和 $F1$ 对比见表 9。

由表 9 可知,本文数据集在 KNN、随机森林和 XGBoost 传统机器学习模型的预测准确性高于 LSTM、GRU 神经网络模型;XGBoost、随机森林等集成算法的预测性能优于 KNN 单模型。本文所

表4 覆冰类型数据驱动模型对无覆冰到覆冰时间演化样本的预测值与真值比较

Tab. 4 Comparison of predicted and true values of the ice type data-driven model for evolution samples from no-icing to icing

编号	输入													预测值	真值	
	前三天微气象															
		D_{1-1} 温度	D_{1-1} 湿度	D_{1-1} 风速	D_{1-2} 温度	D_{1-2} 湿度	D_{1-2} 风速	D_{1-3} 温度	D_{1-3} 湿度	D_{1-3} 风速	D_{1-4} 温度	D_{1-4} 湿度	D_{1-4} 风速			
0	当前图像	当前覆冰类型	D_{2-1} 温度	D_{2-1} 湿度	D_{2-1} 风速	D_{2-2} 温度	D_{2-2} 湿度	D_{2-2} 风速	D_{2-3} 温度	D_{2-3} 湿度	D_{2-3} 风速	D_{2-4} 温度	D_{2-4} 湿度	D_{2-4} 风速	未来第6 h 覆冰类型	未来第6 h 图像的覆冰类型
			D_{3-1} 温度	D_{3-1} 湿度	D_{3-1} 风速	D_{3-2} 温度	D_{3-2} 湿度	D_{3-2} 风速	D_{3-3} 温度	D_{3-3} 湿度	D_{3-3} 风速	D_{3-4} 温度	D_{3-4} 湿度	D_{3-4} 风速		
1		无覆冰	1.0	90	1.2	-0.4	94	3.5	-0.8	94	1.8	-1.1	100	0.4	湿雪	
			2.3	79	0.9	0.2	93	0.6	-0.8	93	0.6	-1.7	86	1.1		
			0.8	62	1.4	-0.9	74	1.5	-2.1	90	1.5	-3.2	91	2.9		
2		无覆冰	-3.3	99	0	-3.3	97	0	-3.2	96	0	-3.1	94	0	雾凇	
			-2.5	93	0	-1.7	88	0	-2.5	88	0	-3.3	100	0		
			-0.1	91	0	-1.7	96	0	-3.2	96	0	-4.7	95	0		
3		无覆冰	-1.4	100	0	-1.5	100	0	-1.9	100	0	-2.3	100	0	雨凇	
			-1.5	100	0	-1.8	98	0	-2.2	99	0	-2.6	100	0		
			-1.7	94	0	-2	96	0	-3.9	96	0	-2	93	0		

提 GSM-XGBoost 组合模型具有最高的 P_m 、 R_m 和 $F1$ 值, 与未经 GSM 优化的 XGBoost 模型相比, 分别提升了 1.5 %、1.6 % 和 1.6 %, 表明 GSM 能一定程度改进融合样本的覆冰类型分布不平衡的情况, 优化后模型具有较好的可靠性和稳定性。

3.5 误差分析

本文覆冰类型数据驱动模型的 P_m 、 R_m 和 $F1$ 分别为 95.0 %、96.3 % 和 95.6 %, 但仍有 3 %~5 % 误差。本文找出了存在误差的 55 个融合样本进行了认真分析, 主要有以下 3 类。

1) 无覆冰被预测为湿雪、雨凇。这类误差发生在环境刚达到覆冰条件, 湿雪、雨凇程度很轻的情况, 见图 7。在这种误差下, 由于覆冰程度轻微, 而运维策略中存在安全裕度, 仅在覆冰程度超过阈值时才会采取相应的融冰、除冰措施, 该预测结果不影响架空输电线路运维决策。

2) 雨凇被预测为无覆冰、湿雪。这类误差发生于温度接近 0 °C, 雨凇较短、较多, 或单个、较长的轻雨凇情况, 见图 8。在这种误差下, 轻雨凇未对线路安全构成威胁, 而当雨凇在数量和长度上

达到引起绝缘子桥接的严重程度时, 模型能准确预测, 这种轻雨凇的预测误差不会影响架空输电线路运维决策。

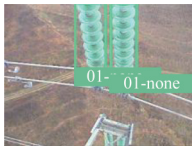
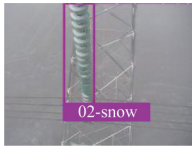
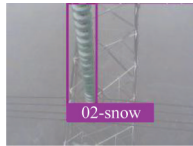
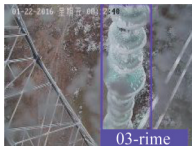
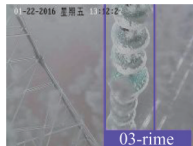
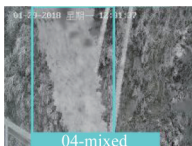
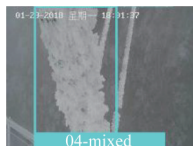
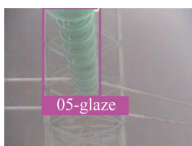
3) 雾凇被预测为混合凇。这类误差发生于雾凇覆冰程度较重的情况, 见图 9。雾凇在特定的微气象条件下可能发展为混合凇, 二者在微气象特征上有一定的重叠, 导致雾凇和混合凇比较难辨识, 对于能引起绝缘子桥接、显著增加线路机械负载的严重雾凇和混合凇, 在实际运维中都应予以重视。

3.6 覆冰类型预测

在实际应用中, 可结合不同时长的微气象监测数据和精细网格化天气预报数据预测。例如, 根据图 3 可知, 当 D_{1-1} ~ D_{3-4} 为终端监测微气象数据时, 本数据驱动模型可以预测未来第 6 h 的覆冰类型; 当 D_{1-1} ~ D_{3-3} 为终端监测微气象数据、 D_{3-4} 为终端所在精细网格化天气预报数据时, 本数据驱动模型可以预测未来第 12 小时的覆冰类型; 以此类推, 当 D_{1-1} ~ D_{1-4} 为终端监测微气象数据、 D_{2-1} ~ D_{3-4} 为终端所在精细网格化天气预报数据时, 本数据驱动模型

表 5 覆冰类型数据驱动模型对覆冰类型随时间不变样本的预测值与真值比较

Tab. 5 Comparison of predicted and true values of the ice type data-driven model for samples with unchanged ice type

编号	当前图像	当前覆冰类型	输入												输出	真值
			前3天微气象													
1		无覆冰	3.5	94	3.9	2.3	92	3.1	2.3	92	3.1	1.1	99	1.8	无覆冰	
			2.2	98	0.8	0.2	100	6.3	-0.4	100	6.3	-1	81	1.6		
			2.8	81	0.3	5.2	63	0.7	3.0	63	0.7	0.7	98	0.7		
2		湿雪	0.2	96	1.7	0.3	94	1.7	-0.7	94	1.7	-1.7	100	1.6	湿雪	
			-0.3	96	0.5	-1.9	100	1.9	-2.2	100	1.9	-2.5	100	0.8		
			-1.9	100	0.7	-1.7	100	1.7	-1.6	100	1.7	-1.5	100	1.8		
3		雾凇	0.4	99	4.5	0.2	100	5.4	-1.3	100	5.4	-2.7	98	7.6	雾凇	
			-2.0	99	7.5	-2.4	99	7.7	-3.0	99	7.7	-3.5	98	7.6		
			-2.7	98	7.8	-3.1	98	7.7	-3.4	98	7.7	-3.6	98	7.5		
4		混合凇	-3.9	100	0	-5.1	100	0	-6.2	100	0	-2.9	100	0	混合凇	
			-6.0	100	0	-6.1	100	0	-6.2	100	0	-4.3	100	0		
			-5.2	100	0	-6.4	100	0	-7.6	100	0	-4.0	100	0		
5		雨凇	-2.0	100	0	-1.8	99	7.9	-2.9	99	7.9	-3.9	100	0	雨凇	
			-2.4	96	0	-2.6	100	0.7	-3.2	100	0	-3.7	100	0.7		
			-0.1	88	0	-0.2	94	0	-1.2	94	0	-2.1	100	0		

可以预测未来第 54 h 的覆冰类型。综上所述,本文数据驱动模型可以实现未来 54 h 逐 6 h 的架空输电线路覆冰类型预测。

4 结论

本文基于南方电网覆冰监测系统 2014—2021 年监测数据,研究了覆冰图像、覆冰类型与微气象数据融合方法,构建了覆冰图像、覆冰类型与微气象融合数据集,提出了覆冰类型数据驱动模型,结论如下。

1) 提出了覆冰图像、覆冰类型与微气象数据的融合方法。以监测时刻最临近原则,融合同一终端的覆冰图像、图像自动识别的覆冰类型和监测时刻前 3 天间隔 6 h 微气象时间序列为一个样本。以该方法,构建了覆冰图像、覆冰类型与微气象融合数据集,即 6 434 个融合样本。

2) 基于融合数据集,提出了覆冰类型数据驱动模型。该模型以 GSM-XGBoost 为算法,以前 3 天间隔 6 h 微气象时间序列为输入,以覆冰图像自动识别的覆冰类型为输出,当训练集 4 503 个融合样本、测试集 1 931 个融合样本时,模型 P_m 、 R_m 、宏平均 $F1$ 分数分别为 95.0%、96.3% 和 95.6%,实现了覆冰类型的准确预测,包含了从无覆冰到覆冰、覆冰类型不变、覆冰类型变化和覆冰到无覆冰等各覆冰主要阶段的类型预测。

在本文基础上,可进一步开展以下研究:1) 连续 1 a、2 a、4 a 间隔 1 h、3 h、6 h 微气象时间序列作为输入对模型的准确性和计算效率影响研究;2) 扩充图像与微气象融合数据集和提升样本质量,模型泛化性能研究;3) 地区天气预报数据、或精细网格化(终端所在 3 km×3 km)天气预报数据与终端监

表 6 覆冰类型数据驱动模型对从覆冰到无覆冰时间演化样本的预测值与真值比较

Tab. 6 Comparison of predicted and true values of the ice type data-driven model for evolution samples from icing to no-icing

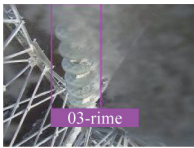
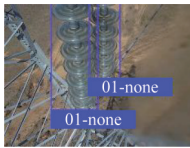
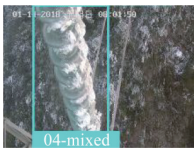
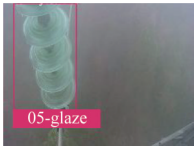
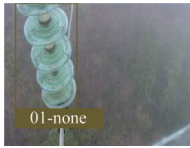
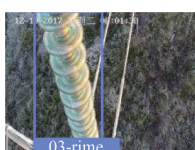
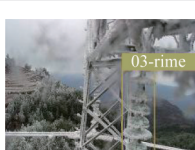
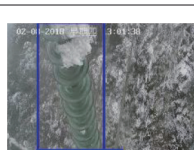
编号	当前图像	当前覆冰类型	输入												输出	真值
			前3天微气象													
1		湿雪	-1.3	89	4.2	-1	90	3.0	-1.5	90	2.8	-2.0	100	1.9	无覆冰	
			-1.2	99	1.0	-0.8	98	2.7	-1.5	98	2.7	-2.2	100	1.3		
			-0.3	99	0	-0.2	98	0	-0.9	98	0	0.5	100	0		
2		雾凇	-1.3	91	0	-1.5	93	0	-2.9	91	0	-4.2	90	0	无覆冰	
			-0.1	90	0	10.6	45	4.9	7.3	45	0	4.1	78	3.3		
			0.8	89	5.3	-2.2	90	0	-2.5	90	0	-2.7	89	0		
3		混合凇	-0.7	81	0	-2.9	98	0	-2.6	98	0	-2.2	81	2.9	无覆冰	
			-1.3	77	0.3	-2.9	98	1.6	-3.6	98	1.5	-4.2	100	0		
			-4.3	100	0.7	-3.7	100	1.7	-2.7	97	0.8	-0.8	84	3.5		
4		雨凇	-0.5	87	1.9	-0.5	89	1.6	-1.5	89	1.6	-2.5	100	1.2	无覆冰	
			-1.4	100	1.6	-1.1	100	1.4	-2.2	100	0	-3.2	100	0		
			-0.8	100	0	-0.7	100	0	-0.5	100	0	-0.5	100	3.2		

表 7 覆冰类型数据驱动模型对覆冰类型随时间变化样本的预测值与真值比较

Tab. 7 Comparison of predicted and true values of the ice type data-driven model for samples with changed ice types

编号	当前图像	当前覆冰类型	输入												输出	真值
			前3天微气象													
1		湿雪	-0.1	100	0	-0.1	100	0	-0.9	100	0	-1.7	100	0	雨凇	
			-0.8	100	0	-0.8	100	0	-0.8	100	0	-1.0	100	0		
			-1.1	100	0	-1.0	100	0	-1.6	100	0	-2.2	100	0		
2		雾凇	-2.4	100	2	-2	100	0.9	-3.2	100	0	-4.4	100	0	雨凇	
			-3.6	100	0	-3.4	100	0	-3.8	100	0	-4.1	100	0		
			-2.7	100	0	-1.6	97	0	-2.1	97	0	-2.6	79	1.8		
3		雾凇	-4.6	99	0	-4.8	99	0	-6.0	99	0	-7.2	97	0	混合凇	
			-4.9	99	0	-5.6	99	0	-6.3	99	0	-7.0	97	0		
			-2.0	98	0	-3.4	95	0.4	-2.4	95	0	-5.4	99	0		
4		混合凇	-0.8	90	0	-1.4	99	0	-2.8	99	0	-4.2	100	0	雾凇	
			-2.8	100	0	-4.5	100	0	-4.7	100	0	-4.8	100	0		
			-3.0	100	0	-4.2	100	0	-4.0	100	1.5	-3.8	99	1.6		

真实值	预测值				
	无覆冰	湿雪	雾凇	混合凇	雨凇
	973	3	0	0	7
	0	331	9	1	8
	3	0	210	0	3
	0	0	2	83	0
	3	6	2	1	279

图 6 架空输电线路覆冰类型预测混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix for overhead transmission lines ice types prediction

表 8 覆冰类型数据驱动模型的准确性

Tab. 8 Accuracy of the data-driven model for ice types

覆冰类型	T^P	F^P	T^N	F^N	$P_m/\%$	$R_m/\%$	$F1$
无覆冰	973	6	942	10	99.4	99.0	99.2
湿雪	331	9	1 573	18	97.4	94.8	96.1
雾凇	210	13	1 695	13	94.2	94.2	94.2
混合凇	83	9	1 837	2	90.2	97.6	93.8
雨凇	279	18	1 622	12	93.9	95.9	94.9
总计	1 876	55	7 669	55	95.0	96.3	95.6

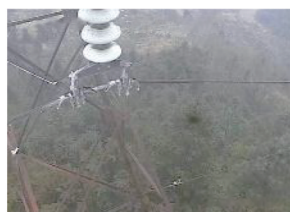
表 9 覆冰类型数据驱动模型算法的性能对比

Tab. 9 Comparison of the data-driven models for ice types

模型	$P_m/\%$	$R_m/\%$	$F1$
LSTM	85.5	86.2	85.8
GRU	87.5	85.4	86.2
KNN	86.8	91.4	88.8
随机森林	90.6	91.4	90.9
XGBoost	93.5	94.7	94.0
GSM-XGBoost	95.0	96.3	95.6



(a) 无覆冰预测为湿雪



(b) 无覆冰预测为雨凇

图 7 无覆冰预测为湿雪、雨凇的误差分析

Fig. 7 Error analysis of none predicted as snow or glaze



(a) 雨凇预测为无覆冰



(b) 雨凇预测为湿雪

图 8 雨凇预测值为无覆冰、湿雪的误差分析

Fig. 8 Error analysis of glaze predicted as none or glaze



(a)



(b)

图 9 雾凇预测为混合凇的误差分析

Fig. 9 Error analysis of rime predicted as mixed rime

测微气象的数据驱动模型研究。

参考文献

- [1] 李庆峰, 范峥, 吴穹, 等. 全国输电线路覆冰情况调研及事故分析[J]. 电网技术, 2008, 32(9): 33-36.
LI Qingfeng, FAN Zheng, WU Qiong, et al. Investigation of ice-covered transmission lines and analysis on transmission line failures caused by ice-coating in China [J]. Power System Technology, 2008, 32(9): 33-36.
- [2] 胡毅. 电网大面积冰灾分析及对策探讨[J]. 高电压技术, 2008, 34(2): 215-219.
HU Yi. Analysis and countermeasures discussion for large area icing accident on power grid [J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(2): 215-219.
- [3] 蒋兴良, 易辉. 输电线路覆冰及防护[M]. 北京: 中国电力出版社, 2002.
- [4] 黄新波, 刘家兵, 蔡伟, 等. 电力架空线路覆冰雪的国内外研究现状[J]. 电网技术, 2008, 32(4): 23-28.
HUANG Xinbo, LIU Jiabing, CAI Wei, et al. Present research situation of icing and snowing of overhead transmission lines in China and foreign countries [J]. Power System Technology, 2008, 32(4): 23-28.
- [5] 阳林, 郝艳捧, 黎卫国, 等. 架空输电线路在线监测覆冰力学计算模型[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(19): 100-105.
YANG Lin, HAO Yanpeng, LI Weiguo, et al. A mechanical calculation model for online icing-monitoring system of overhead transmission lines [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(19): 100-105.
- [6] 王敦青, 戴栋, 郝艳捧, 等. 基于在线监测系统的输电线路覆冰数据统计与分析[J]. 高电压技术, 2012, 38(11): 3000-3007.
WANG Xiaqing, DAI Dong, HAO Yangpeng, et al. Statistics and analysis of transmission lines icing data based on

- online monitoring system [J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(11): 3000 – 3007.
- [7] 国家能源局. 重覆冰架空输电线路设计技术规程: DL/T 5440—2009[S]. 北京: 中国电力出版社, 2009.
- [8] 薛艺为, 阳林, 郝艳捧, 等. 输电线路悬式复合绝缘子雨凇与轻雾凇覆冰形态和覆冰过程对比研究[J]. 电工技术学报, 2016, 31(8): 212 – 219.
- XUE Yiwei, YANG Lin, HAO Yanpeng, et al. A comparative study on icing morphology and process of glaze and light rime in suspension composite insulators on transmission lines [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(8): 212 – 219.
- [9] 国家能源局. 电力工程气象勘测技术规程: DL/T 5158—2012[S]. 北京: 中国规划出版社, 2012.
- [10] 律方成, 尤少华, 刘云鹏, 等. 雨雪天气下特高压交流单回试验线段电晕损失实测分析[J]. 高电压技术, 2011, 37(9): 2089 – 2095.
- LÜ Fangcheng, YOU Shaohua, LIU Yunpeng, et al. Analysis on corona loss measurement of ultra high voltage AC single circuit test line in rain and snow weather conditions [J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(9): 2089 – 2095.
- [11] 何高辉, 胡琴, 喻建波, 等. 导线雨凇覆冰及其直流电晕损失影响因素研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(24): 8610 – 8618.
- HE Gaohui, HU Qin, YU Jianbo, et al. Research on the influence factors of conductor glaze icing and corresponding DC corona loss [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(24): 8610 – 8618.
- [12] 李亚伟, 张星海, 贾志东, 等. 不同覆冰类型绝缘子串的泄漏电流特征分析[J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3691 – 3697.
- LI Yawei, ZHANG Xinghai, JIA Zhidong, et al. Characteristic analysis of leakage current of insulator strings under different icing types [J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3691 – 3697.
- [13] 周庆, 李杰, 万凌云, 等. 基于D-S证据理论的多特征输电线路覆冰图像分类方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(S1): 102 – 107.
- ZHOU Qing, LI Jie, WAN Lingyun, et al. Research on image classification of multi feature based on D-S evidence theory for transmission line icing image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(S1): 102 – 107.
- [14] YANG L, JIANG X, HAO Y, et al. Recognition of natural ice types on in-service glass insulators based on texture feature descriptor [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24(1): 535 – 542.
- [15] HAO Y, LIANG W, YANG L, et al. Methods of image recognition of overhead power line insulators and ice types based on deep weakly-supervised and transfer learning [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2022, 16(11): 2140 – 2153.
- [16] 阳林, 郝艳捧, 黎卫国, 等. 输电线路覆冰与导线温度和微气象参数关联分析[J]. 高电压技术, 2010, 36(3): 775 – 781.
- YANG Lin, HAO Yanpeng, LI Weiguo, et al. Relationships among transmission line icing conductor temperature and local meteorology using grey relational analysis [J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(3): 775 – 781.
- [17] 黄新波, 王玉鑫, 朱永灿, 等. 基于遗传算法与模糊逻辑融合的线路覆冰预测[J]. 高电压技术, 2016, 42(4): 1228 – 1235.
- HUANG Xinbo, WANG Yuxin, ZHU Yongcan, et al. Icing forecast of transmission line based on genetic algorithm and fuzzy logic [J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(4): 1228 – 1235.
- [18] SUN W, WANG C. Staged icing forecasting of power transmission lines based on icing cycle and improved extreme learning machine [J]. Journal of Cleaner Production, 2019(208): 1384 – 1392.
- [19] 熊玮, 徐浩, 徐林享, 等. 计及时间累积效应的RF-APJA-MKRVm输电线路覆冰组合预测模型[J]. 高电压技术, 2022, 48(3): 948 – 957.
- XIONG Wei, XU Hao, XU Linxiang, et al. Combined model of icing prediction of transmission lines based on RF-APJA-MKRVm considering time cumulative effect [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(3): 948 – 957.
- [20] 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.
- HAN Xingbo, CHEN Ziming, XING Bin, et al. Prediction model of conductor icing based on basic environmental parameters [J]. Journal of Chongqing University, 2023, 46(11): 69 – 77.
- [21] 李昊, 傅闯, 刘旭, 等. 南方电网架空输电线路覆冰监测系统及其运行分析[J]. 陕西电力, 2013, 41(4): 20 – 23.
- LI Hao, FU Chuang, LIU Xu, et al. Overhead transmission line ice monitoring system of China Southern Power Grid & its operation analysis [J]. Shanxi Power, 2013, 41(4): 20 – 23.
- [22] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 架空输电线路运行状态监测系统: GB/T 25095—2020[S]. 北京: 中国标准出版社, 2020.
- [23] TUKEY J W. Exploratory data analysis [J]. Journal of the American Statistical Association, 1977, 26(2): 163 – 182.
- [24] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: a scalable tree boosting system [C]//ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, August 13 – 17, 2016, San Francisco, USA. New York: ACM, 2016: 785 – 794.
- [25] 李轩, 梅飞, 沙浩源, 等. 基于多状态数据均衡与XGBoost的特高压换流阀运行状态评估[J]. 高电压技术, 2022, 48(2): 644 – 652.
- LI Xuan, MEI Fei, SHA Haoyuan, et al. Operation state evaluation of UHV converter valve based on multi-state data equalization and XGBoost [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(2): 644 – 652.
- [26] 李楠, 张家恒, 等. 基于XGboost-DF的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(10): 119 – 127.
- LI Nan, ZHANG Jiaheng. A transient stability assessment method of power system based on XGboost-DF [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(10): 119 – 127.
- [27] PADILLA R, NETTO S, SILVA E. A survey on performance metrics for object-detection algorithms [C]//2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing, July 1 – 3, 2020, Niteroi, Brazil. New York: IEEE, 2020: 237 – 242.
- [28] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735 – 1780.
- [29] 彭宇文, 杨之乐, 李冰, 等. 基于VMD-ISSA-LSTM的短期光伏发电功率预测[J]. 广东电力, 2024, 37(1): 18 – 26.
- PENG Yuwen, YANG Zhile, LI Bing, et al. Short term photovoltaic power generation prediction based on VMD-ISSA-LSTM [J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(1): 18 – 26.

- [30] 汪繁荣,李州.基于 SCSSA-BiLSTM 的变压器故障诊断模型[J].南方电网技术,2026,20(2):78-86.
WANG Fanrong, LI Zhou. Transformer fault diagnosis model based on SCSSA-BiLSTM [J]. Southern Power System Technology, 2026, 20(2): 78-86.
- [31] 王洪彬,李智,童晓阳,等.基于 GRU 的智能变电站二次设备故障定位研究[J].电测与仪表, 2025, 62(7): 200-208.
WANG Hongbin, LI Zhi, TONG Xiaoyang, et al. Fault location of secondary equipment in smart substation based on GRU [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(7): 200-208.
- [32] CHO K, MERRIENBOER B V, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation [EB/OL]. (2014-06-03) [2014-9-3]. <https://arxiv.org/abs/1406.1078>.
- [33] COVER T, HART P. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27.
- [34] LEO B. Random forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.

收稿日期: 2024-09-02; 网络首发日期: 2025-03-30

作者简介:

陈思睿(2000), 女, 硕士研究生, 研究方向为架空输电线路覆冰状态检测, epcsr2000@mail.scut.edu.cn;

郝艳捧(1974), 女, 教授, 博士生导师, 博士, 研究方向为输电设备状态感知技术, 污秽、覆冰、雷电下输变电设备外绝缘安全, 气体放电理论, yphao@scut.edu.cn;

黄磊(1994), 男, 通信作者, 助理研究员, 博士, 研究方向为输电线路覆冰监测技术, leoel@scut.edu.cn。

广 告

直流输电技术全国重点实验室.....封二
电网仿真重点实验室.....封三
《南方电网技术》期刊.....封底

南方电网电力科技股份有限公司..... A2
积成电子股份有限公司..... A3
河南平高电气股份有限公司..... A4