

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.03.001

引用格式:胡琴,饶立鹏,王力,等.风力发电机覆冰在线监测动态预警模型[J].重庆大学学报,2026,49(3):1-12.



风力发电机覆冰在线监测动态预警模型

胡琴,饶立鹏,王力,蒋兴良,舒立春

(重庆大学雪峰山能源装备安全国家野外科学观测研究站,重庆 400044)

摘要:寒潮期间风力发电机叶片表面容易出现覆冰现象,会导致发电能力降低、设备运行不稳定甚至故障,因此开展风力发电机覆冰预警方法的研究具有重要意义。文中分析 SCADA 运行数据库,基于风速、功率和温度数据的特征量,利用随机森林算法建立覆冰事件预警模型;通过旋转圆柱阵列装置实时监测覆冰厚度,建立覆冰实时预警模型,实现覆冰事件预警和实时预警的动态机制。以重庆万宝风电场 3.2 MW 风电机组的覆冰案例,开展覆冰预警试验验证。结果表明:覆冰事件预警模型的测试结果分类精确率在 95% 以上,并能在风力发电机叶片出现覆冰情况前 1 h 内多次发出预警;实时预警模型在风力发电机覆冰后持续发出预警,模型能够持续跟踪风力发电机覆冰环境的变化趋势;验证了动态预警模型可以为风力发电机的安全运行和有效管理提供决策依据。

关键词:风力发电机;覆冰在线监测;旋转圆柱阵列;动态预警

中图分类号:TM614

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2026)03-001-12

A dynamic early warning model for online monitoring of wind turbine blade icing

HU Qin, RAO Lipeng, WANG Li, JIANG Xingliang, SHU Lichun

(Xuefeng Mountain Energy Equipment Safety National Observation and Research Station, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: Blade icing frequently occurs on wind turbines operating in cold weather conditions, leading to reduced power output, unstable equipment operation, and even severe mechanical failures. Therefore, developing effective early warning methods for wind turbine icing is of great practical significance. In this study, Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) operational data are analyzed, and key features are constructed based on wind speed, power output, and ambient temperature. An early warning model for blade icing events is established using a random forest algorithm. In addition, real-time monitoring of ice thickness is achieved through a rotating cylindrical array device, based on which a real-time icing early warning model and a dynamic warning mechanism are developed. A 3.2 MW wind turbine at the Wanbao Wind Farm in Chongqing is used as a case study to validate

收稿日期:2024-02-16

基金项目:重庆市科技局资助项目(cstc2021jcsx-dxwtB0002)。

Supported by Chongqing Science and Technology Bureau (cstc2021jcsx-dxwtB0002).

作者简介:胡琴(1981—),男,教授,博士生导师,主要从事复杂环境电气外绝缘和电网防冰减灾技术方面的研究工作,
(E-mail)huqin@cqu.edu.cn。

the proposed approach. The results show that the icing occurrence warning model achieves a classification accuracy exceeding 95%, and warning signals are issued multiple times within 1 h prior to blade icing events. Furthermore, the real-time warning model continues to generate alerts after icing occurs, demonstrating its capability to continuously track the evolution of the turbine icing environment. Overall, the proposed dynamic early warning model provides effective decision support for the safe operation and efficient management of wind turbines.

Keywords: wind turbine; blade icing online monitoring; rotating cylindrical array; dynamic early warning

随着全球对可再生能源的需求日益增长,风力发电作为一种环保、可持续的能源形式受到了广泛关注^[1-2]。然而,风电场在寒冷高湿环境中经常遭遇一个严峻挑战——风力发电机叶片覆冰^[3-5]。在寒冷高湿环境中,风力发电机叶片表面会积聚冰雪形成冰层覆盖,严重影响叶片的气动性能,进而导致风力发电机发电功率下降^[6-8]。此外,覆冰会威胁风力发电机的安全运行^[9],冰层会增加机组负荷,提升叶片结构损坏与断裂的风险。因此,迫切需要一种准确有效的风力发电机覆冰预警方法,通过对覆冰情况的及时预警,提示电网工作人员及时采取相应措施,以确保人员和设备的安全,降低叶片覆冰导致的风电场经济损失。

国内外对风力发电机覆冰的监测方法可以分为直接监测与间接监测两大类。直接监测方法主要是通过监测设备监测风力发电机叶片表面上的冰结构,建立风力发电机叶片覆冰辨识模型^[10-14]。间接监测主要是通过监测结冰的环境参数建立模型来预测覆冰事件,或者检测覆冰造成的影响以分析覆冰是否发生极其严重程度^[15-19]。现有研究表明,直接监测和间接监测均存在局限性。直接监测通过安装传感器等设备进行监测,设备的可靠性还有待接受现场环境条件的检验;对于已投运的风电机组而言,安装传感器设备可能破坏原有的设计,同时也面临安装、维护、更换的问题,施工难度大,经济成本偏高。间接监测方法的准确率偏低,多是定性判断覆冰程度,缺乏定量测量,适用性差,难以满足工程应用的要求。

文中旨在研究风力发电机覆冰预警方法,分别从风电场数据监测和旋转圆柱阵列装置监测两个方面,实现风力发电机覆冰情况的在线监测。在此基础上分析运行数据库,构建基于风速、功率和温度数据的特征量,利用随机森林算法建立覆冰事件预警模型;通过旋转圆柱阵列装置实时监测覆冰厚度,建立覆冰实时预警模型,构建覆冰事件预警和实时预警的动态协同机制。最后,以重庆万宝风电场3.2 MW风电机组的覆冰为例,验证所提预警方法的有效性。

1 风力发电机覆冰在线监测方法

1.1 基于SCADA数据的覆冰监测

1.1.1 数据来源与处理

风电场风电机组运行数据主要通过数据采集与监控(Supervisory Control and Data Acquisition, SCADA)系统采集。文中使用的数据来源于重庆万宝风电场的一台额定功率为3.2 MW、额定风速为9.5 m/s的风力发电机在2023年11月1日到2024年2月23日的SCADA系统数据(采样间隔为1 min),并且获取了这台风力发电机在该期间多次叶片覆冰的记录。在收集到的风电场历史运行数据中可能存在异常值,此类数据会影响模型的整体运行性能,为了获取风力发电机在正常运行条件下的拟合功率特性曲线,将风力发电机在正常运行条件下的原始数据采用四分位法进行预处理^[20]。图1为清洗前后的功率-风速数据。

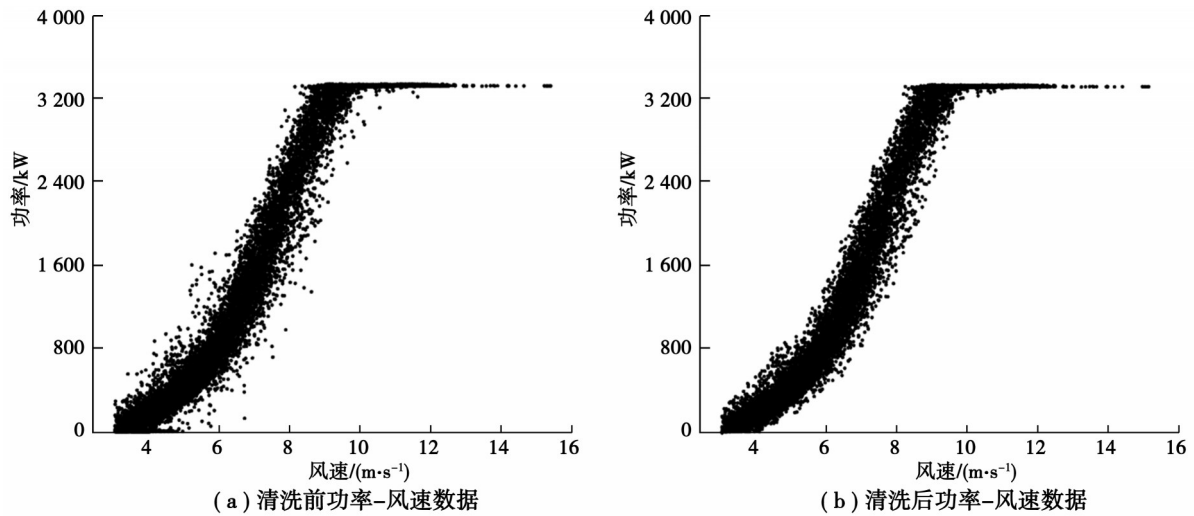


图 1 清洗前后功率-风速数据图

Fig. 1 Power-wind speed data before and after cleaning

1.1.2 拟合功率特性曲线

IEC61400-12-1 标准中规定根据实测风电机组机舱风速和功率数据基于 Bin 方法拟合理论功率曲线^[21]。Bin 方法基于等间隔风速序列将风速和功率数据划分为若干区间,并计算各区间内的平均风速及平均功率,如式(1)和式(2)所示,根据平均风速及平均功率拟合理论功率曲线。

$$v_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} v_{i,j}, \tag{1}$$

$$P_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} P_{i,j}, \tag{2}$$

式中: v_i 为第 i 个风速区间的平均风速, m/s; $v_{i,j}$ 为第 i 个风速区间内的第 j 个风速, m/s; n_i 为第 i 个风速区间的数量; P_i 为第 i 个风速区间的平均功率, kW; $P_{i,j}$ 为第 i 个风速区间内的第 j 个功率, kW。

拟合的功率曲线如图 2 所示。

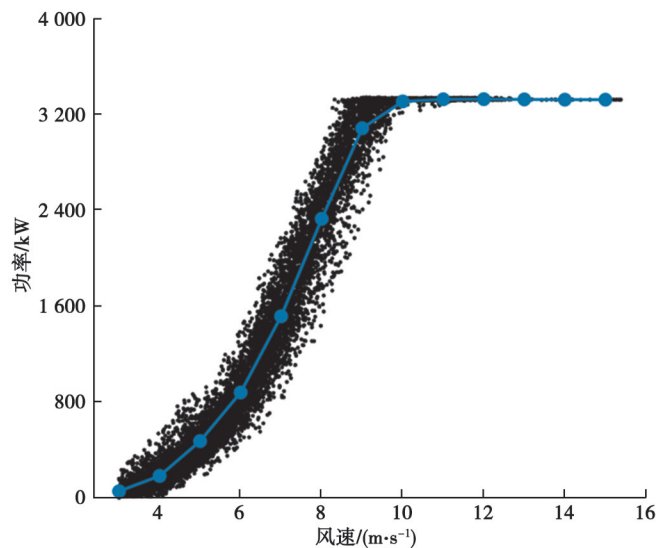


图 2 拟合功率曲线图

Fig. 2 Fitted power plot

1.1.3 基于功率特性的在线监测

选取切入风速与切出风速之间数据带,即筛选出风速处于3~16 m/s范围内的风速整数数据及其对应的功率值,并根据不同风速将其划分为若干个组。通过将覆冰条件下和正常条件下的风速-功率数据进行对比分析,如图3所示。可观察到在同一组风速下,处于覆冰条件下风力发电机的发电功率整体小于正常运行下的功率。

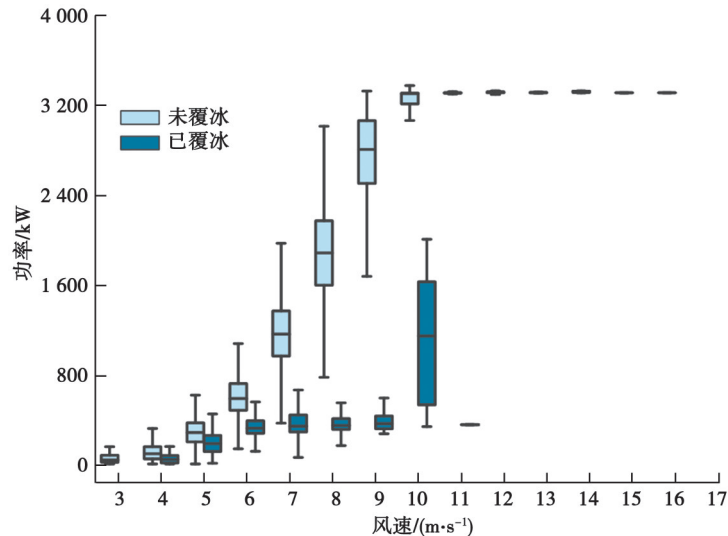


图3 覆冰条件下与正常运行条件下的功率对比图

Fig. 3 Power under blade icing conditions vs. normal operating conditions

由于风力发电机的发电功率与风速有很强的非线性关系,考虑将功率输出系数作为特征量,用以定量表征风力发电机所处的覆冰状态。功率输出系数特征量的计算如图4所示,根据当前时刻风速所在区间,将该区间下拟合功率曲线数值作为基准值,用当前时刻的功率与基准值的比值来表征目前风力发电机的覆冰状态。功率输出系数为

$$F = \frac{P_m}{P_n}, \quad (3)$$

式中: P_m 为当前时刻的功率,kW; P_n 为当前所在的风速区间的平均功率,kW。

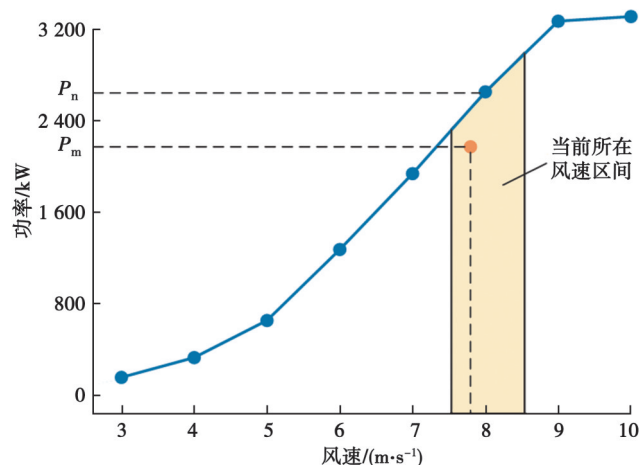


图4 功率输出系数计算示意图

Fig. 4 Schematic diagram of wind speed-power eigenvalue

1.2 基于旋转圆柱阵列装置的覆冰监测

研究人员基于冰层的电容效应设计了一种旋转圆柱阵列装置来实现覆冰厚度的测量^[22]。该方法原理是:冰的介电常数与水、绝缘材料和空气存在明显差异,通过共面电极表面的边缘效应测量冰层电容随着覆

冰层介电性质的变化,利用冰层电容效应而设计的覆冰监测器实现覆冰厚度的精准监测^[23]。在穿透深度内,旋转圆柱阵列装置拥有较高测量灵敏度,能够较为准确地测量覆冰厚度,同时分辨覆冰类型。因此,通过旋转圆柱阵列装置的覆冰监测,可以间接反应风力发电机所处的覆冰情况。

文中将旋转圆柱阵列覆冰监测装置实际应用于风力发电机覆冰在线监测,如图 5 所示,将旋转圆柱阵列覆冰监测装置安装在风力发电机的机舱顶部。圆柱阵列覆冰监测装置中 4 个圆柱的电极外径分别为 18、24、36、45 mm。

旋转圆柱阵列覆冰监测装置可以实现覆冰电容信号值的自动化数据采集,自动化数据采集数据接收界面如图 6 所示。

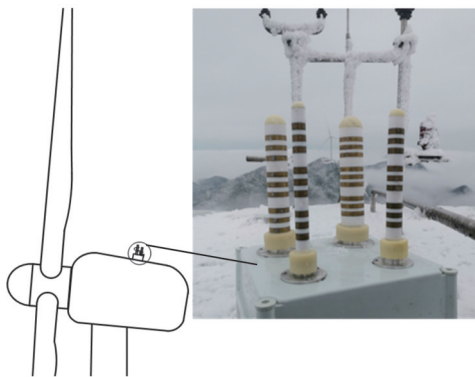


图 5 旋转圆柱阵列装置的安装

Fig. 5 Installation diagram of rotating cylindrical array device

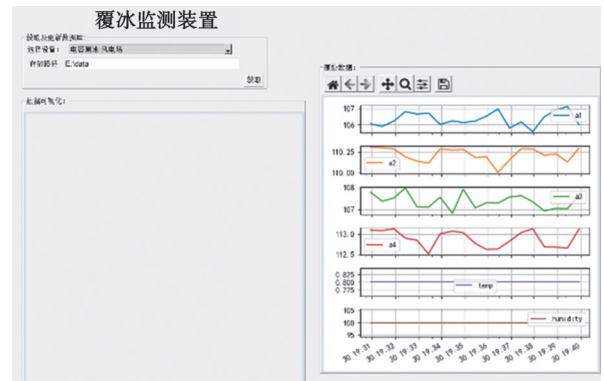


图 6 覆冰监测数据接收界面

Fig. 6 Icing monitoring data receiving interface

2 风力发电机覆冰在线监测动态预警模型

结合风力发电机覆冰的监测方法和运行人员的实践经验,建立风力发电机覆冰在线监测动态预警模型,提出了双预警机制:覆冰事件预警模型和实时预警模型。

2.1 覆冰事件预警模型

2.1.1 特征量构建

1.1.3 节已基于风速和功率数据构建了功率输出系数特征量,考虑到温度的快速变化可反映覆冰趋势,故定义滑动窗口温度特征以定量表征风力发电机所处的覆冰情况。由于风力发电机所处地区气候湿润,冬季相对湿度变化较小,与覆冰事件没有显著相关性,因此模型中仅对湿度参数设定阈值。采用时间滑动窗口构建特征量,时间滑动窗口原理如图 7 所示,根据步长的需求截取不同的时间片段。数据采样频率为 1 min,每次特征量计算选取 30 min 内的温度数据:第 1 次选取第 1~30 min,第 2 次选取第 2~31 min,以此类推。

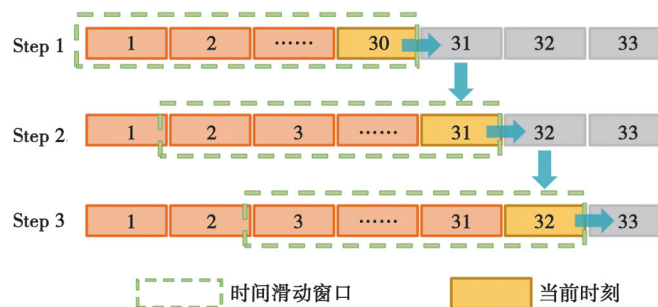


图 7 特征量计算示意图

Fig. 7 Schematic diagram of feature quantity calculation

定义6个温度特征量以表征风力发电机覆冰风险。温度特征量的具体计算方法如下：

1) 温度最小值 T_{\min} 表示当前时刻到 30 min 内的温度最小值。

2) 温差 ΔT 为温度曲线中的温度最大值 T_{\max} 与温度最小值 T_{\min} 之差, 单位为 $^{\circ}\text{C}$, 计算公式为

$$\Delta T = T_{\max} - T_{\min} \quad (4)$$

3) 温度标准差 T_{std} 为温度曲线中温度数据的标准差, 计算公式为

$$T_{\text{std}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (T_i - \bar{T})^2}{m-1}} \quad (5)$$

4) 最低温度相对时间 t_d 为温度曲线中最小值所在时刻 $t_{T_{\min}}$ 与当前时刻 t_i 的时间间隔, 计算公式为:

$$t_d = t_i - t_{T_{\min}} \quad (6)$$

5) 温度梯度最大值 T_{Grad} 为相邻数据点温度变化的最大值。

6) 低温时间占比 L 为温度数据中温度小于温度阈值 T_{thr} 的数据点个数 m 与特征求取温度数据点总个数 M 的比值, 其中温度阈值初步选取 0°C , 可依据当地覆冰情况作出调整, 为

$$L = \frac{m}{M} \quad (7)$$

2.1.2 模型构建

随机森林是一种集成算法, 具有分类准确率高、抗过拟合能力强等优点^[24]。首先, 筛选正常工况和覆冰工况下的风力发电机 SCADA 数据, 分别计算特征量。构建风力发电机覆冰事件预警模型的特征量包括: 功率输出系数、温度最小值、温差、温度标准差、最低温度相对时间、温度梯度最大值和低温时间占比。然后, 使用随机森林算法构建正常工况和覆冰工况下的特征量分类模型, 用标签 0 代表未出现覆冰, 标签 1 代表覆冰。随机划分 80% 特征量数据为训练集、20% 特征量数据为测试集, 在 Python 软件中构建基于随机森林算法的风力发电机覆冰事件预警模型。

2.1.3 不平衡数据处理

在基于随机森林算法的覆冰事件预警模型构建中, 因覆冰工况下的 SCADA 数据要比正常工况下少, 导致特征量样本集分布不均。如果不对风力发电机覆冰工况下 SCADA 数据特征量样本进行过采样, 模型容易出现过拟合现象。因此, 文中采用 SMOTE (synthetic minority over-sampling technique) 算法^[25]来解决风力发电机在覆冰工况下的 SCADA 数据样本过少的问题。具体步骤如下:

1) 对于风力发电机在覆冰工况下 SCADA 数据特征量中的每一个样本 x , 以欧氏距离为标准计算 k 近邻。

2) 从 k 近邻中随机选取一个样本 x_n , 并与原样本 x 根据式 (8) 得到新样本 x_{new} , 为

$$x_{\text{new}} = x + \text{rand}(0, 1) \cdot (x_n - x) \quad (8)$$

3) 根据特征量样本集的不平衡程度确定采样倍率。

SMOTE 算法通过对样本与 k 近邻间的线性插值从而实现数据增广, 可以用于处理样本集分布不均问题。SMOTE 算法不仅可以缓解过拟合问题, 还能避免信息的损失, 能有效解决风力发电机 SCADA 数据特征量样本集分布不均的问题。

2.1.4 评价指标

对建立的风力发电机覆冰事件预警模型进行评价, 文中使用混淆矩阵来展示覆冰预警的结果, 如图 8 所示。

矩阵中每一行表示实际覆冰是否发生的情况, 每一列表示模型预测覆冰是否发生的情况。

通过混淆矩阵计算精确率 A 、召回率 R 和 F_1 值可用于评价分类模型的精度, 其计算表达式如下。

1) 精确率: 以覆冰类型为例, 表示预测为覆冰发生且实际为覆冰发生的样本量占预测为覆冰发生样本量的比例, 为

		预测类型	
		未覆冰	覆冰
真实类型	未覆冰	T_P	F_N
	覆冰	F_P	T_N

图 8 混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix

$$A = \frac{T_N}{T_N + F_N} \quad (9)$$

2)召回率:以覆冰类型为例,表示预测为覆冰发生且实际为覆冰发生的样本量占实际为覆冰发生样本量的比例,为

$$R = \frac{T_N}{T_N + F_P} \quad (10)$$

3) F_1 值:精确率和召回率的调和平均,为

$$F_1 = \frac{2AR}{A + R} \quad (11)$$

2.1.5 模型测试结果

文中使用 Python 软件 sklearn 库中 Random Forest Classifier 进行风力发电机覆冰事件预警模型的构造。选择正常运行工况下的 SCADA 数据,以及在出现覆冰期间 SCADA 数据作为数据集。使用 10 折交叉验证选择随机森林算法决策树的个数。平均准确率随决策树个数增长的变化趋势如图 9 所示。由图可知,设置决策树的个数为 56 时,模型的准确率最高。

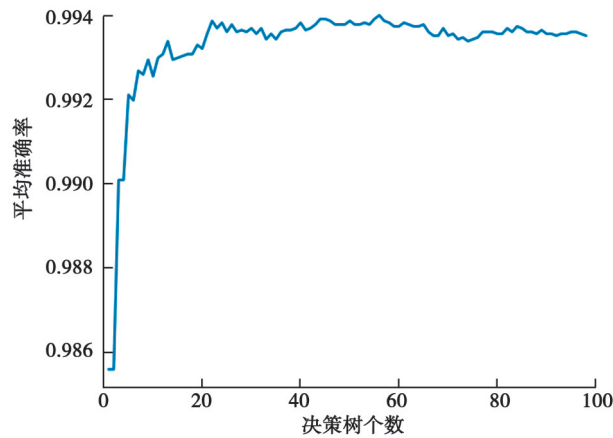


图 9 准确率随决策树个数增长的变化趋势

Fig. 9 The evolution of the accuracy rate with increasing number of decision trees

通过风力发电机覆冰事件预警模型得到特征重要程度排名如图 10 所示。功率输出系数、温度最小值、温度梯度最大值、温差、温度标准差、低温时间占比、最低温度相对时间。从特征重要程度排名可以看出,区分风力发电机叶片是否发生覆冰,功率输出系数和温度最小值这两个特征量尤为重要。

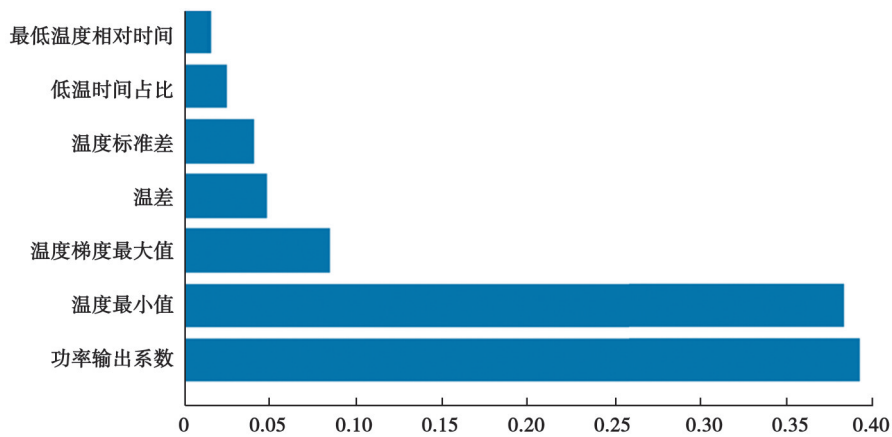


图 10 特征重要程度排名

Fig. 10 Feature importance ranking

测试集混淆矩阵如图 11 所示,测试结果如表 1 所示。测试结果显示正常工况和覆冰工况的分类精确率分别达到了 99.2% 和 97.8%,分类召回率达到 99.8% 和 92.6%, F_1 值分别为 99.5% 和 95.1%。

		未覆冰	覆冰
真实类型	未覆冰	5 103	12
	覆冰	42	528
		预测类型	

图 11 测试集的混淆矩阵

Fig. 11 Confusion matrix of test set

表 1 模型测试结果

Table 1 Model test results

类型	精确率	召回率	F_1 值
0(正常)	0.992	0.998	0.995
1(覆冰)	0.978	0.926	0.951

模型的测试结果表明建立的特征量可以有效表征风力发电机的覆冰情况。当覆冰事件预警发出时,工作人员需要进行现场巡视确认是否已形成覆冰,或通过旋转圆柱阵列覆冰监测装置进一步观察覆冰情况。

2.2 实时预警模型

根据设置覆冰预警参数的阈值,制定覆冰实时预警模型。旋转圆柱阵列装置拥有较高测量灵敏度,能够较为准确地测量覆冰厚度。在风力发电机机舱顶部,环境因素可能导致监测数据出现波动,因此选取 4 个圆柱中实时监测的最大覆冰厚度进行判断当前覆冰情况,以减小环境因素造成的影响。引入覆冰比值的概念衡量覆冰的严重程度,将旋转圆柱阵列装置监测的圆柱覆冰厚度,取其中最严重的值与最大量程覆冰厚度作比较。覆冰比值为

$$\lambda = \frac{\max(\delta_A, \delta_B, \delta_C, \delta_D)}{\delta_0}, \quad (12)$$

式中: δ_A 、 δ_B 、 δ_C 、 δ_D 分别为 4 个圆柱的覆冰厚度,mm; δ_0 为圆柱阵列装置最大量程覆冰厚度, δ_0 取 50 mm。

根据 SCADA 监测的功率输出系数和旋转圆柱阵列监测装置获取的监测值,结合风力发电机的运行情况,设定 3 级预警。

1) 3 级预警。若覆冰比值 $1 \leq \lambda < 0.1$ 或输出功率系数 $F \geq 0.8$,则启动实时 3 级预警机制,此时风力发电机处于轻覆冰情况,提醒工作人员需要对风力发电机进行实时监控。

2) 2 级预警。若覆冰比值 $0.1 \leq \lambda < 0.5$ 或输出功率系数 $0.5 \leq F < 0.8$,则启动实时 2 级预警机制,此时风力发电机处于中度覆冰情况,提醒工作人员需要通过现场观察等措施进一步了解现场的覆冰情况,避免事故发生。

3) 1 级预警。若覆冰比值 $\lambda \geq 0.5$ 或输出功率系数 $F < 0.5$,则启动实时 1 级预警机制,此时风力发电机处于重度覆冰情况,需要及时采取应急措施,申请风力发电机停机等操作,以免造成叶片故障等事故。

2.3 在线监测动态预警模型

依据覆冰事件预警和实时预警的双预警机制,设计建立的风力发电机覆冰在线监测动态预警模型如图 12 所示。

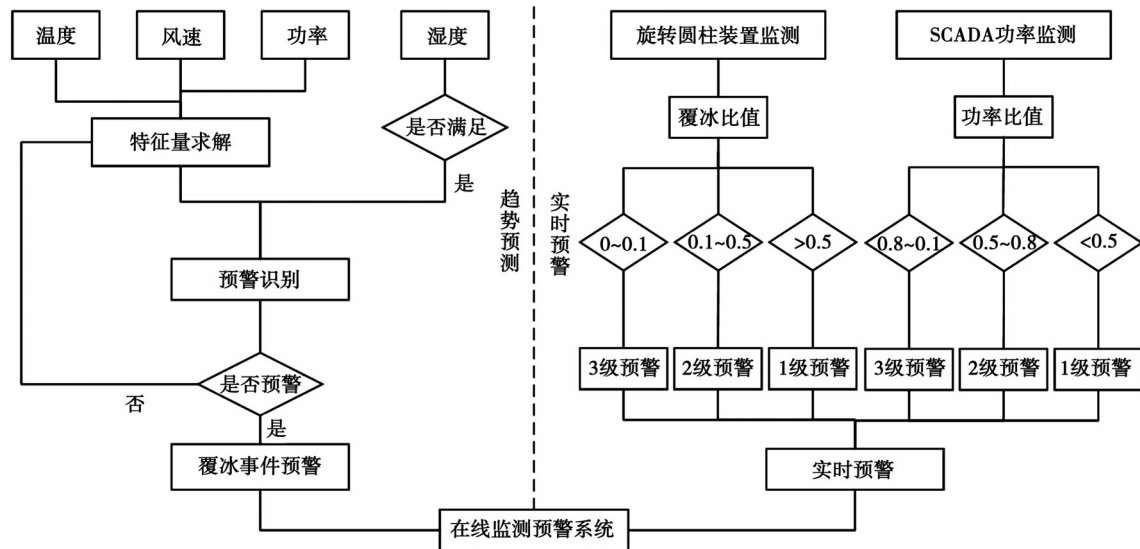


图 12 覆冰在线监测动态预警模型

Fig. 12 Dynamic early warning model for blade icing online monitoring

覆冰事件预警根据风电场 SCADA 系统监测的温度、风速和功率数据计算特征量,当空气相对湿度大于 85% 时,进行特征量识别。若覆冰事件预警模型识别出覆冰情况,提醒工作人员该风力发电机达到易覆冰气象条件。实时预警结合旋转圆柱阵列装置实时监测的覆冰比值与风电场 SCADA 系统监测的输出功率系数进行监测,实现覆冰状态实时提醒。覆冰事件预警和实时预警的双预警机制,体现了覆冰在线监测动态预警模型预警的时效性,可快速响应覆冰事件。

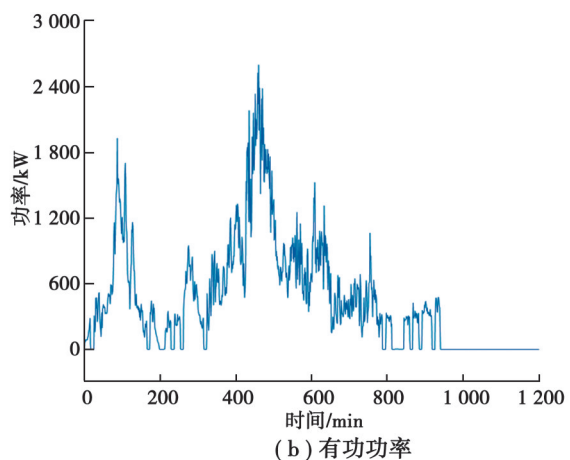
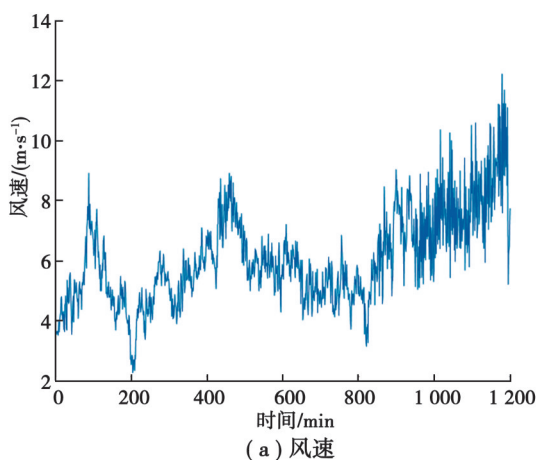
3 预警实例分析

为验证风力发电机覆冰在线监测动态预警模型的有效性,以重庆万宝风电场的一台额定功率为 3.2 MW、额定风速为 9.5 m/s 的风力发电机实际覆冰案例进行分析说明。选取覆冰当天运行数据,对文中覆冰预警方法进行验证。

3.1 覆冰事件发生预警模型验证

选取 2024 年 2 月 21 日的风速、功率和温度数据,验证文中覆冰预警方法。如图 13 所示,从当天 0 时起的风速、功率、温度数据和覆冰事件预警结果。

根据建立的覆冰事件预警模型,在 2024 年 2 月 21 日 12 时 16 分首次发出预警,实际观测的覆冰发生于 13 时 9 分,预警提前了约 1 h。在叶片出现覆冰前 1 h 内多次发出覆冰事件预警,覆冰后持续预警,体现了文中风力发电机覆冰事件预警模型的准确性与时效性。



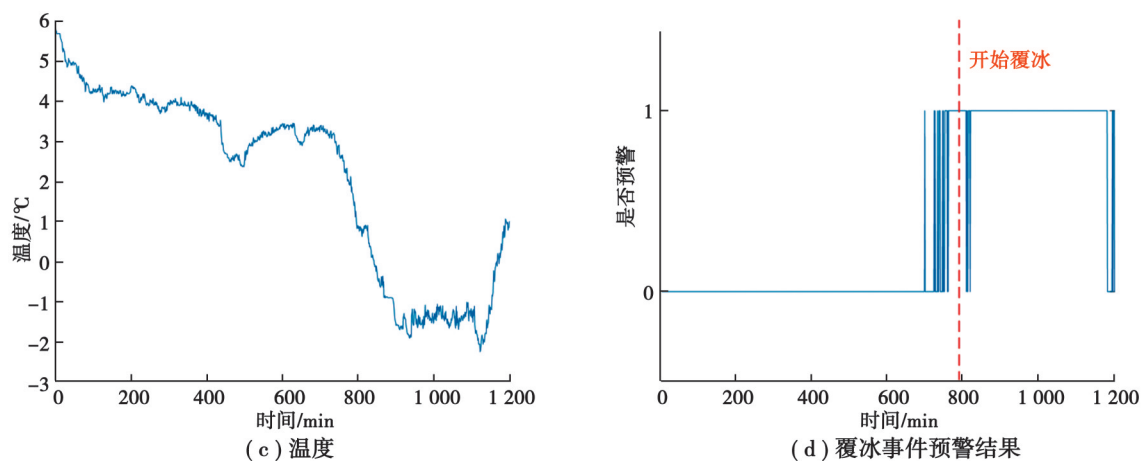


图13 SCADA数据和覆冰事件预警结果

Fig. 13 SCADA data and early warning results of icing events

3.2 实时预警模型验证

旋转圆柱阵列装置监测情况如图14所示,监测时间从2024年2月21日13时0分开始,可以观察到随着覆冰厚度的增加,旋转圆柱阵列装置传输的电容信号值逐渐增大,最终趋于平缓。

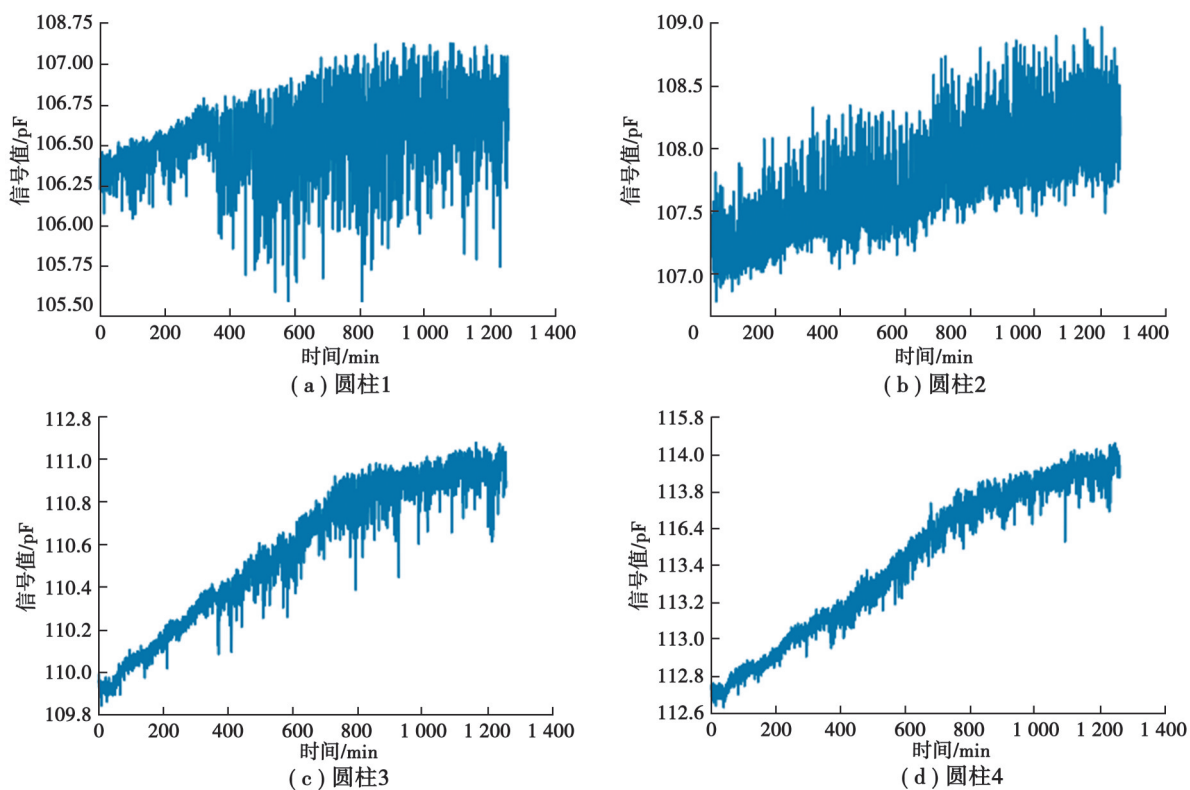


图14 旋转圆柱阵列在线监测情况

Fig. 14 Online monitoring of rotating cylindrical arrays

旋转圆柱阵列装置覆冰情况如图15所示,覆冰比值 λ 为0.06,预警级别为3级。风力发电机叶片的覆冰情况如图16所示。



图15 旋转圆柱阵列装置覆冰情况

Fig. 15 Icing conditions of rotating cylindrical array devices



图16 风力发电机覆冰情况

Fig. 16 Wind turbine icing conditions

从预警实例可见,文中提出的风力发电机覆冰在线监测动态预警模型可以提前发出覆冰事件发生的预警信号,同时实现覆冰的动态实时监测,可及时提醒工作人员提前采取措施应对覆冰情况,为风力发电机的安全运行和有效管理提供决策依据。

4 结 论

文中通过 SCADA 系统数据监测和旋转圆柱阵列装置监测,实现风力发电机覆冰在线监测,并构建风力发电机覆冰在线监测动态预警模型,得出了以下主要结论:

1)覆冰事件预警模型的测试结果分类精确率达95%以上,并在风力发电机叶片覆冰前1 h内,多次发出覆冰事件预警。

2)实时预警模型在覆冰后持续预警,传输的电容信号值随着环境覆冰增多而变大,说明该模型能够持续跟踪风力发电机覆冰环境的变化趋势。

3)以重庆万宝风电场3.2 MW 风电机组的覆冰案例,验证了风力发电机覆冰在线监测动态预警模型的有效性。文中提出的方法可以提醒风电场工作人员提前采取措施应对风力发电机叶片覆冰情况,防止风力发电机发生故障,有利于风力发电机长期安全稳定运行。

参考文献

- [1] 李庆民,于万水,赵继尧.支撑“双碳”目标的风光发电装备安全运行关键技术[J].高电压技术,2021,47(9):3047-3060.
Li Q M, Yu W S, Zhao J Y. Key technologies for the safe operation of wind and solar power generation equipment in support of the “peak CO emissions and carbon neutrality” policy[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3047-3060. (in Chinese)
- [2] 任大伟,肖晋宇,侯金鸣,等.双碳目标下我国新型电力系统的构建与演变研究[J].电网技术,2022,46(10):3831-3839.
Ren D W, Xiao J Y, Hou J M, et al. Construction and evolution of China’s new power system under dual carbon goal[J]. Power System Technology, 2022, 46(10): 3831-3839. (in Chinese)
- [3] 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. (in Chinese)
- [4] 李瀚涛,舒立春,胡琴,等.考虑覆冰粗糙度影响的风力发电机叶片气动性能数值仿真[J].电工技术学报,2018,33(10):2253-2260.
Li H T, Shu L C, Hu Q, et al. Numerical simulation of wind turbine blades aerodynamic performance based on ice roughness effect[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(10): 2253-2260. (in Chinese)
- [5] Fakorede O, Feger Z, Ibrahim H, et al. Ice protection systems for wind turbines in cold climate: characteristics, comparisons and analysis[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 65: 662-675.
- [6] 邱刚,舒立春,胡琴,等.风力发电机叶片防冰的数值计算模型及现场试验研究[J].中国电机工程学报,2018,38(7):2198-2204,2235.
Qiu G, Shu L C, Hu Q, et al. Numerical anti-icing model and field experimental investigation of wind turbine blade[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(7): 2198-2204, 2235. (in Chinese)

- [7] 胡琴, 杨大川, 蒋兴良, 等. 叶片模拟冰对风力发电机功率特性影响的试验研究[J]. 电工技术学报, 2020, 35(22): 4807-4815.
Hu Q, Yang D C, Jiang X L, et al. Experimental study on the effect of blade simulated icing on power characteristics of wind turbine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(22): 4807-4815. (in Chinese)
- [8] 舒立春, 任晓凯, 胡琴, 等. 环境参数对小型风力发电机叶片覆冰特性及输出功率的影响[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(21): 5873-5878.
Shu L C, Ren X K, Hu Q, et al. Influences of environmental parameters on icing characteristics and output power of small wind turbine[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(21): 5873-5878. (in Chinese)
- [9] 舒立春, 梁健, 胡琴, 等. 旋转风力机的水滴撞击特性与雾凇模拟[J]. 电工技术学报, 2018, 33(4): 800-807.
Shu L C, Liang J, Hu Q, et al. Droplet impingement characteristics and rime ice accretion of rotating wind turbine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(4): 800-807. (in Chinese)
- [10] Hu Q, Xu X, Leng D B, et al. A method for measuring ice thickness of wind turbine blades based on edge detection[J]. Cold Regions Science and Technology, 2021, 192: 103398.
- [11] 冷冻冰. 基于图像处理的风力发电机叶片覆冰监测方法[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
Leng D B. Method for monitoring icing of wind turbine blades based on image processing[D]. Chongqing: Chongqing University, 2020. (in Chinese)
- [12] Parent O, Ilinca A. Anti-icing and de-icing techniques for wind turbines: Critical review[J]. Cold Regions Science and Technology, 2011, 65(1): 88-96.
- [13] Evans S. Dielectric properties of ice and snow - a review[J]. Journal of Glaciology, 1965, 5(42): 773-792.
- [14] 王鹏. 基于超声导波方法的风机叶片覆冰检测[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
Wang P. Detection of icing on fan blades based on ultrasonic guided wave method[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016. (in Chinese)
- [15] Homola M C, Nicklasson P J, Sundsbo P A. Ice sensors for wind turbines[J]. Cold Regions Science & Technology, 2006, 46(2): 125-131.
- [16] Fikke S M, Kristjánsson J E, Kringlebotn Nygaard B E. Modern meteorology and atmospheric icing[M]//Atmospheric Icing of Power Networks. Dordrecht: Springer Netherlands, 2008: 1-29.
- [17] Homola M C, Wallenius T, Makkonen L, et al. The relationship between chord length and rime icing on wind turbines[J]. Wind Energy, 2010, 13(7): 627-632.
- [18] Davis N, Hahmann A N, Clausen N E, et al. Forecast of icing events at a wind farm in Sweden[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2014, 53(2): 262-281.
- [19] Dong X H, Gao D, Li J, et al. Blades icing identification model of wind turbines based on SCADA data[J]. Renewable Energy, 2020, 162: 575-586.
- [20] 吴永斌, 张建忠, 袁正舫, 等. 风电场风功率异常数据识别与清洗研究综述[J]. 电网技术, 2023, 47(6): 2367-2379.
Wu Y B, Zhang J Z, Yuan Z X, et al. Review on identification and cleaning of abnormal wind power data for wind farms[J]. Power System Technology, 2023, 47(6): 2367-2379. (in Chinese)
- [21] Wind turbines—Part 12-1: Power performance measurements of electricity producing wind turbines: DS/EN 61400-12-1: 2006 [S]. IEC 61400-12-1: 2005 (en).
- [22] 蒋兴良, 周文轩, 董莉娜, 等. 基于旋转圆柱三电极阵列的覆冰测量方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(5): 1524-1535.
Jiang X L, Zhou W X, Dong L N, et al. Research on icing measurement method based on rotating cylindrical three-electrode array[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(5): 1524-1535. (in Chinese)
- [23] 邹瑜. 基于电容效应的覆冰检测方法[D]. 重庆: 重庆大学, 2021.
Zou Y. Capacitance effect based ice-cover detection method[D]. Chongqing: Chongqing University, 2021. (in Chinese)
- [24] 李冠争, 李斌, 王帅, 等. 基于特征选择和随机森林的电力系统受扰后动态频率预测[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2492-2502.
Li G Z, Li B, Wang S, et al. Dynamic frequency prediction of power system post-disturbance based on feature selection and random forest[J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2492-2502. (in Chinese)
- [25] 马速良, 武建文, 袁洋, 等. 多振动信息下的高压断路器机械故障随机森林融合诊断方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(S2): 421-431.
Ma S L, Wu J W, Yuan Y, et al. Mechanical fault fusion diagnosis of high voltage circuit breaker using multi-vibration information based on random forest[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(S2): 421-431. (in Chinese)