

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.04.035

基于空洞因果卷积网络与知识图谱的风机叶片表面结冰识别

戴立伟

(大唐凉山新能源有限公司,四川 成都 615399)

摘要:为解决低温低湿造成风机叶片表面结冰的问题,基于空洞因果卷积网络与知识图谱的风机叶片表面结冰识别方法,根据风机叶片表面结冰机制与特点,利用知识图谱构建方法来建立叶片表面结冰特征空间。在空间内提取与结冰故障的关键特征,通过知识实体融合生成结冰故障特征空间,结合各结冰故障特征的互信息向量和流行度计算特征重要度,筛选结冰异常关键特征,采用空洞因果卷积网络构建结冰识别模型。通过离线训练和在线识别对结冰异常进行检测,完成风机叶片表面结冰识别方法的设计。实验结果表明:所提方法对风机叶片表面结冰进行检测识别,输出的结冰类型与实验数据集中的标注类别相一致,得到的风机叶片表面结冰识别结果的平均 Kappa 系数高于 0.4,对风机表面结冰的识别精度较高。

关键词:空洞因果卷积网络;知识图谱;风机叶片;结冰识别;识别模型

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)04-0189-05

Ice Recognition on Wind Turbine Blade Surface Based on Hollow Causal Convolutional Network and Knowledge Graph

DAI Liwei

(Datang Liangshan New Energy Co., Ltd., Chengdu 615399, China)

Abstract: To solve the problem of surface icing of wind turbine blades caused by low temperature and humidity, with the wind turbine blade surface icing recognition method based on hollow causal convolutional network and knowledge graph, a knowledge graph construction method is used to establish a feature space for blade surface icing according to the mechanism and characteristics of surface icing on wind turbine blades. Key features related to icing faults are extracted from the space, and a feature space for icing faults is generated through knowledge entity fusion. By combining the mutual information vectors and popularity of various icing fault characteristics, the importance of features is calculated, the key features of icing anomalies are screened, and a hollow causal convolutional network is applied to construct an icing recognition model. Through offline training and online recognition, icing anomalies are detected, and the method for identifying icing on the surface of wind turbine blades is designed. The experimental results show that the designed method can detect and identify surface icing on wind turbine blades, the output icing type is consistent with the annotated categories in the experimental dataset, and the average Kappa coefficient of the wind turbine blade surface icing recognition results obtained is higher than 0.4, indicating a high accuracy in identifying surface icing on wind turbines.

Keywords: hollow causal convolutional network; knowledge graph; fan blades; ice recognition; identification model

0 引言

在极度低温和潮湿的环境中,风扇叶片的表面容易结冰。这种结冰不仅降低了风机的发电效率,还会对叶片的结构造成损坏,从而影响整个风力发电系统的稳定性和安全性。传统的识别风机叶片表面结冰的方法主要依赖于人工检查和简单的传感器监测。这些方法不仅耗时费力,而且往往难以及时准确地检测叶片表面的结冰情况。因此,研究设计一种高精度风机叶片结冰识别方法

具有重要的现实意义。

文献[1]使用堆叠式去噪自动编码器从原始数据中提取特征,并提取与结冰相关的关键特征,采用极值梯度增强树设计分类器,获得最终的叶片状态判别结果,但该方法无法彻底滤除原始数据中的背景及其他噪声,使得分类准确性偏低。文献[2]使用深度学习方法学习风机运行变量之间的相关特征,并通过训练神经网络模型,实现风力涡轮机叶片结冰类型的智能检测,但方法的计算复杂度很高,导致应用过程中的累积误差较

作者简介:戴立伟(1991—),男,内蒙古自治区兴安盟人,工程师,硕士,研究方向为计算机视觉算法、神经网络算法、目标检测、知识图谱、语义大模型等,xie4214100@163.com。

大,从而降低了识别准确性。文献[3]使用生成对抗网络构建识别模型,并引入智能算法改进模型控制参量,降低模型复杂度,从而生成与实际结冰情况相似的模拟数据,但对于极端天气条件下叶片结冰类型的检测,该方法仍需要进一步优化和改进。文献[4]将传统的多核极限学习机模型分解为3个子模型,每个子模型具有不同的参数设置,并使用麻雀搜索算法对每个子模型的参数进行优化,将3个优化的子模型集成在一起,形成最终的结冰故障诊断模型。然而,该方法易受到数据规模的影响,当面向庞大数据量时,该方法的应用效果有限。

本研究结合空洞因果卷积网络和知识图谱构建风机结冰故障识别模型,通过知识图谱构建的叶片表面结冰特征空间,对各故障特征进行重要度排序,筛选出结冰异常关键特征,旨在准确识别风机叶片上的表面结冰类型,为风力发电系统的运行和管理提供支持。

1 风机叶片表面结冰识别方法设计

1.1 基于知识图谱的风机叶片表面结冰特征空间建立

风机叶片表面结冰是指在温度低于0℃时,水发生结冰的现象。结冰主要出现在叶片表面的前缘迎风面,受到环境温度、空气湿度、风速和过冷却水滴直径的影响,对于风机运行状态具有负面影响^[5-6]。根据风机叶片表面结冰机制,利用知识图谱构建方法建立叶片表面结冰特征空间,并在此空间内提取与结冰故障相关的关键特征,从而实现结冰故障识别与检测^[7]。

根据风机基本性能参数和历史运行状态数据,预设知识图谱的模式层参数,结合知识示例抽取和关系标定,确定知识图谱框架^[8]。参照模式层的预设机制,针对风机叶片结冰故障识别领域,采用规则匹配算法,从多个维度对风机叶片结冰故障进行实体抽取,具体如表1所示^[9]。

将抽取的实体和其包含的子实体等效成一个有向的有权图,并根据实体之间的重要关系确定实体连接权重,计算公式如下^[10]:

$$w_j = \frac{\rho_t}{g_a} \cdot \frac{V_h}{f_q} \quad (1)$$

式中: ρ_t 表示有权图中存在的词节点; g_a 表示待求图节点a的离散系数; f_q 表示图中指向实体q的子实体集合; V_h 表示缩放因子,用于控制连接

权重的收敛速度。

表1 风机叶片结冰故障知识图谱实体抽取

实体类别	子实体
风机叶片	叶片材料 叶片尺寸 叶片表面特性
结冰现象	结冰类型 结冰位置 结冰厚度 结冰速率
气象条件	环境温度 空气湿度 风速 风向
结冰后果	叶片温度与环境温度差异 叶片性能 叶片结构损伤 发电效率 叶片旋转速度

基于实体之间的相互作用与联系,进行关系判定,结合匹配模板,输出实体关系^[11],并将实体和关系以图的形式表示出来,形成知识图谱框架,如图1所示。

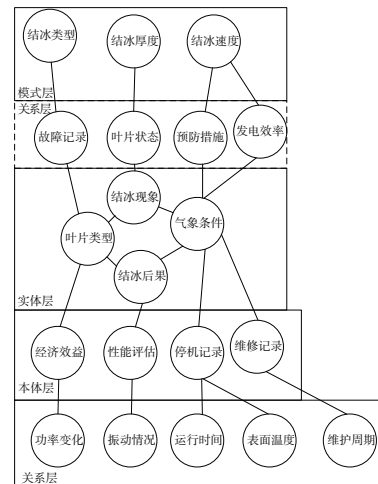


图1 风机简化知识图谱框架

利用图1数据库存储知识图谱,并将抽取的知识进行融合,以形成统一的知识表示,以此建立特征空间。表达式如下:

$$b_d = w_j \times \beta_i \quad (2)$$

式中 β_i 表示第*i*个知识实体的属性向量。

1.2 风机叶片表面结冰故障特征筛选

在特征空间中,对各个特征进行重要度排序,以此筛选出对风机叶片表面结冰识别结果具有关键影响的特征,以降低后续计算复杂度,提高识别

模型的性能。

结合风机叶片的物理机制和经验知识,模拟液滴撞击风机叶片表面的动态行为,表达式如下^[12]:

$$K_d = b_d \times \exp\left(-\frac{\sigma_g}{H_w}\right) \quad (3)$$

式中: b_d 表示特征空间; σ_g 表示形状因子; H_w 表示液滴撞击面积。

计算各个特征的互信息向量,即:

$$\mathbf{a}_s = \frac{m_0 \cdot K_d}{\|\gamma_t/p_s\|^2} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{a}_s$ 表示各特征的互信息向量; m_0 表示图谱中子实体数量; γ_t 表示具有特征 f 的实体集合; p_s 表示标量比例系数。

将实体、特征属性和特征值组成三元组,进而计算各个特征的流行度,公式为^[13]

$$x_j = \sum_{j=1}^{m_0} \mathbf{a}_s \cdot \delta_s \cdot q_b \quad (5)$$

式中: δ_s 表示属性约束; x_j 表示各特征的流行度; q_b 表示决策函数。

综合考虑特征互信息向量和流行度,采用下式对特征进行重要性排序,即^[14-15]:

$$R_i = x_j \times v_k \times g_q \quad (6)$$

式中: v_k 表示流行度概率分布; g_q 表示符号判别函数; R_i 表示第 i 个特征的重要度。

根据特征重要性,选择排名靠前的 E 个特征作为风机叶片表面结冰故障的特征。

1.3 风机结冰故障识别

选择卷积神经网络作为基本框架,捕获结冰故障特征时间序列数据中的长距离依赖关系,由此构建结冰识别模型,通过离线训练和在线识别对模型进行优化改进,从而完成结冰异常检测。

引入空洞增加卷积神经网络的感受野,强化结冰故障特征的表达,公式为^[16-17]

$$F_t = \frac{R_i}{h_y \times \varpi_u} \quad (7)$$

式中: R_i 表示第 i 个特征的重要度; h_y 表示输入数据规模; ϖ_u 表示空洞率; F_t 表示空洞卷积输出值。

利用因果卷积层确保输出仅依赖于当前及之前的输入,以处理非平稳数据,表达式如下^[18]:

$$N_q = F_t \times \lg \frac{\tau_a}{s_o} \quad (8)$$

式中: τ_a 表示膨胀系数; s_o 表示卷积计算进行的方向。

将空洞卷积层和因果卷积层组合,构建结冰故障识别模型,并对其进行离线训练,如下式所示:

$$L(g) = N_q \times \log_2 y_s \quad (9)$$

式中: y_s 表示距离权值; $L(g)$ 表示损失误差。当损失误差收敛到指定值时,确认网络模型训练完成^[19-20],并利用其对风机叶片表面结冰异常进行在线识别,公式为

$$P(H) = L(g) \cdot D_e / J_h \quad (10)$$

式中: D_e 表示有效激活函数; J_h 表示输入特征维度; $P(H)$ 模式输出的风机叶片表面结冰类型。

2 实验测试

2.1 实验准备

以某风场 2 号风机为研究对象,基于 SCADA 数据对其进行叶片表面结冰识别。SCADA 数据集主要包括运行数据和状态数据等大量数据,从中筛选出能够反映风机状态及周边环境条件的变量,将其作为知识图谱模式层的预设参数,具体如下表 2 所示。

表 2 知识图谱模式层预设参数

字段	说明
DATETIME	时间戳
VARCHAR	风机编号
FLOAT	风速
FLOAT	功率
FLOAT	叶片温度
FLOAT	湿度
VARCHAR	叶片状态
FLOAT	网侧有功功率
FLOAT	非主成分方向投影特征
VARCHAR	结冰检测模型输出
Pitch1_angle	叶片 1 角度
Pitch2_angle	叶片 2 角度
Pitch3_angle	叶片 3 角度
mt_tmp	机舱温度
group	数据分组标识

数据集中为该风机某连续 3 个月内的工作数据,通过数据预处理,共计得到 12 546 条有效数据,记录了叶片表面结冰异常标注和正常运行参数。

基于知识图谱模式层的预设参数,结合风电机组设备的基本信息和相关经验,运用 Neo4j 工具构建知识图谱参数,如表 3 所示。

表 3 知识图谱参数

实体类别	子实体设置	数值
风机叶片	叶片材料碳纤维	—
	叶片厚度尺寸/m	1.2
	叶片表面粗糙度特性/ μm	0.12
结冰现象	结冰类型为雨淞、雾淞、混合淞、霜冰、冻结冰	—
	结冰位置表面	—
	结冰厚度/mm	5
	结冰速率/(mm/h)	0.2
气象条件	环境温度/ $^{\circ}\text{C}$	-10
	空气湿度/%	80
	风速/(m/s)	10
	风向西北风	—
结冰后果	叶片温度与环境温度差异/ $^{\circ}\text{C}$	15
	叶片性能阻力下降/%	20
	叶片结构损伤面积/ cm^2	10
	发电效率/%	15
	叶片旋转速度/(r/min)	10

实验平台包括数据采集卡、数据转换处理系统以及可视化模块。数据采集卡用于采集风扇叶片的图像信息或相关传感器数据;数据处理系统对原始数据做进一步处理,挖掘其中的故障特征参数;可视化模块用于显示实验结果并提供用户交互。

实验硬件包括风扇叶片模型、结冰装置、电容式麦克风和音频放大器电路。设置温度在 -10°C ~ -20°C 之间,湿度设置为 80% RH 以上,传感器采样频率为 100 次/s。

利用结冰装置在风机叶片模型上预设 5 种结冰类型,实验数据集如图 2 所示。空洞因果卷积识别模型参数如表 4 所示。

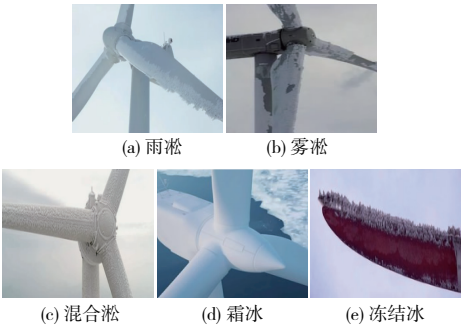


图 2 实验数据集及标注

表 4 识别模型参数设计

参数	数值
输入尺寸	256×256
卷积核大小	3×3
空洞率	[1,2,4,8]
卷积层数	4
通道数	3
批量大小	32
学习率	0.001
损失函数误差	0.002
训练轮数	50

2.2 风机叶片表面结冰识别结果

以表 2 中的数据为基础研究数据,将图 2 风机叶片结冰类别为参考,以图 2(a)、图 2(b)及图 2(c)为研究对象,利用所提方法对其进行结冰识别,结果如图 3 所示。



图 3 基于所提方法的风机叶片表面结冰类型输出

由图 3 可知,应用本文设计的方法对该风机叶片表面结冰进行检测识别,输出的结冰类型与图 3 实验数据集中的标注类别相一致,且都应用了两组空洞增加卷积神经网络的感受野,表明损失误差都有效收敛到了指定值,保证所提方法在风机叶片结冰识别中具有高精度的识别性能。

为进一步验证所提方法的有效性,引入文献[1]方法和文献[4]方法作为所提方法的对比方法,为便于分析,将文献[1]方法和文献[4]方法分别记为方法 1 和方法 2。采用 3 种方法进行风机叶片结冰类别识别,Kappa 系数越高其识别结果与实际结冰类别之间的一致性越高,识别准确度越高。因此采用 Kappa 系数对不同方法的识别性能进行定性评价。实验结果如图 4 所示。

由图 4 可知,所提方法识别结果的 Kappa 系数平均在 0.4 以上,均高于另外两种对照组方法,进一步说明了所提方法能够准确区分不同结冰类型,识别性能更为优异。

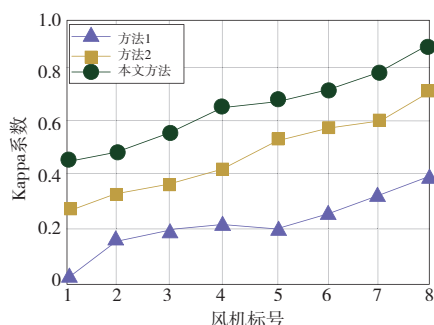


图4 基于不同方法的风机叶片结冰识别结果

3 结语

本研究引入空洞因果卷积网络和知识图谱技术,通过离线训练和在线识别对模型进行优化改进,成功建立风机结冰故障识别模型,且其识别结果的 Kappa 系数平均在 0.4 以上,均高于另外两种对照组方法,这提升了风机叶片表面结冰的准确识别结果,能够有效防止叶片结冰造成的发电效率降低和设备损坏,降低了运营和维护成本,同时促进人工智能技术在风电领域的创新应用,为未来风电智能化发展奠定坚实基础。

参考文献:

- [1] 孙坚,杨宇兵. 基于特征提取和最优加权集成策略的风机叶片结冰故障检测[J]. 科学技术与工程,2024,24(11):4501-4509.
- [2] HACİEFENDİOĞLU K,BAŞAĞA H B,YAVUZ Z, et al. Intelligent ice detection on wind turbine blades using semantic segmentation and class activation map approaches based on deep learning method [J]. Renewable Energy,2022,182:1-16.
- [3] CHATTERJEE J, ALVELA NIETO M T, GELBHARDT H, et al. Domain-invariant icing detection on wind turbine rotor blades with generative artificial intelligence for deep transfer learning [J]. Environmental Data Science,2023,2:e12.
- [4] 杨瑾,丁云飞,张子奇. 基于麻雀搜索算法优化的改进多核极限学习机的风机叶片结冰故障诊断模型[J]. 上海电机学院学报,2023,26(4):209-214.
- [5] 冉浦东,范磊,张军,等. 基于改进 Adaboost-SVM 的风机叶片覆冰检测[J]. 计算机应用与软件,2023,40(5):110-114.
- [6] 姬建富,刘宏伟,侯云飞,等. 基于温度传感器的变压器冷却风机运行状态在线监控方法[J]. 工业仪表与自动化装置,2022(4):80-84.

- [7] 韩涛,姚维. 基于 K 近邻与支持向量机协同训练的风机叶片结冰早期检测[J]. 实验室研究与探索,2021,40(9):52-56.
- [8] 马先超,廖宇,耿家豪,等. 基于注意力机制的 Bi-LSTM 风机叶片结冰故障检测[J]. 通信与信息技术,2023(1):58-63.
- [9] 余应森,李鹏,梁俊宇,等. 基于多尺度排列熵和极限学习机的风机叶片覆冰故障检测方法[J]. 中国安全生产科学技术,2022,18(12):19-25.
- [10] 刘曦檬,汤占军,李英娜,等. 基于时序卷积对抗域适应的风机叶片结冰诊断[J]. 石河子大学学报(自然科学版),2022,40(5):648-654.
- [11] 高博,张亚. 基于 RFE 的 XGBoost 算法在风机叶片结冰状态评测[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版),2022,40(5):132-135.
- [12] 恽钰蛟,贾鹏,伍兴达,等. 基于慢特征分析和随机森林的风叶结冰故障监测[J]. 工业控制计算机,2022,35(6):103-105.
- [13] 汤占军,肖遥,李英娜. 基于深度学习的风机叶片结冰诊断方法[J]. 现代电子技术,2022,45(11):77-82.
- [14] 沈学利,杨莹,秦鑫宇,等. 基于残差神经网络的风机叶片结冰故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2022,42(1):79-87.
- [15] 周皓,刘尚林,杨凯弘,等. 基于互信息与支持向量回归的盾构掘进载荷预测方法研究[J]. 工程设计学报,2022,29(3):286-292.
- [16] 姜娜,严蜜,李柠. 基于时序上采样卷积神经网络的风机叶片结冰检测[J]. 控制与决策,2022,37(8):2017-2025.
- [17] 钱白云,吕朝阳,张维宁,等. 基于多传感器信息融合与混合感受野残差卷积神经网络的调相机转子故障诊断[J]. 计算机测量与控制,2023,31(9):29-35.
- [18] 汤占军,史小兵,肖遥,等. 基于深度学习模型的风机叶片结冰故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2023,43(4):96-103.
- [19] 陈闻鹤,程龙生,常志朋,等. 改进 BiLSTM-GRU-DMD 的风机叶片结冰故障检测与状态评估模型[J]. 工业工程与管理,2023,28(5):108-118.
- [20] 李湘艺,周菊玲,罗紫洋. 平方误差损失函数下复合 Rayleigh 分布的经验贝叶斯估计的收敛速度[J]. 山东师范大学学报(自然科学版),2022,37(3):239-243.

收稿日期:2025-01-15