DOI: 10. 3969/j. issn. 1674-1951. 2021. 08. 003

# 基于AdaBoost算法的多参数模型风电机组叶片 结冰监测与预警研究

Wind turbine blades icing detection with multi-parameter models based on AdaBoost algorithm

# 范大千,刘博嵩,郭鹏 FAN Daqian, LIU Bosong, GUO Peng

(华北电力大学 控制与计算机工程学院,北京 102206) (School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

摘 要:叶片结冰是影响冬季我国部分高海拔高湿度地区风电机组安全运行的因素之一。及早检测出叶片结冰能够及时调整机组运行方式,保证机组安全。分析了叶片结冰对风电机组运行性能和运行参数的影响,将功率、叶轮转速和环境温度作为监测叶片结冰的变量。采用自适应增强(AdaBoost)算法分别建立功率模型和叶轮转速,引入指数加权移动平均(EWMA)方法分析功率和叶轮转速模型的预测残差,从而对叶片结冰时2个参数的异常变化进行监测,当风电机组输出功率和叶轮转速2个参数同时出现异常且环境温度低于0℃时发出叶片结冰预警。利用昆明某风场风电机组实际叶片结冰数据验证了该方法的有效性。

关键词:可再生能源;风电机组;叶片结冰;多参数模型;自适应增强算法;指数加权移动平均方法

中图分类号:TM 315:TK 83 文献标志码:A 文章编号:1674-1951(2021)08-0020-07

Abstract: Blade ice accretion is a factor that affects the safe operation of wind turbines in high-altitude and high-humidity areas of China in winter. Early detection of ice accretion and making adjustment on operation mode timely can guarantee the safety of wind turbines. The effects of ice accretion on the operation performance and parameters were analyzed thoroughly, and power, rotor blade speed and ambient temperature were taken as variables to monitor blade icing. Models of power and rotor blade speed were constructed by AdaBoost algorithm, and the prediction residuals of the two models were made by exponentially weighted moving average (EWMA), in order to detect the abnormalities of power and rotor speed are detected and ambient temperature drops below 0  $^{\circ}$ C simultaneously, the blade icing alarm will be triggered. The effectiveness of the method has been proved by the icing data of a wind farm in Kunming.

Keywords: renewable energy; wind turbine; blade icing; multi-parameter model; AdaBoost algorithm; EWMA

# 0 引言

风力发电作为一种可再生能源技术,具有清 洁、环保、发展潜力高等优点,近年来得到了迅速发 展。我国南方部分地区风电场海拔高、气温低、空 气湿度大、雨雪频繁,冬季极易出现叶片结冰现象。 叶片结冰会导致叶片载荷增加,气动特性和发电量 下降,严重时还会造成叶片断裂<sup>[1-2]</sup>,此外,叶片抛冰 还会带来潜在安全威胁。因此,对叶片结冰状态进 行实时监测,在叶片结冰初期进行有效预警,及时 停机或调整机组运行方式,对保证机组运行安全具 有重要意义。

文献[3]采用了非接触红外测温方法检测叶片 结冰状况,叶片表面结冰时,叶片表面发射的热辐 射信号与非结冰时有显著不同,以此为依据进行检 测。文献[4]提出了一种在风电机组叶片上预先布 置光栅传感器的方法来判断是否会发生结冰。文 献[5]采用定向超声波方法检测叶片结冰,通过叶 片结冰与非结冰状态下超声波传播速率的不同实 现叶片结冰监测。上述方法均需额外添加传感器 且处在试验阶段,距离实用化还有一定距离。

基于风电机组数据采集与监视控制(Supervisory Control and Data Acquisition, SCADA)系统数据进行

**收稿日期:**2021-05-07;**修回日期:**2021-06-24 **基金项目:**国家自然科学基金项目(51677067)

叶片结冰监测已成为新的研究方向。文献[6]利用 决策树进行特征筛选,通过卷积神经网络建立了结 冰预测模型,实现监测目的。但卷积神经网络主要 用于处理图像数据,算法复杂,计算量大<sup>[7]</sup>。文献 [8]根据叶片结冰后会增大发电机损耗功率的特 点,选择网侧功率作为监测变量实现叶片结冰监 测。文献[9]对小型风力机及自然条件下叶片结冰 与功率的关系进行了研究,发现覆冰主要集中于叶 片前缘和迎风面侧,环境温度越低,液态水含量越 高、风速越大、功率损失越严重。但以上2篇文献在 研究叶片结冰监测时仅考虑了功率变量,而导致风 电机组功率降低的因素除叶片结冰外,还有变桨异 常、风速计损坏等,仅靠功率降低无法准确判定叶 片结冰发生。

风电机组叶片结冰后,会对叶片气动特性、机 组运行状态及运行参数产生显著影响。本文在详 细分析叶片结冰对机组运行状态和参数影响的基 础上,采用运行数据建立叶片结冰相关多参数模 型,实现叶片结冰的早期监测和预警。以昆明某风 电场实际叶片结冰机组为例,验证本文方法的有 效性。

## 1 多参数模型叶片结冰监测原理

风电机组在冬季寒冷地区运行时,当低温或过 冷的水蒸气、降水与叶片接触时,会在叶片表面积 冰<sup>[10]</sup>。雾凇覆冰和雨凇覆冰是叶片结冰的2种主要 分类:雾凇覆冰是低温水蒸气在叶片表面凝结而成 的,质地较疏松、密度小、表面光滑、形状规则,通常 出现在叶片迎风侧的前缘部分;雨凇覆冰是当过冷 水滴与叶片接触后,部分水滴冻结,部分未冻结的 水滴在流向叶片尾缘的过程中逐渐冰冻,在叶片迎 风前缘形成角状突起结构,覆冰密度大、表面不光 滑。叶片结冰时,会使叶片剖面形状发生改变,特 别是出现雨凇覆冰时,由于叶片前缘覆冰后角状突 起多,表面不光滑,使得叶片气流在上下翼面的流 动出现提前分离现象,在上翼面尾缘处形成低压区 并产生大量湍流,导致叶片升力减小,阻力增加<sup>[11]</sup>。 由于叶片是风电机组捕获风能的重要部件,结冰严 重时机组的气动转矩减小,叶轮转速降低,机组输 出功率显著下降。

综合以上分析,风电机组叶片结冰时对运行参数中叶轮转速和输出功率有直接影响,结冰程度越严重,叶轮转速和输出功率下降越明显。环境气温低于0℃的情况下,当风电机组叶轮转速和输出功率同时显著降低且无变桨异常等情况时,可以推断出现叶片结冰异常。

因此,在冬季易出现叶片结冰的风电场,实时 监测风电机组运行参数中的环境气温、叶轮转速和 输出功率,能够及时发现叶片早期结冰并预警。但 由于叶轮转速和输出功率随风速在其上下限内随 机变化,无法通过与设定的固定阈值进行比较的方 法来判断是否异常。

本文使用自适应增强(Adaptive Boosting, AdaBoost)算法建立风电机组正常运行状态即叶片 未结冰时的功率模型和转速模型。依据风电机组 运行原理确定功率模型和叶轮转速模型的输入,实 现通过输入变量预测功率和叶轮转速的目的。这2 个模型的输出分别为机组输出功率和叶轮转速预 测值,模型输入为对输出功率或叶轮转速有密切影 响的多个变量。功率模型和叶轮转速模型能够作 为健康基准,对功率和叶轮转速变量进行实时监 测。当风电机组正常运行未出现叶片结冰时,训练 好的模型能够根据输入对功率和叶轮转速进行准 确的预测,模型的预测残差小;当机组出现叶片结 冰时,由于叶片气动特性恶化,功率或叶轮转速与 其相关变量之间的关系较健康基准模型发生改变, 模型的预测精度低,模型预测残差大。采用对克服 噪声干扰有着良好效果的指数加权移动平均 (Exponentially Weighted Moving Average, EWMA)法 对2个参数模型的预测残差进行分析。当机组功率 和叶轮转速模型预测残差同时异常且环境温度在 0℃以下时,发出风电机组叶片结冰预警。多参数 模型叶片结冰监测预警原理如图1所示。





# 2 AdaBoost 建模与残差分析原理

# 2.1 AdaBoost多参数模型建模方法

在回归预测中,AdaBoost算法的思想是:针对相

同的样本点,不断更新其权值,训练出多个弱回归 模型,然后把不同权值的弱回归模型集合起来,最 终构成一个强回归模型<sup>[12]</sup>。

AdaBoost算法的具体步骤如下。

(1)输入训练集

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\},$$
(1)  
式中:  $x_i, y_i$ 分别为训练集的输入和输出,  $i = 1, 2, \dots, n_o$ 

(2)将训练数据的权值分布初始化。若存在*N* 个样本,则将相同的权重赋予每个样本

$$D_{l} = (w_{l1}, w_{l2}, \dots, w_{li}, \dots, w_{lN}), w_{li} = \frac{1}{N}, \qquad (2)$$

式中: $D_i$ 为训练集,下标l会随着迭代次数的增加而 增大, $D_i$ 为初始训练集; $w_i$ 为数据集中各个样本点 的权重, $i = 1, 2, \dots, N_o$ 

(3)在设置初始状态后开始使用权重分布为D<sub>m</sub>的样本T循环训练M个样本(m = 1, 2, …, M),设第 m次训练得到弱学习器

$$B = y_m(x)_o \tag{3}$$

第m个弱学习器在训练集上的最大误差为

$$E_m = \max \left| y_i - y_m(x_i) \right|, \tag{4}$$

则每个样本的相对误差为

$$e_{mi} = \frac{\left|y_i - y_m(x_i)\right|}{E_m}$$
(5)

最终得到第 m 个弱学习器的误差率为

$$e_m = \sum_{i=1}^m w_{mi} e_{mi\circ} \tag{6}$$

根据 e<sub>m</sub> 计算弱学习器在最终强回归器中所占的权重

$$\alpha_m = \frac{e_m}{1 - e_m}$$
(7)

(4)更新训练数据集每个样本的权值分布,并 用于下一轮迭代。

$$D_{m+1} = (w_{m+1,1}, w_{m+1,2}, \cdots, w_{m+1,N}),$$
(8)  
其中权值的更新规则为

$$w_{m+1,i} = \frac{w_{mi}}{Z_m} \alpha_m^{1-e_{mi}},$$
 (9)

式中:Z<sub>m</sub>为规范化因子,其定义为

$$Z_{m} = \sum_{i=1}^{m} w_{mi} \alpha_{m}^{1-e_{mi}}$$
(10)

(5)为防止 AdaBoost 算法过拟合,需要加入正则化项β。AdaBoost 算法的弱学习器迭代为

$$Y_{m}(x) = Y_{m-1}(x) + \alpha_{m} y_{m}(x), \qquad (11)$$

式中: $Y_m(x)$ 为第m轮强学习器。

加入正则化项后为

$$Y_{m}(x) = Y_{m-1}(x) + \beta \alpha_{m} y_{m}(x), \qquad (12)$$

式中:0<β<1,β较小时,要达到同样的训练集学习 效果需要增加弱学习器的迭代次数,从而提高模型 的泛化能力。

(6)得到最终强回归器

$$Y_{M}(x) = \sum_{m=1}^{M} \left( \ln \frac{1}{\alpha_{m}} \right) g_{m}(x), \qquad (13)$$

式中: $Y_M(X)$ 为AdaBoost模型的输出预测值; $g_m(x)$ 为所有 $\alpha_m y_m(x)$ 的中位数。

采用AdaBoost算法分别建立功率模型和叶轮转速模型。

## 2.2 模型预测残差分析方法

将基于 AdaBoost 算法建立的多参数模型作为 健康基准模型,在监测阶段,当风电机组运行正常 时,多参数模型能够对功率和叶轮转速进行准确的 预测。机组发生叶片结冰时,运行数据中的功率和 叶轮转速与其相关变量之间的关系偏离健康基准 模型,模型对2个参数的预测精度降低,模型的预测 残差增大。

风电机组运行会受启停机、工况切换、噪声测 量等的影响,如果对功率模型和叶轮转速模型预测 残差设定固定阈值,采用预测残差大于阈值时报警 的简单方式,会导致随机干扰造成的误报警频发, 降低系统的实用性。因此,为提取叶片结冰时2个 模型预测残差的确定系统性异常变化,减小误报警 率和漏报警率,本文采用EWMA方法来分析模型的 预测残差。EWMA方法广泛应用于过程监控、质量 控制等领域,对微小波动的检测有良好的效果<sup>[13-14]</sup>。

设AdaBoost算法建立的参数预测模型在某段 时间内的预测残差序列为

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_N \end{bmatrix}, \quad (14)$$

则EWMA控制图中第i个统计量li可以表示为

$$l_i = \lambda \varepsilon_i + (1 - \lambda) l_{i-1}, \qquad (15)$$

式中:λ为历史残差对当前统计量的权重,0<λ≤1, 取值为0.2。

EWMA统计量的初值*l*<sub>0</sub>则为样本序列残差的均 值。EWMA控制图的上、下控制限为

$$L_{u} = \mu_{0} + K \frac{\sigma_{0}}{N} \sqrt{\frac{\lambda}{2 - \lambda}}, \qquad (16)$$

$$L_1 = \mu_0 - K \frac{\sigma_0}{N} \sqrt{\frac{\lambda}{2 - \lambda}}, \qquad (17)$$

式中: $L_u$ 为控制图上控制限; $L_1$ 为下控制限; $\mu_0$ 为建 模验证样本序列残差的均值; $\sigma_0$ 为验证样本序列残 差均值的标准差;N为样本容量;K为控制界限宽 度,取值为2。

当 AdaBoost 建立的功率模型或叶轮转速模型

的预测残差EWMA控制图统计量超出上、下控制限时,发出风电机组功率或叶轮转速异常报警。

## 3 叶片结冰监测实例分析

## 3.1 特征选择

待研究风电机组所属风电场位于云南省昆明市铜都镇,平均海拔3200m,属于高山峡谷地貌、山地季风湿润气候,每年11月至次年2月大雾、霜冻天气频繁,极易出现叶片结冰现象。机组额定功率为2MW,切入风速为3.0m/s,额定风速为12.5m/s,切出风速为25.0m/s。SCADA系统以1min为固定间隔记录网侧有功功率、无功功率、风速、叶轮转速、发电机转速、叶片桨距角、机舱温度、塔架振动等46个运行参数。本文使用2017年1月1—4日某台风电机组约5760条SCADA数据进行分析建模和叶片结冰预警实例验证。

依据风电机组的运行原理,分别选择功率和叶 轮转速模型的输入。

3.1.1 功率模型输入

(1)风速。

(2)叶轮转速。在风电机组最大风能追踪阶段,风电机组通过调整叶轮转速来使叶尖速比维持 在最佳值附近,从而保证叶片最佳的气动性能。因此,叶轮转速与功率密切相关。

(3) 桨距角。在额定风速以下,叶片桨距角为 0°,叶片捕获最大的风能;在额定风速以上,风电机 组通过增大桨距角来减小风能利用系数,使叶片气 动转矩保持恒定,进而将机组的输出功率限制在额 定功率附近。

(4)偏航误差。当来流风向与风电机组机舱轴 线的夹角即偏航误差超过设定角度阈值(如15°)且 该状态持续时间超过设定时间阈值(如60s)时,风 电机组偏航系统会通过偏航电机带动机舱和叶轮 向来流风向旋转对风,减小偏航误差,使叶轮与风 向保持垂直,从而捕获更多的风能。由于风向时 变,偏航系统对风存在很大的惯性,导致偏航误差 无法完全消除。当偏航误差为10°左右时,功率损 失可达到4%左右。

3.1.2 叶轮转速模型输入

(1)风速。

(2)功率。

(3)发电机转矩。大型 MW 级风电机组通常采 用转速-转矩控制方式。在每个控制周期,控制系 统测量叶轮转速并根据转速-转矩最优曲线确定发 电机组转矩,从而保持机组运行和输出功率稳定。 风速增大时,气动转矩高于上一时刻的发电机组转 矩,叶轮转速升高。控制系统根据升高的叶轮转速 增大发电机转矩,机组功率增大,进入新的运行平 衡状态。

#### 3.2 数据预处理

原始数据中包含大量零功率和负功率点,为避 免其影响建模精度,应将机组停机时段的数据剔除 出训练集。变桨变速机组在非紧急停机时桨距角 变化速度仅为5°/s~7°/s且叶片逐渐停转;同时,机组 与电网解列需要一定时间,风电机组启停机过渡状 态的运行数据不具备参考价值:因此,数据预处理 时将机组停机前和启动后2 min内的数据全部 剔除。

预处理后剩余5329组数据,由于不同变量量 纲差别巨大,为保证建模精度,还需按表1对样本数 据中各个变量进行归一化处理。

表1 变量归一化参数

Tab. 1 Normalization parameters			
变量	单位	下限	上限
风速	m/s	3	25
功率	MW	0	2
转速	r/min	8	16
偏航误差	(°)	-20	20
桨距角	(°)	0	30
发电机转矩	kN•m	0	20

#### 3.3 多参数模型建立

选取机组2017年1月1—4日的运行数据。根据SCADA运行日志,该机组在2017-01-04T07:18 发生叶片结冰故障并导致机组停机。

图 2 为 2017 年 1 月 1—4 日的功率和叶轮转速 运行数据散点图,由图 2 可见,1 月 4 日风电机组发 生叶片结冰时,部分运行数据的功率和叶轮转速已 明显偏离 1 月 1—3 日的风电机组正常运行数据。

采用试验机组 2017年1月1—3日的正常运行数据分别建立功率和转速模型,经处理后共计4092条。从每条运行数据中提取风速、叶轮转速、桨距角、偏航误差、功率作为功率模型的样本;提取风速、功率、发电机转矩、叶轮转速作为叶轮转速模型样本。将前 3392个样本作为训练集送入基于AdaBoost算法的功率模型和叶轮转速模型,以完成风电机组多参数建模,预留最后的 700个样本作为验证数据。功率模型和叶轮转速模型训练完毕后,将验证数据分别送入 2个模型的输入端,验证结果如图 3 所示。

由图3可以看出,AdaBoost模型对机组输出功 率和叶轮转速的预测精度很高,功率和叶轮转速的 预测残差均在±0.05以内。





#### 3.4 叶片结冰监测预警

为验证本文提出的叶片结冰监测方法,选取运行日志记录的叶片结冰时刻2017-01-04 T 07:18前的380条运行数据,分别送入已建立好的功率模型和叶轮转速模型,得到叶片结冰前的功率和叶轮转速预测值及预测残差,如图4—5所示。

从图4—5可以看出,结冰停机前功率模型和转 速模型的预测残差显著增大,且在150点后2图中 预测残差均有显著正向偏移的趋势,表明风电机组 功率和叶轮转速出现异常降低。

采用EWMA方法对功率模型和叶轮转速模型 监测数据的预测残差进行分析,当风电机组的功率 模型和叶轮转速模型的预测残差同时出现异常且 环境温度低于0℃时发出叶片结冰预警,从而确定 风电机组结冰时刻。残差分析结果如图6所示。

由图6可以看出:功率EWMA曲线在第146个 监测点超出报警上限;叶轮转速EWMA曲线在第 157个监测点超出报警上限;环境温度始终在0℃ 以下。

根据图1所示的叶片结冰监测原理,对功率异



(normalized)

常报警、叶轮转速异常报警和环境温度低于0℃共3 个条件进行"与"逻辑判断,系统在第157个监测数 据点发现风电机组叶片结冰异常并发出报警,相较 于风电机组运行日志记录的报警停机时刻提前了 223个数据点,即223 min约3.7 h。

提前的叶片结冰预警能够为风场运行和调整 结冰机组的运行方式提供充足的时间,有效保证机 组运行安全。



Fig. 5 Monitoring result of the rotor speed model before icing



Fig. 6 EWMA residual analysis on the multi-parameter model

## 4 结论

叶片结冰的及时监测预警对提高风电机组运 行的安全性具有重要意义。本文采用SCADA数据, 完成了以下研究工作。

(1)叶片结冰对风电机组叶片气动翼型和发电 性能有严重影响,造成功率和叶轮转速较正常工作 状态显著下降。因此,功率和叶轮转速运行参数异 常及环境温度低于0℃这3个条件可作为叶片结冰 早期判断依据。

(2)使用AdaBoost算法分别建立了功率模型和

叶轮转速模型,可在运行参数随机变化的复杂工况 下对参数是否偏离正常运行状态进行实时监测。

(3)采用EWMA方法在监测阶段分别对功率模型和叶轮转速模型的预测残差进行实时分析。当功率模型及转速模型预测精度异常报警且环境温度低于0℃时,发出叶片结冰早期预警。

使用本文提出的多参数模型对昆明某风场风 电机组进行实时监测,模型发出的叶片结冰预警比 机组日志记录的报警停机提前约3.7h,为及时停机 或调整机组运行方式提供了充足时间,能够保证机 组运行安全,验证了本文方法的有效性。

#### 参考文献:

- [1]IMRAN R M, HUSSAIN D M A, SOLTANI M. An experimental analysis of the effect of icing on wind turbine rotor blades [C]// Proceedings of IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), Texas : IEEE/PES, 2016.
- [2]黎楚阳,朱孟兆,焦健,等.基于大数据分析的风机叶片结 冰故障诊断[J].自动化与仪器仪表,2020(3):12-16.
  LI Chuyang, ZHU Mengzhao, JIAO Jian, et al. Fault diagnosis of wind turbine blade ice based on large data analysis[J].Automation and Instrumentation,2020(3):12-16.
- [3]GÓMEZ MUÑOZ C Q, GARCÍA MÁRQUEZ F P, SÁNCHEZ TOMÁS J M. Ice detection using thermal infrared radiometry on wind turbine blades [J]. Measurement, 2016, 93(6): 157-163.
- [4]KIM D G, UMESH S, SONG M, et al. A fiber-optic ice detection system for large-scale wind turbine blades [C]// Proceedings of Optical Modeling and Performance Predictions IX. San Diego: International Society for Optics and Photonics, 2017.
- [5]SHOJA S, BERBYUK V, BOSTRÖM A. Guided wave-based approach for ice detection on wind turbine blades [J]. Wind Engineering, 2018, 42(5): 483-495.
- [6]CHEN X, LEI D, XU G. Prediction of icing fault of wind turbine blades based on deep learning [C]//2019 IEEE 2nd International Conference on Automation, Electronics and Electrical Engineering (AUTEEE), 2019:295-299.
- [7]杨明明.基于卷积神经网络的机舱风速修正[J].华电技术, 2021, 43(5): 75-79.
  YANG Mingming. Wind speed correction for wind turbine based on convolutional neural network [J]. Huadian Technology, 2021, 43(5): 75-79.
- [8]李宁波,闫涛,李乃鹏,等.基于SCADA数据的风电机组 叶片结冰检测方法[J].发电技术,2018,39(1):58-62.
  LI Ningbo, YAN Tao, LI Naipeng, et al.Ice detection method by using SCADA data on wind turbine blades [J]. Power

Generating Technology, 2018, 39(1): 58-62.

[9]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 Lichun, REN Xiaokai, HU Qin, et al. Influences of environmental parameters on icing characteristics and output power on small wind turbine [J]. Proceedings of CSEE,2016, 36(21): 5873-5878.

- [10]SHU L, LI H, HU Q, et al. Study of ice accretion feature and power characteristics of wind turbines at natural icing environment [J]. Cold Regions Science and Technology, 2018,147: 45-54.
- [11]ZANON A, GENNARO M, KÜHNELT H. Wind energy harnessing of the NREL 5 MW reference wind turbine in icing conditions under different operational strategies [J]. Renewable Energy, 2018, 115: 760–772.
- [12]张晶.基于AdaBoost回归树的多目标预测算法[J].计算 机与现代化,2017(9): 89-95,105.

 $\label{eq:22} ZHANG \ Jing. \ Multi-target \ prediction \ algorithm \ based \ on \\ AdaBoost \ regression \ tree[J]. \ Computer \ and \ Modernization \ ,$ 

2017(9): 89-95,105.

- [13]丁宸宇,岳瑞华,李远冬.修正EWMA控制图在MAP中的应用[J].火力与指挥控制,2019,44(9):78-82,87.
  DING Chenyu, YUE Ruihua, LI Yuandong. Application of modified EWMA control chart in MAP [J]. Fire Control &Command Control, 2019, 44(9):78-82,87.
- [14]黄丹.基于最小生产成本的EWMA控制图优化设计方 法研究[D].武汉:华中科技大学,2017.

(本文责编:刘芳)

#### 作者简介:

范大千(1994—),男,河北唐山人,在读硕士研究生,从 事风电机组状态监测与故障诊断方面的研究工作(E-mail: fandaqian123@163.com)。

刘博嵩(1998一),男,天津人,在读硕士研究生,从事风 电机组状态监测与故障诊断方面的研究工作(E-mail: liubosong@ncepu.edu.cn)。

郭鹏(1975—),男,河北秦皇岛人,教授,硕士生导师,博 士,从事大型风电机组运行数据分析与状态监测方面的研究 工作(E-mail: pengguo@ncepu.edu.cn)。