

引用格式:张维,刘兴杰,黄瑞,等.基于RF-GSWOA-SVRM微气象区输电线路覆冰预测[J].电力科学与技术学报,2026,41(1):36-45.

Citation: ZHANG Wei, LIU Xingjie, HUANG Rui, et al. Prediction of transmission line icing in micrometeorological areas based on RF-GSWOA-SVRM[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2026, 41(1): 36-45.

基于 RF-GSWOA-SVRM 微气象区输电 线路覆冰预测

张 维¹, 刘兴杰², 黄 瑞¹, 饶逸洲², 刘建宁¹, 陈 丹¹

(1. 国网宁夏电力有限公司经济技术研究院, 宁夏 银川 750000; 2. 宁夏大学电子与电气工程学院, 宁夏 银川 750000)

摘 要:微气象区输电线路更易产生覆冰,这对电网系统的安全运行具有极大的破坏性。针对微气象区覆冰监测数据较少、干扰较大的特点,提出了一种基于随机森林(random forest, RF)算法、全局搜索鲸鱼优化算法(global search whale optimization algorithm, GSWOA)、支持向量回归机(support vector regression machine, SVRM)算法的微气象区输电线路覆冰预测方法 RF-GSWOA-SVRM,以提高覆冰预测精度。首先,采用 RF 算法提取输电线路覆冰和微气象数据的相关性,以减少某一气象因素的过拟合现象和多个气象因素的叠加作用;其次,针对 SVRM 算法对核函数选择和惩罚因子设置较为敏感这一问题,对传统鲸鱼算法进行优化,得到了 GSWOA,以避免核函数与惩罚因子陷入局部最优解;再次,通过 GSWOA 对 SVRM 算法的两个参数进行优化处理,建立 RF-GSWOA-SVRM 的短期覆冰预测模型;最后,以河南电网某微气象区输电线路在线监测数据为例,进行对比分析以验证该方法的有效性。将该模型应用于某地类似微气象区的输电线路覆冰预测,获得了较高的预测精度,说明该模型具有一定的普适性。

关 键 词:输电线路;微气象;覆冰预测;支持向量回归机;改良鲸鱼优化算法;小样本

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2026.01.004 中图分类号: TM726 文章编号: 1673-9140(2026)01-0036-10

Prediction of transmission line icing in micrometeorological areas based on RF-GSWOA-SVRM

ZHANG Wei¹, LIU Xingjie², HUANG Rui¹, RAO Yizhou², LIU Jianing¹, CHEN Dan¹

(1. Economic and Technical Research Institute, State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750000, China;

2. School of Electronic and Electrical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750000, China)

Abstract: The transmission lines in the micrometeorological area are more prone to icing, so it is extremely destructive to the safe operation of the power grid system. In view of the characteristics that icing monitoring data in micrometeorological areas is scarce, and interference is strong, RF-GSWOA-SVRM, a prediction method for transmission line icing in micrometeorological areas based on random forest (RF), global search whale optimization algorithm (GSWOA), and support vector regression machine (SVRM), is proposed to improve the accuracy of icing prediction. Firstly, the RF algorithm is used to extract the correlation between transmission line icing and micrometeorological data, thereby reducing the overfitting phenomenon caused by a single meteorological factor and the superposition effect of multiple meteorological factors. Then, to address the issue that the SVRM algorithm is highly sensitive to the selection of the kernel function and the setting of the penalty factor, the traditional whale algorithm is optimized to obtain GSWOA, thereby avoiding the kernel function and penalty factor from falling into local optimal solutions. Furthermore, the two parameters of the SVRM algorithm are optimized via GSWOA, and a short-term icing

收稿日期: 2024-12-20; 修回日期: 2025-09-06

基金项目: 国家自然科学基金地区基金(12062023); 2021年自治区重点研发计划社发领域项目(2021BEG03029); 国网宁夏电力有限公司科技项目(5229JY240009)

通信作者: 刘兴杰(1979—), 男, 博士、副教授, 主要从事新型电力系统安全研究; E-mail: 1005963@126.com

prediction model based on RF-GSWOA-SVRM is established. Finally, by taking the online monitoring data of transmission lines in a single micrometeorological area of Henan power grid as an example, a comparative analysis is conducted to verify the effectiveness of the proposed method. This model is applied to the transmission line icing prediction in similar micrometeorological areas of a certain region, and high prediction accuracy is achieved, demonstrating that the model has certain general applicability.

Key words: transmission line; micrometeorology; icing prediction; support vector regression machine; improved whale optimization algorithm; small sample

输电线路覆冰时通常会伴随线路舞动、跳闸、断线、倒杆等一系列问题的出现,影响工业生产和人们的生活。中国幅员辽阔、地形地貌复杂多样,存在较多的微地形区,易形成微气象区,从而出现冷空气聚集、气温偏低的情况,导致相关区域的覆冰风险增高。因此,对微气象区^[1-3]输电线路覆冰预测的研究具有重要的工程实用价值。

目前,国内外学者对于输电线路覆冰预测展开了大量研究,主要包括物理模型和统计学模型。基于物理模型的覆冰预测方法一般计算复杂、难度大、建设成本高,难以被运用到实际的覆冰预测中^[4-8]。研究人员更多地从统计回归模型出发对覆冰预测展开研究。其中,文献[9-11]提出了使用多变量灰色预测模型,对多个输入特征变量进行筛选,对小数据样本进行建模,从而得到等值覆冰厚度;文献[12]在极限学习机(extreme learning machine, ELM)中引入混合核函数,形成混合核极限学习机,再对覆冰厚度进行预测;文献[13-14]采用改进反向传播(back propagation, BP)神经网络或长短期记忆网络模型(long short-term memory, LSTM)构建覆冰预测模型;文献[15-17]从覆冰积累的角度出发,通过气象因素对气象过程进行分类,进一步预测覆冰增长量;文献[18]通过优化多核相关向量机组合模型,将覆冰阶段分为增长阶段、稳定阶段、融化阶段,并对不同阶段覆冰进行深入研究。以上预测模型中,有的模型会受到带有噪声的数据影响,有的模型需要大量历史数据的支持,还有的模型通过粗略的天气预报数据对覆冰厚度进行预测,故而会产生较大误差。

微气象区通常处于较为复杂、偏远的微地形区,获取大规模高质量的微气象数据较为困难,且实际数据与附近气象站的监测数据相差较大。目前,我国相当一部分输电线路覆冰监测不完善,导致微气象数据及其等值覆冰数据获取不足或者有不同程度的数据缺失。因此,微气象区的相关数据

呈现为小样本数据。当进行覆冰预测时,采用BP神经网络或LSTM,将面临历史数据不足、数据缺失严重等问题。相较于已有的多种覆冰预测模型,支持向量回归机(support vector regression machine, SVRM)模型已被证明有更显著的优点^[19-20]。SVRM模型在小样本数据上有着更好的泛化能力,然而进行覆冰预测时有的SVRM模型容易过拟合训练数据,会对训练集中的偶然性事件进行拟合,无法捕捉数据的普遍规律,而且小样本数据集往往含有更多的噪声,这些噪声可能会显著影响模型的学习过程^[21]。

基于此,本文结合我国微气象区输电线路覆冰监测的现状,对SVRM在输电线路覆冰预测中的应用进行研究,提出了一种基于随机森林(random forest, RF)算法、全局搜索鲸鱼优化算法(global search whale optimization algorithm, GSWOA)和SVRM相结合的输电线路短期覆冰预测方法RF-GSWOA-SVRM,通过在SVRM中引入RF算法提取影响覆冰的特征,使用GSWOA算法对模型参数进行优化,建立基于RF-GSWOA-SVRM的短期覆冰预测模型,最后采用河南某地覆冰监测数据对所提模型进行了有效性验证。

1 SVRM 相关理论

SVRM是一种监督学习算法,主要用于分类和回归分析,它的核心思想是找到一个最优超平面(决策边界),这个超平面能够最大化不同类别数据点之间的间隔。它是支持向量机(support vector machine, SVM)对回归问题的一种应用^[22]。SVM模型可最大化超平面与最近训练样本之间的间隔,而SVRM模型则侧重于控制所有样本到回归超平面的偏差,使最远样本点的偏离程度最小。SVRM试图在保证所有数据点的误差都在一个可控区间的情况下,找到一个最佳拟合的超平面。SVRM使用了核技巧来处理非线性关系,使其能够在高维空间中有效地进行回归分析,具体如图1所示。

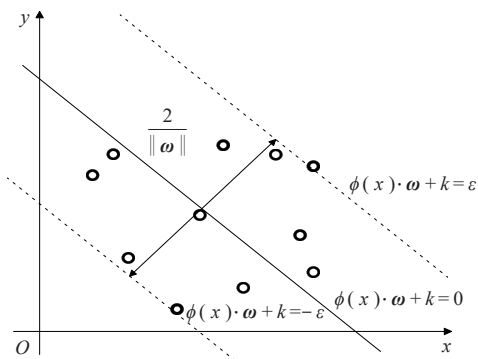


图1 SVRM
Figure 1 SVRM

本文定义了一个非线性变换函数 $\phi(x)$, 将 N 维输入、一维输出样本向量 $\{x_i, y_i\}^N$, $x_i \in \mathbb{R}^N$, $y_i \in \mathbb{R}$, 从低维空间映射到高维空间, 并构建最优线性回归函数 $y(x)$, 如下:

$$y(x) = \phi(x) \cdot \omega + k \quad (1)$$

式中, ω 为权向量; k 为阈值。

边界限制条件如下:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ |y_i - (\omega^T x_i + k)| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (2)$$

式中, ε 为容忍损失。

在 SVRM 模型中, 再加入松弛变量 ξ_i 和 ξ_i^* , ξ_i 为隔离带上方样本点, ξ_i^* 为隔离带下方样本点, 使函数的间隔要求变得宽松, 允许一些样本可以不在间隔带内。此时的目标函数为

$$\text{s.t.} \begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \\ (\omega^T x_i + k) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - (\omega^T x_i + k) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (3)$$

式中, c 为惩罚系数; m 为输入特征的个数。

在非线性回归问题中, 核函数 $k(x_i, x_j)$ 是对向量内积空间的扩大, 通过引入非线性变换函数 $\phi(x)$, 可以定义 $k(x_i, x_j) = \phi(x_i) \phi(x_j)$ 。当数据集并不是呈现线性趋势时, 就需要引入一个核函数的概念, 将输入的低维样本数据映射到空间维度中成为多维空间, 进行线性回归。这样一来, 在原本空间内呈非线性关系的数据集在新的空间内就有呈线性关系的可能。SVRM 回归函数映入核函数后可重写为

$$y(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_j) k(x_i, x_j) + k \quad (4)$$

式中, α_i, α_j 为 Lagrange 系数; x_i, x_j 为需要预测的输入样本向量。

核函数 $k(x_i, x_j)$ 为

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2g^2}\right) \quad (5)$$

式中, g 为核函数参数。

根据以上原理可知, SVRM 模型中惩罚系数 c 和核函数参数 g 对模型的精确度和泛化能力起着关键性的作用。因此, 本文进一步研究 SVRM 模型的两个参数寻优, 以提高该模型参数的准确性, 进而提高模型的预测精度。

2 改良鲸鱼优化算法

2.1 鲸鱼优化算法的改进

由 SVRM 的优化机制可知, 惩罚因子 c 与核函数参数 g 对模型的泛化能力与拟合效果具有决定性影响。因子 c 控制模型对误差的惩罚强度: 取值过大易造成过拟合, 过小则可能导致欠拟合。核参数 g 则影响数据在高维特征空间的映射复杂度, 取值增大会减少支持向量数量。两者设置不当均会降低模型的训练效率与预测精度。

目前, 常用最小二乘法 (least squares method, LS)、粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 等算法对惩罚因子进行优化, 以此提高 SVRM 模型的预测精确度^[23]。但是, LS 算法、PSO 算法更适合简单数据拟合, 并且对异常值和噪声更为敏感, 现阶段的数据情况容易使得算法进入局部最优解而非全局最优解。传统鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA)^[24] 具有原理相对简单、参数少、寻优能力强的特点, 但是也存在陷入局部最优解的局限性。针对以上问题, 本文通过对传统 WOA 进行改进, 提出了 GSWOA 对 SVRM 模型中的参数进行选择, 该算法通过自动调节搜索半径, 避免核函数的选择与惩罚因子的设置陷入局部最优解, 具体步骤如下。

1) 阶段性位置更新。

在包围收缩阶段, 鲸鱼位置收缩是以螺旋上升的形式调节当前位置与猎物之间的位置, 控制螺旋形状的参数 b 是人为设定的常数, b 的值越大, 螺旋形状越小, 搜索速率越快, 但是人为设定的参数具有单一性和局限性, 所以传统 WOA 会使得结果陷入非全局最优解。针对鲸鱼种群搜索食物时会螺旋包围食物这一生物过程, 本文将常数 b 设计成会

随着迭代次数改变的函数,动态调整鲸鱼种群搜索时螺旋包围的结构大小,更新公式为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t+1) = \mathbf{x}(t)^* - \bar{D} \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \\ b = e^{5\cos\left(\pi\left(1-\frac{t}{T}\right)\right)} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{x}(t+1)$ 为最优个体在当前空间第 $t+1$ 次迭代时的位置; $\mathbf{x}(t)^*$ 为当前最优解的位置; $\mathbf{x}(t)$ 为当前迭代次数中的鲸鱼位置; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; \bar{D} 为鲸鱼到猎物的距离,且 $\bar{D} = |\mathbf{x}(t)^* - \mathbf{x}(t)|$; l 为随机数,取值范围为 $(-1, 1)$ 。

本文引入了参数 b 与 e 余弦函数的结合,在迭代次数增加时, b 会随着迭代次数的增加而增加,使得螺旋收缩程度加强,鲸鱼种群的收敛速度和精确度都会得到提升。

2) 自适应权重。

本文在包围收缩过程中,在鲸鱼位置状态发生更新时,加入一个自适应权重因子 $\omega(t)$,其值随着迭代次数 t 发生改变,经过多次测试后得到:

$$\omega(t) = 0.2 \cos\left(\frac{\pi}{2} \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right)\right) \quad (7)$$

改良后的自适应权重因子 $\omega(t)$ 因为 \cos 函数的加入变为了非线性,有着动态的衰减机制,能加强前期探索能力,具有迭代影响性小、后期收敛速度快的特点。改良后包围收缩和搜索捕食处的鲸鱼位置迭代为

$$\mathbf{x}(t+1) = \begin{cases} \omega(t) \cdot \mathbf{x}(t)^* - A |C\mathbf{x}(t)^* - \mathbf{x}(t)|, & p < 0.5 \\ \omega(t) \cdot \mathbf{x}(t)^* - \bar{D} \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

式中, p 为 $0, 1$ 之间的随机数; A, C 均为中间计算参数,且

$$\begin{cases} A = 2ar_1 - a \\ C = 2r_2 \\ a = 2 - \frac{2t}{T} \end{cases} \quad (9)$$

式中, r_1, r_2 为 $0, 1$ 之间的随机数。

$$\mathbf{x}(t+1) = \omega(t) \mathbf{X}_{\text{rand}}(t) - A |C\mathbf{X}_{\text{rand}}(t) - \mathbf{x}(t)| \quad (10)$$

式中, $\mathbf{X}_{\text{rand}}(t)$ 为从当前群体中随机选取的鲸鱼个体位置。

自适应权重因子的加入改良了传统WOA里最优鲸鱼个体前期对迭代速度的影响,随着迭代次数的增加,权重因子的影响性增大,加快了鲸鱼种群向最优个体的收敛速度。

将WOA和本文所提GSWOA对SVRM模型进行优化,迭代曲线如图2所示。由图2可以发现,在迭代过程中,GSWOA比WOA有着更快的收敛速度和更低的迭代损失,寻优能力强,并且WOA会陷入局部最优解,导致预测模型中参数计算的精确度不足,最终使得预测结果产生较大误差,但GSWOA可以突破局部最优解找到全局最优解,获得更高的精确度,同时也有着更强的全局搜索性。

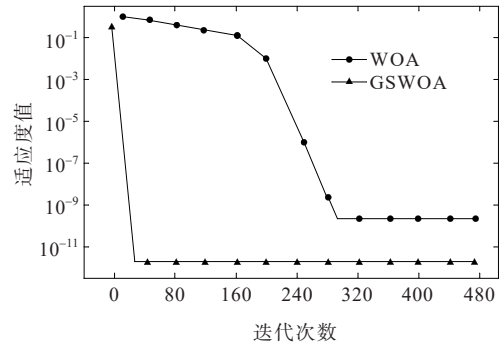


图2 优化算法迭代对比

Figure 2 Iterative comparison of optimization algorithms

2.2 仿真实验

为了验证GSWOA的优越性,本文使用GSWOA对多峰单维函数 f_1 和多峰多维函数 f_2, f_3 进行测试,同时设置PSO算法和WOA的对照组。函数 f_1, f_2 和 f_3 的求解维数为30,理想最优解均为0。3种算法的种群数目为30,最大迭代次数为1000,每种算法分别运行10次进行比较。函数 f_1, f_2 和 f_3 分别表示如下:

$$f_1 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2, x_i \in [-100, 100] \quad (11)$$

$$f_2 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(\pi x_i) + 10), x_i \in [-5.12, 5.12] \quad (12)$$

$$f_3 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, x_i \in [-600, 600] \quad (13)$$

3种算法的最小值、平均值和标准差如表1所示。从表1中可以看出,在函数 f_1 中,3种算法的最小值分别为 6.3735×10^{-7} 、3.1911、0.0581,其中GSWOA的最小值最接近理想最优解0。PSO算法的寻优精确度普遍较低,且缺少全局搜索能力,WOA的寻优结果和理论值还有一定的偏差,GSWOA在测试函数中的寻优精确度都高于另外两种算法,但标准差较低,表明其稳定性和寻优精度较好。收敛曲线对比如图3所示。

表 1 优化结果

Table 1 Optimization results

函数	算法	最小值	平均值	标准差
f_1	GSWOA	6.3735×10^{-7}	0.001 1	0.003 4
	PSO	3.191 1	17.211 6	17.583 7
	WOA	0.058 1	0.954 0	0.245 0
f_2	GSWOA	5.43×10^{-317}	4.6×10^{-213}	0
	PSO	0.005 8	0.094 3	0.130 4
	WOA	6.87×10^{-111}	1.4229×10^{-74}	0
f_3	GSWOA	0	3.80×10^{-8}	1.25×10^{-12}
	PSO	3.104 6	6.158 1	3.101 3
	WOA	0.000 6	0.008 6	0.009 7

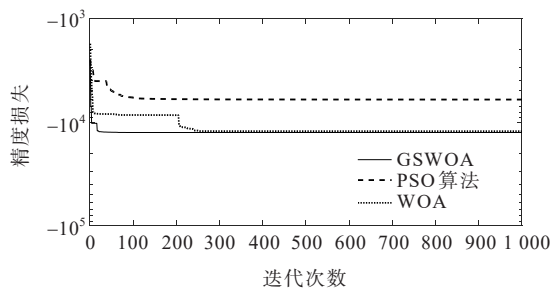
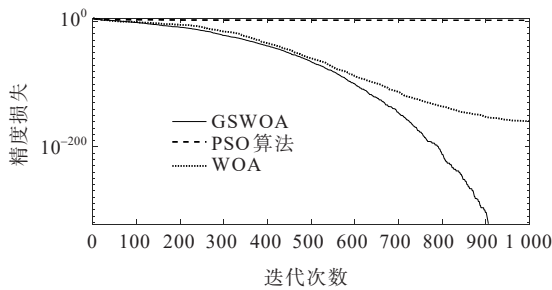
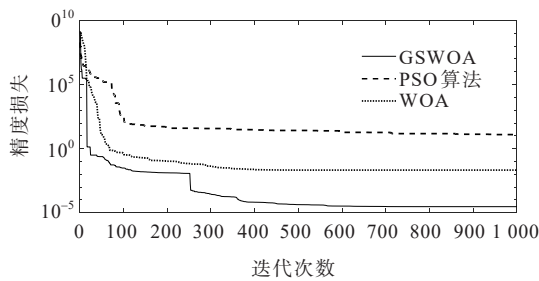
(a) 函数 f_1 的迭代过程(b) 函数 f_2 的迭代过程(c) 函数 f_3 的迭代过程

图 3 收敛曲线对比

Figure 3 Comparison of convergence curves

图 3 给出了多次优化结果中与平均值较为接近的一次迭代曲线,相比 PSO 算法和 WOA,GSWOA 在迭代效率方面表现更优,所需迭代步数更少且收敛速度更快;在收敛精度上,GSWOA 在 3 个测试函数上的平均精度相比其他算法明显更高;同时,从

标准差趋近于零可以看出,该算法在多次运行中具有更强的稳定性与一致性。基于此,本文所提改良 WOA 对模型最优参数的选择均起到了积极的正向作用,该优化算法更适用于 SVRM 覆冰预测模型。

3 RF-GSWOA-SVRM 覆冰模型预测

3.1 预测模型构建

输电线路覆冰过程复杂,覆冰厚度受微气象因素影响^[25-26],如所处环境的温度、空气湿度、实时风速、实时风向、大气压强、太阳辐射、降雨量等,但是每个特征变量对覆冰厚度增长的影响是不一样的。数据量大和异常数据使得建立的模型运行速度过慢,样本空间维度过高,不利于模型的建立和运行。同时,微气象因素的相关数据具有随机、大规模和高频的特性,而 RF 算法有着更适合处理复杂数据关系的能力,能通过集成多个决策树增强模型的泛化能力,提取出影响线路覆冰的主要微气象特征,减少某一气象因素的过拟合现象和多个气象因素的叠加作用。

因此,本文首先采用 RF 算法提取对覆冰厚度影响较大的特征向量,降低样本空间维度,然后通过 GSWOA 对 SVRM 模型进行优化,提高寻优精度,进而采用 RF-GSWOA-SVRM 模型对输电线路的覆冰厚度进行预测,模型如图 4 所示。

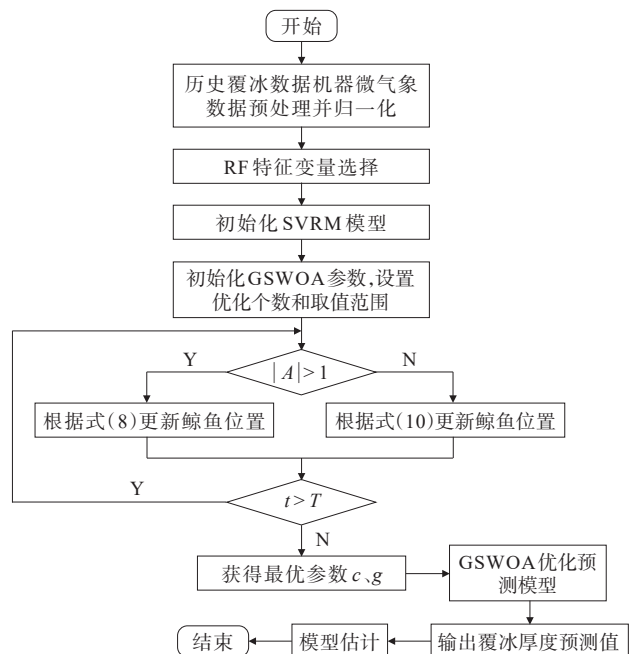


图 4 覆冰厚度预测模型

Figure 4 Icing thickness prediction model

3.2 覆冰厚度预测流程

3.2.1 数据预处理

1) 剔除异常数据。

输电线路开始覆冰的基本条件为:输电线路表面温度达到 0℃及以下,环境相对湿度达到 85%及以上。根据此条件,系统剔除实测数据中的异常数据,根据模型输入、输出要求生成对应的输入、输出对。

2) 数据归一化。

由于得到的覆冰厚度及微气象数据中不同输入特征向量的取值范围和单位不同,如大气压强和温度的变化差距会过大,对模型后续的预测会造成较大影响,所以为了降低过大的数值差距对预测模型性能的影响,采用离差标准化方法,对得到的数据集进行归一化处理:

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (14)$$

式中, y 为归一化后的数据; x 为原始数据; x_{\min} 、 x_{\max} 分别为原始数据中的最大值和最小值,归一化范围为 $[0,1]$ 。

3.2.2 特征变量的选择

RF 算法通过构建多个决策树,将预测结果结合起来,提升了模型的决策能力。本文将与覆冰相关的各个特征值输入算法,然后输出各特征向量对覆冰厚度增长的重要性,选取靠前的几项微气象特征作为后续模型的输入。模型通过筛选输入的特征向量,降低空间维度,提升了精确度、计算速率和鲁棒性。

3.2.3 确定优化目标

SVRM 模型的训练及其参数的优化通过 GSWOA 同时进行,将筛选处理后的新数据作为输入,80%作为训练集,20%作为测试集。优化目标为 $[c, g]$,通过 GSWOA,利用环绕、包围、搜索等方式进行迭代循环,迭代到最优解,从而确定惩罚系数 c 和核函数参数 g ,然后将得到的最优解输入预测模型中进行训练。

3.2.4 模型评估

为了衡量预测精度,本文选取平均相对误差 (average relative error, MRE)、均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 和拟合优度 R^2 这 3 个指标对模型进行评价:

$$P_{\text{MRE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (15)$$

$$P_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (16)$$

$$P_{R^2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (17)$$

式中, P_{MRE} 、 P_{RMSE} 、 P_{R^2} 分别为 MRE、RMSE 和拟合优度 R^2 ; \hat{y}_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为预测值; y_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为真实值; \bar{y} 为真实值的均值。评价模型时, MRE 越小,则说明模型的整体预测精度越高; RMSE 越小,则说明模型在极值点处的预测精度越高; R^2 代表回归曲线对观测值的拟合程度, R^2 的值越接近 1, 说明拟合程度越好。

4 实例分析

本文以河南电网某微地形的微气象区 110 kV 架空输电线路在线监测系统采集的实时数据作为样本,对所提算法进行验证。其中,数据样本包括六大微气象因素,即温度、湿度、风速、风向、降雨量、大气压强和等值覆冰厚度,样本数据的采样时间为 48 h, 采样间隔为 30 min, 共有数据 96 组, 如图 5 所示。

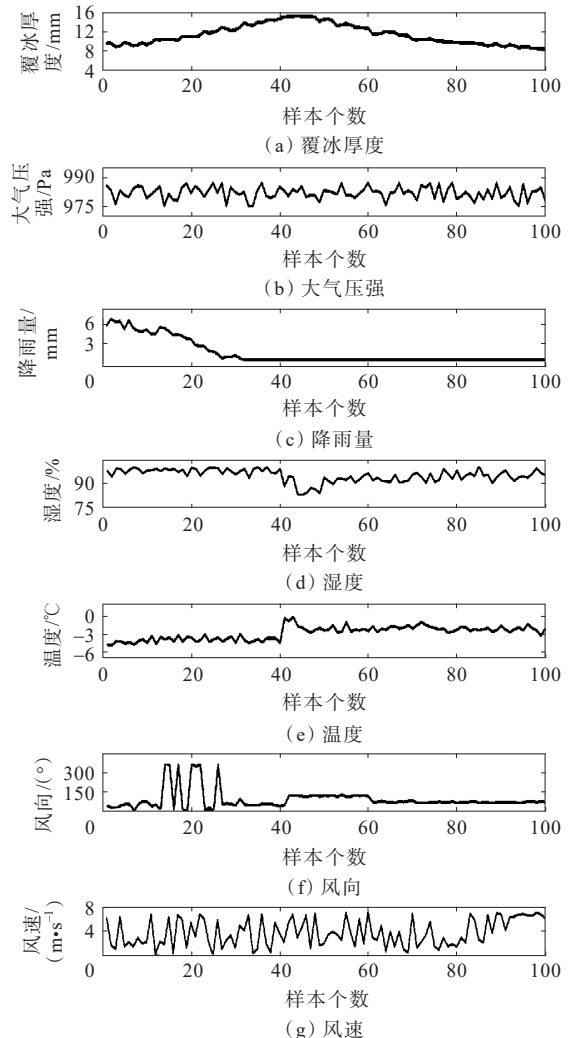


图 5 样本数据

Figure 5 Sample data

4.1 特征选择

根据图5以及文3.1中的RF算法对6项气象特征 $M_1 \sim M_6$ (分别对应温度、湿度、风速、风向、降雨量、大气压强)与覆冰厚度增长的强弱关系进行分析,得到各个微气象因素对覆冰厚度增长的影响,如图6所示。由图6可以看出,在该微气象区,温度、湿度对覆冰有较强影响,风速、风向也有一定影响,降雨量和大气压强有弱影响。根据气象学原理可知,只有当温度在 0°C 以下时,液态水才可能冻结在导线上形成冰,故温度是覆冰与否的重要因素。而湿度越高,空气中的水汽越容易凝华或凝结为液态水滴附着在导线上,风能带动水滴撞击导线,提高导线对过冷水滴的捕获效率,有利于覆冰形成;风向决定水滴撞击角度与覆冰位置,改变覆冰空间分布;覆冰的水汽来源为空气中的过冷水滴,而不是大滴雨水,并且降雨的水滴较大,接触导线时往往尚未过冷,不能凝结在导线上。本文的结果与相关文献的研究结论一致^[27],故将温度、湿度、风速、风向作为本微气象区覆冰预测模型的输入,覆冰厚度作为预测模型的输出更为合理。

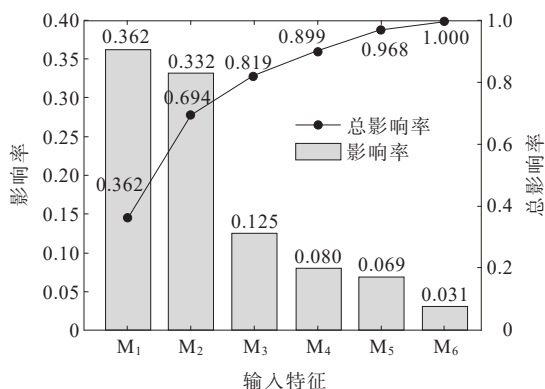


图6 微气象因素对覆冰厚度的影响

Figure 6 Impact of micrometeorological factors on icing thickness

4.2 参数寻优

本文根据图4中RF-GSWOA-SVRM输电线路覆冰厚度短期预测模型的构建流程,将96组样本进行划分,前77组作为训练集,后19组作为测试集,利用训练集对模型进行训练,同时利用GSWOA对SVRM模型的惩罚因子 c 与核函数参数 g 进行寻优。

GSWOA在经由29次训练后适应度值不再变化,收敛速度快,输出得到最优惩罚因子 $c=0.3129$,核函数参数 $g=7.3612$,将这两个优化参数输入支持向量回归模型中进行覆冰厚度预测。

4.3 预测结果分析

本文根据GSWOA优化计算得到的最优参数和训练集样本训练得到的模型,对19组测试样本进行预测。同时,为了进一步验证本文所提模型的预测能力,选取Transformer神经网络模型、未优化的SVRM模型、WOA-SVRM模型和RF-GA-LSSVM组合预测模型与本文所提模型的预测结果进行对比分析。5种覆冰模型预测结果对比如图7所示。5种覆冰预测模型误差对比如表2所示。WOA-SVRM模型较SVRM模型预测误差更小,原因在于WOA对模型超参数进行了优化,提升了模型的预测精度;小样本数据下Transformer模型泛化能力差,存在过拟合的现象,导致预测结果与实际结果出现较大误差;本文所提模型与实际值最接近,RF-GA-LSSVM模型次之,本文所提模型的预测精度相比其他模型有所提高。与SVRM模型、Transformer模型、WOA-SVRM模型和RF-GA-LSSVM模型相比,本文所提模型的MRE分别减少了34.6、21.4、11.8和3.1个百分点, RMSE分别降低了3.46、2.48、0.57、0.31 mm。从拟合优度 R^2 可以看出,本文所提模型的数据拟合程度更好,进一步说明本文模型的预测精度与实际覆冰厚度更吻合,再次验证了本文所提模型的有效性。

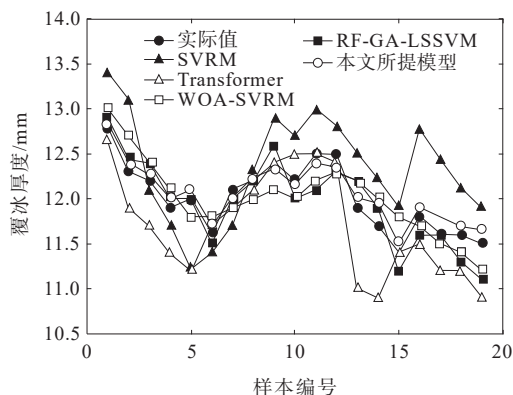


图7 5种覆冰模型预测结果对比

Figure 7 Comparison of five types of icing prediction models

为了更直观地显示模型在输电线路覆冰预测方面的有效性,本文对覆冰过程建立训练模型并进行了多步预测。多步预测以30 min单步预测为基础,将上一时刻的覆冰厚度预测值作为新输入递推,并在预测时段内保持微气象特征不变。该策略可利用当前覆冰状态与局地气象条件推估未来覆冰演变趋势。设定预测步长 $K=1, 2, 4, 8, 16$, 分别对未来0.5、1.0、2.0、4.0、8.0 h的覆冰进行预测。模型多步长预测值对比如表3所示。

表 2 5 种覆冰预测模型误差对比

Table 2 Error comparison of five types of icing prediction models

预测模型	评价指标		
	MRE/%	RMSE/mm	R ² /%
SVRM	48.9	5.40	33.76
Transformer	35.7	4.42	47.03
WOA-SVRM	26.1	2.51	72.86
RF-GA-LSSVM	17.4	2.25	79.45
本文所提模型	14.3	1.94	83.64

表 3 模型多步长预测值对比

Table 3 Comparison of multi-step prediction values of model

预测步长	MRE/%	RMSE/mm	R ² /%
1	4.02	0.829	96.13
2	5.89	0.967	93.87
4	8.27	1.115	91.72
8	11.18	1.328	87.24
16	13.65	1.735	85.06

从表 3 可以看出,本文所提模型的误差稳定性较强,对关键特征因子识别准确,并且改良 WOA 具备的动态策略更新能力和针对不同时间尺度调整权重分配能力较好,具备误差控制和动态适应能力,证明了本文所提模型的稳定性和可行性。

4.4 工程应用

为了进一步验证所提预测模型在类似地形和气象条件下的普适性,本文采用 RF-GSWOA-SVRM 输电线路覆冰预测模型对河南电网在线监测系统提取的某途径 110 kV 架空输电线路进行覆冰增长预测。输电线路系统设置当覆冰厚度达到 3 mm 时开始进行预警,此时选取当前的微气象数据对未来的覆冰厚度进行预测,进而可根据预警结果安排是否需要人工覆冰干预。

样本数据的选取和建模方法保持不变,选取该 110 kV 输电线路监测得到的温度、湿度、风速、风向等数据进行预测,通过预处理得到样本数据组为 48 组(此样本数据采样间隔为 30 min/次),实验方法是将前 38 组作为训练组,后 10 组作为对比测试组,两次覆冰预测结果对比如图 8 所示。覆冰预测结果如下:RMSE 为 0.468 mm, MRE 为 14.07%。

综合图 8 和 RMSE、MRE 结果可以看出,在来自不同地域的样本数据上,RF-GSWOA-SVRM 模型仍能够保持较高的覆冰预测精度,从而证明了所提预测模型的实用性与稳定性。

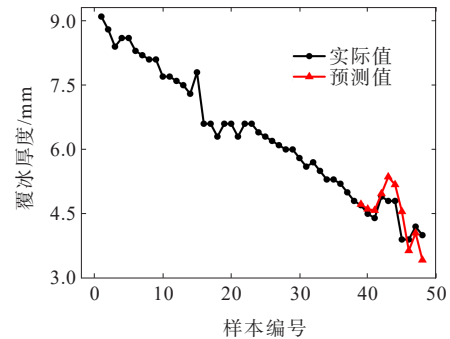


图 8 覆冰预测结果对比

Figure 8 Result comparison of icing prediction

若将本模型投入工程应用时,以 30 min/次的频率进行为期 48 h 的数据采样,可以有效地预测未来 10 次采样,共计 5 h 内的覆冰厚度。需要指出的是,本次测试覆冰预测结果的 RMSE 和 MRE 与前文覆冰厚度预测结果相比,本次预测精度略有下降,可能原因包括样本规模有限、气象与覆冰测量数据存在误差以及覆冰厚度整体偏小等。模型训练结果不够完善,所以增加样本数据容量对后续提升覆冰预测精确度会有较大作用。

5 结语

本文针对微气象区覆冰数据质量不稳定、数据量不足等特点,提出了一种基于 RF-GSWOA-SVRM 的微气象区输电线路覆冰预测方法。

1) 利用 RF 算法提取影响线路覆冰的主要微气象特征,减少多个气象因素的重复影响,降低输入气象特征数量,提升了预测效率。

2) 基于 WOA,通过阶段性位置更新和自适应权重策略的改良得到 GSWOA,借助 GSWOA 对 SVRM 模型的参数选择进行了优化,避免 SVRM 模型因为覆冰数据质量不稳定,其参数选择陷入局部最优解。

3) 基于河南某微气象区 110 kV 线路的实测数据,对所提 RF-GSWOA-SVRM 模型的有效性进行了验证。与 SVRM 模型、Transformer 神经网络模型、RF-GA-LSSVM 模型和 WOA-SVRM 模型相比,本预测模型的 MRE 和 RMSE 分别有不同程度的减少,验证了模型的实用性和优越性,以某类似微气象区的输电线路相关数据为例,验证了本文模型的普适性。

4) 在覆冰预测研究中,本文只考虑了整体覆冰,所以在后续的研究中可以增加对每个覆冰阶段的细致化预测,进一步提高模型的预测精度。

参考文献:

- [1] 庄文兵, 祁创, 王建, 等. 基于微气象监测的输电线路覆冰动态过程估计模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 87-94.
ZHUANG Wenbing, QI Chuang, WANG Jian, et al. Dynamic ice process estimation model of transmission line based on micrometeorological monitoring[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 87-94.
- [2] 张睿哲, 周恺, 赵留学, 等. 基于微气象微地形的北京地区输电线路覆冰预测技术[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(33): 14744-14751.
ZHANG Ruizhe, ZHOU Kai, ZHAO Liuxue, et al. Prediction technology of power transmission line icing based on micrometeorological and microtopography in Beijing area[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(33): 14744-14751.
- [3] 谢静, 肖韩, 刘志坚, 等. 基于多模态改进残差网络的输电线路绝缘子覆冰类型识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2026, 54(1): 130-142.
XIE Jing, XIAO Han, LIU Zhijian, et al. A multimodal enhanced ResNet-based method for identifying icing type on transmission line insulators[J]. Power System Protection and Control, 2026, 54(1): 130-142.
- [4] 蒋兴良, 杜珍, 王浩宇, 等. 重庆地区输电线路导线覆冰特性[J]. 高电压技术, 2011, 37(12): 3065-3069.
JIANG Xingliang, DU Zhen, WANG Haoyu, et al. Icing features of wire in Chongqing Region[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(12): 3065-3069.
- [5] MAKKONEN L. A model of icicle growth[J]. Journal of Glaciology, 1988, 34(116): 64-70.
- [6] 胡琴, 于洪杰, 徐勋建, 等. 分裂导线覆冰扭转特性分析及等值覆冰厚度计算[J]. 电网技术, 2016, 40(11): 3615-3620.
HU Qin, YU Hongjie, XU Xunjian, et al. Study on torsion characteristic and equivalent ice thickness of bundle conductors[J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3615-3620.
- [7] 谢云云, 金颖, 黄琳雁, 等. 适用于有高差线路的覆冰输电导线 ANSYS 找形方法[J]. 电力工程技术, 2017, 36(2): 9-13+50.
XIE Yunyun, JIN Ying, HUANG Linyan, et al. Form-finding method of transmission lines consulting the lowest point[J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(2): 9-13+50.
- [8] 窦伟伟, 庞宇航, 张彤彤, 等. 基于 LSTM 的输电线路高精度覆冰预测技术[J]. 电网与清洁能源, 2025, 41(6): 11-19.
DOU Weiwei, PANG Yuhang, ZHANG Tongtong, et al. High-precision icing prediction technology for transmission lines based on LSTM[J]. Power System and Clean Energy, 2025, 41(6): 11-19.
- [9] ZHAO J K, AN K Y, ZHAO J L. Research on multi-variable grey prediction model for icing thickness[C]// 2019 IEEE 3rd Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). Changsha, China. IEEE, 2020: 754-758.
- [10] 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 Weiguang, 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.
- [11] HAO Y P, YAO Z H, WANG J K, et al. A classification method for transmission line icing process curve based on hierarchical K-means clustering[J]. Energies, 2019, 12(24): 4786.
- [12] 黄力, 宋爽, 刘闯, 等. 基于 IHHO-HKELM 输电线路覆冰预测模型[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(4): 33-41.
HUANG Li, SONG Shuang, LIU Chuang, et al. Icing prediction model of transmission line based on IHHO-HKELM[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(4): 33-41.
- [13] 汪勋婷, 丁津津, 张峰, 等. 基于改进 BP 神经网络的输电线路覆冰预测技术研究[J]. 机械设计与制造, 2024, 403(9): 306-310.
WANG Xunting, DING Jinjin, ZHANG Feng, et al. Research on transmission line icing prediction technology based on improved BP neural network[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024, 403(9): 306-310.
- [14] 李贤初, 张翕, 刘杰, 等. 输电线路导线覆冰 AMPSO-BP 神经网络预测模型[J]. 电力建设, 2021, 42(9): 140-146.
LI Xianchu, ZHANG Xi, LIU Jie, et al. Prediction of transmission line icing thickness applying ampsobp neural network model[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(9): 140-146.
- [15] 文习山, 龚宇清, 姚刚, 等. 导线覆冰增长规律的试验研究[J]. 高电压技术, 2009, 35(7): 1724-1729.
WEN Xishan, GONG Yuqing, YAO Gang, et al. Experimental study on growth law of conductor's icing[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(7): 1724-1729.
- [16] 陈彬, 徐志明, 贾燕峰, 等. 基于 VMD-SSA-LSTM 的架空输电导线覆冰预测模型[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2024, 46(4): 105-112.
CHEN Bin, XU Zhiming, JIA Yanfeng, et al. Ice-cover prediction model of overhead transmission conductor based on VMD-SSA-LSTM[J]. Journal of China Three

- Gorges University (Natural Sciences), 2024, 46(4): 105-112.
- [17] 汪佛池, 杜岳凡, 李成榕, 等. 输电导线的覆冰模拟系统[J]. 高电压技术, 2009, 35(9): 2313-2316.
WANG Fochi, DU Yuefan, LI Chengrong, et al. Icing simulation system for transmission line[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(9): 2313-2316.
- [18] 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.
- [19] 黄宵宁, 许家浩, 杨成顺, 等. 基于数据驱动算法和 LS-SVM 的输电线路覆冰预测[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(15): 81-86.
HUANG Xiaoning, XU Jiahao, YANG Chengshun, et al. Transmission line icing prediction based on data driven algorithm and LS-SVM[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(15): 81-86.
- [20] 陈勇, 李鹏, 张忠军, 等. 基于 PCA-GA-LSSVM 的输电线路覆冰负荷在线预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(10): 110-119.
CHEN Yong, LI Peng, ZHANG Zhongjun, et al. Online prediction model for power transmission line icing load based on PCA-GA-LSSVM[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(10): 110-119.
- [21] HOU K Y, SHAO G H, WANG H M, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3: 11.
- [22] 庄文兵, 祁创, 熊小伏, 等. 计及气象因素时间累积效应的输电线路覆冰预测[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 6-13.
- ZHUANG Wenbing, QI Chuang, XIONG Xiaofu, et al. Transmission line icing forecast considering the time cumulative effect of meteorological factors[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 6-13.
- [23] 邹红波, 宋家乐, 刘媛, 等. 基于 PSO-SVM 算法的输电线路覆冰舞动预测模型[J]. 振动与冲击, 2023, 42(3): 280-286.
ZOU Hongbo, SONG Jiale, LIU Yuan, et al. Prediction model of galloping of iced transmission lines based on PSO-SVM algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(3): 280-286.
- [24] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [25] 刘胜春, 司徒钧, 郭昊, 等. 输电线路导线覆冰模拟计算与试验研究[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(增刊 1): 246-255.
LIU Shengchun, SI Jiajun, GUO Hao, et al. Numerical and experimental study on accreted ice on conductor of transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34 (S1): 246-255.
- [26] 马晓红, 穆青青, 曾华荣, 等. 不同影响因素下的导线与绝缘子覆冰特性[J]. 高电压技术, 2019, 45(9): 2904-2910.
MA Xiaohong, MU Qingqing, ZENG Huarong, et al. Ice-covered characteristics of conductor and insulator under different influence factors[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(9): 2904-2910.
- [27] 张志劲, 张翼, 蒋兴良, 等. 基于标准旋转导体等效碰撞系数的绝缘子覆冰表征[J]. 电工技术学报, 2018, 33 (21): 5119-5127.
ZHANG Zhijin, ZHANG Yi, JIANG Xingliang, et al. Icing characterization of insulator based on the equivalent collision coefficient of standard rotating conductors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(21): 5119-5127.