

基于 PCA-GA-LSSVM 的输电线路覆冰负荷在线预测模型

陈勇¹, 李鹏¹, 张忠军¹, 聂海福¹, 沈鑫²

(1. 云南大学信息学院, 云南 昆明 650500; 2. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650217)

摘要: 针对目前输电线路覆冰负荷预测模型存在的预测精度不足、模型参数选择随意性强、预测效率低等问题, 提出了一种基于现场监测数据的输电线路覆冰负荷在线预测模型。首先基于主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)提取微气象数据中的有效信息, 并采用遗传优化算法(Genetic Algorithm, GA)对惩罚系数等模型参数进行优化确定, 建立离线最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machines, LS-SVM)模型。然后基于KKT条件(Karush-Kuhn-Tucker conditions)和增量在线学习算法, 实现了回归函数和预测模型的在线更新。最后通过云南电网相关输电线路覆冰灾害的实例进行仿真分析。实验结果表明所提模型可有效地对现场输电线路覆冰负荷进行在线预测, 单步长及多步长的预测效果均优于传统的覆冰预测模型, 应用该预测模型可更好地为输变电系统的除冰和维护决策服务。

关键词: 输电线路; 最小二乘支持向量机; 覆冰预警; 主成分分析; 在线预测

Online prediction model for power transmission line icing load based on PCA-GA-LSSVM

CHEN Yong¹, LI Peng¹, ZHANG Zhongjun¹, NIE Haifu¹, SHEN Xin²

(1. School of Information, Yunnan University, Kunming 650500, China;

2. Electric Power Research Institute, Yunnan Power Grid Corp, Kunming 650217, China)

Abstract: Traditional icing load prediction models exist many shortcomings, such as forecasting inaccuracy, casualness in choosing model parameters, and low prediction efficiency. Thus, an online prediction model based on the field micrometeorological data is proposed to predict the icing load of power transmission line. Firstly, this paper extracts effective information from micrometeorological data based on Principal Component Analysis (PCA), and optimizes the regression parameters by Genetic Algorithm (GA), and builds and trains offline LS-SVM training model. Secondly, online updating of regression function and prediction model is realized based on Karush-Kuhn-Tucker conditions and incremental online learning algorithm. Finally, the validity of the model is evaluated by related transmission lines of Yunnan Power Grid. Experimental results indicate that this method could predict the real-time icing load on overhead power lines, obtaining better performance in single-step and multi-step forecast than traditional icing load prediction models, which could serve for deicing and maintenance decision for power transmission and distribution system.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61763049) and Science and Technology Plan of Applied Basic Research Programs Key Foundation of Yunnan Province (No. 2018FA032).

Key words: transmission line; least squares support vector machines; icing alarming; principal component analysis; online prediction

0 引言

输电线路覆冰会引起绝缘子闪络、导线舞动、

跳闸、断线和电力通信中断等严重事故、严重影响了人民的生产生活, 造成巨大的经济损失。随着越来越多交直流超特高压输电线路穿越覆冰地区, 导线覆冰问题已成为制约电力系统安全稳定运行的主要因素之一^[1-5]。因此基于现场监测数据建立输电线路覆冰负荷在线预测模型, 并根据预测结果给出输

变电系统的预警态势, 为除冰及应急响应行动提供决策支持。

国内外学者对输电线路的覆冰预测进行了广泛的研究, 主要包括机理模型^[6-9]、统计学模型^[10-12]和机器学习模型^[13-17]。其中, 文献[6]提出基于直线塔受力分析的覆冰计算模型, 文献[7]建立适合耐张塔和直线塔输电线路覆冰监测模型, 文献[8-9]提出了以静力学力矩平衡为理论依据的等值覆冰厚度预测模型; 文献[10]统计分析得到了覆冰数据特征和数据聚集类型, 文献[11]建立了基于输电线路覆冰厚度统计规律的极值 I 型统计模型, 文献[12]分析了具有显著差异的多年覆冰观测数据, 并提出不同类型覆冰区环境下适合拟合线路覆冰的分布模型; 文献[13]提出基于模糊逻辑和神经网络建立输电线路覆冰组合预测模型, 文献[14]提出了时间序列分析与卡尔曼滤波算法混合的输电线路覆冰短期预测模型, 文献[15]提出了基于支持向量机的超短期预测、短期迟滞预测和滚动预测三种模型。

对于输电线路覆冰负荷预测, 由于决定输电线路覆冰负荷的因素较多, 且覆冰形成过程是一个高维的非线性过程, 因此, 机理模型在实际的应用过程中无法推广到地理环境差异较大的其他输电线路, 其模型的鲁棒性显然存在问题。统计学模型的问题主要在于, 其预测值是依据覆冰重现期得到的, 无法预测出一个准确的结果。而基于机器学习的覆冰预测模型, 虽然可以依据现场历史监测数据有效地预测输电线路的覆冰负荷, 但其模型存在预测精度不足、模型参数选择随意性强、预测效率低等问题。本文首先基于现场监测系统采集的微气象数据和覆冰过程数据, 采用主成分分析法提取样本有效信息, 然后引入遗传优化算法对模型参数寻优。最后通过离线建模与在线更新的方法组合, 提出了基于现场监测数据的输电线路覆冰负荷在线预测模型。为验证模型的有效性, 以云南电网位于滇东北的“桃洛熊”线的覆冰监测为应用背景, 对覆冰过程进行定量分析, 并将其与传统覆冰预测模型对目标映射的逼近能力、单步长和多步长的预测精度和模型运行效率进行全面比较。实验结果表明, 该模型预测结果与实际覆冰负荷基本吻合, 为输电线路覆冰负荷短期实时预测提供了一种有效的方法。

1 基本原理

1.1 主成分分析

主成分分析作为处理多变量高维系统问题中的一种统计分析方法, 其基本原理是通过对数据的协方差矩阵进行特征值分解, 将高维数据集变换到低

维空间, 以达到降维的目的^[18]。

设有 n 组数据, 每组数据包含 p 个变量 X_1, X_2, \dots, X_p , 可以得到原始数据矩阵为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (1)$$

主成分分析的具体步骤如下。

Step1 将原始数据矩阵 \mathbf{X} 进行标准化处理, 即

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \bar{X}_j}{\sigma_j} \quad (2)$$

式中: $\bar{X}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$, $\sigma_j = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{X}_j)^2$, $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, p$; \bar{X}_j 与 σ_j 分别为样本均值和标准差。

Step2 建立标准化后的变量相关系数矩阵 \mathbf{R} 可表示为

$$\mathbf{R} = \frac{1}{n} (\mathbf{X}^*)^T \mathbf{X}^* = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{np} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Step3 求 \mathbf{R} 的特征值及特征向量

由特征方程 $|\mathbf{R} - \lambda \mathbf{E}| = 0$, 可求得 \mathbf{R} 的 p 个特征值 $\lambda_j (j = 1, 2, \dots, p)$, 且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, 以及相对应的特征向量 $\mathbf{W}_j = [\mathbf{W}_{1j}, \mathbf{W}_{2j}, \dots, \mathbf{W}_{pj}]$, ($j = 1, 2, \dots, p$), 则主成分可表示为 $Y_j = \mathbf{X}_j^* U_j$ 。

Step4 计算各主成分的方差贡献率 β_i 和累积方差贡献率 $\beta(i)$, 可表示为

$$\beta_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (4)$$

$$\beta(i) = \sum_{i=1}^m \beta_i \quad (5)$$

选取累积方差贡献率在 75% ~ 95% 时, 对应的前 p 个主成分便包含原始 n 个变量所能提供的绝大部分信息。

1.2 最小二乘支持向量机

LS-SVM 是对标准 SVM 的改进算法之一, 采用最小二乘损失函数和等式约束, 将标准 SVM 中求解二次规划问题转化为求解线性方程组。

定义一个非线性变换 $\Phi(x)$, 将 n 维输入、一维输出样本向量 $\{(x_k, y_k)\}_{k=1}^N$, $x_k \in \mathbf{R}^n$, $y_k \in \mathbf{R}$ 由原低

维空间映射到高维空间, 并构建最优线性回归函数如式(6)所示。

$$y(x) = \mathbf{w}^T \Phi(x) + b \quad (6)$$

式中: \mathbf{w} 为权向量; b 为阈值。

根据结构风险最小化原理, 回归问题可以表示为如式(7)所示的约束优化问题。

$$\begin{cases} \min J = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 C > 0; \\ \text{s.t. } y_i = \mathbf{w}^T \Phi(x_i) + b_i + e_i; i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (7)$$

式中: J 为目标优化函数; C 为损失函数的惩罚系数; e_i 为第 i 个误差变量。

引入拉格朗日乘子 a_i , 式(7)的约束化问题可转化为

$$L = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 - \sum_{i=1}^l a_i \{ \mathbf{w}^T \Phi(x_i) + b_i + e_i - y_i \} \quad (8)$$

根据 KKT 条件, 求 L 对 \mathbf{w} 、 b 、 e_i 、 a_i 的偏导数等于 0, 可以得到如式(9)所示线性方程组。

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l a_i \Phi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b_i} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow a_i = C e_i; i = 1, 2, \dots, l \\ \frac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T \Phi(x_i) + b_i + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (9)$$

将式(9)消去 \mathbf{w} 和 e_i , 同时根据 Mercer 定理, 可得到如式(10)所示的线性系统。

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{s}^T \\ \mathbf{s} & \mathbf{K} + C^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$; \mathbf{I} 为单位矩阵; $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_l]^T$; $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_l]^T$; $\mathbf{s} = [1, 1, \dots, 1]^T$; $K(\cdot)$ 为核函数, $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j)$ 。

用最小二乘法求出 \mathbf{a} 和 \mathbf{b} , 可以得到最小二乘支持向量机的函数估计为

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x, x_i) + b \quad (11)$$

2 输电线路覆冰负荷在线预测模型

建立输电线路覆冰负荷预测模型的基本思想是通过定义一个非线性映射, 将微气象数据集(环境温度、相对湿度、风速等)映射到高维特征空间中, 并在此特征空间中对覆冰负荷进行线性回归。本文提出的基于 PCA-GA-LSSVM 的覆冰负荷在线预测模型建模流程如图 1 所示, 建模可分为以下 5 部分:

- (1) 数据预处理;
- (2) 微气象因素主成分分析;
- (3) 优化选择模型参数;
- (4) 建立离线 LS-SVM 训练模型;
- (5) 增量学习算法在线更新模型。

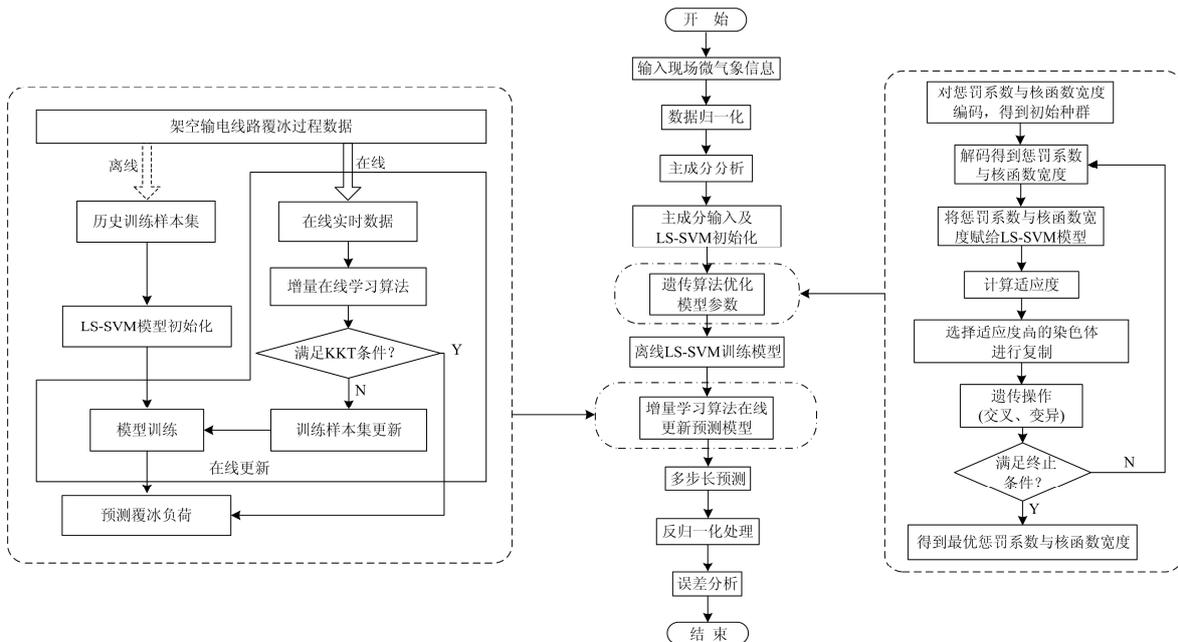


图 1 基于 PCA-GA-LSSVM 的覆冰负荷在线预测流程图

Fig. 1 Flowchart of online prediction model for icing load based on PCA-GA-LSSVM

2.1 数据预处理

为了降低异常数据对回归性能的干扰, 同时加快最小二乘支持向量机模型的训练速度, 因此本文对样本集进行以下的数据预处理。

(1) 剔除异常数据

架空输电线路覆冰的基本条件为: 环境温度及设备表面温度达到 $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以下, 空气相对湿度达到 80% 以上^[19], 根据此条件可以剔除实测数据中的异常数据。

(2) 数据的归一化

为避免不同数据集的值相距较大, 导致建模时引起“大数吃小数”的现象, 本文采用离差标准化 (Min-Max Normalization) 的方法对样本集进行归一化处理^[20], 具体可表示为

$$u_g = (u - u_{\min}) / (u_{\max} - u_{\min}) \quad (12)$$

式中: u_g 为归一化后的数据; u 为样本集中的原始数据; u_{\min} 和 u_{\max} 分别为 u 的最小值和最大值。

2.2 微气象因素主成分分析

影响输电线路覆冰负荷的主要微气象因素有环境温度、相对湿度、环境风速、风向角、压强和日照强度等。为了减少覆冰负荷预测模型的输入变量个数, 达到提高计算效率的目的, 且不影响模型的预测精度, 因此采用主成分分析法将上述的多个微气象变量转化为少数几个主成分, 这些主成分能够反映原始变量中的大部分信息, 同时减少了微气象信息的交叉重叠, 降低样本空间的维数。将提取的主成分作为本文覆冰预测模型的输入进行训练和预测。

2.3 优化选择模型参数

LS-SVM 参数包含惩罚系数 C 和核函数宽度 δ , 其中, 惩罚系数 C 对模型的复杂性和稳定性起到了至关重要的作用, 核函数宽度 δ 表征样本数据映射到高维特征空间分布的复杂程度。为提高模型的预测精度, 本文采用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 对 C 和 δ 进行参数寻优。遗传算法是一种随机全局优化算法, 通过模拟自然进化过程搜索最优解。本文进行遗传算法优化过程的相关参数设置如表 1 所示。

选取能反应 LS-SVM 回归性能的均方差 (MSE) 作为适应度函数, 如式 (13) 所示。

$$MSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{\hat{y}_i - y_i}{n}} \quad (13)$$

式中: \hat{y} 为覆冰预测值; y_i 为覆冰实际值; n 为测试集样本量。

表 1 遗传优化参数

Table 1 Parameters of GA

类别	设置
进化代数	200
种群数量	20
编码方式	二进制编码
选择方式	轮盘赌选择
交叉概率	0.4
变异概率	0.01
终止条件	$MSE < 0.01$
参数 C 取值	0.1~1 000
参数 δ 取值	0.01~200

2.4 建立离线 LS-SVM 训练模型

本文建立离线 LS-SVM 训练模型的具体步骤如下。

Step1: 选定合适的模型训练样本集与测试样本集。将输电线路在线监测系统采集的微气象数据: 环境温度、相对湿度与环境风速、风向角、压强和日照强度进行主成分分析, 将提取的主成分作为覆冰预测模型的输入。

Step2: 选择核函数类型。常见的核函数有线性函数、RBF 函数、多项式函数和 Sigmoid 函数。本文选用 RBF 函数作为核函数, 其表达式如式 (14) 所示。

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\delta^2}\right) \quad (14)$$

Step3: 遗传优化算法对回归参数寻优。为了提高回归模型的预测精度, 采用遗传算法对惩罚系数 C 和核函数宽度 δ 进行最优参数选择。

Step4: 确定回归函数 $y(x)$ 。基于训练样本集建立离线 LS-SVM 训练模型, 可以得到模型的回归函数如式 (15) 所示。

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i \left[\exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\delta^2}\right) \right] + b \quad (15)$$

本文建立基于主成分分析、遗传优化算法和离线 LS-SVM 网络结构如图 2 所示。

2.5 增量在线学习算法更新模型

传统的离线批量式学习方法通常一次输入所有的训练样本, 该方法虽然可以获得较快的学习速率, 但是无法随着新样本的加入而动态更新回归模型。增量式学习算法在每次迭代过程中增加一个新样本, 可以充分利用前一次迭代的运算结果, 提高模型的预测精度^[21-22]。

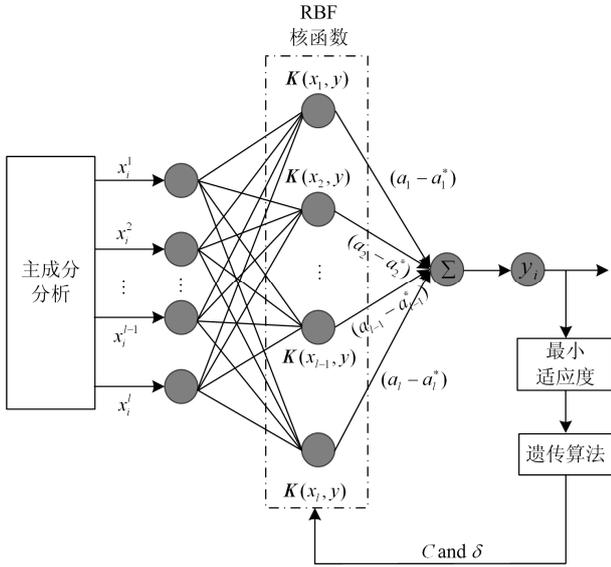


图2 PCA-GA-LSSVM网络结构图

Fig. 2 Network structure of PCA-GA-LSSVM

设核函数矩阵 $\mathbf{Q} = \mathbf{K}(x, x_i)$, 在 t 时刻, 核函数矩阵 \mathbf{Q}_t 为 $t \times t$ 的方阵, 如式(16)所示。

$$\mathbf{Q}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{K}(x_1, x_1) & \mathbf{K}(x_1, x_2) & \cdots & \mathbf{K}(x_1, x_t) \\ \mathbf{K}(x_2, x_1) & \mathbf{K}(x_2, x_2) & \cdots & \mathbf{K}(x_2, x_t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{K}(x_t, x_1) & \mathbf{K}(x_t, x_2) & \cdots & \mathbf{K}(x_t, x_t) \end{bmatrix} \quad (16)$$

令 $\mathbf{H}(t) = \mathbf{Q}_t + \mathbf{C}^{-1}\mathbf{I}$, 则式(10)可以改写为

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{s}^T \\ \mathbf{s} & \mathbf{H}(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (17)$$

在 $t+1$ 时刻, 新样本 (x_{t+1}, y_{t+1}) 加入到样本集中, 样本总数变为 $(t+1)$ 个, 由 KKT 条件与核函数矩阵 \mathbf{Q}_{t+1} 可求得 $\mathbf{H}(t+1)$ 为

$$\mathbf{H}(t+1) = \mathbf{Q}_{t+1} + \mathbf{C}^{-1}\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}(x_1, x_1) + \mathbf{C}^{-1} & \cdots & \mathbf{K}(x_1, x_t) & \mathbf{K}(x_1, x_{t+1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{K}(x_t, x_1) & \cdots & \mathbf{K}(x_t, x_t) + \mathbf{C}^{-1} & \mathbf{K}(x_t, x_{t+1}) \\ \mathbf{K}(x_{t+1}, x_1) & \cdots & \mathbf{K}(x_{t+1}, x_t) & \mathbf{K}(x_{t+1}, x_{t+1}) + \mathbf{C}^{-1} \end{bmatrix} \quad (18)$$

对比 $\mathbf{H}(t)$ 和 $\mathbf{H}(t+1)$ 不难看出, $\mathbf{H}(t+1)$ 可以写成如式(19)所示的分块矩阵的形式。

$$\mathbf{H}(t+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{H}(t) & \mathbf{L}(t+1) \\ \mathbf{L}(t+1)^T & n(t+1) \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中: $\mathbf{L}(t+1) = [\mathbf{K}(x_1, x_{t+1}), \dots, \mathbf{K}(x_t, x_{t+1})]^T$; $n(t+1) = \mathbf{K}(x_{t+1}, x_{t+1}) + \mathbf{C}^{-1}$

3 实例分析

3.1 数据来源与评价指标

本文以云南电网位于滇东北的“桃洛熊”输电线路在线监测系统采集的实时微气象数据与覆冰负荷进行算法验证, 采样间隔为 15~20 min。其微气象信息与覆冰数据如图 3 所示。采用以下两个指标对模型回归性能做评价。

(1) 平均相对误差(MRE)

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y} - y_i|}{\text{Mean}(y_i)} \quad (20)$$

(2) 均方根误差(RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y_i)^2} \quad (21)$$

式中: \hat{y} 为覆冰预测值; y_i 为覆冰实际值; n 为测试集样本量。

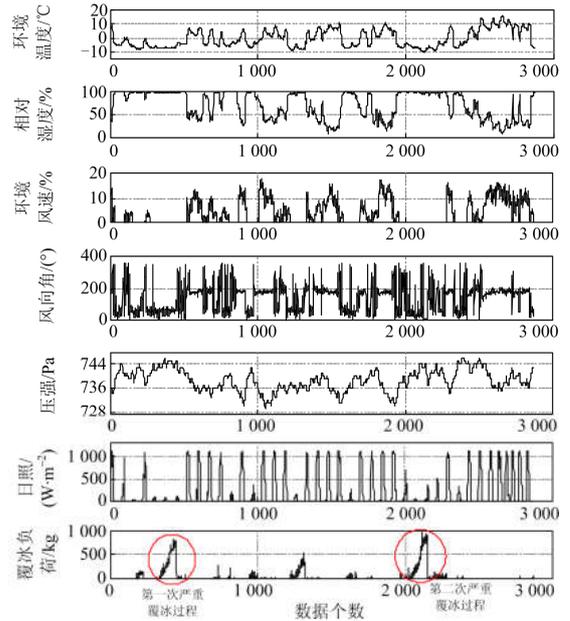


图3 “桃洛熊”线覆冰过程

Fig. 3 Icing load process of Tao Luo Xiong line

3.2 主成分提取

根据图 3 中的数据, 对 6 个微气象变量 $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$ (即环境温度、相对湿度与环境风速、风向角、压强和日照强度) 进行主成分分析, 得到 6 个指标变量。所得 6 个指标变量的协方差矩阵特征值如表 2 所示, 图 4 是方差相对于主成分个数的散点图。

由表 2 可知, 前 3 个主成分的贡献率累积已经达到了 92.7%, 因此将前 3 个主成分作为本文预测模型的输入, 覆冰负荷作为模型的输出。

表 2 6 个变量的协方差矩阵特征值

Table 2 Eigenvalue of six variables covariance matrix

成分	初始特征值		
	特征值	方差贡献率/%	累计贡献率/%
1	0.213 8	70.855 5	70.855 5
2	0.041 5	13.743 6	84.599 1
3	0.024 6	8.138 1	92.737 2
4	0.014	4.654 2	97.391 4
5	0.005 6	1.861 5	99.252 9
6	0.002 3	0.747 1	100

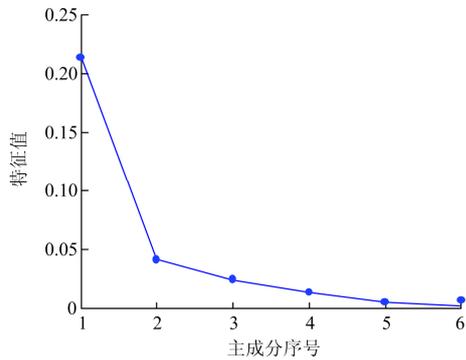


图 4 方差相对于主成分个数的散点图

Fig. 4 Scatter of variance relative to the number of component

3.3 预测结果对比

为验证本文模型在输电线路覆冰负荷预测方面的可行性和有效性, 分别选取极限学习机(ELM)预测模型^[23]、支持向量机(SVM)预测模型^[16]和标准最小二乘支持向量机(LS-SVM)预测模型, 与本文模型进行对比。其中, 本文预测模型的参数由遗传算法优化得出, 惩罚系数 $C=41.4017$, 核函数宽度 $\delta=105.3302$ 。三种对比模型选取 6 个微气象变量作为模型输入, 覆冰负荷作为模型输出。基于图 3 中第一次严重覆冰过程建立训练模型, 对第二次严重覆冰过程进行单步及多步长预测。

多步长预测是建立在 15 min 的单步预测基础上, 将前一步长预测中得到的覆冰负荷预测值作为实际值代入, 并假设微气象信息在多步长预测对应的时间内保持不变。其意义在于, 基于当前时刻的输电线路微气象信息与覆冰负荷, 预测未来 1 小时甚至数小时内的覆冰发展趋势。分别取预测步长 $K=1,2,4,8,16$, 可以实现未来 0.25 h、0.5 h、1 h、2 h、4 h 的覆冰预测。

四种模型单步长预测结果及预测误差绝对值如图 5、图 6 所示。表 3、表 4 为四种算法多步长预测值的平均相对误差与均方根误差。表 5 为四种模型运行时间消耗对比。

表 3 四种模型多步长预测值 MRE 对比

Table 3 MRE of the multistep forecast with four models

预测步长	%				
	1	2	4	8	16
ELM	24.49	27.68	30.18	33.72	39.76
SVM	16.78	19.42	21.68	27.38	35.92
LS-SVM	18.39	20.84	22.45	26.21	34.47
本文模型	11.31	17.47	20.48	23.83	27.37

表 4 四种模型多步长预测值 RMSE 对比

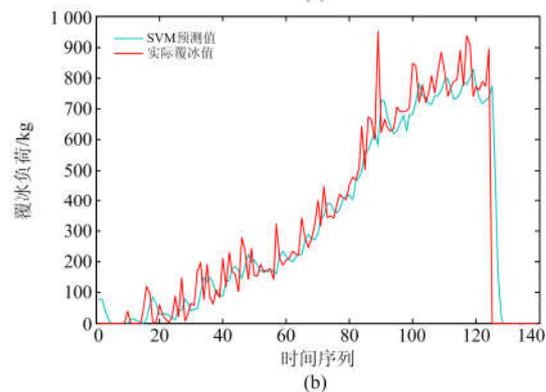
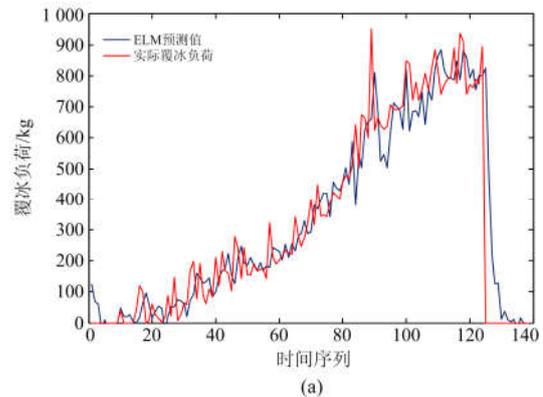
Table 4 RMSE of the multistep forecast with four models

预测步长	kg				
	1	2	4	8	16
ELM	125.4	144.9	158.7	183.2	212.5
SVM	102.6	124.6	140.6	173.6	206.9
LS-SVM	103.1	125.1	143.0	168.9	197.2
本文模型	69.4	98.1	116.4	131.1	158.9

表 5 四种模型多步长预测消耗时间对比

Table 5 Time costing of the multistep forecast with four models

预测步长	s				
	1	2	4	8	16
ELM	10.34	11.52	13.88	18.6	28.04
SVM	28.53	30.01	32.97	38.89	50.73
LS-SVM	57.39	59.04	62.34	68.94	82.14
本文模型	24.18	25.43	27.93	32.93	42.93



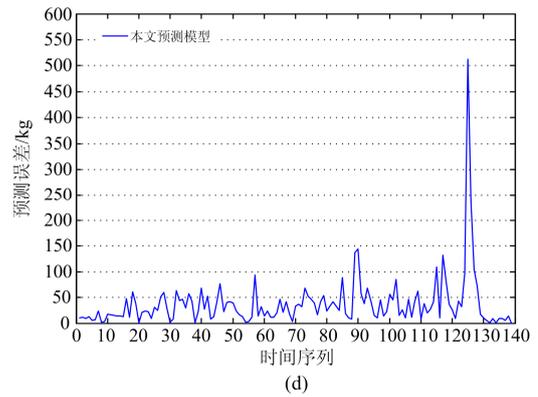
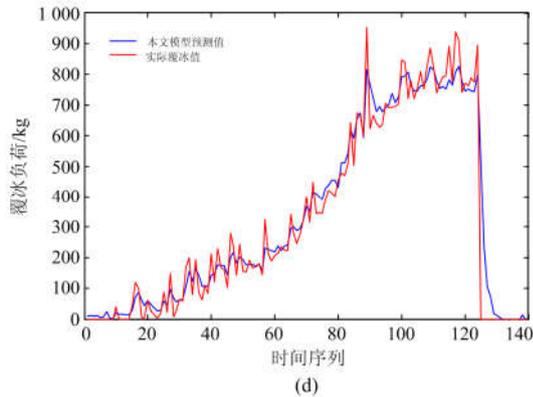
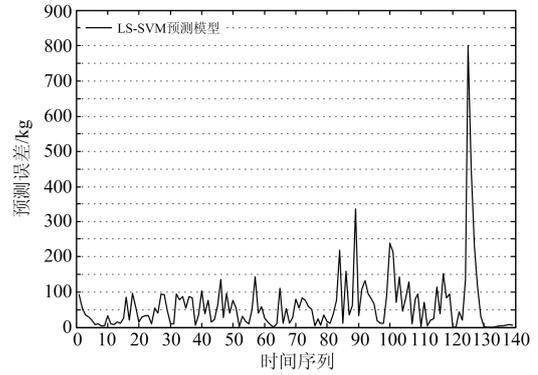
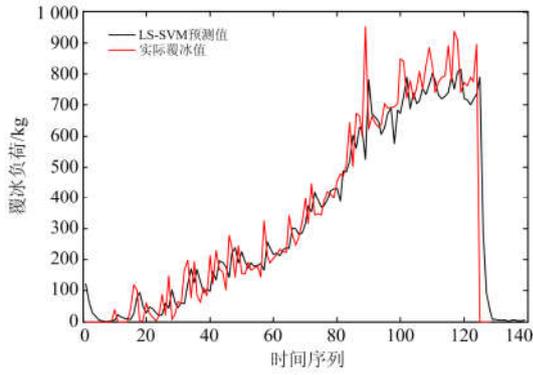
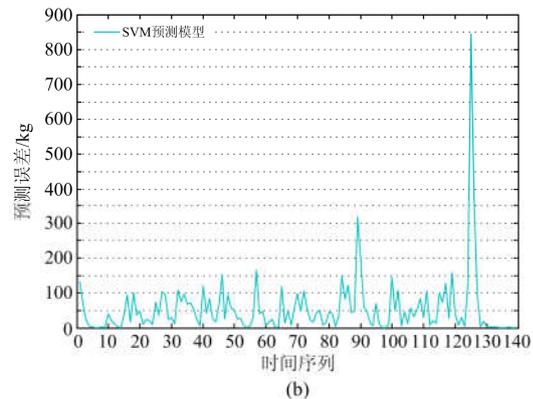
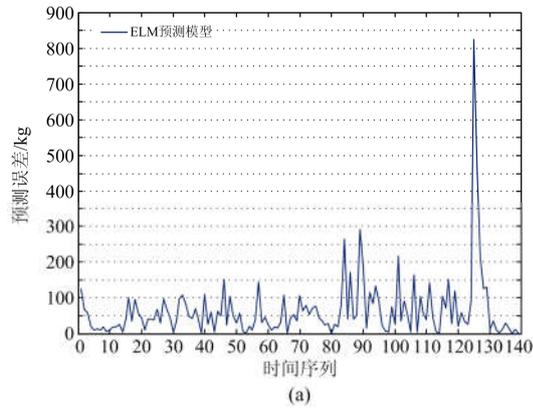


图 5 四种模型单步预测结果对比

Fig. 5 Result comparison of one-step forecast with four models

图 6 四种模型单步绝对值误差对比

Fig. 6 Absolute error comparison of the one-step forecast with four models



由图 5 可以看出, 预测步长 $K=1$ 时, 四种模型的预测覆冰负荷曲线与实际覆冰负荷曲线增减趋势一致, 基本能够反应实际的输电线路覆冰负荷。对比图 6 中的预测误差曲线不难看出, ELM、SVM 和 LS-SVM 三种模型的前 85 个测试样本预测误差均在 100 kg 上下浮动, 而本文模型仅在 50 kg 上下浮动。在对第 89 个峰值样本进行预测时, 三种对比模型的误差均超过了 300 kg, 而本文模型仅为 150 kg。四种预测模型的最大误差均出现在第 124 个样本, 三种对比模型的误差均超过了 700 kg, 而本文模型误差为 500 kg。

对比多步长预测的平均相对误差和均方根误差可以看出, 基于结构风险最小化原则的 SVM、LS-SVM 和本文模型的预测效果优于经验风险最小化原则的 ELM 预测模型。同时可以看出, 在绝大多数情况下, 本文模型的预测效果均优于传统的覆冰负荷预测模型, 从而也证明了建立动态回归模型的可行性和优越性。

对比表 5 中四种模型的消耗时间(训练时间、参数优化时间、预测时间)可以看出, ELM 预测模型

执行效率最高。本文模型基于 PCA 的数据处理, 输入变量相对于全变量少, 在模型训练和参数优化上具有一定的效率优势。

为了进一步验证本文模型的适用性, 选取文献[24]中神原 I 回线的微气象和覆冰厚度数据, 如表 6 所示, 对本文所提模型进行验证。选取序号 1—8 的样本作为训练样本集, 序号 9—16 的样本作为测试样本集。得到预测结果并与实际覆冰厚度进行对比, 结果如表 7、图 7 所示。

表 6 神原 I 回线覆冰厚度数据

Table 6 Icing thickness data of Shen yuan I circuit line

序号	环境温度/ ℃	环境湿度/ %	环境风速/ (m/s)	实际覆冰/ mm
1	-2	79	1	5.89
2	-3	86	0.3	4.42
3	-3	86	1.9	4.38
4	-4	93	0.6	8.87
5	-3	97	0.3	7.12
6	-4	96	0.5	9.39
7	-1	95	0.3	7.1
8	-2	84	0.8	5.66
9	-6	94	1.7	9.33
10	-3	87	1	3.89
11	-1	96	0.3	6.74
12	-7	80	10	11.7
13	-8	81	10	14.36
14	-8	81	12	11.59
15	-7	81	15	12.39
16	-7	80	8	10.49

分析表 7 和图 7 中两种模型的预测结果, 采用平均相对误差、均方根误差衡量模型的预测精度。文献[24]预测值 MAE 为 14.6%, $RMSE$ 为 2.35 mm, 本文模型预测值 MAE 为 7.19%, $RMSE$ 为 1.39 mm。因此可以看出本文模型的预测精度与实际覆冰厚度更吻合, 从而也再次验证了本文预测模型的有效性。

表 7 覆冰厚度预测结果及误差

Table 7 Prediction result of icing thickness and error

序号	实际覆冰 厚度/mm	文献[24]预 测值/mm	本文模型 预测值/mm	相对 误差/%
9	9.33	8.51	8.07	13.5
10	3.89	5.68	3.97	2.06
11	6.74	8.5	6.75	0.15
12	11.7	10.9	8.03	31.37
13	14.36	12.8	13.88	3.34
14	11.59	12.7	11.78	1.64
15	12.39	10.5	12.35	0.32
16	10.49	8.5	10.54	0.48

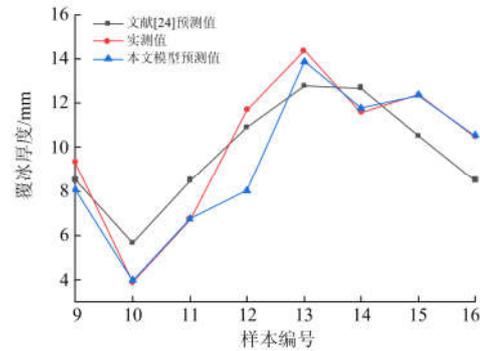


图 7 覆冰厚度预测结果对比图

Fig. 7 Comparison of icing thickness prediction result

4 结论

本文基于现场监测数据, 将海量的静态历史数据以及动态的在线数据两者相结合, 提出了输电线路覆冰负荷在线预测模型, 为覆冰负荷的短期实时预测提供了新的途径。通过理论分析和实验, 得到如下结论。

1) 利用主成分分析法提取有效信息作为模型的输入, 能有效地消除微气象之间的相关性, 减少输入变量个数, 提高预测效率。

2) 基于遗传算法的参数优化可以避免陷入局部极小值, 对保证模型预测精度具有重要的意义。

3) 离线建模与在线更新的方法组合构建的覆冰负荷预测模型可以有效地估计线路覆冰值。通过与实测覆冰负荷数据对比, 验证了模型的适用性与准确性。在覆冰多发区域, 应用该预测模型可以更好地实现输电线路覆冰负荷短期实时预测。

4) 由于实测微气象数据中通常存在误差和干扰, 因此, 提高预测模型的抗差能力是今后研究的一个方向。

参考文献

- [1] 罗剑波, 郁琛, 谢云云, 等. 关于自然灾害下电力系统安全稳定防御方法的评述[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(6): 158-170.
LUO Jianbo, YU Chen, XIE Yunyun, et al. A review on risk assessment of power grid security and stability under natural disasters[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(6): 158-170.
- [2] 蒋兴良, 张志劲, 胡琴, 等. 再次面临电网冰雪灾害的反思与思考[J]. 高电压技术, 2018, 44(2): 463-469.
JIANG Xingliang, ZHANG Zhijin, HU Qin, et al. Thinkings on the restrike of ice and snow disaster to the power grid[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(2): 463-469.

- [3] 王燕, 杜志叶, 阮江军. 高压架空输电线路覆冰情况下风险评估研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(10): 84-90.
WANG Yan, DU Zhiye, RUAN Jiangjun. Reliability risk evaluation for the high voltage overhead transmission line under icing condition[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(10): 84-90.
- [4] 蒋兴良, 姜方义, 汪泉霖, 等. 基于最优时间步长模型的输电导线雾凇覆冰预测[J]. 电工技术学报, 2018, 33(18): 4408-4418.
JIANG Xingliang, JIANG Fangyi, WANG Quanlin, et al. Prediction of rime accretion on transmission line based on optimal time step model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(18): 4408-4418.
- [5] BO Zhiqian, LIN Xiangning, WANG Qingping, et al. Developments of power system protection and control[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 1-8. DOI: 10.1186/s41601-016-0012-2.
- [6] 陈金熠, 范春菊, 胡天强, 等. 考虑架空输电线路状态的线路覆冰监测系统的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(15): 93-98.
CHEN Jinyi, FAN Chunju, HU Tianqian, et al. Study on monitoring system of transmission line icing considering the state of overhead transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(15): 93-98.
- [7] 黄文焘, 郇能灵, 范春菊. 基于杆塔结构力学测量的线路覆冰在线监测系统研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(24): 71-75.
HUANG Wentao, TAI Nengling, FAN Chunju. Study on icing monitoring system of different tower overhead transmission lines based on mechanics measurements[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(24): 71-75.
- [8] 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.
- [9] 张松海, 施心陵, 李鹏, 等. 基于动态拉力与倾角的输电线路覆冰过程辨识与建模[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(9): 57-61.
ZHANG Songhai, SHI Xinling, LI Peng, et al. Identification and modeling of the power transmission line icing based on dynamic data of tension and angle[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(9): 57-61.
- [10] 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 Xiaoqing, DAI Dong, HAO Yanpeng, et al. Statistics and analysis of transmission lines icing data based on online monitoring system[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(11): 3000-3007.
- [11] 陆佳政, 张红先, 彭继文, 等. 基于极值 I 型概率分布模型的湖南地区电网覆冰重现期计算[J]. 高电压技术, 2012, 38(2): 464-468.
LU Jiazheng, ZHANG Hongxian, PENG Jiwen, et al. Calculation of Hunan Power Grid icing recurrence interval based on extreme-value type I probability distribution model[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(2): 464-468.
- [12] 王建城, 苏盛, 盛小勇, 等. 输电线路多年一遇极值覆冰估计方法适用性分析[J]. 电网技术, 2015, 39(9): 2614-2620.
WANG Jiancheng, SU Sheng, SHENG Xiaoyong, et al. Comparative study of applicability of methods for estimating transmission line icing return period based on various extreme value distributions[J]. Power System Technology, 2015, 39(9): 2614-2620.
- [13] 黄宵宁, 许瑞, 许家浩. 南方山区线路覆冰在线监测数据特征分析与预测模型研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(23): 111-116.
HUANG Xiaoning, XU Rui, XU Jiahao. Analysis of the characteristics for on-line monitoring data and research of the forecast model of the line icing in southern mountain area[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(23): 111-116.
- [14] 黄新波, 李弘博, 朱永灿, 等. 基于时间序列分析与卡尔曼滤波的输电线路覆冰短期预测[J]. 高电压技术, 2017, 43(6): 1943-1949.
HUANG Xinbo, LI Hongbo, ZHU Yongcan, et al. Short-term forecast for transmission line icing by time series analysis and Kalman filtering[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(6): 1943-1949.
- [15] 戴栋, 黄筱婷, 代洲, 等. 基于支持向量机的输电线路覆冰回归模型[J]. 高电压技术, 2013, 39(11): 2822-2828.
DAI Dong, HUANG Xiaoting, DAI Zhou, et al. Regression model for transmission lines icing based on support vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(11): 2822-2828.
- [16] LI P, LI Q M, REN W P, et al. SVM-based prediction method for icing process of overhead power lines[J]. International Journal of Modelling Identification &

- Control, 2015, 23(4): 362-371.
- [17] 赵明霞, 李庆富. 小数据量情境下的滑坡位移非线性变化预测模型[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2017, 30(4): 521-525.
ZHAO Mingxia, LI Qingfu. Prediction model to the slope displacement nonlinear changing under the small-data situation[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2017, 30(4): 521-525.
- [18] 胡霁芳, 郑强, 宋学力. 基于主成分分析的 EWMA 图对单只股票短期交易的监控[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2018, 31(1): 11-16.
HU Jifang, ZHENG Qiang, SONG Xueli. Principal component analysis-based ewma control chart for monitoring in short-term trading of single stock[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2018, 31(1): 11-16.
- [19] 刘春城, 刘佼. 输电线路导线覆冰机理及雨淞覆冰模型[J]. 高电压技术, 2011, 37(1): 241-248.
LIU Chuncheng, LIU Jiao. Ice accretion mechanism and glaze loads model on wires of power transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(1): 241-248.
- [20] LI Zhi, YE Lin, ZHAO Yongning, et al. Short-term wind power prediction based on extreme learning machine with error correction[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 9-16. DOI 10.1186/s41601-016-0016-y.
- [21] LI J, LI P, MIAO A, et al. Online prediction method of icing of overhead power lines based on support vector regression[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2018, 28: 2500.
- [22] WONG P K, WONG H C, VONG C M. Online time-sequence incremental and decremental least squares support vector machines for engine air-ratio prediction[J]. International Journal of Engine Research, 2012, 13(1): 28-40.
- [23] 游朗. 输电线路覆冰厚度短期预测模型研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
YOU Lang. Research on short-term prediction models of ice thickness of transmission line[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.
- [24] 李小娟. 基于数据挖掘的输电线路覆冰预测模型研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2016.
LI Xiaojuan. Research on the icing prediction models of transmission line based on data mining[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2016.

收稿日期: 2018-06-01; 修回日期: 2018-08-11

作者简介:

陈勇(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为输电线路在线监测与故障诊断; E-mail: chenrongynu@qq.com

李鹏(1976—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统可靠性分析与维护决策、电力信息物理融合系统。E-mail: lipeng@ynu.edu.cn

(编辑 许威)