

架空线路覆冰闪络跳闸特性分析与风险建模

孙羽, 王秀丽, 王建学, 王锡凡

(西安交通大学电气工程学院, 陕西省 西安市 710049)

Overhead Transmission Line Icing Flashover Trip Characteristic Analysis and Risk Model

SUN Yu, WANG Xiuli, WANG Jianxue, WANG Xifan

(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, Shaanxi Province, China)

ABSTRACT: Icing flashover trip is the key factor in stimulating vulnerability of power grids and leading to large-scale blackout. Ice flashover trip characteristic analysis and risk modeling were carried out based on grid level in the study. According to icing flashover characteristic analysis, the critical values of ice bridged and off-bridged of insulation system were identified. Furthermore, state division principle and risk rating method were proposed. State recognition was conducted by fuzzy theory. Considering the small sample and multi-input characteristics of the data, structural risk minimization principle was adopted, and a least squares support vector machines (LSSVM) risk model was built. Model parameters were optimized by Bayesian evidence reasoning. The comparative study of the proposed model with artificial neural network with error back propagation (BP-ANN) was proved that Bayesian-LSSVM had strong generalization ability. Finally, a set of vulnerability indices was used to analyze ice flashover trip vulnerability characteristics of the power grid.

KEY WORDS: extreme ice disaster weather; icing flashover trip; fuzzy state recognition; risk rating; small sample modeling; vulnerability index

摘要: 极端冰灾天气下线路覆冰闪络跳闸是激发大电网脆弱性、导致大面积停电的重要因素。覆冰闪络跳闸等现象的风险评估是建立冰灾防御体系的基础。基于电网层面,进行了冰灾天气下线路覆冰闪络跳闸的风险状态识别与风险建模。根据覆冰闪络跳闸特性分析,界定了输电网绝缘系统的脆弱点,即覆冰期绝缘系统冰凌桥接、融冰期冰凌断流等临界点。进一步建立了覆冰闪络状态的划分原则与风险等级,并对预测冰况进行了模糊模式识别和风险评级,为运行人员提供了动态风险信息。针对数据的小样本、多输入等特点,采用统

计学习理论结构风险最小化方法,构建了最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)冰闪跳闸风险评估模型,依据贝叶斯(Bayesian)证据推理优化模型参数。通过与误差反向传播人工神经网络(artificial neural network with error back propagation, BP-ANN)算法对比,验证了该模型的有效性。最后通过脆弱性指标分析了网架结构破坏的严重性与电网绝缘系统的脆弱性。

关键词: 极端冰灾天气;覆冰闪络跳闸;模糊状态识别;风险评级;小样本数据建模;脆弱性指标

0 引言

近年来,受全球气候变化加剧的影响,气象灾害频繁发生,所造成的破坏程度和经济损失严重,因此对灾害的风险评估与风险管理决策问题得到了广泛重视^[1]。现代社会对电力系统的依赖程度越来越高,电力系统的严重故障将会给社会带来巨大灾难。近几年发生的气象灾害表明,电力系统在应对突发事件方面存在严重缺陷,脆弱性问题成为电网安全的重大隐患。极端冰灾事件是激发电力系统脆弱性、诱发大面积停电事故的重要因素。统计结果表明,冰灾天气下线路因覆冰闪络跳闸导致的线路故障占输电线路故障总数的一半以上,成为危害电网安全运行的主导因素^[2]。因此,极端冰灾天气下线路覆冰闪络跳闸的风险分析,对掌控电网整体安全性、部署电力系统安全防御体系以及制定抗脆弱性策略具有重要的现实意义。

极端冰灾天气下覆冰线路在倒塔、断线之前会伴随大量的覆冰闪络跳闸现象^[2-3]。线路覆冰闪络跳闸后,将进一步加快线路的覆冰速度。覆冰荷载过重将会导致倒塔、断线等问题,得到了广泛关注,然而,严重危害电网安全性的覆冰闪络跳闸问题却

基金项目: 国家自然科学基金项目(50777052, 50807043)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (50777052, 50807043).

一直被忽视。对国内外现有文献分析,冰灾天气下电网覆冰闪络跳闸相关研究很少,主要原因在于数据稀缺与基础建模理论不充分。文献[4-5]提出了基于人工覆冰的交流耐压试验,研究了 IEC 标准下覆冰绝缘子交流闪络电压特性,提出了电导率与冰重乘积的特征参数,得出闪络电压与特征参数和绝缘子串长度成线性比例;文献[6]研究了 IEEE 标准中影响绝缘子闪络特性的多种因素,包括风速、冰厚和绝缘子的干弧距离、冻雨导电率等;文献[7]研究了影响超高压输电线路绝缘子冰闪的相关因素,包括覆冰厚度、污秽程度和大气压,并分别采用 IEC 与 IEEE 绝缘子覆冰试验的方法,为超高压线路绝缘配合提供了重要依据;文献[8-9]研究直流绝缘子的覆冰闪络特性,分析了覆冰厚度、绝缘子污秽程度、海拔高度等相关因素对绝缘子覆冰闪络特性的影响;文献[10]研究了 500 kV 线路悬式绝缘子串在人工覆冰情况下雾凇和雨凇的覆冰闪络特性及其差异。上述相关文献的共同特点为针对绝缘子实验室内的人工覆冰情况,分析了各种因素对绝缘子覆冰闪络特性的影响,通常用于指导绝缘子的抗冰灾设计。而实际电网中包括各种不同的绝缘子配置形式与悬挂方式,人工试验缺乏针对冰灾天气下实际电网覆冰闪络跳闸的风险分析与掌控,很难在实际电网冰灾风险评估与风险管理中得到应用。

本文针对冰灾事件的复杂性、随机性与模糊性,进行电网覆冰闪络跳闸特性分析,建立了覆冰闪络跳闸状态划分原则与风险评级,并对预测冰况进行模糊风险识别;针对数据的小样本特征,构建了线路覆冰闪络跳闸最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)风险模型;通过脆弱性指标分析了网架结构的破坏程度与绝缘系统的脆弱点。

1 线路覆冰闪络跳闸特性分析与风险识别

1.1 影响线路覆冰闪络跳闸的因素

影响线路覆冰闪络跳闸因素较多,主要包括:1)覆冰厚度(当绝缘子串表面完全被冰凌桥接时,线路冰闪电压最低);2)覆冰绝缘子污秽度与冰水电导率;3)绝缘子配置情况(新老线路绝缘子配置不同,防冰闪能力不同);4)绝缘子串悬挂形式(“V”型串和耐张串的抗冰闪能力强于“1”型串);5)覆冰类型(包括雾凇、冻雨和混合凇,工程研究上主要

考虑最恶劣的冻雨情况);6)环境温度、湿度、降水量等气象因素(温度、湿度和降水量影响绝缘子表面的导电形式,进而影响绝缘耐受电压)。

线路覆冰闪络跳闸特性分析将主要考虑冰厚、温度、湿度与降水量等时变因素,经验表明温度决定线路绝缘子表面的导电模式,冰厚决定线路绝缘子表面被桥接的状况,两者均严重影响线路覆冰闪络的跳闸特性,而湿度与降水量对线路覆冰闪络跳闸影响不显著。

1.2 线路覆冰闪络跳闸特性分析

图1为某电网一次严重冰灾事件的相关数据,包括覆冰厚度、温度、覆冰闪络跳闸次数与自动重合闸失败数的时间序列^[2]。

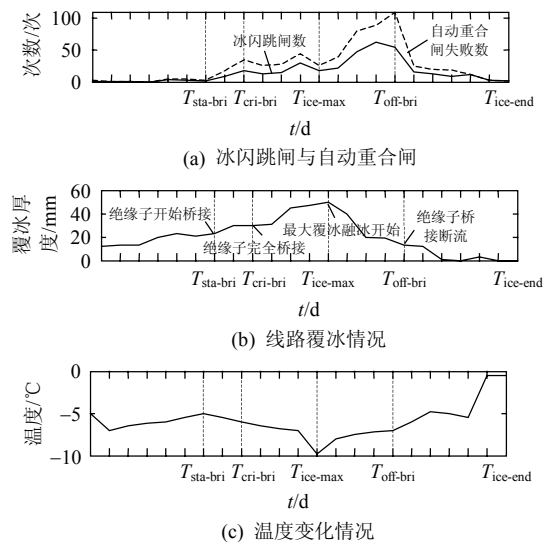


图1 覆冰闪络跳闸与气象因素时间序列

Fig. 1 Time series of icing flashover trip and meteorological factors

图1表明,随着温度不断降低,线路覆冰不断增长,当温度回升后电网覆冰结束,融冰开始,因此将整个冰灾过程按时间尺度划分为覆冰期与融冰期。覆冰期 $0-T_{ice-max}$ 定义为输电线路覆冰增长阶段,期间可能包含融冰时段;融冰期 $T_{ice-max}-T_{ice-end}$ 定义为输电线路覆冰消减阶段,期间可能包含覆冰时段。覆冰期发生的闪络称为覆冰闪,融冰期发生的闪络称为融冰闪。

经验表明,线路的覆冰厚度与环境温度对冰闪跳闸的影响显著。图1表明,覆冰变化趋势能够同时反映温度变化,因此本文主要分析覆冰(冰厚及其发展趋势)对线路覆冰闪络跳闸特性的影响。覆冰导致线路跳闸主要原因为绝缘子伞群被冰凌桥接,绝缘子表面干弧距离减小,从而无法耐受运行电压。

对图 1 覆冰与线路覆冰闪络跳闸的时间序列进行分析,可以得到以下结论: 1) 覆冰期 $0-T_{sta-bri}$ 时段,覆冰不断增长,线路覆冰闪络跳闸次数无明显变化,将此阶段定义为初期阶段,特点为线路覆冰较轻,覆冰未达到绝缘子桥接冰厚、覆冰闪络跳闸次数少且发展平稳; 2) 覆冰期 $T_{sta-bri}-T_{cri-bri}$ 时段,覆冰不断增长,线路覆冰闪络跳闸发展较快,将此阶段定义为发展阶段,特点为覆冰较重,线路绝缘子伞群从开始桥接到完全桥接过程,覆冰闪络跳闸增长较快; 3) 覆冰期 $T_{cri-bri}-T_{ice-max}$ 时段,覆冰厚度增长至最大覆冰,覆冰闪络跳闸发展平稳且跳闸频繁,将此阶段定义为严重阶段,特点为线路覆冰严重并不断增长,线路覆冰闪络跳闸严重且发展平稳; 4) 融冰期 $T_{ice-max}-T_{off-bri}$ 时段,冰凌开始融化,桥接的绝缘子表面形成液态模式,表面电导率增加,线路覆冰闪络跳闸急剧增加,达到最为严重阶段,将此阶段定义为顶峰阶段,特点为融冰期冰凌断桥前的覆冰闪络,线路覆冰闪络跳闸频繁且发展迅猛; 5) 融冰期 $T_{off-bri}-T_{ice-end}$ 时段,覆冰不断融化,桥接的绝缘子表面开始断桥,线路覆冰闪络跳闸次数明显减少,将此阶段定义为消退阶段,特点为覆冰消退,线路覆冰闪络跳闸次数显著减少。

至此,得到了冰灾期间电网在各覆冰阶段的覆冰闪络跳闸特征(即严重程度与发展趋势)。各个阶段间的临界覆冰值 $I_{sta-bri}$ 、 $I_{cri-bri}$ 、 $I_{ice-max}$ 、 $I_{off-bri}$ 为电网绝缘系统覆冰的临界点。临界覆冰数据的有效性可以通过与实验室数据^[7]进行对比来验证。

1.3 标准状态与风险等级的建立

覆冰闪络跳闸特性分析是标准状态与风险等级建立的基础。考虑临界点判断的模糊不确定性,依据模糊理论进行线路覆冰闪络跳闸状态划分。建立的模糊状态隶属函数对应于特性分析中的各个阶段,如图 2 所示。其中覆冰期包括初期阶段、发展阶段、严重阶段 3 个状态隶属函数,融冰期包括顶峰阶段与消退阶段 2 个状态隶属度函数。初期阶段与顶峰阶段隶属函数为降半梯形分布,发展阶段为梯形分布,严重阶段和消退阶段为升半梯形分布^[11]。以初期阶段的降半梯形隶属函数为例,其标准状态隶属函数可定义为

$$\mu_{A_1}(I) = \begin{cases} 1, & I \leq I_1 \\ (I_2 - I) / (I_2 - I_1), & I_1 < I \leq I_2 \\ 0, & I_2 < I \end{cases} \quad (1)$$

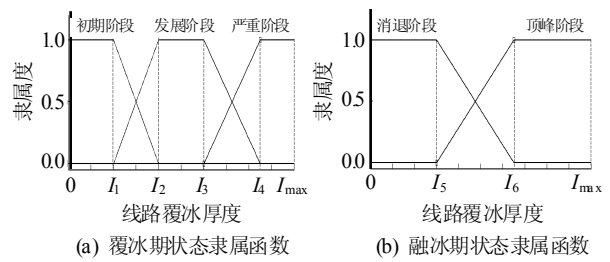


图 2 覆冰闪络标准状态隶属函数

Fig. 2 Standard State membership functions of icing flashover

式中: I 为覆冰强度; I_1 、 I_2 为覆冰闪络特性的临界拐点。

根据各状态覆冰闪络跳闸的频繁程度,引入风险管理中的风险评级,对线路覆冰闪络跳闸风险实施等级评定: 将初期阶段定义为最低风险(1 级); 发展阶段与消退阶段为中等风险(2 级); 严重阶段为高风险(3 级); 顶峰阶段为电网极度脆弱(4 级)。如果覆冰期间突然温度回升而出现融冰时段,如图 2(a)中出现的融冰时段,冰闪状态直接转移到图 2(b)中的融冰状态,将会出现风险等级的跳跃现象。同样融冰期包含覆冰时段,也将出现风险等级跳跃。

覆冰闪络标准状态的建立与风险等级的界定是运行人员依据预测冰况进行风险识别的基础,反映了线路覆冰闪络跳闸风险的发展情况。

1.4 预测冰况的模糊风险识别

根据上文建立的覆冰闪络标准状态与风险等级,对预测冰况进行状态识别与风险评级。由于预测覆冰误差较大,需要考虑预测不确定性,则基于点评估的预测覆冰三角隶属函数为

$$\mu_B(I) = \begin{cases} 0, & x < a_1 \\ (x - a_1) / (a - a_1), & a_1 \leq x < a \\ (a_2 - x) / (a_2 - a), & a \leq x < a_2 \\ 0, & x \geq a_2 \end{cases} \quad (2)$$

式中: a 为预测冰厚; ε 为预测偏差; $a_1 = a - \varepsilon$; $a_2 = a + \varepsilon$ 。

采用模糊模式识别的择近原则^[11]进行状态识别,即通过计算被识别模式与标准模式的贴近度,判断被识别的归属状态。假设图 2 建立的状态隶属函数 $A_i \in \chi(U) (i=1,2,\dots,5)$ 为标准状态模式,式(2)的预测冰况隶属函数 $B \in \chi(U)$ 为待识别对象。当研究论域 $U=[c,d]$ 时,预测冰况 B 与标准状态 A_i 的贴近度 $N(A_i, B)$ 的计算如下:

$$N(A_i, B) = \left[\int_c^d (A_i(u) \wedge B(u)) du \right] / \left[\int_c^d (A_i(u) \vee B(u)) du \right] \quad (3)$$

式中 \wedge 、 \vee 分别表示模糊函数的交、并运算。若存在模式 i 满足:

$$N(A_i, B) = \max\{N(A_1, B), N(A_2, B), \dots, N(A_n, B)\} \quad (4)$$

则预测冰况 B 与标准状态 A_i 最贴近。所以, 预测冰况 B 的覆冰闪络跳闸状态为 A_i , 进而判断出电网覆冰闪络跳闸的风险等级。

线路覆冰闪络跳闸特性分析是标准状态建立与风险评级的基础, 而标准状态的建立与风险评级是运行人员根据预测冰况进行风险识别的前提。状态信息与风险等级为运行人员提供冰灾天气下线路覆冰闪络跳闸风险及其发展趋势等预警信息。

2 线路覆冰闪络跳闸风险建模

2.1 线路覆冰闪络跳闸风险评估 LSSVM 模型

由于冰灾事件的小概率性与恶劣天气下相关数据探测的艰难性等实际情况, 导致统计数据具有小样本特点。传统的统计学理论是以经验风险最小化(experience risk minimization, ERM)原理为基础, 无法建立小样本数据模型。而统计学习理论采用结构风险最小化(structural risk minimization, SRM)原理^[12], 为小样本数据建模提供了理论基础, 避免了传统 ERM 模型欠学习与过学习问题。统计学习理论 SRM 小样本的建模原理如图 3 所示。

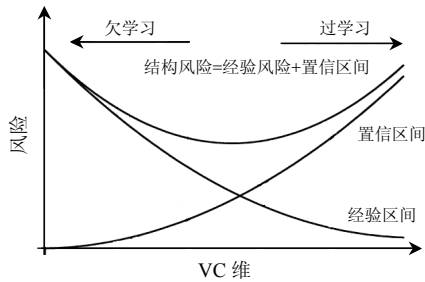


图3 结构风险最小化原理图

Fig. 3 Structural risk minimization schematic diagram

图3表明, SRM同时考虑了ERM和置信区间的影响。支持向量机是以统计学习理论SRM为基础的一种小样本机器学习方法^[13], 其泛化能力强, 算法具有全局最优性。LSSVM则是对标准支持向量机的一种改进, 即简化了模型参数、将不等式约束转化为等式约束, 解决了多输入、小样本、非线性、局部极小点等实际工程问题^[14]。

1) 线路覆冰闪络跳闸 LSSVM 风险模型。

线路覆冰闪络跳闸的历史数据 $\{\tilde{X}_i, y_i\}_{i=1}^N$, 其中 $\tilde{X}_i \in \mathbf{R}^n$, 为输入变量, 包括覆冰厚度、温度、湿

度等气象因素; $y_i \in \mathbf{R}$, 为线路覆冰闪络跳闸输出变量; N 为历史建模数据组数。LSSVM回归机首先建立一个非线性映射 $\phi: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^m (m \geq n)$, 将输入空间映射到高维特征空间(欧式空间或希尔伯特(Hilbert)空间), 并在新空间中求取最优线性分类实现数据的线性可分, 然后在特征空间中对数据 $\{\phi(x_i), y_i\}_{i=1}^N$ 建立决策函数, 即线路覆冰闪络跳闸线性预测函数:

$$y(x) = \langle \omega, \phi(x) \rangle + b \quad (5)$$

式中: $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积; 权向量 $\omega \in \mathbf{R}^m$; 偏差 $b \in \mathbf{R}$; $\phi(\cdot)$ 为非线性映射函数, 可以通过定义内积空间核函数代替。定义核函数 $k(x, x_i) = \langle \phi(x), \phi(x_i) \rangle$ 为满足 Mercer 条件的任何对称函数, 可以用原空间中的函数实现, 不要求解具体 $\phi(\cdot)$ 变换形式, 避免了直接进行非线性变换的复杂性。

根据 SRM 原则求解式(5), 建立二次规划问题:

$$\begin{cases} \min J(\omega, b) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \\ \text{s.t. } y(x) = \omega \phi(x) + b + \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

式中: ξ_i 为松弛因子; $\gamma \in \mathbf{R}$, 为正则化参数, 调整训练误差大小与模型复杂程度, 使得所求函数具有较好的泛化能力。利用拉格朗日函数求解其优化问题:

$$l(\omega, b, \xi, a) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum_{i=1}^N a_i [\omega^T \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (7)$$

式中 $a_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为拉格朗日乘子。根据拉格朗日优化条件, 各参量满足以下关系:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}^T \\ \mathbf{I} & \mathbf{\Omega} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{\Omega} = (\mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I})$; $\mathbf{I} = [1, \dots, 1]$, 为单位行向量; $\mathbf{K} = \{k_{ki} = k(x_k, x_i)\}_{k,i=1}^N$, 为核函数矩阵; $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]$, 为输出向量。

采用最小二乘法求解式(8)中的 $a_i (i=1, 2, \dots, n)$ 、 b , 得到式(5)的非线性表达形式, 即线路覆冰闪络跳闸的 LSSVM 预测模型:

$$y(x) = \langle a_i, k(x, x_i) \rangle + b \quad (9)$$

式中: b 为拟合偏差; 核函数通常选取参数较少的径向基核函数^[13] $k(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$, 其中 σ^2 为核函数参数; 开关自动重合闸失败后, 对于重要线

路调度员将会实施强送，强送不成功则后则认为线路停运，待冰灾结束后恢复。

2) 线路覆冰闪络跳闸可靠性参数计算。

统计表明^[2]，线路停运数 $\alpha(t)$ 与自动重合闸失败数之间满足关系式 $\alpha(t)=\kappa\gamma(\mathbf{x})$ ，其中 κ 反映强送不成功系数。则 t 时刻线路的停运概率为

$$p(t) = \kappa[\langle a_i, k(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_i) \rangle + b] / N(t - \Delta t) \quad (10)$$

式中 $N(t - \Delta t)$ 为 Δt 前的线路运行数。

t 时刻线路覆冰闪络跳闸的可靠度 $R(t)$ 与累积概率分布函数 $F(t)$ 满足：

$$R(t) = 1 - F(t) = 1 - \kappa \sum_{i=1}^{t-\Delta t} \frac{\langle a_i, k(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_i) \rangle + b}{N(t - \Delta t)} \quad (11)$$

根据可靠性理论^[15]，线路故障率的计算公式为

$$h(t) = -\frac{R'(t)}{R(t)} = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (12)$$

式中： $f(t)=[F(t+\Delta t)-F(t)]/\Delta t$ ，为覆冰闪络跳闸故障概率密度函数； Δt 为统计时间间隔。

因此，式(9)为线路冰闪跳闸或自动重合闸不成功预测模型，式(10)为线路覆冰闪络停运概率计算公式，式(11)为线路覆冰闪络停运可靠度计算公式，式(12)为线路因覆冰闪络停运的故障率计算公式。本文未考虑线路自动重合闸引起的敏感设备电压暂降故障问题。

2.2 基于贝叶斯证据理论的模型参数优化

LSSVM 模型参数包括 $a_i(i=1,2,\dots,n)$ 、 b 、 γ 及 σ^2 ，模型对参数变化较敏感， γ 与 σ^2 参数选取一直是很难解决的问题，常采用试用的方法。本文采用贝叶斯(Bayesian)理论^[16]进行参数优化选取。贝叶斯证据推理参数选择基本思想为最大化参数的后验概率来获得最优参数值，分为 3 层推理。

1) 第 1 层推理为权值选取。通过贝叶斯准则推导权值 ω 的后验概率，取 λ 为 γ 的倒数，对于给定的 λ 值， ω 的后验概率为

$$p(\omega|D, \lambda, H) = \frac{P(D|\omega, \lambda, H)P(\omega|\lambda, H)}{P(D|\lambda, H)} \quad (13)$$

式中： D 为训练集； H 为模型； $P(D|\omega, \lambda, H)$ 为似然函数； $P(\omega|\lambda, H)$ 为权值的先验概率； $P(D|\lambda, H)$ 为正值常数。选取高斯分布作为权值 ω 的先验分布，并假设训练样本为独立同分布，得到权值 ω 的后验概率为

$$p(\omega|D, \lambda, H) \propto \exp\left(-\frac{\lambda}{2}\|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^l L(y_i, f(\mathbf{x}_i))\right) \quad (14)$$

式中 $L(y_i, f(\mathbf{x}_i))$ 为费用函数。最大化 ω 的后验概率，等价于最小化式(6)的原始优化问题，由式(14)可计算出最小 ω 值。

2) 第 2 层推理为超参数 γ 选取。将 LSSVM 模型中的正则化参数作为贝叶斯证据理论中的超参数，假定超参数为一个变化的量，贝叶斯推理最大化 λ 的后验概率 $p(\lambda|D, H)$ ，式(13)中的 $p(D|\lambda, H)$ 为后验概率中的似然函数，并将其在最优权值 ω_{opt} 处泰勒级数展开，根据特征值计算求得最优超参数：

$$\gamma_{opt} = k - \lambda \text{tr} \mathbf{A}^{-1} = \sum_{i=1}^N \rho_i / (\lambda + \rho_i) \quad (15)$$

式中 $\mathbf{A} = \mathbf{B} + \lambda \mathbf{I}$ ， ρ_i 为矩阵 \mathbf{B} 的特征值。

3) 第 3 层推理为核参数 σ^2 选取。由贝叶斯推理求解模型最小费用函数来选择最优核函数参数 σ_{opt} ，并通过计算模型后验概率选择训练集 D 的模型：

$$p(H|D) \propto p(D|H)p(H) \quad (16)$$

式中： $p(D|H)$ 为模型的证据； $p(H)$ 为模型的先验概率。最大化后验概率 $p(H|D)$ ，计算最优核参数为

$$\begin{aligned} \sigma_{opt} = & \left\{ \lambda_{opt} \sum_{i,j=1}^l (a_i a_j) \exp[-(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^2] / \right. \\ & \left. (2\sigma^2)(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^2 \right\} / \left\{ [\lambda_{opt} / (k - \lambda_{opt} \text{tr} \mathbf{A}^{-1})] \cdot \right. \\ & \left. \text{tr}[\mathbf{A}^{-2}(\partial k / \partial \sigma)] + \text{tr}[\mathbf{A}^{-1}(\partial k / \partial \sigma)] \right\}^{1/3} \quad (17) \end{aligned}$$

至此，模型最优参数通过贝叶斯证据推理计算得到。参数的推导过程参见文献[17-18]。

3 线路覆冰闪络跳闸脆弱性指标

本文建立了 2 个脆弱性指标分别用于分析上电网绝缘系统脆弱特性与网架结构破坏程度。冰闪敏感性指标 ρ 反映了冰厚对覆冰闪络跳闸的影响情况；网架脆弱度指标 τ 用于分析覆冰闪络跳闸故障对网架结构破坏的严重程度。脆弱性指标定义为

$$\begin{cases} \rho = \Delta v / \Delta f \\ \tau = \frac{|v(t) - v_{cri}(t)|}{|v_{ini} - v_{cri}(0)|} \end{cases} \quad (18)$$

式中： Δv 、 Δf 分别为 Δt 时间内线路跳闸数与覆冰变化量； $v(t)=N(t-\Delta t)-\alpha(t)$ ，为 t 时刻运行线路数； $v_{cri}=N(t)-k$ ，为 t 时刻电网满足安全标准，即 $N-k$ 静态安全标准； $v_{cri}(t)=N_0$ ，为电网初始运行线路数。

极端冰灾天气下线路覆冰闪络跳闸脆弱性指标能够反映电网的脆弱特性，从而可提高系统运行

人员的预判断和预处理能力。

4 线路覆冰闪络跳闸风险评估算法

贝叶斯-LSSVM 线路覆冰跳闸风险评估算法的步骤如下：

- 1) 历史建模数据的选取。训练样本、测试样本的选取采用留一法^[13]。
- 2) 数据预处理与模型参数赋初值。对输入数据进行状态识别与归一化处理，给模型参数 (γ, σ^2) 赋初始值。
- 3) 建立线路覆冰闪络跳闸的 LSSVM 风险评估模型，根据贝叶斯证据理论选取最优模型参数。
- 4) 对预测冰况进行线路覆冰闪络跳闸模糊状态识别与风险评级，并将状态信息量、覆冰厚度、温度、湿度、降水量等相关参量作为模型的输入变量。
- 5) 根据模型预测覆冰闪络跳闸次数与自动重合闸不成功次数，计算可靠性参数 $p(t)$ 、 $h(t)$ 、 $R(t)$ 、 $F(t)$ 和脆弱性指标。

图 4 为程序计算的逻辑框图。

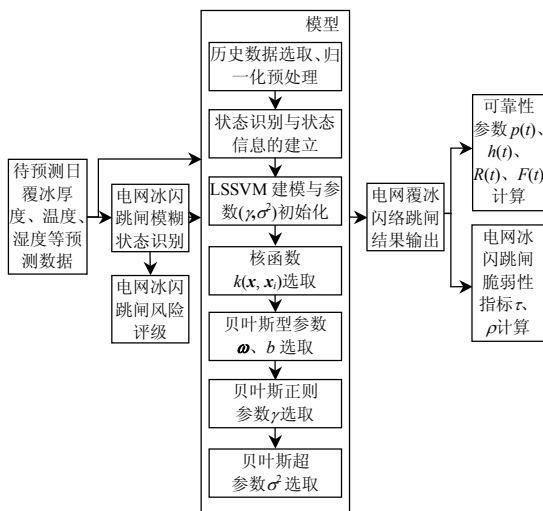


图 4 贝叶斯-LSSVM 线路覆冰闪络跳闸风险评估逻辑图

Fig. 4 Bayesian-LSSVM risk evaluation logic diagram of icing flashover of transmission line

5 算例分析

5.1 预测冰况的风险状态识别与风险评级

算例采用某电网的一次严重冰灾事件的相关数据。冰灾期间线路覆冰闪络跳闸基本概况^[2-3]简述如下：500 kV 输电线路共 33 条，因覆冰闪络停运 28 条，占 500 kV 输电线路数的 87.5%；220 kV 线路共 246 条，发生覆冰闪络停运线路超过百余条。

冰灾期间 220 和 500kV 线路的冰闪跳闸总数、自动重合闸不成功数、冰厚、温度、湿度与降水量的时间序列如图 5 所示。

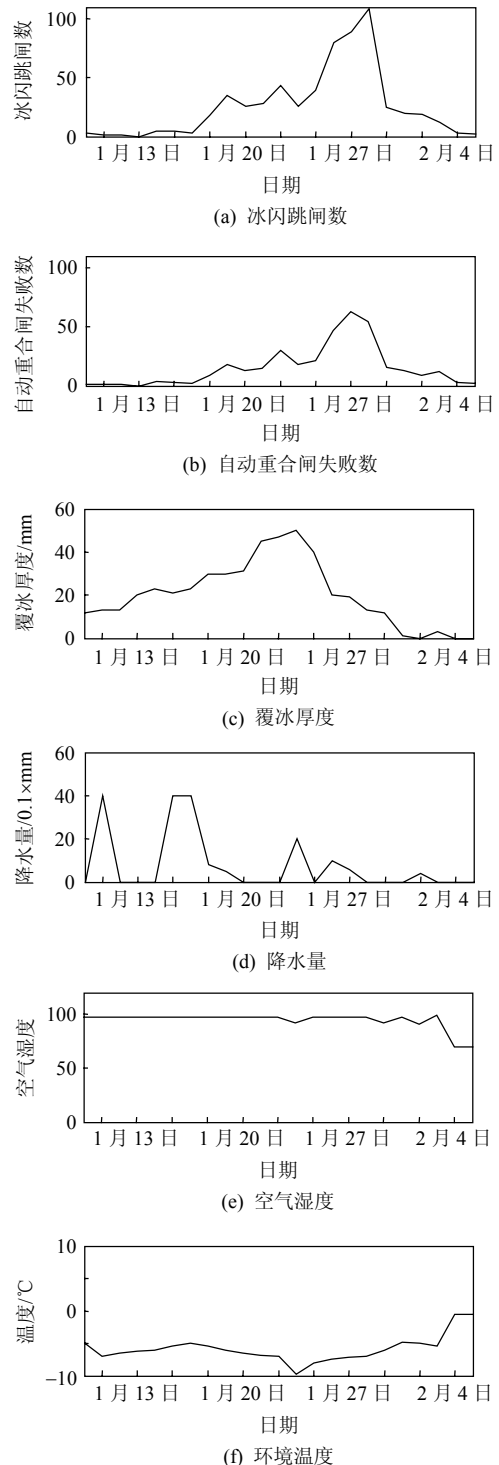


图 5 覆冰闪络跳闸数据与气象信息数据

Fig. 5 Data of icing flashover trip and meteorological factors

1) 根据历史数据进行电网覆冰闪络跳闸特性分析与标准状态的建立。图 5 表明，1 月 25 日覆冰

达到最大值 $I_{ice-max}$ ，约为 50 mm，远远超过线路设计标准，此次覆冰为一次严重冰灾事件，包括线路覆冰闪络各个阶段(轻覆冰事件包含部分阶段)。根据覆冰闪络的特性分析得到以下结论：1 月 19 日电网绝缘系统开始桥接，平均临界覆冰值 $I_{sta-bri}$ 约为 22 mm；1 月 21 日绝缘系统完全桥接，平均临界覆冰值 $I_{cri-bri}$ 约为 35 mm；1 月 29 日冰凌断流，平均临界覆冰值 $I_{off-bri}$ 约为 15 mm。通过与文献[7]实验室数据进行比较，验证了数据的有效性。线路覆冰闪络跳闸特性分析及其发展历程如表 1 所示。

表 1 覆冰闪络特性分析

Tab. 1 Characteristic analysis of icing flashover trip

| | 日期 | 覆冰发展/mm | 绝缘桥接状态 | 覆冰闪络特点 |
|-----|--------------------|---------|--------|--------|
| 覆冰期 | 1 月 13 日至 1 月 9 日 | 12~22 | 桥接前 | 少且平稳 |
| | 1 月 19 日至 1 月 21 日 | 22~35 | 开始桥接 | 较快增长 |
| | 1 月 21 日至 1 月 25 日 | 35~50 | 完全桥接 | 频繁、平稳 |
| 融冰期 | 1 月 25 日至 1 月 29 日 | 50~15 | 融冰断流 | 迅猛增长 |
| | 1 月 29 日至 1 月 04 日 | 15~0 | 断桥后 | 消退 |

考虑状态间模糊度选取覆冰期状态隶属函数拐点[$I_1 I_2 I_3 I_4 I_{max}$]为[18,23,33,38,50]，融冰期状态隶属函数拐点[$I_5 I_6 I_{max}$]为[13,18,50]，代入式(18)可得到初期阶段的状态隶属函数，其他状态隶属函数可类似求得。

2) 预测冰况的模糊状态识别与风险评级。考虑覆冰预测误差为 20%，预测覆冰模糊三角隶属函数中值为预测值，预测覆冰隶属函数论域为[$a-0.2a, a+0.2a$]，代入式(2)可得到预测覆冰隶属函数，根据式(3)计算模糊贴近度，采用式(4)的模糊择近原则进行状态识别。预测冰况的状态识别与风险评级结果如表 2 所示。

表 2 模糊状态识别

Tab. 2 Fuzzy states recognition

| 预测冰况/mm | max $N(A_i, B)$ | 归属状态 | 状态特点 | 风险等级 |
|---------|------------------|------|------|------|
| 18+ | $N(A_1, B)=0.32$ | 1 | 少且平稳 | 1 级 |
| 23+ | $N(A_2, B)=0.23$ | 2 | 增长较快 | 2 级 |
| 28- | $N(A_4, B)=0.14$ | 4 | 增长迅猛 | 4 级 |
| 40+ | $N(A_3, B)=0.59$ | 3 | 多且平稳 | 3 级 |
| 45- | $N(A_4, B)=0.23$ | 4 | 增长迅猛 | 4 级 |
| 10- | $N(A_5, B)=0.13$ | 5 | 消退 | 2 级 |

注：预测冰况“+”表示覆冰(降温)过程；“-”表示融冰(升温)过程。

表 2 给出了预测冰况冰闪特征与风险等级，其中“28-”表明覆冰期间温度突然回升产生的融冰时段，根据图 2 覆冰期和融冰期状态划分及风险评

级，判断出线路跳闸风险等级由 2 级直接转到 4 级，电网风险度严重增加。同样的风险跳跃现象存在于融冰期。理论分析结果与实际电网覆冰情况相符。

5.2 基于贝叶斯-LSSVM 模型的覆冰闪络跳闸风险预测

历史建模数据包括冰厚、温度、湿度、降水量、线路覆冰闪络跳闸总数与自动重合闸不成功数，分辨率为每天一个采样点。输出变量包括线路跳闸次数、可靠性参数。研究了冰灾期间 220 和 500 kV 电压等级线路覆冰跳闸、自动重合闸不成功、电网可靠性等问题。气象数据源于该地区气象观测站。

模型参数初值选 $\gamma_0 = 100$ 、 $\sigma_0^2 = 0.5$ ，贝叶斯证据推理的最优模型参数随建模数据变化，参数的变化区间为[$0, 5 \times 10^4$]， $\sigma^2 \in [0, 2]$ 。

1) 状态信息量是否参与建模对模型精度的影响。表 3 对随机抽取的日期，分析了状态信息量是否参与建模对预测精度的影响。误差分析采用绝对误差(absolute error, AE)。

由表 3 可知，将覆冰闪络跳闸特性分析后的状态信息量作为小样本建模数据与输入数据，有效地提高了预测精度。如果不考虑状态信息量，当某个状态的数据完全被抽出时，预测误差最大。

表 3 状态信息对模型精度影响

Tab. 3 Influence of state information on model precision

| 日期 | 实际跳闸 | 无状态信息 | | 有状态信息 | |
|----------|------|-------|----|-------|----|
| | | 预测值 | AE | 预测值 | AE |
| 1 月 15 日 | 1 | 27 | 26 | 2 | 1 |
| 1 月 17 日 | 5 | 25 | 20 | 5 | 0 |
| 1 月 25 日 | 26 | 25 | 1 | 27 | 1 |
| 1 月 17 日 | 80 | 22 | 58 | 74 | 6 |
| 2 月 1 日 | 3 | 25 | 22 | 2 | 1 |

2) 模型有效性验证与覆冰闪络跳闸预测。将贝叶斯-LSSVM 模型与误差反向传播神经网络 (artificial neural network with error back propagation, BP-ANN)模型进行对比分析。BP-ANN 模型采用 3 层神经网络，激活函数为 S 型和线型，理论已证明该结构 BP 神经网络可以逼近任何有理函数。根据经验公式 $2n-1$ (n 为输入变量数)选择隐含层节点数。各层神经元数为 5、9、1，权重系数和偏差系数采用随机优化。激活函数分别采用线性、TANSIG 双曲正切和线性函数，训练方法为梯度下降方法。

采用留一法选择训练样本与测试样本 2 种模型对冰灾期间电网覆冰闪络跳闸次数进行预测, 结果如表 A1 所示。验证了贝叶斯-LSSVM 模型在针对小样本数据建模比 BP-ANN 模型的泛化能力更强。BP-ANN 采用传统 ERM 建模, 对于小样本数据预测误差较大; 另外, BP-ANN 采用梯度下降算法, 权值优化易陷入局部最优; 而贝叶斯-LSSVM 模型相当于求解带线性约束的二次凸规划问题, 其解具有唯一性、全局最优性。

线路覆冰闪络跳闸次数、自动重合闸不成功次数的预测值与实际值如图 6 所示。表 A1 与表 A2 分别为线路覆冰闪络跳闸数与自动重合闸不成功次数预测结果及模型参数。线路跳闸总次数预测误差为 5.9%, 自动重合闸不成功总次数预测误差为 3.6%。预测误差较大的原因是样本容量小、信息量不足以及数据无规律性, 甚至可能包含奇异数据, 只能依靠相邻数据的相关性进行横向预测。

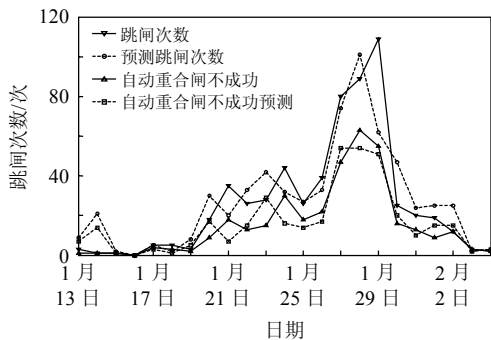


图 6 覆冰闪络跳闸数、自动重合闸不成功次数预测值与实际值
Fig. 6 Predictive and real values of icing flashover trip and automatic reclosing failure

因此, 运行人员可根据提前预报的气象信息, 预测电网覆冰闪络跳闸状况, 进而掌握电网的安全水平。

3) 可靠性参数计算。统计结果表明^[2], 线路停运约占自动重合闸不成功数的 36%, 即 $\kappa = 0.36$ 。不考虑自动重合闸导致的电压暂降问题, 强送不成功认为线路停运, 可靠性参数 $R(t)$ 、 $F(t)$ 、 $h(t)$ 、 $p(t)$ 的时间序列如图 7 所示。

图 7 给出了电网的可靠度变化情况, 反映了电网随时间发展的安全测度。线路的故障概率与故障率受外部环境影响严重; 另外, 可靠性参数是极端冰灾天气下电网的动态风险评估的基础。

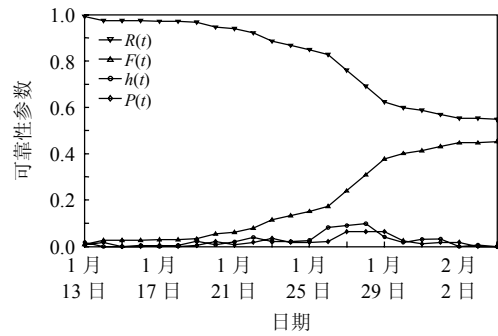
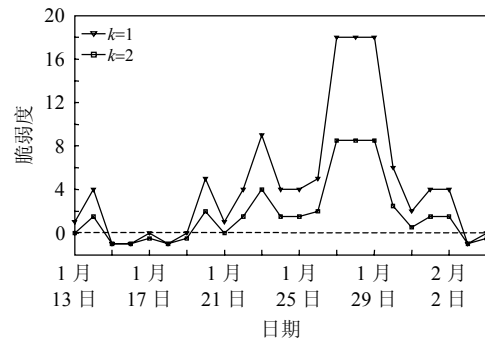


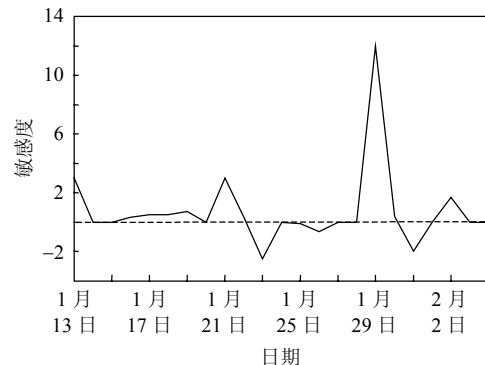
图 7 可靠性参数 $R(t)$ 、 $F(t)$ 、 $h(t)$ 、 $P(t)$ 预测
Fig. 7 Prediction of reliability parameter $R(t)$ 、 $F(t)$ 、 $h(t)$ and $P(t)$

5.3 线路覆冰闪络跳闸脆弱性分析

电网覆冰闪络跳闸的脆弱度指标 τ 与敏感性指标 ρ 如图 8 所示。



(a) 脆弱度 τ



(b) 敏感度 ρ

图 8 电网覆冰闪络跳闸脆弱性指标 τ 、 ρ
Fig. 8 Power grid vulnerability indices of icing flashover trip

网架脆弱性分析: 图 8(a) 分别给出 $k=1$ 、 $k=2$ 时网架结构脆弱度指标变化情况, 反映了电网分别在满足静态安全标准 $N-1$ 、 $N-2$ 时, 覆冰闪络跳闸对网架结构破坏的严重程度。 τ 小于零的表示电网满足安全标准, 电网能够正常运行, 如 15 日至 19 日电网安全。27 日至 29 日 τ 最大, 此期间电网最脆弱。

绝缘系统脆弱性分析: 图 8(b) 为冰厚与覆冰闪

络跳闸敏感性指标 ρ 的时间序列。分析式(18)可知,覆冰期的各阶段 ρ 应为正值,否则可能存在融冰时段。融冰期顶峰阶段 ρ 应为负值,融冰期消退阶段 ρ 应为正值,否则可能存在覆冰时段。可以看出,覆冰期为 1 月 13 日至 1 月 25 日,正值 ρ 显著两点为 19、21 日,分别对应绝缘系统冰凌开始桥接和完全桥接临界点,23 日可能为融冰时段,存在风险等级跳跃现象。融冰期为 1 月 25 日至 2 月 4 日,29 日为绝缘系统冰凌断流临界点。31 日和 2 日可能是受其他因素影响。 ρ 幅值反映覆冰闪络跳闸变化的显著性。

6 结论

极端冰灾天气下线路覆冰闪络跳闸是触发大电网脆弱性的主要原因,风险识别与风险评估是电网安全防御的前提。本文对极端冰灾天气下架空线路覆冰闪络跳闸进行风险状态识别与风险建模,并建立了电网脆弱性指标。通过对覆冰闪络跳闸特性的分析,界定了电网绝缘系统的脆弱点,建立覆冰闪络状态划分原则与风险等级。采用模糊理论进行了状态识别与风险评级。实现了根据外部气象信息动态追踪电网风险变化的目的。针对数据的小样本、多输入的特点,构建了基于统计学习理论结构风险最小化贝叶斯-LSSVM 风险评估模型。通过与 BP-ANN 进行比较,验证了模型在小样本数据建模方面的有效性。最后通过脆弱性指标分析了网架结构脆弱度与绝缘系统脆弱性。

运行人员及时掌握电网风险变化情况,在面对冰灾事件时能够程序化、标准化,更好制定防御策略或改进措施,规避或减少灾难性事故对电网的影响。但是本文只是针对某特定地区的研究,对于污秽等级、绝缘子悬挂方式、绝缘子配置等固定不变参数,未作考虑。如果地区不同,这些参数将是变化量,这方面需要深入研究。另外,电网缺乏量度极端冰灾天气下覆冰闪络跳闸严重程度的工具,缺乏覆冰闪络跳闸相关标准,建议积极收集资料,建立重冰区电网覆冰闪络跳闸标准。

参考文献

- [1] 章国材. 气象灾害风险评估与区划方法[M]. 北京: 气象出版社, 2010: 22-118.
Zhang Guocai. Meteorological disaster risk assessment and regionalization method[M]. Beijing: Meteorological Press, 2010: 22-118(in Chinese).
- [2] 国家电网公司科技部. 2008 年电网冰灾技术分析报告汇编[R]. 北京: 国家电网公司, 2008.
Science & Technology Ministry of China State Grid Corp. Power grid ice disaster technical reports assemble in 2008[R]. Beijing: State Grid Corp., 2008(in Chinese).
- [3] 陆佳政, 蒋正龙, 雷红才, 等. 湖南电网 2008 年冰灾事故分析[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(11): 16-19.
Lu Jiazheng, Jiang Zhenglong, Lei Hongcai, et al. Analysis of hunan power grid ice disaster accident in 2008[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(11): 16-19(in Chinese).
- [4] Farzaneh M, Drapeau J F. AC flashover performance of insulators covered with artificial ice[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1995, 10(2): 1038-1051.
- [5] Jiang Xingliang, Wang Shaohua, Zhang Zhijin, et al. Study on AC flashover performance and discharge process of polluted and iced IEC standard suspension insulator string[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2007, 22(1): 472-480.
- [6] Farzaneh M, Kiernicki J. Flashover performance of IEEE standard insulators and ice conditions[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1997, 12(4): 1602-1613.
- [7] Hu Jianlin, Sun Caixin, Jiang Xingliang, et al. Flashover performance of pre-contaminated and ice-covered composite insulators to be used in 1000kV UHV AC transmission lines[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2007, 14(6): 1347-1356.
- [8] 张志劲, 蒋兴良, 孙才新, 等. 低气压下特高压直流污秽复合绝缘子覆冰闪络特性[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(6): 7-12.
Zhang Zhijin, Jiang Xingliang, Sun Caixin, et al. Icing flashover performance of UHV DC composite insulators at low atmospheric pressure[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(6): 7-12(in Chinese).
- [9] 舒立春, 蒋兴良, 田玉春, 等. 海拔 4000m 以上地区 4 种合成绝缘子覆冰交流闪络特性及电压校正[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 97-101.
Shu Lichun, Jiang Xingliang, Tian Yuchun, et al. AC flashover performance and voltage correction of four types of iced composite insulator at altitude 4000m above [J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 97-101(in Chinese).
- [10] 粟福珩, 王均谭. 500kV 绝缘子串的人工雾凇覆冰和放电试验[J]. 中国电机工程学报, 1999, 19(2): 75-78.
Su Fuheng, Wang Juntan. Artificial rime covering and discharge tests of 500kV insulator strings[J]. Proceedings of the CSEE, 1999, 19(2): 75-78(in Chinese).

[11] 曹炳元. 应用模糊数学与系统[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 21-28.
Cao Bingyuan. Applicable fuzzy mathematics and system [M]. Beijing: Science Press, 2005: 21-28(in Chinese).

[12] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer Verlag, 1995: 93-110.

[13] 邓乃扬, 田英杰. 支持向量机: 理论、算法与拓展[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 115-155.
Deng Naiyang, Tian Yingjie. Support vector machine: theory, algorithm and expansion[M]. Beijing: Science Press, 2009: 115-155(in Chinese).

[14] Suykens J A K. Least squares support vector machines [M]. New York: New York Springer, 1995: 71-111.

[15] 曹晋华, 程侃. 可靠性数学引论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 7-30.
Cao Jinhua, Cheng Kan. Reliability mathematics introduction[M]. Beijing: Higher Education Press, 2006: 7-30(in Chinese).

[16] MacKay D J C. Bayesian interpolation[M]. Neural Computation, 1992, 14(3): 415-447.

[17] Kwok J T Y. The evidence framework applied to support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(5): 1162-1173.

[18] Yan Weiwu. Soft sensing modeling based on support vector machines and Bayesian model selection [J]. Computers and Chemical Engineering, 2004(28): 1489-1498.

附录 A

表 A1 贝叶斯-LSSVM 与 BP-ANN 预测结果对比

Tab. A1 Comparison results Bayesian-LSSVM with BP-ANN

| 抽样序列 | 实际跳闸 | BP-ANN | | 贝叶斯-LSSVM | |
|------|------|--------|-----|-----------|-----|
| | | 预测值 | AE | 预测值 | AE |
| 1 | 3 | 5 | 2 | 9 | 6 |
| 2 | 1 | 23 | 22 | 21 | 20 |
| 3 | 1 | 17 | 16 | 2 | 1 |
| 4 | 0 | 9 | 9 | 0 | 0 |
| 5 | 5 | 1 | 4 | 5 | 0 |
| 6 | 5 | 0 | 5 | 2 | 3 |
| 7 | 3 | 48 | 45 | 8 | 5 |
| 8 | 18 | 24 | 6 | 30 | 12 |
| 9 | 35 | 6 | 29 | 20 | 15 |
| 10 | 26 | 4 | 22 | 33 | 7 |
| 11 | 28 | 34 | 6 | 42 | 14 |
| 12 | 44 | 26 | 18 | 32 | 12 |
| 13 | 26 | 73 | 47 | 27 | 1 |
| 14 | 39 | 53 | 14 | 33 | 6 |
| 15 | 80 | 90 | 10 | 74 | 6 |
| 16 | 89 | 69 | 20 | 101 | 12 |
| 17 | 109 | 55 | 54 | 62 | 47 |
| 18 | 25 | 55 | 30 | 47 | 22 |
| 19 | 20 | 7 | 13 | 24 | 4 |
| 20 | 19 | 17 | 2 | 25 | 6 |
| 21 | 12 | 33 | 21 | 25 | 13 |
| 22 | 3 | 7 | 4 | 2 | 1 |
| 23 | 2 | 4 | 2 | 3 | 1 |
| 总计 | 593 | 660 | 401 | 628 | 214 |

表 A2 自动重合闸不成功次数预测结果与模型参数

Tab. A2 Failure prediction and model parameters

| 日期 | 自动重合 闸不成功 | 模型参数 | | 贝叶斯-LSSVM | |
|-------|--------------|----------------------|------------|-----------|-----|
| | | γ | δ^2 | 预测值 | AE |
| 1月13日 | 1 | 59.26 | 0.63 | 7 | 6 |
| 1月14日 | 1 | 58.39 | 0.60 | 14 | 13 |
| 1月15日 | 1 | 59.77 | 0.61 | 1 | 0 |
| 1月16日 | 0 | 59.37 | 0.60 | 0 | 0 |
| 1月17日 | 4 | 59.62 | 0.56 | 3 | 1 |
| 1月18日 | 3 | 60.51 | 0.67 | 1 | 2 |
| 1月19日 | 2 | 59.76 | 0.56 | 5 | 3 |
| 1月20日 | 9 | 57.05 | 0.60 | 17 | 8 |
| 1月21日 | 18 | 57.05 | 0.66 | 7 | 11 |
| 1月22日 | 13 | 60.05 | 0.55 | 15 | 2 |
| 1月23日 | 15 | 43.16 | 0.78 | 29 | 14 |
| 1月24日 | 30 | 40.91 | 0.79 | 16 | 14 |
| 1月25日 | 18 | 57.12 | 0.76 | 14 | 4 |
| 1月26日 | 22 | 58.79 | 0.60 | 17 | 5 |
| 1月27日 | 47 | 59.77 | 0.75 | 54 | 7 |
| 1月28日 | 63 | 54.97 | 0.58 | 54 | 9 |
| 1月29日 | 55 | 4.31×10 ⁴ | 0.79 | 51 | 4 |
| 1月30日 | 16 | 60.09 | 0.62 | 20 | 4 |
| 1月31日 | 13 | 59.30 | 0.60 | 10 | 3 |
| 2月1日 | 9 | 58.75 | 0.61 | 15 | 6 |
| 2月2日 | 12 | 59.35 | 0.6 | 15 | 3 |
| 2月3日 | 3 | 1.16×10 ⁴ | 0.58 | 2 | 1 |
| 2月4日 | 2 | 1.09×10 ⁴ | 0.58 | 3 | 1 |
| 总计 | 357 | — | — | 370 | 121 |



孙羽

收稿日期: 2011-03-18。

作者简介:

孙羽(1979), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统短期可靠性与电力市场, sunyu62003@yahoo.com.cn;

王秀丽(1961), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统可靠性、电力系统规划与电力市场;

王建学(1976), 男, 副教授, 主要研究方向为电力市场和电力系统运行。

(编辑 胡琳琳)