

基于最小二乘支持向量机的 绝缘子等值附盐密度预测

焦尚彬, 刘 丁, 郑 岗, 张 青

(西安理工大学信息与控制工程研究中心, 陕西省 西安市 710048)

Forecasting the ESDD of Insulator Based on Least Squares Support Vector Machine

JIAO Shang-bin, LIU Ding, ZHENG Gang, ZHANG Qing

(Research Center of Information and Control, Xi'an University of Technology,
Xi'an 710048, Shaanxi Province, China)

ABSTRACT: The equal salt deposit density (ESDD) is the source of defining pollution classes and mapping pollution areas. The surface leakage current (LC) and environment factors are detected in the online monitoring system. Investigation shows that the LC is affected not only by the contamination of insulator surface but also by the environment factors including temperature, humidity and so on. The nonlinear relationship between the LC and the various factors is complicated. Based on laboratory simulation experiments and field data, the LC R.M.S., the pulse peak value of the LC, the amplitude and times of the pulses of the LC, temperature and humidity of environment are chosen as five input variables, the ESDD is chosen as one output variable, the intelligent prediction model using least squares support vector machine (LS-SVM) is built. The feasibility of the method is proved by tests in the laboratory and the field.

KEY WORDS: Insulator; ESDD forecasting; Least squares-support vector machine(LS-SVM); Leakage current (LC)

摘要: 等值附盐密度是确定污秽等级和绘制电网污区分布图的主要依据, 而绝缘子污秽在线监测系统主要监测绝缘子表面泄漏电流和环境参数。研究表明, 泄漏电流除了和绝缘子表面的污秽状况有关外, 还受温度、湿度等环境因素的影响, 并且和各因素之间存在着复杂的非线性关系。文中在实验室模拟试验和现场实测数据基础上, 利用最小二乘支持向量机, 建立了以泄漏电流有效值、泄漏电流脉冲峰值、泄漏电流脉冲频度、环境湿度、温度等五个变量作为输入参数, 等值附盐密度作为输出参数的智能预测模型。并通过部分实验数据验证了该方法的可行性。

基金项目: 陕西省教育厅重大产业化项目 (04JC13)。

关键词: 绝缘子; 等值附盐密度预测; 最小二乘支持向量机; 泄漏电流

1 引言

暴露在污秽条件下的绝缘子表面会沉积污秽, 污秽层受潮后使绝缘子的外绝缘能力下降, 并常引起污闪事故, 严重影响了供电系统的可靠性; 为了预防污闪事故的发生, 电力维护人员采取了包括调整爬电比距、采用耐污绝缘子、在绝缘子表面涂憎水性防污涂料、对绝缘子进行定期清扫或水冲洗等一系列措施, 这些措施在实际运行中都起到一定的作用, 但减少污闪事故的效果仍不理想^[1]。其原因主要是采用上述措施的有效性或实施周期都需要根据对现场污秽度监视情况来确定, 而依据目前检测外绝缘污秽程度的方法, 电力维护人员无法实时准确掌握现场污秽程度。为保证在最恶劣的条件下绝缘子也不会闪络, 电力运行部门必须对绝缘子表面的污秽程度有一个较全面的掌握, 以便确定清扫周期。测量等值附盐密度 (ESDD) 是测量高压绝缘子自然污秽的主要手段, 其值主要反映了绝缘子污秽物种类和密度^[2-3], 但它易受测量用水量的影响, 操作也比较麻烦。实际研究表明, 绝缘子表面泄漏电流的大小除了和绝缘子表面的污秽程度有关外, 同时还受到环境温度、湿度等因素的影响, 并且它们之间存在着复杂的非线性关系。相对来说, 泄漏电流和环境参数的获得比 ESDD 的数据提取要更加节省人力和物力, 由泄漏电流和环境参数推测 ESDD 可实现 ESDD 的在线监测, 避免传统检测下停电带来的经济损失和带电测量的恶劣环境。

文献[4]利用神经网络预测绝缘子闪络电压,文献[5]利用神经网络基于气象因素来预测 ESDD。但是神经网络的结构过于复杂,需要估计的参数相对于较少的数据样本显得太多,导致所得到的神经网络模型对数据过学习即泛化能力不够,使预测精度不高。另外神经网络的结构难以选择也限制了它的应用。

统计学习理论 (Statistical Learning Theory, SLT) 是由 Vapnik 建立的一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论^[6-7], 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是在这一理论基础上发展起来的一种新的分类和回归的工具。支持向量机通过结构风险最小化原理来提高泛化能力, 较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题, 已在模式识别、信号处理、函数逼近等领域得到了应用^[8-10]。

本文对如何通过流经高压绝缘子表面泄漏电流的电气特征量和环境参数的综合检测结果, 利用最小二乘支持向量机的分析处理方法预测绝缘子的 ESDD 进行了探讨。

2 最小二乘支持向量机估计算法

支持向量机 (SVM) 是统计学习理论的一种通用学习方法, 是一种新的很有潜力的数据分类和回归工具。其基本思想为: 首先选择一个非线性变换 $F(\cdot)$ 将 n 维输入, 1 维输出样本向量

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l) \\ x_i \in R^n, y_i \in R, i=1, \dots, l$$

从原空间映射到高维特征空间 F , 在此高维特征空间构造最优线性回归函数

$$f(x) = \mathbf{w} \cdot F(x) + b \quad (1)$$

同时利用结构风险最小化原则, 引入了间隔的概念; 并巧妙地利用原空间的核函数取代高维特征空间的点积运算。这样非线性估计函数就转化为高维特征空间中的线性估计函数, 避免了复杂计算。

根据结构风险最小化原则, 寻找 \mathbf{w} 和 b 就是最小化

$$R = \frac{1}{2} \cdot \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} \mathbf{g} \cdot R_{emp} \quad (2)$$

其中, $\|\mathbf{w}\|^2$ 控制模型的复杂度, \mathbf{g} 为正规化参数, 它控制对超出误差的样本惩罚程度。 R_{emp} 为误差控制函数, 也即 e 不敏感损失函数。选取不同的损失函数, 可构造不同形式的支持向量机。

最小二乘支持向量机在优化目标中选择的损失函数为误差 \mathbf{x}_i 的二范数。故优化问题为

$$\min_{\mathbf{w}, b, \mathbf{x}} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \mathbf{g} \sum_{i=1}^l \mathbf{x}_i^2 \quad (3)$$

约束条件为

$$y_i [\mathbf{w}^T F(x_i) + b] = 1 - \mathbf{x}_i \quad i=1, \dots, l \quad (4)$$

一般地, 由于 \mathbf{w} 可能为无限维, 直接求解式(4)的优化问题极其困难, 因此将这一优化问题转化到其对偶空间中, 引入拉格朗日函数

$$L = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \sum_{i=1}^l \mathbf{x}_i^2 - \sum_{i=1}^l a_i \{y_i [\mathbf{w}^T F(x_i) + b] - 1 + \mathbf{x}_i\} \quad (5)$$

式中 a_i 为拉格朗日乘子。

再根据 KKT 条件, 得到如下等式和约束条件

$$\begin{cases} \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l a_i y_i F(x_i) \\ \sum_{i=1}^l a_i y_i = 0 \\ a_i = \mathbf{g} \mathbf{x}_i \\ y_i [\mathbf{w}^T F(x_i) + b] - 1 + \mathbf{x}_i = 0 \end{cases} \quad (6)$$

对于 $i=1, \dots, l$, 式(6)消去 \mathbf{w} 和 \mathbf{x} 得到式(8)的线性系统

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{h}_l^T \\ \mathbf{1}_l & \mathbf{W} + \mathbf{g}^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中

$$\begin{cases} W_{kl} = F^T(x_k) F(x_l) \\ \mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_l]^T \\ \mathbf{h}_l = [1, \dots, 1] \\ \mathbf{x} = [x_1, \dots, x_l] \\ \mathbf{a} = [a_1, \dots, a_l] \end{cases} \quad (8)$$

\mathbf{I} 为单位矩阵, 式(8)为一线性方程组, 可用最小二乘法求出 \mathbf{a} 和 b , 由此得到预测输出

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i F^T(x) F(x_i) + b \quad (9)$$

利用核函数的方法, 令

$$K(x, x_i) = F^T(x) F(x_i) \quad (10)$$

则非线性预测模型为

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

3 基于最小二乘支持向量机的绝缘子等值附盐密度预测

3.1 等值盐密与泄漏电流

等值附盐密度为绝缘子表面每平方厘米面积

上附着的污秽中导电物质含量所相当的 NaCl 数 (mg/cm²), 简称等值盐密 (ESDD)。它是目前确定绝缘子污秽等级的唯一参数, 但测量相对较麻烦, 且无法实现在线监测。

泄漏电流是指在运行电压作用下污秽受潮时测得的流过绝缘子表面污层的电流。显然, 它是电压、气候、污秽三要素的综合反映和最终结果, 是一个动态参数。

当施加电压不变时, 泄漏电流的各种电气特征量会随污秽度和环境温湿度的变化而变化。图 1 为泄漏电流在线监测系统记录的某测点具有高幅值电流脉冲的泄漏电流曲线 (曲线是将信号整流后每 20ms 采样 128 点得到的)。图 2 为污秽绝缘子和清洁绝缘子在自然湿润下的泄漏电流有效值变化曲线 (当相对湿度较低时 (如 <50%), 污秽绝缘子表面污层处于较干燥状态, 没有足够的水分湿润绝缘子表面污层, 表面电阻降低不大, 因此泄漏电流的电气特性与清洁绝缘子相比区别较小, 测得电流中绝缘子的容性电流占主要成分, 伴有少量阻性泄漏电流), 其中污秽绝缘子的 ESDD 为 0.372mg/cm², 污秽物由高岭土、NaCl 组成^[11]。由于泄漏电流的电气特征量和环境温湿度适宜于在线监测, 因此, 通过在线监测得到的泄漏电流电气特征量和环境温湿度来预测 ESDD, 可实现 ESDD 的实时在线监测, 从而及时修订污区分布图, 为绝缘子从计划清扫向状态清扫的转变奠定基础。

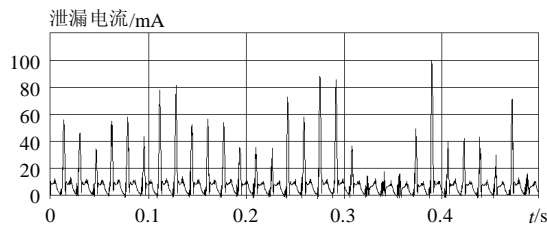


图 1 某测点具有高幅值电流脉冲的泄漏电流曲线
Fig.1 Leakage current chart with high amplitude current pulse of a unit

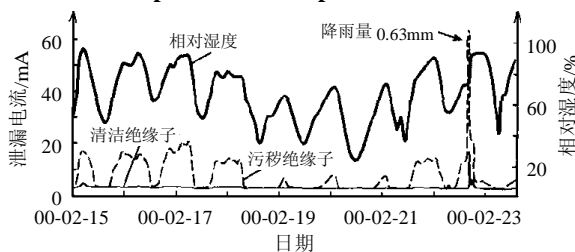


图 2 污秽绝缘子和清洁绝缘子在自然湿润下的泄漏电流变化曲线
Fig.2 Behavior of the contaminated and clean insulators while exposed to natural wetting

3.2 样本数据来源

样本数据一部分来源于实验室人工污秽实验, 另一部分来源于现场。实验室样本数据获取方法: 根据文献[12]规定的四个污秽等级, 在每两个等级规定的 ESDD 量之间选择两个点, 每个点按文献[13]规定的方法在不同的温度、湿度下测得泄漏电流的各种电气特征量, 人工污秽实验所用绝缘子为 XP-7 和 XWP-7 两种类型。现场数据中泄漏电流的各种电气特征量和环境温湿度来源于已投运到现场的多套变电站和输电线路绝缘子泄漏电流在线监测系统, ESDD 值来源于运行人员实测被监测的绝缘子表面。但由于现场还是采用定期清扫方法, 除了少数污秽试验站获得的数据样本外, 大多数现场数据样本都是 ESDD 值较低, 泄漏电流电气特征量较小, 因此 ESDD 值无法覆盖文献[12]规定的四个污秽等级。

3.3 ESDD 预测模型的建立

(1) 确定预测模型的输入和输出参数并预处理样本数据以构造学习和测试样本集

将泄漏电流有效值 (F_i)、环境湿度 (H_{um})、温度 (T_{em})、泄漏电流脉冲峰值 (F_p)、泄漏电流脉冲频度 (F_f) 等 5 个变量作为预测模型的输入参数, 将 ESDD 作为预测模型的输出; 同时对样本数据进行归一化处理, 以加快训练速度。

利用式(12)将输入量 F_i 、 H_{um} 、 T_{em} 、ESDD 归一化到[0, 1]

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (12)$$

式中 x_{\max} 、 x_{\min} 分别为 F_i 、 H_{um} 、 T_{em} 、ESDD 的最大值和最小值。

泄漏电流脉冲峰值的归一化处理根据实验及文献[14-15]的报道情况, 其处理方法有所不同。由于泄漏电流脉冲峰值大小具有一定随机性, 精确地按照其值大小划分一条曲线从实际而言没有太大的意义, 因此, 采取分段划分的方式较好。依实验测试结果情况将其分为 6 个区间, 即泄漏电流峰值的归一化处理函数为离散型函数, 用式(13)表示, 式中 I_p 为实测的泄漏电流脉冲峰值。

$$F_p = \begin{cases} 0.0 & I_p < 20\text{mA} \\ 0.2 & 20\text{mA} \leq I_p < 50\text{mA} \\ 0.4 & 50\text{mA} \leq I_p < 100\text{mA} \\ 0.6 & 100\text{mA} \leq I_p < 200\text{mA} \\ 0.8 & 200\text{mA} \leq I_p < 450\text{mA} \\ 1.0 & I_p \geq 450\text{mA} \end{cases} \quad (13)$$

对于泄漏电流脉冲频度的归一化处理,由于一般情况下绝缘子上的脉冲电流峰值大多数在20mA以下,只是在临近闪络前的几天内才会产生越来越多的高幅值电流脉冲;且各幅值区段的脉冲电流峰值出现的几率及所反映的由污秽引起的外绝缘性能变化情况的能力各有不同,如当有450mA以上的电流脉冲出现时,已经意味着闪络即将发生,因此,对泄漏电流脉冲频度可作如下的归一化处理:对于各种不同幅值的泄漏电流峰值,通过计算其在一定时间内(取5min)的出现次数 n_i ,分别赋予不同的数值,通过运算决定最终脉冲频度输入量。

定义的归一化函数为

$$F_{f1} = \frac{3}{10} \lg n_1, 20\text{mA} \leq I_p < 50\text{mA} \quad (14)$$

$$F_{f2} = \frac{1}{3} \lg n_2, 50\text{mA} \leq I_p < 100\text{mA} \quad (15)$$

$$F_{f3} = \frac{1}{2} \lg n_3, 100\text{mA} \leq I_p < 200\text{mA} \quad (16)$$

$$F_{f4} = \lg n_4, 200\text{mA} \leq I_p < 450\text{mA} \quad (17)$$

$$F_{f5} = \begin{cases} 0 & (n_5 = 0) \\ 1 & (n_5 = 1) \end{cases}, I_p \geq 450\text{mA} \quad (18)$$

$$F_f = F_{f1} \cup F_{f2} \cup F_{f3} \cup F_{f4} \cup F_{f5} = \max(F_{f1}, F_{f2}, F_{f3}, F_{f4}, F_{f5}) \quad (19)$$

根据样本数据,总共确定了200个样本,其中150个样本作为训练样本集,50个样本作为测试样本集。

(2) 预测模型训练

首先选择核函数,并确定初始的最小二乘向量机训练参数,然后输入训练样本到最小二乘支持向量机中进行训练,根据多次训练结果确定最佳模型参数,从而获得输入参数和输出参数的精确映射关

系。本文选用径向基核函数

$$K(x, x_k) = \left\{ -\frac{\|x - x_k\|^2}{2s^2} \right\} \quad (20)$$

其中, $\|x - x_k\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x^k - x_k^k)^2}$, s 为核宽度。

模型性能评价指标采用平均误差计算公式

$$e = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \frac{|Q(i) - T(i)|}{T(i)} \times 100\% \quad (21)$$

式中 $T(i)$ 为真实值; $Q(i)$ 为拟合(预测)值。

实验研究的软件选用 LSSVMLAB^[12]。在利用最小二乘支持向量机进行建模训练时,有两类参数即惩罚参数 g 和核参数 s 是非常重要的参数,寻找最佳 g 和 s 的组合问题实际上是最佳模型选择问题,由于最小二乘支持向量机具有较快的求解速度,所以给交叉验证方法的使用带来了方便。本文选择惩罚参数集为 $S_g = \{100, 50, 20, 10, 1.5, 1, 0.5, 0.2, 0.1, 0.02\}$, 核参数集为 $S_s = \{5, 1, 0.75, 0.55, 0.5, 0.25, 0.1, 0.075, 0.05, 0.025\}$, 根据交叉验证方法得到模型最优参数对为惩罚参数 $g=10$, 核参数 $s=0.55$, 模型对应的平均训练误差 $e=3.843\%$ 。

(3) 结果及讨论

将测试样本的输入量 F_i 、 H_{um} 、 T_{em} 、 F_p 和 F_f 输入到训练好的预测模型中,输出为此状态下 ESDD 的预测值,部分测试样本和预测结果如表 1。将测试样本利用预测模型得到的预测值和实测值代入式(21)计算得到平均预测(泛化)误差 $e=5.440\%$,与平均训练误差相比可以看出该最小二乘支持向量机预测模型具有较强的泛化能力。

最小二乘支持向量机将优化问题转化为求解一线性方程组,其求解速度快,比较适合采用交叉

表 1 LS-SVM 模型预测绝缘子 ESDD 的结果
Tab.1 Testing results of the ESDD of insulators with LS-SVM model

项目名称	绝缘子											
	1	2	3	4	5	6 ^b	7	8	9	10 ^d	11	12 ^d
相对湿度/%	70	100 ^c	100 ^c	90	75	100 ^c	70	84	100	80	85	70
温度/°C	4	14	27	17	32	19	-4	6	14	17	31	22
电压等级/kV	35	35	35	35	35	35	35	35	110	110	110	110
泄漏电流/mA	0.15	5.2	12.8	15.9	13.4	58	0.12	0.62	12.6	0.52	3.9	0.08
电流峰值/mA	<1	<50	262	378	354	478	<1	<4	253	<2	<50	<0.5
各峰值区段泄漏 电流脉冲个数 ^e	0/0/0	0/0/0	687/112/	896/202/	734/176/	734/176/	0/0/0	0/0/0	647/102/	0/0/0	0/0/0	0/0/0
测试环境	实验室	实验室	实验室	实验室	实验室	实验室	现场	现场	现场	现场	现场	现场
实测 ESDD ^a /(mg/cm ²)	0.015	0.15	0.30	0.38	0.45	0.45	0.013	0.034	0.287	0.026	0.142	清洁
预测 ESDD/(mg/cm ²)	0.0141	0.14	0.316	0.399	0.431	0.471	0.0139	0.0358	0.301	0.0246	0.150	0.004

注: a: 污秽情况在实验室试验是指绝缘子表面的人工污秽程度,现场试验是指从变电站专门用于测量绝缘子污秽程度的绝缘子试品上测得的等值盐密; b: 监测系统报警后绝缘子串最终发生闪络; c: 试验时使用雾化器使绝缘子表面污秽完全潮湿,雾室湿度为100%; d: 两次测量同一杆塔,但分别为一场大雨前后两天; e: 各峰值区段泄漏电流脉冲个数指在5min内峰值分别处于[20mA, 50mA]/[50mA, 100mA]/[100mA, 200mA]/[200mA, 450mA]/[450mA, ∞]范围的脉冲个数。

验证的方法进行模型的选择。经过交叉验证组合得到的优化参数使得最小二乘支持向量机很好地实现了模型复杂性与最小化误差之间的折衷,因而使得基于最小二乘支持向量机的预测模型具有很好的泛化能力。从测试样本的预测结果来看,尽管某些预测结果的绝对误差偏大,但由于人们主要关心的是绝缘子的污秽等级,因此该模型基本能满足工程需要。

4 结论

目前,在绝缘子污秽程度的预测方法主要是基于传统的统计学和神经网络,传统的统计学方法研究的是样本数目逼近无穷大的渐进理论,但当样本数目有限或者是处理小样本时就难以取得理想的效果,因此很难适应泄漏电流、环境参数和等值盐密之间复杂多变的关系。而神经网络又具有收敛速度慢、结构选择问题和局部极小等问题。最小二乘支持向量机方法是从支持向量机算法演变过来的,具有支持向量机的一些优点,避免了以上两种方法的缺陷。本文尝试将等值盐密的预测问题转化为一个函数估计问题,用泄漏电流有效值、泄漏电流脉冲峰值、泄漏电流脉冲频度、环境相对湿度和环境温度等参数作为输入变量,以等值附盐密度作为输出,利用最小二乘支持向量机方法来处理,取得了较好的效果。该方法为ESDD的在线监测提供了一种简单有效的方法,具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] 顾乐观,孙才新. 电力系统的污秽绝缘[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1988.
- [2] 汪涛,欧其和,吴江虹,等. 用盐密指导高压输电线路清扫的试验研究[J]. 电网技术, 2004, 28(4): 22-26.
Wang Tao, Ou Qihe, Wu Jianghong, et al. Test and research on cleaning of high voltage transmission line based on salt density [J]. Power System Technology, 2004, 28(4): 22-26.
- [3] 宿志一. 用饱和盐密确定污秽等级及绘制污区分布图的探讨[J]. 电网技术, 2004, 28(8): 16-19.
Su Zhiyi. Study on defining pollution classes and mapping pollution areas by saturated equal salt deposit density[J]. Power System Technology, 2004, 28(8): 16-19.
- [4] 杨庆,司马文霞,蒋兴良,等. 复杂环境条件下绝缘子闪络电压预测神经网络模型的建立及应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 155-159.
Yang Qing, Sima Wenxia, Jiang Xingliang, et al. The building and application of a neural network model for forecasting the flashover voltage of the insulator in complex ambient conditions [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(13): 155-159.
- [5] 张寒,文习山,丁辉. 用神经网络预测基于气象因素的绝缘子等值附盐密度[J]. 高压电器, 2003, 39(6): 31-32, 35.
Zhang Han, Wen Xishan, Ding Hui. Extrapolation of insulator's ESDD based on climate factor with artificial neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2003, 39(6): 31-32, 35.
- [6] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer Verlag, 1999.
- [7] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-41.
Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-41.
- [8] 李元诚,方廷健,于尔铿. 短期负荷预测的支持向量机方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 55-59.
Li Yuancheng, Fang Tingjian, Yu Erkeng. Study of support vector machines for short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 55-59.
- [9] 王锡淮,朱思峰. 基于支持向量机的船舶电力负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(10): 36-39.
Wang Xihuai, Zhu Sifeng. Ship power load forecasting using support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(10): 36-39.
- [10] 刘涵,李琦,刘丁,等. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉空预器热点检测系统研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(3): 147-152.
Liu Han, Li Qi, Liu Ding, et al. Research on power plant boiler air preheater hot spots detection system based on LS-SVM [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(3): 147-152.
- [11] Richard C S, Benner C L, Butler-Purry K L, et al. Electrical behavior of contaminated distribution insulators exposed to natural wetting [J]. IEEE Trans. on Power Delivery, 2003, 18(2): 551-558.
- [12] GB/T 5582-93. 高压电力设备外绝缘污秽等级[S].
GB/T 5582-93. External insulation pollution classes of high-voltage electric power equipments[S].
- [13] GB/T 4585.2-91. 交流系统用高压绝缘子人工污秽试验方法: 固体层法[S].
GB/T 4585.2-91. Artificial pollution tests on high-voltage insulators to be used on a.c. systems: solid-layer method[S].
- [14] Fierro-Chavez J L, Ramirez-Vazquez I, Montoya-Tena G. On-line leakage current monitoring of 400kV insulator strings in polluted areas[J]. IEE Proc. Generation, Transmission and Distribution, 1996, 143(6): 560-564.
- [15] Richards C N, Renowden J D. Development of a remote insulator contamination monitoring system[J]. IEEE Trans. on Power Delivery, 1997, 12(1): 389-397.

收稿日期: 2005-07-28.

作者简介:

焦尚彬(1974-),男,博士研究生,主要研究领域智能状态检测和电力系统自动化, E-mail: jsbzq@163.com;

刘丁(1957-),男,博士,教授,博士生导师,校长,长期从事工业自动化、智能控制理论与应用等方面的研究, E-mail: Liud@xaut.edu.cn;

郑岗(1963-),男,硕士,教授,研究方向为电力系统的计算机检测及控制等。

(责任编辑 韩 蕾)