

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2015.07.030

# 基于支持向量机的高压断路器机械状态预测算法研究

郝 爽<sup>1</sup>, 仲林林<sup>2</sup>, 王小华<sup>2</sup>, 李高扬<sup>2</sup>, 荣命哲<sup>2</sup>

(1. 南方电网科学研究院, 广州 510080;

2. 西安交通大学电气工程学院电力设备与电气绝缘国家重点实验室, 西安 710049)

**摘要:** 机械故障是高压断路器运行过程中的主要故障之一,对高压断路器开展机械状态评估与预测,对提高高压开关设备和电网运行可靠性具有重要意义。文中基于支持向量机进行了高压断路器机械状态预测算法的研究。支持向量机是一种统计机器学习算法,以结构风险最小化为训练目标,能够很好地解决过学习、维数灾难、局部最优等传统机器学习算法遇到的问题。在具体的算法实现中,文中利用断路器前几次动作的触头行程和操作线圈电流曲线来预测下一次或者后几次动作数据。利用预测出来的机械动作数据对高压断路器进行故障诊断,可以发现高压断路器潜在的问题,从而达到机械状态预测的目的。此外,文中通过归一化、交叉验证、网格搜索等方法来确定算法参数和提高算法精度。最后,以高压断路器机械寿命试验数据为例测试了该算法,结果表明该算法能够很好地训练并预测机械动作行程曲线和操作线圈电流曲线。

**关键词:** 高压断路器; 机械状态; 支持向量机; 时间序列; 网格搜索

## Mechanical Life Prognosis of High Voltage Circuit Breaker Based on Support Vector Machine

HAO Shuang<sup>1</sup>, ZHONG Linlin<sup>2</sup>, WANG Xiaohua<sup>2</sup>, LI Gaoyang<sup>2</sup>, RONG Mingzhe<sup>2</sup>

(1. China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510080, China; 2. State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment of School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Mechanical fault is one of the main faults occurring during the life cycle of high-voltage circuit breakers (HVCBs). In order to enhance the reliability of HVCBs and the power system, it is important to assess and predict the mechanical condition of HVCBs. In this paper, the mechanical prediction algorithm for HVCBs based on support vector machine (SVM) was studied. SVM is a statistical learning algorithm which minimizes the structural risk for training purposes and can solve the problems of traditional machine learning methods (e.g. over-fitting, dimension disaster, local optimum, et al.). For the implement of algorithm, the historic data of contact travel and coil current were used to predict the future values. In order to predict the mechanical condition, the process of fault diagnosis for HVCBs can be applied. The methods, such as data scale, cross validation and grid search, were adopted to obtain the presetting parameters of algorithm and improve the performance. In the end, the mechanical life experiment data of a HVCB was applied to validate the feasibility of the algorithm. The results showed that the proposed algorithm could predict the mechanical condition of HVCBs successfully.

**Key words:** high voltage circuit breaker; mechanical life; support vector machine; time series; grid search

## 0 引言

高压断路器是高压气体绝缘开关设备的重要组成部分<sup>[1]</sup>,也是变电站最重要的设备之一。高压断路器的主要功能在于开断和关合电路,而由于机械

特性故障造成的动作失败会严重影响电力系统的安全运行。国际大电网会议(CIGRE)13.06工作组曾对 22 个国家 102 个电力部门 1978 年后安装的 72.5 kV 以上单压式 SF<sub>6</sub> 断路器事故做过一次调查,统计表明,操动机构及辅助回路元件的事故占 75%,灭弧室及绝缘部分只占 20%<sup>[2]</sup>。由此可见,对高压断

收稿日期:2015-01-19; 修回日期:2015-02-13

路器实施机械特性评估与预测,及时了解其运行状况,掌握其运行特性变化,预测其寿命状态,对提高高压开关设备和电网的运行可靠性具有重要意义。

目前国内外针对断路器的机械寿命研究主要包括故障诊断和状态预测两个方面。故障诊断致力于失效发生后的发现、隔离与鉴定<sup>[3]</sup>。状态预测致力于预测、防止失效的发生。状态预测虽然无法完全代替故障诊断,但在预防失效发生方面更为有效,这是因为通过状态预测可以发现潜在的故障,并在故障真正发生之前对设备进行检修维护,从而达到预防故障的目的。然而,相对于故障诊断,状态预测方面的研究较少<sup>[4]</sup>。纵观整个机械设备领域(不单单指断路器),设备的状态评估主要是依赖于设备的状态监测。具体而言,是在设备A运行的某一时刻 $t$ ,根据监测的(至时刻 $t$ 的)设备A的运行状态和/或同类设备的历史数据,预测设备A由当前至失效的剩余寿命<sup>[5]</sup>。这里的历史数据可以是同类设备从运行到失效过程中的状态监测数据,可以是失效时间数据、维护时间数据等事件数据,也可以是两者的综合<sup>[5]</sup>。文[5]中总结了基于状态监测的2大类状态预测方法:一是基于物理原理的方法;二是基于经验的方法。基于物理原理的状态预测方法,由于具备设备特定的物理学模型,往往不需要大量同类设备的历史数据即可获得较精确的预测结果。但是,该方法有时需要进行停机检查<sup>[6]</sup>,这往往是不经济的甚至为生产所不允许。基于经验的方法,又称为数据驱动的方法,试图直接从状态监测数据(及同类设备的历史数据)在线预测设备的剩余寿命。

由于高压断路器的机械结构非常复杂,要从物理原理的角度建立高压断路器的机械劣化模型很困难,因此国内外研究断路器机械状态与寿命,多是从分析设备的大量运行数据出发,借助于人工智能技术评估设备的机械状态。目前应用在机械状态预测方面的人工智能技术以人工神经网络(artificial neural networks, ANN)算法<sup>[7]</sup>居多,但神经网络的优化目标是基于经验风险最小,在训练过程中容易陷入局部最优,造成过学习,泛化能力不高。而20世纪90年代开始发展的基于统计学习理论的支持向量机(support vector machine, SVM),具有严格的数学理论基础,避免了神经网络实现中的经验成分,在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势。

文中将首先介绍支持向量机的基本原理,然后在此基础上提出了基于支持向量机的高压断路器机械状态预测算法,详细介绍了算法的流程,最后

笔者以某种型号高压断路器机械寿命试验的测试数据为例,对算法的有效性和精度进行了检验。

## 1 支持向量机介绍

### 1.1 基本原理

支持向量机是Vapnik等人根据统计学习理论中结构风险最小化原则提出的,其理论最初来自于对数据分类问题的处理。不同于神经网络方法<sup>[7]</sup>找到的分类平面往往相当靠近训练集中的点(在大多数情况下,它并不是一个最优解),支持向量机考虑寻找一个满足分类要求的分割平面,并使训练集中的点距离该分割面尽可能远,也就是寻找一个分割面,使其两侧的空白区域最大<sup>[8]</sup>,该分割面称为最优超平面。在支持向量机算法构造超平面的过程中,核函数起到很重要的作用,采用适当的核函数 $K(x_i \cdot y_i)$ 就可以实现某一非线性变换后的线性分类,从而为算法可能导致的“维数灾难”问题提供了解决方法。目前应用比较多的核函数有多项式核函数、径向基核函数、神经网络核函数3种。

支持向量机分为分类算法(support vector classification, SVC)和回归算法(support vector regression, SVR)两种。文中用于高压断路器机械状态预测的是其中的回归算法。支持向量机回归算法本质上是寻找拟合函数的过程,用数学语言描述如下:通过回归函数 $f(x)=w \cdot x+b$ 寻找自变量 $x=\{x_1, \dots, x_i\}$ 和因变量 $y=\{y_1, \dots, y_n\}$ 之间的拟合关系,其中 $i=1, \dots, n; x_i \in R^d; y_i \in R$ 。在实际工程问题中,回归函数往往是非线性函数。根据数学优化理论,该问题可以转化为带约束条件的凸二次规划问题,并通过引入拉格朗日函数来获得求解。

### 1.2 与算法有关的几个重要步骤

为了选择最优的算法参数,在具体的算法实现中需要用到以下重要步骤。

#### 1.2.1 归一化

归一化是一种简化计算的方式,即将有量纲的表达式(物理系统的绝对值),经过变换,化为无量纲的表达式(相对值)。常用的归一化函数有线性函数、对数函数、反正切函数等。考虑到特征向量映射到高维空间时可能会遇到的计算难度,有时归一化处理是必要的,因此文中在处理数据时,采用式(1)的线性归一化函数。

$$y=y_{\min}+(y_{\max}-y_{\min})\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \quad (1)$$

式(1)中: $x, y$ 分别为转换前、后的值; $x_{\min}, x_{\max}$ 分别为样本的最小值和最大值; $y_{\min}, y_{\max}$ 分别为目标归

一化区间的下限和上限。

### 1.2.2 交叉验证

交叉验证是主要用在统计建模中的一种方法。在给定的建模样本中, 拿出大部分样本进行建模, 留小部分样本用来对刚刚建立的模型进行预报, 并求这小部分样本的预报误差。常见的交叉验证形式是  $K$  次交叉验证, 即初始采样分割成  $K$  个子样本, 一个单独的子样本被保留作为验证模型的数据, 其他  $K-1$  个样本用来训练。交叉验证重复  $K$  次, 每个子样本验证一次, 平均  $K$  次的结果或者使用其他结合方式, 最终得到一个单一估测。

### 1.2.3 网格搜索

无论是神经网络还是支持向量机, 在实际应用过程中都存在模型参数选择的问题。由于没有系统且行之有效的指导方法, 网格搜索作为一种简单的暴力搜索法常常被应用, 即依次枚举各种可能情况, 然后从中选择最优的参数。与许多启发式搜索算法相比, 网格搜索法显得更直接也更耗时, 但考虑到 SVM 算法中寻优参数最多只有惩罚因子  $C$  和核函数参数  $\gamma$  这两个参数, 网络搜索多耗费的时间也就微乎其微了。此外, 文[9]中还给出了先进行“粗搜”(coarse grid)再进行“细搜”(fine grid)的搜索策略, 可以改进网格搜索的效率。

## 2 基于支持向量机的机械状态预测算法

### 2.1 算法设计思路

高压断路器的触头行程曲线和脱扣线圈电流曲线可以有效地表征断路器的机械状态。文[10]中成功利用触头行程数据实现了高压断路器的故障识别; 文[7, 11]中也利用机械动作数据分别进行了中压和高压断路器的故障识别研究。因此文中利用高压断路器前几次动作获得的触头行程曲线参数和操作线圈电流曲线参数来预测下一次或者后几次动作的机械曲线。通过对预测的机械动作数据进行故障识别, 即可发现潜在的故障, 从而实现机械状态预测。可见, 完整的机械状态预测过程, 离不开故障识别的支持。相比于机械状态预测算法, 用于断路器故障识别的方法相对成熟, 相关研究[7, 10-12]也很多, 其不是文中重点, 因此这里不再赘述。

随着断路器动作次数的增多, 动作产生的数据量不断增加, 如果数据积累太多, 不仅会受到存储容量的限制, 还会增加 SVR 算法的运行时间。因此在许多情况下只能用到过去观测值中的一部分来进行学习。在这种类型中通常用的是滑动时间窗(sliding time window, STW)方式, 其中只用到前  $l$  个

观测值, 这里  $l$  是滑动窗的长度。STW 的基本思想是系统当前的状态主要由过去时刻到当前时刻的组数据来描述, 而与更远的过去值没有内在的联系。随着时间的推移, 为了保持时间窗内的数据长度  $l$  不变, 就要进来一个新的样本, 同时丢弃一个旧样本。随着动态系统的运行, 数据区间不断地更新, 所建模型也能准确地反映系统的当前状态[13]。

图 1 为时间窗的示意图。如图 1 所示, 假设当前的动作次数为  $t+l$ , 建模数据为第  $t$  次到第  $t+l$  次这  $l$  次动作的数据。首先用  $l$  次动作数据建立模型, 并对第  $t+l+1$  次的动作数据进行预测。到断路器第  $t+l+1$  次动作时, 将该次动作的测量值加入, 第  $t$  次动作的数据丢弃, 模型仍由第  $t+1$  次到第  $t+l+1$  次这  $l$  次动作的数据建立[13]。

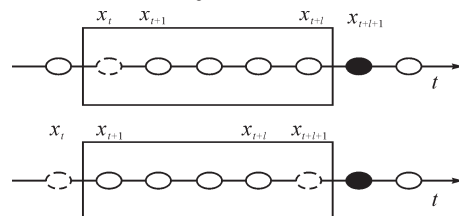


图 1 时间窗的示意图(实心球表示预测的数据点)

Fig. 1 Sketch map of time window (Solid sphere indicates predicted data)

在图 1 中, 每一个  $X_t$  都是一个可以表征被预测对象状态的特征向量。具体到 SVR 算法, 需要确定该特征向量的维度, 且为了构造训练集, 还需要确定训练集矩阵的大小。特征向量的维度和训练集矩阵的大小将影响 SVR 算法的预测精度, 但目前还没有系统的方法来确定二者的大小。

设时间序列  $\{x_t\}, t=1, \dots, T$  构造特征向量  $X_t = (x_{t-d+1}, x_{t-d+2}, \dots, x_t)$ ,  $d$  为特征向量的维度, 对应的目标值为  $y_t = x_{t+p}, p > 0, p$  最小为 1 (考虑到断路器当前时刻往前的历史状态不一定会立刻影响到当前时刻往后的下一次动作的状态,  $p$  是可以大于 1 的), 即  $X_t$  与  $y_t$  之间存在映射关系  $y_t = f(X_t)$ 。从时间序列  $\{x_t\}$  中取  $n$  个特征向量, 组成训练集矩阵  $X = (X_1, X_2, \dots, X_{t+n-1})^T$ , 目标值矩阵为  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_{t+n-1})^T$ , 通过 SVR 算法可以训练出  $X$  与  $Y$  的映射关系  $Y = f(X)$ 。一旦训练出该映射关系, 就可以用来预测未来的时间序列值了。具体操作如下: 首先构造  $X_{t+n}$ , 通过  $f(X_{t+n})$  预测出  $y_{t+n}$ , 将  $y_{t+n}$  加入已知的时间序列中, 然后再构造  $X_{t+n+1}$ , 通过  $f(X_{t+n+1})$  预测出  $y_{t+n+1}$ , 将  $y_{t+n+1}$  加入已知的时间序列中, 如此反复, 即可完成时间序列的预测。

### 2.2 算法描述

在 2.1 节算法设计思路的指导下, 文中给出如下算法步骤:



1)输入特征向量的维度 $d$ 和目标值参数 $p$ (关于 $d$ 和 $p$ 的选择目前还需依靠多次尝试,但经验表明,对于周期性的时间序列, $d$ 最好设为时间序列周期的整数倍);

2)从高压断路器的历史机械动作曲线中挑选数据点组成时间序列,构造训练集矩阵 $X$ 和目标值矩阵 $Y$ ;

3)根据需要选择是否对训练集进行归一化处理(文中主要采用 $[0,1]$ 和 $[-1,+1]$ 两种归一化方式);

4)选择SVR回归类型和核函数类型(文[9]中指出,在通常情况下,RBF核的效果要明显优于其他核函数,但是当特征向量的维度非常大时,选择Linear核更好);

5)采用交叉验证和网格搜索法寻找最优参数;

6)利用5)找到的最优参数对训练集数据进行学习,生成一个模型;

7)利用6)生成的模型预测未来的时间序列数据,预测出来的数据即可重新组合成高压断路器的机械动作曲线;

8)计算预测误差,如果误差大于设定阈值,则从高压断路器的历史时间序列中删除旧的数据,补充新的动作数据,然后转2)重新构造训练集矩阵,并重新训练模型;

9)对预测出来的机械动作数据进行故障识别,如果存在故障,则给预警信息,提示运行人员检修。

算法流程图如下见图2。

### 2.3 算法实例与应用

文中以某型号高压断路器机械寿命试验数据为例,通过训练并预测断路器分闸行程曲线和分闸线圈电流曲线,检验上述算法的有效性和精度。

#### 2.3.1 预测分闸行程曲线

选取连续3次动作的分闸行程曲线,组成时间序列,来预测未来2次动作的曲线数据。特征向量的维度设置为曲线的周期,即一次动作的采样点数。如果特征向量的维度过大,参数寻优将会耗费相当长的时间,这在实际应用过程中不现实。因此文中取每次动作后60 ms内的触头行程为一次动作数据(即一个周期),每个周期取等时间间隔的100个采样点,生成时间序列。此外,由于实测波形中存在振荡干扰,为了不影响SVR算法的精度,在进行学习之前首先进行了数字滤波。预测结果见图3,预测误差见图4。从图3、4中可以看出,预测误差不超过0.06%。核函数取径向基核函数(RBF核),模型参数通过网格搜索算法获得,其中,最优惩罚因子 $C=147.03$ ,最优核函数参数 $\gamma=0.0039$ 。

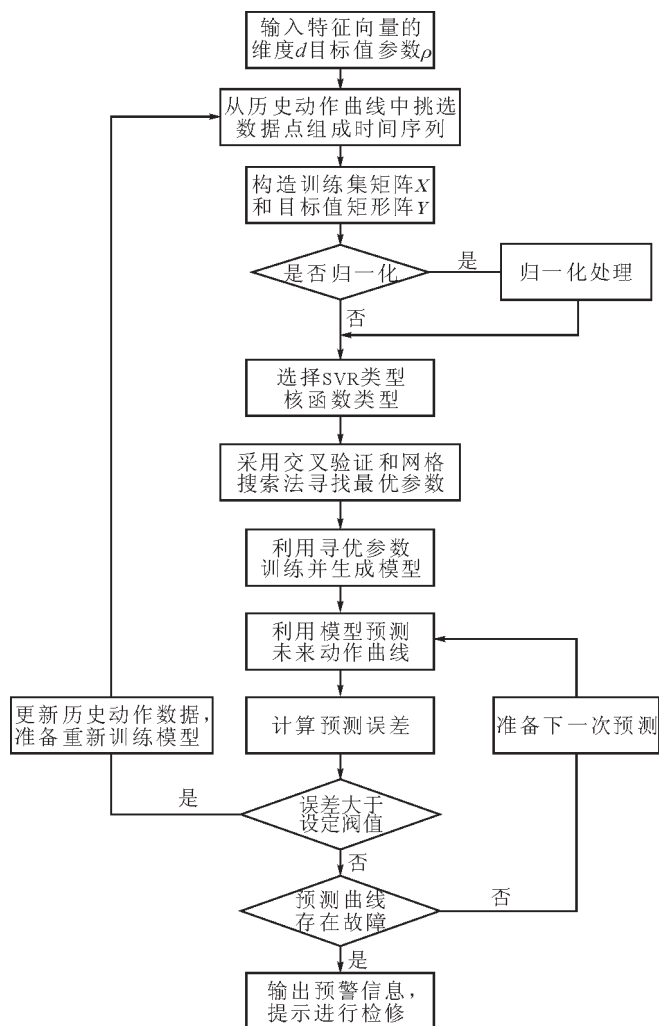


图2 基于SVR的机械寿命评估算法流程图

Fig. 2 Flow diagram of mechanical life assessment algorithm based on SVR

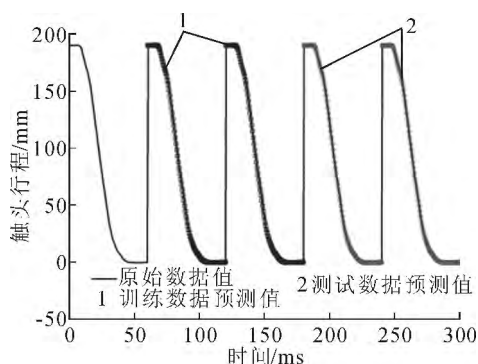


图3 基于SVR算法的分闸行程曲线预测

Fig. 3 Predicting results of opening displacement curve based on SVR algorithm

#### 2.3.2 预测分闸线圈电流曲线

类似地,取每次动作后30 ms内的操作线圈电流为一次动作数据(即一个周期),每个周期取等时间间隔的100个采样点,生成时间序列。为了不影响SVR算法的精度,在进行学习之前同样进行了数

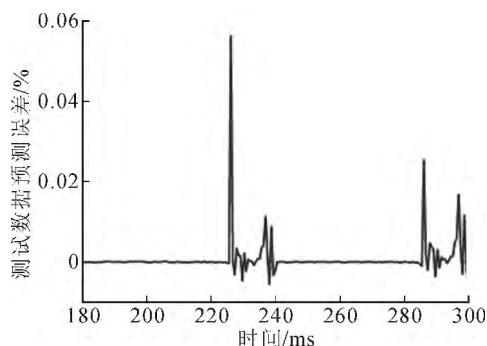


图4 分闸行程曲线预测误差

Fig. 4 Predicting error of opening displacement curve  
字滤波。预测结果见图5, 预测误差见图6。从图5、6中可以看出, 只有个别点的预测误差超过1%, 最大误差略高于6%。核函数同样取径向基核函数(RBF核), 通过网格搜索法获得最优惩罚因子  $C=1$ , 最优核函数参数  $\gamma=0.0068$ 。

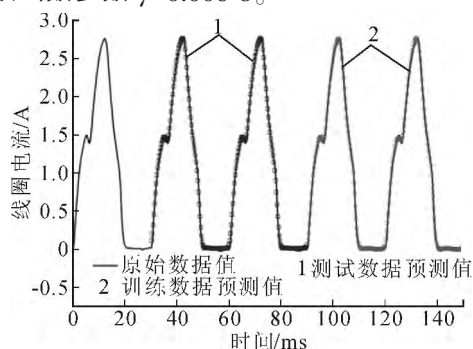


图5 基于SVR算法的分闸线圈电流曲线预测

Fig. 5 Predicting results of opening coil current curve based on SVR algorithm

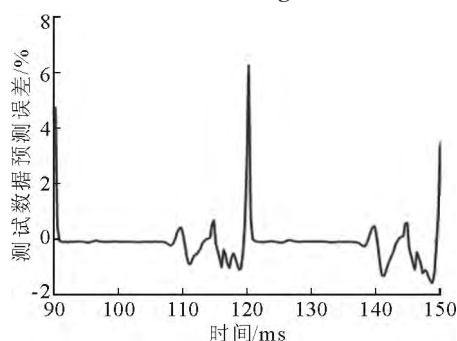


图6 分闸线圈电流曲线预测误差

Fig. 6 Predicting error of opening coil current curve

在实际应用时, 对预测出来的高压断路器的行程曲线和线圈电流曲线, 对其进行故障诊断, 即可发现潜在的故障, 从而为断路器的检修维护提供辅助决策信息。断路器故障识别的研究相对成熟, 简单的方法如包络线法, 通过判断预测出来的机械动作曲线是否在标准的曲线包络线内来预示是否存在机械故障; 也可以通过行程曲线计算出分/合闸速度、行程等参数, 联合脱扣线圈电流计算分/合闸时间, 判断相关参数是否已超标或接近超标来评估是

否存在机械故障; 复杂的方法如人工神经网络方法<sup>[7,10,12]</sup>, 通过对大量实际样本数据进行学习, 使之能够识别出故障数据。由于故障识别不是文中重点, 这里不再详述。

### 3 结语

高压断路器在实际运行中动作次数很少, 因此在线监测系统能够采集到的机械动作数据也很少, 而支持向量机算法特别适合于小样本数据的训练, 也就非常适合应用于高压断路器的机械状态预测。文中提出的基于SVM的机械状态预测算法, 以时间序列为基础, 通过训练历史动作数据来预测未来的动作数据。对高压断路器机械试验数据的算法测试表明, 文中提出的算法能够很好地训练并预测机械动作行程曲线和操作线圈电流曲线。未来通过对这些预测数据的进一步分析可以对高压断路器的剩余寿命做出估计。

### 参考文献:

- [1] 李东妍, 荣命哲, 王 婷, 等. 超高压 GIS 剩余寿命评估方法综述[J]. 高压电器, 2011, 47(10):87-92.  
LI Dongyan, RONG Mingzhe, WANG Ting, et al. Review of residual service life estimation methods on extra-high voltage GIS[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(10):87-92.
- [2] HEISING C R, JANSSEN A, LANZ W, et al. Summary of CIGRE 13.06 working group world wide reliability data and maintenance cost data on high voltage circuit breakers above 63 kV[C]//Industry Applications Society Annual Meeting.[S.l.]:IEEE, 1994:2226-2234.
- [3] 荣命哲, 贾申利, 王小华. 电器设备状态检测[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [4] JARDINE A K, LIN Daming, BANJEVIC D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(7):1483-1510.
- [5] 孟 光, 尤明懿. 基于状态监测的设备寿命预测与预防维护规划研究进展[J]. 振动与冲击, 2011(8):1-11.  
MENG Guang, YOU Mingyi. Research progress of service life prediction and preventive maintenance planning based on state monitoring[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011(8):1-11.
- [6] LI Y, BILLINGTON S, ZHANG C, et al. Adaptive prognostics for rolling element bearing condition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1999, 13(1):103-113.
- [7] RONG M, WANG Xiaohua, WU Yang, et al. Mechanical condition recognition of medium-voltage vacuum circuit breaker based on mechanism dynamic features simulation

(下转第 165 页)

- HE Jinliang, CHEN Xianlu. The simulation theory of impulse characteristics of transmission-line tower[J]. Journal of Tsinghua University Science and Technology, 1994, 34(4):38-43.
- [12] 何金良, 曾嵘, 陈水明. 输电线路杆塔冲击接地阻抗特性的模拟试验研究[J]. 清华大学学报, 1999, 39(5):5-8. HE Jinliang, ZENG Rong, CHEN Shuiming. Simulation experiments of the impulse resistance characteristics of transmission line grounding devices[J]. Journal of Tsinghua University Science and Technology, 1999, 39(5):5-8.
- [13] 何金良, 孔维政, 张波. 考虑火花放电的杆塔冲击接地特性计算方法[J]. 高电压技术, 2010, 36(9):2107-2111. HE Jinliang, KONG Weizheng, ZHANG Bo. Calculating method of impulse characteristics of tower grounding devices considering soil ionization[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(9):2107-2111.
- [14] OETTL E E. A new general estimation curve for predicting the impulse impedance of concentrated[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1988, 3(4):2020-2029.
- [15] 林福昌. 高电压工程[M]. 北京: 中国电力出版社, 2006.
- [16] 徐华, 吕金煌, 文习山, 等. 杆塔冲击接地阻抗的计算[J]. 高电压技术, 2006, 32(3):93-95. XU Hua, LYU Jinhuang, WEN Xishan, et al. Calculation of tower impulse grounding resistance[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(3):93-95.
- [17] 司马文霞, 雷超平, 袁涛, 等. 改善冲击散流时地中电场分布的接地降阻试验[J]. 高电压技术, 2011, 37(9):2294-2301.
- SIMA Wenxia, LEI Chaoping, YUAN Tao, et al. Experimental study on grounding resistance reduction based on improved grounding electric field distribution induced by the diffuser of impulse current[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(9):2294-2301.
- [18] 中华人民共和国电力行业标准. DL/T 621—1997 交流电气装置的接地[S]. 北京: 中国电力出版社, 1997. The Electric Power Industry Standard of the People's Republic of China. DL/T 621—1997 Grounding for AC electrical installations[S]. Beijing: China Electric Power Press, 1997.
- [19] MOUSA A M. The soil ionization gradient associated with discharge of high currents into concentrated electrodes[J]. IEEE Trans. on Power Delivery, 1994, 9(3):1669-1677.
- [20] LIU Y Q. The residual resistivity in soil ionization region around grounding system for different experimental results [C]/IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility. Boston, USA: IEEE, 2003:794-799.
- 齐飞(1985—), 男, 硕士, 工程师, 从事电力系统过电压试验研究。
- 陈俊武(1964—), 男, 副教授, 从事电力系统过电压与电力设备绝缘监测技术研究。

(上接第 159 页)

- and ANN[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(3):1904-1909.
- [8] 顾小军. 面向旋转机械的支持向量机方法及智能故障诊断系统研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2006. GU Xiaojun. Research on support vector machine method and intelligent fault diagnosis system for rotating machinery[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006.
- [9] HSU C W, CHANG C C. A practical guide to support vector classification[D]. Taipei: National Taiwan University, 2010.
- [10] 王小华, 荣命哲, 吴翊, 等. 高压断路器故障诊断专家系统中快速诊断及新知识获取方法[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(3):95-99. WANG Xiaohua, RONG Mingzhe, WU Yi, et al. Method of quick fault diagnosis and new knowledge obtainment for high voltage circuit breaker expert system[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2007, 27(3):95-99.
- [11] LI Dongyan, RONG Mingzhe, WANG Ting, et al. A new method for mechanical fault recognition of extra high voltage circuit breaker[J]. Physics Procedia, 2012(24):397-403.
- [12] 王小华. 真空断路器机械状态在线识别方法的研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2006. WANG Xiaohua. Study on the method of on-line identification for the mechanical state of vacuum circuit breaker[D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2006.
- [13] 杜京义, 侯媛彬. 基于核方法的故障诊断理论及其方法的研究[M]. 北京: 北京大学出版社, 2010.
- 郝爽(1981—), 女, 硕士研究生, 长期从事高压电网设计绝缘及设备健康状况水平检测工作, 主要从事设备、故障及设备状态监测等工作。
- 仲林林(1990—), 男, 博士研究生, 从事电器设备状态监测技术研究。
- 王小华(1978—), 男, 博士, 教授/博导, 长期从事开关电器设备状态监测与故障诊断技术研究工作(通讯作者)。