

基于模糊综合支持向量机的特高压变电站二次设备状态评估^①

马 博¹, 董海鹰¹, 任 伟²

¹(兰州交通大学 自动化与电气工程学院, 兰州 730070)

²(甘肃省电力公司检修公司, 兰州 730070)

摘 要: 针对超高压变电站二次设备状态检修科学依据不足的问题, 给出了一种基于模糊综合支持向量机的二次设备状态评估模型. 对综合自动化系统上传的在线告警信息和检修报告中的离线信息进行了分析, 采用模糊综合分析实现对各种评估因素的有效利用和信息提取, 在此基础上运用改进型 SVM 对二次设备状态进行评估. 在 SVM 评估过程中, 对三种不同核函数进行了实验分析, 选取 RBF 作为模型的核函数. 实验结果证明, 模糊综合支持向量机评估模型的提高了二次设备状态评估正确率.

关键词: 变电站二次设备; 状态评估; 模糊综合支持向量机; 层次分析法; 核函数

Status Assessment of UHV Substation Secondary Equipment Based on Fuzzy Comprehensive Support Vector Machine Method

MA Bo¹, DONG Hai-Ying¹, REN Wei²

¹(School of Automation & Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

²(State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730070, China)

Abstract: According to the scientific basis insufficient in the maintenance of secondary equipment of transformer substation, a status assessment model based on fuzzy comprehensive support vector machine (FC-SVM) is proposed. The online alarm information uploaded from integrated automation system and offline information in maintenance report is analyzed, an effective utilization and information extraction of various assessment factors is achieved by using fuzzy comprehensive assessment method (FCA), based on which, the secondary equipment status is assessed via SVM. Experiment analysis is carried out on four different kernel functions and radial basis function (RBF) is selected as the kernel function for the proposed model, finally. Experimental results show that the status assessment accuracy of secondary equipment is improved by using FC-SVM.

Key words: transformer substation secondary equipment; condition assessment; FC-SVM; analytic hierarchy process; kernel function

1 概述

电网安全稳定直接关系到国民经济的稳定增长. 西北电网 750kV 特高压输电线路作为西电东送的重要通道, 起到了将甘肃河西地区、新疆风电输送到东部地区的重要作用, 所以保证超高压变电站的安全稳定运行具有重要意义. 长期以来我国电力企业针对二次设备的维护工作, 一直采用以时间周期为基础的定检

和巡检方式. 这种检修模式存在超量检修和检修不足并存、检修过程中针对性不强、检修周期不符合设备故障规律等问题, 造成了维护费用偏高二次设备可靠性差等结果. 因此, 开展以二次设备实时状态为基础的状态检修势在必行.

目前专门针对特高压变电站二次设备状态评估的研究还是比较缺乏, 特高压变电站具有双网双保护的

^① 基金项目: 国家自然科学基金(61165006)

收稿时间: 2014-01-07; 收到修改稿时间: 2014-02-24

特点,二次设备数量大,生产厂家多,安全级别要求很高,这些特点都为准确评估每一部二次设备带来了难度.由于设备来自于不同生产厂家如果选用的评估方法过于复杂,也会影响到整个评估模型的泛华能力.国内外学者引入了众多现代综合评价算法,试图建立具有良好效果的状态评估模型.文献[1]构建了电力系统二次设备状态参量评估模型,利用层次分析法对模型中的参量进行权重分配.文献[2]对二次设备状态检修进行了概述,提出了基于模糊综合评价的二次设备状态评估模型.文献[3]提出了一种基于改进型支持向量机的微机保护装置状态评估模型,并且验证了通过SVM对保护装置进行状态评估是可行的.文献[4]介绍了一种基于数据挖掘和模糊理的电力变压器状态评估模型.这些方法的提出和应用促进和丰富了二次设备状态评估的研究,同时也存在如下不足:1)目前使用的微机二次设备具有上传大量自检和告警信息的能力,应该对这些在线和离线信息详细分析、有效利用.2)模糊综合评价在状态评估中应用广泛,但是单纯的模糊分类方法具有无法进行样本学习的局限性^[5].3)SVM分析过程中,如果不对大量的评估因素进行处理,会造成样本维数较高、模型复杂、学习速度慢^[6].

本文以750kV超高压电网变电站中的二次设备为研究对象,在详细分析了二次设备各种在线告警信息和检修报告中各种缺陷的基础上,研究了二次设备运行状态和评估因素之间的隶属度关系^[7],学习了国网公司的相关技术标准,结合二次设备实际运行过程中的工作经验,制定了特高压等级变电站二次设备评估标准,建立了基于模糊综合支持向量机的二次设备状态评估模型,通过对三种常用核函数进行对比试验,得到性能最好的核函数,与单纯使用模糊综合评价的评估模型进行对比,检验新模型的性能^[8].

2 二次设备评价因素分析

通过对甘肃电网境内两座750kV变电站二次设备进行实地考察和研究,结合了国电南瑞、北京四方、上海许继等设备生产厂家的技术文件和设备特点发现:目前电气二次设备都属于微机自动装置,普遍具有对装置的电源、CPU、储存器、通信等插件进行巡查诊断并上传自检结果的功能,这些信息直观的反映了二次设备各种模块的实时运行状态.变电站综合自动化系统的监控后台会接收到站内二次设备上传的大量自

检信息和告警信息.在线告警信息项目繁多,不同信息对二次设备状态影响程度也不相同.注意对每一条告警信息进行权重分配和计算是不现实的,同时也不可能从本质上提高评估精度,本文将在线告警信息分为两大类:I类告警和II类告警.I类告警一旦发生需要及时更换相关插件和模块,否则将失去对一次设备的测控和保护功能.II类告警发生时通常进行复位和重新下载软件操作就可以解决,暂时不会对二次设备运行构成直接威胁^[9].

目前检修公司针对变电站采取,每季度定期检修和重大节假日之前巡检的检修周期.定检和巡检记录中记录了二次设备的各种缺陷、故障和处理信息.记录中的装置拒动、误动、家族缺陷、反措落实、装置缺陷和使用年限等情况,对于二次设备状态具有重要的参考价值.二次设备状态评估不仅要注重在线监测数据,还应该结合二次设备的定检、巡检报告中的故障和缺陷信息,这样才能对二次设备状态做出全面准确的评估.

3 基于改进型模糊综合支持向量机的二次设备状态评估方法

3.1 改进型模糊综合支持向量机模型

支持向量机方法应用过程中,不必知道输入与输出之间的具体关系,通过样本学习就可以得到两者之间复杂的映射关系^[5].模糊综合分析的特点在于,有效处理不确定的、模糊的信息.利用模糊综合支持向量机模型进行二次设备状态评估的目标和思想是:在运用模糊综合分析实现众多评价因素有效利用的基础上,利用支持向量机对二次设备进行状态分类.模型框图如图1所示,模糊综合支持向量机模型的核心包括模糊综合分析和基于支持向量机的状态分类两部分.模型的评估标准来主要源于国网公司内部检修部门针对二次设备检修工作制定的相关检修导则,以及生产厂商提供的二次设备技术说明书,并且根据二次设备运行过程中的经验结合国外有关微机设备的评价要求对模型的评估标准进一步完善.

模糊综合支持向量机模型的训练样本是: (x_i, y_j) , $i=1,2,\dots,n$; $j=1,2,\dots,5$. 其中, x_i 是一个向量,向量中的元素代表各种评价因素, y_j 代表设备的状态.首先采用模糊综合分析对输入样本进行处理,其结果作为支持向量机的输入.

模糊综合分析过程中, x_i 作为输入量, 根据国网公司关于变电站二次设备的检修导则和来自于生产厂家的二次设备相关技术指标, 制定相应的打分规则, 将模糊量转化为数字量进行分析. 选择正确的隶属度函数, 并且根据隶属度函数构建模糊关系矩阵. 模糊综合分析的关键在于权重向量的确定, 通常不同专家的经验 and 主观印象会造成权重向量的人为误差, 采用 AHP 法计算权重向量可以有效减小人为误差的影响. 将模糊关系矩阵和权重向量进行模糊合成得到了支持向量机的输入向量.

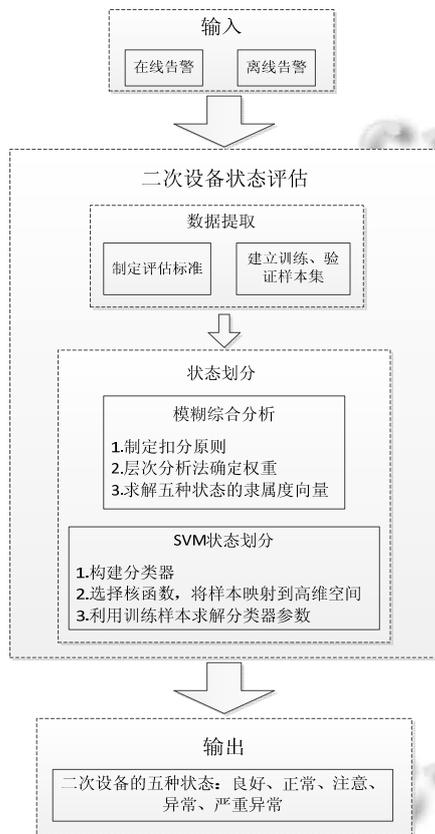


图 1 改进型模糊综合支持向量机模型

支持向量机的训练样本包括输入向量 $B=(b_1, b_2, \dots, b_5)$ 和与之对应的二次设备状态 y_j . 显然训练样本集是非线性的, 所以需要将样本映射到高维空间进行分析, 支持向量训练的实质就是寻找最佳的拉格朗日乘子 α_i , 得到自变量和因变量之间具体的映射关系. 最后, 用验证样本检验模型的正确率. 模糊综合支持向量机模型采用 one-over-all 的分类器设计方式, 将二次设备的状态划分为五个等级: 良好、正常、注意、异常、严重异常. 通过对模糊综合分析和 SVM

状态分类具体分析过程的介绍, 可以反映整个模型的具体计算过程.

3.2 模糊综合分析

3.2.1 基于模糊分析的信息提取

模糊综合分析的步骤是: 制定评分原则、建立评价因素集、建立评价集、确定权重、建立模糊矩阵、模糊合成运算^[10]. 告警的缺陷信息本身并不能直接用来分析, 需要按照评分原则将各种因素从状态转化为数量, 然后带入模型进行分析. 本文根据式(1)评分函数对各评价因素进行评分, 然后带入评估模型.

$$N_i = 100 - A_i n_i \quad i \in \{1, 2, \dots, 8\} \quad (1)$$

式中 N_i 是第 i 项评价因素的得分, A_i 是该项评价因素对应的扣分参数, n_i 代表告警发生的次数和缺陷种类. 选取 I 类告警、II 类告警、拒动、误动、家族缺陷、反措落实、装置缺陷和使用年限 8 项因素作为评价因素构成评价因素集 U , 即

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_8\}$$

二次设备状态评估结果的五状态构成评价集 V , 即

$$V = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5\}$$

隶属度函数描述了评价因素评价结果之间的数量关系, 通过隶属度函数可以构建模糊关系矩阵. 模糊综合支持向量机模型中采用正态分布函数作为隶属度函数:

$$\left\{ \begin{array}{l} M_{\text{良好}} = e^{-k(n_i - 90)^2} \\ M_{\text{正常}} = e^{-k(n_i - 80)^2} \\ M_{\text{注意}} = e^{-k(n_i - 70)^2} \\ M_{\text{异常}} = e^{-k(n_i - 60)^2} \\ M_{\square \text{ 重异常}} = e^{-k(n_i - 50)^2} \end{array} \right. \quad (2)$$

式中, k 是调节参数. 根据式(2)构建模糊关系矩阵 R

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{15} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{81} & \cdots & r_{85} \end{bmatrix}$$

r_{ij} 表示评价因素 u_i 对评估结果中状态 v_j 的隶属程度. 模糊合成运算如式(3)和公式(4)所示:

$$B = W \circ R = (w_1, w_2, \dots, w_8) \circ (r_{ij})_{8 \times 5} = (b_1, b_2, \dots, b_5) \quad (3)$$

B 的第 j 元素 b_j 等于权重向量 W 的元素分别与 R 的第 j 列对应元素两两先进行取小运算, 再在所得的结果中进行取大运算.

$$b_j = \bigvee_{i=1}^8 (w_i \wedge r_{ij}) \quad (4)$$

模糊合成运算的结果是一个包含五个元素的向量,

每个元素的大小分别表示隶属于每种状态的程度, 这个向量 B 与 y_j 构成了 SVM 的输入样本.

3.2.2 层次分析法确定权重

模糊分析过程中, 权重的确定应该最大程度上减小主观因素的影响. 层次分析法(Alytic Hierarchy Process 简称 AHP)是将与决策总是有关的元素分解成目标、准则、方案等层次, 在此基础之上进行定性和定量分析的决策方法. 层次分析法可以有效减小主观因素对权重的影响^[11]. 具体步骤包括: 建立建立方案

属性决策表、构建判断矩阵、一致性校验等几个部分. 国内学者针对层次分析法中的重要程度标度问题进行了大量研究, 本模型中根据表 1 给出了两两因素之间重要程度比较的判断标度^[12]构建判断矩阵.

判断矩阵 F 中的元素 a_{ij} 表示两两评价因素之间的相对重要程度, 具体数值来源于表 1 中的标度值.

$$F = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{16} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{61} & \cdots & a_{66} \end{bmatrix}$$

表 1 二次设备评价因素重要程度比较标度

标度	同样重要	微小重要	稍微重要	更为重要	明显重要	十分重要	强烈重要	更强烈重要	极端重要
$e^{0/5}-e^{8/5}$	1	1.211	1.492	1.822	2.266	2.718	3.320	4.055	4.953

层次分析法中引入一致性概念, 主要是用于评判决策者构造出来的判断矩阵是否可以接受, 很显然如果构造出来的判断矩阵是一致性矩阵, 则表明: 决策者虽然只进行了两两比较, 但其做出的定性判断在逻辑上符合传递性要求, 即其所做出的定性判断前后是一致的, 因而是可以接受的. 反之, 其所做出的定性判断在逻辑上不满足传递性要求, 即其所做出的定性判断前后是不一致的, 因而需要修正. 由于定性问题的复杂性, 人们对一组事物进行两两比较时, 所做出的定性判断往往并不能总是保持完全一致, 于是, 层次分析法中又引入了一致性指标 C.R. 作为衡量判断矩阵一致性的标准, 并规定 C.R. 只要在一定范围内, 就认为这种不一致性判断矩阵是可以接受的. 显然, C.R. 越小, 则判断矩阵的一致性越好, 当 C.R. 等于零时, 判断矩阵是完全一致的.

进行一致性校验指标计算过程如下:

$$C.I. = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}$$

$$C.R. = \frac{C.I.}{R.I.}$$

λ_{\max} 是判断矩阵的最大特征值, n 是矩阵的阶数. 当 $C.I. < 0.1$ 时判断矩阵一致性可接受. 经过一致性判断后, 如果判断矩阵的一致性可接受, 求解判断矩阵得到 λ_{\max} 对应的特征向量单位化后就得到权重向量:

$$W = \{w_1 \ w_2 \ w_3 \ w_4 \ w_5 \ w_6 \ w_7 \ w_8\}$$

经过归一化后就得到了权重:

(0.29, 0.25, 0.15, 0.15, 0.06, 0.05, 0.02, 0.03)

3.3 支持向量机状态评估

3.3.1 支持向量机

支持向量机 SVM(Support Vector Machine)是建立在统计学理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的, 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中, 以期获得最好的泛化能力. SVM 自九十年代提出以来, 在模式识别领域应用广泛, 近年来在解决“非线性和维数灾难问题”、“过学习问题”和“局部极小问题”等方面取得了突破进展^[3,5,13]. 模糊综合支持向量机模型中, 模糊综合分析的结果与二次设备相对应的状态构成了支持向量机的输入样本, (b_i, y_j) 其中 b_i 是模糊综合分析的结果, y_j 是二次设备的状态.

SVM 是从线性可分情况下的最优分类面提出的, 对于一个线性可分的样本集, 存在一个超平面 $w^T x_i + b = 0$, 通过判断 $g(x_i) = w^T x_i + b$ 的正负判断样本集中的点 x_i 属于哪一类. 当样本中存在线性不可分的样本点时, 可以引入松弛变量 $\zeta_i (\zeta_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n)$, 并不是每一个样本点都有松弛变量, ζ_i 只针对样本中的离群点. 此时超平面 $w^T x_i + b = 0$ 必须满足条件:

$$y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \zeta_i$$

当 $\zeta_i < 1$ 时, 样本点仍然可以被正确分类, 当 $\zeta_i \geq 1$ 时分类面就无法正确对样本进行分类. 此时引入以下函数:

$$\varphi(w, \zeta) = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \zeta_i$$

式中: C 是惩罚因子, 表示良好的泛化能力和最小训练误差两者之间的取舍. 此时 SVM 通过二次规划实现:

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i^T x_j) \\ s.t. \quad a_i \geq 0, i = 1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \end{cases}$$

用核函数 $K(x_i, x_j)$ 代替 $x_i^T x_j$, 相当于把原始样本映射到高维空间, 这一过程可以使得线性不可分问题变得线性可分. 最终得到分类函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i y_i K(x_i \cdot x) + b \right\}$$

式中: a_i 为 Lagrange 乘子, b 是阈值, $K(x_i \cdot x)$ 是核函数^[5]. 所有满足 Mercer 条件的函数都可以作为核函数, 目前针对核函数形式的选择还没有具体的标准, 本文分别对三种常用的核函数进行分析, 并且通过对比实验结果得到基于径向基核函数的评估模型评估正确率最高. 常用的核函数有: 多项式核函数、径向基核函数、Sigmoid 核函数.

3.3.2 分类器构建

线性分类器通常主要讨论二分类问题, 但是在实际工程运用当中, 经常要面对多分类问题. 在解决多分类问题时, 目前主要有两种方式: 一是把多类问题分解成多个两类问题, 通过多个两类分类器实现多类的分类; 另一种方法是直接设计多类分类器. 这两种方法中, 直接设计多类分类器, 计算量大结构复杂, 实际工程中比较少采用. 本模型采用“一对多”(one-over-all)的分类器设计方法. 该方法的分类思路如图 2 所示, 状态一作为一类, 其余四种状态作为一类, 设计分类器进行分类, 以此类推共设计四个分类器对五种状态进行划分.

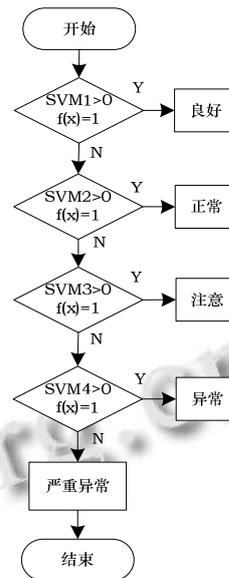


图 2 one-over-all 分类器原理图

4 实验结果及分析

本文中的样本数据来源于甘肃省电力公司下属的两座 750kV 特高压变电站. 基于本方法开发的专家系统正在变电站中试运行. 支持向量机分类过程中越是靠近最优分类面的样本点对求解分类函数的意义就越大, 本文通过变电站综合自动化系统收集二次设备在线告警信息, 查看检修报告和缺陷报告收集二次设备的各种缺陷信息, 查看投运文件了解设备运行年限, 结合二次设备评估标准以及检修人员经验, 共组成七十组样本, 其中训练样本四十组, 验证样本三十组. 部分样本数据如表 2 所示. 样本数据表中记录了目标二次设备告警发生的次数和缺陷的具体数目.

在相同条件下对三种不同的核函数进行试验, 部分结果如表 3 所示, 支持向量机模型模型中, $C = 0.45$, $\xi = 0.0015$, 径向基核函数中的 $\delta^2 = 4$, 多项式核函数中 $d = 4.5$, Sigmoid 核函数中 $V = 1/6$, $C = -1$.

表 2 部分样本数据表

样本	I 类告警	II 类告警	拒动	误动	家族缺陷	反措落实	装置缺陷	使用年限
1	0	0	0	0	0	1	2	3
2	0	0	0	0	1	1	1	2
3	0	1	0	0	0	0	0	3
4	0	1	0	0	1	0	1	2
5	1	0	0	0	1	1	1	2
6	0	1	0	0	1	1	3	4
7	1	1	0	0	1	0	2	3
8	1	1	0	0	0	0	3	4

9	0	1	0	1	0	0	2	5
10	1	0	1	0	0	0	2	5
11	0	0	0	0	0	2	1	2
12	0	0	1	0	0	1	1	2
13	0	0	0	0	3	4	3	3
14	0	1	0	0	3	3	2	5
15	1	1	0	0	2	0	2	4

表 3 核函数性能实验部分结果

样本	多项式核函数	RBF 核函数	Sigmoid 核函数	真实状态
1	良好	良好	良好	良好
2	良好	良好	正常	良好
3	正常	正常	正常	正常
4	注意	正常	正常	正常
5	注意	注意	注意	注意
6	注意	注意	注意	注意
7	异常	异常	异常	异常
8	严重异常	异常	异常	异常
9	严重异常	严重异常	严重异常	严重异常
10	严重异常	严重异常	严重异常	严重异常
11	良好	良好	正常	正常
12	注意	注意	正常	注意
13	正常	注意	注意	注意
14	异常	异常	异常	异常
15	异常	严重异常	异常	严重异常

经过验证样本测验后可以发现，基于 RBF 核函数的模型正确率最高，Sigmoid 核函数正确率次之，多项式核函数正确率最低。所以，从评估正确率的指标上分析基于 RBF 核函数的评估模型最理想。

同样条件下在基于模糊综合评价的评估模型与模糊综合支持向量机两者之间进行对比试验，部分结果如表 4 所示。

表 4 FC-SVM 模糊综合评价对比实验部分结果

样本	FC-SVM	模糊综合评价	真实状态
1	良好	良好	良好
2	良好	良好	良好
3	正常	良好	正常
4	正常	正常	正常
5	注意	注意	注意
6	注意	注意	注意
7	异常	注意	异常
8	异常	异常	异常
9	严重异常	异常	严重异常
10	严重异常	严重异常	严重异常
11	正常	注意	正常
12	注意	注意	注意
13	注意	异常	注意
14	异常	异常	异常
15	严重异常	严重异常	严重异常

模糊综合评价模型采用最大隶属度原则确定最终评估结果。从表中可以看出模糊综合支持向量机模型的评估正确率高于模糊综合评价模型。模糊综合评价模型中，表示隶属于五种状态程度的隶属度向量中的元素数值各不相同，通过最大隶属度原则可以得到二次设备的状态，但是，当其中某两种状态的隶属度大小比较接近时，通过这种原则划分二次设备状态，会出现评估错误的情况。FSVM 模型中的参数可以通过训练样本不断的自动修改和优化，这样可以有效减小整个模型由于主观因造成的误差。经过系统的实验结果表明 FC-SVM 的评估正确率达到 97.5%以上，能够有效提高变电站二次设备状态评估的准确率。

5 结语

实验分析表明，本文给出的将模糊综合分析与支持相机相结合的模糊综合支持向量机模型在小样本情况下具有较高的评估正确率和良好的稳定性，同样条件下评估准确率比模糊综合评价有了较为明显的提高。模糊综合支持向量机模型的学习能力有效克服了最大隶属度等识别原则引起的判断失效，修正了主观因素

造成的评估结果误差。采用径向基核函数构造的模糊综合支持向量机模型性能最好。

参考文献

- 1 曹建东,吴姜,蔡泽祥,等.电力系统二次设备状态参量模型的构建.南方电网技术,2012,6(3):107-110.
- 2 秦建光,刘恒,陶文伟,等.电力系统二次设备状态检修策略.广东电力,2011,24(1):24-28.
- 3 田有文,唐晓明.基于支持向量机的微机保护装置状态评估的研究.电力系统保护与控制,2009,37(4):66-69.
- 4 Zhong WH, Sun YX, Xu M. State assessment system of power transformer equipments based on data mining and fuzzy theory. 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. Changsha, China. IEEE Computer Society. 2010. 372-375.
- 5 李清泉,高德荃,杨必胜.基于模糊支持向量机的城市道路交通状态分类.吉林大学学报(工学版),2009,39(2):131-134.
- 6 张学工.模式识别.北京:清华大学出版社,2002.
- 7 贺家李,李永丽,董新洲,等.电力系统继电保护原理.北京:中国电力出版社,2010.
- 8 肖燕彩.支持向量机在变压器状态评估中的应用研究[学位论文].北京:北京交通大学,2008.
- 9 张惠刚.变电站综合自动化原理与系统.北京:中国电力出版社,2004.
- 10 廖瑞金,王谦,骆思佳,等.基于模糊综合评判的电力变压器运行状态评估模型.电力系统自动化,2008,32(3):70-74.
- 11 王莲芬,许树柏.层次分析法引论.北京:人民出版社,1992.
- 12 骆正清,杨善林.层次分析法中几种标度的比较.系统工程理论与实践,2004,9:51-60.
- 13 朱永利,申涛,李强.基于支持向量机和DGA的变压器状态评估方法.电力系统及其自动化学报,2008,20(6):111-114.
- 14 Sun W, Ma GZ. Condition assessment of power supply equipment based on kernel principal component analysis and multi-class support vector machine. 2009 Fifth International Conference on Natural Computation. Tianjian. IEEE Computer Society. 2009. 485-488.