

基于最小二乘支持向量机的 改进型 GIS 局部放电识别方法

王天健, 吴振升, 王晖, 刘栋

(北京交通大学 电气学院, 北京市 海淀区 100044)

An Improved Approach to Recognize Partial Discharge in GIS Based on Minimum Least Square-Support Vector Machine

WANG Tianjian, WU Zhensheng, WANG Hui, LIU Dong

(School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Haidian District, Beijing 100044, China)

ABSTRACT: The approach of minimum least square-support vector machine (LS-SVM) is used to recognize the type of partial discharge (PD) occurred in gas insulated switchgear (GIS). After rapid classification of signals, the characteristic parameters of spectrogram of PD characteristics based on phase distribution is used as the foundation to recognize PD type by LS-SVM. The fast classification processing of signals mainly includes two parts: the extraction of time-frequency characteristic of signals and fuzzy C-means clustering, and they divide the group of time-frequency points into several signal subgroups consisting of similar signals. Results of simulation tests show that the proposed method can effectively cope with complex occasions of equipment status and can effectively evade the defects of traditional neural network such as neural recognition network is greatly affected by initial value, too high dimensions of neural network, and so on.

KEY WORDS: gas insulated switchgear (GIS); equivalent time-frequency method; fuzzy C-means clustering analysis; least square-support vector machine (LS-SVM)

摘要: 利用最小二乘支持向量机(least square-support vector machine, LS-SVM)的方法识别气体绝缘组合电器局部放电的类型。在信号的快速分类后利用相位分布的局部放电特征谱图的特征参数作为 LS-SVM 识别放电类型的依据; 信号快速分类处理部分主要包括信号时间-频率特性提取部分和模糊 C-均值聚类 2 大部分, 它们把信号的时间-频率点群分为由若干具有相似信号组成的信号子群。仿真实验表明该方法可有效地应对设备情况复杂的场合且有效回避传统神经网络识别受初始值影响较大、维数过高等一系列问题。

关键词: 气体绝缘组合电器; 等效时频法; 模糊 C-均值聚类法; 最小二乘支持向量机

0 引言

气体绝缘组合电器(gas insulated switchgear, GIS)在使用过程中经常出现 2 种类型缺陷: 母线尖刺和内部绝缘子金属悬浮电极。如不及时处理这些故障会严重影响电气设备安全稳定运行, 这些缺陷出现时发生的局部放电具有不同的特征, 因此通过局部放电模式识别可区分不同类型的缺陷, 避免出现重大事故^[1-3]。

近年来, 神经网络智能技术, 如 BP 神经网络广泛应用于电气设备局部放电的模式识别, 取得了一定的成果。目前广泛应用的多层前馈神经网络, 分类器网络输入的特征向量维数高, 学习速度慢, 效率低, 易陷入局部极小值, 程序实现复杂, 影响其对局部放电识别能力的推广。改进算法中将遗传算法引入神经网络, 使网络的学习性能得到一定程度的改善; 但在实际应用中仍有诸多因素需要凭先验知识确定, 如结点数、初始权值、学习步长、过学习或者欠学习等问题。为避免这些问题, 本文使用最小二乘支持向量机(least square-support vector machine, LS-SVM)识别放电类型。支持向量机(support vector machine, SVM)是统计学理论的一种实现方法, 在经验风险最小化的基础上采用结构风险最小化准则, 解决了高维数、局部极小值等问题^[4-6]。与 SVM 相比, LS-SVM 计算效率更高, 在处理电气设备局部放电数据时具有明显的优越性。

1 GIS 局部放电时域检测系统和信号的快速分类处理

1.1 硬件设备概述

数据采集设备是荷兰 TIEPIE 公司的 HANDY

基金项目: 铁道部科技研究开发计划项目(2007J007)。

Project Supported by the Technological Research Foundation of the National Railway Ministry of China (2007J007).

SCOPE HS4 数据采集卡(单通道 100 M/s 带宽, 单通道每秒最多采样 10^8 次), 检测用传感器采用 IEC 标准^[7]推荐, 也是目前使用最为广泛的检测阻抗作为试验用传感器, 其后接带通滤波器, 滤波器范围为 1 kHz~50 MHz。

1.2 异常采样信号处理

电压-时间信号(时域异常信号)样本数量大, 需要用适当的方法对信号的波形-时间序列进行特征提取以便于后面的运算及类型分析。对原始的异常信号 x_k 做如下处理:

$$\begin{cases} x_k(t_i) = \begin{cases} a_0, a_1, \dots, a_i, \dots, a_{j-1} \\ 0, \Delta t(0), \dots, \Delta t(i-1), \dots, \Delta t(j-1) \end{cases} \\ X_k(f_i) = \begin{cases} A_0, A_1, \dots, A_i, \dots, A_{j/2-1} \\ 0, \Delta f(0), \dots, \Delta f(i-1), \dots, \Delta f(j/2-1) \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_k 为第 k 个异常信号, 由 j 个采样点组成; X_k 为对上述信号做快速傅里叶分析后的频域图形, 由 $j/2$ 个点组成; a_i 为第 i 个采样点获得的时域波形幅度; A_i 为第 i 个点对应的频域波形幅度值。根据提取异常信号特征的基本要求, 选用等效时频法^[7]对异常信号群进行处理, 得到信号群在等效时频面上的特征矢量(T_k, F_k)分布特征^[8-11]:

$$\begin{cases} T_0^k = \sum_{i=0}^j t_i a^2(t_i) / \sum_{i=0}^j a^2(t_i) \\ F_0^k = \sum_{i=0}^{j/2} f_i A^2(f_i) / \sum_{i=0}^{j/2} A^2(f_i) \\ T_k = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^j (t_i - T_0^k)^2 a^2(t_i)}{\sum_{i=0}^j a^2(t_i)}} \\ F_k = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{j/2} (f_i - F_0^k)^2 A^2(f_i)}{\sum_{i=0}^{j/2} A^2(f_i)}} \end{cases} \quad (2)$$

1.3 模糊 C-均值聚类法

模糊 C-均值法通过对迭代优化来获取大量数据集的模糊分类^[12-16], 该算法的具体过程: 用(0, 1)之间的随机数初始化 1, 2, ..., C 各输入向量的隶属度函数 $U^b = [u_{ij}]$; 且满足条件 $\sum_{k=1}^C u_{ik} = 1, k=1, 2, \dots, C$, 令 $b=0$ 。然后依照式(3)不断地更新

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m}, \quad u_{ij} = \sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_j - v_i\|^2}{\|x_j - v_k\|^2} \right)^{-1/(m-1)} \quad (3)$$

$$1 \leq i \leq C, 1 \leq j \leq C, 1 \leq i \leq n$$

聚类中心和隶属度函数矩阵。如果 $\|U_b - U_{b-1}\| \leq \varepsilon$, 迭代停止并且输出模糊划分矩阵 U 。

2 基于 LS-SVM 的放电类型识别

2.1 概述

检测系统的信号快速分类技术获取具有相似性特征的子群, 并转换为峰值-相位序列, 即可基于单个放电类型的谱图进行数据处理, 提取特征参数。由于特征向量中含有的元素较多, 使用传统的 BP 神经网络必然会遇到高维数、初始值选择等其他相关问题, 本文采用 LS-SVM 分析 GIS 单个缺陷故障对应的特征参数, 可以有效避免一系列麻烦问题。通过大量数据样本的迭代计算和训练后, 建立样本数据库存入检测系统。

2.2 放电类型图谱的特征参数

局部放电具有明显的随机性, 对多个工频周期的异常信号进行大量统计, 可得到不同类型的谱图。本文基于放电峰值-相位分布统计后得到的放电量-相位分布特征, 放电数-相位分布特征 2 种二维统计谱图以及放电量-放电数-相位分布特征三维谱图。

为实现计算机识别, 需对放电谱图进行一定处理, 得到若干统计算子作为特征参数, 利用这些带有明显特征的数据进行统计分析。特征参数是对谱图进行各种概率分布统计, 采用定量参数来表征放电信号的分布特征, 尤其是相位分布特征。本文使用偏斜度 S_k 、陡峭度 K_u 、互相关系数 R_{CC} 、量化放电程度 N 、最大放电量 Q 等作为特征参数^[17-18]。偏斜度 S_k 描述了子谱图分布与正态分布相比较的偏斜程度; 陡峭度 K_u 衡量子谱图与正态分布轮廓陡峭程度的比较; 互相关系数 R_{CC} 表征了正负半周轮廓的对称程度; 量化放电程度 N 的数值正比于设备局部放电活动的总体水平; 最大放电量 Q_{max} 表征局部放电的活跃程度。将以上参数组合成向量 x_i 传输到后续的支持向量机以供识别。

2.3 LS-SVM 的实现

SVM 基于不等式约束, 其解有显著的稀疏性特点。根据 SRM(structural risk minimum)的准则, 支持向量机的优化目标:

$$\min \Phi(w, \xi) = \frac{1}{2} (w^T w) + c \left(\sum_{i=1}^s \xi_i \right)$$

约束条件:

$$y_i \left[(\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i) + b \right] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i=1, \dots, s$$

其中 c 为惩罚参数，用于控制对分类错误的惩罚程度； ξ_i 为容错参数。 c 和 ξ_i 需要根据初始实验情况进行调整和确定。

根据 Mercer 条件，定义如下核函数^[19-21]：

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i)\Phi(\mathbf{x}_j)。$$

以上最优化问题最终可以转化为求解以下的方程组^[19-21]：

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) + \frac{1}{c} & \dots & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_s) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_1) & \dots & K(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_s) + \frac{1}{c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ w_1 \\ \vdots \\ w_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_s \end{bmatrix} \quad (4)$$

利用大量样本 \mathbf{x}_i 的输入解出 \mathbf{w} 和 b ， \mathbf{w} 、 b 和输入样本 \mathbf{x}_i 作为数据样本存在检测系统的数据库内，从而利用分类器公式实现对实际输入 \mathbf{x} 数据的类型判定：

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^s w_i K(x, \mathbf{x}_i) + b \right] \quad (5)$$

3 GIS 局部放电识别仿真实验

为检验上述方法在实际应用中的有效性，作者对实际 GIS 装置进行人工故障设置，由此产生局部放电信号序列。

首先采用人工制造放电的方式对每种实际故障情况的 50 个放电电压仿真样本数据进行分析，对于每种情况再获取 100 个工频周期期间获得的放电样本作为检测数据。将 GIS 内冲入 SF₆ 气体，压力设置 0.40 MPa，电压设置 22 kV，系统的采样率设置成单通道 100 M/s，工频正弦信号 0 相位且双通道同步触发，异常信号纪录长度设置成 128 个点，阈值设置为 0.005 V。针对母线放电情况(第 1 类信号)，采取在 GIS 母线处利用螺纹放一铜质尖刺的办法模拟母线放电的故障进行采集分析；针对金属悬浮电极放电的情况(第 2 类信号)，在母线上用绝缘陶瓷支撑一铁块模拟故障；而对于正常的工作状况(第 3 类信号)，仪器会自动检测场所内混入滤波器的噪声。进而采取前述方法使母线放电和金属悬浮电极放电故障同时出现，以验证本文方法的有效性。实验开始后，程序自动对于新输入的 100 个周期的混叠数据样本进行时间-频率特征提取，得到的特征分布如图 1 所示。

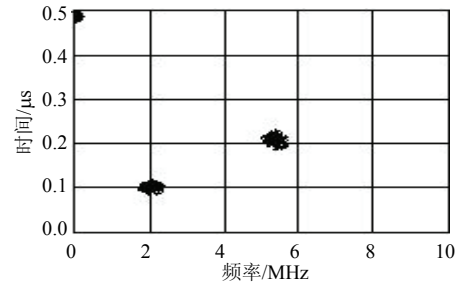
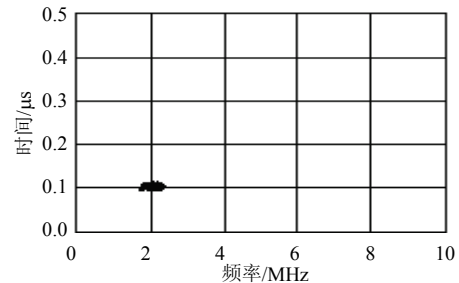


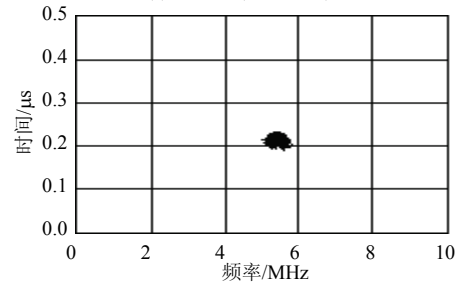
图 1 等效时频变换后的信号分布

Fig. 1 Frequency and time characteristic of three types of signals

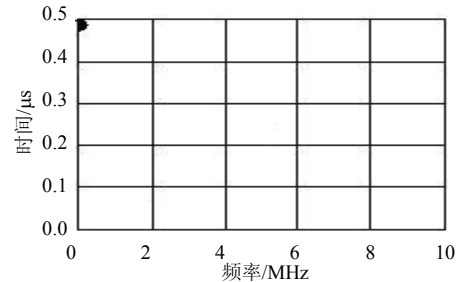
然后根据对时频分布图的观察，依照分类数 3 对向量进行分类处理。对于 3 类在图中位置明显不同的向量利用模糊 C-均值聚类算法进行运算处理后，可获得如图 2 所示的分类情况。可以看出，分类完全正确。



(a) 第 1 类(母线放电)



(b) 第 2 类(金属悬浮电极放电)



(c) 第 3 类(无效噪声)

图 2 模糊 C-均值聚类分析分类后的时频分布

Fig. 2 Frequency and time characteristic of three types of signals after fuzzy C- means clustering analysis

再对单个类型所对应原始波形的峰值以及相位信息进一步提取，得到的放电量-相位以及放电数量-相位谱图。然后程序利用计算公式算出谱图的特征参数并将这些参数组成向量，最后支持向量机利用已存入的单个类型数据对新输入向量进行识别分析，最终判定结果如图 3 所示。

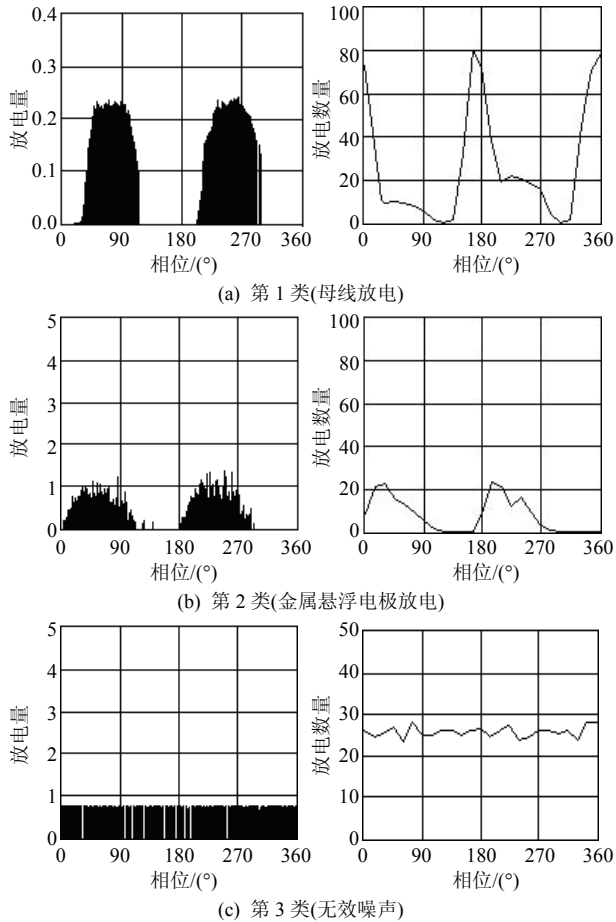


图3 检测到的3种信号相位特征分布

Fig.3 Three types of spectrogram for PD analysis

由以图3可以明显看出,实际的放电与外界干扰有明显不同的相位特征差别,且不同的放电类型所对应的放电量大以及放电数量有明显差别,母线放电在放电数量方面超过金属悬浮电极放电,但放电量上不如悬浮电极放电。利用编制程序的回放功能对LS-SVM识别的不同类型演示如图4所示。

从时域波形来看,母线放电电压幅度到达峰值后,会迅速下降,且衰减很快;而金属悬浮电极放电需要持续振荡几下后才逐步衰减,混入的噪声一般变化较慢,后经证实该波形为实验场所由于机器启动产生的噪声混入滤波器所致。从分析的频域特征(如图5所示)来看,母线放电的能量集中在10 MHz之前,且峰值明显,起伏显著;而金属悬浮电极放电的能量分布较宽,会出现多次振荡;噪声能量分布则明显随频率升高而处于下降趋势。

4 结论

1) 本文中选用的几种特征参数,物理特征明确,易于理解,程序编辑简便。

2) 使用最小二乘支持向量机的方法有效回避了传统BP神经网络的维数过高、受初始值影响较

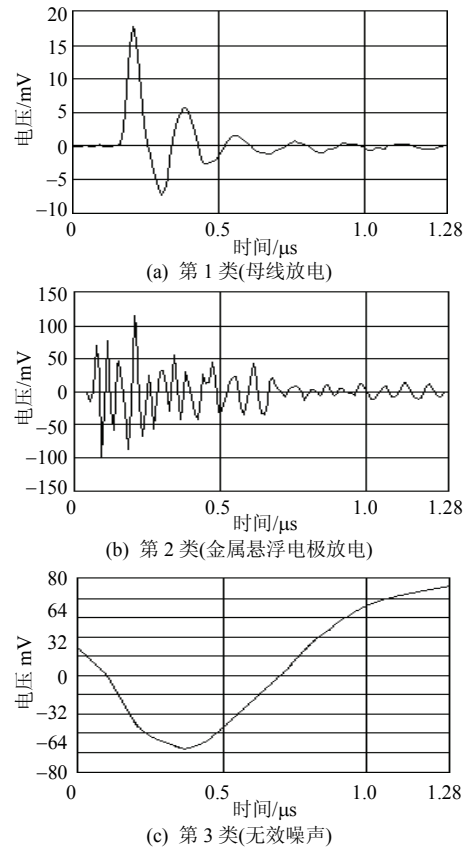


图4 3种不同类型的时域异常信号

Fig.4 Three types of PD signals in time-domain

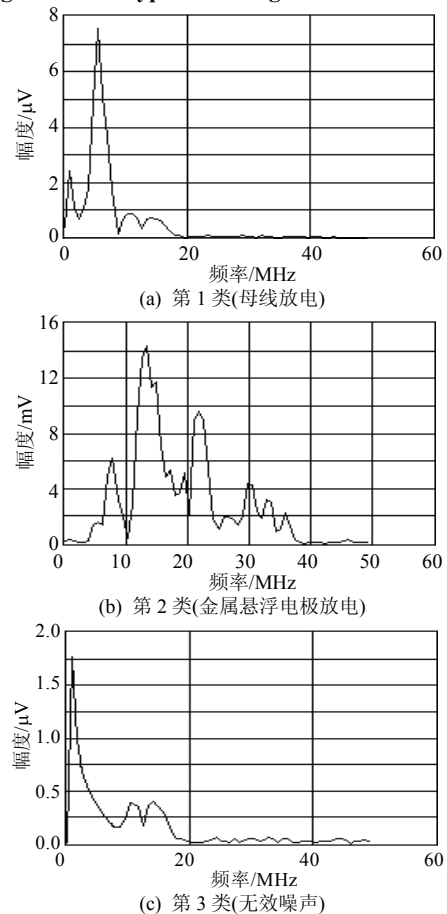


图5 3种不同类型的FFT分析图

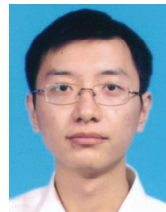
Fig.5 Three types of PD signals in frequency-domain

大等一系列问题。

3) 计算快速简便, 识别率较高, 技术上可行性高。只需更改数据库便可应用于其他电气设备的局部放电检测识别工作中, 移植推广性较好。

参考文献

- [1] 王国利, 郝艳捧, 袁鹏, 等. 变压器局部放电超高频检测中的混频技术研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(10): 115-120.
Wang Guoli, Hao Yanpeng, Yuan Peng, et al. Application of frequency mixing technique to ultra high frequency PD detection for transformers[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(10): 115-120(in Chinese).
- [2] 李燕青, 陈志业, 律方成, 等. 超声波法进行变压器局部放电模式识别的研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(2): 108-111.
Li Yanqing, Chen Zhiye, Lü Fangcheng, et al. Pattern recognition of transformer partial discharges based on acoustic method[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(2): 108-111(in Chinese).
- [3] 杜柏学, 魏国忠. 基于小波即分形理论的电力设备局部放电模式识别[J]. 电网技术, 2006, 30(13): 76-80.
Du Boxue, Wei Guozhong. Partial discharge classification based on wavelet and fractal theory[J]. Power System Technology, 2006, 30(13): 76-80(in Chinese).
- [4] 司文荣, 李军浩, 袁鹏, 等. 气体绝缘组合电器多局部放电源的检测与识别[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(16): 119-126.
Si Wenrong, Li Junhao, Yuan Peng, et al. Detection and identification techniques for multi-PD source in GIS[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(16): 119-126(in Chinese).
- [5] 张卫华, 孙浩, 董瑞娟. 基于最小二乘支持向量机的交通安全预测模型[J]. 系统管理学报, 2009, 18(6): 706-710.
Zhang Weihua, Sun Hao, Dong Ruijuan. Research on prediction model of traffic safety using least square support vector machine[J]. Journal of Systems & Management, 2009, 18(6): 706-710(in Chinese).
- [6] 唐杰明, 刘俊勇, 杨可, 等. 基于灰色模型和最小二乘支持向量机的电力短期负荷组合预测[J]. 电网技术, 2009, 33(3): 63-68.
Tang Jieming, Liu Junyong, Yang Ke, et al. Short-term load combination forecasting by Grey model and least square support vector machine[J]. Power System Technology, 2009, 33(3): 63-68(in Chinese).
- [7] IEC 270 — 2000 High-voltage test techniques-partial discharge measurements[S].
- [8] 司文荣, 李军浩, 黎大健, 等. 基于宽带检测的局放脉冲波形快速特征提取技术[J]. 电工电能新技术, 2008, 27(2): 21-25.
Si Wenrong, Li Junhao, Li Dajian, et al. Fast feature extraction technique for PD pulse shape based on wideband detection[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2008, 27(2): 21-25(in Chinese).
- [9] Si Wenrong, Li Junhao, Li Yanming, et al. Digital detection grouping and classification of partial discharges signals at DC voltage[J]. IEEE Trans. on Dielectrics and Electrical Insulation, 2008, 15(6): 1663-1674.
- [10] Cavallini A, Montanari.GC, Contin A, et al. A new approach to the diagnosis of solid insulation systems based on PD signal inference[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2003, 19(2): 23-30.
- [11] Contin A, Cavallini A, Montanari.GC, et al. Digital detection and fuzzy classification of partial discharge signals[J]. IEEE Trans. on Dielectrics and Electrical Insulation, 2002, 9(2): 335-348.
- [12] 张承慧, 宁勇, 姬鹏. 一种改进的 FCM 聚类算法及其在赤潮预测中的应用[J]. 山东大学学报, 2007, 37(6): 1-4.
Zhang Chenghui, Ning Yong, Ji Peng. Improved FCM clustering algorithm and its application in red tide prediction[J]. Journal of Shandong University, 2007, 37(6): 1-4(in Chinese).
- [13] 李柏年. 一种改进的 C 均值聚类算法[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(6): 98-99.
Li Bainian. An improved arithmetic of fuzzy C-mean cluster [J]. Computer Applications and Software, 2008, 25(6): 98-99(in Chinese).
- [14] 王成山, 曹旌, 陈光远. 基于聚类分析的电力系统暂态稳定故障筛选[J]. 电网技术, 2005, 29(15): 18-22.
Wang Chengshan, Cao Jing, Chen Guangyuan. Power system transient stability contingency screening based on clustering analysis[J]. Power System Technology, 2005, 29(15): 18-22(in Chinese).
- [15] 王宏伟, 詹荣开, 贺汉根. 基于模糊聚类的改进模糊辨识方法[J]. 电子学报, 2001, 29(4): 436-438.
Wang Hongwei, Zhan Rongkai, He Hangen. Improving fuzzy identifying method based on fuzzy clustering[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(4): 436-438(in Chinese).
- [16] Bezdek J C, Hathaway R J. Convergence and theory for fuzzy c-means clustering: counterexamples and repairs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 17(5): 873-877.
- [17] 周新建, 涂宏斌, 胡国良. 一种用于轴承缺陷图像的改进 FCM 聚类检测算法[J]. 铸造技术, 2006, 27(12): 1395-1399
Zhou Xinjian, Tu Hongbin, Hu Guoliang. A modified algorithm of image segmentation for bearing scratch defects based on FCM [J]. Foundry Technology, 2006, 27(12): 1395-1399(in Chinese).
- [18] 姜磊, 朱德恒, 李福祺, 等. 基于人工神经网络的变压器绝缘模型放电模式识别的研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(1): 21-24
Jiang Lei, Zhu Deheng, Li Fuqi, et al. ANN based discharge pattern recognition of insulation mothered of electrical transformers [J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(1): 21-24(in Chinese).
- [19] 张林, 刘先珊, 阴和俊. 基于时间序列的支持向量机在负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2004, 28(19): 38-41.
Zhang Lin, Liu Xianshan, Yin Hejun. Application of support vector machines based on time sequence in power system load forecasting[J]. Power System Technology, 2004, 28(19): 38-41(in Chinese).
- [20] Haykin S. 叶世伟, 译. 神经网络原理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004: 229-250.
- [21] 刘开培, 周莉, 马秉伟. 基于支持向量机的间接谐波检测极其在 LabVIEW 平台实现[J]. 电网技术, 2006, 30(5): 76-80.
Liu Kaipei, Zhou Li, Ma Bingwei. Inter harmonic detection based on regressive type of support vector machine and its realization on platform of Labview[J]. Power System Technology, 2006, 30(5): 76-80(in Chinese).



王天健

收稿日期: 2011-03-03。

作者简介:

王天健(1985), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统及自动化, E-mail: karajan198512@163.com;
吴振升(1974), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统及自动化。

(责任编辑 马晓华)