

基于LS_SVM高精度抑制局部放电信号窄带干扰的研究

陈群, 贺健伟, 陈灵根, 郭文川

(福建省电力职业技术学院, 福建泉州 362000)

摘要: 在频域内抑制局部放电信号窄带干扰通常会造成功放信号能量损失。从时域出发, 用最小二乘支持向量机拟合出一段窄带干扰信号, 对其周期延拓得到测量时段内的全部窄带干扰信号, 再将其从测量信号中减去, 从而抑制了窄带干扰; 讨论了最小二乘支持向量机嵌入维数对估算精度及参数(γ , σ)的影响。研究分析表明, 本方法可有效抑制窄带干扰, 窄带干扰越强、窄带信号频率与局放信号越接近, 本方法优势越明显; 合理选择嵌入维数可提高精度及参数鲁棒性。

关键词: 最小二乘支持向量机; 局部放电; 窄带干扰; 嵌入维数

A high accuracy algorithm for the suppression of narrowband interference in partial discharge detection based on LS-SVM

CHEN Qun¹, HE Jian-wei¹, CHEN Ling-gen¹, GUO Wen-chuan¹

(Fujian Electric Vocational and Technical College, Quanzhou 362000, China)

Abstract: Suppressing narrowband interference in frequency domain will result in the energy loss of partial discharge pulse. In this paper, starting from time domain, a section of narrowband interference is extracted with Least Squares-Support Vector Machine(LS-SVM) firstly. Then, this paper carries out periodic prolongation on it with autocorrelation function in order to obtain complete narrowband interference, and subtracts it from the original single. The influence of LS-SVM inserting dimension(m) on estimation accuracy and parameter(γ , σ) selection is discussed accordingly. Results show that proposed method can suppress narrowband interference at a high degree of accuracy. And the stronger the narrowband interference is, the better the suppression effect is; the more adjacent the frequencies of narrowband signal and the partial discharge pulses are, the more predominant the advantage of proposed method is. Properly choosing inserting dimension is helpful in improving accuracy and robustness for parameters.

Key words: least squares-support vector machine; partial discharge; narrowband interference; inserting dimension

中图分类号: TM83 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)22-0022-06

0 引言

局部放电 PD (Partial Discharge)与电气设备内部绝缘缺陷紧密相关, 可以通过局部放电量判断变压器内部绝缘状况。而测试现场通常干扰噪声比较强烈, 会影响检测的灵敏度和诊断可靠性。通常按时域信号特征可将干扰分为连续性周期窄带干扰、脉冲型干扰和白噪声三大类。其中连续性周期窄带干扰最为严重, 有时其幅度可能超过甚至淹没局部放电信号, 使得局部放电信号在时域波形上无法分辨。可以说干扰抑制是局部放电检测的关键技术^[1]。

很多技术被应用于窄带干扰抑制, 如数字滤波器法或者硬件滤波法^[2-6], 小波(小波包)滤波技术^[7-9], 自适应滤波技术^[10], 频域谱线清除技术^[11],

这些方法大多在频域内抑制窄带干扰, 但局放信号与窄带干扰在频域内有重叠, 滤波后原始局放信号幅值、相位和波形都发生变化。文献[12]选取局放测量信号中不含局放脉冲的一段干扰信号, 通过傅里叶变换估算各窄带信号的中心频率, 从而推算出原始信号内的窄带信号波形, 再将其减去, 达到抑制窄带的目的。但傅立叶变换是离散变换, 存在频谱泄漏和栅栏效应, 准确求取窄带中心频率有一定的困难。为了更好地诊断局部放电类型和严重程度, 实现局部放电源定位, 要求尽量保留信号的幅值、极性和波形信息, 因此有必要进一步研究抑制窄带干扰的技术。

本文在文献[12]基础上进一步研究, 也选取原始信号中不含局放脉冲的一段干扰信号, 应用回归

型最小二乘支持向量机估算出其中包含的窄带信号,根据自相关函数求得其周期并周期延拓,得到原始数据长度的窄带拟合信号,再将原始信号与拟合出的信号相减,达到抑制窄带的目的。

1 回归型最小二乘支持向量机

Vapnik 等人提出的支持向量机 SVMs (support vectormachines)^[13]是近年来机器学习领域最有影响的成果之一,其训练过程遵循结构风险最小化原则,它同时最小化经验风险与 VC 维的界,这就取得了较小的实际风险,即对未来样本有较好的泛化性能,结构参数在训练过程中根据样本数据自动确定,无过拟合现象,它通过解一个线性约束的二次规划问题得到全局最优解,不存在局部极小值问题。训练 SVM 需解凸二次规划,虽然所得的解是唯一的最优解,但算法的复杂度依赖于样本数据的个数,样本数据量越大,计算速度越慢。一个有效的解决方法是采用最小二乘支持向量机 LS_SVM (Least Squares Support Vector Machine)^[14]。LS_SVM 通过解一组线性方程组取代 SVM 中的二次规划优化提高了收敛速度,且有更好的抗噪能力^[15]。

1.1 回归型最小二乘支持向量机

设训练数据集 $\{x_t, y_t\}, t=1, \dots, l, x_t \in R^m$ 是第 t 个样本的输入模式, $y_t \in R$ 是对应于第 t 个样本的期望输出, l 为训练样本数。LS_SVM 取如下形式:

$$y(x) = w^T \varphi(x) + b, \quad (1)$$

式中:非线性变换 $\varphi(x)$ 将输入数据映射到高维特征空间。 w 的维数是不需预先指定的(可以是无穷维)。在 LS_SVM 中。目标函数描述为:

$$\min J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2)$$

约束条件

$$y(x) = w^T \varphi(x_i) + b + e_i, t=1, \dots, N, \quad (3)$$

式(2)前式是正则化部分,后式是经验风险。目标函数只有等式约束,且优化目标中的损失函数是误差 e_i 的二范数,这将简化问题的求解。定义拉格朗日函数

$$L(w, b, e, \alpha) = J(w, e) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i\} \quad (4)$$

其中: α_i 是拉格朗日乘子。根据 Karush_Kuhn_Tucker(KKT)最优条件,并对于 $t=1, \dots, N$ 消去 e_t 和 w 后,得到如下线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \varphi(x_i)^T \varphi(x_i) + D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $y=[y_1, \dots, y_N]$, $\mathbf{1}=[1, \dots, 1]$, $\alpha=[\alpha_1, \dots, \alpha_N]$, $D=\text{diag}[r_1, \dots, r_N]$, 则 LS_SVM 的算法优化问题就转化为以最小二乘法求解式(5)表示的线性方程组。

选择满足 Mercer 条件的核函数

$$\Psi(x_t, x_l) = \varphi(x_t)^T \varphi(x_l), t, l=1, \dots, N, \quad (6)$$

最后可得如下回归型 LS_SVM 模型

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \Psi(x, x_i) + b \quad (7)$$

其中: α, b 是线性方程组的解, $\Psi(x, x_t)$ 表示由输入空间 x 非线性映射而来的高维特征空间。本文以最常用的径向基函数

$$\Psi(x_i, x_j) = \exp\left(-\|x - x_j\|_2^2 / \sigma^2\right) \quad (8)$$

作为核函数,式中的 σ 是一正的实常数。

1.2 最小二乘支持向量机参数的确定

确定最小二乘支持向量机参数一直是要研究的主要课题,参数的选择直接影响到拟和的效果,需要选取的参数是正则化参数 γ 和 RBF 核函数的宽度 σ (核参数的改变实际上是隐含地改变映射函数从而改变样本特征子空间分布的复杂程度)。学习机器越复杂(或称容量越大),则其对某个训练样本的经验风险越小,反之亦然;但容量过大会导致过学习现象,推广性能变差。误差正则化参数 γ 实现在错分样本的比例和算法复杂度之间的折衷,即在确定的特征子空间中调节学习机器置信范围和经验风险的比例以使学习机器的推广能力最好,在确定的数据子空间中, γ 的取值小表示对经验误差的惩罚小,学习机器的复杂度小而经验风险值较大,反之亦然。前者称为“欠学习”现象,而后者则为“过学习”^[16]。本文通过自适应参数优化法^[17]确定 LS-SVM 的参数,算法如下:

a. 确定参数 γ 和核参数 σ 的取值范围;

b. 构建参数对 $\{\gamma_i, \sigma_j; i=1, \dots, m, j=1, \dots, n\}$, 即将 2 个参数的取值范围分别作 m 和 n 份,构成 $m \times n$ 对参数 $\{\gamma_i, \sigma_j\}$;

c. 将每对参数带入 LS-SVM 计算,估算精度,选取估算精度最高的参数对为最优参数 $\{\gamma_i, \sigma_j\}$;

d. 如果误差精度不能达到要求,则以 $\{\gamma_i, \sigma_j\}$ 为中心,缩小参数的取值范围,重复步骤 c 不断优化 LS-SVM 的参数,直至达到所要求的误差精度。

估算精度以均方根误差 (RMSE) 衡量:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_n [x(n) - x'(n)]^2} \quad (9)$$

其中: x 为原信号, x' 为估算信号, N 为数据点数。

1.3 LS_SVM 输入维数的确定

1.3.1 输入量嵌入维数对精度的影响

输入为

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_m \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{m+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_n & x_{n+1} & \dots & x_{n+m} \end{bmatrix}$$

其中: $(x_1, x_2, \dots, x_{n+m})$ 为测量信号时间序列, m 为嵌入维数, n 为样本数。 m 的增加会使学习容量增大, 但输入维数过高可能会含有冗余信息, 也会使误差增大。对窄带信号大量仿真发现, 嵌入维数对精度影响很大, 表 1 给出下文仿真信号对应不同 m 的最小误差及对应的最优参数对。通常, 不含随机噪声时, m 越大误差越小; 含白噪声时, m 存在最优值, 且信号越复杂对应的 m 越大。同时 m 增大计算时间也增长。因此选择 m 的原则为: 设定步长, 依次计算, 选择误差最小的 m ; 对于复杂信号其最优 m 很大, 为节省计算时间, 当精度满足要求即停止搜索, 不再片面最求最小误差。样本个数 n 越大误差越小, 同样也会增加计算时间, 所以 n 的选择也要综合精度和时间的考虑。

表 1 m 与 MAE 的关系, 及对应的最优参数对

Tab.1 Relationship between m and MAE , and the optimal parameters

	RMSE	γ/σ
$m=20$	1.726 566	$900/10^4$
$m=40$	1.713 099	$900/3\ 000$
$m=60$	$1.055\ 1 \times 10^{-2}$	$10^{12}/10^9$
$m=80$	$1.047\ 0 \times 10^{-3}$	$9 \times 10^{10}/1 \times 10^8$
$m=100$	$3.705\ 88 \times 10^{-6}$	$8 \times 10^{13}/10^9$

1.3.2 嵌入维数 m 对 γ 、 σ 的影响

对应不同 m 值, 分别固定 γ 、 σ , 另一参数 σ 、 γ 的变化趋势如图 1 所示, 因变换范围较大, 分别以 γ 、 σ 的对数为刻度。

由图 1 知, m 增加时, 固定参数对中的一个, 另一个参数有更宽的区间对应误差较小值, 这有利于减少寻找最优参数对的时间, 并且当窄带干扰信号变化较小时, 不调整参数仍满足一定的精度, 鲁棒性增强。

为检验 LS_SVM 的学习能力, 本文选取 20 组信号, 分别由 1~20 个正弦信号混合而成, 频率范围 5~1 000 kHz, 各正弦信号幅值随机生成, 误差最大的 $MAE=4.2464 \times 10^{-3}(m=200)$, 可见最小二乘支持向量机有很强的学习能力, 可以拟合出复杂的窄带干扰。

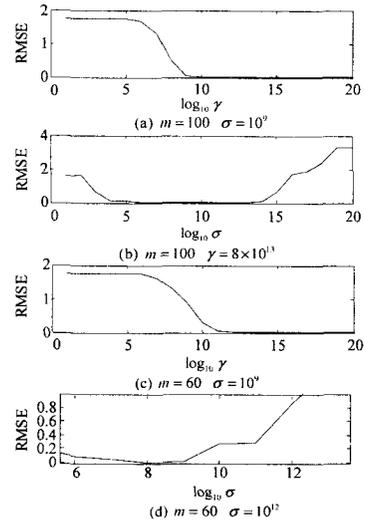


图 1 m 与 γ 、 σ 的关系

Fig.1 Relation between m and γ 、 σ

2 LS-SVM 抑制窄带干扰的原理和步骤

文中所述窄带信号是一系列正弦信号叠加而成, 合成的窄带信号仍然是周期信号, 可以通过自相关函数求得其周期, 因此只要求得一个周期的窄带信号波形, 通过周期延拓即可得到其他时段的窄带信号波形, 基于以上分析, 抑制干扰步骤如下:

- 1) 选择输入信号嵌入维 m 和样本个数 n 。
- 2) 确定 LS-SVM 参数——正则化参数 γ 和 RBF 核函数的宽度 σ 。
- 3) 估算窄带信号。
- 4) 当估算信号精度不能满足时, 返回步骤 1), 调整 m 和 n , 重新选择 LS-SVM 参数, 直到精度和时间都满足为止。
- 5) 用自相关函数求估算信号周期, 延拓出原始信号内窄带信号。
- 6) 原始信号减估算信号, 即去除窄带干扰。

本文方法要先选取测量信号中不含局放脉冲的一段干扰信号, 在实际操作中, 可以先通过数字高通滤波器或其他传感器得到局放脉冲的位置, 再在脉冲附近选择一段无脉冲的数据。而且实践证明这样的无脉冲数据段是普遍存在的 [10]。

3 仿真信号的研究

3.1 含窄带干扰的局放信号

在工程实际中, 检测到的局部放电往往呈现出两种形态, 指数衰减型脉冲或振荡指数衰减型脉冲^[18]。其中, 振荡指数衰减型的局放信号由于含有明显的类窄带成分, 受窄带干扰的影响较大, 因而在本文中, 主要以振荡衰减型的局放信号为研究的对象:

$$f_1(t) = A_1 e^{-t/\tau} \sin(2\pi f_c t)$$

$$f_2(t) = A_2 (e^{-t/\tau} - e^{-2.2t/\tau}) \sin(2\pi f_c t)$$

$$f(t) = [f_1(t) \quad f_2(t)]$$

其中: $A_1 = 2 \text{ mV}$, $A_2 = 6 \text{ mV}$, $\tau = 1.5 \mu\text{s}$, $f_c = 1 \text{ MHz}$, 采样频率 10 MHz , 脉冲发生时刻分别在 1500 点和 2500 点, 时域波形如图 2(a)所示, 采样 3800 点。

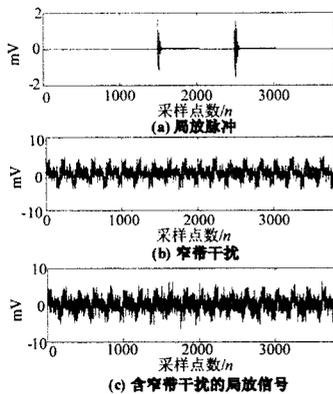


图 2 局部放电仿真信号
Fig.2 Simulation signals of partial discharge

窄带干扰信号用 6 个幅值为 1 的正弦函数模拟, 频率分别为 50 、 100 、 450 、 500 、 700 及 980 kHz , 如图 2(b)所示, 局放信号和窄带信号混合后如图 2(c)所示。

选取嵌入维数 $m=100$, 样本数 $n=200$, 参数对 $\sigma=8 \times 10^{13}$, $\gamma=109$, 估算信号 X' 的自相关函数如图 3 所示, 可得大周期为 1000 点, 去窄带结果如图 4(a)所示, 因为嵌入维数为 100 , 所以脉冲起始点向前平移 100 点。

作为参考, 用小波和 FFT 置零法抑制上述窄带。其中, 小波选用常用的 db8 小波, 分解 5 层, 软阈值滤波; FFT 置零法, 即首先将信号通过快速傅立叶变换到频域, 在频域将幅值超过一定阈值的分量置零, 再经傅立叶反变换到时域, 得到去除窄带后的信号。图 4 给出本文方法(a)、小波(b)、FFT 置零法(c)处理结果。

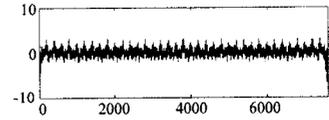


图 3 自相关函数

Fig.3 Auto-correlation function values

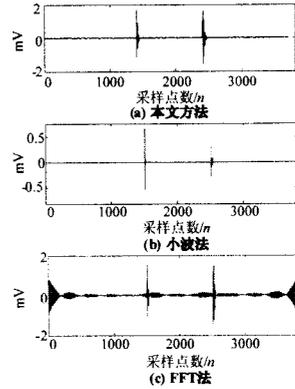


图 4 窄带干扰下各方法处理效果

Fig.4 Result of processing narrow bandwidth noise with various methods

对于局部放电信号的检测, 一方面要求最大限度地抑制干扰, 另一方面应尽量保持原始局放信号失真较小。为了比较 3 种方法性能, 定义了如下 3 个评价指标:

- (1) 反映抑制干扰的峰值信噪比

$$SNR = 20 \log_{10} A_1 / A_2 \quad (10)$$

其中: A_1 为局放脉冲峰值, A_2 为噪声最大值。

- (2) 反映波形相似的局部相关指数。

$$C = \frac{\sum x'_i x_i}{\sqrt{\sum x_i'^2 \sum x_i^2}} \quad (11)$$

其中: x_i 为第 i 个理想局放脉冲信号; x'_i 为 x_i 的去噪信号。

- (3) 反映峰值失真的峰值比

$$M = p_i' / p_i \quad (12)$$

其中: p_i 和 p_i' 分别为第 i 个脉冲去除窄带前、后的峰值。

3 种方法处理的结果如表 2 所示, C 、 M 为两个放电信号的均值, 去噪前 $SNR = -9.0203$

表 2 各方法抑制窄带指标

Tab.2 Indexes of processing narrow bandwidth noise with various methods

	去噪后 SNR/dB	C	M
本文方法	1.58×10^6	1	1
小波	inf	0.325 3	0.311 0
FFT 置零法	4.4410	0.987 6	0.924 5

由表 2、图 4 可见，本文方法抑制窄带效果最好,对原仿真信号几乎没有损失,大幅度提高了信噪比,因为是在时域内处理,对信号的极性、相位没有任何影响,波形、幅值、极性得到了很好的保留。因一个窄带分量的频率与局放脉冲的震荡频率接近,小波方法对局放信号的损失比较大。FFT 置零法在去除窄带信号的同时在时域会产生一些波动信号,同时存在边缘效应。

3.2 含窄带干扰、白噪声的局放信号

实际测量信号中混有放大器噪声和测量回路噪声,仿真时可用白噪声代替,局放脉冲峰值应大于噪声幅值 2 倍^[18]。白噪声是随机的,相关性弱,窄带是连续周期性信号,有很强的相关性,所以用回归型 LS-SVM 对含噪声的窄带信号估算,得出的是相关性强的窄带信号。上文仿真信号加高斯白噪声 $N(0,0.8^2)$,为保证一定的信噪比,局放脉冲调整为, $A_1=12\text{ mV}$, $A_2=36\text{ mV}$, 见图 5(a), 则 $SNR=4.9568$, LS-SVM 各参数: $n=300$, $m=200$, $\sigma=10000$, $\gamma=18.6$ 。

用上述方法得去窄带后信号 $S_1(t)$, 见图 5(b)。作为对比,将局放脉冲信号只加白噪声 $ra(t)$ 得到:

$$S_2(t) = f(t) + ra(t)$$

见图 5(c)。 $S_1(t)$ 与 $S_2(t)$ 中局放脉冲各指标比较见表 3。

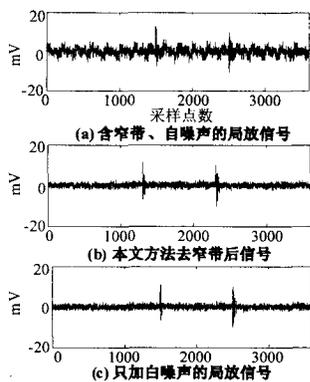


图 5 混合干扰下信号处理结果

Fig.5 Result of processing combination noise

表 3 混合干扰下抑制窄带指标

Tab.3 Processing narrow bandwidth noise index of combination noise single

	SNR/dB	C	M
$S_1(t)$	11.260 1	0.951 1	1.127 5
$S_2(t)$	11.824 3	0.951 9	1.094 4

窄带信号与噪声的信噪比 $SNR=4.275\text{ dB}$, 可见在较低的信噪比下, LS-SVM 仍然能较精确地估算出窄带信号, 使去除窄带干扰后的局放脉冲与只加

白噪声的局放脉冲很近似。

窄带干扰越强, 其与随机噪声的信噪比越大, 估算精度越高则抑制窄带效果越好。

实际应用中, 为使估算信号与真实信号差别尽可能小, 采用交叉验证法检验, 确定 LS-SVM 各参数。即: 对应各 LS-SVM 参数组, 按照交叉验证计算其精度, 选择精度最高的参数组。

4 实测数据分析

本文对实验平台采集到的模拟变压器油中放电信号进行分析, 采样率 20GS/S, 信号时域波形如图 5(a)所示。信号中噪声主要为白噪声, 实测信号前 10 000 点不含局放信号, 标准方差为 2.79, 最大幅值为 $8.43 \times 10^{-1}\text{ mV}$ 。为验证本文方法, 加入频率分别为 5 MHz, 10 MHz 的正弦信号, 混合后波形如图 5(b)。本文方法去除窄带后信号如图 5(c)所示。

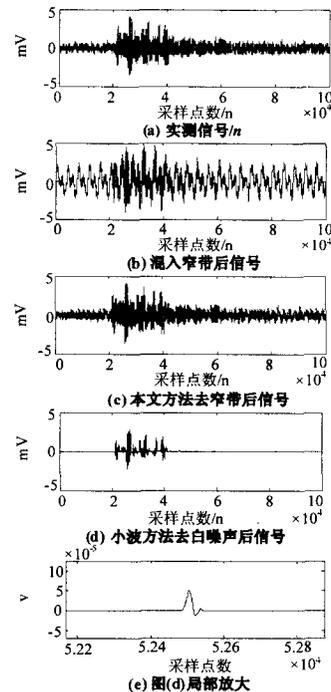


图 6 现场数据处理结果

Fig.6 Results of the on-line signal processing

去除窄带后, 前 10 000 点剩余噪声标准方差 $\sigma = 2.41 \times 10^{-4}$, 最大幅值为 $r = 8.26 \times 10^{-1}\text{ mV}$ 。用小波软阈值法消除白噪声后的时域波形如图 5(d)所示, 图 5(e)为其局部放大图。可见较好地保留了原信号, 细小的局放脉冲信号也被保留了下来。

5 结论

1) 本文方法在时域内估算窄带信号, 不受局放脉冲影响, 窄带干扰越强估算精度越高, 窄带频率

与局放脉冲频率接近时,本文方法与基于频域的方法比较优势更突出。仿真和实际数据分析表明,该方法很好地保留了局放脉冲的波形、幅值和极性,为窄带干扰的抑制提供了一个新的思路。

2) 输入量嵌入维数对估算精度及参数选择有很大影响,在计算时间和精度允许的情况下,选择较大的嵌入维数不但可以提高估算精度,还可以扩展对应较小误差范围的参数区间,便于寻找最优参数及提高参数的鲁棒性。

参考文献

- [1] 谈克雄,朱德恒,李福棋,等. 发电机变压器放电故障诊断的基础研究和应用[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(15): 53-60.
TAN Ke-xiong, ZHU De-heng, LI Fu-qi, et al. Fundamental Studies and Applications on Discharge Faults Diagnosis of Generators and Transformers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(15): 53-60.
- [2] Nagesh V, Gururaj B I. Evaluation of Digital Filters Forrejecting Discrets Spectral Interference in on-site PD Measurements[J]. IEEE Trans Elec Insul, 1993, 28(1): 73-85.
- [3] 杨永明. 局部放电在线监测中的信号处理方法的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 1999.
- [4] SHER Za-man, ZHU De-heng, JIN Xian-he, et al. A New Technique for On-line PD Monitoring[J]. IEEE Trans on and Electrical Insulation. 1995, 2(4): 700-707.
- [5] Kopf U, Feser K. Rejection of Narrow Band Noiseand Repectitive Pulse in On-site Measurements[J]. IEEE Trans on D&E I, 1995, 2(2): 433-442
- [6] 徐剑,黄成军. 局部放电窄带干扰抑制中改进快速傅里叶变换频域阈值算法的研究[J]. 电网技术, 2004, 28(13): 80-83.
XU Jian, HUANG Cheng-jun. Research on Improved Fast Fourier Transform Algorithm Applied in Suppression of Discrete Spectral Interference in Partial Discharge Signals[J]. Power System Technology, 2004, 28(13): 80-83.
- [7] 淡文刚, 吕阳, 陈祥训, 等. Bd-小波用于从强电磁干扰中提取局部放电脉冲信号的研究[J]. 电网技术, 2001, 25(1): 8-12.
DAN Wen-gang, Lu Yang, CHEN Xiao-xun, et al. Research on Using Bd-Wavelet in Picking up Partial Discharge Pulse from Strong Electromagnetic Interference[J]. Power System Technology, 2001, 25(1): 8-12.
- [8] 毕为民, 唐炬, 姚陈果, 等. 基于熵阈值的小波包变换抑制局部放电窄带干扰的研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(5): 128-131.
BI Wei-min, TANG Ju, YAO Chen-guo, et al. Simulation and Experiment Study on wWavelet Packet Decomposition Based on Entropy Threshold for DSI Rejection of PD[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(5): 128-131.
- [9] 胡明友, 谢恒堃, 蒋雄伟, 等. 基于小波变换抑制局部放电监测中平稳性干扰的滤波器的研究[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(1): 37-40.
HU Ming-you, XIE Heng-kun, JIANG Xiong-wei, et al. Study on WTST-NST Filter Used for Suppression of Stationary Noises in PD Monitoring[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(1): 37-40.
- [10] Khan S Z. A New Adaptive Technique for On-line Partial Discharge Monitoring[J]. IEEE Trans on Dielectric and Electrical Insulation, 1995, 2(4): 700-705.
- [11] 杨永明, 孙才新, 高大全, 等. 用直接陷波法抑制局部放电监测系统中周期性干扰的研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(3): 62-64, 69.
YANG Yong-ming, SUN Cai-xin, GAO Da-quan, et al. The Study of Rejecting Periodic Interference in Partial Discharge Measurement System by Direct Trap Wave Filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(3): 62-64, 69.
- [12] 程养春, 李成榕, 王伟. 用傅立叶级数法消除局部放电检测中窄带干扰的研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(20): 106-111.
CHENG Yang-chun, LI Cheng-rong, WANG Wei. Research on Eliminating Narrow Frequency Noise by Fourier Series in Partial Discharge Detection[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(20): 106-111.
- [13] Vapnik V N. The Nature of Atatistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1995.
- [14] Suykens J A K, Vande walle J. Least Squares Supportvector Machine Classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [15] 黄宴委, 吴惕华, 赵静一. 回归型支持向量机的系统辨识及仿真[J]. 计算机仿真, 2004, 21(5): 41-44.
HUANG Yan-wei, WU Ti-hua, ZHAO Jing-yi. System Identification and Simulation Based on Support Vector Machine for Regression[J]. Computer Simulation, 2004, 21(5): 41-44.
- [16] 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.
- [17] 刘涵, 刘丁, 任海鹏. 基于最小二乘支持向量机的混沌控制[J]. 物理学报, 2005, 54(9): 4019-4025.
LIU Han, LIU Ding, REN Hai-peng. Chaos Control Based on Least Square Support Vector Machines[J]. Acta Physica Sinica, 2005, 54(9): 4019-4025.
- [18] 邱昌荣, 王乃庆. 电工设备局部放电及其测试技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1994.

收稿日期: 2009-06-28; 修回日期: 2009-08-17

作者简介:

陈群(1969-), 高级讲师, 主要研究方向为非线性理论在电力系统中的应用;

贺健伟(1979-), 硕士研究生, 主要研究方向为非线性理论在电力系统中的应用; E-mail: hejianweiwin@163.com

陈灵根(1980-), 硕士研究生, 主要研究方向配电网自动化。