



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106443379 A

(43)申请公布日 2017.02.22

(21)申请号 201610844556.8

(22)申请日 2016.09.22

(71)申请人 广州供电局有限公司

地址 510620 广东省广州市天河区天河南二路2号

(72)发明人 田妍 黄炎光 钟少泉 刘宇  
老洪干 郑服利 吴国威 杨森  
范伟男 何昊 梁国开

(74)专利代理机构 广州华进联合专利商标代理有限公司 44224

代理人 黄晓庆

(51)Int. Cl.

G01R 31/12(2006.01)

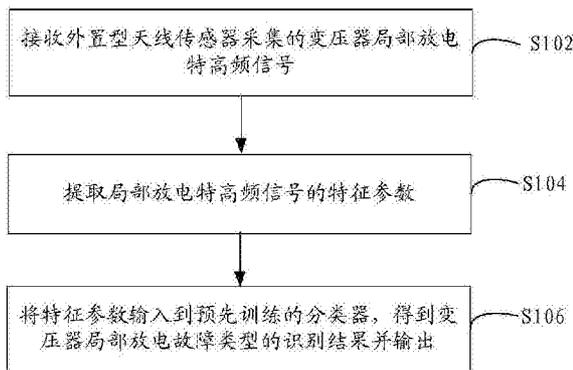
权利要求书3页 说明书9页 附图4页

(54)发明名称

变压器局部放电故障类型的识别方法和装置

(57)摘要

本发明涉及一种变压器内部放电故障类型的识别方法和装置,该方法通过接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号,提取局部放电特高频信号的特征参数,将特征参数输入到预先训练的分类器中,得到变压器局部放电故障类型的识别结果。通过绘制局部放电特高频信号的时频分布图,对时频分布图进行灰度化处理,基于灰度共生矩阵提取局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数,并对初步特征参数进行主成分分析处理,提取得到局部放电特高频信号的特征参数,能够准确地从采集的变压器局部放电特高频信号中提到到特征参数,输入到预先训练的分类器中,利用分类器快速识别变压器内部放电故障类型,为变压器检修计划安排提供依据,从而有效的保障电力变压器的安全稳定运行。



1. 一种变压器内部放电故障类型的识别方法,其特征在于,包括:  
接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号;  
提取所述局部放电特高频信号的特征参数;  
将所述特征参数输入到预先训练的分类器,得到变压器局部放电故障类型的识别结果并输出;

其中,提取所述局部放电特高频信号的特征参数的方法包括:

绘制所述局部放电特高频信号的时频分布图,并对所述时频分布图进行灰度化处理,得到各所述局部放电特高频信号的时频分布灰度图;

计算所述时频分布灰度图的灰度共生矩阵,并基于所述灰度共生矩阵提取所述局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数;

对所述初步特征参数进行主成分分析处理,提取所述初步特征参数中的主成分作为所述局部放电特高频信号的特征参数。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在所述接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号的步骤之前,还包括:

预先训练得到分类器;

所述预先训练得到分类器的步骤包括:

在变压器内部预置预设类型的变压器局部放电故障,并分别采集各类型变压器局部放电故障在不同预设电压下的样本局部放电特高频信号;

采用所述提取所述局部放电特高频信号的特征参数的方法得到各样本局部放电特高频信号的特征参数;

将至少部分各样本局部放电特高频信号及其特征参数组合成特征向量样本集,并采用遗传算法对所述特征向量样本集训练得到分类器。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述绘制所述局部放电特高频信号的时频分布图,并对所述时频分布图进行灰度化处理,得到时频分布灰度图的步骤包括:

对各所述局部放电特高频信号进行S变换得到对应的时频分布图;S变换的定义为:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \omega(t-\tau) e^{-j2\pi ft} dt$$

$$\omega(t-\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(t-\tau)^2}{2}}$$

其中, $f$ 为频率, $t$ 、 $\tau$ 为时间, $j$ 为虚数单位, $\omega(t-\tau, f)$ 为高斯窗函数;

对所述时频分布图进行灰度化处理,得到各所述局部放电特高频信号的时频分布灰度图。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述计算所述时频分布灰度图的灰度共生矩阵,并基于所述灰度共生矩阵提取所述局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数的步骤包括:

计算所述时频分布灰度图的各给定角度上的灰度共生矩阵;

基于各给定角度的灰度共生矩阵,提取所述局部放电特高频信号的时频分布的各纹理特征类型的特征参数;所述纹理特征类型包括能量、熵、对比度、相关度、均匀度和相异度。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述纹理特征参数进行主成分分析

处理,提取所述初步特征参数中的主成分作为所述局部放电特高频信号的特征参数的步骤包括:

构建局部放电特高频信号与初步特征参数的原始矩阵,并求其协方差矩阵;

计算所述协方差矩阵的特征值和特征量;

将特征量矩阵中的各列按特征量由大至小排列得到变换矩阵;

将所述原始矩阵右乘所述变换矩阵得到特征参数矩阵;

选择大于1的特征值作为主成分个数 $r$ ,特征参数矩阵中的前 $r$ 个元素为主成分,将主成分作为所述局部放电特高频信号的特征参数。

6.一种变压器内部放电故障类型的识别装置,其特征在于,包括:

接收模块,用于接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号;

提取模块,用于提取所述局部放电特高频信号的特征参数;

识别模块,用于将所述特征参数输入到预先训练的分类器,得到变压器局部放电故障类型的识别结果并输出;

其中,所述提取模块包括:时频分布图处理模块、特征参数提取模块和分析模块;

所述时频分布图处理模块,用于绘制所述局部放电特高频信号的时频分布图,并对所述时频分布图进行灰度化处理,得到各所述局部放电特高频信号的时频分布灰度图;

所述特征参数提取模块,用于计算所述时频分布灰度图的灰度共生矩阵,并基于所述灰度共生矩阵提取所述局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数;

所述分析模块,用于对所述初步特征参数进行主成分分析处理,提取所述初步特征参数中的主成分作为所述局部放电特高频信号的特征参数。

7.根据权利要求6所述的装置,其特征在于,还包括:分类器和采集模块;

所述采集模块,用于在变压器内部预置预设类型的变压器局部放电故障,并分别采集各类型变压器局部放电故障在不同预设电压下的样本局部放电特高频信号;

所述提取模块,用于提取各样本局部放电特高频信号的特征参数;

所述分类器,用于将至少部分各样本局部放电特高频信号及其特征参数组合成特征向量样本集,并采用遗传算法对所述特征向量样本集训练得到分类器。

8.根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述时频分布图处理模块包括时频处理单元和灰度处理单元;

所述时频处理单元,用于对各所述局部放电特高频信号进行S变换得到对应的时频分布图;

所述灰度处理单元,用于对所述时频分布图进行灰度化处理,得到各所述局部放电特高频信号的时频分布灰度图;

其中,S变换的定义为:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \omega(t - \tau) e^{j2\pi ft} dt$$

$$\omega(t - \tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(t-\tau)^2}{2}}$$

其中, $f$ 为频率, $t, \tau$ 为时间, $j$ 为虚数单位, $\omega(t - \tau, f)$ 为高斯窗函数。

9.根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述特征参数提取模块包括计算单元和特

征参数处理单元；

所述计算单元，用于计算所述时频分布灰度图的各给定角度上的灰度共生矩阵；

所述特征参数处理单元，用于基于各给定角度的灰度共生矩阵，提取所述局部放电特高频信号的时频分布的各纹理特征类型的特征参数；所述纹理特征类型包括能量、熵、对比度、相关度、均匀度和相异度。

10. 根据权利要求6所述的装置，其特征在于，所述分析模块包括构建单元、特征处理单元、矩阵处理单元和选择单元；

所述构建单元，用于构建局部放电特高频信号与初步特征参数的原始矩阵，并求其协方差矩阵；

所述特征处理单元，用于计算所述协方差矩阵的特征值和特征量；

矩阵处理单元，用于将特征量矩阵中的各列按特征量由大至小排列得到变换矩阵，将所述原始矩阵右乘所述变换矩阵得到特征参数矩阵；

选择单元，用于选择大于1的特征值作为主成分个数 $r$ ，特征参数矩阵中的前 $r$ 个元素为主成分，将主成分作为所述局部放电特高频信号的特征参数。

## 变压器局部放电故障类型的识别方法和装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及电力变压器故障诊断领域,特别是涉及一种变压器局部放电故障类型的识别方法和装置。

### 背景技术

[0002] 在电力变压器内部出现绝缘缺陷时,会导致局部放电的发生。不同的局部放电类型对绝缘的破坏作用有很大差异,因此有必要对各种局部放电类型进行区分。

[0003] 通过分析局部放电产生的特高频信号的波形,提取其对应的特征参数输入到分类器中,可以对不同类型的绝缘内部缺陷进行识别。传统的局部放电特高频信号特征参数提取方法主要为对信号进行小波分解和矩阵分解,提取分解计算的结果作为特征参数。

[0004] 然而上述方法在使用内置型天线传感器时可以达到较高的识别准确度,而当使用外置型天线传感器进行局部放电检测时,由于特高频信号在传播过程中发生畸变,导致识别准确度下降。

### 发明内容

[0005] 基于此,有必要提供使用外置型天线传感器采集变压器局部放电特高频信号,提高识别准确度的一种变压器内部放电故障类型的识别方法和装置。

[0006] 一种变压器内部放电故障类型的识别方法,包括:

[0007] 接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号;

[0008] 提取所述局部放电特高频信号的特征参数;

[0009] 将所述特征参数输入到预先训练的分类器,得到变压器局部放电故障类型的识别结果并输出;

[0010] 其中,提取所述局部放电特高频信号的特征参数的方法包括:

[0011] 绘制所述局部放电特高频信号的时频分布图,并对所述时频分布图进行灰度化处理,得到各所述局部放电特高频信号的时频分布灰度图;

[0012] 计算所述时频分布灰度图的灰度共生矩阵,并基于所述灰度共生矩阵提取所述局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数;

[0013] 对所述初步特征参数进行主成分分析处理,提取所述初步特征参数中的主成分作为所述局部放电特高频信号的特征参数。

[0014] 一种变压器内部放电故障类型的识别装置,包括:

[0015] 接收模块,用于接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号;

[0016] 提取模块,用于提取所述局部放电特高频信号的特征参数;

[0017] 识别模块,用于将所述特征参数输入到预先训练的分类器,得到变压器局部放电故障类型的识别结果并输出;

[0018] 其中,所述提取模块包括:时频分布图处理模块、特征参数提取模块和分析模块;

[0019] 所述时频分布图处理模块,用于绘制所述局部放电特高频信号的时频分布图,并

对所述时频分布图进行灰度化处理,得到各所述局部放电特高频信号的时频分布灰度图;

[0020] 所述特征参数提取模块,用于计算所述时频分布灰度图的灰度共生矩阵,并基于所述灰度共生矩阵提取所述局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数;

[0021] 所述分析模块,用于对所述初步特征参数进行主成分分析处理,提取所述初步特征参数中的主成分作为所述局部放电特高频信号的特征参数。

[0022] 上述的变压器内部放电故障类型的识别方法,通过接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号,提取局部放电特高频信号的特征参数,将特征参数输入到预先训练的分类器中,得到变压器局部放电故障类型的识别结果。通过绘制局部放电特高频信号的时频分布图,对时频分布图进行灰度化处理,基于灰度共生矩阵提取局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数,并对初步特征参数进行主成分分析处理,提取得到局部放电特高频信号的特征参数,能够准确地从采集的变压器局部放电特高频信号中提到特征参数,输入到预先训练的分类器中,利用分类器快速识别变压器内部放电故障类型,为变压器检修计划安排提供依据,从而有效的保障电力变压器的安全稳定运行。

## 附图说明

[0023] 图1为一个实施例的变压器内部放电故障类型的识别方法的流程图;

[0024] 图2为一个实施例的提取局部放电特高频信号的特征参数的步骤的流程图;

[0025] 图3为一个实施例的油中金属尖端型放电对应的局部放电特高频信号的波形图;

[0026] 图4为一个实施例的油中沿面型放电对应的局部放电特高频信号的波形图;

[0027] 图5为一个实施例的绝缘纸内部金属污染型放电对应的局部放电特高频信号的波形图;

[0028] 图6为一个实施例的绝缘纸内部气隙放电对应的局部放电特高频信号的波形图;

[0029] 图7为图3对应的局部放电特高频信号时频分布灰度图;

[0030] 图8为图4对应的局部放电特高频信号时频分布灰度图;

[0031] 图9为图5对应的局部放电特高频信号时频分布灰度图;

[0032] 图10为图6对应的局部放电特高频信号时频分布灰度图;

[0033] 图11为一个实施例的采用遗传算法训练得到分类器的步骤的流程图;

[0034] 图12为一个实施例的遗传算法寻找最优参数的适应度曲线图;

[0035] 图13为一个实施例的变压器内部放电故障类型的识别装置的功能模块示意图。

## 具体实施方式

[0036] 如图1所示,一种变压器局部放电故障类型的识别方法,包括以下步骤:

[0037] S102:接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号。

[0038] 电力变压器内部出现绝缘缺陷时,会导致局部放电的发生,产生特高频信号。本实施例的变压器局部放电特高频信号使用外置型天线传感器采集。

[0039] S104:提取局部放电特高频信号的特征参数。

[0040] 本实施例中,如图2所示,提取局部放电特高频信号的特征参数的步骤包括以下步骤S1041至步骤1043:

[0041] 步骤1041:绘制局部放电特高频信号的时频分布图,并对时频分布图进行灰度化

处理,得到时频分布灰度图。

[0042] 在一个具体的实施例中,步骤S1041具体包括以下步骤1至步骤2:

[0043] 步骤1:对各局部放电特高频信号进行S变换得到对应的时频分布图;S变换的定义为:

$$[0044] \quad S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \omega(t-\tau) e^{-j2\pi ft} dt$$

$$[0045] \quad \omega(t-\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(t-\tau)^2}{2}}$$

[0046] 其中, $f$ 为频率, $t, \tau$ 为时间, $j$ 为虚数单位, $\omega(t-\tau, f)$ 为高斯窗函数。在实际应用计算中,需要对S变换进行离散化表示,令 $f$ 为 $n/NT$ 、 $\tau$ 为 $iT$ ,其中 $T$ 为采样时间间隔, $N$ 为总采样点数,离散S变换定义为:

$$[0047] \quad S \left[ iT, \frac{n}{NT} \right] = \begin{cases} \sum_{m=0}^{N-1} X \left[ \frac{m+n}{NT} \right] e^{-\frac{2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{-\frac{j2\pi mi}{N}}, n \neq 0 \\ \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} x \left( \frac{m}{NT} \right), n = 0 \end{cases}$$

[0048] 式中, $i, m, n = 0, 1, \dots, N-1$ 。由上式对离散序列计算得到的是一个二维时频矩阵,列对应时间采样点,行对应频率采样点。根据该时频矩阵绘制等高线图,即为局部放电特高频信号的时频分布图。

[0049] 步骤2:对时频分布图进行灰度化处理,得到各局部放电特高频信号的时频分布灰度图。

[0050] 采用如下公式对各局部放电特高频信号的时频分布图进行灰度化处理:

$$[0051] \quad \text{Gray}(i, j) = 0.31R(i, j) + 0.59G(i, j) + 0.11B(i, j)$$

[0052] 其中, $\text{Gray}(i, j)$ 为转换后的灰度图像在像素点 $(i, j)$ 处的灰度值, $R(i, j)$ 、 $G(i, j)$ 和 $B(i, j)$ 分别为像素点 $(i, j)$ 处的红色、绿色和蓝色分量。对比分析发现,其纹理特征有较大不同,可以提取出相关特征参数。

[0053] 步骤S1042:计算时频分布灰度图的灰度共生矩阵,并基于灰度共生矩阵提取局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数。

[0054] 在具体的实施方式中,步骤S1042包括以下步骤1至步骤3:

[0055] 步骤1:计算时频分布灰度图的各给定角度上的灰度共生矩阵。

[0056] 具体的,计算各类局部放电特高频信号时频分布灰度图的灰度共生矩阵的公式如下:

$$[0057] \quad P(i, j, d, 0^\circ) = \# \{ ((k, l), (m, n)) \in (L_y \times L_x) \times (L_y \times L_x) \mid k-m=0, |l-n|=d, I(k, l) = i, I(m, n) = j \}$$

$$[0058] \quad P(i, j, d, 45^\circ) = \# \{ ((k, l), (m, n)) \in (L_y \times L_x) \times (L_y \times L_x) \mid k-m=d, |l-n=-d|$$

$$[0059] \quad \text{或 } (k-m=-d, l-n=d), I(k, l) = i, I(m, n) = j \}$$

$$[0060] \quad P(i, j, d, 90^\circ) = \# \{ ((k, l), (m, n)) \in (L_y \times L_x) \times (L_y \times L_x) \mid k-m=d, |l-n=0|, I(k, l) = i, I(m, n) = j \}$$

$$[0061] \quad P(i, j, d, 135^\circ) = \# \{ ((k, l), (m, n)) \in (L_y \times L_x) \times (L_y \times L_x) \mid k-m=d, |l-n=d|$$

$$[0062] \quad \text{或 } (k-m=-d, l-n=-d), I(k, l) = i, I(m, n) = j \}$$

[0063] 其中,  $P(i, j, d, 0^\circ)$ 、 $P(i, j, d, 45^\circ)$ 、 $P(i, j, d, 90^\circ)$  和  $P(i, j, d, 135^\circ)$  分别为像素点  $(i, j)$  在四个不同方向角度上的灰度共生矩阵, 表示在给定角度  $\theta$  上 ( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ) 的方向上, 间隔距离为  $d$ , 灰度级为  $i$  的点  $(k, l)$  与灰度级为  $j$  的点  $(m, n)$  出现的概率,  $(k, l)$  与  $(m, n)$  为这两个像素点在灰度图中的坐标位置。

[0064] 步骤2: 基于各给定角度的灰度共生矩阵, 提取局部放电特高频信号的时频分布的各纹理特征类型的特征参数。

[0065] 基于灰度共生矩阵提取出的局部放电信号时频分布的纹理特征类型包括能量 Energy、熵 Entropy、对比度 Contrast、相关度 Correlation、均匀度 Homogeneity 和相异度 Dissimilarity, 它们的定义分别为:

$$[0066] \quad Energy = \sum_i \sum_j p(i, j, \theta)^2$$

$$[0067] \quad Entropy = -\sum_i \sum_j p(i, j, \theta) \lg(p(i, j, \theta))$$

$$[0068] \quad Contrast = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j, \theta) \mid |i-j|=n \right\}$$

$$[0069] \quad Correlation = \frac{\sum_i \sum_j (i \cdot j) p(i, j, \theta) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

$$[0070] \quad Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} \cdot p(i, j, \theta)$$

$$[0071] \quad Dissimilarity = \sum_i \sum_j |i-j| \cdot p(i, j, \theta)$$

[0072] 其中,  $p(i, j, \theta) = P(i, j, \theta) / R$ ,  $R$  为标准化常数,  $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ; 平均数  $\mu_x, \mu_y$  和标准差  $\sigma_x, \sigma_y$  分别定义为:

$$[0073] \quad \begin{cases} \mu_x = \sum_i \sum_j i \cdot p(i, j, \theta) \\ \mu_y = \sum_i \sum_j j \cdot p(i, j, \theta) \end{cases}$$

$$[0074] \quad \begin{cases} \sigma_x = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 \cdot p(i, j, \theta) \\ \sigma_y = \sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 \cdot p(i, j, \theta) \end{cases}$$

[0075] 提取各样本局部放电特高频信号特征参数, 在四个不同方向角度上的灰度共生矩阵提取局部放电信号时频分布的24个特征参数,  $w_1, w_2, \dots, w_{24}$ , 如表1所示。并根据不同的纹理特征类型, 构建6个纹理特征向量  $W_{Energy} = \{w_i \mid i=1, 2, 3, 4\}$ ,  $W_{Entropy} = \{w_i \mid i=5, 6, 7, 8\}$ ,  $W_{Contrast} = \{w_i \mid i=9, 10, 11, 12\}$ ,  $W_{Correlation} = \{w_i \mid i=13, 14, 15, 16\}$ ,  $W_{Homogeneity} = \{w_i \mid i=17, 18, 19, 20\}$ ,  $W_{Dissimilarity} = \{w_i \mid i=21, 22, 23, 24\}$ 。

[0076] 表1局部放电特高频信号原始特征参数

特征参数类别	特征参数			
	0°	45°	90°	135°
能量 <i>Energy</i>	$w_1$	$w_2$	$w_3$	$w_4$
熵 <i>Entropy</i>	$w_5$	$w_6$	$w_7$	$w_8$
[0077] 对比度 <i>Contrast</i>	$w_9$	$w_{10}$	$w_{11}$	$w_{12}$
相关度 <i>Correlation</i>	$w_{13}$	$w_{14}$	$w_{15}$	$w_{16}$
均匀度 <i>Homogeneity</i>	$w_{17}$	$w_{18}$	$w_{19}$	$w_{20}$
相异度 <i>Dissimilarity</i>	$w_{21}$	$w_{22}$	$w_{23}$	$w_{24}$

[0078] 步骤S1043:对初步特征参数进行主成分分析处理,提取初步特征参数中的主成分作为局部放电特高频信号的特征参数。具体的,步骤S1043包括以下步骤1至步骤5:

[0079] 步骤1:构建局部放电特高频信号与初步特征参数的原始矩阵,并求其协方差矩阵。

[0080] 构建原始样本数据 $X_{m \times n}$ , $m$ 是数据的样本数, $n$ 是纹理特征参数的个数,将矩阵 $X_{m \times n}$ 进行标准化后,求解其协方差矩阵,计算公式为:

$$[0081] \quad C = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T$$

[0082] 其中, $\bar{x}$ 是 $X$ 的平均值, $\bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i$ ,计算所得协方差矩阵为一个 $m \times m$ 的方阵。

[0083] 步骤2:计算协方差矩阵的特征值和特征量。

[0084] 步骤3:将特征量矩阵中的各列按特征量由大至小排列得到变换矩阵。

[0085] 步骤4:将原始矩阵右乘变换矩阵得到特征参数矩阵;

[0086] 步骤5:选择大于1的特征值作为主成分个数 $r$ ,特征参数矩阵中的前 $r$ 个元素为主成分,将主成分作为局部放电特高频信号的特征参数。

[0087] 具体的,计算协方差矩阵 $C$ 的特征值 $\lambda_i$  ( $i=1, 2, \dots, m$ )与特征量 $U_{m \times m}$ 。将特征量按由大到小排列, $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > \dots > \lambda_m$ ,并按照此顺序将特征向量矩阵中的各列进行重排,得到新的变换矩阵 $T$ 。最后将原始特征向量矩阵 $X$ 右乘 $T$ ,得到 $m$ 个新的特征参数 $Y$ ,矩阵运算表示为 $Y = XT$ 。

[0088] 选择 $\lambda$ 大于1的特征值作为主成分个数 $r$ , $Y$ 的前 $r$ 列元素( $y_1, y_2, \dots, y_r$ )为所求的主成分,选择这些主成分作为局部放电特高频信号的最终的特征参数。

[0089] 执行上述步骤S1041至步骤S1043得到如下公式所示的6个最终的局部放电特高频信号特征参数( $F_1-F_6$ ),并构建特征向量 $F = \{F_i | i=1, 2, \dots, 6\}$ :

$$[0090] \quad \begin{cases} F_1 = 0.405a_1 + 0.320a_2 + 0.308a_3 + 0.313a_4 \\ F_2 = 0.334a_1 + 0.155a_2 + 0.122a_3 + 0.144a_4 \\ F_3 = -0.214a_1 + 0.212a_2 + 0.217a_3 + 0.209a_4 \\ F_4 = -0.111a_1 + 0.523a_2 + 0.629a_3 + 0.584a_4 \\ F_5 = 0.326a_1 + 0.346a_2 + 0.336a_3 + 0.345a_4 \\ F_6 = -0.842a_1 + 0.280a_2 + 0.328a_3 + 0.268a_4 \end{cases}$$

[0091] S106:将特征参数输入到预先训练的分类器,得到变压器局部放电故障类型的识别结果并输出。

[0092] 上述的变压器内部放电故障类型的识别方法,通过接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号,提取局部放电特高频信号的特征参数,将特征参数输入到预先训练的分类器中,得到变压器局部放电故障类型的识别结果。通过绘制局部放电特高频信号的时频分布图,对时频分布图进行灰度化处理,基于灰度共生矩阵提取局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数,并对初步特征参数进行主成分分析处理,提取得到局部放电特高频信号的特征参数,能够准确地从采集的变压器局部放电特高频信号中提到到特征参数,输入到预先训练的分类器中,利用分类器快速识别变压器内部放电故障类型,为变压器检修计划安排提供依据,从而有效的保障电力变压器的安全稳定运行。

[0093] 在另一个实施例中,在步骤S102之前,还包括步骤:S101:预先训练得到分类器。

[0094] 具体的,步骤S101包括以下步骤1至步骤3:

[0095] 步骤1:在变压器内部预置预设类型的变压器局部放电故障,并分别采集各类型变压器局部放电故障在不同预设电压下的样本局部放电特高频信号。

[0096] 本实施例中,预设类型的变压器局部放电故障至少包括油中金属尖端型放电、油中沿面型放电、绝缘纸内部金属污染型放电和绝缘纸内部气隙放电中的一种或多种。每种放电故障分别预置在相同型号的变压器内部,例如,油浸式变压器内部,依次分别加压采集局部放电特高频信号样本。每次加压至发生局部放电后,再继续升压三次,每次升压的幅值均为起始放电电压幅值的10%。在一个具体的实施方式中,在三种不同电压等级下分别使用外置型天线传感器采集100组局部放电信号样本。四类绝缘缺陷的局部放电特高频信号样本数均为300组。各类绝缘缺陷的局部放电特高频信号的波形图如图3至图6所示。

[0097] 步骤2:采用提取局部放电特高频信号的特征参数的方法得到各样本局部放电特高频信号的特征参数。

[0098] 分类器训练中所使用的提取局部放电特高频信号的特征参数的方法与识别过程中所使用的提取局部放电特高频信号的特征参数的方法相同,在此不再赘述。

[0099] 具体的,各类典型绝缘缺陷的局部放电特高频信号时频分布灰度图如图7至图10所示。

[0100] 步骤3:将至少部分各类局部放电特高频信号样本及其特征参数组合成特征向量样本集,并采用遗传算法对特征向量样本集训练得到分类器。

[0101] 如图11所示,采用遗传算法训练得到分类器的步骤包括以下步骤:

[0102] 步骤A:将至少部分各类局部放电特高频信号样本及降维处理后的局部放电特高频信号特征参数组合成特征向量样本集。

[0103] 具体的,将至少各部分样本局部放电特高频信号及经过PCA降维后的特征参数组

合成特征向量样本集利用训练集的数据和遗传算法进行分类器参数的优化设计。

[0104] 步骤B:设置遗传算法的初始数据,其中,交叉验证层数设为5层,种群规模设为20,最大迭代次数设为100,染色体长度设为20,交叉概率设为0.9,变异概率设为0.01。

[0105] 步骤C:设置遗传算法的惩罚参数和核函数参数的范围,构成初始种群。

[0106] 具体的,设置惩罚参数 $c$ 和核函数参数 $g$ 的范围,构成初始种群,在本发明中, $c \in [0,100]$ , $g \in [0,100]$ 。

[0107] 步骤D:以不同的惩罚参数 $c$ 和核函数参数 $g$ 的组合下的支持向量机识别率作为遗传算法中的适应度值。

[0108] 步骤E:进行遗传操作,并计算每组惩罚参数 $c$ 和核函数参数 $g$ 组合下的识别率;遗传操作包括选择、交叉和变异等。

[0109] 步骤F:判断该组惩罚参数 $c$ 和核函数参数 $g$ 组合下的识别率是否最高。当判断结果为是时,执行步骤G,当判断结果为否时,执行步骤H。

[0110] 步骤G:将该组惩罚参数 $c$ 和核函数参数 $g$ 分别更新为最优组惩罚参数和最优核函数参数。

[0111] 步骤H:保留之前的最优组惩罚参数和最优核函数参数。

[0112] 在步骤G和步骤H之后,执行步骤I:判断是否满足终止条件。在本实施例中,终止条件为到达最大迭代次数。若是,执行步骤J,若否,返回步骤E。

[0113] 步骤J:以最优组惩罚参数和最优核函数参数重新组合训练分类器。

[0114] 在本发明实例中, $c_{best} = 53.058$ , $g_{best} = 50.669$ 。遗传算法寻找最优参数的适应度曲线图如图12所示。

[0115] 在一个具体的实施方式中,将100组局部放电特高频信号样本及其特征参数组合成特征向量样本集,将200组局部放电特高频信号样本及其特征参数组合成特征向量测试集。为验证分类器识别率,采用优化后的SVM分类器对特征向量样本集中的测试集进行识别,得到最终各类局部放电的识别结果,验证所提取的特征参数的有效性。在本发明实例中,各类变压器局部放电特高频信号的识别率如表2所示,其中油中金属尖端型放电为N型放电、油中沿面型放电为S型放电、绝缘纸内部金属污染型放电为M型放电、绝缘纸内部气隙放电为G型放电。结果表明,本发明的变压器内部放电故障类型的识别方法,可以准确的识别变压器内部各类典型绝缘缺陷类型。

[0116] 表2各类变压器局部放电特高频信号识别率

绝缘缺陷 类型	识别结果				识别率	总识别 率
	N	S	M	G		
N	194	3	0	3	97.00%	96.88%
S	2	192	1	5	96.00%	
M	2	3	194	1	97.00%	
G	2	3	0	195	97.50%	

[0118] 在一个实施例中,如图13所示,提供一种变压器内部放电故障类型的识别装置,包括:

[0119] 接收模块702,用于接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号。

[0120] 提取模块704,用于提取局部放电特高频信号的特征参数。

[0121] 识别模块706,用于将特征参数输入到预先训练的分类器,得到变压器局部放电故障类型的识别结果并输出。

[0122] 其中,提取模块包括:时频分布图处理模块7041、特征参数提取模块7042和分析模块7043。

[0123] 时频分布图处理模块7041,用于绘制局部放电特高频信号的时频分布图,并对时频分布图进行灰度化处理,得到各局部放电特高频信号的时频分布灰度图。

[0124] 特征参数提取模块7042,用于计算时频分布灰度图的灰度共生矩阵,并基于灰度共生矩阵提取局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数。

[0125] 分析模块7043,用于对初步特征参数进行主成分分析处理,提取初步特征参数中的主成分作为局部放电特高频信号的特征参数。

[0126] 在另一个实施例中,还包括分类器和采集模块。

[0127] 采集模块,用于在变压器内部预置预设类型的变压器局部放电故障,并分别采集各类型变压器局部放电故障在不同预设电压下的样本局部放电特高频信号。

[0128] 提取模块,用于提取各样本局部放电特高频信号的特征参数。

[0129] 分类器,用于将至少部分各样本局部放电特高频信号及其特征参数组合成特征向量样本集,并采用遗传算法对特征向量样本集训练得到分类器。

[0130] 在另一个实施例中,时频分布图处理模块包括时频处理单元和灰度处理单元。

[0131] 时频处理单元,用于对各局部放电特高频信号进行S变换得到对应的时频分布图。

[0132] 灰度处理单元,用于对时频分布图进行灰度化处理,得到各局部放电特高频信号的时频分布灰度图。

[0133] 其中,S变换的定义为:

$$[0134] \quad S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \omega(t - \tau) e^{-j2\pi ft} dt$$

$$[0135] \quad \omega(t - \tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(t-\tau)^2}{2}}$$

[0136] 其中,f为频率,t、 $\tau$ 为时间,j为虚数单位, $\omega(t - \tau, f)$ 为高斯窗函数。

[0137] 在一个实施例中,特征参数提取模块包括计算单元和特征参数处理单元。

[0138] 计算单元,用于计算时频分布灰度图的各给定角度上的灰度共生矩阵。

[0139] 特征参数处理单元,用于基于各给定角度的灰度共生矩阵,提取局部放电特高频信号的时频分布的各纹理特征类型的特征参数;纹理特征类型包括能量、熵、对比度、相关度、均匀度和相异度。

[0140] 在一个实施例中,分析模块包括构建单元、特征处理单元、矩阵处理单元和选择单元。

[0141] 构建单元,用于构建局部放电特高频信号与初步特征参数的原始矩阵,并求其协方差矩阵。

[0142] 特征处理单元,用于计算协方差矩阵的特征值和特征量。

[0143] 矩阵处理单元,用于将特征量矩阵中的各列按特征量由大至小排列得到变换矩阵,将原始矩阵右乘变换矩阵得到特征参数矩阵。

[0144] 选择单元,用于选择大于1的特征值作为主成分个数 $r$ ,特征参数矩阵中的前 $r$ 个元素为主成分,将主成分作为局部放电特高频信号的特征参数。

[0145] 上述的变压器内部放电故障类型的识别装置,通过接收外置型天线传感器采集的变压器局部放电特高频信号,提取局部放电特高频信号的特征参数,将特征参数输入到预先训练的分类器中,得到变压器局部放电故障类型的识别结果。通过绘制局部放电特高频信号的时频分布图,对时频分布图进行灰度化处理,基于灰度共生矩阵提取局部放电特高频信号时频分布的初步特征参数,并对初步特征参数进行主成分分析处理,提取得到局部放电特高频信号的特征参数,能够准确地从采集的变压器局部放电特高频信号中提到到特征参数,输入到预先训练的分类器中,利用分类器快速识别变压器内部放电故障类型,为变压器检修计划安排提供依据,从而有效的保障电力变压器的安全稳定运行。

[0146] 以上所述实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0147] 以上所述实施例仅表达了本发明的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。因此,本发明专利的保护范围应以所附权利要求为准。

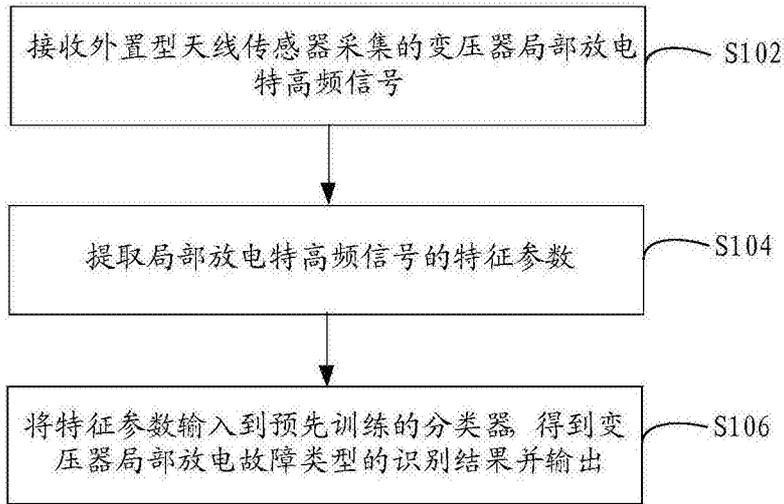


图1

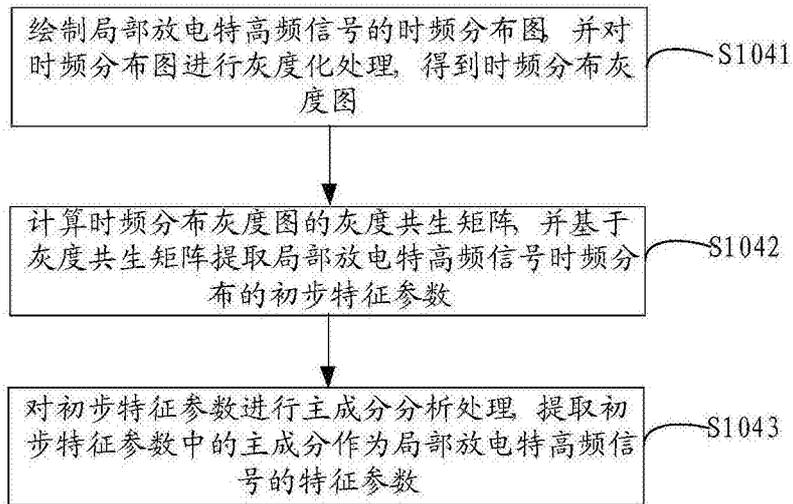


图2

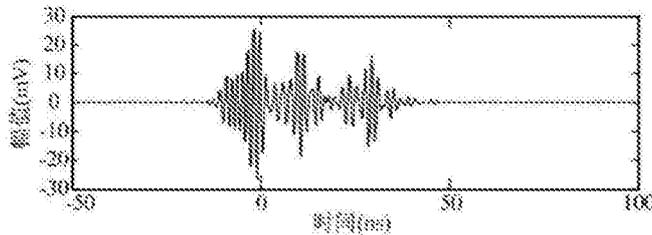


图3

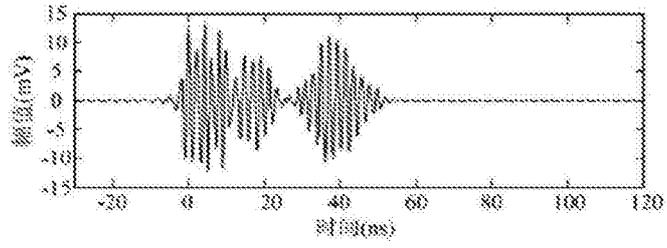


图4

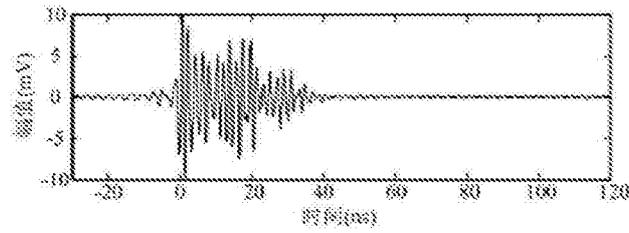


图5

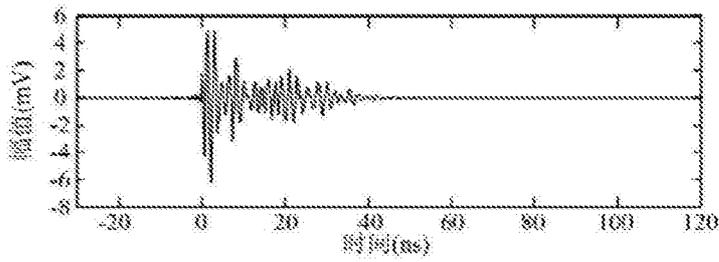


图6

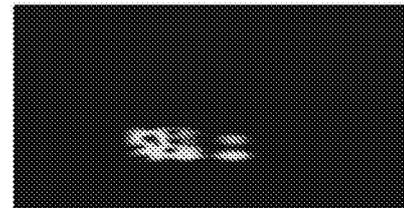


图7

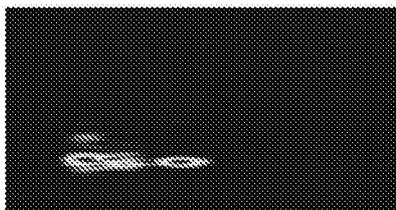


图8

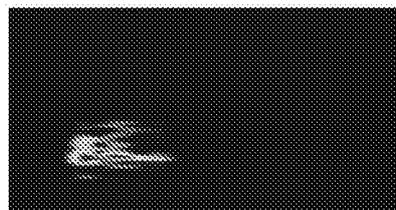


图9



图10

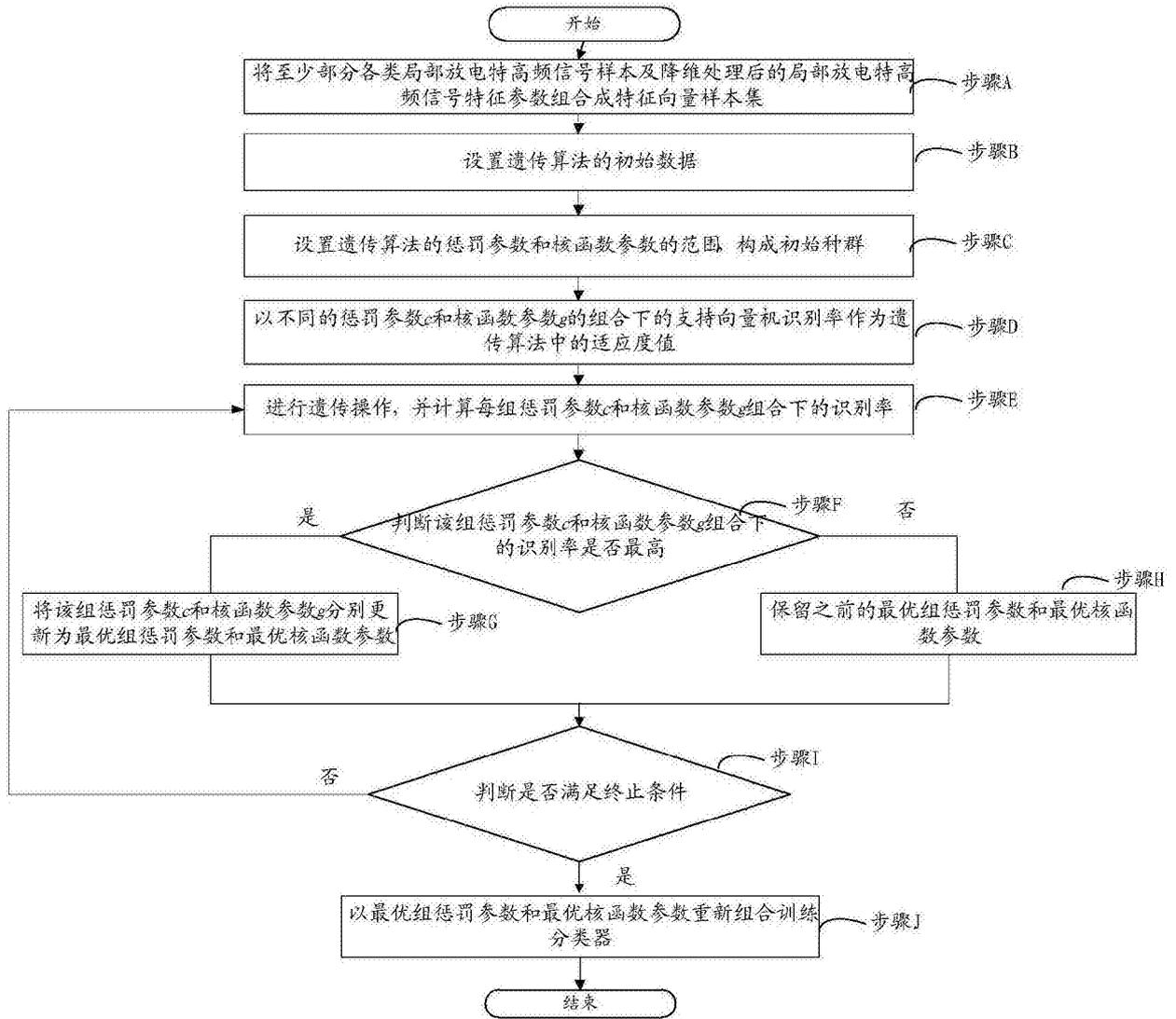


图11

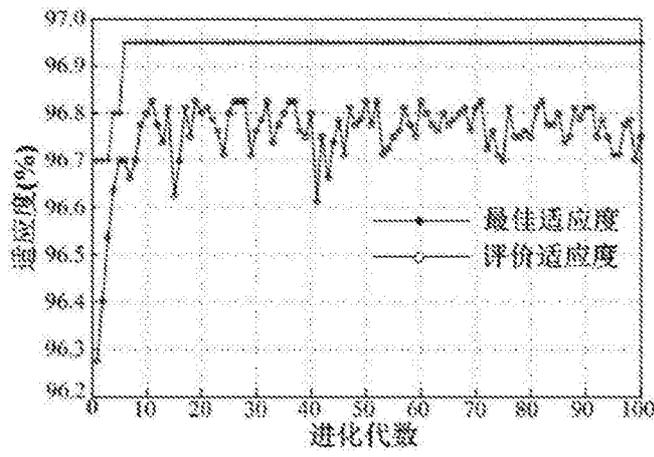


图12

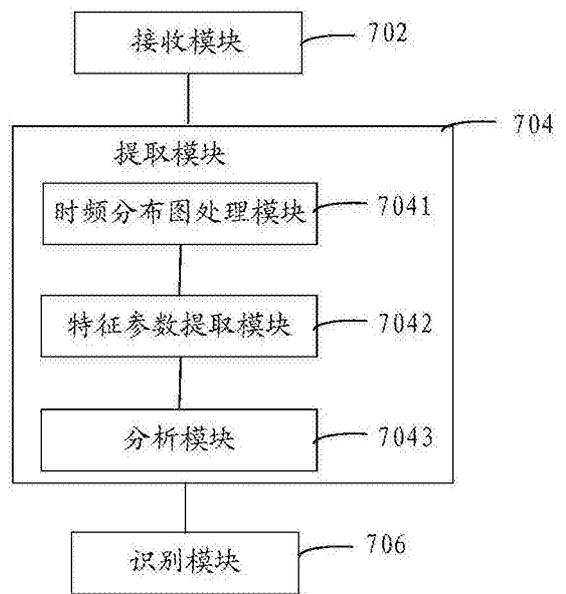


图13