



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104021394 A

(43) 申请公布日 2014. 09. 03

(21) 申请号 201410244819. 2

(22) 申请日 2014. 06. 05

(71) 申请人 华北电力大学(保定)

地址 071003 河北省保定市永华北大街 619 号

(72) 发明人 翟永杰 伍洋 程海燕 于金生 王迪

(74) 专利代理机构 北京中海智圣知识产权代理有限公司 11282

代理人 杨树芬

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006. 01)

G06K 9/66 (2006. 01)

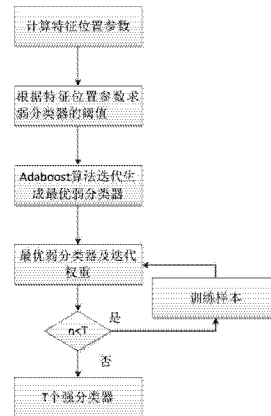
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54) 发明名称

基于 Adaboost 算法的绝缘子图像识别方法

(57) 摘要

本发明公开了基于 Adaboost 算法的绝缘子图像识别方法,本发明采用了扩大检测窗口的方法在检测的最初,检测窗口和样本大小一致,然后按照一定的尺度参数进行移动,遍历整个图像,标出可能的目标区域。遍历完以后按照指定的放大的倍数参数放大检测窗口,然后再进行一次图像遍历;这样不停的放大检测窗口对检测图像进行遍历,直到检测窗口超过原图像的一半以后停止遍历;本发明的优点是有效地提升了绝缘子的识别效果,为后续的故障检测工作提供了良好的铺垫,并大大地提高了目标的检测速度。



1. 基于 Adaboost 算法的绝缘子图像识别方法,其特征在于,采用 AdaBoost 算法的同时进行特征的选择和分类器的训练;

所述 AdaBoost 算法采用了扩大检测窗口的方法在检测的最初,检测窗口和样本大小一致,然后按照一定的尺度参数进行移动,遍历整个图像,标出可能的目标区域,遍历完以后按照指定的放大的倍数参数放大检测窗口,然后再进行一次图像遍历;这样不停的放大检测窗口对检测图像进行遍历,直到检测窗口超过原图像的一半以后停止遍历;AdaBoost 算法是一种样本权重的迭代更新过程,可以将一组弱分类器自适应地提升为强分类器,拓为每个训练样本引入一个权重,训练通过迭代过程实现;每次迭代训练一弱分类器使其在当前的权重分布下错误率最低;每次迭代结束后增大分类错误样本的权重,降低分类正确样本的权重,从而使得下次迭代若分类器的选择更加重视错误的样本。

2. 根据权利要求 1 所述的基于 Adaboost 算法的绝缘子图像识别方法,其特征在于,具体步骤如下:

(1) 初始化每个样本的权值, S 代表样本空间训练集, x_i 表示第 i 个样本的样本空间, y_i 表示第 i 个样本的类别标识集合, D_t 表示第 t 轮训练后的样本分布,对每一个 $(x_i, y_i) \in S$, 令 $D_t(x_i, y_i) = 1/N, i = 1, 2, K, N$, 表示初始的样本分布为均匀分布;

(2) 对于第 i 个样本空间 x_i , 选择弱分类器,以 h 表示, h_t 表示第 t 轮训练后产生的弱分类器,即

$$h_t(x_i) = \begin{cases} 1, \lambda_i x_i < \lambda_i \theta_i \\ 0, \lambda_i x_i \geq \lambda_i \theta_i \end{cases}$$

式中:阈值 θ_i 一般取第 i 个样本该类特征值的中值, $\lambda_i \in \{-1, 1\}$ 表示第 i 个样本不等号的偏置方向,根据第 t 轮训练后产生的样本权重分布 D_t 进行学习,获得该轮的弱分类器 h_t , 计算错误率 ε_t , 即 $\varepsilon_t = \sum D_t(x_i, y_i)$, 若 $\varepsilon_t < 0.5$, 令 α_t 满足: $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln[(1-\varepsilon_t)/\varepsilon_t]$, α_t 是第 t 轮训练后产生的弱分类器 $h_t(x)$ 的性能评价因子;若 $\varepsilon_t \geq 0.5$, 删除本轮生成的弱分类器, $t = t+1$, 返回 (1);

(3) 更新样本权值,

$$D_{t+1}(x_i, y_i) = \frac{D_t(x_i, y_i) e^{-\alpha_t y_i h_t(x_i)}}{Z_t}$$

式中: Z_t 是第 t 轮训练后产生的归一化因子, 归一化使得 $\sum_{i=1}^T D_t(x_i, y_i) = 1$;

(4) 输出强分类器

$$H(x) = \text{sgn}[\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)]$$

式中, $H(x)$ 代表样本 x 强分类器, α_t 是第 t 轮训练后产生的弱分类器 $h_t(x)$ 的性能评价因子, 由弱分类器 $h_t(x)$ 作用于样本集产生的分类错误的样本权重之和 ε_t 来决定, α_t 是 ε_t 的减函数, ε_t 越小, 则 $h_t(x)$ 的重要性越大, 强分类器 $H(x)$ 由所有的弱分类器 $h_1(x), h_2(x), \dots, h_T(x)$ 通过加权求和得到, 即这个强分类器对待一幅待检测图像时, 相当于让所有弱分类器投票, 再对投票结果按照弱分类器的错误率加权求和, 将投票加权求和

的结果与平均投票结果比较得出最后的结果。

基于 Adaboost 算法的绝缘子图像识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及基于 Adaboost 算法的绝缘子图像识别方法，属于图像识别技术领域。

背景技术

[0002] 目前，关于绝缘子的识别问题，传统的很多方法已经被提出，传统的不同的方法各有利弊：从颜色特征的角度上来说，得到绝缘子的基于形态学算法改进最佳熵阈值分割算法分割 S 分量图，通过灰度信息复原图像与滤波计算绝缘子和背景区域的形状特征值，并设计分类决策条件；类似地，从重复特征角度上考虑，对有问题的绝缘子检测、在噪声和复杂背景情况下具有稳定性的优点；另外，还有采用投影特点作为识别思路使用侧面投影直接从图像中搜索绝缘子；为了克服负面干扰，用阈值分割的方法；使用基于 PCA 方法进行倾斜校正，在特征集中选取 5 个特征，并使用 SVM 来确定绝缘子的五个特征，但是，该方法局限性较大，容易将杆塔的阴影部分也错误地识别成绝缘子，对拍摄的角度和天气要求比较高。

[0003] 利用物理辐射的方法检测绝缘子，用紫外线电晕成像法即采用高灵敏度的紫外线辐射接受器，录电晕和表面放电过程中辐射的紫外线，再加以处理分析达到评价设备状况的目的，该方法可以不受地理环境条件的限制。但这种方法对灵敏度的统一要求较高。还有选用应用组合方法分割绝缘子串红外图像，红外热成像技术可将不可见的被测物体的表面温度转换为直观的热图像。应用组合方法分割绝缘子串红外图像。为了解决绝缘子串中单个绝缘子盘面的提取问题，该方法最小二乘法对单个绝缘子盘面的边缘进行了椭圆拟合；此外，还有用自组织映射的方法识别绝缘子的局部放电，其中明显的局部放电用非线性 PCA 方法提取，同时采用 SOM（自组织映射）网络作为检测方法，用 250 个现场测试到的局部放电的特征向量进行试验验证，该方法识别成本较高，安全性低，对设备的消耗较大，一般来说适用性比较低。

[0004] 综上所述，上述传统方法都不能有效地提升绝缘子的检测、识别效果。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种能够克服上述技术问题的基于 Adaboost 算法的绝缘子图像识别方法，本发明提出的结合 3D 建模构造正样本的 AdaBoost 级联分类器的绝缘子识别方法，选用 3D 模型制作精确纯净的正样本大大提高了检测、识别效果。

[0006] Haar-like 特征集合十分庞大，即使每个特征的计算十分高效，利用所有特征进行分类也是不现实的，本发明所以需要采用 AdaBoost 算法的同时进行特征的选择和分类器的训练。

[0007] AdaBoost 算法采用了扩大检测窗口的方法在检测的最初，检测窗口和样本大小一致，然后按照尺度参数，即每次移动的像素个数，向左然后向下进行移动，遍历整个图像，标出可能的目标区域。遍历完成以后，按照指定的放大的倍数参数放大检测窗口，然后再进行一次图像遍历；这样不停的放大检测窗口对检测图像进行遍历，直到检测窗口超过原图像的一半以后停止遍历。AdaBoost 算法是一种样本权重的迭代更新过程，可以将一组弱分

类器自适应地提升为强分类器,拓为每个训练样本引入一个权重,训练通过迭代过程实现。每次迭代训练一弱分类器使其在当前的权重分布下错误率最低。每次迭代结束后增大分类错误样本的权重,降低分类正确样本的权重,从而使得下次迭代若分类器的选择更加重视错误的样本。本发明的具体算法步骤如下:

[0008] (1) 初始化每个样本的权值, S 代表样本空间训练集, x_i 表示第 i 个样本的样本空间, y_i 表示第 i 个样本的类别标识集合, D_t 表示第 t 轮训练后的样本分布, 对每一个 $(x_i, y_i) \in S$, 令 $D_t(x_i, y_i) = 1/N$, $i = 1, 2, K, N$, 表示初始的样本分布为均匀分布。

[0009] (2) 对于第 i 个样本空间 x_i , 选择弱分类器 (用 h 表示), h_t 表示第 t 轮训练后产生的弱分类器, 即

$$[0010] \quad h_t(x_i) = \begin{cases} 1, \lambda_i x_i < \lambda_i \theta_i \\ 0, \lambda_i x_i \geq \lambda_i \theta_i \end{cases}$$

[0011] 式中: 阈值 θ_i 一般取第 i 个样本该类特征值的中值, $\lambda_i \in \{-1, 1\}$ 表示第 i 个样本不等号的偏置方向。根据第 t 轮训练后产生的样本权重分布 D_t 进行学习, 获得该轮的弱分类器 h_t , 计算错误率 ε_t , 即 $\varepsilon_t = \sum D_t(x_i, y_i)$, 若 $\varepsilon_t < 0.5$, 令 α_t 满足 $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln[(1-\varepsilon_t)/\varepsilon_t]$, α_t 是第 t 轮训练后产生的弱分类器 $h_t(x)$ 的性能评价因子; 若 $\varepsilon_t \geq 0.5$, 删除本轮生成的弱分类器, $t = t+1$, 返回 (1)。

[0012] (3) 更新样本权值,

$$[0013] \quad D_{t+1}(x_i, y_i) = \frac{D_t(x_i, y_i) e^{-\alpha_t y_i h_t(x_i)}}{Z_t}$$

[0014] 式中: Z_t 是第 t 轮训练后产生的归一化因子, 归一化使得 $\sum_{i=1}^N D_t(x_i, y_i) = 1$ 。

[0015] (4) 输出强分类器,

$$[0016] \quad H(x) = \text{sgn}[\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)]$$

[0017] 式中, $H(x)$ 代表样本 x 强分类器, α_t 是第 t 轮训练后产生的弱分类器 $h_t(x)$ 的性能评价因子, 由弱分类器 $h_t(x)$ 作用于样本集产生的分类错误的样本权重之和 ε_t 来决定, α_t 是 ε_t 的减函数, ε_t 越小, 则 $h_t(x)$ 的重要性越大。强分类器 $H(x)$ 由所有的弱分类器 $h_1(x), h_2(x), \dots, h_T(x)$ 通过加权求和得到, 即这个强分类器对待一幅待检测图像时, 相当于让所有弱分类器投票, 再对投票结果按照弱分类器的错误率加权求和, 将投票加权求和的结果与平均投票结果比较得出最后的结果。

[0018] AdaBoost 算法可以在训练样本中用不同的样本集训练同一个分类器, 通过这种适应性较强的方法提高样本的高精度。AdaBoost 算法在设计上要求训练的过程中用多个样本集生成多个分类器, 并且最终将多个分类器级联成一个强大的分类器。根据设计原理, 其中最终生成的级联分类器称为强分类器, 构成强分类器的分类器是弱分类器。在这种设计思路, 当分类器的级数非常庞大的时候, AdaBoost 算法的精度将是完美的。

[0019] 本发明的优点是有效地提升了绝缘子的识别效果, 为后续的故障检测工作提供了良好的铺垫, 并大大地提高了目标的检测速度, 具有较强的实用价值和现实意义。

附图说明

- [0020] 图 1 是本发明的 Haar 矩形特征示意图；
 [0021] 图 2 是本发明的 Haar 边缘特征示意图；
 [0022] 图 3 是本发明的 Haar 线特征示意图；
 [0023] 图 4 是本发明的 Haar 中心环绕特征示意图；
 [0024] 图 5 是本发明的 Haar 对角线特征示意图；
 [0025] 图 6 是本发明的 Haar 特征值计算区域图；
 [0026] 图 7 是本发明的 AdaBoost 算法训练示意图。

具体实施方式

[0027] 下面结合附图和实施例对本发明进行详细描述。

[0028] Papageorgiou 采用 Haar 小波基函数针对正面人脸和人体检测问题进行了研究,发现标准正交 Haar 小波基在应用上受到一定限制,为了取得更好的空间分辨力,Papageorgiou 使用了的非标准 Haar 小波进行特征选择,如图 1 所示,四种矩形特征,其中第一个矩形和第三个矩形为边界特征,第二个矩形为细线特征,第四个矩形为对角线特征。

[0029] LienhartR. 等对 Haar-like 矩形特征库作了进一步扩展,加入旋转 45° 角方向的矩形特征,扩展后 Haar 的特征分为 4 种类型:Haar 边缘特征、Haar 线性特征、Haar 中心环绕特征和 Haar 对角线特征。图 2 作为 Haar 边缘特征,图 2(a) 是 x 方向大小为的 Haar 边缘特征,图 2(b) 是 y 方向的 Haar 边缘特征,图 2(c) 是 x 倾斜方向的 Haar 边缘特征,图 2(d) 是 y 倾斜方向的 Haar 边缘特征;图 3 作为 Haar 线性特征,图 3(a) 是 x 方向长为 3 的 Haar 线性特征,图 3(b) 是 x 方向长为 4 的 Haar 线性特征,图 3(c) 是 x 倾斜方向长为 3 的 Haar 线性特征,图 3(d) 是 x 倾斜方向长为 4 的 Haar 线性特征,图 3(e) 是 y 方向长为 3 的 Haar 线性特征,图 3(f) 是 y 方向长为 4 的 Haar 线性特征,图 3(g) 是 y 倾斜方向长为 3 的 Haar 线性特征,图 3(h) 是 y 倾斜方向长为 4 的 Haar 线性特征;图 4 作为 Haar 点特征,图 4(a) 是 Haar 点特征,图 4(b) 是 Haar 倾斜点特征;图 5 作为 Haar 对角线特征。

[0030] 特征模板的特征值定义为:白色矩形像素和减去黑色矩形像素和。那么在介绍特征值的计算前,先引入积分图的概念。

[0031] 一个区域的像素值可以利用该区域的短点的积分图来计算,如图 6 所示,在图 6 中用 $ii(1)$ 表示区域 A 的所有像素值,其中 1 代表交叉节点 1; $ii(2)$ 表示区域 A+B 的所有像素值,其中 2 代表交叉节点 2; $ii(3)$ 表示区域 A+C 的所有像素值,其中 3 代表交叉节点 3; $ii(4)$ 表示区域 A+B+C+D 的所有像素值,其中 4 代表交叉节点 4。从而区域 D 的像素值(用 f 表示)等价于区域 A+B+C+D 的像素值 $ii(4)$ 与区域 A 的像素值 $ii(1)$ 的和,再减去区域 A+B 的像素值 $ii(2)$ 和区域 A+C 的像素值 $ii(3)$,即:

$$[0032] \quad f = ii(4) + ii(1) - ii(2) - ii(3)$$

[0033] 因此一个区域的像素值,可以由该区域的端点的积分图来计算。由前面特征模板的特征值的定义可以推出,矩形特征的特征值可以由特征端点的积分图计算出来。

[0034] 所以,矩形特征的特征值,只与特征矩形的短点的积分图有图,而与图像的坐标无关。通过计算特征矩形的端点的积分图,再进行简单的加减运算,就可以得到特征值。正因

为如此,特征的计算速度大大提高,也提高了目标的检测速度。

[0035] 如图7所示是AdaBoost算法训练示意图,在训练之初设定每一个样本的权重是一个固定值,然后对该样本的某个特征进行训练,并得到基本分类器 $h_1(x)$,当被训练的样本为错分样本是,在最初的设定权重值的基础上,增加该样本生成的基本分类器 $h_1(x)$ 的权重值,而训练后的样本为正确的分类样本时,在设定的权重值基础上减小该样本生成的基本分类器 $h_1(x)$ 的权重值,这样正确样本和错分样本生成的基本分类器 $h_1(x)$ 的权重值就会出现偏差,这样的结果就是得到一个基本分类器权重值构成的分布,其中错分越多,新定义的权重值就越小(与前面的权重值正好相反)。此时再对新得到的基本分类器进行训练,得到 $h_2(x)$ 的及本层面的权重值。按照这种规律,可以得到多层次的分层器,每一层都是用上一阶段的基本分类器训练得来。最后,按照一定的权重累加,就得到了强分类器。

[0036] 级联结构分类器由多个弱分类器组成,每一级都比前一级复杂。每个分类器可以让几乎所有的正例通过,同时滤除大部分负例。这样每一级的待检测正例就比前一级少,排除了大量的非检测目标,可提高检测速度。

[0037] 本发明在实施例的软件设计中,设置了导入功能可提供导入单幅图片或多幅图片,设置了识别功能包括显示识别字符信息、显示识别效果图、显示识别位置信息,同时能够对需要的图片进行存储保存,采用人性化的界面设计使软件的整体使用更加容易操作。

[0038] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明公开的范围内,能够轻易想到的变化或替换,都应涵盖在本发明权利要求的保护范围内。

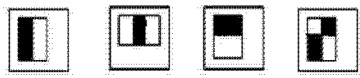


图 1

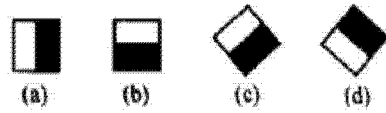


图 2

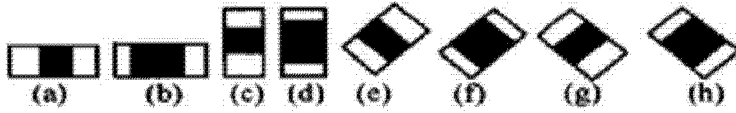


图 3



图 4

图 5

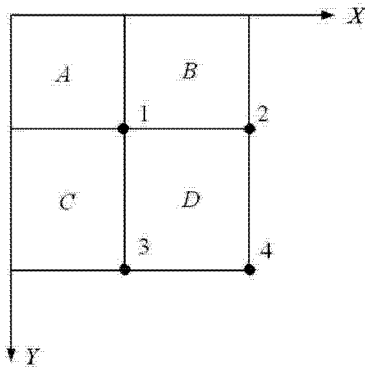


图 6

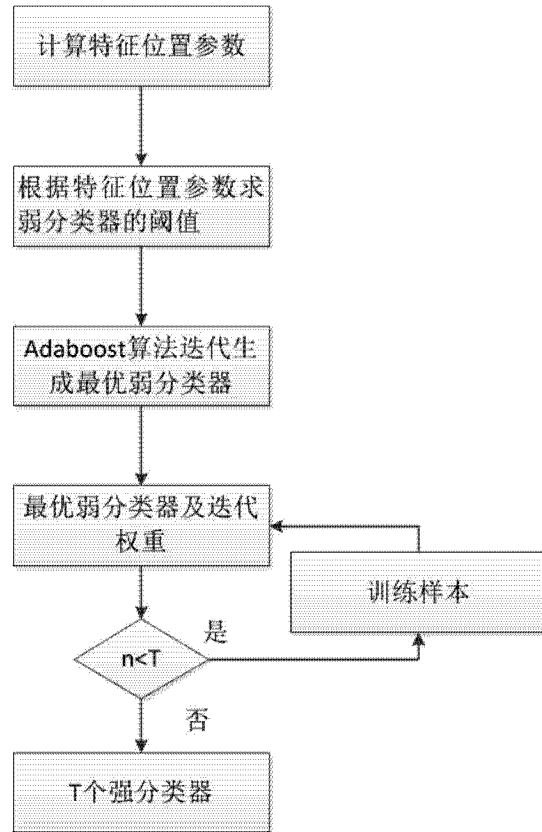


图 7