



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106022345 B

(45)授权公告日 2019.04.05

(21)申请号 201610347693.0

G06K 9/48(2006.01)

(22)申请日 2016.05.24

G06K 9/62(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

G06T 7/10(2017.01)

申请公布号 CN 106022345 A

G06T 3/40(2006.01)

(43)申请公布日 2016.10.12

(56)对比文件

(66)本国优先权数据

201610230715.5 2016.04.13 CN

尤玮.基于多特征与改进霍夫森林的行人检测方法.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 信息科技辑》.2015,

(73)专利权人 杭州远鉴信息科技有限公司

地址 310051 浙江省杭州市滨江区长河街道滨安路1180号7号楼139室

张文婷.交通环境下基于改进霍夫森林的目标检测与跟踪.《中国优秀硕士学位论文全文数据库 信息科技辑》.2015,

(72)发明人 齐冬莲 闫云凤 邵建雄 顾弘

李超勇 马必焕 陈拓

丁四海等.数字图像处理技术在电气控制柜开关状态识别中的应用.《开发应用》.2013,

(74)专利代理机构 杭州求是专利事务有限公司
33200

刘倩等.联合生成与判别模型的目标检测与跟踪.《中国图象图形学报》.2013,

代理人 林超

审查员 刘彩凤

(51)Int.Cl.

G06K 9/46(2006.01)

权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法。首先利用随机森林对“分”和“合”两种状态的开关模型进行学习,形成对应的投票码本;其次利用两种开关模型生成的投票码本通过霍夫变换对开关中心位置进行投票,获得开关位置的矩形框描述,完成开关的检测与定位;最后根据两种开关模型的检测结果判断开关的状态。本发明能够实现开关状态的自动识别,具有较高的准确率,并且具有稳定性好,抗干扰能力强,通用性高等优点,具有良好的鲁棒性,能够应用于机器人巡检系统或者是变电站智能视频监控系统中。

1. 一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法,包括以下步骤:

1) 采集开关样本图片,开关样本图片包含电网开关目标物,目标物分为“分”和“合”的两类开关;

2) 遍历所有开关样本图片,根据已设定的采集步长将图片进行分割,并依据采集步长从中提取多个相同大小的图像块,对于每块图像块提取其特征,特征包括梯度特征、颜色特征和边缘轮廓特征,形成获得训练集;

步骤2) 边缘轮廓特征采用以下方式进行提取:对于每一图像块,分别提取图像块沿水平方向和垂直方向的一阶、二阶微分,共计四个微分作为四个边缘轮廓特征向量,组成边缘轮廓特征向量集;

3) 将步骤2) 获得的所有图像块的数据在基于霍夫森林在有监督判断的分类器中进行学习训练,训练获得一系列决策树,从而获得由决策树形成的决策森林:每一棵决策树由一个根节点以及若干分支节点和叶节点组成,根节点存储所有训练集 $\{p_i\}$, 叶节点存储到达该节点的训练集 $\{p_i\}$, 即图像块的信息,分支节点存储分类结果信息;

步骤3) 具体为:

输入根节点存储的所有训练集 $\{p_i\}$, 以二值测试作为分裂方式,即从根节点存储的所有训练集 $\{p_i\}$ 的图像块特征集中选取任一特征通道,并在该特征通道上任意选取两个不同位置上的点,对这两点上的值进行判断,具体定义如下公式所示,获得的分类结果存储在在分支节点处,由此获得特征通道集 I 的分类结果集 $T_{a,p,q,r,s,\delta}(I)$:

$$T_{a,p,q,r,s,\delta}(I) = \begin{cases} 0, & I^a(p,q) < I^a(r,s) + \delta \\ 1, & otherwise \end{cases}$$

式中, a 表示特征通道号, $a \in \{1, 2, \dots, C\}$, I 表示特征通道集合, (p, q) 和 (r, s) 表示特征通道上的两个像素点坐标, δ 表示分裂阈值;

所述的分裂阈值 δ 采用以下方式计算:

在分支节点处分别用类不确定度 $Q_1(A)$ 和偏移量不确定度 $Q_2(A)$ 来度量到达该分支节点前景图像块的不纯度,类不确定度 $Q_1(A)$ 和偏移量不确定度 $Q_2(A)$ 分别采用以下公式计算:

$$Q_1(A) = \sum_{i=0}^{K-1} P_i \cdot E(A)$$

$$Q_2(A) = \sum (d_i + d_A)^2$$

式中, P_i 是子节点 i 中训练集占父节点训练集的比例, K 表示子节点数量, $E(A)$ 是子节点中训练集类别的信息熵,熵越小则代表类别的不确定度越小; d_A 表示目标类别训练集偏移量的均值, d_i 表示目标类别训练集的偏移量, i 为图像块编号, A 表示到达该节点的训练集;

在决策树每一个分支节点的构造过程中,从类不确定度 $Q_1(A)$ 和偏移量不确定度 $Q_2(A)$ 中选取值最小的作为该分支节点的分裂阈值;

4) 对于待测图片,重复步骤2) 和步骤3) 采用与样本图片相同的处理方式获得待测图片所有图像块的训练集以及一系列决策树,再对各个图像块进行检测,获得图像块中每个像素作为目标物中心位置的概率,以概率作为像素值组成霍夫图像,寻找霍夫图像像素值最大点所在的坐标为目标物的中心位置;

5) 对原始的图像块进行多尺度缩放,每次求取霍夫图像目标物的中心位置,直至检测

和定位出图片中所有的开关；

6) 构建高压隔离开关的“合”开关模型和“分”开关模型，然后判别：

当“合”开关模型检测出的开关个数大于等于2且大于“分”开关模型检测到的开关数，则识别得到三相隔离开关的状态为闭合；

当“分”开关模型检测出的开关个数大于等于2且大于“合”开关模型检测到的开关数，则识别得到三相隔离开关的状态为断开。

2. 根据权利要求1所述的一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法，其特征在于：所述的开关样本图片是指人站在地面上，以电网开关作为目标物，正对目标物的左右偏差15度和仰视30-45度的范围内采集获得图片。

3. 根据权利要求1所述的一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法，其特征在于：所述的训练集中，每个图像块为 16×16 像素，第 i 个图像块 p_i 表示为：

$$p_i = (I(y), c(y), d(y))$$

其中， i 为图像块编号， $I(y)$ 为图像块特征集， $I(y) = \{I^1, I^2, \dots, I^j, \dots, I^c\}$ ，表示图像块在不同特征通道的特征信息， j 为特征通道号， c 表示特征通道总数； $c(y)$ 表示用于前景或背景的标记，来自前景的图像块标记为1，为正样本；来自背景的图像块标记为0，为负样本； $d(y)$ 表示正样本中图像块中心至目标物中心的偏移量， y 表示图像块的中心坐标。

4. 根据权利要求1所述的一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法，其特征在于：所述步骤2)中对于每一图像块提取梯度特征具体采用以下过程：

2.1) 提取图像块的梯度特征，在图像块的每个 5×5 像素的单元格内，采用梯度直方图来统计获得单元格的各像素的梯度信息，

2.2) 将单元格的梯度方向360度分为9个方向区间，对单元格内的每个像素用梯度方向在直方图中进行加权投影，权值为梯度幅值，方向直方图的幅值作为特征向量，由此提取9个梯度特征向量。

5. 根据权利要求4所述的一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法，其特征在于：步骤2.2)具体是：

将单元格的梯度方向360度分为9个方向区间，采用以下公式计算单元格中像素点的梯度，梯度幅值为：

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2}$$

式中， $G_x(x, y)$ 和 $G_y(x, y)$ 分别表示每个像素点 x 方向和 y 方向的梯度幅值；

梯度方向为：

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_x(x, y)}{G_y(x, y)}\right)$$

然后采用以下公式计算单元格内各个像素点在 $[-\pi/2, \pi/2]$ 梯度方向上的多个均匀区间内的加权投影：

$$G_k(x, y) = \sum_{\alpha(x, y) \in b_k} G(x, y) \quad 1 \leq k \leq 9$$

式中， $G_k(x, y)$ 表示单元格内不同梯度方向梯度幅值累加值， b 表示直方柱，用来表示不同的梯度方向范围， k 表示不同直方柱的编号。

6. 根据权利要求1所述的一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法,其特征在于:所述步骤2) 颜色特征采用以下方式进行提取:对于每一图像块,采用Lab颜色模型作为颜色特征,将原始图像转换为Lab颜色空间模型表示,L、a、b颜色分量分别作为三个颜色特征,组成颜色特征向量集。

7. 根据权利要求1所述的一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法,其特征在于:步骤4) 中图像块中每个像素作为目标物中心位置的概率采用以下方式计算获得:

4.1) 建立大小为 $M \times N$ 的矩形框作为检测窗口,假设霍夫空间H其中的点 $h(x_c)$ 表示目标物, x_c 表示目标物中心位置;

若 $x_i = h(x_c) \in H$,则表示该图像块来自于目标物 $h(x_c)$,若 $x_i = 0$,则表示该图像块来自于背景;

4.2) 将来自不同图像块线性累加到霍夫空间H,霍夫空间中采集以下公式计算获得图像块的像素位于目标物中心位置的概率 $P(h(x_c) = 1 | I(y))$:

$$P(h(x_c) = 1 | I(y)) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{p_i \in p} \{P(x_i = h(x_c), c(y) = 1 | I(y)) | x_c = y - d_L, d_L \in D_L\}$$

式中, p 表示所有投票元素 i 的集合, d_L 表示每一个可能的偏移量, T 为霍夫森林中决策树总数, t 表示霍夫森林中决策树的序数, D_L 记录到达该叶节点L的所有图像块中心距离目标中心的偏移量;

随机变量 x_i 的概率分布函数采用以下公式的核密度来估计计算,核函数为高斯核函数:

$$P(x_i = h(x_c), c(y) = 1 | I(y)) = \frac{1}{|D_L|} \sum_{d_L \in D_L} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|(y-x_c)-d_L\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot P_L$$

其中, P_L 表示位于节点L处的投票元素 i 属于目标类别的概率, σ 表示高斯核函数的标准差。

一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及了一种识别变电站开关状态的方法,尤其是涉及了一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法。

背景技术

[0002] 变电站远程视频监控系统虽然可以代替操作人员的现场核对工作,但是还是需要监控中心的运行操作人员去判断隔离开关、断路器的工作状态。这样的操作模式虽然能够缩短倒闸操作时间,但还是依赖于工作人员的主观判断,容易受到工作人员知识、经验等自身条件因素的影响。因此,如果能够在变电站中实现无人参与的“一键式”顺序控制的倒闸操作,对于实现变电站的无人值守化具有重要意义。借助于图像处理技术对断路器、隔离开关的位置状态进行识别是实现倒闸操作自动化的关键一步,也是亟需解决的难题之一。

发明内容

[0003] 为了解决背景技术中的问题,本发明提出了一种基于霍夫森林的高压隔离开关状态识别方法,能高效识别开关状态并具有良好稳定性。

[0004] 本发明的技术方案包括以下步骤:

[0005] 1) 采集开关样本图片,开关样本图片包含电网开关目标物,目标物分为“分”和“合”的两类开关;

[0006] 2) 遍历所有开关样本图片,根据已设定的采集步长将图片进行分割,并依据采集步长从中提取多个相同大小的图像块,对于每块图像块提取其特征,特征包括梯度特征、颜色特征和边缘轮廓特征,形成获得训练集;

[0007] 3) 将步骤2)获得的所有图像块的数据在基于霍夫森林在有监督判断的分类器中进行学习训练,训练获得一系列决策树,从而获得由决策树形成的决策森林:每一棵决策树由一个根节点以及若干分支节点和叶节点组成,根节点存储所有训练集 $\{p_i\}$,叶节点存储到达该节点的训练集 $\{p_i\}$ (即图像块的信息),分支节点存储分类结果信息;

[0008] 4) 对于待测图片,重复步骤2)和步骤3)采用与样本图片相同的处理方式获得待测图片所有图像块的训练集以及一系列决策树,再对各个图像块进行检测,获得图像块中每个像素作为目标物中心位置的概率,以概率作为像素值组成霍夫图像,寻找霍夫图像像素值最大点所在的坐标为目标物的中心位置;

[0009] 5) 结合一种启发性方法以避免非极大值抑制,由于拍摄角度、距离等因素的影响,图像中的开关大小会有所不同,因此对原始的图像块进行多尺度缩放,每次求取霍夫图像目标物的中心位置,直至检测和定位出图片中所有的开关,不能检测得到目标物的中心位置则认为没有开关;

[0010] 所述的多尺度缩放是指在原图像块尺寸的 $1/2\sim 2$ 倍范围内进行缩放。

[0011] 6) 变电站最常见的开关设备是高压三相隔离开关,其包含3个刀闸开关,并且这3个刀闸开关之间有联动机构保证它们能够保持相同的状态。因此,构建高压隔离开关的

“合”开关模型和“分”开关模型,然后判别:

[0012] 当“合”开关模型检测出的开关个数大于等于2且大于“分”开关模型检测到的开关数,则识别得到三相隔离开关的状态为闭合;

[0013] 当“分”开关模型检测出的开关个数大于等于2且大于“合”开关模型检测到的开关数,则识别得到三相隔离开关的状态为断开;

[0014] 当两种开关模型的检测结果相同,则表示这次开关状态识别失败。

[0015] 所述的开关样本图片是指人站在地面上,以电网开关作为目标物,正对目标物的左右偏差15度和仰视30-45度的范围内采集获得图片。

[0016] 所述的训练集中,每个图像块为 16×16 像素,第 i 个图像块 p_i 表示为:

[0017] $p_i = (I(y), c(y), d(y))$

[0018] 其中, i 为图像块编号, $I(y)$ 为图像块特征集, $I(y) = \{I^1, I^2, \dots, I^j, \dots, I^c\}$,表示图像块在不同特征通道的特征信息, j 为特征通道号, c 表示特征通道总数; $c(y)$ 表示用于前景或背景的标记,来自前景的图像块标记为1,为正样本;来自背景的图像块标记为0,为负样本; $d(y)$ 表示正样本中图像块中心至目标物中心的偏移量,负样本 $d(y)$ 不做定义, y 表示图像块的中心坐标;

[0019] 以包含目标物的区域作为前景,前景作为正样本,以不包含目标物的区域作为背景,背景作为负样本;

[0020] 所述步骤2)中对于每一图像块提取梯度特征具体采用以下过程:

[0021] 2.1)提取图像块的梯度特征,在图像块的每个 5×5 像素的单元格内,采用梯度直方图来统计获得单元格的各像素的梯度信息,

[0022] 2.2)将单元格的梯度方向360度分为9个方向区间,对单元格内的每个像素用梯度方向在直方图中进行加权投影,权值为梯度幅值,方向直方图的幅值作为特征向量,由此提取9个梯度特征向量。

[0023] 所述步骤2.2)具体是:

[0024] 将单元格的梯度方向360度分为9个方向区间,采用以下公式计算单元格中像素点的梯度,梯度幅值为:

$$[0025] \quad G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2}$$

[0026] 式中, $G_x(x, y)$ 和 $G_y(x, y)$ 分别表示每个像素点 x 方向和 y 方向的梯度幅值。

[0027] 梯度方向为:

$$[0028] \quad \alpha(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_x(x, y)}{G_y(x, y)}\right)$$

[0029] 然后采用以下公式计算单元格内各个像素点在 $[-\pi/2, \pi/2]$ 梯度方向上的多个均匀区间内的加权投影:

$$[0030] \quad G_k(x, y) = \sum_{\alpha(x, y) \in b_k} G(x, y) \quad 1 \leq k \leq 9$$

[0031] 式中, $G_k(x, y)$ 表示单元格内不同梯度方向梯度幅值累加值, b 表示直方柱,用来表示不同的梯度方向范围, k 表示不同直方柱的编号。

[0032] 所述步骤2)颜色特征采用以下方式进行提取:对于每一图像块,采用Lab颜色模型

作为颜色特征,将原始图像转换为Lab颜色空间模型表示,L、a、b颜色分量分别作为三个颜色特征,组成颜色特征向量集。

[0033] 所述步骤2) 边缘轮廓特征采用以下方式进行提取:

[0034] 对于每一图像块,分别提取图像块沿水平方向和垂直方向的一阶、二阶微分,共计四个微分作为四个边缘轮廓特征向量,组成边缘轮廓特征向量集,其中一阶、二阶微分用Sobel微分算子实现。

[0035] 共提取获得电网开关设备的16个特征向量组成开关的特征通道集I,每个特征向量即为一个特征通道,每个特征通道是与图像块大小相同的矩阵图块。

[0036] 所述的步骤3) 具体为:

[0037] 输入训练集 $\{p_i\}$,以二值测试作为分裂方式,即从训练集 $\{p_i\}$ 的图像块特征集中选取任一特征通道,并在该特征通道上任意选取两个不同位置上的点,对这两点上的值进行判断,具体定义如下公式所示,获得的分类结果存储在在分支节点处,由此获得特征通道集I的分类结果集 $T_{a,p,q,r,s,\delta}(I)$:

$$[0038] \quad T_{a,p,q,r,s,\delta}(I) = \begin{cases} 0, & I^a(p,q) < I^a(r,s) + \delta \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0039] 式中,a表示特征通道号, $a \in \{1, 2, \dots, C\}$,I表示特征通道集合,(p,q)和(r,s)表示特征通道上的两个像素点坐标, δ 表示分裂阈值,这些信息存储在每一个分支节点中,用来对样本进行分类;

[0040] 所述的分裂阈值 δ 采用以下方式计算:

[0041] 在分支节点处分别用类不确定度 $Q_1(A)$ 和偏移量不确定度 $Q_2(A)$ 来度量到达该分支节点前景图像块的不纯度,对于负样本的前景图像块不计算不纯度,类不确定度 $Q_1(A)$ 和偏移量不确定度 $Q_2(A)$ 分别采用以下公式计算:

$$[0042] \quad Q_1(A) = \sum_{i=0}^{K-1} P_i \cdot E(A)$$

$$[0043] \quad Q_2(A) = \sum (d_i + d_A)^2$$

[0044] 式中, P_i 是子节点i中训练集占父节点训练集的比例,K表示子节点数量,E(A)是子节点中训练集类别的信息熵,熵越小则代表类别的不确定度越小; d_A 表示目标类别训练集偏移量的均值, d_i 表示目标类别训练集的偏移量,i为图像块编号,A表示到达该节点的训练集。

[0045] 在决策树每一个分支节点的构造过程中,从类不确定度 $Q_1(A)$ 和偏移量不确定度 $Q_2(A)$ 中选取值最小的作为该分支节点的分裂阈值。

[0046] 所述步骤3)中,当决策树的深度大于最大深度 d_{\max} 或该训练集中正样本的数量小于最小样本数量 N_{\min} ,则该节点作为叶子节点。在叶子节点,若正样本图像块到达叶节点的百分数比例 $C_L = 100\%$,L表示叶节点,则表示到达该叶节点的所有图像块均为正样本(前景图像块)。 $D_L = \{d_i\}$ 记录到达该叶节点的所有图像块中心距离目标中心的偏移量,其中L表示叶节点。叶节点所承载的信息形成一个可判别的码本,该码本保存了可能的目标物体中心位置信息,并以此进行下一步的目标定位。

[0047] 所述步骤4)中图像块中每个像素作为目标物中心位置的概率采用以下方式计算获得:

[0048] 4.1) 建立大小为 $M \times N$ 的矩形框作为检测窗口,假设霍夫空间 H 其中的点 $h(x_c)$ 表示目标物, x_c 表示目标物中心位置;

[0049] 若 $x_i = h(x_c) \in H$,则表示该图像块来自于目标物 $h(x_c)$,若 $x_i = 0$,则表示该图像块来自于背景;

[0050] 4.2) 将来自不同图像块线性累加到霍夫空间 H ,霍夫空间中采集以下公式计算获得图像块的像素位于目标物中心位置的概率 $P(h(x_c) = 1 | I(y))$:

$$[0051] \quad P(h(x_c) = 1 | I(y)) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{p_i \in p} \{P(x_i = h(x_c), c(y) = 1 | I(y)) | x_c = y - d_L, d_L \in D_L\}$$

[0052] 式中, p 表示所有投票元素 i 的集合, d_L 表示每一个可能的偏移量, T 为霍夫森林中决策树总数, t 表示霍夫森林中决策树的序数, D_L 记录到达该叶节点 L 的所有图像块中心距离目标中心的偏移量;

[0053] 上述随机变量 x_i 的概率分布函数采用以下公式的核密度来估计计算,核函数为高斯核函数:

$$[0054] \quad P(x_i = h(x_c), c(y) = 1 | I(y)) = \frac{1}{|D_L|} \sum_{d_L \in D_L} \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|(y-x_c)-d_L\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot P_L$$

[0055] 其中, P_L 表示位于节点 L 处的投票元素 i 属于目标类别的概率, D_L 记录到达该叶节点 L 的所有图像块中心距离目标中心的偏移量, σ 表示高斯核函数的标准差。

[0056] 本发明的“合”开关模型和“分”开关模板构建采用以下文献中所使用的方法:张浩,王玮,徐丽杰,等.图像识别技术在电力设备监测中的应用[J].电力系统保护与控制,2010,38(6):88-91。

[0057] 本发明具有的有益的效果是:

[0058] 相比于以往的开关状态识别方法,本发明方法准确率高,鲁棒性好,且对其他类型的刀闸式隔离开关具有通用性;

[0059] 根据变电站开关设备的特点,本发明选择了梯度特征、边缘轮廓特征、颜色特征作为霍夫森林的分类属性,弥补了单一特征描述的缺陷;

[0060] 由于霍夫森林是基于随机森林的霍夫变换方法,具有随机森林与霍夫变换的优点,而在变电站开关检测过程中图像背景往往比较复杂,并且容易受到各种因素的干扰,比如遮挡、噪声等,将霍夫森林应用到变电站开关的检测中能够在一定程度上减少各种因素的干扰,提高变电站开关检测与定位的准确率,进而提高开关状态识别的准确率。

[0061] 通过建立霍夫变换的概率框架来描述投票元素与目标假设之间的关系,减少投票元素的虚假投票,避免非极大值抑制的步骤,解决多个开关的检测与定位问题。

[0062] 本发明方法完全不受图片中高斯噪声和椒盐噪声的影响,且在部分遮挡的情况下也能够准确地检测与定位出待检测图片中的刀闸开关,具有较强的抗干扰能力。

附图说明

[0063] 图1为实施例训练样本图片。

[0064] 图2为实施例本方法开关检测与定位。

[0065] 图3为实施例本方法在高斯噪声与椒盐噪声下的开关检测与定位。

- [0066] 图4为实施例本方法对于闭合开关的检测与定位。
 [0067] 图5为实施例本方法对于断开开关的检测与定位。
 [0068] 图6为实施例本方法在不同光照强度下的开关检测与定位。
 [0069] 图7为实施例本方法在遮挡情况下的开关检测与定位。

具体实施方式

[0070] 下面结合附图及具体实施例对本发明作进一步详细说明。

[0071] 本发明的实施例如下：

[0072] 实验图片共有300张，其中用于训练的图片有100张，每种开关状态的图片各有50张，其余200张图片作为测试集图片，图像块的大小为 16×16 像素。正训练样本图片只包含隔离开关，负训练样本图片为实验中用于训练的图片的背景区域，将正负训练样本图片归一化为相同的尺寸大小，如图1所示，第一行图片为负训练样本图片，第二行图片为正训练样本图片。以训练“合”开关模型为例，由于每张实验图片包含3个开关刀闸，因此，正训练样本图片共有150张，从每张正训练样本图片中提取150个图像块，所以正训练集有22500个图像块。负训练集由两部分组成：一是从每张“合”训练样本图片背景区域中提取的450个图像块，共22500个图像块；二是从“分”训练样本图片集中提取22500个图像块，故负训练集共有45000个图像块。每个开关模型训练15棵树，每棵树的最大深度为15。当开关90%被矩形框覆盖时，即判定为开关被正确检测。

[0073] 采用“合”和“分”开关模型分别去检测两种状态隔离开关测试图片，得到的结果如表1和表2所示：

[0074] 表1“合”开关模型检测结果

[0075]

待检测图片类型	待检测图片数	待检测开关数	正确检测开关数	误测开关数	漏检开关数	正确率
闭合	100	300	283	7	10	94.3%
断开	100	300	0	3	0	99%

[0076] 表2“分”开关模型检测结果

[0077]

待检测图片类型	待检测图片数	待检测开关数	正确检测开关数	误测开关数	漏检开关数	正确率
闭合	100	300	279	8	13	93%
断开	100	300	0	5	0	98.3%

[0078] 从表1中可以看出，用“合”开关模型检测闭合状态开关的准确率达到94.3%，检测断开状态开关的误检率只有1%；从表2中可以看出，“分”开关模型检测断开状态开关的准确率为93%，检测闭合状态开关的误检率为1.7%。因此，可以根据两类开关模型的检测结果判断三相隔离开关的状态。表3给出了三相隔离开关状态识别结果，准确率都在90%以上。

[0079] 表3开关状态识别结果

[0080]

待检测图片类型	待检测图片数	正确检测开关数 ≥ 2 图片数	正确率
闭合	100	93	93%
断开	100	92	92%

[0081] 图2为常规情况下本发明方法的检测和定位结果示意。

[0082] 并且,本发明实施例同时对多种不同情况进行实施,在高斯噪声与椒盐噪声下的实施例结果如图3所示,在闭合开关和断开开关的实施例结果分别如图4和5所示,在不同光照强度下的实施例结果如图6所示,在遮挡情况下的实施例结果如图7所示。

[0083] 椒盐噪声和高斯噪声是数字图像处理领域内最常见的两种噪声,图3表示在待检测图片中加入高斯噪声情况下开关检测与定位效果。从实验结果来看,本方法完全不受图片中两种噪声的影响,能够准确地检测与定位出待检测图片中的刀闸开关,具有较强的抗干扰能力,为下一步的状态判别做好准备。

[0084] 在图7中可以看到,在部分遮挡的情况下,本发明方法也能够准确地检测与定位出图像中的刀闸开关,这可以让摄像机的摆放位置以及巡检机器人的定点巡检位置更加自由,可以有效地应对一些复杂的环境状况。

[0085] 由此可见,本发明能够实现开关状态的自动识别,具有较高的准确率,并且具有稳定性好,抗干扰能力强,通用性高等优点,对开关的局部遮挡也具有鲁棒性,能够应用于机器人巡检系统或者是变电站智能视频监控系统。

[0086] 上述具体实施方式用来解释说明本发明,而不是对本发明进行限制,在本发明的精神和权利要求的保护范围内,对本发明作出的任何修改和改变,都落入本发明的保护范围。

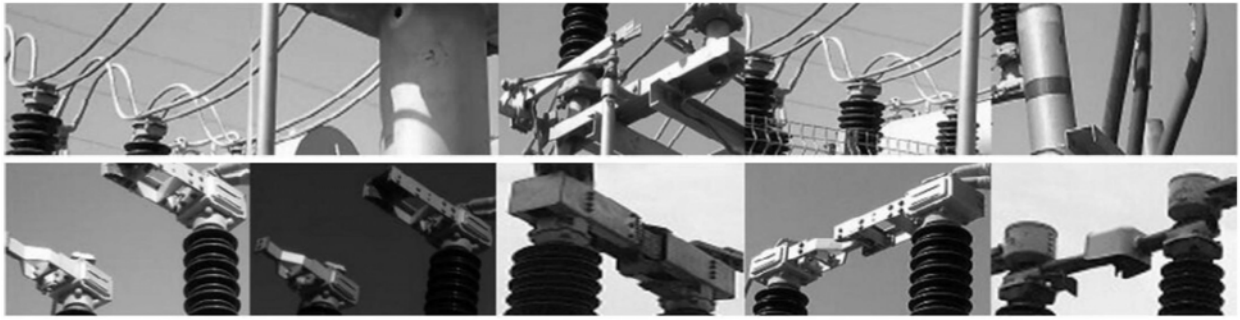


图1



图2

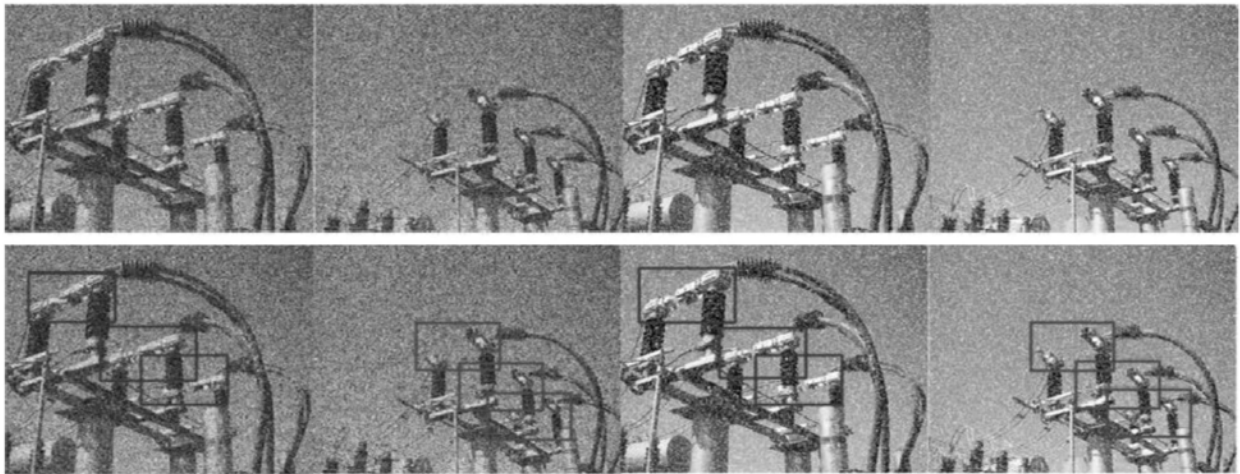


图3

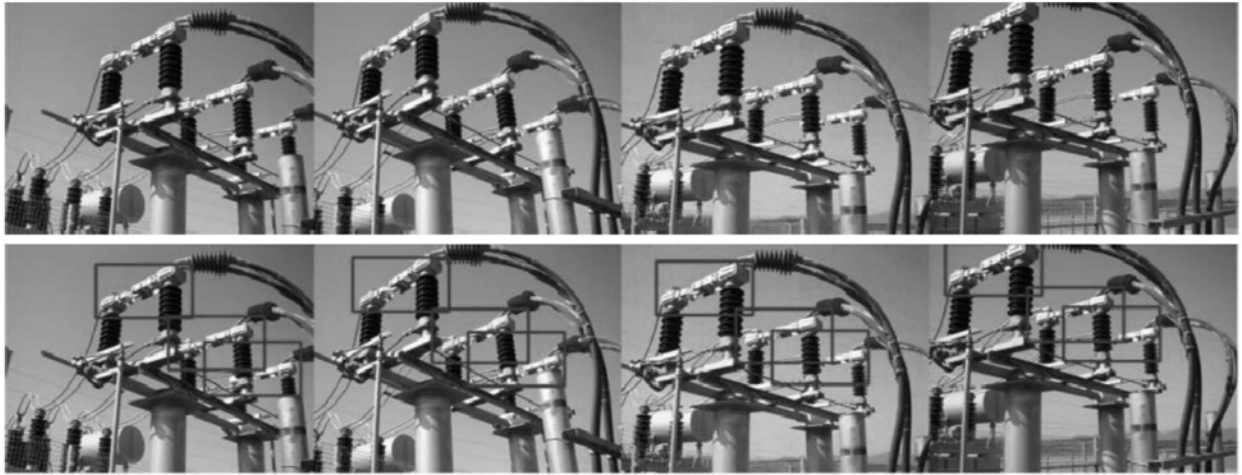


图4

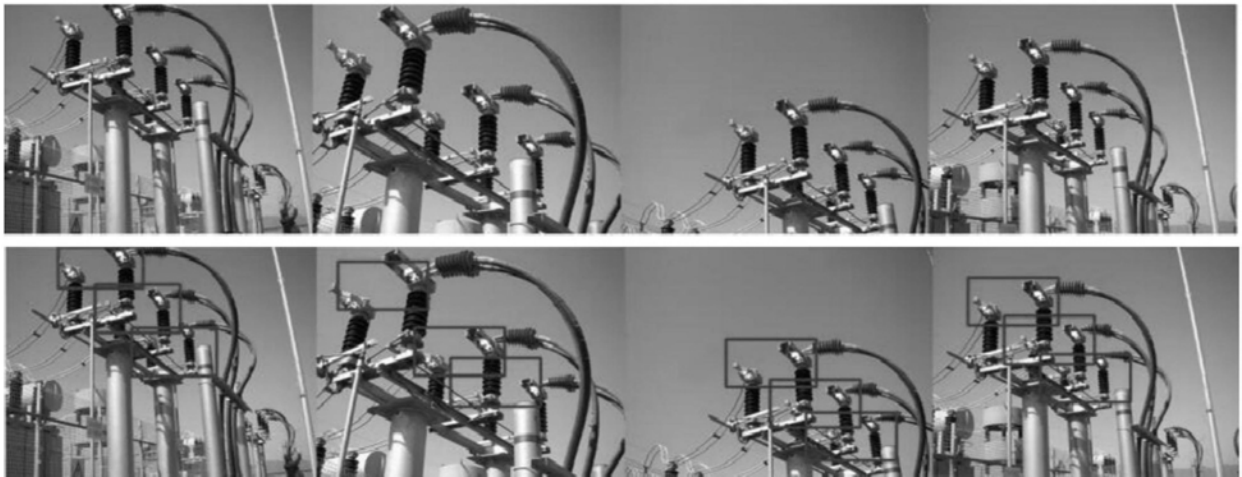


图5

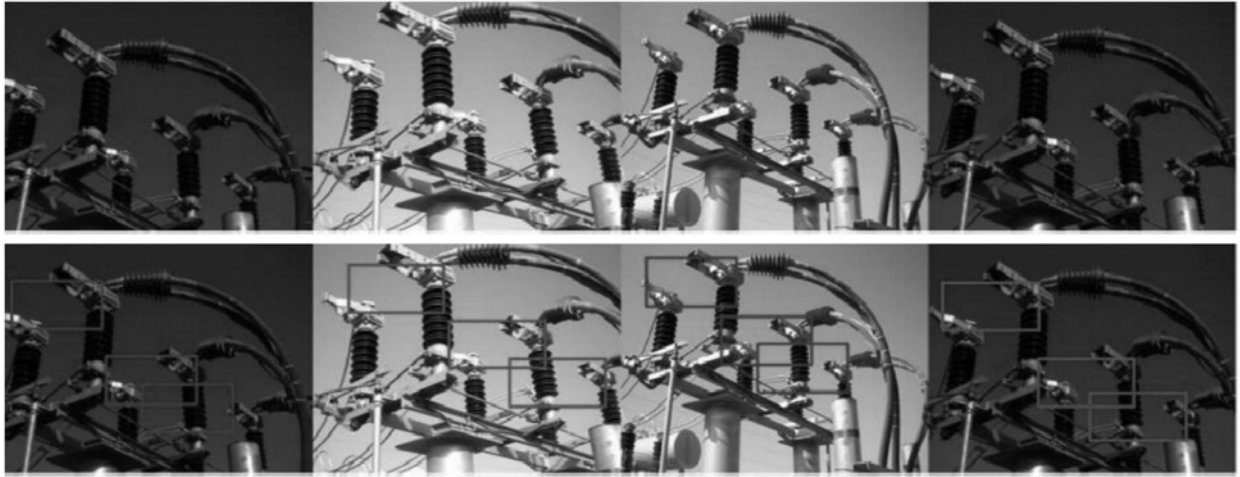


图6



图7