



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111784685 B

(45) 授权公告日 2023. 08. 18

(21) 申请号 202010691927.X

G06V 10/762 (2022.01)

(22) 申请日 2020.07.17

G06V 10/764 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06V 10/774 (2022.01)

申请公布号 CN 111784685 A

G06V 10/82 (2022.01)

(43) 申请公布日 2020.10.16

G06N 3/0464 (2023.01)

(73) 专利权人 国网湖南省电力有限公司

G06N 3/048 (2023.01)

地址 410004 湖南省长沙市新韶东路398号

G06N 3/084 (2023.01)

专利权人 国网湖南省电力有限公司电力科

学研究院

国家电网有限公司

(72) 发明人 吴晟 唐远富 徐晓晖 甘湘砚

肖剑 田建伟 徐先勇

(56) 对比文件

CN 102446228 A, 2012.05.09

CN 108810620 A, 2018.11.13

CN 109657596 A, 2019.04.19

CN 104811608 A, 2015.07.29

CN 110033453 A, 2019.07.19

CN 111400536 A, 2020.07.10

WO 2020134943 A1, 2020.07.02

冯小雨等.基于改进Faster R-CNN的空中目标检测.《光学学报》.2018,(第6期),250-258.

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

审查员 罗秀英

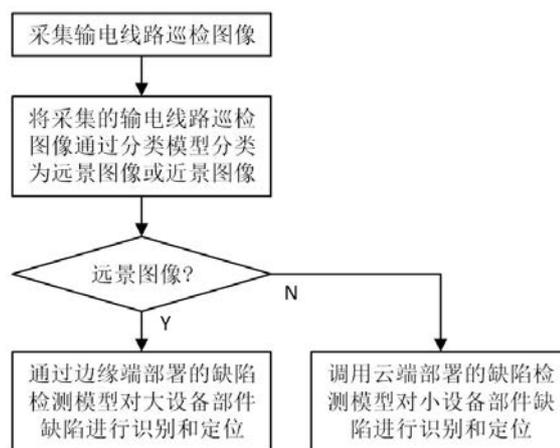
权利要求书3页 说明书9页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,该方法包括作为边缘端的无人机或巡检终端进行巡检作业时执行的下述步骤:采集输电线路巡检图像;将采集的输电线路巡检图像通过分类模型分类为远景图像或近景图像;若分类得到远景图像,则通过边缘端部署的缺陷检测模型对大设备部件缺陷进行识别和定位;若分类得到近景图像,则调用云端部署的缺陷检测模型对小设备部件缺陷进行识别和定位。本发明能够兼顾识别速度、识别精度、定位精度等多个方面,可对多种缺陷类型进行综合识别,有助于降低作业人员劳动强度,提高输电线路巡检作业效率及其自动化、智能化水平。



1. 一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,其特征在于,该方法包括作为边缘端的无人机或巡检终端进行巡检作业时执行的下述步骤:

1) 采集输电线路巡检图像;

2) 将采集的输电线路巡检图像通过分类模型分类为远景图像或近景图像;

3) 若分类得到远景图像,则通过边缘端部署的缺陷检测模型对大设备部件缺陷进行识别和定位;若分类得到近景图像,则调用云端部署的缺陷检测模型对小设备部件缺陷进行识别和定位;其中边缘端部署的缺陷检测模型为YOLOv3模型、云端部署的缺陷检测模型为faster-R-CNN模型;所述YOLOv3模型对远景类巡检图像进行识别的步骤如下:将远景类巡检图像缩放至设定尺寸,以Darknet-53网络为骨干网络提取图像特征,分别形成32倍、16倍、8倍下采样的三组特征图,将9种锚点框尺寸分配给三组特征图,每组特征图3个,小尺寸的特征图分配大的锚点框尺寸,大尺寸的特征图分配小的锚点框尺寸;根据分配的锚点框尺寸,以特征图像素点为锚点在原始图像上生成一系列锚点框,每个锚点框预测一个边框,每个边框包含4个位置参数,包括边框中心点横坐标 $x$ ,边框中心点纵坐标 $y$ ,边框宽度 $w$ ,边框高度 $h$ ,1个含有目标的置信度得分以及每个类别的条件类别概率得分,按置信度大小对所有的边框进行排序,去除小于阈值的边框,然后按类别对剩下的边框执行非极大值抑制操作,去除重复的框,将最终保留的边框显示在原始图像上,完成图像的识别。

2. 根据权利要求1所述的基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,其特征在于,步骤2)中的分类模型为ResNet-50分类模型,所述ResNet-50分类模型包括五个多block卷积层和一个全连接层,全连接层的输出经sigmoid函数转换为远景图像和近景图像的二分类概率张量,选择其中概率值更大的类别作为输入图像的预测类别。

3. 根据权利要求2所述的基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,其特征在于,步骤2)的详细步骤包括:输入的输电线路巡检图像经5个多block卷积层处理得到32倍下采样的特征图,然后由全连接层和sigmoid函数分类为远景图像或近景图像。

4. 根据权利要求3所述的基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,其特征在于,步骤2)之前还包括训练ResNet-50分类模型的步骤:建立包含远景图像、近景图像的训练样本;在每一轮迭代训练时,训练样本中的图像经5个多block卷积层处理得到32倍下采样的特征图,然后由全连接层和sigmoid函数分类为远景图像或近景图像,以交叉熵函数构建分类损失,以随机梯度下降法更新网络参数;经过多轮迭代完成ResNet-50分类模型的训练。

5. 根据权利要求1所述的基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,其特征在于,步骤3)之前包括训练YOLOv3模型的下述步骤:

3.1A) 根据远景图像及其标注文件构建训练集样本;采用k-means聚类方法,对训练集样本图像中所有标注框的尺寸进行聚类,形成大小不同的9种锚点框尺寸;

3.2A) 选择训练样本图像,将训练样本图像缩放至统一尺寸,以Darknet-53网络为骨干网络提取图像特征,分别形成32倍、16倍、8倍下采样的三组特征图;将9种锚点框尺寸分配给三组特征图,每组特征图3个,小尺寸的特征图分配大的锚点框尺寸,大尺寸的特征图分配小的锚点框尺寸;

3.3A) 根据步骤3.2A)中分配的锚点框尺寸,以特征图每个像素点为锚点在原图像上生成一系列锚点框,每个像素点生成3个框,计算每个锚点框与标注框的交并比IOU,如果某一

个锚点框具有最大的IOU,则由该锚点框负责预测标注框包含的对象;每个锚点框预测一个边框,每个边框又包含4个位置参数:边框中心点横坐标 $x$ ,边框中心点纵坐标 $y$ ,边框宽度 $w$ ,边框高度 $h$ ,1个含有目标的置信度得分以及每个类别的条件类别概率得分;

3.4A)以均方误差函数构建边框回归损失,以交叉熵函数构建置信度、类别概率损失,二者之和为总损失;判断总损失是否低于预设阈值,若否则进行反向传播计算,得到各网络层参数的梯度,并按设定的学习率进行参数更新,然后跳转执行步骤3.2A),开始下一轮的训练;若是则完成YOLOv3模型的训练。

6.根据权利要求1所述的基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,其特征在于,步骤3)之前还包括单独训练候选区域提取网络、分类网络的下述步骤:

3.1B)以VGG-16网络的卷积部分为骨干网络对输入图像进行特征提取,将VGG-16网络的最后一个卷积层的输出作为共享特征图;

3.2B)共享特征图输入候选区域提取网络,以特征图每个像素点为锚点在原图像上生成一系列锚点框,每个像素点生成9个框;计算每个锚点框与标注框的交并比IOU,为锚点框赋予标签:交并比IOU大于0.7或与某个标注框具有最高的交并比IOU为“1”,表示该锚点框包含对象为前景,交并比IOU小于0.3为“0”表示该锚点框包含对象为背景;随机选择128个“1”类锚点框和128个“0”类锚点框,以交叉熵函数构建softmax二分类损失;对所有的“1”类锚点框,以smoothL1函数构建边框回归损失,通过总损失最小化完成候选区域提取网络的训练;

3.3B)候选区域提取网络训练完成后,对锚点框进行得分计算,再经过softmax函数转换为前/背景概率,对锚点框进行回归计算得到修正位置的边框,按前景概率大小取前M个边框,去除超出图像边界和区域太小的部分,然后采用非极大值抑制法NMS去除重复的边框,再次按前景概率大小取前N个边框作为候选框;

3.4B)将步骤3.3B)提取到的候选框和步骤3.1B)得到的共享特征图共同输入到感兴趣区域池化层,得到大小一致的候选框特征图,然后输入到分类网络;

3.5B)分类网络计算候选框和标注框的交并比IOU,为每个候选框赋予具体的类别标签:交并比IOU大于0.5为“1”表示该候选框包含的对象为前景,交并比IOU介于0.1到0.5之间为“0”表示该候选框包含的对象为背景;随机挑选32个“1”类候选框和96个“0”类候选框,以交叉熵函数构建softmax多分类损失,对于所有的“1”类候选框,以smoothL1函数构建边框回归损失,然后计算分类网络的总损失,通过总损失最小化完成分类网络的训练;

步骤3)之前还包括训练faster-R-CNN模型的下述步骤:

3.1C)根据近景图像及其标注文件构建训练集样本;

3.2C)初始化AGG-16网络,训练候选区域提取网络;

3.3C)初始化AGG-16网络,用步骤3.2C)中候选区域提取网络输出的候选框训练分类网络;

3.4C)固定步骤3.3C)中的AGG-16网络,再次训练候选区域提取网络;

3.5C)固定步骤3.3C)中的AGG-16网络,用步骤3.4C)中候选区域提取网络输出的候选框再次训练分类网络。

7.一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别设备,该基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别设备为无人机或者巡检终端,该基于云边协同检测的输电线路缺陷图像

识别设备中至少包含微处理器和存储器,其特征在于,所述微处理器被编程或配置以执行权利要求1~6中任意一项所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的步骤,或者所述存储器中存储有被编程或配置以执行权利要求1~6中任意一项所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

8.一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别系统,至少包括微处理器和存储器,其特征在于,该微处理器被编程或配置以执行权利要求1~6中任意一项所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的步骤,或者该存储器中存储有被编程或配置以执行权利要求1~6中任意一项所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

9.一种计算机可读存储介质,其特征在于,该计算机可读存储介质中存储有被编程或配置以执行权利要求1~6中任意一项所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

## 一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及数字图像识别技术领域,特别涉及基于深度学习的输电线路缺陷图像智能检测领域,具体涉及一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法。

### 背景技术

[0002] 近年来,无人机技术被广泛应用于电力行业,尤其是在输电线路巡检领域,搭载高清摄像头的无人机克服了传统作业方式的种种不足,成为了维护电网安全、稳定运行的重要力量。无人机的应用大大降低了作业人员的劳动强度,但也带来了新的问题。无人机巡检作业产生了大量的图像数据,并以指数级的速度不断增加,目前还没有一种有效的方法对这些图像包含的信息进行快速甄别和提取,只能采用耗时耗力的人工手段。而作业人员的数量和素质远远不能满足当前业务发展的需求,严重制约了作业效率的进一步提升。

[0003] 随着大数据及人工智能技术的兴起,部分高校和企业尝试采用以深度神经网络为基础的图像识别技术来解决该问题,并开发了相应的识别软件。但由于输电线路设备众多、结构复杂,不同的设备甚至同一设备的不同缺陷类型,其外观形式和数字表征差异巨大,现有软件在识别精度和广度等方面还存在很大不足,远达不到实用化要求。

### 发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题:针对现有技术的上述问题,提供一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,本发明能够兼顾识别速度、识别精度、定位精度等多个方面,可对多种缺陷类型进行综合识别,有助于降低作业人员劳动强度、提高输电线路巡检效率和自动化、智能化水平。

[0005] 为了解决上述技术问题,本发明采用的技术方案为:

[0006] 一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,该方法包括作为边缘端的无人机或巡检终端进行巡检作业时执行的下述步骤:

[0007] 1)采集输电线路巡检图像;

[0008] 2)将采集的输电线路巡检图像通过分类模型分类为远景图像或近景图像;

[0009] 3)若分类得到远景图像,则通过边缘端部署的缺陷检测模型对大设备部件缺陷进行识别和定位;若分类得到近景图像,则调用云端部署的缺陷检测模型对小设备部件缺陷进行识别和定位。

[0010] 可选地,步骤2)中的分类模型为ResNet-50分类模型,所述ResNet-50分类模型包括五个多block卷积层和一个全连接层,全连接层的输出经sigmoid函数转换为远景图像和近景图像的二分类概率张量,选择其中概率值更大的类别作为输入图像的预测类别。

[0011] 可选地,步骤2)的详细步骤包括:输入的输电线路巡检图像经5个多block卷积层处理得到32倍下采样的特征图,然后由全连接层和sigmoid函数分类为远景图像或近景图像。

[0012] 可选地,步骤2)之前还包括训练ResNet-50分类模型的步骤:建立包含远景图像、

近景图像的训练样本;在每一轮迭代训练时,训练样本中的图像经5个多block卷积层处理得到32倍下采样的特征图,然后由全连接层和sigmoid函数分类为远景图像或近景图像,以交叉熵函数构建分类损失,以随机梯度下降法更新网络参数;经过多轮迭代完成ResNet-50分类模型的训练。

[0013] 可选地,步骤3)中边缘端部署的缺陷检测模型为YOLOv3模型、云端部署的缺陷检测模型为faster-R-CNN模型。

[0014] 可选地,步骤3)之前包括训练YOLOv3模型的下述步骤:

[0015] 3.1A)根据远景图像及其标注文件构建训练集样本;采用k-means聚类方法,对训练集样本图像中所有标注框的尺寸进行聚类,形成大小不同的9种锚点框尺寸;

[0016] 3.2A)选择训练样本图像,将训练样本图像缩放至统一尺寸,以Darknet-53网络为骨干网络提取图像特征,分别形成32倍、16倍、8倍下采样的三组特征图;将9种锚点框尺寸分配给三组特征图,每组特征图3个,小尺寸的特征图分配大的锚点框尺寸,大尺寸的特征图分配小的锚点框尺寸;

[0017] 3.3A)根据步骤3.2A)中分配的锚点框尺寸,以特征图每个像素点为锚点在原图像上生成一系列锚点框,每个像素点生成3个框,计算每个锚点框与标注框的交并比IOU,如果某一个锚点框具有最大的IOU,则由该锚点框负责预测标注框包含的对象;每个锚点框预测一个边框,每个边框又包含4个位置参数:边框中心点横坐标 $x$ ,边框中心点纵坐标 $y$ ,边框宽度 $w$ ,边框高度 $h$ ,1个含有目标的置信度得分以及每个类别的条件类别概率得分;

[0018] 3.4A)以均方误差函数构建边框回归损失,以交叉熵函数构建置信度、类别概率损失,二者之和为总损失;判断总损失是否低于预设阈值,若否则进行反向传播计算,得到各网络层参数的梯度,并按设定的学习率进行参数更新,然后跳转执行步骤3.2A),开始下一轮的训练;若是则完成YOLOv3模型的训练。

[0019] 可选地,所述faster-R-CNN模型包括依次相连的特征提取网络、候选区域提取网络、候选框筛选层、感兴趣区域池化层、分类网络,所述特征提取网络以VGG-16网络的卷积部分为骨干网络;候选区域提取网络由两个并列的 $1 \times 1$ 卷积层组成;候选框筛选层对候选区域提取网络输出的边框进行排序和再次筛选,获得最有可能包含目标的候选框;感兴趣区域池化层将大小各异的候选框统一为相同尺寸以满足全连接层输入要求;分类网络由两个并列的全连接层组成,一个全连接层负责对输入的候选框进行分类,获得其具体的类别标签,另一个全连接层负责对候选框进行第二次回归计算,获得其精确的位置坐标;

[0020] 步骤3)之前还包括单独训练候选区域提取网络、分类网络的下述步骤:

[0021] 3.1B)以VGG-16网络的卷积部分为骨干网络对输入图像进行特征提取,将VGG-16网络的最后一个卷积层的输出作为共享特征图;

[0022] 3.2B)共享特征图输入候选区域提取网络,以特征图每个像素点为锚点在原图像上生成一系列锚点框,每个像素点生成9个框;计算每个锚点框与标注框的交并比IOU,为锚点框赋予标签:交并比IOU大于0.7或与某个标注框具有最高的交并比IOU为“1”,表示该锚点框包含对象为前景,交并比IOU小于0.3为“0”表示该锚点框包含对象为背景;随机选择128个“1”类锚点框和128个“0”类锚点框,以交叉熵函数构建softmax二分类损失;对所有的“1”类锚点框,以smoothL1函数构建边框回归损失,通过总损失最小化完成候选区域提取网络的训练;

[0023] 3.3B) 候选区域提取网络训练完成后,对锚点框进行得分计算,再经过softmax函数转换为前/背景概率,对锚点框进行回归计算得到修正位置的边框,按前景概率大小取前M个边框,去除超出图像边界和区域太小的部分,然后采用非极大值抑制法NMS去除重复的边框,再次按前景概率大小取前N个边框作为候选框;

[0024] 3.4B) 将步骤3.3B) 提取到的候选框和步骤3.1B) 得到的共享特征图共同输入到感兴趣区域池化层,得到大小一致的候选框特征图,然后输入到分类网络;

[0025] 3.5B) 分类网络计算候选框和标注框的交并比IOU,为每个候选框赋予具体的类别标签:交并比IOU大于0.5为“1”表示该候选框包含的对象为前景,交并比IOU介于0.1到0.5之间为“0”表示该候选框包含的对象为背景;随机挑选32个“1”类候选框和96个“0”类候选框,以交叉熵函数构建softmax多分类损失,对于所有的“1”类候选框,以smoothL1函数构建边框回归损失,然后计算分类网络的总损失,通过总损失最小化完成分类网络的训练;

[0026] 步骤3) 之前还包括训练faster-R-CNN模型的下述步骤:

[0027] 3.1C) 根据近景图像及其标注文件构建训练集样本;

[0028] 3.2C) 初始化AGG-16网络,训练候选区域提取网络;

[0029] 3.3C) 初始化AGG-16网络,用步骤3.2C) 中候选区域提取网络输出的候选框训练分类网络;

[0030] 3.4C) 固定步骤3.3C) 中的AGG-16网络,再次训练候选区域提取网络;

[0031] 3.5C) 固定步骤3.3C) 中的AGG-16网络,用步骤3.4C) 中候选区域提取网络输出的候选框再次训练分类网络。

[0032] 此外,本发明还提供一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别设备,该基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别设备为无人机或者巡检终端,该基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别设备中至少包含微处理器和存储器,所述微处理器被编程或配置以执行所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的步骤,或者所述存储器中存储有被编程或配置以执行所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

[0033] 此外,本发明还提供一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别系统,至少包括微处理器和存储器,该微处理器被编程或配置以执行所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的步骤,或者该存储器中存储有被编程或配置以执行所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

[0034] 此外,本发明还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质中存储有被编程或配置以执行所述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

[0035] 和现有技术相比,本发明具有下述优点:

[0036] 1、本发明方法包括作为边缘端的无人机或巡检终端进行巡检作业时执行的下述步骤:采集输电线路巡检图像;将采集的输电线路巡检图像通过分类模型分类为远景图像或近景图像;若分类得到远景图像,则通过边缘端部署的缺陷检测模型对大设备部件缺陷进行识别和定位;若分类得到近景图像,则调用云端部署的缺陷检测模型对小设备部件缺陷进行识别和定位。本发明能够兼顾识别速度、识别精度、定位精度等多个方面,可对多种缺陷类型进行综合识别,有助于降低作业人员劳动强度、提高输电线路巡检效率和自动化、智能化水平。

[0037] 2、本发明采用分类模型对作为边缘端的无人机或巡检终端拍摄的巡检图像进行分类,分别基于远景类图像和近景类图像对输电线路的大设备部件和小设备部件缺陷进行识别和定位,可有效降低模型的复杂程度,使模型更容易训练,同时也能提升模型的检测效果。特别地,其中大部件缺陷的识别在作业现场即可完成。且当边缘端的硬件配置的计算能力和算法模型的性能得到进一步提升之后,本发明的所有检测模型完全可以部署在边缘端,在边缘端巡线的同时就能进行缺陷识别,完成全部作业流程,无需人工干预。

[0038] 3、本发明方法中的边缘端设备既可以为无人机,又可以为巡检终端,例如巡检机器人,还可以是其他各类嵌入式终端或便携式终端设备(例如智能手机等),具有通用性好的优点。

## 附图说明

[0039] 图1为本发明实施例方法的基本流程示意图。

## 具体实施方式

[0040] 如图1所示,本实施例基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法,包括作为边缘端的无人机或巡检终端进行巡检作业时执行的下述步骤:

[0041] 1)采集输电线路巡检图像;

[0042] 2)将采集的输电线路巡检图像通过分类模型分类为远景图像或近景图像;

[0043] 3)若分类得到远景图像,则通过边缘端部署的缺陷检测模型对大设备部件缺陷进行识别和定位;若分类得到近景图像,则调用云端部署的缺陷检测模型对小设备部件缺陷进行识别和定位。

[0044] 需要说明的是,大设备部件、小设备部件具体是由对应的缺陷检测模型确定,考虑到边缘端算力不足,所以边缘端部署的缺陷检测模型用于检测大设备部件,例如通道、杆塔、附属设施、基础等包含于远景图像的设备部件,而云端部署的缺陷检测模型用于检测小设备部件以发挥其算力较强的优势,例如绝缘子片、挂点、导线、金具等包含于近景图像的设备部件。因此,本实施例基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法采用云边协同的方式,将巡检图像区分为两个类别并采用不同的模型进行缺陷检测,从而能够兼顾识别速度、识别精度、定位精度等多个方面,对多种缺陷类型进行综合识别,可有效减低技术难度,并提高检测精度,有助于降低作业人员劳动强度、提高输电线路巡检作业效率及其自动化、智能化水平。需要说明的是,调用云端部署的缺陷检测模型对大设备部件缺陷进行识别和定位,既可以实时调用,也可以待现场作业完毕后再进行处理。

[0045] 步骤2)中的分类模型用于对采集的输电线路巡检图像进行分类。本实施例中,步骤2)中的分类模型为ResNet-50分类模型,ResNet-50分类模型包括五个多block卷积层和一个全连接层,全连接层的输出经sigmoid函数转换为远景图像和近景图像的二分类概率张量,选择其中概率值更大的类别作为输入图像的预测类别。

[0046] 本实施例中,步骤2)的详细步骤包括:首先将无人机拍摄的单张巡检图像缩放至设定尺寸,继而通过5个多block卷积层提取图像特征,然后经1个全连接层和sigmoid函数,输出图像的二分类(远景还是近景)概率值,最后将较大概率对应的类别赋予图像作为标签。

[0047] 本实施例中,步骤2)之前还包括训练ResNet-50分类模型的步骤:建立包含远景图像、近景图像的训练样本;在每一轮迭代训练时,训练样本中的图像经5个多block卷积层处理得到32倍下采样的特征图,然后由全连接层和sigmoid函数分类为远景图像或近景图像,以交叉熵函数构建分类损失,以随机梯度下降法更新网络参数;经过多轮迭代完成ResNet-50分类模型的训练。

[0048] 本实施例中,步骤3)中边缘端部署的缺陷检测模型为YOLOv3模型、云端部署的缺陷检测模型为faster-R-CNN模型。

[0049] YOLOv3模型对远景类巡检图像进行识别的步骤如下:将远景类巡检图像缩放至设定尺寸,以Darknet-53网络为骨干网络提取图像特征,分别形成32倍、16倍、8倍下采样的三组特征图。将9种锚点框尺寸分配给三组特征图,每组特征图3个,小尺寸的特征图分配大的锚点框尺寸,大尺寸的特征图分配小的锚点框尺寸。根据步骤S4.2中分配的锚点框尺寸,以特征图像素点为锚点在原始图像上生成一系列锚点框(每个像素点生成3个框)。每个锚点框预测一个边框,每个边框包含4个位置参数(边框中心点横坐标 $x$ , 边框中心点纵坐标 $y$ , 边框宽度 $w$ , 边框高度 $h$ ),1个含有目标的置信度得分以及每个类别的条件类别概率得分。按置信度大小对所有的边框进行排序,去除小于阈值的边框,然后按类别对剩下的边框执行非极大值抑制(NMS)操作,去除重复的框。将最终保留的边框显示在原始图像上,完成图像的识别。本实施例中采用YOLOv3模型能够快速检测出大设备部件的缺陷,通过置信度约束,可有效保证自动识别的准确性。同时,将图像分成多个区域,有利于大部件缺陷的快速定位。本实施例中,远景目标检测模型以YOLOv3算法为基础,可对远景图像中大的设备部件缺陷进行识别和定位;YOLOv3模型属于“一阶段”算法,在计算速度上有明显的优势,布置于边缘端可充分发挥速度优势,甚至能够实现实时检测。同时,YOLOv3对于大目标具有较好的识别效果,是边缘识别算法的第一选择。

[0050] 本实施例中,近景目标检测模型以faster-R-CNN模型为基础,可对近景图像中小而密集的设备缺陷进行识别和定位。对于近景图像中小而密集的设备部件,其在原始图像中所占的比例通常较小,经多次池化降采样后,在特征图上保留的信息非常有限,难以进行准确识别和定位,而faster-R-CNN模型经过两次分类和边框回归,能够精准地检测出小的设备部件缺陷。faster-R-CNN模型通过区域候选网络提取候选框,再对候选区域进行分类,属于“二阶段”算法。虽然该类算法的检测速度较“一阶段”算法慢,但在检测精度上更有优势,特别是对小而密级的部件的检测效果更好。输电线路最常见的缺陷包括螺栓松动、导线散股、开口销缺失等,这些都属于小部件缺陷,需要针对性采用“二阶段”算法进行识别。

[0051] 本实施例收集输电线路无人机巡检图像,将通道、全塔、塔身、塔头、标识牌、基础等图像划分为远景类,将绝缘子串、挂点等图像划分为近景类。分别筛选两个类别中拍摄规范、画质清晰的部分进行标注,最终形成三个训练样本数据集。本实施例中对巡检图像进行标注,标注的主要信息包括图片名称、图片类别(远景和近景)、缺陷部件名称、缺陷类型、缺陷位置(标记框左上顶点的横、纵坐标,右下顶点的横、纵坐标)、存储路径等。将标注信息写成名称与图片名称一致的json文件,共同形成训练样本数据。样本集的建立能为深度学习模型提供训练样本,便于分类模型和缺陷识别模型的训练。

[0052] 本实施例中,步骤3)之前包括训练YOLOv3模型的下述步骤:

[0053] 3.1A)根据远景图像及其标注文件构建训练集样本;采用k-means聚类方法,对训

练集样本图像中所有标注框的尺寸进行聚类,形成大小不同的9种锚点框尺寸;

[0054] 3.2A) 选择训练样本图像,将训练样本图像缩放至统一尺寸,以Darknet-53网络为骨干网络提取图像特征,分别形成32倍、16倍、8倍下采样的三组特征图;将9种锚点框尺寸分配给三组特征图,每组特征图3个,小尺寸的特征图分配大的锚点框尺寸,大尺寸的特征图分配小的锚点框尺寸;

[0055] 3.3A) 根据步骤3.2A)中分配的锚点框尺寸,以特征图每个像素点为锚点在原图像上生成一系列锚点框,每个像素点生成3个框,计算每个锚点框与标注框的交并比IOU,如果某一个锚点框具有最大的IOU,则由该锚点框负责预测标注框包含的对象;每个锚点框预测一个边框,每个边框又包含4个位置参数:边框中心点横坐标 $x$ ,边框中心点纵坐标 $y$ ,边框宽度 $w$ ,边框高度 $h$ ,1个含有目标的置信度得分以及每个类别的条件类别概率得分;

[0056] 3.4A) 以均方误差函数构建边框回归损失,以交叉熵函数构建置信度、类别概率损失,二者之和为总损失;判断总损失是否低于预设阈值,若否则进行反向传播计算,得到各网络层参数的梯度,并按设定的学习率进行参数更新,然后跳转执行步骤3.2A),开始下一轮的训练;若是则完成YOLOv3模型的训练。

[0057] 本实施例中,ResNet-50分类模型、YOLOv3模型可预先在计算机上进行训练,训练完毕后将ResNet-50分类模型、YOLOv3模型移植到高性能微型计算芯片,该芯片搭载在无人机机身上,通过OSDK与无人机集成。作为优选方案,无人机的高性能微型计算芯片应配置GPU,且显存不低于6G,无人机在载重300克的前提下续航能力不低于30分钟。无人机执行巡线任务、拍摄巡检图像时,微型计算芯片按预设的程序自动读取图像,首先调用ResNet-50分类模型对其进行分类,如果属于近景图像则跳过,如果属于远景图像则继续调用YOLOv3模型对图像中的大设备部件进行检测。当检测到有缺陷存在时,对缺陷部件进行框选标记,并将图像推送至接收器,向作业人员告警和展示,同时该幅图像及缺陷信息被单独保存。

[0058] 本实施例中,faster-R-CNN模型及计算相关的硬件配置部署在云平台上,形成云应用服务。现场巡线作业结束后,作业人员将无人机拍摄的高清图像存放在本地电脑,申请云应用服务,调动软、硬件资源以云计算方式对近景类图像进行检测,识别小设备部件是否存在缺陷,并将缺陷部件、缺陷类型、缺陷位置等结果反馈给作业人员。云平台配置的硬件资源应能够满足多路并发需求,CPU内存不低于64G,GPU显存不低于32G,硬盘不低于10T。

[0059] 本实施例中,faster-R-CNN模型包括依次相连的特征提取网络、候选区域提取网络、候选框筛选层(Proposal层)、感兴趣区域池化层(ROI池化层)、分类网络,特征提取网络以VGG-16网络的卷积部分为骨干网络;候选区域提取网络由两个并列的 $1 \times 1$ 卷积层组成;候选框筛选层对候选区域提取网络输出的边框进行排序和再次筛选,获得最有可能包含目标的候选框;感兴趣区域池化层将大小各异的候选框统一为相同尺寸以满足全连接层输入要求;分类网络由两个并列的全连接层组成,一个全连接层负责对输入的候选框进行分类,获得其具体的类别标签,另一个全连接层负责对候选框进行第二次回归计算,获得其精确的位置坐标。faster-R-CNN模型对近景类巡检图像进行识别的步骤如下:以VGG-16网络的卷积层部分为骨干网络对近景类图像进行特征提取,形成16倍下采样的共享特征图。将特征图输入候选区域提取网络,以特征图每个像素点为锚点在原图像上生成一系列锚点框,通过分类分支计算每个锚点框的前/背景概率,通过回归分支计算每个锚点框的回归偏移量,进

而得到对应的边框。按前景概率大小对边框进行排序,取前M个,去除超出图像边界和太小的框后,采用非极大抑制法去除重复的框,再次按前景概率大小取前N个边框作为候选框。将得到的候选框和生成的共享特征图,共同输入感兴趣区域池化层,得到大小一致的候选框特征图,然后输入分类网络。在分类网络中,通过分类分支计算每个候选框的多类别概率,将其中概率值最大的类别作为候选框的类标签,通过回归分支计算每个候选框的回归偏移量,进而得到对应的精确修正边框。按类别和概率大小对精确修正边框进行排序,采用非极大值抑制法去除重复的边框,最后按概率阈值输出最终的精确修正边框及其类别标签和概率值,并显示在原图像上,完成分类和定位任务。

[0060] 本实施例中,步骤3)之前还包括单独训练候选区域提取网络、分类网络的下述步骤(特征提取网络的训练融合在二者的训练过程中):

[0061] 3.1B)以VGG-16网络的卷积部分为骨干网络对输入图像进行特征提取,将VGG-16网络的最后一个卷积层的输出作为共享特征图;

[0062] 3.2B)共享特征图输入候选区域提取网络,以特征图每个像素点为锚点在原图像上生成一系列锚点框,每个像素点生成9个框;计算每个锚点框与标注框的交并比IOU,为锚点框赋予标签:交并比IOU大于0.7或与某个标注框具有最高的交并比IOU为“1”,表示该锚点框包含对象为前景,交并比IOU小于0.3为“0”表示该锚点框包含对象为背景;随机选择128个“1”类锚点框和128个“0”类锚点框,以交叉熵函数构建softmax二分类损失;对所有的“1”类锚点框,以smoothL1函数构建边框回归损失,通过总损失最小化完成候选区域提取网络的训练;

[0063] 3.3B)候选区域提取网络训练完成后,对锚点框进行得分计算,再经过softmax函数转换为前/背景概率,对锚点框进行回归计算得到修正位置的边框,按前景概率大小取前M个边框,去除超出图像边界和区域太小的部分,然后采用非极大值抑制法NMS去除重复的边框,再次按前景概率大小取前N个边框作为候选框;

[0064] 3.4B)将步骤3.3B)提取到的候选框和步骤3.1B)得到的共享特征图共同输入到感兴趣区域池化层,得到大小一致的候选框特征图,然后输入到分类网络;

[0065] 3.5B)分类网络计算候选框和标注框的交并比IOU,为每个候选框赋予具体的类别标签:交并比IOU大于0.5为“1”表示该候选框包含的对象为前景,交并比IOU介于0.1到0.5之间为“0”表示该候选框包含的对象为背景;随机挑选32个“1”类候选框和96个“0”类候选框,以交叉熵函数构建softmax多分类损失,对于所有的“1”类候选框,以smoothL1函数构建边框回归损失,然后计算分类网络的总损失,通过总损失最小化完成分类网络的训练;

[0066] 步骤3)之前还包括训练faster-R-CNN模型的下述步骤:

[0067] 3.1C)根据近景图像及其标注文件构建训练集样本;

[0068] 3.2C)初始化AGG-16网络,训练候选区域提取网络;

[0069] 3.3C)初始化AGG-16网络,用步骤3.2C)中候选区域提取网络输出的候选框训练分类网络;

[0070] 3.4C)固定步骤3.3C)中的AGG-16网络,再次训练候选区域提取网络;

[0071] 3.5C)固定步骤3.3C)中的AGG-16网络,用步骤3.4C)中候选区域提取网络输出的候选框再次训练分类网络。

[0072] 本实施例中,预先收集输电线路无人机巡检图像,将通道、全塔、塔身、塔头、标识

牌、基础等部位图像划分为远景类,将绝缘子、挂点等部位图像划分为近景类,形成用于训练分类模型的数据集1。筛选出两个类别中拍摄规范、画质清晰的部分,分别进行标注,远景类图像主要标注大的设备部件缺陷,近景类缺陷主要标注小的设备部件缺陷。标注文件保存为json格式,包含缺陷类别、缺陷坐标(左上角横纵坐标,右下角横纵坐标)、图像类别、图像名称等信息。缺陷图像和标注文件共同形成用于训练目标检测模型的数据集2和数据集3。按80%:10%:10%的比例分别将三个数据集划分为训练集、测试集和验证集,基于训练集、测试集和验证集分别完成ResNet-50分类模型、YOLOv3目标检测模型和faster-R-CNN目标检测模型的训练。在模型的训练过程中,通过前向传播计算网络损失,通过反向传播计算出各参数的梯度,然后按设定的学习步长对参数进行更新,完成一个epoch的训练。之后在测试集上进行前向计算,通过网络损失测试模型的泛化性能。经过多轮迭代完成模型训练,最后在验证集上查看模型的识别效果。将训练好的ResNet-50分类模型和YOLOv3目标检测模型部署到大疆Manifold2高性能机载芯片内,Manifold2搭载在大疆M210 RTK无人机机身上,与无人机中台通过USB接口进行通讯。无人机执行巡线任务、拍摄巡检图像时,Manifold2自动获取巡检图像,并调用ResNet-50分类模型对图像进行分类。如果为远景类,则继续调用YOLOv3模型检测图像是否存在缺陷。当检测到设备缺陷,对其框选标示,然后推送至接收器,向作业人员展示和告警。将faster-R-CNN模型部署在云平台上,形成云应用服务。为满足多路并发要求,硬件配置应不低于:64G CPU内存、32G GPU显存。现场巡线作业结束后,作业人员将无人机拍摄的高清图像存放在本地电脑,申请云应用服务,调动软、硬件资源以云计算方式对近景类图像进行检测,并将结果反馈给作业人员。

[0073] 综上所述,由于输电线路结构复杂、设备众多,不同设备甚至相同设备的不同缺陷类型,其外观表征差异巨大,很难用同一种算法模型对多个缺陷部件进行识别。本实施例基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法提出了一种新的识别方法,采用图像分类方法将输电线路巡检图像区分为远景和近景两类,基于远景和近景图像分别采用不同的算法模型对缺陷部件进行检测。对于通道、杆塔、附属设置、基础等较大部件,用YOLOv3模型进行边缘端识别;对于绝缘子片、挂点、导线、金具等较小部件,采用faster-R-CNN模型进行云端识别。本实施例基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法提出的方法能够兼顾识别速度、识别精度、定位精度等多个方面,可对多种缺陷类型进行综合识别,有助于降低作业人员劳动强度、提高输电线路巡检作业效率及其自动化、智能化水平。

[0074] 此外,本实施例还提供一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别设备,该基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别设备为无人机或者巡检终端,该基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别设备中至少包含微处理器和存储器,该微处理器被编程或配置以执行前述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的步骤,或者该存储器中存储有被编程或配置以执行前述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

[0075] 此外,本实施例还提供一种基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别系统,至少包括微处理器和存储器,该微处理器被编程或配置以执行前述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的步骤,或者该存储器中存储有被编程或配置以执行前述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

[0076] 此外,本实施例还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质中存储

有被编程或配置以执行前述基于云边协同检测的输电线路缺陷图像识别方法的计算机程序。

[0077] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可读存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。本申请是参照根据本申请实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0078] 以上所述仅是本发明的优选实施方式,本发明的保护范围并不仅局限于上述实施例,凡属于本发明思路下的技术方案均属于本发明的保护范围。应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理前提下的若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

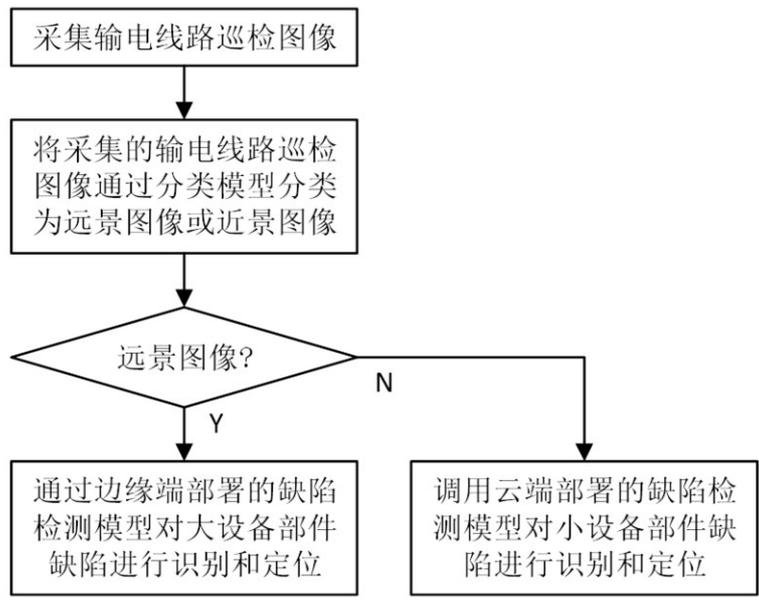


图 1