



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111402223 B

(45) 授权公告日 2021.01.26

(21) 申请号 202010169081.3

(22) 申请日 2020.03.12

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 111402223 A

(43) 申请公布日 2020.07.10

(73) 专利权人 安徽南瑞继远电网技术有限公司  
地址 230088 安徽省合肥市科学大道90号

(72) 发明人 张可

(74) 专利代理机构 合肥国和专利代理事务所  
(普通合伙) 34131

代理人 张祥骞

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06K 9/62 (2006.01)

G06Q 50/06 (2012.01)

(56) 对比文件

CN 110570396 A, 2019.12.13

CN 110017991 A, 2019.07.16

US 2012320223 A1, 2012.12.20

US 2010097702 A1, 2010.04.22

CN 110335262 A, 2019.10.15

位一鸣 等. 基于卷积神经网络的主变压器  
外观缺陷检测方法.《浙江电力》.2019,

Francisco Javier de la Calle Herrero  
et al.. Inspection System for Rail

Surfaces Using Differential Images.《IEEE  
Transactions on Industry Applications》

.2018,

审查员 蒋亮

权利要求书3页 说明书7页 附图1页

(54) 发明名称

一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法

(57) 摘要

本发明涉及一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法,与现有技术相比解决了难以满足变电站突发问题监控的缺陷。本发明包括以下步骤:视频图像的获取;缺陷问题检测网络的构建;缺陷问题检测网络的训练;待检测视频图像的获取;变电站缺陷问题的检测。本发明针对变电站突发缺陷的特点,利用视频图像集进行自主学习,以最大化视频图像之间的区别,从而能够主动发现新出现在视频图像中的突发缺陷问题。



1. 一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

11) 视频图像的获取:获取变电站视频图像,并将视频图像按帧进行划分,形成图像集;

12) 缺陷问题检测网络的构建:构建缺陷问题检测网络,缺陷问题检测网络包括差分对比网络和缺陷检测网络;所述缺陷问题检测网络的构建包括以下步骤:

21) 构建缺陷问题检测网络包括差分对比网络和缺陷检测网络,差分对比网络用于自动学习原始图像空间到某个特征空间的特征映射,在这个特征空间强化两张变电设备图像的特征并最大化两张变电设备图的区别;缺陷检测网络用于根据差分特征图区分缺陷区域和背景区域,输入是差分对比网络产生的差分特征图,输出缺陷定位区域;

22) 设定差分对比网络;所述设定差分对比网络包括以下步骤:

31) 设定差分对比网络包括编码网络和解码网络,输入两张变电设备图A和B,输出差分特征图Y:

其中,差分对比网络包括一对权重和结构完全相同的网络,两个网络均是由编码网络及其相对应的解码网络构成;

变电设备图A经过编码网络得到A1,变电设备图B经过编码网络得到B1,解码网络将由编码网络得到的低分辨率的特征图A1和B1进行上采样得到与输入图像相同的分辨率A2和B2,并对A2和B2做差分得到差分特征图Y进行缺陷区域的检测;

32) 设定编码网络中的每一个编码器通过卷积核组得到特征图组,卷积操作如下:

$$\text{输入是: } \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_{C_1}\} \in R^{W_1 \times H_1 \times k_1},$$

$$\text{输出是: } \{y_1, \dots, y_i, \dots, y_{C_2}\} \in R^{W_2 \times H_2 \times k_2},$$

$$W_2 = (W_1 + 2p - n) / s + 1$$

$$H_2 = (H_1 + 2p - n) / s + 1,$$

$$y_i = v_i^1 x_1 + v_i^2 x_2 + \dots + v_i^j x_j + \dots + v_i^{C_1} x_{C_1},$$

其中 $x_j$ 表示输入特征图的第j个通道, $y_i$ 表示输出特征图的第i个通道,卷积步长s个像素,边界填充p个像素,使用了 $k_2$ 个大小为 $n \times n$ 的卷积核, $\{v_i^1, \dots, v_i^j, \dots, v_i^{C_1}\} \in R^{n \times n \times k_1}$ 表示第i个卷积核,浅层卷积核负责提取基础特征,深层卷积核负责提取复杂的语义特征;

33) 设定卷积操作后接批量归一化操作,非线性激活函数操作Rectified Linear Unit (ReLU),最大池化操作;

34) 设定解码网络中解码器是上采样操作、卷积操作、批量归一化操作、非线性激活操作,

其中,上采样操作是利用对应编码器特征图中保存的最大池化时的池化位置以及池化区域内的最大像素和其余像素间的比值对输入的特征图进行上采样,对应于解码器产生多通道特征图,编码操作和解码操作的通道数量、尺寸都是相对应的,

如果编码网络中对应的降采样操作为 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p \rightarrow x_{\max}, \max = i$ ,

其中 $x_i$ 表示第i个像素点的值,最大池化即选取图像对应的池化区域p个像素内的最大值作为该区域池化后的值,记忆最大值的索引 $\max = i$ ,且记忆池化区域内的最大像素和其余像素间的比值 $x_1/x_i, x_2/x_i, \dots, 1, \dots, x_p/x_i$ ,那么对应的解码网络中上采样操作为

$y \rightarrow y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_p, \max = y_i,$

其中:

$y_1 = y * X_1 / X_{\max},$

$y_2 = y * X_2 / X_{\max},$

...

$y_i = y,$

...

$y_p = y * X_p / X_{\max},$

两张图像A和B通过编码网络和解码网络映射到特殊的特征空间得到对应的特征图A2和B2,做差分得到差分特征图Y;

23) 设定缺陷检测网络;

13) 缺陷问题检测网络的训练:将图像集输入缺陷问题检测网络,对差分对比网络和缺陷检测网络进行端到端的训练;

14) 待检测视频图像的获取:实时获取变电站待检测视频图像,将待检测视频图像按帧进行划分,形成待检测图像集;

15) 变电站缺陷问题的检测:将待检测图像集输入训练后的缺陷问题检测网络,分析出变电站缺陷问题。

2. 根据权利要求1所述的一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法,其特征在于,所述设定缺陷检测网络包括以下步骤:

41) 设定缺陷检测网络将差分对比网络得到的变电设备图像的差分特征图像Y作为输入回归出图像中前景即缺陷区域的具体位置,缺陷检测网络给出变电设备缺陷相关的感兴趣区域,并判断这些区域是缺陷目标还是背景,对是缺陷目标的感兴趣区域进行位置的回归调整;

42) 设定使用一个m维通道,  $n * n$  卷积核大小的卷积组卷积差分特征图;

43) 通过两个并行的  $1 * 1$  卷积产生两个分支即边框调整层和分类层,通道数取决于针对差分特征图上的特征点设定的初始感兴趣区域数量,并且初始感兴趣区域的大小尺寸能够学习;

431) 边框调整层输出四个预测值中心坐标  $\Delta x$  和  $\Delta y$ 、以及宽  $\Delta w$  和长  $\Delta h$ ,使用这些平移和缩放的参数,即由初始感兴趣区域得到最终的缺陷区域的边框位置,边框调整层的损失为

$$L = \sum_{i \in (x, y, w, h)} \text{SmoothL1}(z_i - z_i^*)$$

$$z_i = (i - i_a) / w_a, i \in (x, y)$$

$$z_i = \log(i / i_a), i \in (w, h)$$

$$z_i^* = (i^* - i_a) / w_a, i \in (x, y)$$

$$z_i^* = \log(i^* / i_a), i \in (w, h),$$

其中  $w_a$  表示初始感兴趣区域的宽度,  $i$  表示预测缺陷区域的信息,  $i_a$  表示初始感兴趣缺陷的信息,  $i^*$  表示真实缺陷区域的信息;

432) 分类层对每个初始感兴趣区域输出两个预测值,是缺陷目标的概率分数和是背景的概率分数,分类层的损失如下:

$$y = -\sum_{j=1}^T y_j \log p_j,$$

T表示类别数, $y_j$ 表示样本的真实标签, $p_j$ 表示属于第j类的概率。

3. 根据权利要求1所述的一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法,其特征在于,所述缺陷问题检测网络的训练包括以下步骤:

51) 将图像集分别输入差分对比网络,得到两个相同尺寸的同时强化语义和位置信息的特征图;

52) 差分对比网络通过两个强化特征图做差得到差分特征图;

53) 将差分特征图输入缺陷检测网络,缺陷检测网络包括定位缺陷感兴趣区域分支损失和分类感兴趣区域分支损失,利用Softmax Loss分类损失和Smooth L1 Loss回归损失对整个网络用随机梯度下降法进行整个网络的端到端训练网络。

4. 根据权利要求1所述的一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法,其特征在于,所述变电站缺陷问题的检测包括以下步骤:

61) 将待检测图像集中的图像C输入差分对比网络得到相同尺寸的特征图C2;

62) 将待检测图像集中的图像D输入具有相同权重和结构的差分对比网络得到相同尺寸的特征图D2;

63) 输出通过特征图C2、D2做差得到差分特征图N;

64) 差分特征图N输入缺陷检测网络,得到变电站缺陷相关的感兴趣区域分类概率和边框具体位置。

## 一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及变电站维护管理技术领域,具体来说是一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法。

### 背景技术

[0002] 我国地缘辽阔、电网覆盖面大,对各类变电设备实时监测与维护越发困难。随着国家电网启动泛在电力物联网建设,基于计算机视觉的变电设备缺陷图像缺陷问题与检测的应用研究正逐步深入。

[0003] 但是变电站内的设施较多,需关注的点也较多和存在不确定性。例如,日常需要关注的是绝缘子、表针、闸刀等常规缺陷;还需要关注操作工装要求、着落物(风筝)等突发缺陷。由此同时,图像采集背景为不同时间点同一位置上进行拍摄,拍摄角度还存在小角度偏移,图像数据也包含光照变化、遮挡、形变等情况,以上众多不确定因素致使难以实现利用变电站的视频图像进行缺陷监控。

[0004] 因此,如何利用变电站的视频图像实现变电站的缺陷监控已经成为急需解决的技术问题。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的是为了解决现有技术中难以满足变电站突发问题监控的缺陷,提供一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法来解决上述问题。

[0006] 为了实现上述目的,本发明的技术方案如下:

[0007] 一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法,包括以下步骤:

[0008] 视频图像的获取:获取变电站视频图像,并将视频图像按帧进行划分,形成图像集;

[0009] 缺陷问题检测网络的构建:构建缺陷问题检测网络,缺陷问题检测网络包括差分对比网络和缺陷检测网络;

[0010] 缺陷问题检测网络的训练:将图像集输入缺陷问题检测网络,对差分对比网络和缺陷检测网络进行端到端的训练;

[0011] 待检测视频图像的获取:实时获取变电站待检测视频图像,将待检测视频图像按帧进行划分,形成待检测图像集;

[0012] 变电站缺陷问题的检测:将待检测图像集输入训练后的缺陷问题检测网络,分析出变电站缺陷问题。

[0013] 所述缺陷问题检测网络的构建包括以下步骤:

[0014] 构建缺陷问题检测网络包括差分对比网络和缺陷检测网络,差分对比网络用于自动学习原始图像空间到某个特征空间的特征映射,在这个特征空间强化两张变电设备图像的特征并最大化两张变电设备图的区别;缺陷检测网络用于根据差分特征图区分缺陷区域和背景区域,输入是差分对比网络产生的差分特征图,输出缺陷定位区域;

[0015] 设定差分对比网络；

[0016] 设定缺陷检测网络。

[0017] 所述设定差分对比网络包括以下步骤：

[0018] 设定差分对比网络包括编码网络和解码网络，输入两张变电设备图A和B，输出差分特征图Y：

[0019] 其中，差分对比网络包括一对权重和结构完全相同的网络，两个网络均是由编码网络及其相对应的解码网络构成；

[0020] 变电设备图A经过编码网络得到A1，变电设备图B经过编码网络得到B1，解码网络将由编码网络得到的低分辨率的特征图A1和B1进行上采样得到与输入图像相同的分辨率A2和B2，并对A2和B2做差分得到差分特征图Y进行缺陷区域的检测；

[0021] 设定编码网络中的每一个编码器通过卷积核组得到特征图组，卷积操作如下：

[0022] 输入是： $\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_{C_1}\} \in R^{W_1 \times H_1 \times k_1}$ ，，

[0023] 输出是： $\{y_1, \dots, y_i, \dots, y_{C_2}\} \in R^{W_2 \times H_2 \times k_2}$ ，

[0024] 
$$W_2 = (W_1 + 2p - n) / s + 1$$
$$H_2 = (H_1 + 2p - n) / s + 1$$
，

[0025]  $y_i = v_i^1 x_1 + v_i^2 x_2 + \dots + v_i^j x_j + \dots + v_i^{C_1} x_{C_1}$ ，

[0026] 其中 $x_j$ 表示输入特征图的第j个通道， $y_i$ 表示输出特征图的第i个通道，卷积步长s个像素，边界填充p个像素，使用了 $k_2$ 个大小为 $n \times n$ 的卷积核， $\{v_i^1, \dots, v_i^j, \dots, v_i^{C_1}\} \in R^{n \times n \times k_1}$ 表示第i个卷积核，浅层卷积核负责提取基础特征，深层卷积核负责提取复杂的语义特征；

[0027] 设定卷积操作后接批量归一化操作，非线性激活函数操作Rectified Linear Unit (ReLU)，最大池化操作；

[0028] 设定解码网络中解码器是上采样操作、卷积操作、批量归一化操作、非线性激活操作，

[0029] 其中，上采样操作是利用对应编码器特征图中保存的最大池化时的池化位置以及池化区域内的最大像素和其余像素间的比值对输入的特征图进行上采样，对应于解码器产生多通道特征图，编码操作和解码操作的通道数量、尺寸都是相对应的，

[0030] 如果编码网络中对应的降采样操作为 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p \rightarrow x_{\max}, \max = i$ ，

[0031] 其中 $x_i$ 表示第i个像素点的值，最大池化即选取图像对应的池化区域p个像素内的最大值作为该区域池化后的值，记忆最大值的索引 $\max = i$ ，且记忆池化区域内的最大像素和其余像素间的比值 $x_1/x_i, x_2/x_i, \dots, 1, \dots, x_p/x_i$ ，那么对应的解码网络中上采样操作为

[0032]  $y \rightarrow y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_p, \max = y_i$ ，

[0033] 其中：

[0034]  $y_1 = y * x_1 / x_{\max}$ ，

[0035]  $y_2 = y * x_2 / x_{\max}$ ，

[0036]  $y_i = y$ ，

[0037]  $y_p = y * x_p / x_{\max}$ ，

[0038] 两张图像A和B通过编码网络和解码网络映射到特殊的特征空间得到对应的特征图A2和B2,做差分得到差分特征图Y。

[0039] 所述设定缺陷检测网络包括以下步骤:

[0040] 设定缺陷检测网络将差分对比网络得到的变电设备图像的差分特征图像Y作为输入回归出图像中前景即缺陷区域的具体位置,缺陷检测网络给出变电设备缺陷相关的感兴趣区域,并判断这些区域是缺陷目标还是背景,对是缺陷目标的感兴趣区域进行位置的回归调整;

[0041] 设定使用一个m维通道,n\*n卷积核大小的卷积组卷积差分特征图;

[0042] 通过两个并行的1\*1卷积产生两个分支即边框调整层和分类层,通道数取决于针对差分特征图上的特征点设定的初始感兴趣区域数量,并且初始感兴趣区域的大小尺寸能够学习;

[0043] 边框调整层输出四个预测值中心坐标  $\Delta x$  和  $\Delta y$ 、以及宽  $\Delta w$  和长  $\Delta h$ ,使用这些平移和缩放的参数,即由初始感兴趣区域得到最终的缺陷区域的边框位置,边框调整层的损失为

$$[0044] \quad L = \sum_{i \in (x, y, w, h)} \text{SmoothL1}(z_i - z_i^*)$$

$$[0045] \quad z_i = (i - i_a) / w_a, i \in (x, y)$$

$$[0046] \quad z_i = \log(i / i_a), i \in (w, h)$$

$$[0047] \quad z_i^* = (i^* - i_a) / w_a, i \in (x, y)$$

$$[0048] \quad z_i^* = \log(i^* / i_a), i \in (w, h)$$

[0049] 其中 $w_a$ 表示初始感兴趣区域的宽度, $i$ 表示预测缺陷区域的信息, $i_a$ 表示初始感兴趣缺陷的信息, $i^*$ 表示真实缺陷区域的信息;

[0050] 分类层对每个初始感兴趣区域输出两个预测值,是缺陷目标的概率分数和是背景的概率分数。分类层的损失如下:

$$[0051] \quad y = - \sum_{j=1}^T y_j \log p_j,$$

[0052] T表示类别数, $y_j$ 表示样本的真实标签, $p_j$ 表示属于第j类的概率。

[0053] 所述缺陷问题检测网络的训练包括以下步骤:

[0054] 将图像集分别输入差分对比网络,得到两个相同尺寸的同时强化语义和位置信息的特征图;

[0055] 差分对比网络通过两个强化特征图做差得到差分特征图;

[0056] 将差分特征图输入缺陷检测网络,缺陷检测网络包括定位缺陷感兴趣区域分支损失和分类感兴趣区域分支损失,利用Softmax Loss分类损失和Smooth L1 Loss回归损失对整个网络用随机梯度下降法进行整个网络的端到端训练网络。

[0057] 所述变电站缺陷问题的检测包括以下步骤:

[0058] 将待检测图像集中的图像C输入差分对比网络得到相同尺寸的特征图C2;

[0059] 将待检测图像集中的图像D输入具有相同权重和结构的差分对比网络得到相同尺

寸的特征图D2;

[0060] 输出通过特征图C2、D2做差得到差分特征图N;

[0061] 差分特征图N输入缺陷检测网络,得到变电站缺陷相关的感兴趣区域分类概率和边框具体位置。

[0062] 有益效果

[0063] 本发明的一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法,与现有技术相比针对变电站突发缺陷的特点,利用视频图像集进行自主学习,以最大化视频图像之间的区别,从而能够主动发现新出现在视频图像中的突发缺陷问题。

[0064] 本发明通过自动学习原始图像空间到某个特征空间的特征映射,在这个特征空间强化两张变电设备图像的特征并最大化两张变电设备图的区别,网络的设计在保证感受野的同时又可以在像素级别上提取特征用于缺陷检测,解码阶段不仅利用了池化位置而且利用了池化区域内的最大像素和其余像素间的比值,所以得到的特征图是平滑的且与编码阶段的特征图结构相似,提高关键点相关的边界划分,更利于在像素级别学习到区分细微差距的映射关系。

## 附图说明

[0065] 图1为本发明的方法顺序图;

[0066] 图2为本发明中缺陷问题检测网络的构建组合图。

## 具体实施方式

[0067] 为使对本发明的结构特征及所达成的功效有更进一步的了解与认识,用以较佳的实施例及附图配合详细的说明,说明如下:

[0068] 如图1所示,本发明所述的一种利用变电站视频图像的变电站缺陷问题检测方法,包括以下步骤:

[0069] 第一步,视频图像的获取。获取变电站视频图像,并将视频图像按帧进行划分,形成图像集。在实际应用中,不断拍摄的视频图像作为不断训练、不断分析的数据集,以使得网络模型随着时间的推移更加强大,也使得网络模型能够准确地发现变电站内前期未出现的缺陷问题,使得变电站视频图像监测更加智能化。

[0070] 第二步,缺陷问题检测网络的构建:构建缺陷问题检测网络,缺陷问题检测网络包括差分对比网络和缺陷检测网络。缺陷问题检测网络的作用主要有几点:1、智能化分析变电站的视频图像,经过大量的图像分析后,针对于新出现的缺陷问题,能够第一时间准确判断出来;2、能够找到更加细致的缺陷问题,在实际应用中,由于变电站视频图像通常为广角摄像头,其摄录覆盖面较广,并非专对于某一点的专用摄像头,而广角摄像头正因为覆盖面太广,其摄录的细小缺陷问题在原图上较难直观呈现,如安全帽颜色差异、安全牌字体差异、工作人员穿的鞋子等细致要求,在此通过缺陷问题检测网络将细致问题放大化,先利用不同图像之间的特征空间的特征映射,找到细微的区别点,从技术上发现眼界直观上发现不了的缺陷问题,从而达到更高的分析识别度。其具体步骤如下:

[0071] (1) 构建缺陷问题检测网络包括差分对比网络和缺陷检测网络。差分对比网络用于自动学习原始图像空间到某个特征空间的特征映射,在这个特征空间强化两张变电设备



图像的特征并最大化两张变电设备图的区别;缺陷检测网络用于根据差分特征图区分缺陷区域和背景区域,输入是差分对比网络产生的差分特征图,输出缺陷定位区域。同时,由于是对差分特征图进行设备缺陷相关的感兴趣区域回归,所以不涉及具体缺陷的分类,即无论是什么类别的设备缺陷均能检测,满足了变电站视频网络中新出现缺陷问题的发现要求。

[0072] 例如,变电站新进入了人员,通过差分对比网络就能发现出这个人的新出现,拟定成可能是缺陷问题,具体是否为缺陷问题,交于缺陷检测网络根据训练所认识的工装、工作牌等进行具体的缺陷判断。

[0073] (2)如图2所示,设定差分对比网络。差分对比网络主要是自动学习一个特征空间映射关系,原始图像空间的细微差别映射到这个特征空间后会强化两张变电设备图像的特征并最大化两张变电设备图的区别以便于进行缺陷检测,由于普通的编码网络虽然会降低计算量且保证图像特征的感受野,但是会降低特征图的分辨率,所以对具有较大区别的图像对检测效果好,具有细微差别的图像对在普通的编码网络中会因为分辨率的降低丢失关键区别信息,所以差分对比网络在编码网络之后设计了解码网络并且需要在编码网络记忆最大池化操作时的池化位置以及池化区域内的最大像素和其余像素间的比值,在解码网络利用这些位置以及相对比值信息进行非线性上采样,上采样步骤就不需要进行卷积学习,可以减少训练的参数,上采样后得到的特征图由于不仅使用了池化位置而且使用了池化区域内的最大像素和其余像素间的比值,所以得到的特征图是平滑的且与降采样之前的特征图结构一致,提高关键点相关的边界划分,更利于学习到区分细微差距的映射关系,记忆并利用这些关键信息也可以在其他编解码结构中使用,差分对比网络可用于进行像素级别图像特征提取,得到一对输入图像对应的具有缺陷区域语义和位置信息的高分辨率特征图。

[0074] 设定差分对比网络包括以下步骤:

[0075] A1) 设定差分对比网络包括编码网络和解码网络,输入两张变电设备图A和B,输出差分特征图Y:

[0076] 其中,差分对比网络包括一对权重和结构完全相同的网络,两个网络均是由编码网络及其相对应的解码网络构成;

[0077] 变电设备图A经过编码网络得到A1,变电设备图B经过编码网络得到B1,解码网络将由编码网络得到的低分辨率的特征图A1和B1进行上采样得到与输入图像相同的分辨率A2和B2,并对A2和B2做差分得到差分特征图Y进行缺陷区域的检测。由于变电站视频图像变化较多,可能随时有人员或其他小动物的进入,特别是在广角摄像头下均呈小物体样,通过两个图中找出特征图,再对特征图进行对比,能够保证发现细小差别。

[0078] A2) 设定编码网络中的每一个编码器通过卷积核组得到特征图组,卷积操作如下:

[0079] 输入是:  $\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_{C_1}\} \in R^{W_1 \times H_1 \times k_1},$

[0080] 输出是:  $\{y_1, \dots, y_i, \dots, y_{C_2}\} \in R^{W_2 \times H_2 \times k_2},$

[0081] 
$$\begin{aligned} W_2 &= (W_1 + 2p - n) / s + 1 \\ H_2 &= (H_1 + 2p - n) / s + 1 \end{aligned}$$

$$[0082] \quad y_i = v_i^1 x_1 + v_i^2 x_2 + \dots + v_i^j x_j + \dots + v_i^{k_1} x_{k_1},$$

[0083] 其中 $x_j$ 表示输入特征图的第 $j$ 个通道, $y_i$ 表示输出特征图的第 $i$ 个通道,卷积步长 $s$ 个像素,边界填充 $p$ 个像素,使用了 $k_2$ 个大小为 $n*n$ 的卷积核, $\{v_i^1, \dots, v_i^j, \dots, v_i^{k_1}\} \in R^{n \times n \times k_1}$ 表示第 $i$ 个卷积核,浅层卷积核负责提取基础特征,深层卷积核负责提取复杂的语义特征。

[0084] A3) 设定卷积操作后接批量归一化操作,非线性激活函数操作Rectified Linear Unit (ReLU),最大池化操作。

[0085] A4) 设定解码网络中解码器是上采样操作、卷积操作、批量归一化操作、非线性激活操作,

[0086] 其中,上采样操作是利用对应编码器特征图中保存的最大池化时的池化位置以及池化区域内的最大像素和其余像素间的比值对输入的特征图进行上采样,对应于解码器产生多通道特征图,编码操作和解码操作的通道数量、尺寸都是相对应的,

[0087] 如果编码网络中对应的降采样操作为 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_p \rightarrow x_{\max}, \max = i$ ,

[0088] 其中 $x_i$ 表示第 $i$ 个像素点的值,最大池化即选取图像对应的池化区域 $p$ 个像素内的最大值作为该区域池化后的值,记忆最大值的索引 $\max = i$ ,且记忆池化区域内的最大像素和其余像素间的比值 $x_1/x_i, x_2/x_i, \dots, 1, \dots, x_p/x_i$ ,那么对应的解码网络中上采样操作为

$$[0089] \quad y \rightarrow y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_p, \max = y_i,$$

[0090] 其中:

$$[0091] \quad y_1 = y * x_1 / x_{\max},$$

$$[0092] \quad y_2 = y * x_2 / x_{\max},$$

$$[0093] \quad y_i = y,$$

$$[0094] \quad y_p = y * x_p / x_{\max},$$

[0095] 两张图像A和B通过编码网络和解码网络映射到特殊的特征空间得到对应的特征图A2和B2,做差分得到差分特征图Y。

[0096] (3) 设定缺陷检测网络。设定缺陷检测网络包括以下步骤:

[0097] B1) 设定缺陷检测网络将差分对比网络得到的变电设备图像的差分特征图像Y作为输入回归出图像中前景即缺陷区域的具体位置,缺陷检测网络给出变电设备缺陷相关的感兴趣区域,并判断这些区域是缺陷目标还是背景,对是缺陷目标的感兴趣区域进行位置的回归调整。

[0098] B2) 设定使用一个 $m$ 维通道, $n*n$ 卷积核大小的卷积组卷积差分特征图。

[0099] B3) 通过两个并行的 $1*1$ 卷积产生两个分支即边框调整层和分类层,通道数取决于针对差分特征图上的特征点设定的初始感兴趣区域数量,并且初始感兴趣区域的大小尺寸能够学习。

[0100] B31) 边框调整层输出四个预测值中心坐标 $\Delta x$ 和 $\Delta y$ 、以及宽 $\Delta w$ 和长 $\Delta h$ ,使用这些平移和缩放的参数,即由初始感兴趣区域得到最终的缺陷区域的边框位置,边框调整层的损失为

$$[0101] \quad L = \sum_{i \in (x, y, w, h)} \text{SmoothL1}(z_i - z_i^*)$$

$$[0102] \quad z_i = (i - i_a) / w_a, i \in (x, y)$$

[0103]  $z_i = \log(i/i_a), i \in (w, h)$

[0104]  $z_i^* = (i^* - i_a) / w_a, i \in (x, y)$

[0105]  $z_i^* = \log(i^* / i_a), i \in (w, h)$

[0106] 其中 $w_a$ 表示初始感兴趣区域的宽度, $i$ 表示预测缺陷区域的信息, $i_a$ 表示初始感兴趣缺陷的信息, $i^*$ 表示真实缺陷区域的信息;

[0107] B32) 分类层对每个初始感兴趣区域输出两个预测值,是缺陷目标的概率分数和是背景的概率分数。分类层的损失如下:

[0108]  $y = -\sum_{j=1}^T y_j \log p_j,$

[0109] T表示类别数, $y_j$ 表示样本的真实标签, $p_j$ 表示属于第j类的概率。

[0110] 第三步,缺陷问题检测网络的训练:将图像集输入缺陷问题检测网络,对差分对比网络和缺陷检测网络进行端到端的训练。包括以下步骤:

[0111] (1) 将图像集分别输入差分对比网络,得到两个相同尺寸的同时强化语义和位置信息的特征图;

[0112] (2) 差分对比网络通过两个强化特征图做差得到差分特征图;

[0113] (3) 将差分特征图输入缺陷检测网络,缺陷检测网络包括定位缺陷感兴趣区域分支损失和分类感兴趣区域分支损失,利用Softmax Loss分类损失和Smooth L1 Loss回归损失对整个网络用随机梯度下降法进行整个网络的端到端训练网络。

[0114] 第四步,待检测视频图像的获取:实时获取变电站待检测视频图像,将待检测视频图像按帧进行划分,形成待检测图像集。

[0115] 第五步,变电站缺陷问题的检测:将待检测图像集输入训练后的缺陷问题检测网络,分析出变电站缺陷问题。包括以下步骤:

[0116] (1) 将待检测图像集中的图像C输入差分对比网络得到相同尺寸的特征图C2;

[0117] (2) 将待检测图像集中的图像D输入具有相同权重和结构的差分对比网络得到相同尺寸的特征图D2;

[0118] (3) 输出通过特征图C2、D2做差得到差分特征图N;

[0119] (4) 差分特征图N输入缺陷检测网络,得到变电站缺陷相关的感兴趣区域分类概率和边框具体位置。

[0120] 以上显示和描述了本发明的基本原理、主要特征和本发明的优点。本行业的技术人员应该了解,本发明不受上述实施例的限制,上述实施例和说明书中描述的只是本发明的原理,在不脱离本发明精神和范围的前提下本发明还会有各种变化和改进,这些变化和改进都落入要求保护的本发明的范围内。本发明要求的保护范围由所附的权利要求书及其等同物界定。

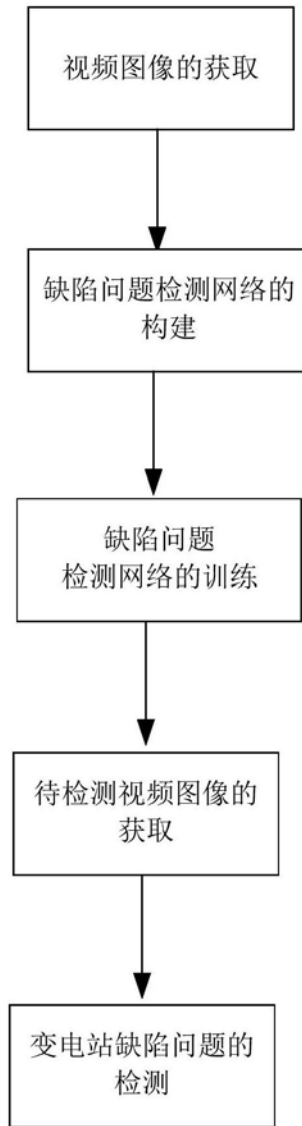


图1

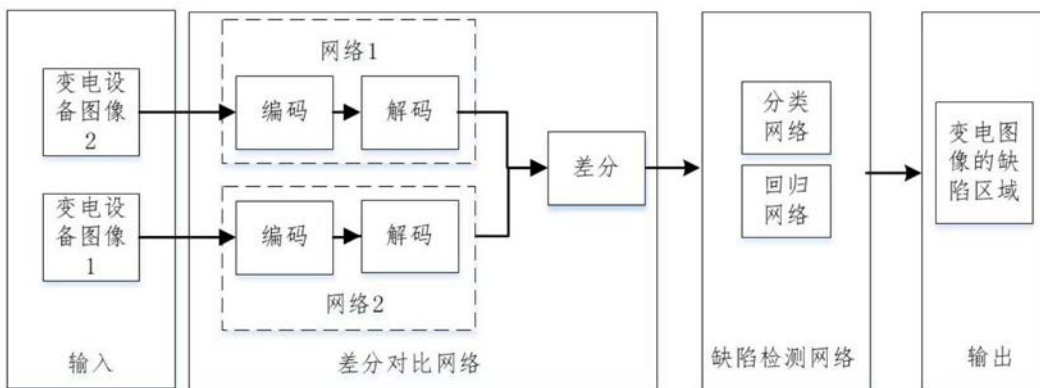


图2