



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111091549 B

(45) 授权公告日 2020.12.08

(21) 申请号 201911272647.9

(22) 申请日 2019.12.12

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 111091549 A

(43) 申请公布日 2020.05.01

(73) 专利权人 哈尔滨市科佳通用机电股份有限公司  
地址 150060 黑龙江省哈尔滨市经开区哈平路集中区潍坊路2号

(72) 发明人 燕天娇

(74) 专利代理机构 哈尔滨市松花江专利商标事务所 23109

代理人 李红媛

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

(56) 对比文件

CN 106226050 A, 2016.12.14

CN 110450813 A, 2019.11.15

CN 110458794 A, 2019.11.15

张江勇.《基于深度学习的动车关键部位故障图像检测》.《万方学位论文》.2019,

覃华兵.《铁路货车故障图像自动识别的研究》.《企业科技与发展》.2019,

审查员 焦天栋

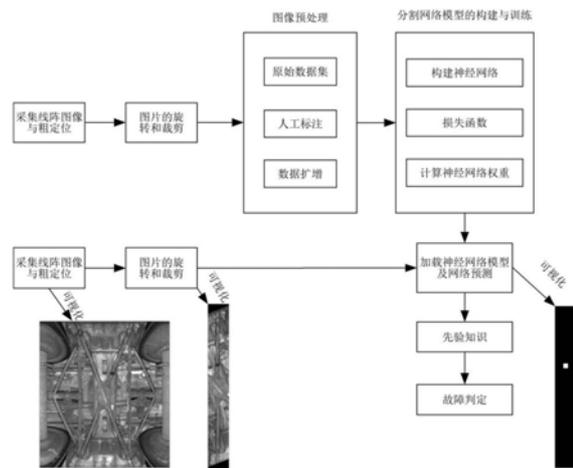
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54) 发明名称

铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法

(57) 摘要

铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法,属于货运列车检测技术领域。本发明是为了解决目前的交叉杆体检测存在效率低的问题以及鲁棒性差的问题。本发明采集图像并提取包含交叉杆体区域的图像,将交叉杆的两个杆体分别对应固定角度旋转至垂直后裁剪出包含杆体的图片;并构建样本数据集,训练交叉杆体折断故障分割网络;检测过程中,采集真实过车图像并提取出包含交叉杆体区域的图像,并将交叉杆的两个杆体分别对应固定角度旋转至垂直后裁剪出包含杆体的图片;记为待检测图像;将待检测图像输入交叉杆体折断故障分割网络,得到二值图像并判断交叉杆体发生折断,则进行故障报警。主要用于铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测。



1. 铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

采集图像并提取包含交叉杆体区域的图像,将交叉杆的两个杆体分别对应固定角度旋转至垂直后裁剪出包含杆体的图片;并构建样本数据集,所述样本数据集包括两部分:灰度图像集与二值图像集;

灰度图像集为包含杆体的图片对应的灰度图像集合;二值图像集为通过人工标记的方式获取的交叉杆体部件故障区域的二值分割图像;在标注时,正常杆体和背景区是一个像素值,折断处是另一个像素值;

利用样本数据集训练交叉杆体折断故障分割网络,得到训练好的交叉杆体折断故障分割网络;所述交叉杆体折断故障分割网络采用编码器-解码器网络模型;所述编码器-解码器网络模型中的编码器网络模型构建过程如下:

编码器采用6个编码单元,每个卷积层后都跟随一个批标准化;其中的5个下采样的编码单元:前2个下采样编码单元相同,分别包含2个3\*3的卷积层加批标准化层;后3个下采样编码单元相同,分别包含3个3\*3卷积层加批标准化层和一个池化层;最后在5个下采样的编码单元后加入下采样编码单元6,包含2个3\*3的卷积层加批标准化层;

编码单元1:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层→2\*2池化层;

编码单元2:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层→2\*2池化层;

编码单元3:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

编码单元4:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

编码单元5:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

编码单元6:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层;

所述编码器-解码器网络模型中的解码器网络模型构建过程如下:

解码器采用4个上采样的解码单元,前2个解码单元包含一个由对编码器编码单元的2\*2的上采样层和上一层编码器编码单元的合并层和3个卷积层加批标准化层,第3个编码单元是由1个2\*2上采样层和3个卷积层加批标准化层,最后由1个4\*4上采样层和2个卷积层加一个批标准化层组成;其中,解码器部分的卷积层包含卷积核为1\*1的卷积层,可以有效减少特征网络参数;

解码单元1:编码单元5与编码单元6的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

解码单元2:编码单元4与解码单元1的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

解码单元3:解码单元2的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

解码单元4:解码单元3的4\*4的上采样层→1\*1卷积层→批标准化层→1\*1卷积层;

检测过程中,采集真实过车图像并提取出包含交叉杆体区域的图像,并将交叉杆的两个杆体分别对应固定角度旋转至垂直后裁剪出包含杆体的图片;记为待检测图像;

将待检测图像输入交叉杆体折断故障分割网络,得到二值图像,其中若图像中存在故障对应的像素区域,即交叉杆体发生折断,则进行故障报警;否则,则继续处理下一张交叉杆体截取图像。

2. 根据权利要求1所述的铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法,其特征在于,

在构建样本数据集的过程中,针对包含杆体的图片中的非交叉杆区域,进行屏蔽或者去除操作。

3.根据权利要求2所述的铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法,其特征在于,在检测过程中,针对待检测图像中的非交叉杆区域,进行屏蔽或者去除操作。

4.根据权利要求1所述的铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法,其特征在于,所述构建样本数据集的过程中需要进行数据扩增操作;数据扩增形式包括对图像进行垂直翻转、缩放、平移随机组合操作。

5.根据权利要求1所述的铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法,其特征在于,采集图像并提取包含交叉杆体区域的图像所述的提取包含交叉杆体区域图像的过程是根据轴距信息和交叉杆体区域的位置先验知识实现的。

6.根据权利要求5所述的铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法,其特征在于,采集图像并提取包含交叉杆体区域的图像,所述的采集图像的过程是基于线阵相机实现的。

## 铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法。属于货运列车检测技术领域。

### 背景技术

[0002] 铁路货车底部交叉杆体折断故障是一种危及行车安全的故障。长期以来,采用人工检查图像的方式进行交叉杆体折断的故障检测。检车人员在工作过程中极易疲劳,容易出现漏检、错检的情况,难以保障准确率,而且人工检测效率不高。

[0003] 货车交叉杆体属于大部件,所以如果使用现有技术进行自动检测时,处理对象比较大,处理量较大,处理速度较慢。同时由于杆体本身所占面积小且杆体细长,会给图像识别带来的困扰,从而导致检测的准确率较低的问题。

### 发明内容

[0004] 本发明是为了解决目前的交叉杆体检测存在效率低的问题以及鲁棒性差的问题。

[0005] 铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法,包括以下步骤:

[0006] 采集图像并提取包含交叉杆体区域的图像,将交叉杆的两个杆体分别对应固定角度旋转至垂直后裁剪出包含杆体的图片;并构建样本数据集,所述样本数据集包括两部分:灰度图像集与二值图像集;

[0007] 灰度图像集为包含杆体的图片对应的灰度图像集合;二值图像集为通过人工标记的方式获取的交叉杆体部件故障区域的二值分割图像;在标注时,正常杆体和背景区是一个像素值,折断处是另一个像素值;

[0008] 利用样本数据集训练交叉杆体折断故障分割网络,得到训练好的交叉杆体折断故障分割网络;所述交叉杆体折断故障分割网络采用编码器-解码器网络模型;

[0009] 检测过程中,采集真实过车图像并提取出包含交叉杆体区域的图像,并将交叉杆的两个杆体分别对应固定角度旋转至垂直后裁剪出包含杆体的图片;记为待检测图像;

[0010] 将待检测图像输入交叉杆体折断故障分割网络,得到二值图像,其中若图像中存在故障对应的像素区域,即交叉杆体发生折断,则进行故障报警;否则,则继续处理下一张交叉杆体截取图像。

[0011] 进一步地,在构建样本数据集的过程中,针对包含杆体的图片中的非交叉杆区域,进行屏蔽或者去除操作。

[0012] 进一步地,在检测过程中,针对待检测图像中的非交叉杆区域,进行屏蔽或者去除操作。

[0013] 进一步地,所述编码器-解码器网络模型中的编码器网络模型构建过程如下:

[0014] 编码器采用6个编码单元,每个卷积层后都跟随一个批标准化。其中的5个下采样的编码单元:前2个下采样编码单元相同,分别包含2个3\*3的卷积层加批标准化层;后3个下采样编码单元相同,分别包含3个3\*3卷积层加批标准化层和一个池化层;最后在5个下采样

的编码单元后加入下采样编码单元6,包含2个3\*3的卷积层加批标准化层。

[0015] 编码单元1:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层→2\*2池化层;

[0016] 编码单元2:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层→2\*2池化层;

[0017] 编码单元3:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

[0018] 编码单元4:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

[0019] 编码单元5:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

[0020] 编码单元6:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层。

[0021] 进一步地,所述编码器-解码器网络模型中的解码器网络模型构建过程如下:

[0022] 解码器采用4个上采样的解码单元,前2个解码单元包含一个由对编码器编码单元的2\*2的上采样层和上一层编码器编码单元的合并层和3个卷积层加批标准化层,第3个编码单元是由1个2\*2上采样层和3个卷积层加批标准化层,最后由1个4\*4上采样层和2个卷积层加一个批标准化层组成。其中,解码器部分的卷积层包含卷积核为1\*1的卷积层,可以有效减少特征网络参数;

[0023] 解码单元1:编码单元5与编码单元6的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

[0024] 解码单元2:编码单元4与解码单元1的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

[0025] 解码单元3:解码单元2的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

[0026] 解码单元4:解码单元3的4\*4的上采样层→1\*1卷积层→批标准化层→1\*1卷积层。

[0027] 进一步地,所述构建样本数据集的过程中需要进行数据扩增操作;数据扩增形式包括对图像进行垂直翻转、缩放、平移随机组合操作。

[0028] 进一步地,采集图像并提取包含交叉杆体区域的图像所述的提取包含交叉杆体区域图像的过程是根据轴距信息和交叉杆体区域的位置先验知识实现的。

[0029] 进一步地,采集图像并提取包含交叉杆体区域的图像所述的采集图像的过程是基于线阵相机实现的。

[0030] 有益效果:

[0031] 1、使用图像自动识别的方式代替人工检测,方法或系统能够自动识别车辆故障并报警,不仅能够解决高成本的问题,而且检测效率也极高。

[0032] 2、本发明中将铁路货车底部交叉杆体图像旋转剪切后使交叉杆两杆分别垂直,再输入深度学习网络中,可有效降低因干体本身所占面积小且干体细长带来的困扰,有利于提高网络的对特征的提取,同时方便对网络输出的预测图像做进一步处理。

[0033] 3、将本发明应用到铁路货车底部交叉杆体部件折断故障自动识别中,提高整体的稳定性及精度,同时比传统的手工标准特征提取的机器视觉检测方法具有高的灵活性、准确性和鲁棒性。

## 附图说明

[0034] 图1为交叉杆体折断故障检测流程示意图;

[0035] 图2为交叉杆旋转裁剪示意图;

[0036] 图3为交叉杆标记示意图；

[0037] 图4为编码器-解码器网络模型示意图。

### 具体实施方式

[0038] 具体实施方式一：参照图1具体说明本实施方式，

[0039] 铁路货车底部部件交叉杆体折断故障检测方法，包括以下步骤：

[0040] 1、图像收集与粗定位

[0041] 利用照相机或摄像机对行驶的货车进行拍摄，可以采用线阵相机进行图像采集。货车通过设备后，获取高清灰度全车图像。图像质量会受到自然条件和人为因素的影响，例如自然条件的影响包括：雨雪、泥渍、光照等；人为因素的影响包括：油渍、黑漆、设备的安装差异等。因此，大量的截取的交叉杆体部件的矩形图像内交叉杆体本身和背景区域都会由于油渍或黑漆等人为条件的干扰和自然条件的不同而有一定的变动，为了增强识别算法的鲁棒性，在收集图像数据的过程中，尽力地覆盖各种不同条件下的图像。

[0042] 根据硬件的轴距信息和交叉杆体部件的位置等先验知识，从全车图像中裁剪出交叉杆体区域，这样能够减少计算量并提高识别的速度。

[0043] 2、图片的旋转与裁剪

[0044] 交叉杆的旋转和裁剪的示意图如图2所示，从图中可以看出若将交叉杆体全面覆盖，原始无处理的情况下，所需截取的图片尺寸极大，使得检测交叉杆体折断故障存在以下几个问题：1) 图片像素多使得检测速度较低；2) 检测故障为交叉杆体上的故障，图中的交叉杆体仅占图中面积一小部分，剩余均为冗余背景，而背景中存在大量其他车体部件和干扰，影响检测的准确度。

[0045] 同时，交叉杆为固定部件，在正常情况下，交叉杆体具有固定的倾斜角度。将交叉杆的两个杆体分别对应固定角度旋转至垂直后裁剪出包含两个杆体的图片，如图2所示，可以有效减少大量的冗余背景干扰继而提高交叉杆体折断故障的检测准确率和速度。

[0046] 3、样本数据集

[0047] 由于交叉杆体折断的真实故障较少，给之后的算法的设计带来极大的影响，采取以下2个方法应对问题：1) 采用PS的手段模拟真实故障，可以扩充故障图片的样本数量；2) 对携带故障的图片进行翻转、缩放、平移等随机组合操作的数据扩增，可以扩充故障图片的样本数量同时提高算法的鲁棒性。使得带故障图像与对抗样本（不带故障的图像）之间保持接近1:1的良好样本比例关系，当故障样本过多时，会使得真时网络检测中误报的增加，而当故障样本过低时，网络检测时对一些真实故障漏检。

[0048] 样本数据集包括两部分：灰度图像集与二值图像集（Ground Truth图像）；

[0049] 灰度图像集为从全车图像中裁剪出待识别部件区域的灰度图像集合；

[0050] 二值图像集为裁剪出区域图像通过人工标记的方式获取的交叉杆体部件故障区域的二值分割图像。在标注时，本发明为了简洁方便只标注折断处，而不对杆体进行标记定位，即正常杆体和背景区是一个像素值，折断处是另一个像素值，如图3所示。

[0051] 由于即使是已经经过旋转裁剪后的交叉杆体图像，仍然存在大量变动的情况，所以需要产生大量须训练的对抗样本，若标记定位杆体本身，需要大量人工成本；而本发明则解决了这个问题，大大降低了人工成本。灰度图像集与二值图像集之间为一一对应关系。

[0052] 在后续利用样本数据集进行训练的过程中,针对图像中间的非交叉杆区域,进行屏蔽或者去除操作,避免图像中间的非交叉杆区域和交叉杆原本需要断开的部分的影响。

[0053] 4、目标物体分割

[0054] 本发明采用编码器-解码器网络,如图4所示。在货车自动识别检测中检测目标轴交叉杆体的结构较为固定且对于检测的实时性要求较高,所以本发明通过减少特征网络参数,实现检测的实时性和高精度。针对故障检测的鲁棒性要求,本发明引入批标准化层(BatchNormalization)和卷积核为1x1的卷积层,在保证检测精度的同时提高学习收敛速度,加快训练速度。

[0055] 构建编码器-解码器网络步骤如下:

[0056] 步骤一:构建编码器网络模型

[0057] 编码器采用6个编码单元,每个卷积层后都跟随一个批标准化。其中的5个下采样的编码单元:前2个下采样编码单元相同,分别包含2个3\*3的卷积层加批标准化层;后3个下采样编码单元相同,分别包含3个3\*3卷积层加批标准化层和一个池化层;最后在5个下采样的编码单元后加入下采样编码单元6,包含2个3\*3的卷积层加批标准化层。

[0058] 编码单元1:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层→2\*2池化层;

[0059] 编码单元2:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层→2\*2池化层;

[0060] 编码单元3:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

[0061] 编码单元4:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

[0062] 编码单元5:[3\*3卷积层→批标准化层]\*3→2\*2池化层;

[0063] 编码单元6:3\*3卷积层→批标准化层→3\*3卷积层→批标准化层;

[0064] 步骤二:构建解码器网络模型

[0065] 解码器采用4个上采样的解码单元,前2个解码单元包含一个由对编码器编码单元的2\*2的上采样层和上一层编码器编码单元的合并层和3个卷积层加批标准化层,第3个解码单元是由1个2\*2上采样层和3个卷积层加批标准化层,最后由1个4\*4上采样层和2个卷积层加一个批标准化层组成。其中,解码器部分的卷积层包含卷积核为1\*1的卷积层,可以有效减少特征网络参数。

[0066] 解码单元1:编码单元5与编码单元6的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

[0067] 解码单元2:编码单元4与解码单元1的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

[0068] 解码单元3:解码单元2的2\*2的上采样层→[1\*1卷积层→批标准化层]\*1→[3\*3卷积层→批标准化层]\*2;

[0069] 解码单元4:解码单元3的4\*4的上采样层→1\*1卷积层→批标准化层→1\*1卷积层(softmax激活函数)。

[0070] 步骤三:优化器与损失函数的选择

[0071] 对编码器-解码器网络输出的预测(predict)图像和原始标记的真值(GT)图像计算交叉熵损失函数损失函数(categorical\_crossentropy)损失值,通过优化器Adam进行优化权重使得损失值逐渐降低,使分割网络模型学习不断真实数据特征。Adam优化器具有高效、占用内存小、适合大规模数据等优点。

[0072] 步骤四:模型的训练

[0073] 根据损失函数和优化器,通过训练,以不参与训练的图像的分割网络输出的预测图像和原始标记的真值图像计算得到的交叉熵损失函数损失函数的损失值降低为标准,将权重系数进行更新迭代,直到找到最优的权重系数,确定最终的编码器-解码器网络。

[0074] 5、交叉杆体折断故障判别

[0075] 检测过程中,采集真实过车图像并提取出交叉杆体部位图像,记为待检测交叉杆体部位图像;在实际检测的过程中,针对图像中间的非交叉杆区域,也进行屏蔽或者去除操作;

[0076] 利用最终的编码器-解码器网络对待检测交叉杆体部位图像进行预测,得到二值图像,其中若图像中存在非零像素值区域(网络预测图像故障区域像素值非零),即交叉杆体发生折断,则进行故障报警。否则,则继续处理下一张交叉杆体截取图像。

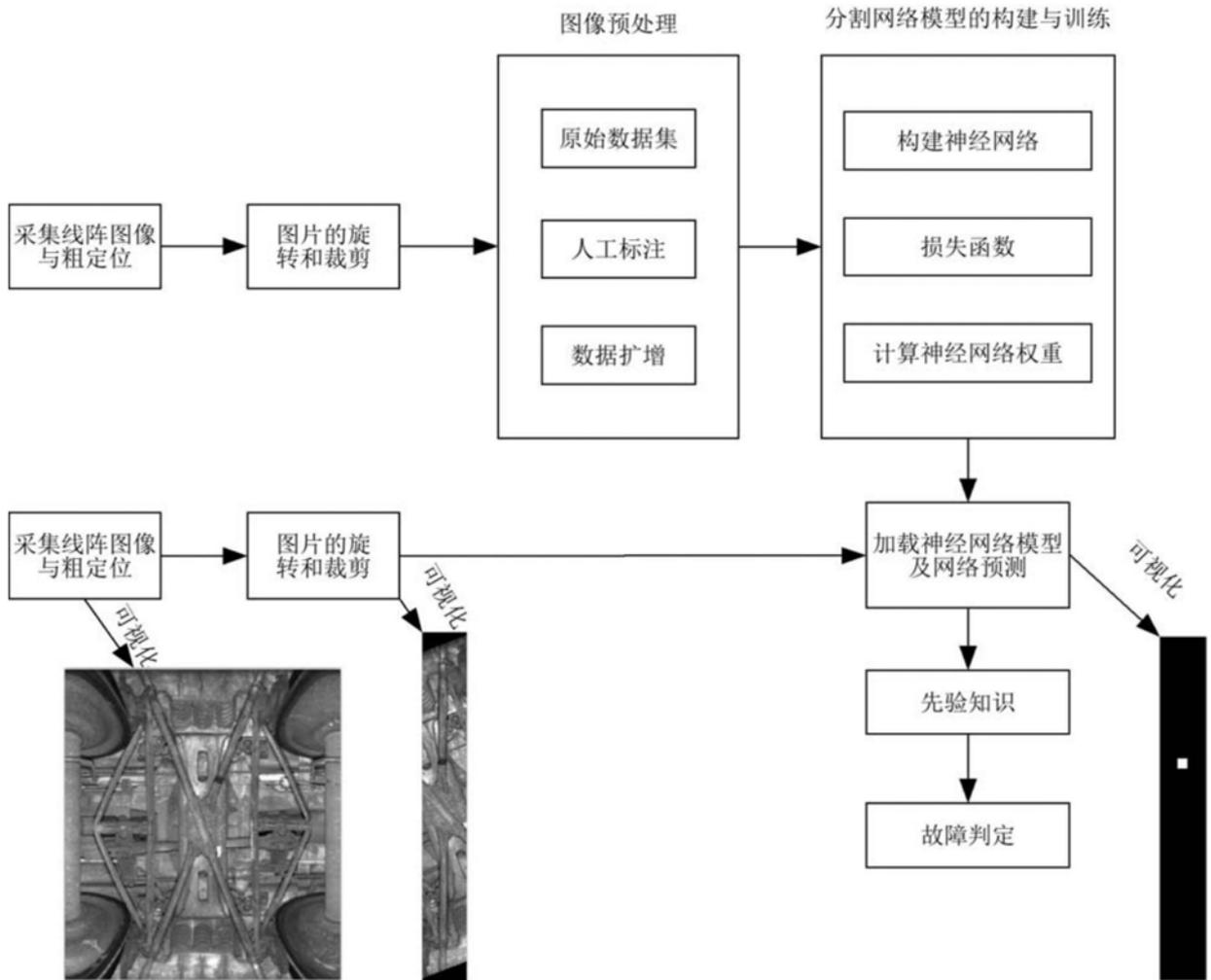


图1

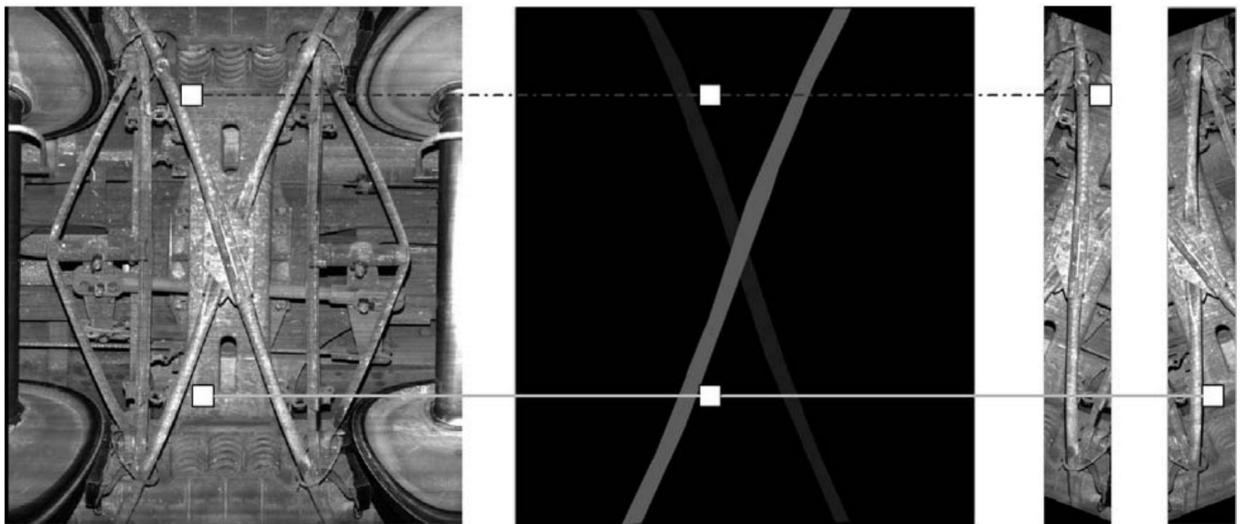


图2

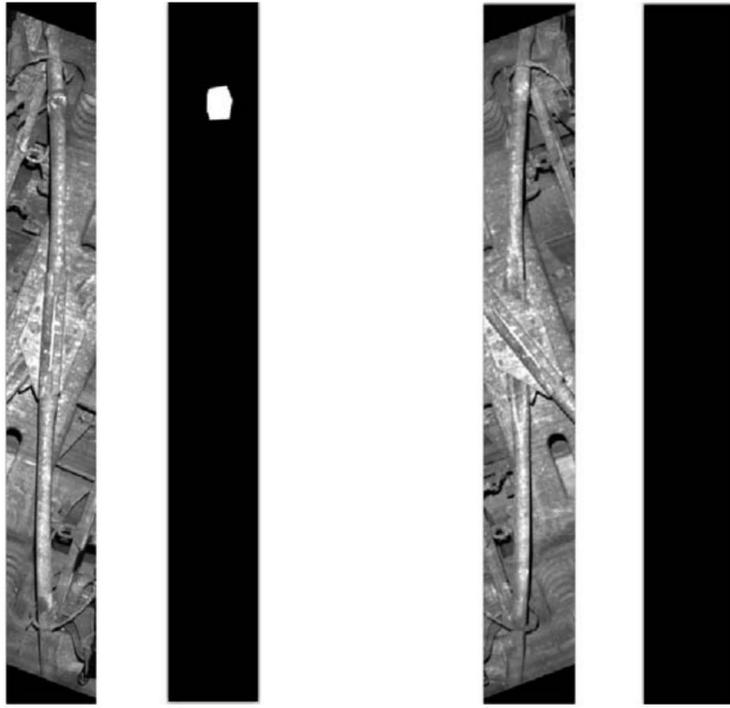


图3

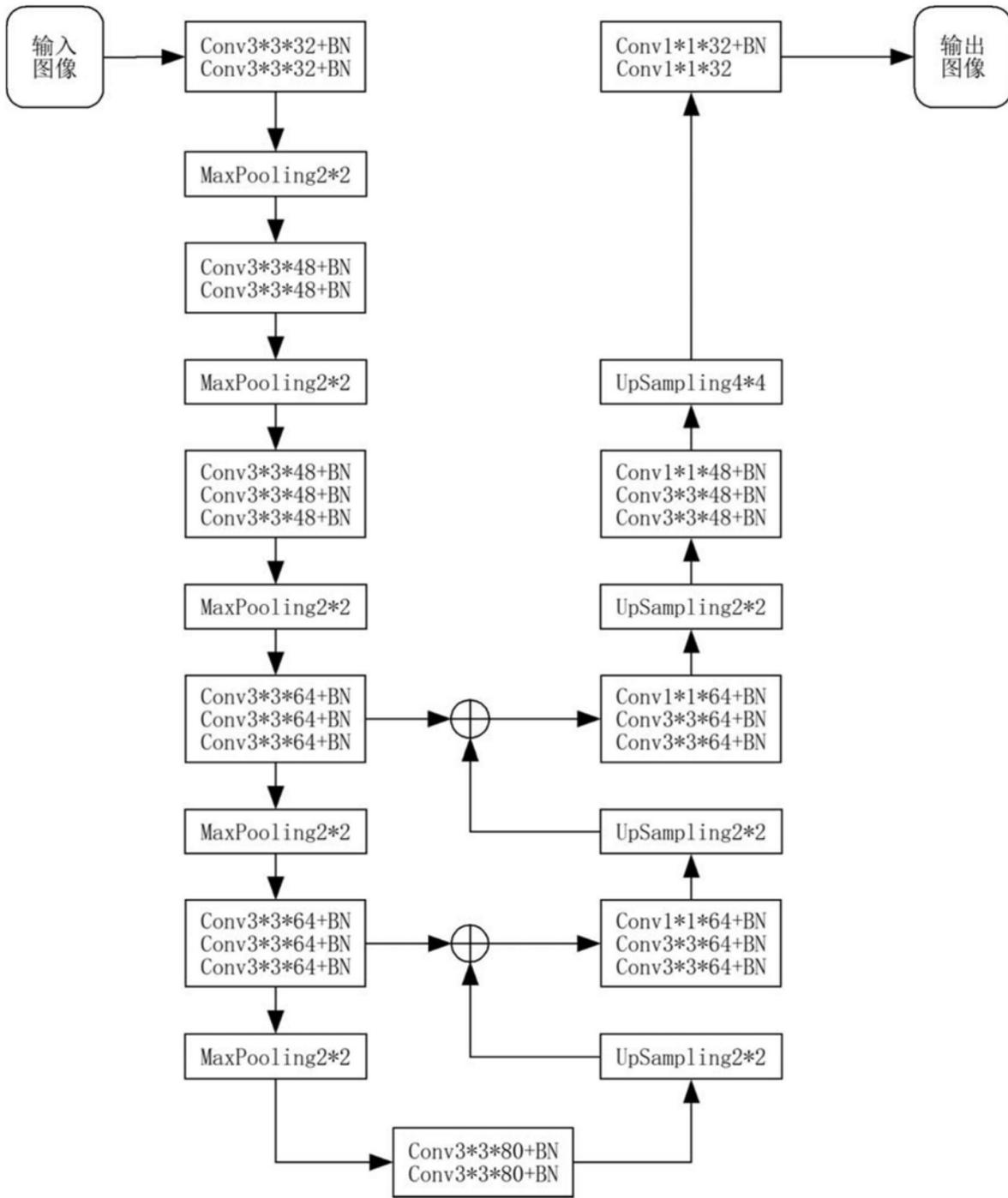


图4