



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110991201 A

(43)申请公布日 2020.04.10

(21)申请号 201911167034.9

(22)申请日 2019.11.25

(71)申请人 浙江大华技术股份有限公司

地址 310051 浙江省杭州市滨江区滨安路  
1187号

(72)发明人 曹莹 薛迪秀 熊剑平

(74)专利代理机构 深圳市威世博知识产权代理  
事务所(普通合伙) 44280

代理人 唐双

(51)Int.Cl.

G06K 7/10(2006.01)

G06K 9/32(2006.01)

G06K 9/46(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

权利要求书3页 说明书12页 附图3页

(54)发明名称

条码检测方法及相关装置

(57)摘要

本申请公开了一种条码检测方法及相关装置,其中,条码检测方法包括:提取待检测图像的边缘特征,得到第一特征图像;将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域;其中,经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像。上述方案,能够提高条码检测的准确性。



1. 一种条码检测方法,其特征在于,包括:

提取待检测图像的边缘特征,得到第一特征图像;

将所述待检测图像和所述第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与所述待检测图像中的目标条码对应的目标区域;

其中,所述经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像及其边缘特征训练得到的,所述训练样本图像为预先对条码进行标注的图像。

2. 根据权利要求1所述的条码检测方法,其特征在于,在所述将所述待检测图像和所述第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与所述待检测图像中的目标条码对应的目标区域之前,所述方法还包括:

提取训练样本图像的边缘特征,得到第二特征图像;

将所述训练样本图像和所述第二特征图像输入第一预设神经网络进行训练。

3. 根据权利要求2所述的条码检测方法,其特征在于,所述第一预设神经网络包括基础主干网络,所述基础主干网络包括多层卷积层,所述第一预设神经网络还包括至少一层预设连接层,所述预设连接层位于所述卷积层之间;

所述将所述待检测图像和所述第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到所述待检测图像中与条码对应的目标区域包括:

将所述待检测图像输入所述第一层卷积层,并将所述第一特征图像输入所述预设连接层,检测得到所述目标区域;

所述将所述训练样本图像和所述第二特征图像输入第一预设神经网络进行训练包括:

将所述训练样本图像输入第一层卷积层,并将所述第二特征图像输入所述预设连接层进行学习训练。

4. 根据权利要求3所述的条码检测方法,其特征在于,所述第一层卷积层和第二层卷积层之间包含第一预设连接层,所述第二层卷积层和第三层卷积层之间包含第二预设连接层;

所述将所述第一特征图像输入所述预设连接层之前,所述方法还包括:

将所述第一特征图像进行下采样,得到第一下采样图像;

所述将所述第一特征图像输入所述预设连接层包括:

将所述第一特征图像输入所述第一预设连接层,并将所述第一下采样图像输入所述第二预设连接层;

所述将所述第二特征图像输入所述预设连接层进行学习训练之前,所述方法还包括:

将所述第二特征图像进行下采样,得到第二下采样图像;

所述将所述第二特征图像输入所述预设连接层进行学习训练包括:

将所述第二特征图像输入所述第一预设连接层,并将所述第二下采样图像输入所述第二预设连接层进行学习训练。

5. 根据权利要求3所述的条码检测方法,其特征在于,所述第一预设神经网络的基本框架为YOLO v3,所述基础主干网络为darknet19。

6. 根据权利要求1所述的条码检测方法,其特征在于,所述方法还包括:

提取所述训练样本图像中与所述条码对应的图像数据,并获取不包含条码的图像数据,其中,与所述条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据均标注有条码类别;

将与所述条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据输入第二预设神经网络进行训练,得到条码分类模型;

利用所述条码分类模型检测所述待检测图像中目标区域的图像数据,确定所述目标条码的条码类别。

7. 根据权利要求6所述的条码检测方法,其特征在于,所述条码类别包括无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码,所述训练样本图像所标注的条码的类型包括一维条形码、二维快速反应码、二维数据矩阵码,所述方法还包括:

将所述待检测图像和所述第二特征图像输入训练后的第一预设神经网络,检测得到所述目标区域中的目标条码分别属于一维条形码、二维快速反应码、二维数据矩阵码的得分值;

所述利用所述条码分类模型检测所述待检测图像中目标区域的图像数据,确定所述目标条码的条码类别包括:

利用所述条码分类模型检测所述待检测图像中目标区域的图像数据,获得所述目标条码分别属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第一概率值;

利用所述得分值对所述第一概率值进行加权处理,分别得到所述目标条码属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第二概率值;

将最高的第二概率值所对应的条码类别确定为所述目标条码的条码类别。

8. 根据权利要求7所述的条码检测方法,其特征在于,所述利用所述得分值对所述第一概率值进行加权处理,分别得到所述目标条码属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第二概率值包括:

将所述目标条码属于无条码的第一概率值作为所述目标条码属于无条码的第二概率值;

并将所述目标条码属于一维条形码的第一概率值与所述目标条码属于一维条形码的得分值的乘积作为所述目标条码属于一维条形码的第二概率值;

并将所述目标条码属于完整快速反应码的第一概率值与所述目标条码属于完整快速反应码的得分值的乘积作为所述目标条码属于完整快速反应码的第二概率值;

并将所述目标条码属于残缺快速反应码的第一概率值与所述目标条码属于残缺快速反应码的得分值的乘积作为所述目标条码属于残缺快速反应码的第二概率值;

并将所述目标条码属于二维数据矩阵码的第一概率值与所述目标条码属于二维数据矩阵码的得分值的乘积作为所述目标条码属于所述二维数据矩阵码的第二概率值。

9. 根据权利要求6所述的条码检测方法,其特征在于,所述将与所述条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据输入第二预设神经网络进行训练,得到条码分类模型之前,所述方法还包括:

将resnet18网络中第一层卷积层及其邻接的最大池化层删除,并将所述resnet18网络中的bottleneck block替换为res2net module,得到所述第二预设神经网络。

10. 根据权利要求1所述的条码检测方法,其特征在于,所述提取待检测图像的边缘特征,得到第一特征图像包括:

对所述待检测图像进行灰度处理,得到灰度图像;

利用至少一个高斯核分别对所述灰度图像进行降噪处理,得到至少一个降噪图像;  
利用边缘提取算子对所述至少一个降噪图像进行边缘特征提取,得到至少一个第一特征图像。

11. 根据权利要求10所述的条码检测方法,其特征在于,提取所述训练样本图像的边缘特征的方式,以及提取所述待检测图像的边缘特征的方式相同;

和/或,所述至少一个高斯核的大小不同;

和/或,所述至少一个高斯核的标准差不同;

和/或,所述边缘提取算子为sobel算子。

12. 根据权利要求1所述的条码检测方法,其特征在于,所述训练样本图像的来源包括以下至少一个场景:自然场景、显示器场景、物流面单场景。

13. 一种条码检测装置,其特征在于,包括相互耦接的存储器和处理器;所述处理器用于执行所述存储器存储的程序指令,以实现权利要求1至12任一项所述的条码检测方法。

14. 一种存储装置,其特征在于,存储有能够被处理器运行的程序指令,所述程序指令用于实现权利要求1至12任一项所述的条码检测方法。

## 条码检测方法及相关装置

### 技术领域

[0001] 本申请涉及图像处理技术领域,特别是涉及一种条码检测方法及相关装置。

### 背景技术

[0002] 有鉴于条码能够快速编码数据信息,条码已被应用在生活的方方面面,例如,食品包装袋、移动支付、设备标识等多种场景下都能见到条码的身影。在日常生活、工作中,为了获得条码中所包含的数据信息,通常需要利用诸如智能手机、扫描枪等扫码设备对条码进行扫描,而对条码进行扫描的前提是检测条码所在的目标区域。有鉴于此,如何提高条码检测的准确性成为亟待解决的问题。

### 发明内容

[0003] 本申请主要解决的技术问题是提供一种条码检测方法及相关装置,能够提高条码检测的准确性。

[0004] 为了解决上述问题,本申请第一方面提供了一种条码检测方法,包括:提取待检测图像的边缘特征,得到第一特征图像;将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域;其中,经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像。

[0005] 为了解决上述问题,本申请第二方面提供了一种条码检测装置,包括相互耦接的存储器和处理器;处理器用于执行存储器存储的程序指令,以实现上述第一方面中的条码检测方法。

[0006] 为了解决上述问题,本申请第三方面提供了一种存储装置,存储有能够被处理器运行的程序指令,程序指令用于实现上述第一方面中的条码检测方法。

[0007] 上述方案,通过提取待检测图像的边缘特征,从而得到第一特征图像,并将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域,且经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像,从而能够融合边缘特征,以及输入到第一预设神经网络到得到的深度特征两种特征进行条码检测,进而提高条码检测的准确性。

### 附图说明

[0008] 图1是本申请条码检测方法一实施例的流程示意图;

[0009] 图2是本申请条码检测方法另一实施例的流程示意图;

[0010] 图3是图1中第一预设神经网络一实施例的框架示意图;

[0011] 图4是本申请条码检测方法又一实施例的流程示意图;

[0012] 图5是图4中步骤S43一实施例的流程示意图;

- [0013] 图6是本申请条码检测装置一实施例的框架示意图；  
 [0014] 图7是本申请条码检测装置另一实施例的框架示意图；  
 [0015] 图8是本申请存储装置一实施例的框架示意图。

### 具体实施方式

[0016] 下面结合说明书附图,对本申请实施例的方案进行详细说明。

[0017] 以下描述中,为了说明而不是为了限定,提出了诸如特定系统结构、接口、技术之类的具体细节,以便透彻理解本申请。

[0018] 本文中术语“系统”和“网络”在本文中常被可互换使用。本文中术语“和/或”,仅仅是一种描述关联对象的关联关系,表示可以存在三种关系,例如,A和/或B,可以表示:单独存在A,同时存在A和B,单独存在B这三种情况。另外,本文中字符“/”,一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。此外,本文中的“多”表示两个或者多于两个。

[0019] 请参阅图1,图1是本申请条码检测方法一实施例的流程示意图。具体而言,可以包括如下步骤:

[0020] 步骤S11:提取待检测图像的边缘特征,得到第一特征图像。

[0021] 本实施例中,待检测图像可以是条码扫描设备拍摄得到的,条码扫描设备可以是智能手机、平板电脑等等,本实施例在此不做具体限制。

[0022] 在一个实施场景中,可以采用sobel算子对待检测图像进行横向边缘检测和纵向边缘检测,然后再将每个像素点的横向边缘检测结果与纵向边缘检测结果相减,从而得到第一特征图像中每个像素点的梯度值。sobel算子是一个离散型差分算子,具体地,sobel算子包含两组3\*3的矩阵,分别为横向矩阵和纵向矩阵,利用横向矩阵与待检测图像做平面卷积,能够得到每个像素点的横向边缘检测结果,利用纵向矩阵与待检测图像做平面卷积,能够得到每个像素点的纵向边缘检测结果。在一个具体的实施场景中,横向矩阵 $G_x$ 和纵向矩阵 $G_y$ 可以分别表示为:

$$[0023] \quad G_x = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

[0024] 在另一个实施场景中,为了进一步提高条码检测的准确性,还可以对待检测图像进行灰度处理,得到灰度图像,再利用至少一个高斯核分别对灰度图像进行降噪处理,得到至少一个降噪图像,进而利用诸如sobel算子等边缘提取算子对至少一个降噪图像进行边缘特征提取,得到至少一个第一特征图像。具体地,至少一个高斯核的大小可以不同,例如,5个3\*3的高斯核和5个5\*5的高斯核。此外,至少一个高斯核的标准差也可以不同,例如,标准差可以分别取0.1、0.3、0.5、0.7、0.9,本实施例在此不再一一举例。在一个具体的实施场景中,可以取5个标准差分别为0.1、0.3、0.5、0.7、0.9的3\*3的高斯核,以及5个标准差分别为0.1、0.3、0.5、0.7、0.9的5\*5的高斯核。高斯核(Gaussian kernel)也称为径向基函数,可以将有限维数据映射到高维空间。在一个具体的实施场景中,还可以先将待检测图像进行缩放处理,以使其适应第一预设神经网络的输入大小,例如,将待检测图像缩放为长宽均是32像素的倍数(如416\*416),然后再将缩放后的待检测图像进行归一化处理,即将像素值归一化至0~1范围内。

[0025] 步骤S12:将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域。

[0026] 本实施例中,经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像。具体地,可以提取训练样本图像的边缘特征,得到第二特征图像,并将训练样本图像和第二特征图像输入第一预设神经网络进行训练,从而得到经训练的第一预设神经网络。

[0027] 在一个具体的实施场景中,为了提高经训练的第一预设神经网络对于不同场景的检测能力,训练样本图像的来源包括以下至少一个场景:自然场景、显示器场景、物流面单场景,自然场景可以包括但不限于:商品包装袋、车票、共享单车、广告纸,显示器场景包括但不限于:手机、平板、电脑。

[0028] 在一个具体的实施场景中,为了提高经训练的第一预设神经网络对于不同条码的检测能力,训练样本图像所标注的条码的类型包括一维条形码、二维快速反应码(Quick Response Code,QR码)、二维数据矩阵码(Data Matrix Code,DM码)。

[0029] 在一个具体的实施场景中,为了拓宽经训练的第一预设神经网络对于不同检测条件的适用范围,训练样本图像还可以是基于不同光照、不同角度、不同距离采集得到的。

[0030] 在一个具体的实施场景中,为了验证经训练的第一预设神经网络的有效性,还可以将采集得到的图像按照7:1:2的比例划分为训练样本图像、验证样本图像、测试样本图像。

[0031] 在一个具体的实施场景中,为了使训练样本图像适应于第一预设神经网络的输入大小,还可以将训练样本图像的宽高比调整为1:1,此外,还可以对采集到的训练样本图像进行扩充处理,例如,随机角度旋转。具体地,在二维平面上任选一点 $(O_x, O_y)$ 旋转角度 $\theta$ 的旋转矩阵为:先平移 $(-O_x, -O_y)$ ,然后旋转角度 $\theta$ ,最后再反平移 $(O_x, O_y)$ ,那么对于坐标 $(x, y)$ ,通过下式可以得到旋转之后的坐标 $(x', y')$ :

$$[0032] \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) & (1-\cos(\theta))*O_x - \sin(\theta)*O_y \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) & (1-\cos(\theta))*O_y + \sin(\theta)*O_x \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix}$$

[0033] 上式中, $\theta$ 的取值范围可以是 $0^\circ \sim 180^\circ$ ,例如: $10^\circ$ 、 $20^\circ$ 、 $30^\circ$ 等等。

[0034] 本实施例中,提取训练样本图像的边缘特征的方式,以及提取待检测图像的边缘特征的方式相同。

[0035] 本实施例中,第一预设神经网络可以是YOLO(You Only Look Once)、SSD(Single Shot Multi-Box Detector)等等,本实施例在此不做具体限制。在一个实施场景中,为了加快网络的学习以及前向传播速度,第一预设神经网络的基本框架可以是YOLO v3,第一预设神经网络的基础主干网络可以是darknet53、darknet19,为了进一步提高训练和检测的速度,本实施例中,第一预设神经网络的基础主干网络可以是darknet19。

[0036] 在一个实施场景中,将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域,且同一目标条码可能对应多个目标区域,目标区域的具体参数可以包括位置坐标、置信度、每一分类的得分值,在此情况下,为了提高后续读取目标条码所包含的数据信息的速度,还可以进一步基于目标区域的位置坐标和置信度剔除冗余的目标区域,具体地,可以先将置信度低于预设置置信度阈值(如

0.5)的目标区域剔除,然后再利用非极大值抑制(Non-Maximum Suppression,NMS)在剩余的目标区域中进行筛选,得到与目标条码对应的目标区域。非极大值抑制是一种去除非极大值的算法,具体地,可以先将检测得到的所有目标区域按照置信度由高到低进行排序,选出置信度最高的目标区域,并保存该目标区域,然后再计算剩余的目标区域与该目标区域的交并比(Intersection over Union,IoU),如果交并比大于预设交并比阈值(如0.3),则认为剩余的目标区域与该目标区域重叠,将剩余的目标区域删除,在删除之后,再在删除后剩余的目标区域中选出置信度最高的目标区域,并重复执行保存该目标区域的步骤以及后续步骤,直至除了所保存的目标区域之外没有能够被删除的目标区域。

[0037] 上述方案,通过提取待检测图像的边缘特征,从而得到第一特征图像,并将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域,且经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像,从而能够融合边缘特征,以及输入到第一预设神经网络到得到的深度特征两种特征进行条码检测,进而提高条码检测的准确性。

[0038] 请参阅图2,图2是本申请条码检测方法另一实施例的流程示意图。具体而言,本实施例中,请结合参阅图3,图3是图1中第一预设神经网络一实施例的框架示意图,第一预设神经网络可以包括基础主干网络,基础主干网络包括多层卷积层,第一预设神经网络还包括至少一层预设连接层,预设连接层位于卷积层之间。如图3所示,斜线填充的为卷积层,网格填充的为最大池化层,实线箭头所指方向为前向传播方向,其中,预设连接层用于将提取到的边缘特征,以及经过卷积层卷积之后的深度特征进行连接。

[0039] 具体地,可以包括如下步骤:

[0040] 步骤S21:提取待检测图像的边缘特征,得到第一特征图像。

[0041] 具体请参阅上述实施例中的步骤S11。

[0042] 步骤S22:将待检测图像输入第一层卷积层,并将第一特征图像输入预设连接层,检测得到目标区域。

[0043] 在一个具体的实施场景中,请继续结合参阅图3,第一层卷积层和第二层卷积层之间包含第一预设连接层,第二层卷积层和第三层卷积层之间包含第二预设连接层,在将第一特征图像输入预设连接层之前,还可以将第一特征图像进行下采样,得到第一下采样图像,并将第一特征图像输入第一预设连接层,并将第一下采样图像输入第二预设连接层。

[0044] 此外,在将训练样本图像和第二特征图像输入第一预设神经网络进行训练时,可以将训练样本图像输入第一层卷积层,并将第二特征图像输入预设连接层进行学习训练,从而能够融合卷积之后的深度特征以及提取到的边缘特征训练神经网络,提高条码检测的准确性。在一个具体的实施场景中,第一层卷积层和第二层卷积层之间包含第一预设连接层,第二层卷积层和第三层卷积层之间包含第二预设连接层,此时,在将第二特征图像输入预设连接层进行学习训练之前,还可以将第二特征图像进行下采样,得到第二下采样图像,并将第二特征图像输入第一预设连接层,并将第二下采样图像输入第二预设连接层进行学习训练。

[0045] 上述方案,能够将边缘特征融合在神经网络的浅层特征中进行网络的学习、训练,进而提高神经网络预测的准确性。

[0046] 其中,在一个实施例中,为了实现检测不同尺度大小的条码,从而既能够检测长条形的条码,也能够检测方形的条码,还可以通过聚类分析获得多个锚框(anchor box),每个锚框由一个相对于原图大小的宽和高组成,且分别对应于图3中的3个预测层,即预测1、预测2、预测3。在一个具体的实施场景中,多个锚框可以是9个。在一个具体的实施场景中,预测1的特征图尺寸为13\*13,其对应的锚框为:(100,96)、(72,183)、(176,152);预测2的特征图尺寸为26\*26,其对应的锚框为:(28,109)、(71,73)、(161,141);预测3的特征图尺寸为52\*52,其对应的锚框为:(26,26)、(105,22)、(49,48)。在此基础上,可以利用得到的锚框确定正负样本,具体地,一个锚框样本与任意一个真实标签的交并比大于第一预设阈值(如0.7)时,则为正样本,一个锚框样本与任意一个真实标签的交并比小于第二预设阈值(如0.2),则为负样本,其他锚框样本不参与训练。此外,在此基础上,神经网络的优化方式可以采取mini-batch SGD(Mini-batch Gradient Descent,小批量随机梯度下降),mini-batch SGD的主要思想是每次只拿总训练集(即上述获得的全体训练样本图像的集合),例如,一共有5000个样本,每次拿100个样本来计算损失,更新参数,50次后即可完成整个样本集的训练,为一轮(epoch),由于每次更新用了多个样本来计算损失,就使得损失的计算和参数的更新更加具有代表性。

[0047] 请参阅图4,图4是本申请条码检测方法又一实施例的流程示意图。具体而言,可以包括如下步骤:

[0048] 步骤S41:提取训练样本图像中与条码对应的图像数据,并获取不包含条码的图像数据。

[0049] 本实施例中,与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据均标注有条码类别。在一个实施场景中,为了使提取出来的图像数据适应于第二预设神经网络的输入,可以将提取出来的图像数据进行填充,使其宽高比调整为1:1,再将其缩放至一预设尺寸(如80\*80)。

[0050] 步骤S42:将与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据输入第二预设神经网络进行训练,得到条码分类模型。

[0051] 第二预设神经网络可以参考resnet18进行设计,具体地,可以将resnet18网络中第一层卷积层及其邻接的最大池化层删除,并将resnet18网络中的bottleneck block替换为res2net module,第二预设神经网络的具体结构可以参阅下表1,表1为第二预设神经网络的网络结构:

[0052] 表1第二预设神经网络的网络结构

| 层名                       | 输出尺寸  | 16层结构   |
|--------------------------|-------|---|
| 第一层卷积层                   | 40*40 | $\begin{bmatrix} 3*3, & 64 \\ 3*3, & 64 \end{bmatrix} \times 2$   |
| 第二层卷积层                   | 20*20 | $\begin{bmatrix} 3*3, & 128 \\ 3*3, & 128 \end{bmatrix} \times 2$ |
| 第三层卷积层                   | 10*10 | $\begin{bmatrix} 3*3, & 256 \\ 3*3, & 256 \end{bmatrix} \times 2$ |
| 第四层卷积层                   | 5*5   | $\begin{bmatrix} 3*3, & 512 \\ 3*3, & 512 \end{bmatrix} \times 2$ |
| 平均池化层, 全连接层, softmax 回归层 |       |   |

[0054] 通过将bottleneck block替换为res2net module能够使经训练的第二预设神经网络具备更强的多尺度特征提取能力。

[0055] 步骤S43:利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,确定目标条码的条码类别。

[0056] 本实施例中,条码类别包括无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码,残缺快速反应码可以是指缺失了任意一个位置探测图形的码。此外,训练样本图像所标注的条码的类型包括一维条形码、二维快速反应码、二维数据矩阵码,在上述实施例中,将待检测图像和第二特征图像输入训练后的第一预设神经网络,能够检测得到目标区域中的目标条码分别属于一维条形码、二维快速反应码、二维数据矩阵码的得分值,例如,目标条码属于一维条形码的得分值 $c_0$ 、属于二维快速反应码的得分值 $c_1$ 、属于二维数据矩阵码的得分值 $c_2$ ,则具体地,本实施例中,可以参考如图5所示的步骤确定目标条码的条码类别:

[0057] 步骤S431:利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,获得目标条码分别属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第一概率值。

[0058] 在一个实施场景中,为了使目标区域的图像数据能够适应于第二预设神经网络的输入,可以将目标区域的图像数据进行填充,使得目标区域的图像数据的宽高比调整为1:1,再缩放到预设尺寸(例如80\*80),再输入到条码分类模型进行前向传播,从而预测得到目标条码属于无条码的第一概率值 $p_0$ ,属于一维条形码的第一概率值 $p_1$ ,属于完整快速反应码的第一概率值 $p_2$ ,属于残缺快速反应码的第一概率值 $p_3$ ,属于二维数据矩阵码的第一概率值 $p_4$ 。

[0059] 步骤S432:利用得分值对第一概率值进行加权处理,分别得到目标条码属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第二概率值。

[0060] 具体地,可以将目标条码属于无条码的第一概率值 $p_0$ 作为目标条码属于无条码的第二概率值 $p_0'$ ;将目标条码属于一维条形码的第一概率值 $p_1$ 与目标条码属于一维条形码的得分值 $c_0$ 的乘积作为目标条码属于一维条形码的第二概率值 $p_1'$ ;将目标条码属于完整快速反应码的第一概率值 $p_2$ 与目标条码属于完整快速反应码的得分值 $c_1$ 的乘积作为目标条码属

于完整快速反应码的第二概率值 $p_2'$ ;将目标条码属于残缺快速反应码的第一概率值 $p_3$ 与目标条码属于残缺快速反应码的得分值 $c_1$ 的乘积作为目标条码属于残缺快速反应码的第二概率值 $p_3'$ ;将目标条码属于二维数据矩阵码的第一概率值 $p_4$ 与目标条码属于二维数据矩阵码的得分值 $c_2$ 的乘积作为目标条码属于二维数据矩阵码的第二概率值 $p_4'$ 。

[0061] 步骤S433:将最高的第二概率值所对应的条码类别确定为目标条码的条码类别。

[0062] 具体地,可以将第二概率值 $p_0'$ 至 $p_4'$ 中最高的值所对应的条码类别确定为目标条码的条码类别。例如,若 $p_0'$ 最高,则可以确定目标条码为无条码;若 $p_1'$ 最高,则可以确定目标条码为一维条形码;若 $p_2'$ 最高,则可以确定目标条码为完整快速反应码;若 $p_3'$ 最高,则可以确定目标条码为残缺快速反应码;若 $p_4'$ 最高,则可以确定目标条码为二维数据矩阵码。

[0063] 在一个具体的实施场景中,当确定目标条码的条码类别为无条码或残缺快速反应码时,可以将对应的目标区域删除,待检测图像中剩余的目标区域中所检测到的目标条码的条码类别即为最终检测结果。

[0064] 上述方案,通过提取训练样本图像中与条码对应的图像数据,并获取不包含条码的图像数据,从而将与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据输入第二预设神经网络进行训练,得到条码分类模型,进而利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,确定目标条码的条码类别,故此,能够基于条码分类模型对目标区域的条码类别进行进一步检测,有利于过滤无效条码,进一步提升条码检测的准确性。

[0065] 请参阅图6,图6是本申请条码检测装置60一实施例的框架示意图。条码检测装置60包括第一特征提取模块61和目标条码检测模块62,第一特征提取模块61用于提取待检测图像的边缘特征,得到第一特征图像,目标条码检测模块62用于将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域,其中,经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像。在一个实施场景中,训练样本图像的来源包括以下至少一个场景:自然场景、显示器场景、物流面单场景。

[0066] 上述方案,通过提取待检测图像的边缘特征,从而得到第一特征图像,并将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域,且经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像,从而能够融合边缘特征,以及输入到第一预设神经网络到得到的深度特征两种特征进行条码检测,进而提高条码检测的准确性。

[0067] 在一些实施例中,条码检测装置60还包括第二特征提取模块,用于提取训练样本图像的边缘特征,得到第二特征图像,条码检测装置60还包括神经网络训练模块,用于将训练样本图像和第二特征图像输入第一预设神经网络进行训练。

[0068] 在一些实施例中,第一预设神经网络包括基础主干网络,基础主干网络包括多层卷积层,第一预设神经网络还包括至少一层预设连接层,预设连接层位于卷积层之间,目标条码检测模块62具体用于将待检测图像输入第一层卷积层,并将第一特征图像输入预设连接层,检测得到目标区域,神经网络训练模块具体用于将训练样本图像输入第一层卷积层,并将第二特征图像输入预设连接层进行学习训练。在一个实施场景中,第一预设神经网络的基本框架为YOLO v3,基础主干网络为darknet19。

[0069] 区别于前述实施例,将训练样本图像输入第一层卷积层,并将第二特征图像输入预设连接层进行学习训练,并将待检测图像输入第一层卷积层,并将第一特征图像输入预设连接层,检测得到目标区域,能够将边缘特征融合在神经网络的浅层特征中进行网络的学习、训练,进而提高神经网络预测的准确性。

[0070] 在一些实施例中,第一层卷积层和第二层卷积层之间包含第一预设连接层,第二层卷积层和第三层卷积层之间包含第二预设连接层,条码检测装置60还包括第一下采样模块,用于将第一特征图像进行下采样,得到第一下采样图像,目标条码检测模块62还具体用于将第一特征图像输入第一预设连接层,并将第一下采样图像输入第二预设连接层,条码检测装置60还包括第二下采样模块,神经网络训练模块还具体用于将第二特征图像输入第一预设连接层,并将第二下采样图像输入第二预设连接层进行学习训练。

[0071] 在一些实施例中,条码检测装置60还包括图像数据提取模块,用于提取训练样本图像中与条码对应的图像数据,并获取不包含条码的图像数据,其中,与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据均标注有条码类别,条码检测装置60还包括图像数据训练模块,用于将与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据输入第二预设神经网络进行训练,得到条码分类模型,条码检测装置60还包括条码类别检测模块,用于利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,确定目标条码的条码类别。

[0072] 区别于前述实施例,通过提取训练样本图像中与条码对应的图像数据,并获取不包含条码的图像数据,从而将与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据输入第二预设神经网络进行训练,得到条码分类模型,进而利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,确定目标条码的条码类别,故此,能够基于条码分类模型对目标区域的条码类别进行进一步检测,有利于过滤无效条码,进一步提升条码检测的准确性。

[0073] 在一些实施例中,条码类别包括无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码,训练样本图像所标注的条码的类型包括一维条形码、二维快速反应码、二维数据矩阵码,目标条码检测模块62还具体用于将待检测图像和第二特征图像输入训练后的第一预设神经网络,检测得到目标区域中的目标条码分别属于一维条形码、二维快速反应码、二维数据矩阵码的得分值,条码类别检测模块还包括分类概率检测子模块,用于利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,获得目标条码分别属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第一概率值,条码类别检测模块还包括分类概率加权子模块,用于利用得分值对第一概率值进行加权处理,分别得到目标条码属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第二概率值,条码类别检测模块还包括条码类别确定子模块,用于将最高的第二概率值所对应的条码类别确定为目标条码的条码类别。

[0074] 在一些实施例中,分类概率加权子模块具体用于将目标条码属于无条码的第一概率值作为目标条码属于无条码的第二概率值;分类概率加权子模块具体还用于将目标条码属于一维条形码的第一概率值与目标条码属于一维条形码的得分值的乘积作为目标条码属于一维条形码的第二概率值;分类概率加权子模块具体还用于将目标条码属于完整快速反应码的第一概率值与目标条码属于完整快速反应码的得分值的乘积作为目标条码属于完整快速反应码的第二概率值;分类概率加权子模块具体还用于将目标条码属于残缺快速反应码的第一概率值与目标条码属于残缺快速反应码的得分值的乘积作为目标条码属于

残缺快速反应码的第二概率值;分类概率加权子模块具体还用于将目标条码属于二维数据矩阵码的第一概率值与目标条码属于二维数据矩阵码的得分值的乘积作为目标条码属于二维数据矩阵码的第二概率值。

[0075] 在一些实施例中,条码检测装置60还包括神经网络构建模块,用于将resnet18网络中第一层卷积层及其邻接的最大池化层删除,并将resnet18网络中的bottleneck block替换为res2net module,得到第二预设神经网络。

[0076] 在一些实施例中,第一特征提取模块61包括灰度处理子模块,用于对待检测图像进行灰度处理,得到灰度图像,第一特征提取模块61还包括降噪处理子模块,用于利用至少一个高斯核分别对灰度图像进行降噪处理,得到至少一个降噪图像,第一特征提取模块61还包括边缘特征提取子模块,用于利用边缘提取算子对至少一个降噪图像进行边缘特征提取,得到至少一个第一特征图像。在一个实施场景中,提取训练样本图像的边缘特征的方式,以及提取待检测图像的边缘特征的方式相同;在一个实施场景中,至少一个高斯核的大小不同;在一个实施场景中,至少一个高斯核的标准差不同;在一个实施场景中,边缘提取算子为sobel算子。

[0077] 请参阅图7,图7是本申请条码检测装置70一实施例的框架示意图。条码检测装置70包括相互耦接的存储器71和处理器72;处理器72用于执行存储器71存储的程序指令,以实现上述任一条码检测方法实施例中的步骤。

[0078] 具体而言,处理器72用于控制其自身以及存储器71以实现上述任一条码检测方法实施例中的步骤。处理器72还可以称为CPU(Central Processing Unit,中央处理单元)。处理器72可能是一种集成电路芯片,具有信号的处理能力。处理器72还可以是通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。另外,处理器72可以由多个集成电路芯片共同实现。

[0079] 本实施例中,处理器72用于提取待检测图像的边缘特征,得到第一特征图像,处理器72还用于将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域,其中,经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像。在一个实施场景中,训练样本图像的来源包括以下至少一个场景:自然场景、显示器场景、物流面单场景。

[0080] 上述方案,通过提取待检测图像的边缘特征,从而得到第一特征图像,并将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域,且经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像,从而能够融合边缘特征,以及输入到第一预设神经网络到得到的深度特征两种特征进行条码检测,进而提高条码检测的准确性。

[0081] 在一些实施例中,处理器72还用于提取训练样本图像的边缘特征,得到第二特征图像,处理器72还用于将训练样本图像和第二特征图像输入第一预设神经网络进行训练。

[0082] 在一些实施例中,第一预设神经网络包括基础主干网络,基础主干网络包括多层卷积层,第一预设神经网络还包括至少一层预设连接层,预设连接层位于卷积层之间,处理器72还用于将待检测图像输入第一层卷积层,并将第一特征图像输入预设连接层,检测得到目标区域,处理器72还用于将训练样本图像输入第一层卷积层,并将第二特征图像输入预设连接层进行学习训练。在一个实施场景中,第一预设神经网络的基本框架为YOLO v3,基础主干网络为darknet19。

[0083] 区别于前述实施例,将训练样本图像输入第一层卷积层,并将第二特征图像输入预设连接层进行学习训练,并将待检测图像输入第一层卷积层,并将第一特征图像输入预设连接层,检测得到目标区域,能够将边缘特征融合在神经网络的浅层特征中进行网络的学习、训练,进而提高神经网络预测的准确性。

[0084] 在一些实施例中,第一层卷积层和第二层卷积层之间包含第一预设连接层,第二层卷积层和第三层卷积层之间包含第二预设连接层,处理器72还用于将第一特征图像进行下采样,得到第一下采样图像,处理器72还用于将第一特征图像输入第一预设连接层,并将第一下采样图像输入第二预设连接层,处理器72还用于将第二特征图像进行下采样,得到第二下采样图像,处理器72还用于将第二特征图像输入第一预设连接层,并将第二下采样图像输入第二预设连接层进行学习训练。

[0085] 在一些实施例中,处理器72还用于提取训练样本图像中与条码对应的图像数据,并获取不包含条码的图像数据,其中,与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据均标注有条码类别,处理器72还用于将与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据输入第二预设神经网络进行训练,得到条码分类模型,处理器72还用于利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,确定目标条码的条码类别。

[0086] 区别于前述实施例,通过提取训练样本图像中与条码对应的图像数据,并获取不包含条码的图像数据,从而将与条码对应的图像数据和不包含条码的图像数据输入第二预设神经网络进行训练,得到条码分类模型,进而利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,确定目标条码的条码类别,故此,能够基于条码分类模型对目标区域的条码类别进行进一步检测,有利于过滤无效条码,进一步提升条码检测的准确性。

[0087] 在一些实施例中,条码类别包括无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码,训练样本图像所标注的条码的类型包括一维条形码、二维快速反应码、二维数据矩阵码,处理器72还用于将待检测图像和第二特征图像输入训练后的第一预设神经网络,检测得到目标区域中的目标条码分别属于一维条形码、二维快速反应码、二维数据矩阵码的得分值,处理器72还用于利用条码分类模型检测待检测图像中目标区域的图像数据,获得目标条码分别属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第一概率值,处理器72还用于利用得分值对第一概率值进行加权处理,分别得到目标条码属于无条码、一维条形码、完整快速反应码、残缺快速反应码、二维数据矩阵码的第二概率值,处理器72还用于将最高的第二概率值所对应的条码类别确定为目标条码的条码类别。

[0088] 在一些实施例中,处理器72还用于将目标条码属于无条码的第一概率值作为目标条码属于无条码的第二概率值;处理器72还用于将目标条码属于一维条形码的第一概率值与目标条码属于一维条形码的得分值的乘积作为目标条码属于一维条形码的第二概率值;

处理器72还用于将目标条码属于完整快速反应码的第一概率值与目标条码属于完整快速反应码的得分值的乘积作为目标条码属于完整快速反应码的第二概率值;处理器72还用于将目标条码属于残缺快速反应码的第一概率值与目标条码属于残缺快速反应码的得分值的乘积作为目标条码属于残缺快速反应码的第二概率值;处理器72还用于将目标条码属于二维数据矩阵码的第一概率值与目标条码属于二维数据矩阵码的得分值的乘积作为目标条码属于二维数据矩阵码的第二概率值。

[0089] 在一些实施例中,处理器72还用于将resnet18网络中第一层卷积层及其邻接的最大池化层删除,并将resnet18网络中的bottleneck block替换为res2net module,得到第二预设神经网络。

[0090] 在一些实施例中,处理器72还用于对待检测图像进行灰度处理,得到灰度图像;处理器72还用于利用至少一个高斯核分别对灰度图像进行降噪处理,得到至少一个降噪图像;处理器72还用于利用边缘提取算子对至少一个降噪图像进行边缘特征提取,得到至少一个第一特征图像。在一个实施场景中,提取训练样本图像的边缘特征的方式,以及提取待检测图像的边缘特征的方式相同;在一个实施场景中,至少一个高斯核的大小不同;在一个实施场景中,至少一个高斯核的标准差不同;在一个实施场景中,边缘提取算子为sobel算子。

[0091] 请参阅图8,图8为本申请存储装置80一实施例的框架示意图。存储装置80存储有能够被处理器运行的程序指令801,程序指令801用于实现上述任一条码检测方法实施例中的步骤。

[0092] 上述方案,通过提取待检测图像的边缘特征,从而得到第一特征图像,并将待检测图像和第一特征图像输入经训练的第一预设神经网络,检测得到与待检测图像中的目标条码对应的目标区域,且经训练的第一预设神经网络是利用训练样本图像以其边缘特征训练得到的,训练样本图像为预先对条码进行标注的图像,从而能够融合边缘特征,以及输入到第一预设神经网络到得到的深度特征两种特征进行条码检测,进而提高条码检测的准确性。

[0093] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的方法和装置,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施方式仅仅是示意性的,例如,模块或单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性、机械或其它的形式。

[0094] 作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施方式方案的目的。

[0095] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0096] 集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可

以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)或处理器(processor)执行本申请各个实施方式方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

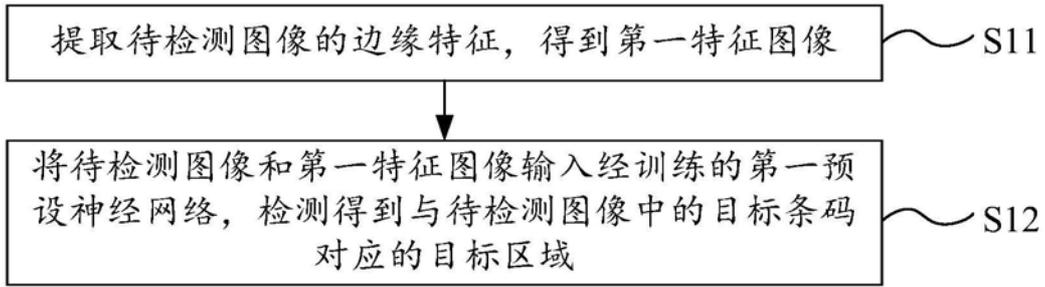


图1

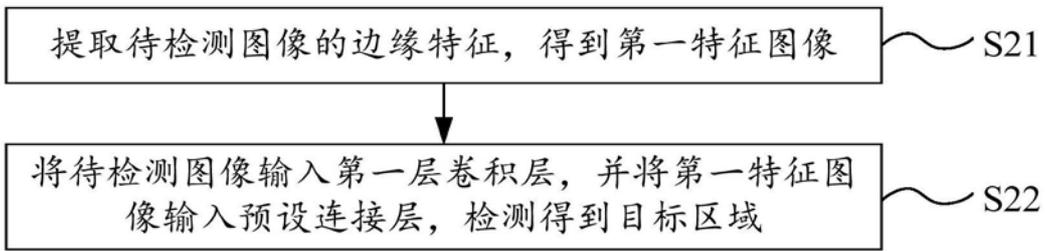


图2

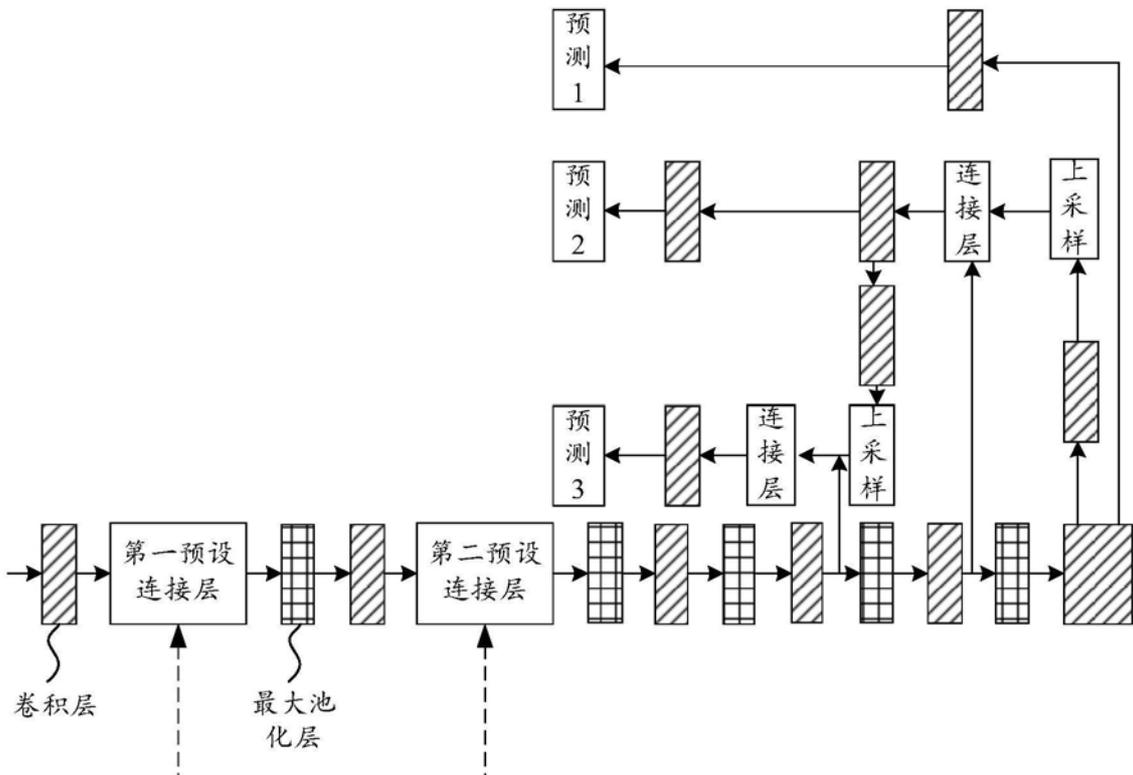


图3

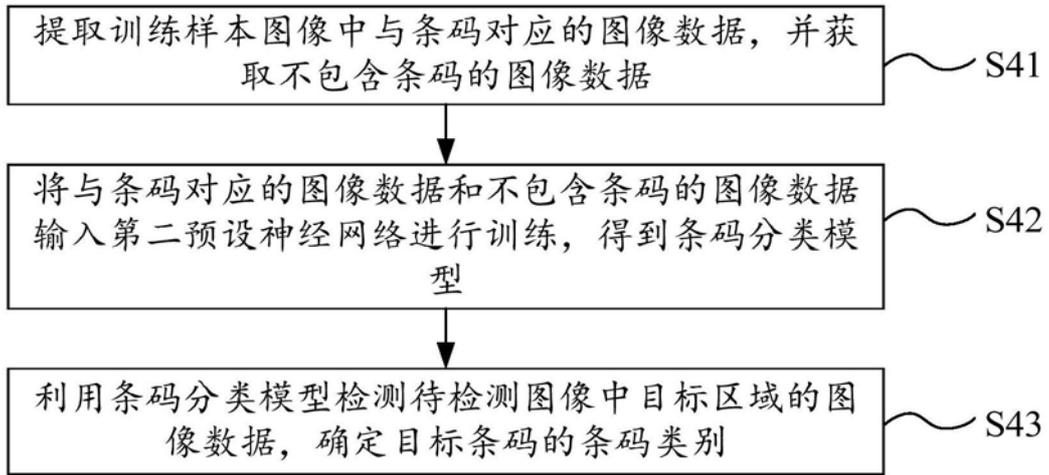


图4

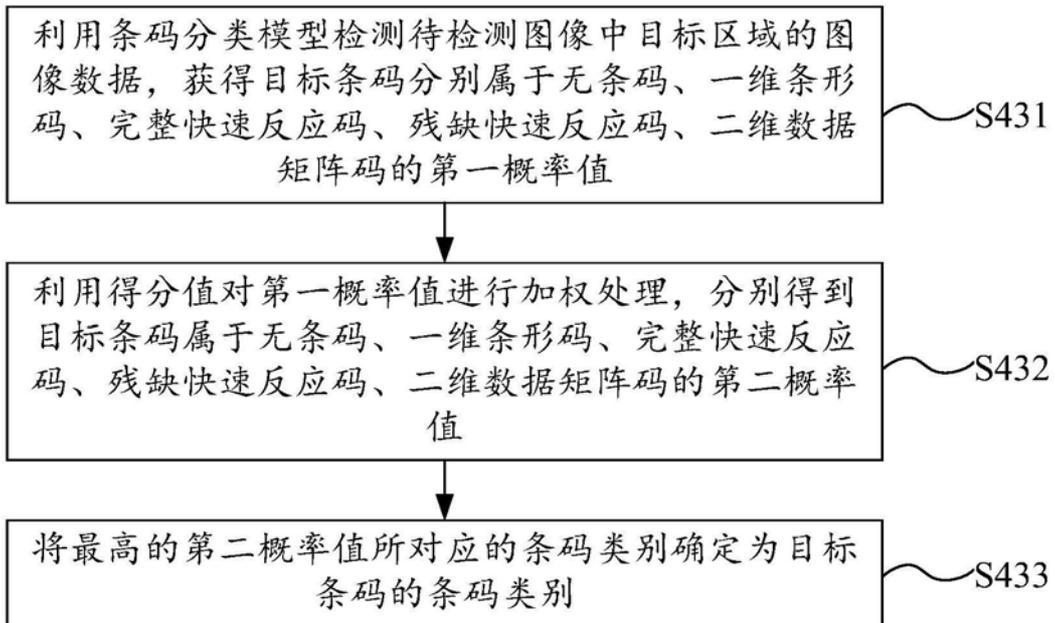


图5

60

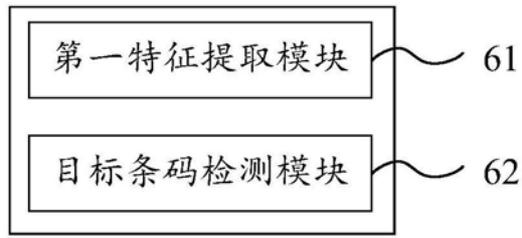


图6

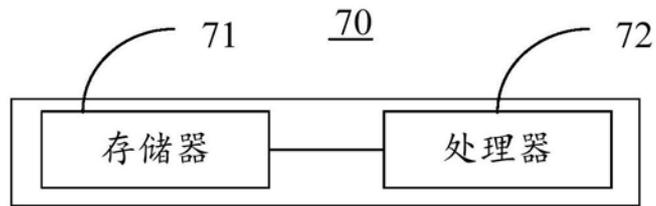


图7

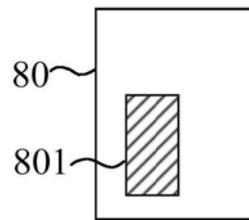


图8