



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118365990 A

(43) 申请公布日 2024. 07. 19

(21) 申请号 202410788771.5

(22) 申请日 2024.06.19

(71) 申请人 浙江啄云智能科技有限公司

地址 310051 浙江省杭州市滨江区浦沿街
道六和路中控大厦E座9楼

(72) 发明人 李林超 权家新 周凯 曹俐莉
靳宗振 曾毅

(74) 专利代理机构 北京品源专利代理有限公司
11332

专利代理师 陈雪颖

(51) Int. Cl.

G06V 10/774 (2022.01)

G06V 10/80 (2022.01)

G06V 20/60 (2022.01)

权利要求书4页 说明书13页 附图3页

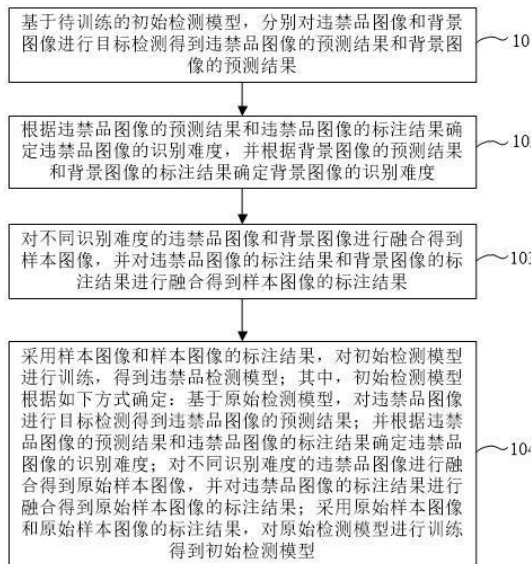
(54) 发明名称

应用于违禁品检测的模型训练方法、装置及电子设备

(57) 摘要

本发明公开了一种应用于违禁品检测的模型训练方法、装置及电子设备,涉及目标检测技术领域,包括:基于待训练的初始检测模型,分别对违禁品图像和背景图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果和背景图像的预测结果;根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度,并根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度;对不同识别难度的违禁品图像和背景图像进行融合得到样本图像,并对违禁品图像的标注结果和背景图像的标注结果进行融合得到样本图像的标注结果;采用样本图像和样本图像的标注结果,对初始检测模型进行训练,得到违禁品检测模型。模型训练速度快,且误检率低。

CN 118365990 A



1. 一种应用于违禁品检测的模型训练方法,其特征在于,包括:

基于待训练的初始检测模型,分别对违禁品图像和背景图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果和背景图像的预测结果;

根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度,并根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度;

对不同识别难度的违禁品图像和背景图像进行融合得到样本图像,并对违禁品图像的标注结果和背景图像的标注结果进行融合得到样本图像的标注结果;

采用样本图像和样本图像的标注结果,对初始检测模型进行训练,得到违禁品检测模型;

其中,所述初始检测模型根据如下方式确定:

基于原始检测模型,对违禁品图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果;并根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度;

对不同识别难度的违禁品图像进行融合得到原始样本图像,并对违禁品图像的标注结果进行融合得到原始样本图像的标注结果;

采用原始样本图像和原始样本图像的标注结果,对原始检测模型进行训练,得到初始检测模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述采用样本图像和样本图像的标注结果,对初始检测模型进行训练,得到违禁品检测模型,包括:

基于样本图像中违禁品图像的标注结果,确定样本图像中违禁品图像的第一损失值;并基于样本图像中背景图像的标注结果,确定样本图像中背景图像的第二损失值,

根据第一损失值和第二损失值,确定目标损失值,并基于所述目标损失值训练所述初始检测模型,得到违禁品检测模型。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述基于样本图像中违禁品图像的标注结果,确定样本图像中违禁品图像的第一损失值,包括:

根据第一预测目标物的第一预测类别、第一预测框、第一标注类别和第一标注框,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第一预测目标物的第一预测类别和第一预测框根据初始检测模型对样本图像中的违禁品图像进行处理得到;

根据第一目标物损失值,确定样本图像中违禁品图像的第一损失值。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据第一预测目标物的第一预测类别、第一预测框、第一标注类别和第一标注框,确定第一预测目标物的第一目标物损失值,包括:

若第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同,则根据第一类别置信度和第一坐标置信度,确定目标置信度;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定;

若基于目标置信度,第一预测目标物的识别准确性满足预设准确性条件,则基于目标置信度、第一坐标损失和第一类别损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第一坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定;第一类别损失根据第一预测类别和第一标注类别确定。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据第一预测目标物的第一预测类

别、第一预测框、第一标注类别和第一标注框,确定第一预测目标物的第一目标物损失值,包括:

若第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别不相同,则根据第一类别置信度,以及与第一标注类别对应的置信度,确定类别加强学习参数;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定;

根据类别加强学习参数、第一类别置信度,确定第一目标类别损失;根据第一目标类别损失和第二坐标损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第二坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定。

6. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据第一预测目标物的第一预测类别、第一预测框、第一标注类别和第一标注框,确定第一预测目标物的第一目标物损失值,包括:

若第一坐标置信度大于第二置信阈值且小于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同,则根据第一类别置信度和预设参数,确定类别减弱学习参数;其中,第一置信阈值大于第二置信阈值;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定;

根据类别减弱学习参数和第一类别置信度,确定第二目标类别损失;

根据第二目标类别损失和第三坐标损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第三坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定。

7. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据第一预测目标物的第一预测类别、第一预测框、第一标注类别和第一标注框,确定第一预测目标物的第一目标物损失值,包括:

若第一坐标置信度小于第二置信阈值,则基于第一类别置信度,确定第一预测目标物的识别难度;

根据第一预测目标物的识别难度和第一类别置信度,确定第一预测目标物的第一目标物损失值。

8. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述基于样本图像中背景图像的标注结果,确定样本图像中背景图像的第二损失值,包括:

根据第二预测目标物的第二预测类别和第二标注类别,确定第二类别置信度;并根据第二类别置信度,确定第二预测目标物的识别难度;其中,第二预测目标物的第二预测类别根据初始检测模型对样本图像中的背景图像进行处理得到;

根据第二预测目标物的识别难度和第二类别置信度,确定第二预测目标物的第二目标物损失值;

根据第二目标物损失值,确定样本图像中背景图像的第二损失值。

9. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度,包括:

基于第三预测目标物的第二预测框、第三预测类别、第二标注框和第三标注类别,确定所述第三预测目标物的识别难度;其中,第三预测目标物的第二预测框和第三预测类别根据初始检测模型对违禁品图像进行处理得到;

基于所述第三预测目标物的识别难度,确定违禁品图像的识别难度。

10. 根据权利要求9所述的方法,其特征在于,所述基于第三预测目标物的第二预测框、第三预测类别、第二标注框和第三标注类别,确定所述第三预测目标物的识别难度,包括:

根据第三预测目标物的第二预测框和第二标注框,确定第二坐标置信度;

根据第三预测目标物的第三预测类别和第三标注类别,确定第三类别置信度;

基于第二坐标置信度和第三类别置信度,确定所述第三预测目标物的识别难度。

11. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,所述基于第二坐标置信度和第三类别置信度,确定所述第三预测目标物的识别难度,包括:

若第二坐标置信度大于第四置信阈值,则基于第二坐标置信度和第三类别置信度确定所述第三预测目标物的识别难度;

若第二坐标置信度小于或等于第四置信阈值,则基于第三类别置信度确定所述第三预测目标物的识别难度。

12. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度,包括:

基于第四预测目标物的第三预测类别和第三标注类别,确定所述第四预测目标物的识别难度;其中,第四预测目标物的第三预测框和第三预测类别根据初始检测模型对背景图像进行处理得到;

基于所述第四预测目标物的识别难度,确定背景图像的识别难度。

13. 一种应用于违禁品检测的模型训练装置,其特征在于,包括:

预测单元,用于基于待训练的初始检测模型,分别对违禁品图像和背景图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果和背景图像的预测结果;

难度确定单元,用于根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度,并根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度;

样本确定单元,用于对不同识别难度的违禁品图像和背景图像进行融合得到样本图像,并对违禁品图像的标注结果和背景图像的标注结果进行融合得到样本图像的标注结果;

训练单元,用于采用样本图像和样本图像的标注结果,对初始检测模型进行训练,得到违禁品检测模型;

其中,所述初始检测模型根据如下方式确定:

基于原始检测模型,对违禁品图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果;并根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度;

对不同识别难度的违禁品图像进行融合得到原始样本图像,并对违禁品图像的标注结果进行融合得到原始样本图像的标注结果;

采用原始样本图像和原始样本图像的标注结果,对原始检测模型进行训练,得到初始检测模型。

14. 一种电子设备,其特征在于,所述电子设备包括:

至少一个处理器;以及

与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,

所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的计算机程序,所述计算机程序被所述至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行权利要求1-12中任一项所述的应用于违禁品检测的模型训练方法。

15. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质存储有计算机指令,所述计算机指令用于使处理器执行时实现权利要求1-12中任一项所述的应用于违禁品检测的模型训练方法。

16. 一种计算机程序产品,包括计算机程序,所述计算机程序在被处理器执行时实现根据权利要求1-12中任一项所述的应用于违禁品检测的模型训练方法。

应用于违禁品检测的模型训练方法、装置及电子设备

技术领域

[0001] 本发明涉及目标检测技术领域,尤其涉及一种应用于违禁品检测的模型训练方法、装置及电子设备。

背景技术

[0002] 随着快递行业的快速发展,为保障公共安全,需要检测快递包裹是否包含违禁品,如枪和刀等。

[0003] 相关技术中,基于目标检测模型对待检测图像进行处理,得到检测物的检测框、类别以及置信度。在模型训练过程中,通常将待训练图像输入至预设模型中,得到预测框、预测类别和置信度,并基于预测框、标注框、预测类别和标注类别,以及置信度确定损失值,根据损失值调整预设模型参数,得到目标检测模型。

[0004] 但是,上述目标检测模型的误检率偏高、且模型训练速度慢。

发明内容

[0005] 本发明提供了一种应用于违禁品检测的模型训练方法、装置及电子设备,以解决相关技术中模型误检率偏高,以及模型训练速度慢的问题。

[0006] 根据本发明的一方面,提供了一种应用于违禁品检测的模型训练方法,包括:

[0007] 基于待训练的初始检测模型,分别对违禁品图像和背景图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果和背景图像的预测结果;

[0008] 根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度,并根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度;

[0009] 对不同识别难度的违禁品图像和背景图像进行融合得到样本图像,并对违禁品图像的标注结果和背景图像的标注结果进行融合得到样本图像的标注结果;

[0010] 采用样本图像和样本图像的标注结果,对初始检测模型进行训练,得到违禁品检测模型;

[0011] 其中,所述初始检测模型根据如下方式确定:

[0012] 基于原始检测模型,对违禁品图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果;并根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度;

[0013] 对不同识别难度的违禁品图像进行融合得到原始样本图像,并对违禁品图像的标注结果进行融合得到原始样本图像的标注结果;

[0014] 采用原始样本图像和原始样本图像的标注结果,对原始检测模型进行训练,得到初始检测模型。

[0015] 根据本发明的另一方面,提供了一种应用于违禁品检测的模型训练装置,包括:

[0016] 预测单元,用于基于待训练的初始检测模型,分别对违禁品图像和背景图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果和背景图像的预测结果;

[0017] 难度确定单元,用于根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违

禁品图像的识别难度,并根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度;

[0018] 样本确定单元,用于对不同识别难度的违禁品图像和背景图像进行融合得到样本图像,并对违禁品图像的标注结果和背景图像的标注结果进行融合得到样本图像的标注结果;

[0019] 训练单元,用于采用样本图像和样本图像的标注结果,对初始检测模型进行训练,得到违禁品检测模型;

[0020] 其中,所述初始检测模型根据如下方式确定:

[0021] 基于原始检测模型,对违禁品图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果;并根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度;

[0022] 对不同识别难度的违禁品图像进行融合得到原始样本图像,并对违禁品图像的标注结果进行融合得到原始样本图像的标注结果;

[0023] 采用原始样本图像和原始样本图像的标注结果,对原始检测模型进行训练,得到初始检测模型。

[0024] 根据本发明的另一方面,提供了一种电子设备,所述电子设备包括:

[0025] 至少一个处理器;以及

[0026] 与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,

[0027] 所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的计算机程序,所述计算机程序被所述至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行本发明任一实施例所述的应用于违禁品检测的模型训练方法。

[0028] 根据本发明的另一方面,提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机指令,所述计算机指令用于使处理器执行时实现本发明任一实施例所述的应用于违禁品检测的模型训练方法。

[0029] 根据本发明的另一方面,提供了一种计算机程序产品,包括计算机程序,该计算机程序被处理器执行时,实现本发明任一实施例所述的应用于违禁品检测的模型训练方法。

[0030] 本发明实施例的技术方案,将模型训练分为两个阶段,第一阶段仅采用违禁品图像进行模型训练,可以加快模型的训练速度、并加快检测性能的提高;第二阶段采用违禁品图像和背景图像混合训练,引导模型学习背景知识,从而可以有效降低误检。并且,采用基于识别难度进行图像融合得到的样本图像进行模型训练,降低了样本图像之间的识别难度差异,有助于保持模型损失值的稳定,防止模型产生震荡,有利于加快模型收敛。

[0031] 应当理解,本部分所描述的内容并非旨在标识本发明的实施例的关键或重要特征,也不用于限制本发明的范围。本发明的其它特征将通过以下的说明书而变得容易理解。

附图说明

[0032] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0033] 图1是根据本发明实施例一提供的一种应用于违禁品检测的模型训练方法的流程

图；

[0034] 图2是根据本发明实施例二提供的另一种应用于违禁品检测的模型训练方法的流程图；

[0035] 图3是根据本发明实施例三提供的一种应用于违禁品检测的模型训练装置的结构示意图；

[0036] 图4是实现本发明实施例的应用于违禁品检测的模型训练方法的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0037] 为了使本技术领域的人员更好地理解本发明方案，下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本发明一部分的实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都应当属于本发明保护的范围。

[0038] 需要说明的是，本发明的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“目标”、“原始”、“第一”、“第二”、“第三”等是用于区别类似的对象，而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换，以便这里描述的本发明的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外，术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形，意图在于覆盖不排他的包含，例如，包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元，而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0039] 实施例一

[0040] 图1是根据本发明实施例一提供的一种应用于违禁品检测的模型训练方法的流程图，本实施例可适用于快递包裹的违禁品检测的模型训练场景，该方法可以由应用于违禁品检测的模型训练装置来执行，该装置可以由软件和/或硬件的方式实现，并具体配置于电子设备中。如图1所示，该方法包括：

[0041] 步骤101，基于待训练的初始检测模型，分别对违禁品图像和背景图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果和背景图像的预测结果。

[0042] 其中，违禁品图像指包含违禁品的图像。违禁品图像中可以包括至少一种违禁品，还可以包括除违禁品之外的其他物品。

[0043] 其中，背景图像指不包含违禁品的图像。背景图像中可以包括除违禁品之外的其他物品。

[0044] 其中，预测结果可以包括检测到的目标物的预测类别和预测框。

[0045] 步骤102，根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度，并根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度。

[0046] 考虑到预测结果与标注结果越不相似，则表征模型对图像的识别难度越大；预测结果与标注结果越相似，则表征模型对图像的识别难度越小。可以基于这种构思，根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度，并根据背景图像

的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度。

[0047] 步骤103,对不同识别难度的违禁品图像和背景图像进行融合得到样本图像,并对违禁品图像的标注结果和背景图像的标注结果进行融合得到样本图像的标注结果。

[0048] 具体的,可以将识别难度分为多个级别。可以将不同识别难度的违禁品图像和不同识别难度的背景图像进行融合得到样本图像。并且可以将上述不同识别难度的违禁品图像的标注结果和不同识别难度的背景图像的标注结果进行融合,得到样本图像的标注结果。

[0049] 步骤104,采用样本图像和样本图像的标注结果,对初始检测模型进行训练,得到违禁品检测模型;其中,初始检测模型根据如下方式确定:基于原始检测模型,对违禁品图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果;并根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度;对不同识别难度的违禁品图像进行融合得到原始样本图像,并对违禁品图像的标注结果进行融合得到原始样本图像的标注结果;采用原始样本图像和原始样本图像的标注结果,对原始检测模型进行训练,得到初始检测模型。

[0050] 其中,原始检测模型可以为已经经过一定训练的模式。

[0051] 初始检测模型的确定方式与上述违禁品检测模型的确定方式类似,不再赘述。

[0052] 本发明实施例提供的技术方案,将模型训练分为两个阶段,第一阶段仅采用违禁品图像进行模型训练,可以加快模型的训练速度、并加快检测性能的提高;第二阶段采用违禁品图像和背景图像混合训练,引导模型学习背景知识,从而可以有效降低误检。并且,采用基于识别难度进行图像融合得到的样本图像进行模型训练,降低了样本图像之间的识别难度差异,有助于保持模型损失值的稳定,防止模型产生震荡,有利于加快模型收敛。

[0053] 实施例二

[0054] 图2是根据本发明实施例二提供的另一种应用于违禁品检测的模型训练方法的流程图,本实施例细化了实施例一中的步骤102和步骤104。如图2所示,该方法包括:

[0055] 步骤201,基于待训练的初始检测模型,分别对违禁品图像和背景图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果和背景图像的预测结果。

[0056] 步骤201与步骤101的原理、实现方式类似,不再赘述。

[0057] 步骤201之后,可以执行步骤202,或者步骤204。

[0058] 步骤202,基于第三预测目标物的第二预测框、第三预测类别、第二标注框和第三标注类别,确定第三预测目标物的识别难度;其中,第三预测目标物的第二预测框和第三预测类别根据初始检测模型对违禁品图像进行处理得到。

[0059] 考虑到第二预测框与第二标注框越不相似,则表征初始检测模型对第三预测目标物的识别难度越大;第二预测框与第二标注框越相似,则表征初始检测模型对第三预测目标物的识别难度越小。类似的,第三预测类别与第三标注类别不相似,则表征初始检测模型对第三预测目标物的识别难度越大;第三预测类别与第三标注类别越相似,则表征初始检测模型对第三预测目标物的识别难度越小。因此,可以基于这种构思,基于第三预测目标物的第二预测框、第三预测类别、第二标注框和第三标注类别,确定第三预测目标物的识别难度。

[0060] 在一种可实现方式中,根据第三预测目标物的第二预测框和第二标注框,确定第二坐标置信度;根据第三预测目标物的第三预测类别和第三标注类别,确定第三类别置信

度;基于第二坐标置信度和第三类别置信度,确定第三预测目标物的识别难度。

[0061] 其中,第二坐标置信度用于表征第三预测目标物的第二预测框和第二标注框之间的相似度。

[0062] 其中,第三类别置信度用于表征第三预测目标物的第三预测类别和第三标注类别之间的相似度。

[0063] 具体的,考虑到第二坐标置信度越大,则表征初始检测模型对第三预测目标物的识别难度越小;第二坐标置信度越小,则表征初始检测模型对第三预测目标物的识别难度越大。类似的,第三类别置信度越大,则表征初始检测模型对第三预测目标物的识别难度越小;第三类别置信度越小,则表征初始检测模型对第三预测目标物的识别难度越大。可以基于上述构思,基于第二坐标置信度和第三类别置信度,确定第三预测目标物的识别难度。

[0064] 具体的,通过上述方式可以便捷、准确的基于第三预测目标物的第二预测框、第三预测类别、第二标注框和第三标注类别,确定第三预测目标物的识别难度。

[0065] 可选的,若第二坐标置信度大于第四置信阈值,则基于第二坐标置信度和第三类别置信度确定第三预测目标物的识别难度;若第二坐标置信度小于或等于第四置信阈值,则基于第三类别置信度确定第三预测目标物的识别难度。

[0066] 其中,第四置信阈值为根据经验预设设置的值。例如,第四置信阈值可以设置为0.2。可以认为当第二坐标置信度大于第四置信阈值的情况下,第三预测目标物为违禁品。可以认为当第二坐标置信度小于第四置信阈值的情况下,第三预测目标物不是违禁品。若第三预测目标物不是违禁品,那么第二标注框为空。

[0067] 具体的,若第二坐标置信度大于第四置信阈值,且第三预测类别与第三标注类别相同,则可以计算1与第二坐标置信度之间的差值,并计算1与第三类别置信度之间的差值,并选择这两个差值中较大的差值作为第三预测目标物的识别难度。

[0068] 若第二坐标置信度大于第四置信阈值,且第三预测类别与第三标注类别不相同,则可以选择选择如下两个值中较大的值作为第三预测目标物的识别难度:1与第二坐标置信度之间的差值、第三类别置信度。

[0069] 若第二坐标置信度小于第四置信阈值,则可以将第三类别置信度作为第三预测目标物的识别难度。

[0070] 具体的,通过上述方式可以准确的确定第三预测目标物的识别难度。

[0071] 步骤203,基于第三预测目标物的识别难度,确定违禁品图像的识别难度。

[0072] 步骤203之后可以执行步骤206。

[0073] 具体的,可以对第三预测目标物的识别难度按照难易程度进行排序,并基于排序结果将识别难度分级。例如,将排名前30%的第三预测目标物作为难度目标,后40%的作为简单目标,其他的作为较难目标。

[0074] 统计每张违禁品图像中含有的难度目标的数量,并基于难度目标的数量进行排序,难度目标的数量越多,说明违禁品图像的识别难度越大。类似的,当难度目标的数量一致时,可以再比较较难目标的数量。基于此,可以将违禁品图像的识别难度分级。例如,可以将违禁品图像的识别难度分为两个等级。

[0075] 具体的,通过上述方式可以准确、便捷的根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度。

[0076] 步骤204,基于第四预测目标物的第三预测类别和第三标注类别,确定第四预测目标物的识别难度;其中,第四预测目标物的第三预测框和第三预测类别根据初始检测模型对背景图像进行处理得到。

[0077] 其中,由于背景图像中没有违禁品,因此第四预测目标物的标注框为空。所以,我们可以基于第四预测目标物的第三预测类别和第三标注类别,确定第四预测目标物的识别难度。

[0078] 考虑到第三预测类别和第三标注类别越相似,则第四预测目标物的识别难度越小;第三预测类别和第三标注类别越不相似,则第四预测目标物的识别难度越大。因此,可以基于这种构思,可以计算第三预测类别和第三标注类别之间的相似度,并基于该相似度确定第四预测目标物的识别难度。

[0079] 步骤205,基于第四预测目标物的识别难度,确定背景图像的识别难度。

[0080] 具体的,可以对第四预测目标物的识别难度按照难易程度进行排序,并基于排序结果将识别难度分级。例如,将排名前30%的第四预测目标物作为难度目标,后40%的作为简单目标,其他的作为较难目标。

[0081] 统计每张背景图像中含有的难度目标的数量,并基于难度目标的数量进行排序,难度目标的数量越多,说明背景图像的识别难度越大。类似的,当难度目标的数量一致时,可以再比较较难目标的数量。基于此,可以将背景图像的识别难度分级。例如,可以将背景图像的识别难度分为两个等级。

[0082] 具体的,通过上述方式可以准确、便捷的根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度。

[0083] 步骤206,对不同识别难度的违禁品图像和背景图像进行融合得到样本图像,并对违禁品图像的标注结果和背景图像的标注结果进行融合得到样本图像的标注结果。

[0084] 步骤206与步骤103的实现方式类似,不再赘述。

[0085] 步骤207,基于样本图像中违禁品图像的标注结果,确定样本图像中违禁品图像的第一损失值。

[0086] 具体的,可以根据样本图像中违禁品图像的预测结果和标注结果,来计算样本图像中违禁品图像的第一损失值。

[0087] 在一种可实现方式中,根据第一预测目标物的第一预测类别、第一预测框、第一标注类别和第一标注框,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第一预测目标物的第一预测类别和第一预测框根据初始检测模型对样本图像中的违禁品图像进行处理得到;根据第一目标物损失值,确定样本图像中违禁品图像的第一损失值。

[0088] 具体的,可以将违禁品图像中包含的所有第一预测目标物的第一目标物损失值相加,得到违禁品图像的第一损失值。

[0089] 基于上述方式,可以便捷的确定违禁品图像的第一损失值。

[0090] 可选的,若第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同,则根据第一类别置信度和第一坐标置信度,确定目标置信度;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定。

[0091] 其中,第一置信阈值为根据经验预先设置的值。例如,第一置信阈值可以设置为

0.7。第一坐标置信度大于第一置信阈值,表明第一预测框预测的准确度较高。

[0092] 具体的,可以通过如下公式,确定目标置信度:

$$[0093] \quad confidence_{score} = label_score1^s \times bbox_score1^t;$$

[0094] 其中, $confidence_{score}$ 表示目标置信度; $label_score1$ 表示第一类别置信度; $bbox_score1$ 表示第一坐标置信度; s 和 t 都为预设的超参数。

[0095] 若基于目标置信度,第一预测目标物的识别准确性满足预设准确性条件,则基于目标置信度、第一坐标损失和第一类别损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第一坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定;第一类别损失根据第一预测类别和第一标注类别确定。

[0096] 具体的,目标置信度越高,表示模型预测的越准确。实际场景中,存在人工标定错误,导致目标置信度较小的情况,人工标定错误不值得模型学习,可以将这种情况排除。

[0097] 具体的,可以对目标置信度进行排序,保留排序前 $k\%$ 的目标置信度,舍弃剩余的目标置信度。

[0098] 可以通过如下公式,确定第一目标物损失值:

$$[0099] \quad loss_1 = \frac{1}{confidence_{score}} \times (label_loss1 + bbox_loss1);$$

[0100] 其中, $loss_1$ 表示在第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同情况下的第一目标物损失值; $confidence_{score}$ 表示目标置信度; $label_loss1$ 表示第一类别损失; $bbox_loss1$ 表示第一坐标损失。其中,第一类别损失可以为交叉熵损失。第一坐标损失可以为回归损失。

[0101] 可选的,若第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别不相同,则根据第一类别置信度,以及与第一标注类别对应的置信度,确定类别加强学习参数;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定。根据类别加强学习参数、第一类别置信度,确定第一目标类别损失;根据第一目标类别损失和第二坐标损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第二坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定。

[0102] 具体的,若第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别不相同,则表明模型的坐标预测分支预测能力较好,但是分类预测分支预测能力偏差,因此需要加大模型分类预测分支的学习。

[0103] 具体的,可以通过如下公式,确定在第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别不相同情形下的第一目标物损失值。

$$[0104] \quad loss_2 = sigmoid(label_score1)(e^{1-label_score1} + e^{label_score0}) + bbox_loss2;$$

[0105] 其中, $loss_2$ 表示在第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别不相同情形下的第一目标物损失值; $label_score1$ 表示第一类别置信度; $label_score0$ 表示模型输出的与第一标注类别相同的类别的置信度,即第一标注类别对应的置信度; $bbox_loss2$ 表示第一坐标损失。

[0106] 可选的,若第一坐标置信度大于第二置信阈值且小于第一置信阈值,且第一预测

类别与第一标注类别相同,则根据第一类别置信度和预设参数,确定类别减弱学习参数;其中,第一置信阈值大于第二置信阈值;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定;

[0107] 根据类别减弱学习参数和第一类别置信度,确定第二目标类别损失;

[0108] 根据第二目标类别损失和第三坐标损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第三坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定。

[0109] 具体的,第二置信度阈值为根据经验预先设置的值。例如,第二置信度阈值可以设置为0.3。若第一坐标置信度大于第二置信阈值且小于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同,则可以表征模型坐标预测分支预测能力较差,分类预测分支预测能力较好。由于实际模型训练中这种情况很多,如果加大坐标预测分支的学习,会使模型对坐标预测分支的关注过大,因此,可以减弱分类预测分支的学习。

[0110] 具体的,可以通过如下公式确定在第一坐标置信度大于第二置信阈值且小于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同情况下的第一目标物损失值。

[0111] $loss_3 = \text{sigmoid}(\text{label_score1}) \times (1 - \partial)\log(\text{label_score1}) + \text{bbox_loss3}$;

[0112] 其中, $loss_3$ 表示在第一坐标置信度大于第二置信阈值且小于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同情况下的第一目标物损失值; label_score1 表示第一类别置信度; ∂ 表示预设参数; bbox_loss3 表示第三坐标损失。

[0113] 可选的,若第一坐标置信度小于第二置信阈值,则基于第一类别置信度,确定第一预测目标物的识别难度;

[0114] 根据第一预测目标物的识别难度和第一类别置信度,确定第一预测目标物的第一目标物损失值。

[0115] 具体的,若第一坐标置信度小于第二置信阈值,则表征第一预测框与第一标注框匹配不上,第一标注框为空,第一预测目标物不是违禁品。这种情况下可以基于第一类别置信度,确定第一目标物损失值。具体实现方式与步骤208记载的方法类似,不再赘述。

[0116] 步骤208,基于样本图像中背景图像的标注结果,确定样本图像中背景图像的第二损失值。

[0117] 具体的,可以根据样本图像中背景图像的预测结果和标注结果,来计算样本图像中背景图像的第二损失值。

[0118] 在一种可实现方式中,根据第二预测目标物的第二预测类别和第二标注类别,确定第二类别置信度;并根据第二类别置信度,确定第二预测目标物的识别难度;其中,第二预测目标物的第二预测类别根据初始检测模型对样本图像中的背景图像进行处理得到;根据第二预测目标物的识别难度和第二类别置信度,确定第二预测目标物的第二目标物损失值;根据第二目标物损失值,确定样本图像中背景图像的第二损失值。

[0119] 具体的,可以对第二预测目标物的识别难度按照难易程度进行排序,并基于排序结果将识别难度分级。例如,将排名前40%的第四预测目标物作为难例负样本,后60%作为其他负样本。

[0120] 可以通过如下公式,确定第二损失值。

$$[0121] \quad loss_4 = \begin{cases} e^p \log(p), & \text{难例负样本} \\ (1 - \alpha) \log(p), & \text{其他负样本} \end{cases};$$

[0122] 其中, $loss_4$ 表示第二损失值; p 表示第二类别置信度; α 表示预设超参数。

[0123] 具体的, 可以通过上述公式, 设置难例负样本的损失值大于其他负样本的损失值, 以加强难例负样本的学习。

[0124] 具体的, 可以将背景图像包括的所有第二预测目标物的第二目标物损失值相加, 得到第二损失值。

[0125] 通过上述方式, 可以准确、便捷的确定第二损失值。

[0126] 步骤209, 根据第一损失值和第二损失值, 确定目标损失值, 并基于目标损失值训练初始检测模型, 得到违禁品检测模型; 其中, 初始检测模型根据如下方式确定: 基于原始检测模型, 对违禁品图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果; 并根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度; 对不同识别难度的违禁品图像进行融合得到原始样本图像, 并对违禁品图像的标注结果进行融合得到原始样本图像的标注结果; 采用原始样本图像和原始样本图像的标注结果, 对原始检测模型进行训练, 得到初始检测模型。

[0127] 具体的, 可以计算第一损失值和第二损失值的均值, 并将该均值作为目标损失值。

[0128] 实施例三

[0129] 图3是根据本发明实施例三提供的一种应用于违禁品检测的模型训练装置的结构示意图。如图3所示, 该装置300包括:

[0130] 预测单元310, 用于基于待训练的初始检测模型, 分别对违禁品图像和背景图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果和背景图像的预测结果;

[0131] 难度确定单元320, 用于根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度, 并根据背景图像的预测结果和背景图像的标注结果确定背景图像的识别难度;

[0132] 样本确定单元330, 用于对不同识别难度的违禁品图像和背景图像进行融合得到样本图像, 并对违禁品图像的标注结果和背景图像的标注结果进行融合得到样本图像的标注结果;

[0133] 训练单元340, 用于采用样本图像和样本图像的标注结果, 对初始检测模型进行训练, 得到违禁品检测模型;

[0134] 其中, 初始检测模型根据如下方式确定:

[0135] 基于原始检测模型, 对违禁品图像进行目标检测得到违禁品图像的预测结果; 并根据违禁品图像的预测结果和违禁品图像的标注结果确定违禁品图像的识别难度;

[0136] 对不同识别难度的违禁品图像进行融合得到原始样本图像, 并对违禁品图像的标注结果进行融合得到原始样本图像的标注结果;

[0137] 采用原始样本图像和原始样本图像的标注结果, 对原始检测模型进行训练, 得到初始检测模型。

[0138] 训练单元340, 具体用于基于样本图像中违禁品图像的标注结果, 确定样本图像中违禁品图像的第一损失值; 并基于样本图像中背景图像的标注结果, 确定样本图像中背景

图像的第二损失值,

[0139] 根据第一损失值和第二损失值,确定目标损失值,并基于目标损失值训练初始检测模型,得到违禁品检测模型。

[0140] 训练单元340,具体用于根据第一预测目标物的第一预测类别、第一预测框、第一标注类别和第一标注框,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第一预测目标物的第一预测类别和第一预测框根据初始检测模型对样本图像中的违禁品图像进行处理得到;

[0141] 根据第一目标物损失值,确定样本图像中违禁品图像的第一损失值。

[0142] 训练单元340,具体用于若第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同,则根据第一类别置信度和第一坐标置信度,确定目标置信度;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定;

[0143] 若基于目标置信度,第一预测目标物的识别准确性满足预设准确性条件,则基于目标置信度、第一坐标损失和第一类别损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第一坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定;第一类别损失根据第一预测类别和第一标注类别确定。

[0144] 训练单元340,具体用于若第一坐标置信度大于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别不相同,则根据第一类别置信度,以及与第一标注类别对应的置信度,确定类别加强学习参数;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定;

[0145] 根据类别加强学习参数、第一类别置信度,确定第一目标类别损失;根据第一目标类别损失和第二坐标损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第二坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定。

[0146] 训练单元340,具体用于若第一坐标置信度大于第二置信阈值且小于第一置信阈值,且第一预测类别与第一标注类别相同,则根据第一类别置信度和预设参数,确定类别减弱学习参数;其中,第一置信阈值大于第二置信阈值;其中,第一类别置信度根据第一预测类别和第一标注类别确定;第一坐标置信度根据第一预测框和第一标注框确定;

[0147] 根据类别减弱学习参数和第一类别置信度,确定第二目标类别损失;

[0148] 根据第二目标类别损失和第三坐标损失,确定第一预测目标物的第一目标物损失值;其中,第三坐标损失根据第一预测框和第一标注框确定。

[0149] 训练单元340,具体用于若第一坐标置信度小于第二置信阈值,则基于第一类别置信度,确定第一预测目标物的识别难度;

[0150] 根据第一预测目标物的识别难度和第一类别置信度,确定第一预测目标物的第一目标物损失值。

[0151] 训练单元340,具体用于根据第二预测目标物的第二预测类别和第二标注类别,确定第二类别置信度;并根据第二类别置信度,确定第二预测目标物的识别难度;其中,第二预测目标物的第二预测类别根据初始检测模型对样本图像中的背景图像进行处理得到;

[0152] 根据第二预测目标物的识别难度和第二类别置信度,确定第二预测目标物的第二目标物损失值;

[0153] 根据第二目标物损失值,确定样本图像中背景图像的第二损失值。

[0154] 难度确定单元320,具体用于基于第三预测目标物的第二预测框、第三预测类别、第二标注框和第三标注类别,确定第三预测目标物的识别难度;其中,第三预测目标物的第二预测框和第三预测类别根据初始检测模型对违禁品图像进行处理得到;

[0155] 基于第三预测目标物的识别难度,确定违禁品图像的识别难度。

[0156] 难度确定单元320,具体用于根据第三预测目标物的第二预测框和第二标注框,确定第二坐标置信度;

[0157] 根据第三预测目标物的第三预测类别和第三标注类别,确定第三类别置信度;

[0158] 基于第二坐标置信度和第三类别置信度,确定第三预测目标物的识别难度。

[0159] 难度确定单元320,具体用于若第二坐标置信度大于第四置信阈值,则基于第二坐标置信度和第三类别置信度确定第三预测目标物的识别难度;

[0160] 若第二坐标置信度小于或等于第四置信阈值,则基于第三类别置信度确定第三预测目标物的识别难度。

[0161] 难度确定单元320,具体用于基于第四预测目标物的第三预测类别和第三标注类别,确定第四预测目标物的识别难度;其中,第四预测目标物的第三预测框和第三预测类别根据初始检测模型对背景图像进行处理得到;

[0162] 基于第四预测目标物的识别难度,确定背景图像的识别难度。

[0163] 本发明实施例所提供的应用于违禁品检测的模型训练装置可执行本发明任意实施例所提供的应用于违禁品检测的模型训练方法,具备执行应用于违禁品检测的模型训练方法相应的功能模块和有益效果。

[0164] 实施例四

[0165] 图4示出了可以用来实施本发明的实施例的电子设备10的结构示意图。电子设备旨在表示各种形式的数字计算机,诸如,膝上型计算机、台式计算机、工作台、个人数字助理、服务器、刀片式服务器、大型计算机、和其它适合的计算机。电子设备还可以表示各种形式的移动装置,诸如,个人数字处理、蜂窝电话、智能电话、可穿戴设备(如头盔、眼镜、手表等)和其它类似的计算装置。本文所示的部件、它们的连接和关系、以及它们的功能仅仅作作为示例,并且不意在限制本文中描述的和/或者要求的本发明的实现。

[0166] 如图4所示,电子设备10包括至少一个处理器11,以及与至少一个处理器11通信连接的存储器,如只读存储器(ROM)12、随机访问存储器(RAM)13等,其中,存储器存储有可被至少一个处理器执行的计算机程序,处理器11可以根据存储在只读存储器(ROM)12中的计算机程序或者从存储单元18加载到随机访问存储器(RAM)13中的计算机程序,来执行各种适当的动作和处理。在RAM 13中,还可存储电子设备10操作所需的各种程序和数据。处理器11、ROM 12以及RAM 13通过总线14彼此相连。输入/输出(I/O)接口15也连接至总线14。

[0167] 电子设备10中的多个部件连接至I/O接口15,包括:输入单元16,例如键盘、鼠标等;输出单元17,例如各种类型的显示器、扬声器等;存储单元18,例如磁盘、光盘等;以及通信单元19,例如网卡、调制解调器、无线通信收发机等。通信单元19允许电子设备10通过诸如因特网的计算机网络和/或各种电信网络与其他设备交换信息/数据。

[0168] 处理器11可以是各种具有处理和计算能力的通用和/或专用处理组件。处理器11的一些示例包括但不限于中央处理单元(CPU)、图形处理单元(GPU)、各种专用的人工智能

(AI) 计算芯片、各种运行机器学习模型算法的处理器、数字信号处理器 (DSP)、以及任何适当的处理器、控制器、微控制器等。处理器11执行上文所描述的各个方法和处理,例如应用于违禁品检测的模型训练方法。

[0169] 在一些实施例中,上述任一种应用于违禁品检测的模型训练方法可被实现为计算机程序,其被有形地包含于计算机可读存储介质,例如存储单元18。在一些实施例中,计算机程序的部分或者全部可以经由ROM 12和/或通信单元19而被载入和/或安装到电子设备10上。当计算机程序加载到RAM 13并由处理器11执行时,可以执行上文描述的任一种应用于违禁品检测的模型训练方法的一个或多个步骤。备选地,在其他实施例中,处理器11可以通过其他任何适当的方式(例如,借助于固件)而被配置为执行上述任一种应用于违禁品检测的模型训练方法。

[0170] 本文中以上描述的系统和技术各种实施方式可以在数字电子电路系统、集成电路系统、场可编程门阵列 (FPGA)、专用集成电路 (ASIC)、专用标准产品 (ASSP)、芯片上系统的系统 (SOC)、负载可编程逻辑设备 (CPLD)、计算机硬件、固件、软件、和/或它们的组合中实现。这些各种实施方式可以包括:实施在一个或者多个计算机程序中,该一个或者多个计算机程序可在包括至少一个可编程处理器的可编程系统上执行和/或解释,该可编程处理器可以是专用或者通用可编程处理器,可以从存储系统、至少一个输入装置、和至少一个输出装置接收数据和指令,并且将数据和指令传输至该存储系统、该至少一个输入装置、和该至少一个输出装置。

[0171] 用于实施本发明的方法的计算机程序可以采用一个或多个编程语言的任何组合来编写。这些计算机程序可以提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理装置的处理器,使得计算机程序当由处理器执行时使流程图和/或框图中所规定的功能/操作被实施。计算机程序可以完全在机器上执行、部分地在机器上执行,作为独立软件包部分地在机器上执行且部分地在远程机器上执行或完全在远程机器或服务器上执行。

[0172] 在本发明的上下文中,计算机可读存储介质可以是有形的介质,其可以包含或存储以供指令执行系统、装置或设备使用或与指令执行系统、装置或设备结合地使用的计算机程序。计算机可读存储介质可以包括但不限于电子的、磁性的、光学的、电磁的、红外的、或半导体系统、装置或设备,或者上述内容的任何合适组合。备选地,计算机可读存储介质可以是机器可读信号介质。机器可读存储介质的更具体示例会包括基于一个或多个线的电气连接、便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM)、可擦除可编程只读存储器 (EPROM或快闪存储器)、光纤、便捷式紧凑盘只读存储器 (CD-ROM)、光学储存设备、磁储存设备、或上述内容的任何合适组合。

[0173] 为了提供与用户的交互,可以在电子设备上实施此处描述的系统和技术,该电子设备具有:用于向用户显示信息的显示装置(例如,CRT(阴极射线管)或者LCD(液晶显示器)监视器);以及键盘和指向装置(例如,鼠标或者轨迹球),用户可以通过该键盘和该指向装置来将输入提供给电子设备。其它种类的装置还可以用于提供与用户的交互;例如,提供给用户的反馈可以是任何形式的传感反馈(例如,视觉反馈、听觉反馈、或者触觉反馈);并且可以用任何形式(包括声输入、语音输入或者、触觉输入)来接收来自用户的输入。

[0174] 可以将此处描述的系统和技术实施在包括后台部件的计算系统(例如,作为数据服务器)、或者包括中间件部件的计算系统(例如,应用服务器)、或者包括前端部件的计算

系统(例如,具有图形用户界面或者网络浏览器的用户计算机,用户可以通过该图形用户界面或者该网络浏览器来与此处描述的系统和技术的实施方式交互)、或者包括这种后台部件、中间件部件、或者前端部件的任何组合的计算系统中。可以通过任何形式或者介质的数字数据通信(例如,通信网络)来将系统的部件相互连接。通信网络的示例包括:局域网(LAN)、广域网(WAN)、区块链网络和互联网。

[0175] 计算系统可以包括客户端和服务端。客户端和服务端一般远离彼此并且通常通过通信网络进行交互。通过在相应的计算机上运行并且彼此具有客户端-服务器关系的计算机程序来产生客户端和服务端的关系。服务器可以是云服务器,又称为云计算服务器或云主机,是云计算服务体系中的一项主机产品,以解决了传统物理主机与VPS服务中,存在的管理难度大,业务扩展性弱的缺陷。

[0176] 应该理解,可以使用上面所示的各种形式的流程,重新排序、增加或删除步骤。例如,本发明中记载的各步骤可以并行地执行也可以顺序地执行也可以不同的次序执行,只要能够实现本发明的技术方案所期望的结果,本文在此不进行限制。

[0177] 上述具体实施方式,并不构成对本发明保护范围的限制。本领域技术人员应该明白的是,根据设计要求和因素,可以进行各种修改、组合、子组合和替代。任何在本发明的精神和原则之内所作的修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明保护范围之内。

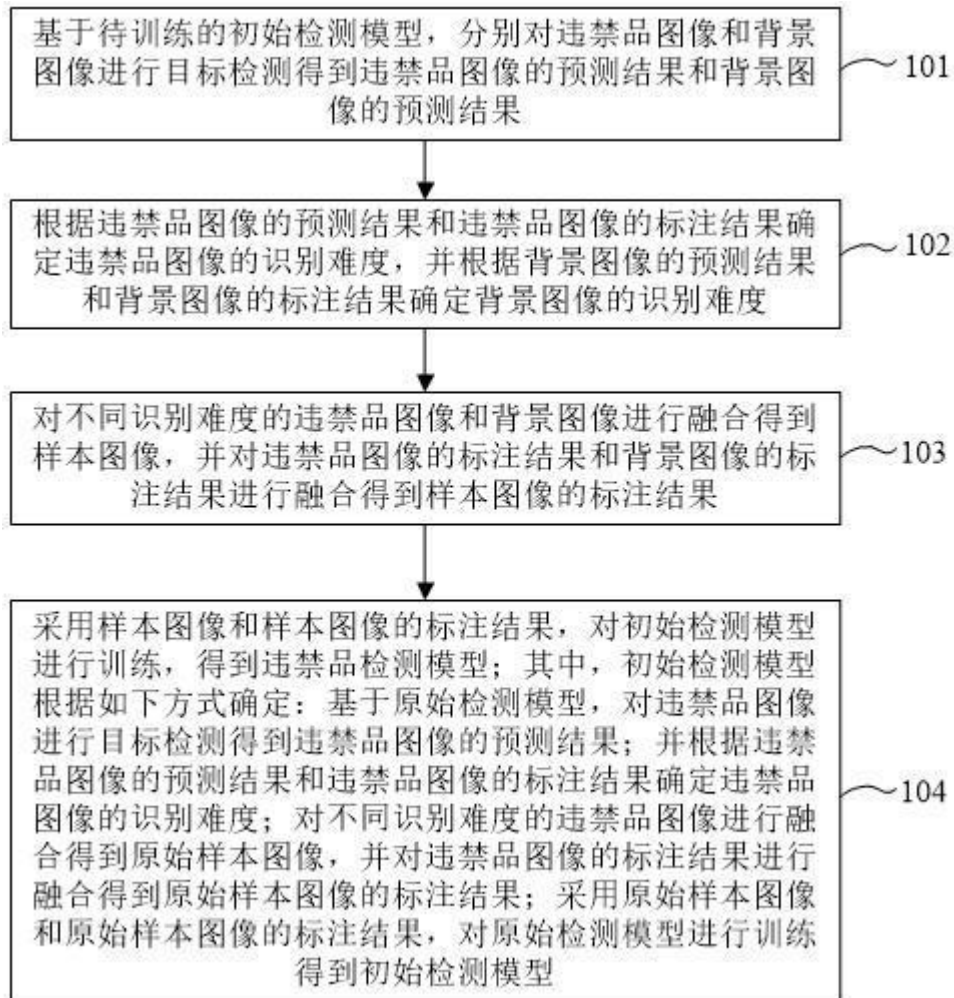


图 1

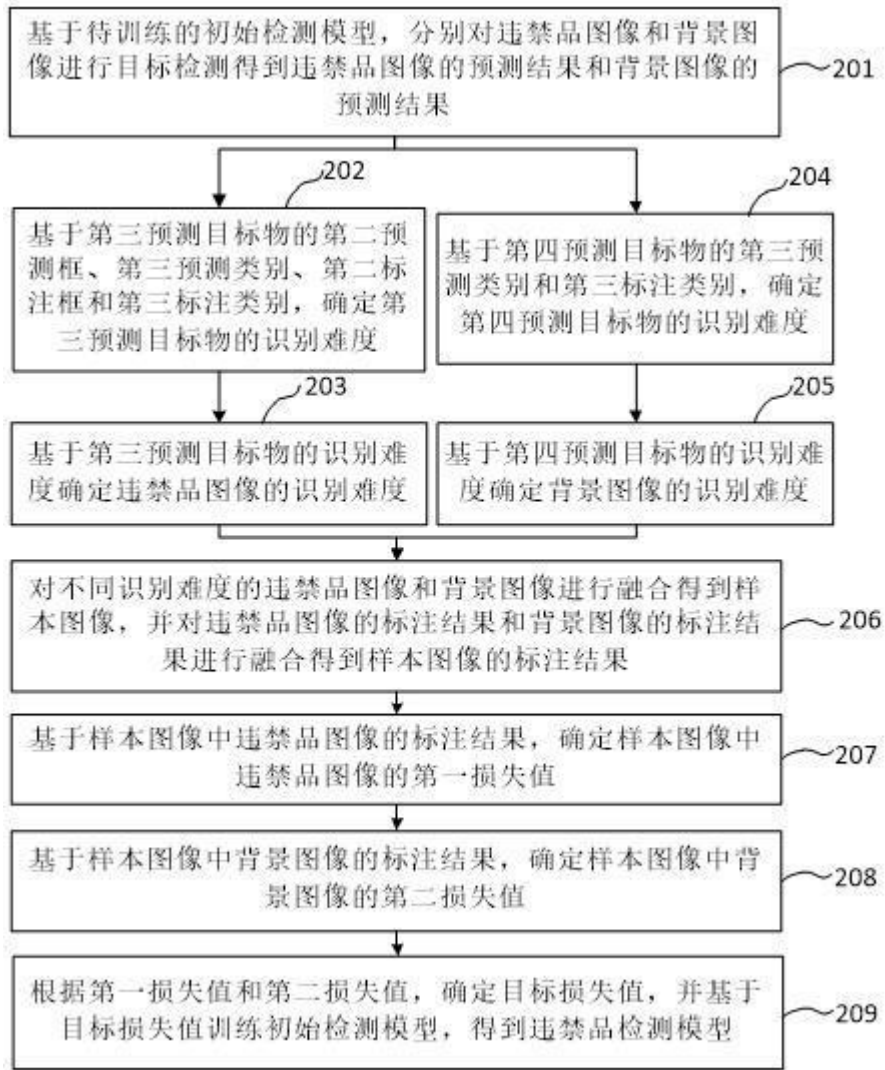


图 2

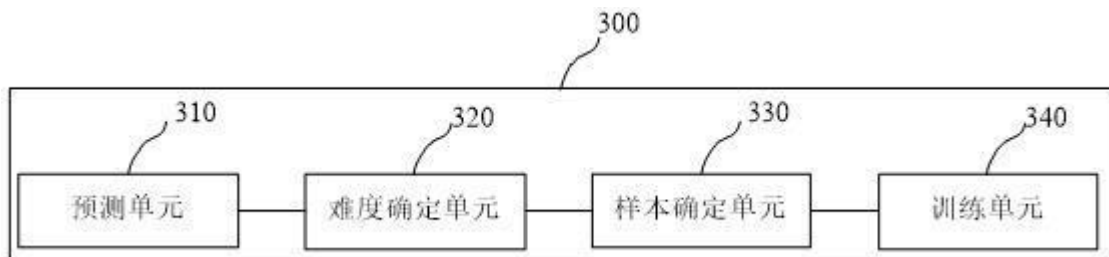


图 3

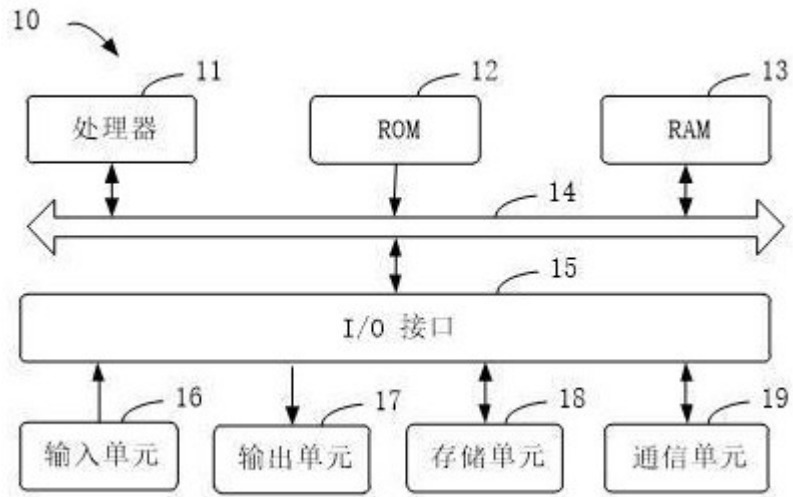


图 4