



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115908913 A

(43) 申请公布日 2023. 04. 04

(21) 申请号 202211432120.X

G06V 10/82 (2022.01)

(22) 申请日 2022.11.16

G06V 20/10 (2022.01)

(71) 申请人 中科微至科技股份有限公司

地址 214000 江苏省无锡市锡山区安泰三路979号

(72) 发明人 陈子一 唐金亚 杜萍

(74) 专利代理机构 无锡市观知成专利商标代理
事务所(特殊普通合伙)

32591

专利代理师 陈丽丽

(51) Int. Cl.

G06V 10/764 (2022.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G06V 10/77 (2022.01)

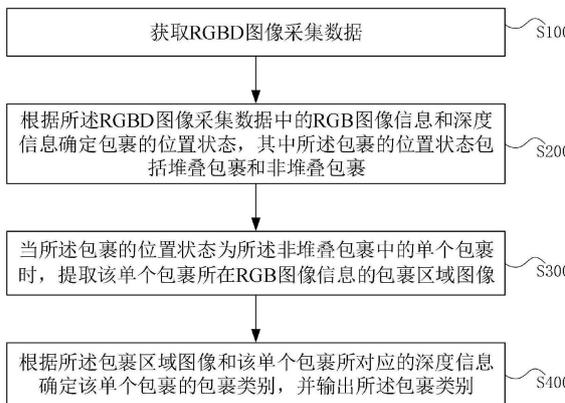
权利要求书2页 说明书9页 附图5页

(54) 发明名称

基于RGBD的包裹类别检测方法及电子设备

(57) 摘要

本发明涉及图像识别技术领域,具体公开了一种基于RGBD的包裹类别检测方法及电子设备,包括:获取RGBD图像采集数据;根据所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息和深度信息确定包裹的位置状态,其中所述包裹的位置状态包括堆叠包裹和非堆叠包裹;当所述包裹的位置状态为所述非堆叠包裹中的单个包裹时,提取该单个包裹所在RGB图像信息的包裹区域图像;根据所述包裹区域图像和该单个包裹所对应的深度信息确定该单个包裹的包裹类别,并输出所述包裹类别。本发明提供的基于RGBD的包裹类别检测方法及电子设备具有成本低且包裹类别检测精度高的优势。



1. 一种基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,包括:

获取RGBD图像采集数据;

根据所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息和深度信息确定包裹的位置状态,其中所述包裹的位置状态包括堆叠包裹和非堆叠包裹;

当所述包裹的位置状态为所述非堆叠包裹中的单个包裹时,提取该单个包裹所在RGB图像信息的包裹区域图像;

根据所述包裹区域图像和该单个包裹所对应的深度信息确定该单个包裹的包裹类别,并输出所述包裹类别。

2. 根据权利要求1所述的基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,根据所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息和深度信息确定包裹的位置状态,包括:

对所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息进行预处理,获得预处理图像;

根据目标检测算法定位所述预处理图像中包裹的位置状态;

若所述包裹的位置状态符合第一预设类别,则输出所述包裹的位置状态为非堆叠包裹,所述非堆叠包裹包括距离临近包裹和单个包裹;

若所述包裹的位置状态符合第二预设类别,则输出所述包裹的位置状态为堆叠包裹。

3. 根据权利要求2所述的基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,

当所述包裹的位置状态为非堆叠包裹时,若所述预处理图像中包括单个包裹,则确定所述包裹的位置状态为单个包裹;

若所述预设处理图像中包括多个独立包裹,则根据每相邻两个独立包裹的深度信息确定是否为距离临近包裹;

若每相邻两个独立包裹的深度值之差小于预设阈值,则确定所述包裹的位置状态为距离临近包裹。

4. 根据权利要求3所述的基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,根据每相邻两个独立包裹的深度信息确定是否为距离临近包裹,包括:

根据所述预设处理图像中包裹区域的像素坐标以及像素坐标所对应的高度值计算每个独立包裹的实际Y轴物理坐标;

根据每个独立包裹的实际Y轴物理坐标计算每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离;

将每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离与预设阈值进行比较;

若每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离小于预设阈值,则确定该非堆叠包裹为距离临近包裹。

5. 根据权利要求1至4中任意一项所述的基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,当所述包裹的位置状态为单个包裹时,提取该单个包裹所在RGB图像信息的包裹区域图像,包括:

从所述RGB图像信息中提取包括单个包裹的包裹区域,获得提取图像;

对所述提取图像进行图像缩放和归一化处理,获得包裹区域图像。

6. 根据权利要求1至4中任意一项所述的基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,根据所述包裹区域图像和该单个包裹所对应的深度信息确定该单个包裹的包裹类别,并输出所述包裹类别,包括:

根据物体分类算法对所述包裹区域图像中的单个包裹进行分类处理;

根据所述分类处理的结果确定包裹类别,其中所述包裹类别包括纸箱、泡沫箱、集包袋和软包;

若所述包裹类别为纸箱或软包时,根据该单个包裹所对应的深度信息确定纸箱或软包的细粒度分类,其中所述纸箱的细粒度分类包括破损和正常,所述软包的细粒度分类包括覆膜纸箱和软包袋。

7. 根据权利要求6所述的基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,根据所述分类处理的结果确定包裹类别,包括:

根据所述单个包裹的最小外接矩阵从所述RGBD图像采集数据中提取对应的包裹图片;

调整所述包裹图片的尺寸,并对所述包裹图片做归一化处理;

根据物体分类模型对所述归一化处理后的包裹图片进行包裹类别识别,获得包裹类别识别结果。

8. 根据权利要求6所述的基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,若所述包裹类别为纸箱或软包时,根据该单个包裹所对应的深度信息确定纸箱或软包的细粒度分类,包括:

获取所述单个包裹的实际坐标,并确定所述单个包裹所在区域的深度值;

根据所述单个包裹所在区域的深度值计算该区域的实际空间坐标值;

将所述实际空间坐标值结合拟合算法进行拟合,获得拟合包裹表面的平面,并获得平面拟合方程式;

将所述单个包裹的实际坐标代入所述平面拟合方程式,计算单个包裹的每个点距离所述拟合包裹表面的平面的误差值;

将所述误差值大于预设误差阈值的点标记为偏离点,并统计所述偏离点的个数;

当所述包裹类别为纸箱时,若所述偏离点的个数与单个包裹实际点的个数之间的比例大于预设比例阈值,则确定所述单个包裹为破损纸箱,反之则为正常纸箱;

当所述包裹类别为软包时,若所述偏离点的个数与单个包裹实际点的个数之间的比例小于预设比例阈值,则确定所述单个包裹为覆膜纸箱,反之则为软包袋。

9. 根据权利要求1至4中任意一项所述的基于RGBD的包裹类别检测方法,其特征在于,当所述包裹的位置状态为堆叠包裹时,输出无需对包裹进行类别确定的信息。

10. 一种电子设备,其特征在于,包括存储器和处理器,所述存储器中存储有计算机程序指令,所述处理器用于加载并执行所述计算机程序指令以实现权利要求1至9中任意一项所述的基于RGBD的包裹类别检测方法。

基于RGBD的包裹类别检测方法及电子设备

技术领域

[0001] 本发明涉及图像识别技术领域,尤其涉及一种基于RGBD的包裹类别检测方法及电子设备。

背景技术

[0002] 现代物流行业一般按大件、小件进行分类处理,其中,小件通常采用先进的效率高的分拣设备进行输送;大件包括单件大件和中转邮袋总包,由于大件重量较大,一般采用输送速度较低的分拣设备进行分拣处理,或者通过体积测量设备,根据包裹体积或者是否为规则立方体,来对包裹进行分类处理。

[0003] 目前,传统的包裹分类处理方法是在人工卸车后先将包裹传输到车间,然后再进行人工分类处理,处理工序复杂,增加了倒手次数,人工成本高;或采用智能设备进行分类,由于包裹形状材质比较复杂,造成分类失败比例高,且设备成本高、占场地大。

[0004] 因此,如何提供一种成本低且类别检测精度高的方法成为本领域技术人员亟待解决的技术问题。

发明内容

[0005] 本发明提供了一种基于RGBD的包裹类别检测方法及电子设备,解决相关技术中存在的检测精度低且成本高的问题。

[0006] 作为本发明的第一个方面,提供一种基于RGBD的包裹类别检测方法,其中,包括:

[0007] 获取RGBD图像采集数据;

[0008] 根据所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息和深度信息确定包裹的位置状态,其中所述包裹的位置状态包括堆叠包裹和非堆叠包裹;

[0009] 当所述包裹的位置状态为所述非堆叠包裹中的单个包裹时,提取该单个包裹所在RGB图像信息的包裹区域图像;

[0010] 根据所述包裹区域图像和该单个包裹所对应的深度信息确定该单个包裹的包裹类别,并输出所述包裹类别。

[0011] 进一步地,根据所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息和深度信息确定包裹的位置状态,包括:

[0012] 对所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息进行预处理,获得预处理图像;

[0013] 根据目标检测算法定位所述预处理图像中包裹的位置状态;

[0014] 若所述包裹的位置状态符合第一预设类别,则输出所述包裹的位置状态为非堆叠包裹,所述非堆叠包裹包括距离临近包裹和单个包裹;

[0015] 若所述包裹的位置状态符合第二预设类别,则输出所述包裹的位置状态为堆叠包裹。

[0016] 进一步地,当所述包裹的位置状态为非堆叠包裹时,若所述预处理图像中包括单个包裹,则确定所述包裹的位置状态为单个包裹;

- [0017] 若所述预设处理图像中包括多个独立包裹,则根据每相邻两个独立包裹的深度信息确定是否为距离临近包裹;
- [0018] 若每相邻两个独立包裹的深度值之差小于预设阈值,则确定所述包裹的位置状态为距离临近包裹。
- [0019] 进一步地,根据每相邻两个独立包裹的深度信息确定是否为距离临近包裹,包括:
- [0020] 根据所述预设处理图像中包裹区域的像素坐标以及像素坐标所对应的高度值计算每个独立包裹的实际Y轴物理坐标;
- [0021] 根据每个独立包裹的实际Y轴物理坐标计算每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离;
- [0022] 将每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离与预设阈值进行比较;
- [0023] 若每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离小于预设阈值,则确定该非堆叠包裹为距离临近包裹。
- [0024] 进一步地,当所述包裹的位置状态为单个包裹时,提取该单个包裹所在RGB图像信息的包裹区域图像,包括:
- [0025] 从所述RGB图像信息中提取包括单个包裹的包裹区域,获得提取图像;
- [0026] 对所述提取图像进行图像缩放和归一化处理,获得包裹区域图像。
- [0027] 进一步地,根据所述包裹区域图像和该单个包裹所对应的深度信息确定该单个包裹的包裹类别,并输出所述包裹类别,包括:
- [0028] 根据物体分类算法对所述包裹区域图像中的单个包裹进行分类处理;
- [0029] 根据所述分类处理的结果确定包裹类别,其中所述包裹类别包括纸箱、泡沫箱、集包袋和软包;
- [0030] 若所述包裹类别为纸箱或软包时,根据该单个包裹所对应的深度信息确定纸箱或软包的细粒度分类,其中所述纸箱的细粒度分类包括破损和正常,所述软包的细粒度分类包括覆膜纸箱和软包袋。
- [0031] 进一步地,根据所述分类处理的结果确定包裹类别,包括:
- [0032] 根据所述单个包裹的最小外接矩阵从所述RGBD图像采集数据中提取对应的包裹图片;
- [0033] 调整所述包裹图片的尺寸,并对所述包裹图片做归一化处理;
- [0034] 根据物体分类模型对所述归一化处理后的包裹图片进行包裹类别识别,获得包裹类别识别结果。
- [0035] 进一步地,若所述包裹类别为纸箱或软包时,根据该单个包裹所对应的深度信息确定纸箱或软包的细粒度分类,包括:
- [0036] 获取所述单个包裹的实际坐标,并确定所述单个包裹所在区域的深度值;
- [0037] 根据所述单个包裹所在区域的深度值计算该区域的实际空间坐标值;
- [0038] 将所述实际空间坐标值结合拟合算法进行拟合,获得拟合包裹表面的平面,并获得平面拟合方程式;
- [0039] 将所述单个包裹的实际坐标代入所述平面拟合方程式,计算单个包裹的每个点距离所述拟合包裹表面的平面的误差值;
- [0040] 将所述误差值大于预设误差阈值的点标记为偏离点,并统计所述偏离点的个数;
- [0041] 当所述包裹类别为纸箱时,若所述偏离点的个数与单个包裹实际点的个数之间的

比例大于预设比例阈值,则确定所述单个包裹为破损纸箱,反之则为正常纸箱;

[0042] 当所述包裹类别为软包时,若所述偏离点的个数与单个包裹实际点的个数之间的比例小于预设比例阈值,则确定所述单个包裹为覆膜纸箱,反之则为软包袋。

[0043] 进一步地,当所述包裹的位置状态为堆叠包裹时,输出无需对包裹进行类别确定的信息。

[0044] 作为本发明的另一个方面,提供一种一种电子设备,其中,包括存储器和处理器,所述存储器中存储有计算机程序指令,所述处理器用于加载并执行所述计算机程序指令以实现前文所述的基于RGBD的包裹类别检测方法。

[0045] 本发明提供的基于RGBD的包裹类别检测方法,通过采用RGBD图像采集数据在确定包裹的位置状态为单个包裹后,进一步确定包裹类别,且在确定包裹的位置状态和包裹类别时均依据RGBD图像采集数据中的深度信息,即基于深度数据和RGB数据的结合,从而能够更加精准的确定包裹的类别,且在进行包裹位置状态检测以及包裹类别确定时采用的级联式算法架构能够保证算法精度的同时大幅度提升算法的运行速度。另外由于完全自动检测无需人员参与,因此降低了人工成本。因此,本发明提供的基于RGBD的包裹类别检测方法具有检测精度高、成本低以及检测效率高的优势。

附图说明

[0046] 附图是用来提供对本发明的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与下面的具体实施方式一起用于解释本发明,但并不构成对本发明的限制。

[0047] 图1为本发明提供的基于RGBD的包裹类别检测方法的流程图。

[0048] 图2为本发明提供的RGBD相机采集到的RGBD图像的原图。

[0049] 图3为本发明提供的确定包裹位置状态的流程图。

[0050] 图4a为本发明提供的距离临近包裹示意图。

[0051] 图4b为本发明提供的单独包裹示意图。

[0052] 图4c为本发明提供的堆叠包裹示意图。

[0053] 图5为本发明提供的包裹区域深度值示意图。

[0054] 图6为本发明提供的包裹类别确定流程图。

[0055] 图7a为本发明提供的包裹类别为软包的示意图。

[0056] 图7b为本发明提供的包裹类别为泡沫箱的示意图。

[0057] 图7c为本发明提供的包裹类别为集包袋的示意图。

[0058] 图7d为本发明提供的包裹类别为纸箱的示意图。

[0059] 图8为本发明提供的电子设备的结构框图。

具体实施方式

[0060] 需要说明的是,在不冲突的情况下,本发明中的实施例及实施例中的特征可以相互结合。下面将参考附图并结合实施例来详细说明本发明。

[0061] 为了使本领域技术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。

[0062] 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“第一”、“第二”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。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括,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。

[0063] 在本实施例中提供了一种基于RGBD的包裹类别检测方法,图1是根据本发明实施例提供的基于RGBD的包裹类别检测方法的流程图,如图1所示,包括:

[0064] S100、获取RGBD图像采集数据;

[0065] 在本发明实施例中,通过RGBD相机实时采集包裹分拣线上包裹的RGBD图像,获得RGBD图像采集数据,如图2所示。

[0066] S200、根据所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息和深度信息确定包裹的位置状态,其中所述包裹的位置状态包括堆叠包裹和非堆叠包裹;

[0067] 应当理解的是,获取到RGBD图像采集数据之后,对其进行预处理,并利用目标检测算法定位图像中包裹的位置,以确定包裹的位置状态,在本发明实施例中,目标检测算法在定位包裹位置时分为两类,即第一预设类别对应的非堆叠包裹和第二预设类别对应的堆叠包裹。

[0068] 在本发明实施例中,如图3所示,具体可以包括:

[0069] S210、对所述RGBD图像采集数据中的RGB图像信息进行预处理,获得预处理图像;

[0070] 在一些实施方式中,具体可以将采集到的RGBD图像采集数据中的RGB图像缩放到(416,416)的尺寸(该尺寸能够满足后续目标检测算法的需求,当然还可以根据需要设定其他尺寸,此处仅作为示例),然后对图像进行归一化处理,具体归一化公式如下:

$$[0071] \quad \hat{x} = \frac{x - \text{mean_value}}{\text{std_value}},$$

[0072] 其中, mean_value 表示RGB图像的三个通道的均值, std_value 表示RGB图像的三个通道的方差, x 表示图像的像素值, \hat{x} 表示归一化后的像素值,在该实施方式中,由于RGB图像尺寸确定为(416,416),因此, $\text{mean_value} = [0.485, 0.456, 0.406]$, $\text{std_value} = [0.229, 0.224, 0.225]$ 。

[0073] S220、根据目标检测算法定位所述预处理图像中包裹的位置状态;

[0074] 在本发明实施方式中,具体可以采用改进的NanoDet目标检测算法,对于主干网络和特征金字塔结构进行了优化,在保证算法精度的同时,减少了模型参数量,提高的算法运行速度。

[0075] 对于模型主干部分(基于ShuffleNetV2),当卷积步长为2时,通过添加卷积核大小为3和大小为1的深度可分离卷积,对不同通道信息的特征进行融合;当卷积步长为1时,在主干网络中加入Ghost模块(可以用更少的参数生成更多的特征),以提升主干网络的特征提取能力。

[0076] 对于特征金字塔结构部分(基于CSP-PAN),在原始的CSP-PAN结构中,每个输出特征图的通道数都与来自主干网络的输入特征图保持相同,对于边缘计算来说,大通道数的

结构具有昂贵的计算成本,因此本发明实施例通过卷积核大小为1的卷积,是所有特征图的通道数都与最小的通道数相等(即都为96),通过CSP结构实现top-down和bottom-up的特征融合,缩小的特征使得计算成本更低且不损失模型性能。

[0077] 本发明实施例在获得上述目标检测模型时,在模型训练过程中,将激活函数从ReLU替换为H-Swish,计算更快并且对移动端友好。将学习率机制从线性学习率机制(linear step learning rate decay)替换为余弦学习率机制(cosine learning rate decay),学习率下降的更加平缓,有益于模型训练。具体公式如下:

$$[0078] \quad L_t = \frac{1}{2} \left(1 + \cos \left(\frac{t\pi}{T} \right) \right) L,$$

[0079] 其中,T表示模型训练轮次总数总数,t表示当前轮次,L表示初始设置学习率, L_t 表示当前学习率。

[0080] S230、若所述包裹的位置状态符合第一预设类别,则输出所述包裹的位置状态为非堆叠包裹,所述非堆叠包裹包括距离临近包裹和单个包裹;

[0081] 应当理解的是,根据上述目标检测算法的输出结果确定包裹的位置状态,如输出的为非堆叠包裹,由于非堆叠包裹可以包括单个包裹(即只有一个包裹)和多个没有堆叠在一起的独立包裹,因此还需要进一步的判断当前非堆叠包裹具体是哪一种情况,即具体是单独包裹还是距离临近包裹。

[0082] 图4a表示距离临近包裹示意图,图4b表示单独包裹示意图,图4c表示堆叠包裹示意图。

[0083] 在本发明实施例中,当所述包裹的位置状态为非堆叠包裹时,若所述预处理图像中包括单个包裹,则确定所述包裹的位置状态为单个包裹;

[0084] 若所述预设处理图像中包括多个独立包裹,则根据每相邻两个独立包裹的深度信息确定是否为距离临近包裹;

[0085] 若每相邻两个独立包裹的深度值之差小于预设阈值,则确定所述包裹的位置状态为距离临近包裹。

[0086] 应当理解的是,在进行包裹的状态检测时,需要先判断图像中包裹的个数以及包裹之间的距离。包裹个数大于1时,就需要进入叠件判断逻辑。先通过包裹定位得到包裹在图像中的具体坐标,但是由于RGB图像检测出的包裹距离存在视差,不能反映包裹之间的真实距离,因此通过RGBD相机提取到的图像深度数据,得到包裹的深度数据,从而计算两包裹之间的实际距离。

[0087] 在本发明实施例中,根据每相邻两个独立包裹的深度信息确定是否为距离临近包裹,包括:

[0088] 根据所述预设处理图像中包裹区域的像素坐标以及像素坐标所对应的高度值计算每个独立包裹的实际Y轴物理坐标;

[0089] 根据每个独立包裹的实际Y轴物理坐标计算每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离;

[0090] 将每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离与预设阈值进行比较;

[0091] 若每相邻两个独立包裹之间的Y轴距离小于预设阈值,则确定该非堆叠包裹为距离临近包裹。

[0092] 如图4a所示,通过包裹定位得到两个包裹的位置,视野上方包裹记为包裹a,视野

下方包裹记为包裹b。包裹区域深度值如图5,包裹a深度值记为Depth_a,包裹b深度值记为Depth_b。

[0093] 由于一直包裹区域的像素坐标以及该坐标对应的高度值,所以根据下述公式可以计算出包裹实际Y轴物理坐标y,以及包裹实际X轴物理坐标x。

$$[0094] \quad y = \frac{(gr*IH-C)*z}{FY},$$

$$x = \frac{(gr*IH-CX)*z}{FX},$$

[0095] 其中,gr为包裹像素坐标Y轴方向值,IH为RGBD相机y轴方向标定分辨率,CY为RGBD相机相机Y轴方向主光轴点位置,z为该像素点对应的高度值,FY为RGBD相机Y方向焦距。

[0096] 通过包裹区域每个位置的实际Y轴物理坐标y可以准确计算出两个包裹之间的距离,进而得到当前帧包裹的状态。

[0097] S240、若所述包裹的位置状态符合第二预设类别,则输出所述包裹的位置状态为堆叠包裹。

[0098] 在本发明实施例中,当所述包裹的位置状态为堆叠包裹时,输出无需对包裹进行类别确定的信息。

[0099] 可以理解的是,在本发明实施例中,仅仅对单独包裹进行后续的包裹类别检测,对于堆叠包裹和距离临近包裹均是直接输出无需对包裹进行类别确定的信息。

[0100] 而堆叠包裹和距离临近包裹可以继续包裹分拣线上进行流转,即可以通过下次或者多次流转变换成单独包裹之后继续进行包裹的类别检测,从而能够提高包裹类别检测的准确度。

[0101] S300、当所述包裹的位置状态为所述非堆叠包裹中的单个包裹时,提取该单个包裹所在RGB图像信息的包裹区域图像;

[0102] 在确定了包裹的位置状态后,若包裹不属于距离临近包裹或者堆叠包裹类型,即只有在包裹状态检测输出为单个包裹时,才进行包裹类别检测。将单个包裹的包裹区域从图像中提取出来;对提取出来的包裹区域图像进行预处理,将图像缩放到固定尺寸,随后进行归一化处理。

[0103] 具体地,当所述包裹的位置状态为单个包裹时,提取该单个包裹所在RGB图像信息的包裹区域图像,包括:

[0104] 从所述RGB图像信息中提取包括单个包裹的包裹区域,获得提取图像;

[0105] 对所述提取图像进行图像缩放和归一化处理,获得包裹区域图像。

[0106] 首先根据上述包裹状态检测,当状态为单包时,根据包裹的最小外接矩阵,从原图中提取该区域位置的包裹图片。由于包裹尺寸的不同大小,需要先将包裹图片固定为(224, 224)尺寸,然后对该图像做归一化处理,归一化处理的具体公式参照前文中的归一化处理公式。

[0107] S400、根据所述包裹区域图像和该单个包裹所对应的深度信息确定该单个包裹的包裹类别,并输出所述包裹类别。

[0108] 在本发明实施例中,通过物体分类算法,对该包裹进行分类,类别总共分为四大类:纸箱、集包袋、泡沫箱、软包,其中纸箱和软包类别需要进行细粒度分类,纸箱需要判断出是正常纸箱还是破损纸箱,软包需要判断出是正常软包还是覆膜纸箱。

[0109] 在进行细粒度分类时,将深度数据转换为点云数据。如果包裹判断为纸箱,则通过拟合包裹表面平整度,判断该纸箱是否存在破损;如果包裹判断为软包,同样拟合包裹平整度,判断该软包是否为覆膜纸箱。

[0110] 在本发明实施例中,根据所述包裹区域图像和该单个包裹所对应的深度信息确定该单个包裹的包裹类别,并输出所述包裹类别,如图6所示,包括:

[0111] S410、根据物体分类算法对所述包裹区域图像中的单个包裹进行分类处理;

[0112] 具体地,所述物体分类算法具体可以采用MobileNetV2分类模型。MobileNetV2通过改进残差结构,提高算法性能的同时降低了参数量。具体来说,进入残差模块的时候,通过1*1卷积将特征图升维,再通过深度可分离卷积(depth-wise separable convolution)减少运算量和参数,同时还取消了深度可分离卷积之后的ReLU激活函数。因此,本发明实施例基于算法的精度和运行效率的权衡,选择了MobileNetV2模型。

[0113] S420、根据所述分类处理的结果确定包裹类别,其中所述包裹类别包括纸箱、泡沫箱、集包袋和软包;如图7a表示包裹类别为软包的示意图,图7b表示包裹类别为泡沫箱的示意图,图7c表示包裹类别为集包袋的示意图,图7d表示包裹类别为纸箱的示意图。

[0114] 具体地,根据所述单个包裹的最小外接矩阵从所述RGBD图像采集数据中提取对应的包裹图片;

[0115] 调整所述包裹图片的尺寸,并对所述包裹图片做归一化处理;

[0116] 根据物体分类模型对所述归一化处理后的包裹图片进行包裹类别识别,获得包裹类别识别结果。

[0117] S430、若所述包裹类别为纸箱或软包时,根据该单个包裹所对应的深度信息确定纸箱或软包的细粒度分类,其中所述纸箱的细粒度分类包括破损和正常,所述软包的细粒度分类包括覆膜纸箱和软包袋。

[0118] 具体地,获取所述单个包裹的实际坐标,并确定所述单个包裹所在区域的深度值;

[0119] 根据所述单个包裹所在区域的深度值计算该区域的实际空间坐标值;

[0120] 将所述实际空间坐标值结合拟合算法进行拟合,获得拟合包裹表面的平面,并获得平面拟合方程式;

[0121] 将所述单个包裹的实际坐标代入所述平面拟合方程式,计算单个包裹的每个点距离所述拟合包裹表面的平面的误差值;

[0122] 将所述误差值大于预设误差阈值的点标记为偏离点,并统计所述偏离点的个数;

[0123] 当所述包裹类别为纸箱时,若所述偏离点的个数与单个包裹实际点的个数之间的比例大于预设比例阈值,则确定所述单个包裹为破损纸箱,反之则为正常纸箱;

[0124] 当所述包裹类别为软包时,若所述偏离点的个数与单个包裹实际点的个数之间的比例小于预设比例阈值,则确定所述单个包裹为覆膜纸箱,反之则为软包袋。

[0125] 在本发明实施例中,对于大类识别成纸箱和软包的类型,需要进行进一步判断。对于纸箱的类别,需要判断出该纸箱表面是否存在破损;对于软包类型,需要判断出是否是覆膜纸箱(纸箱外面包裹了一层软包的袋子)。

[0126] 具体实现时,通过深度值的提取,利用PCL(Point Cloud Library)点云库的算法,拟合包裹表面数据,得到拟合平面,计算实际表面深度值与该平面的误差,从而判断该包裹平面是否平整。具体步骤如下:

[0127] (1) 获取包裹位置的实际坐标,得到该区域的深度值;

[0128] (2) 通过深度值计算该包裹区域实际的 (x, y, z) 值,具体转换公式可以参照前文的计算包裹实际X轴物理坐标和包裹实际Y轴物理坐标;

[0129] (3) 通过RGBD相机安装高度,过滤掉皮带部分的深度值;

[0130] (4) 通过PCL的随机采样一致性算法(RandomSampleConsensus),拟合出包裹表面的平面,得到平面拟合方程公式:

[0131] $ax+by+cz+d=0$,

[0132] (5) 将包裹实际坐标带入上述平面拟合方程公式,计算得到每个点距离该平面的误差值,若是误差值大于设定阈值,则记为偏离点;

[0133] (6) 最后计算偏离点个数和实际点个数之间的比例。对于纸箱来说,如果偏离点/实际点阈值过大,则细分为破损纸箱;对于软包来说,如果偏离点/实际点阈值过小,则细分为覆膜纸箱。

[0134] 综上,本发明提供的基于RGBD的包裹类别检测方法,通过采用RGBD图像采集数据在确定包裹的位置状态为单个包裹后,进一步确定包裹类别,且在确定包裹的位置状态和包裹类别时均依据RGBD图像采集数据中的深度信息,即基于深度数据和RGB数据的结合,从而能够更加精准的确定包裹的类别,且在进行包裹位置状态检测以及包裹类别确定时采用的级联式算法架构能够保证算法精度的同时大幅度提升算法的运行速度。另外由于完全自动检测无需人员参与,因此降低了人工成本。因此,本发明提供的基于RGBD的包裹类别检测方法具有检测精度高、成本低以及检测效率高的优势。

[0135] 作为本发明的另一实施例,提供一种电子设备,其中,包括存储器和处理器,所述存储器中存储有计算机程序指令,所述处理器用于加载并执行所述计算机程序指令以实现前文所述的基于RGBD的包裹类别检测方法。

[0136] 如图8所示,该电子设备可以包括:至少一个处理器81,例如CPU(Central Processing Unit,中央处理器),至少一个通信接口83,存储器84,至少一个通信总线82。其中,通信总线82用于实现这些组件之间的连接通信。其中,通信接口83可以包括显示屏(Display)、键盘(Keyboard),可选通信接口83还可以包括标准的有线接口、无线接口。存储器84可以是高速RAM存储器(Random Access Memory,易挥发性随机存取存储器),也可以是非不稳定的存储器(non-volatile memory),例如至少一个磁盘存储器。存储器84可选的还可以是至少一个位于远离前述处理器81的存储装置。其中,存储器84中存储应用程序,且处理器81调用存储器84中存储的程序代码,以用于执行上述任一方法步骤。

[0137] 其中,通信总线82可以是外设部件互连标准(peripheral component interconnect,简称PCI)总线或扩展工业标准结构(extended industry standard architecture,简称EISA)总线等。通信总线82可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示,图8中仅用一条粗线表示,但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

[0138] 其中,存储器84可以包括易失性存储器(英文:volatile memory),例如随机存取存储器(英文:random-access memory,缩写:RAM);存储器也可以包括非易失性存储器(英文:non-volatile memory),例如快闪存储器(英文:flash memory),硬盘(英文:hard disk drive,缩写:HDD)或固态硬盘(英文:solid-state drive,缩写:SSD);存储器84还可以

包括上述种类的存储器的组合。

[0139] 其中,处理器81可以是中央处理器(英文:central processing unit,缩写:CPU),网络处理器(英文:network processor,缩写:NP)或者CPU和NP的组合。

[0140] 其中,处理器81还可以进一步包括硬件芯片。上述硬件芯片可以是专用集成电路(英文:application-specific integrated circuit,缩写:ASIC),可编程逻辑器件(英文:programmable logic device,缩写:PLD)或其组合。上述PLD可以是复杂可编程逻辑器件(英文:complex programmable logic device,缩写:CPLD),现场可编程逻辑门阵列(英文:field-programmable gate array,缩写:FPGA),通用阵列逻辑(英文:generic arraylogic,缩写:GAL)或其任意组合。

[0141] 可选地,存储器84还用于存储程序指令。处理器81可以调用程序指令,实现如本发明图1实施例中所示的基于RGBD的包裹类别检测方法。

[0142] 作为本发明的另一实施例,提供一种存储介质,其中,所述存储介质存储有计算机指令,所述计算机指令被处理器加载以执行前文所述的基于RGBD的包裹类别检测方法。

[0143] 在本发明实施例中,提供了一种非暂态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可执行指令,该计算机可执行指令可执行上述任意方法实施例中的基于RGBD的包裹类别检测方法。其中,所述存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体(Read-Only Memory,ROM)、随机存储记忆体(Random Access Memory,RAM)、快闪存储器(Flash Memory)、硬盘(Hard Disk Drive,缩写:HDD)或固态硬盘(Solid-State Drive,SSD)等;所述存储介质还可以包括上述种类的存储器的组合。

[0144] 可以理解的是,以上实施方式仅仅是为了说明本发明的原理而采用的示例性实施方式,然而本发明并不局限于此。对于本领域内的普通技术人员而言,在不脱离本发明的精神和实质的情况下,可以做出各种变型和改进,这些变型和改进也视为本发明的保护范围。

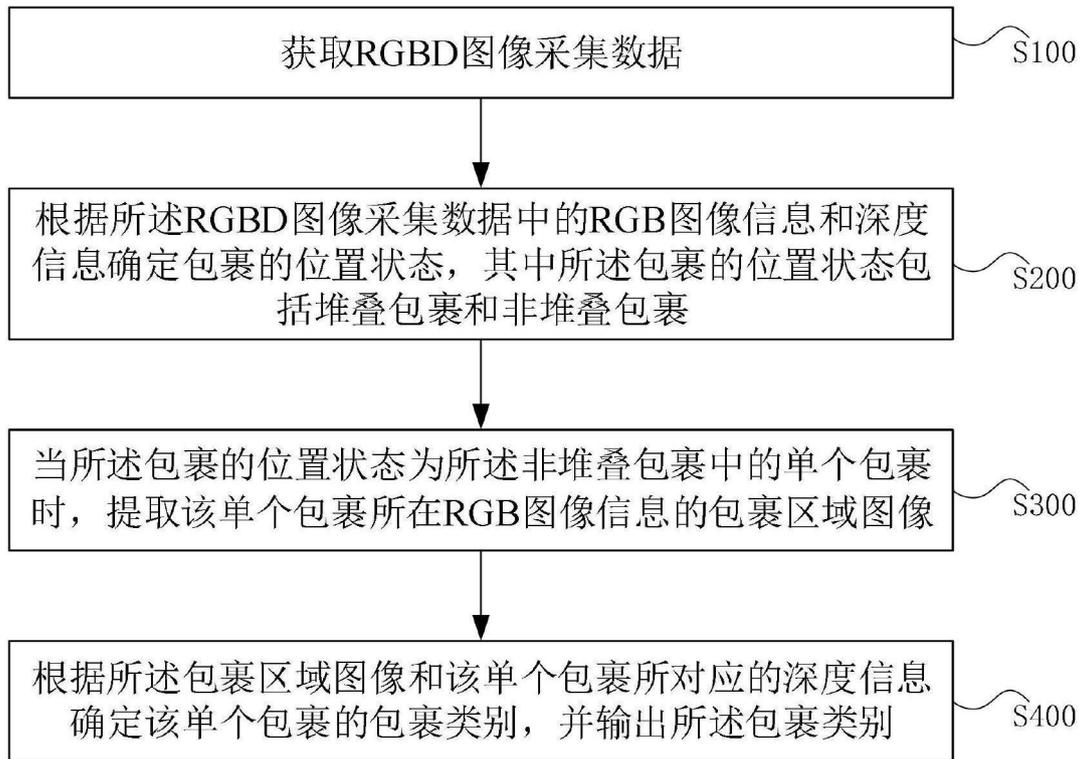


图1



图2

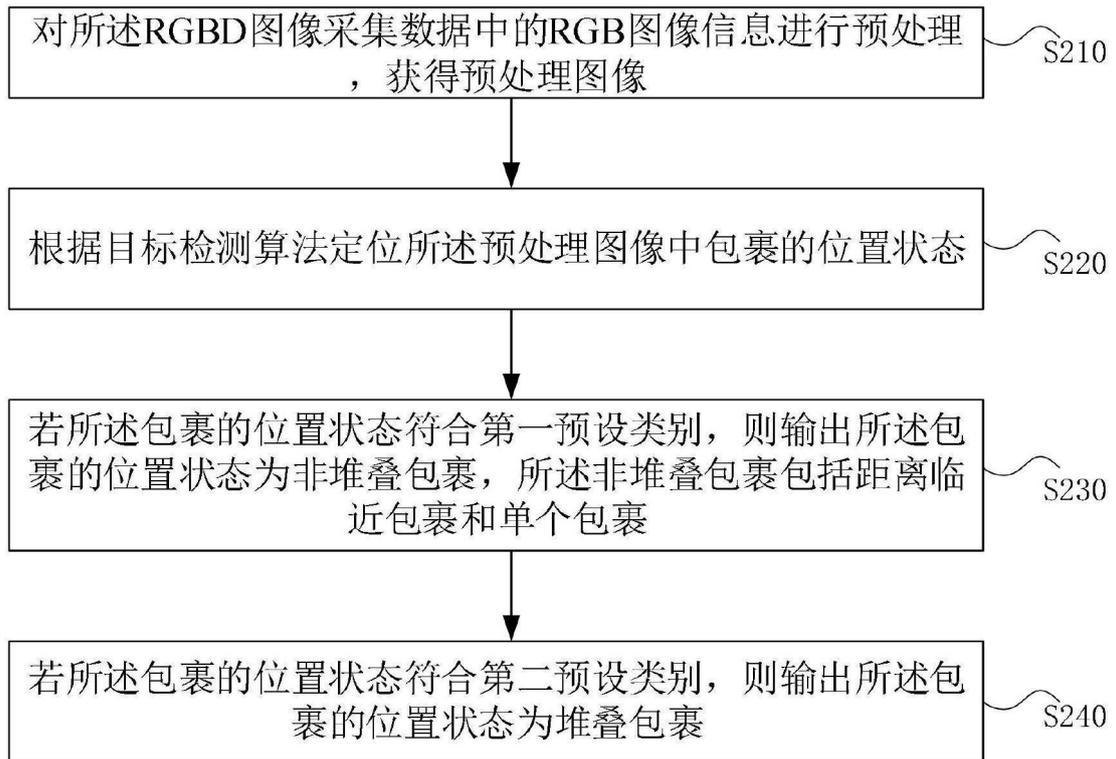


图3

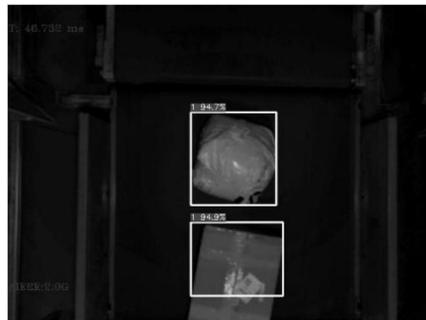


图4a



图4b

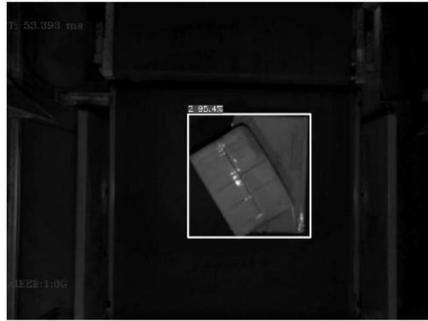


图4c

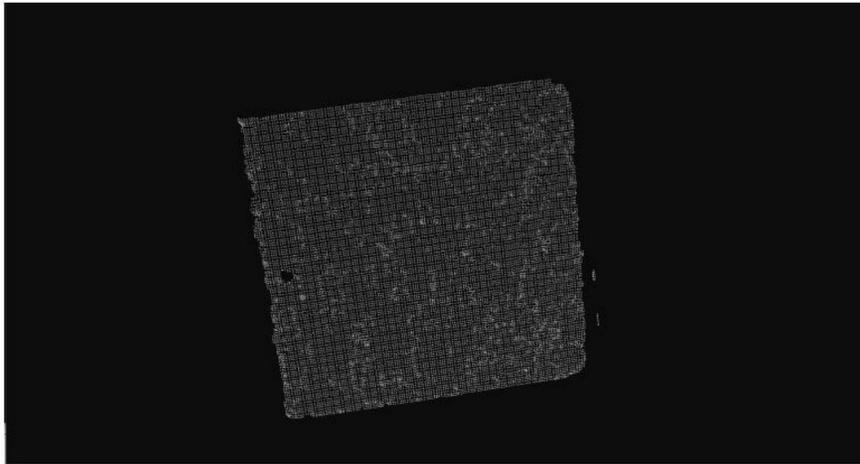


图5

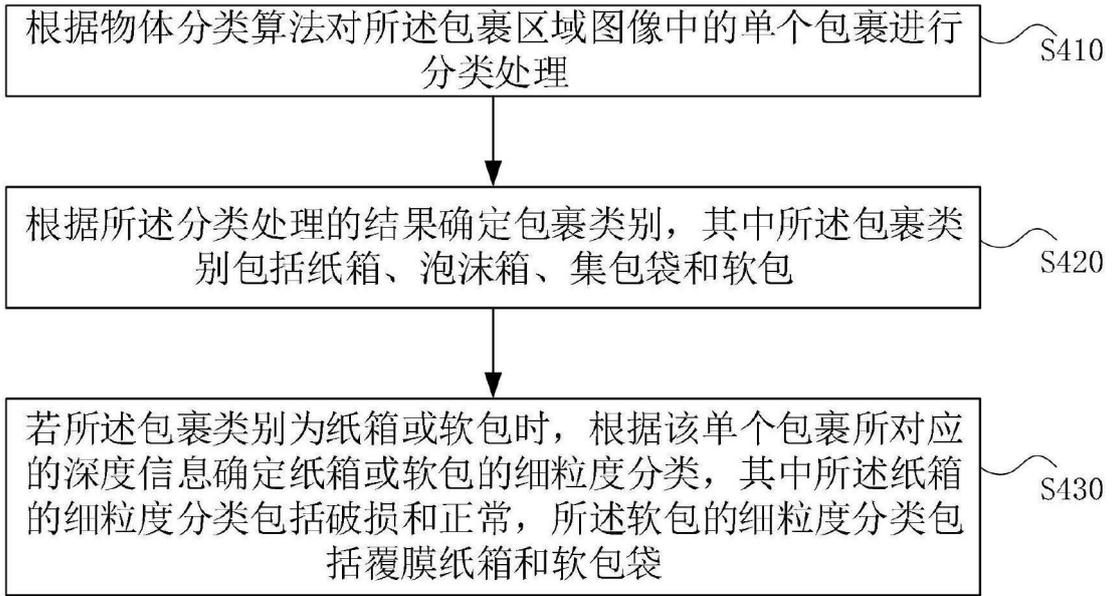


图6

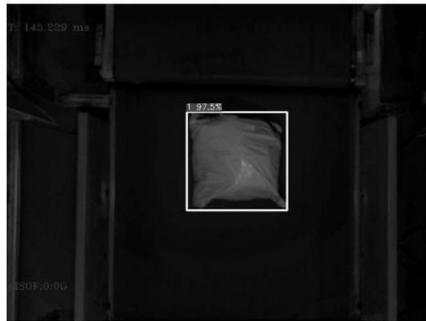


图7a



图7b



图7c



图7d

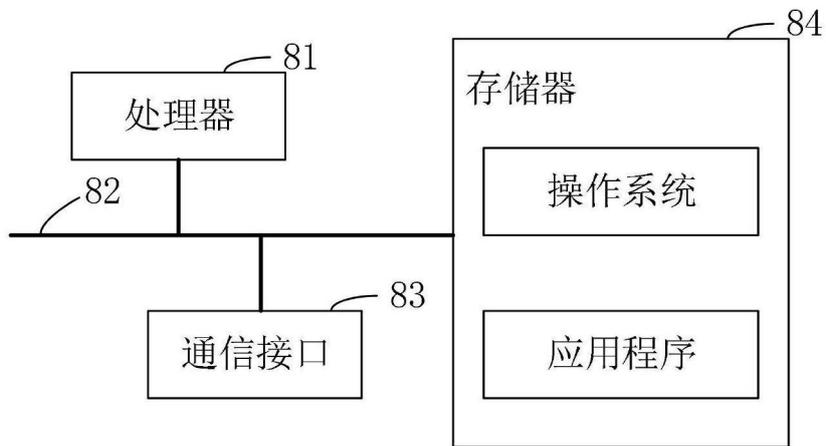


图8