



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111480167 A

(43)申请公布日 2020.07.31

(21)申请号 201880080983.0

(74)专利代理机构 北京银龙知识产权代理有限公司 11243

(22)申请日 2018.12.20

代理人 曾贤伟 许静

(30)优先权数据

62/608,352 2017.12.20 US

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2020.06.15

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2018/086442 2018.12.20

(87)PCT国际申请的公布数据

W02019/122271 EN 2019.06.27

(71)申请人 艾普维真股份有限公司

地址 瑞士沃韦

(72)发明人 弗雷德里克·约尔丹

尼古拉斯·鲁达斯

伊夫·德拉克勒塔 马丁·库特尔

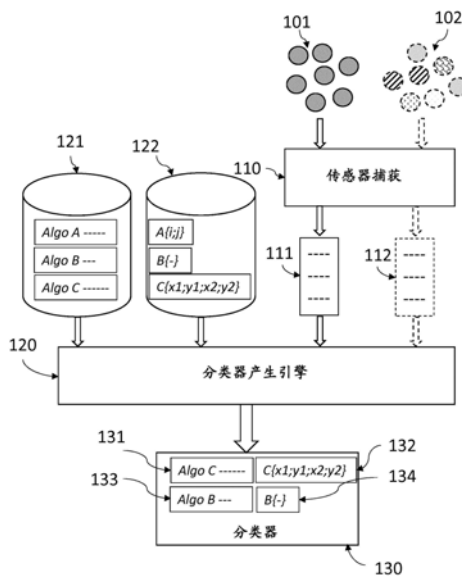
权利要求书2页 说明书15页 附图11页

(54)发明名称

多数字表示的认证机器学习

(57)摘要

机器学习系统可以通过将分类器算法和配置参数选择成预定一元算法集合和相关联的参数值来自动地产生所述分类器算法和所述配置参数。可以通过改变待分类对象的位置和取向和/或传感器的位置和取向以捕获所述对象的数字表示,和/或通过改变物理环境参数来产生输入对象项目的多个数字表示,所述物理环境参数改变所述传感器对所述对象的数字表示捕获。机器臂或输送机可以改变所述对象和/或所述传感器的位置和取向。所述机器学习系统可以采用遗传编程来促进适合于对输入对象项目的多个数字表示进行分类的分类器的产生。所述机器学习系统可以自动生成参考模板信号作为所述一元算法的配置参数,以便于产生适于对输入对象项目的多个数字表示进行分类的分类器。



1. 一种计算机实现的方法,该方法用于利用至少一个处理器产生用于认证目的的对象自动分类器的计算语言软件代码和数据参数,所述方法包括:

-获得用于训练分类器的对象项目第一集合;

-获得一元数字表示处理算法集合,并且对于每个一元数字表示处理算法,获得适合于将该数字信号处理算法的执行参数化的配置参数集合;

-利用至少一个传感器获取所述第一集合中的每个对象项目的多个数字信号表示,针对预定对象项目位置和取向、针对至少一个预定传感器位置和取向、以及针对至少一个预定物理环境参数,获取所述多个数字信号表示中的每一个,使得所述物理环境参数的值在所述预定对象位置和取向处以及在所述预定传感器位置和取向处改变所述对象项目的所述数字信号表示;

-利用所述至少一个处理器选择所述一元数字表示处理算法集合中的至少一个一元数字信号处理算法,并且为该算法配置所述配置参数集合中的至少一个参数,以产生自动分类器,从而将其他对象的数字表示分类为与所述对象项目第一集合相似或不同。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,在可能值的范围内选择至少一个预定物理环境参数值。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,在可能值的范围内选择至少一个预定传感器位置和/或取向值。

4. 根据权利要求1、2或3所述的方法,其中,在可能值的范围内选择至少一个预定对象位置和/或取向值。

5. 根据权利要求3所述的方法,其中,机器臂将所述传感器定位在所选择的位置和/或取向值处。

6. 根据权利要求4所述的方法,其中,机器臂将所述对象定位在所选择的位置和/或取向值处。

7. 根据权利要求4所述的方法,其中,输送机将所述对象定位在所选择的位置和/或取向值处。

8. 根据任何前述权利要求所述的方法,所述方法进一步包括:

-获得用于训练所述分类器的所述对象项目第一集合中的主子集和次子集,当生产特性(例如制造模具或印刷特性)改变时,所述主子集中的所述对象项目被标记为不同于所述次子集中的所述对象项目,

-利用所述至少一个处理器选择所述一元数字表示处理算法集合中的至少一个一元数字信号处理算法,并且为该算法配置所述配置参数集合中的至少一个参数,以产生自动分类器以将其它对象的数字表示分类为与所述对象项目的所述主子集相似或不同以及与所述对象项目的所述次子集相似或不同,使得对象项目不能被分类为与所述主子集和所述次子集两者相似。

9. 根据任何前述权利要求所述的方法,所述方法进一步包括:

-获得用于训练所述分类器的对象项目第二集合,所述第二集合中的所述对象项目被标记为不同于所述第一集合中的所述对象项目;

-利用至少一个传感器获取所述第二集合中的每个对象项目的多个数字信号表示,针对预定对象项目位置和取向、针对至少一个预定传感器位置和取向、以及针对至少一个预

定物理环境参数,获取所述多个数字信号表示中的每一个,使得所述物理环境参数的值在所述预定对象位置和取向处以及在所述预定传感器位置和取向处改变所述对象项目的所述数字信号表示;

-利用所述至少一个处理器选择所述一元数字表示处理算法集合中的至少一个一元数字信号处理算法,并且为该算法配置所述配置参数集合中的至少一个参数,以产生自动分类器,从而将其它对象的数字表示分类为与所述对象项目第二集合相似或不同。

10. 根据任何前述权利要求所述的方法,所述方法进一步包括:

-利用所述至少一个处理器产生至少一个自生成参考模板信号作为用于至少一个一元数字表示处理算法的配置参数。

11. 根据任何前述权利要求所述的方法,所述方法包括:利用遗传编程算法,选择所述一元数字表示处理算法集合中的至少一个一元数字信号处理算法和用于将该算法参数化的所述配置参数集合中的至少一个参数。

12. 根据任何前述权利要求所述的方法,其中,所述一元数字信号处理算法集合包括用于对图像进行分类的深度卷积神经网络,所述方法进一步包括:

-利用所述至少一个处理器产生至少一个神经网络权重集合作为所述深度卷积神经网络一元数字表示处理算法的配置参数。

多数字表示的认证机器学习

技术领域

[0001] 本公开涉及制造的物品、产品、安全文档和钞票的防伪和认证领域中的机器学习系统、方法和过程。

背景技术

[0002] 为了确定产品项目是否是真品,可以使用各种防伪技术。通常,这些技术将难以复制或拷贝的要素添加到项目上。挑战可以是技术性的,例如关于全息图的复制,或者需要在市场上不容易获得的产品,例如稀有同位素或特殊油墨。通常,防伪特征可被分类为等级1显性(可见,或更一般地可由终端用户用其自身的身体感觉感知,而不需要特定的检测设备)或等级2隐性(不可见/不可感知,但可由专用设备检测)特征。

[0003] 可见特征包括如下要素:

[0004] -安全全息图:全息图可能具有真实的全息效果,或者使用一些伪全息效果和色移。

[0005] -光学可变设备(OVD)、光学可变油墨(OVI):这些特性是在不同视角或不同照明条件下改变外观的。

[0006] -水印:通常用于安全文件和钞票,历史上水印是通过在某些地方变薄纸张而产生的。这种变化在纸张被光源照射时在纸张上产生对比度。

[0007] -凹版:这种技术出现在大多数钞票上。由于可见水印,凹版印刷的浮雕的一个特点在于,终端用户可以在没有特殊设备的情况下很容易地检查钞票。

[0008] -安全线:在纸的生产过程中嵌入纸中的金属走线或带。金属表面通常具有全息或色移效应,例如通过折射和干涉。

[0009] -微孔,或微穿孔:常用于钞票,微穿孔包括在纸上打小孔。当靠在光源上时,光线穿过小孔并使其可见。钞票的面值经常使用微穿孔来重现。

[0010] -特殊纸张:例如用于欧元钞票的特殊棉纸。当由终端用户轻轻地起皱时,由起皱产生的噪声听起来与更常规的纤维素纸显著不同。

[0011] -不可见安全特性包括以下要素:

[0012] -数字显性标识:设计了数字水印等技术,以更好地防止通过电子和数字手段伪造产品包装和安全文件。作为这种技术的广泛部署的示例,Alp视觉密码(AlpVision Cryptoglyph)存在两种风格,作为用可见油墨印刷的微粒的随机或伪随机图案,或者作为清漆层中微孔的分布云。微点或微孔的分布可以用秘密密钥来控制。可使用成像设备和专用软件应用程序(例如,智能电话或现成的办公室扫描仪)来执行认证。

[0013] 表面指纹:这些技术不在产品上添加任何安全要素,而是使用现有的内在微观表面特征。例如,塑料注射产品的无光泽表面是指纹解决方案的理想候选。可以在生产期间获取表面的图像,然后将其与来自被检查产品的后续图像捕获进行比较。可使用成像设备和专用软件应用程序(例如,智能电话或现成的办公室扫描仪)来执行认证。

[0014] -不可见油墨:这些特殊的油墨是不可见的,但当暴露在适当的光源下时变得可

见。众所周知的示例是UV(紫外)或IR(红外)油墨。

[0015] -化学标签剂:存在大量的化学标签剂。通常,这些标签剂在实验室条件下是不可见和可检测的。标签剂被认为是高度安全的,但不是非常实用和昂贵的。

[0016] -微缩图形:可以通过添加非常小的图形要素来保护艺术品,这些图形要素在没有视觉放大的情况下是不可见的。微文本是这种安全特性的最流行的实现方式之一。

[0017] 在实践中,需要更高水平的防伪安全性的某些产品,例如钞票或奢侈品包装,通常嵌入多个互补防伪解决方案的组合。此外,为了鉴别真正的产品并将其与伪造产品区分开来,海关官员或银行职员等专家接受了专门培训,通过操纵和密切观察物体进行鉴别,有时使用放大镜、紫外线灯或显微镜等视觉改进设备,来识别许多不同的特征。这种人工评估固地涉及人脑从多个感觉输入中识别和分类对象的自然能力,并且更具体地涉及人类的主导视觉系统感测、图像识别和学习能力。然而,人类伪造者具有相同的能力,并且也使用这些能力来类似地学习区分特征以更好地仿造这些特征。

[0018] 作为用于更快认证处理的人类检测的替代,例如在ATM(自动柜员机)和更一般地可用于商业银行的专用钞票验证机中,已经开发了特定的获取设备,例如相干光束器、放大器或与图案识别技术结合的特殊光学附件,以将检测和分类自动化成真钞票与假钞票。NCR在EP1484719中公开了这种自动货币验证和认证系统的示例。用扫描仪在高达4种颜色的预定成像条件下捕获真钞票图像。所得到的图像的数值表示被进一步分割成具有预定网格的多个分段。可以用统计分类器分析每个分段,其中参考分类参数的阈值与该分段相关联,使得可以优化模板以将成像的钞票分类为假钞或真钞。优选数量的分段或分段的组合以及优化的分类器组合集合的选择可以通过诸如遗传算法(GA)的随机算法来自动化。该方法便于钞票认证模板生产的自动化和适合于不同中央银行的参数化,因为国家货币钞票通常嵌入不同的特征。然而,该方法假设使用预定成像方法,使得可以在产生和优化模板的机器学习时间以及在捕获和分类钞票的检测时间应用预定网格。这种假设在ATM或专门的银行设备装置对钞票进行分类的具体应用中是可能的,但是在例如通过用智能电话相机对钞票成像的手持认证的情况下是不可能的。实际上,在该未掌握的物理环境中,可能的位置、取向和照明参数的多样性导致相同钞票的多个数字表示,使得统计分类器需要在显著更宽的搜索空间中操作。

[0019] Entrupy的W02015157526公开了使用卷积神经网络(CNN)、支持向量机(SVM)、异常检测技术或其组合作为关于低、中和高水平微观变化和特征的分类器的认证系统。图像被分割成更小的块,以帮助处理微观变化(对象指纹)、建立视觉词汇并考虑微小变化。当使用CNN时,为了避免模型的过拟合,可以通过人为地创建所获取的图像的变化(诸如旋转、平移和剪切)来人为地增加数据集的大小。然而,这些变化仍然直接源自预定的、固定的初始捕获条件,并且不能表示在诸如使用手持设备来认证产品的未掌握的物理环境中可能的位置、取向和照明参数的多样性。

[0020] Scantrust的EP3242239描述了一种认证过程和系统,其目的是通过自动选择和调整认证方法的参数和算法步骤的机器学习解决方案减少假阴性和假阳性检测,从而以增加的可靠性来区分打印有显性标记(例如条形码)的产品的原件和副本。类似于NCR公开和Entrupy公开,可以将图像分割成对应于预定网格或可变大小和形状的随机网格的子单元分段,并且可以相应地提取特征。另一子过程可以在于过滤模板图像以便于提取用于分类

的相关特征。另一子过程可包括域变换,例如子单元图像块的傅立叶变换。可以使用智能电话相机或也支持红外或紫外光的更复杂的传感器来获取图像,如嵌入在用于军事目的的某些相机中的。由于在检测时间的捕获条件与在训练自动认证系统中使用的初始捕获条件太不相同可能导致分类失败,因此要求终端用户以某些准则在多个试验中重复捕获,例如通过将产品位置保持在相对于智能电话位置的预定范围内。认证系统仅在一定数量的终端用户试验未能将其认证为真品之后,才对产品的显性标记进行假(伪造副本)分类。对于那些实践认证检测的人(例如,海关官员、品牌所有者代表和终端用户客户)来说清楚的是,此过程是麻烦且耗时的。

[0021] 因此,需要提供以下优点的用于认证系统和过程的新颖自动化解决方案:

[0022] -灵活/适应多种防伪特征,可能随着时间的推移而变化;

[0023] -不需要对分类引擎进行手动配置、参数化或编程;

[0024] -使用现成的成像设备(如智能手机)实现快速可靠的检测,而不需要专用硬件扩展,也不需要终端用户复制特定的捕获环境条件。

发明内容

[0025] 为了有效地区分真假物品,提出了一种计算机实现的方法,用于利用至少一个处理器产生用于认证目的的对象自动分类器的计算语言软件代码和数据参数,该方法包括:

[0026] -获得用于训练分类器的对象项目第一集合;

[0027] -获得一元数字表示处理算法集合,并且对于每个一元数字表示处理算法,获得适合于将该数字信号处理算法的执行参数化的配置参数集合;

[0028] -利用至少一个传感器获取所述第一集合中的每个对象项目的多个数字信号表示,针对预定对象项目位置和取向、针对至少一个预定传感器位置和取向、以及针对至少一个预定物理环境参数,获取所述多个数字信号表示中的每一个,使得所述物理环境参数的值在所述预定对象位置和取向处以及在所述预定传感器位置和取向处改变所述对象项目的所述数字信号表示;

[0029] -利用所述至少一个处理器选择所述一元数字表示处理算法集合中的至少一个一元数字信号处理算法,并且为该算法配置所述配置参数集合中的至少一个参数,以产生自动分类器,从而将其他对象的数字表示分类为与所述对象项目第一集合相似或不同。

附图说明

[0030] 图1示出了端到端机器学习系统,其可以通过捕获伪对象和真对象的相应训练集中的每个训练输入对象的数字表示而被自动训练以将物理对象分类为假或真,产生人工智能生成的程序软件代码和配置参数,以适当地将每个测试输入对象分类在伪对象和真对象的相应测试集中。

[0031] 图2示出了现有技术的检测系统,其通过对真实对象进行成像并用软件算法和相关联的配置参数的选择对真实对象进行分类以检测其是真对象还是伪对象来认证该真实对象。

[0032] 图3示出了根据本公开的可能实施例的具有数字表示产生器组件的机器学习系

统,其包括物理环境参数控制器、对象定位器和传感器定位器。

[0033] 图4示出了机器臂操纵成像设备以捕获多个图片作为预定的假钞或真钞物理对象的数字表示,使得机器学习系统可以在尽可能大的数字表示空间中探索和确定哪些特征将假钞与真对象区分开。

[0034] 图5示出了机器臂操纵成像设备以捕获预定的伪造或真品要素的多个图片,使得机器学习系统可以在尽可能大的数字表示空间中探索和确定哪些特征将伪对象与真对象区分开。

[0035] 图6示出了机器学习输入系统的侧视图,该机器学习输入系统包括固定成像设备和两个机器臂,一个机器臂操纵伪造或真实输入物理对象或钞票,另一个机器臂操纵照明设备。

[0036] 图7示出了机器学习输入系统的侧视图,该机器学习输入系统包括用于携带伪造或真实输入物理对象的输送机和两个机器臂,一个机器臂操纵成像设备,另一个机器臂操纵照明设备。

[0037] 图8示出了输送机系统的示意性a)前视图、b)侧视图和c)俯视图,该输送机系统适于捕获预定的伪造或真品要素的多个图片,使得机器学习系统可以在尽可能大的数字表示空间中探索和确定哪些特征将伪对象与真对象区分开。

[0038] 图9示出了可以由数字表示产生器发送到分类器产生引擎的数字表示的可能内容。

[0039] 图10示出了可以由所提出的分类器产生引擎产生的示例性决策树分类器。

[0040] 图11示出了可以由所提出的分类器产生引擎产生的示例性决策树分类器。

具体实施方式

[0041] 训练物品

[0042] 如机器学习领域的技术人员所知,所提出的机器学习系统可以分别使用真实项目集合和/或假项目集合作为输入。每个项目都标识有正确分类的标签,即真或假。假项目集合可能是从反伪造行动中发出的,例如海关官员经常为品牌所有者采取的做法。

[0043] 在可能的实施例中,可以将真实项目集合和/或假项目集合进一步分类为原件的子集,例如嵌入不同质量材料和/或不同显性和隐性安全特征的产品或钞票的不同版本。因此,每个子集可以用其适当的分类来标记。

[0044] 在可能的实施例中,例如当嵌入不同质量材料和/或不同显性和隐性安全特征的产品或钞票的不同版本被引入市场时,真实项目集合和/或假项目集合随时间演变,并且机器学习被规律地训练以产生适于对新项目以及旧项目进行适当分类的分类器算法和配置参数。对于机器学习系统领域的技术人员清楚的是,现有技术的一部分记忆学习(PML)系统可以用于此目的,因为它们的存在变化或漂移的学习输入的情况下比传统的机器学习系统更不易受到过度训练的影响,但是其它实施例也是可能的。

[0045] 在可能的实施例中,仅真实项目被输入到学习系统,并且学习系统被专门训练以产生自动分类器,以将未来输入的离群项目分类为假项目。对于机器学习系统领域的技术人员来说清楚的是,例如由D.M.J.Tax在德尔夫特大学(University of Delft)2001年博士论文《一类分类》中描述的一类分类或一元分类系统、Spy-EM或LPU(从正数据和未标记数据

中学习)算法、或更一般地自增强学习框架可用于此目的,但其它实施例也是可能的。

[0046] 训练项目的数字表示

[0047] 由于项目是真实的物理环境中的物理对象,而机器学习系统以抽象的数字表示来操作,因此所提出的训练系统中的第一步骤在于利用至少一个传感器捕获每个输入训练项目的至少一个数字表示。在优选实施例中,传感器是相机,数字表示是二进制图像。在另一可能的实施例中,传感器是麦克风,数字表示是数字录音。传感器可以集成到诸如生产线质量控制相机之类的专用设备中,或者其可以集成到诸如智能电话、数码相机、便携式摄像机之类的手持设备中,或者集成到诸如VR记录头戴式耳机、GoPro头盔相机或Google眼镜之类的头戴式设备中。根据认证应用的需要,也可以使用更专业的传感器,例如与对象项目的UV灯照明结合的UV光传感器、与对象项目的红外灯照明结合的红外传感器、磁传感器、化学传感器、重量传感器、用于表面测量的激光传感器等。

[0048] 根据传感器输出信号的特性,可以捕获具有不同质量和/或不同格式的不同数字表示。不同的设置也可以应用于传感器,例如相机的分辨率、光圈、变焦或麦克风的频率范围。在现有技术认证系统中,无论是用机器学习方法手动编程或训练,通常为每个输入项目捕获一个数字表示,并对其进行预处理以适合认证分类器,例如通过预定义模板网格、不同分辨率标度、位于平坦表面上的对象的特定位置和取向、和/或特定照明条件。输入数字表示空间越窄,认证分类器的设计越容易,但是作为类似数字表示空间的终端用户操作必须在检测时可用于分类器操作,这是最麻烦的。为了克服该限制,在优选实施例中,提出捕获每个输入训练项目的多个数字表示,使得机器学习引擎将被训练以产生适于处理尽可能多样的合理预见的可能捕获条件的运行时自动认证分类器。由此产生的分类器引擎算法和配置参数将固有地对检测时的捕获条件的多样性是鲁棒的。

[0049] 在最通常的情况下,在物理环境参数中存在三个不同的变量,其可以影响用至少一个传感器捕获的实物的数字表示信号:

[0050] -对象在三维空间中的位置和取向,最多可采用6个变量进行建模,对应于刚性对象体的平移和角度自由度;对于柔性对象(如钞票、纺织品等),可根据变形网格上顶点的位置和/或取向进一步对位置和方向进行建模。

[0051] -传感器在三维空间中的位置和取向,最多可采用6个变量进行建模,对应于刚性对象体的平移和角度自由度,作为空间中的绝对值或作为相对于待感测对象的差值;

[0052] -可能直接影响传感器捕获的物理环境中的某些变化,例如图像传感器的照明条件(位置、强度、方向、每个光的光谱、环境照明、烟雾的存在等)或音频传感器的环境噪声条件。

[0053] 根据实际应用,可以使用各种系统设置来利用对象定位器在捕获时间控制训练项目的至少一个可变位置和/或取向参数。在可能的实施例中,可以使用具有自动化控制的机械设置,例如具有其软件控制器的机器臂或输送机,以精确地操纵训练项目并控制训练项目可变的位置和/或取向参数。在另一个可能的实施例中,训练项目可以被放置在固定的位置和取向,并且训练项目周围的物理环境中的至少一个其他变量(诸如传感器位置)可以变化。

[0054] 根据实际应用,可以使用各种系统设置来利用传感器定位器在捕获时控制传感器的至少一个可变位置和/或取向参数。在可能实施例中,可以使用具有自动化控制器的机械

设置,例如机器臂。在另一可能的实施例中,一组多个传感器可放置在训练项目周围的不同固定位置和取向处,并且可依序控制每个传感器以采取训练项目的不同捕获,每个捕获对应于训练项目相对于固定训练项目的不同位置和取向。

[0055] 根据实际应用,至少一个物理环境参数可以由物理环境参数控制器自动设置。例如,当使用智能电话进行传感器捕获时,可以开发专用智能电话应用,其控制智能电话朝向对象进行照明,例如使用手电筒模式下的智能电话手电筒。更一般地,待捕获用于训练的项目周围的物理环境可适于至少一个物理环境控制设备,诸如灯、扬声器和/或机械致动器。

[0056] 物理环境灯可变特性的示例包括但不限于:色温、偏振、发射光谱、强度、光束形状、脉冲形状、灯取向、朝向对象的灯距离等。致动器可变特性的实例包括但不限于:朝向对象投射的水或空气的体积;施加用来对其进行电刷、敲击、剪切、弯曲的力;对其进行加热或冷却的温度;接近朝向其的磁体的距离;可移动的光反射器、阻挡器、漫射器或滤光器(例如Wratten滤色器或干涉滤光器)的可变放置;等等。

[0057] 在可能的实施例中,训练项目的一系列数字表示可以用成像设备在具有可变强度的可定向氙灯下、然后在具有可变强度的可定向LED灯下、然后在一天在不同时间在直射阳光下捕获为随时间的一系列图像采集。利用该方案,数字表示集合将固有地表示具有不同光谱、可变强度和可变位置的多个光源,作为机器学习分类器产生引擎的输入。

[0058] 在另一个可能的实施例中,通过独立地控制两个手电筒LED,可以用版本等于iPhone 7或更新的苹果iPhone捕获训练项目的一系列数字表示,每个手电筒LED具有不同的、可调节的、可变色温。对于成像领域的技术人员清楚的是,所得到的数字表示集合将固有地表示可变光谱反射率、透射率和辐射率环境作为机器学习分类器产生引擎的输入。

[0059] 上述实施例还可以被组合以提供训练项目的尽可能宽的输入数字表示空间。在最通常的情况下,可以在不同的可能范围内逐步改变物理环境中的三个不同变量中的每一个以产生每个输入项目的多个数字表示,所述三个不同变量可以影响由至少一个传感器捕获的物理项目的数字表示信号,使得机器学习可以更好地预测其产生的分类器解决方案在检测时将遇到的终端用户物理环境的多样性:

[0060] -对象在三维空间中的位置和取向可以沿着任何位置或取向轴逐步变化,例如以1mm的平移增量和1°的欧拉角增量变化;

[0061] -传感器在三维空间中的位置和取向可以沿着任何位置或取向轴逐步变化,例如以1mm的平移增量和1°的欧拉角增量变化;

[0062] -各种物理环境参数可简单地随开/关变化,或随与基础物理组件相关联的任何变量的逐步增加而变化,例如以光强度10勒克斯增量或声音强度1dB增量或频率强度1Hz增量等变化。

[0063] 核心学习系统

[0064] 用至少一个传感器捕获到多个数字表示中的每个项目可用于训练包括分类器产生引擎的机器学习系统,以产生作为利用配置参数参数化的一元算法的组的自动分类器130。然后,所产生的分类器130可以在检测时由检测设备执行,以尽可能精确地对要认证的对象进行分类以训练系统。

[0065] 在可能的实施例中,在学习时,至少真实对象项目第一集合用于训练分类器130以在检测时进一步识别相似的对象项目,同时区分与对象项目第一集合显著不同的对象。然

后,这样的分类器130可以用于认证目的,以将真实对象识别为相似对象并且将伪对象识别为不同对象。

[0066] 根据实际应用,现有技术中公开的简单分类器可以与每个训练项目的有限数字表示集合一起使用,例如对128*128像素数字图像集合进行操作的卷积神经网络,每个图像可能由传感器在不同照明或位置和取向条件下捕获。

[0067] 然而,在最通常的情况下,为每个训练项目捕获的多个数字表示导致对于简单分类器算法而言太宽的搜索空间而不能直接处理输入数字表示数据。需要多个算法的组合,每个算法可能具有不同的参数化。手动选择和测试所有可能的组合需要诸如计算机科学家之类的高技能人员花费大量时间,并且仍然容易出现人为处理错误。因此,需要例如利用机器学习技术来自动选择、参数化和测试最佳组合以产生分类器130。

[0068] 在可能的实施例中,如图1所示,所产生的分类器130可以包括从预定一元算法集合{Algo A, Algo B, Algo C, ...} 121中选择的不同信号处理算法的组合,并且每个一元算法可以利用来自用于每个算法的配置参数集合122的特定值来参数化,例如在图1的示例性图示中,两个可能的变量参数集合{i, j}在Algo A的预定范围内,不具有Algo B的可变参数的静态配置,以及Algo C的预定范围内的三个可能变量参数集合{x1;y1;x2;y2}。一元算法不必串联布置,即上游算法的结果被传递到下游算法,但是它们也可以根据任何逻辑运算来组合,诸如加(Addition)、减(Subtraction)、乘(Multiplier)、除(Divider)、卷积(Convolution)、和(And)、或(Or)、异或(Xor)、非(Not)、比较上面(Comparison above)、比较下面(Comparison below)、比较相同(Comparison equal)、比较不同(Comparison differs)。机器学习系统可以包括分类器产生引擎120,其将由真实输入对象项目集合101的传感器捕获110产生的数字表示的至少一个第一集合111作为输入。然后,分类器产生引擎120可以自动选择至少两个一元算法Algo C 131、Algo B 133及其相关联的配置参数的组合,例如,分别对于Algo C{x1;y1;x2;y2} 132和Algo B,在与一元算法相关联的配置参数集合122中的静态配置{-} 134,以产生最优自动分类器130,该最优自动分类器130随后可由检测设备使用。

[0069] 用于处理数字图像表示的一元数字信号处理算法121、122的示例包括但不限于:

[0070] -空间变换:裁剪、缩放、旋转、平移...

[0071] -信号空间变换:颜色空间变化、颜色抽取、二次采样、过采样...

[0072] -滤波变换:模糊、去模糊、形态滤波、图像分割、轮廓提取...

[0073] -特征检测器及其相关特征向量提取算法:SIFT(尺度不变特征变换)、SURF、BRIEF、FAST、STAR、MSER、GFFT、密集特征提取器、ORB、词袋模型、Fisher向量...

[0074] -域变换:傅里叶变换、离散余弦变换、小波变换、两个图像的互相关、一个图像的自相关...

[0075] 用于处理数字音频表示的一元数字信号处理算法121、122的示例包括但不限于:

[0076] -时域和空域滤波器:线性、因果、非时变、FIR、IIR滤波器...

[0077] -频域变换:傅立叶、小波、倒谱...

[0078] 用于计算数字信号的度量的一元数字信号处理算法121、122的示例包括但不限于:

[0079] -欧氏距离-Minkowski距离-L1或L2范数

[0080] -汉明距离-余弦相似性-信噪比

[0081] -曼哈顿距离-贾卡德相似度

[0082] 用于对数字信号进行分类的一元数字信号处理算法121、122的示例包括但不限于:

[0083] -线性分类器,例如Naive Bayes分类器

[0084] -主成分分析

[0085] -K-均值聚类

[0086] -二次分类器

[0087] -支持向量机,可能具有多感官输入数据的数据融合

[0088] -神经网络

[0089] -决策树

[0090] 在可能的实施例中,一元数字信号处理算法可以用适于检测装置执行所选择的分类器算法131、133的二进制机器语言来表示。在另一个可能的实施例中,一元数字信号处理算法可以用人类和机器逻辑都可读的元语言来表示,例如用人类计算机科学家使用的传统编程语言来表示,并且可以使用另外的分类器编译引擎(未表示)来将所产生的分类器算法翻译成适合于检测设备的机器语言。如将清楚的,后一实施例可便于人类程序员验证分类器产生引擎的输出以及所产生的分类器与不同检测设备的互操作性。

[0091] 通常,每个一元数字信号处理算法121还可以配置有配置参数集合122。例如,在2D数字对象表示上,裁剪算法可以配置有四个参数{CROP::startX,CROP::startY,CROP::endX,CROP::endY},平移算法可以配置有两个参数{TRANSLATE::deltaX,TRANSLATE::deltaY},局部均衡器滤波器算法可以配置有一个参数{EQUALIZER::r}等。

[0092] 在可能的实施例中,分类器产生引擎120可采用决策树来确定一元算法121及其配置参数122的最佳组合,以将输入项目101的数字表示111分类为类似的数字表示111。例如,分类器可以建议应用以下决策树:如果Algo B返回值(B00R B1)和Algo C返回值C1在范围[Ci,Cj]内,则对象可以被分类为真实的。

[0093] 在另一可能的实施例中,分类器产生引擎120可采用遗传编程方法,诸如基于树的遗传编程方法(TGP)、线性遗传编程方法(LGP)、笛卡尔遗传编程方法、推送遗传编程方法、自动定义函数或元代数编程,以更有效地产生一元算法121及其配置参数122的所有可能组合的搜索空间中的集合131、133和/或其配置参数132、134。

[0094] 在可能的实施例中,分类器产生引擎120,分类器产生引擎120可采用卷积或深度神经网络方法来更有效地从一元算法121的所有可能组合的搜索空间和/或每个一元算法配置参数122的可能值产生算法集合131、133和/或其配置参数132、134。

[0095] 演进学习系统

[0096] 在可能的实施例中,分类器产生引擎还可以动态地使分类器算法121及其配置参数122适应于训练集和/或物理环境中的随时间的变化。例如,当生产特性(例如制造模具或印刷特性)改变时,可以在训练集中识别和标记真实对象的不同子类,然后分类器产生引擎120可以识别自动分类器算法131、133和/或其配置参数132、134,使得还可以将与训练集中的项目相似的对象项目根据其最接近的子类别匹配的分类器标记为真实的并且将子标签标记为真实项目的预定子类别。优选地,分类器产生引擎120可以识别算法131、133及其配

置参数132、134的组合,以产生分类器130,使得对象项目不能被分类为类似于真实对象的主要子类和次要子类。

[0097] 此外,当在黑市中查处伪对象时,它们可以被组装成输入训练项目的第二集合102,该输入训练项目的第二集合102也可以由至少一个传感器捕捉110转换成数字表示112。然后,分类器产生引擎120可识别算法131、133及其配置参数132、134的组合以产生分类器,该分类器还可将类似于第二集合中的项目的对象项目标记为伪的。在另一个可能的实施例中,可以在第二训练集中识别和标记伪对象的不同子类,然后分类器产生引擎120可以识别算法131、133及其配置参数132、134的组合,以产生分类器,该分类器还可以根据对象项目与第二集合中的项目最接近的子类别匹配来将对象项目标记为伪项目并将其子标记为伪项目的预定子类。

[0098] 在可能的实施例(未示出)中,分类器产生引擎120还可以创建和配置一元算法121和/或其配置参数122的变体。作为示例,互相关一元算法可以适于将输入信号与自生成的参考模板信号互相关,该自生成的参考模板信号可以被记录为与互相关一元算法131相关联的配置参数集合132中的合成生成的配置参数。自生成的参考模板配置参数信号可以由分类器产生引擎120通过以下方式来自动产生:合成一组模板数字表示信号候选并且选择如下内容作为自生成的参考模板:1) 使其与从真实项目101的每个数字表示111发出的每个信号的互相关的信噪比(SNR)最大化的模板信号候选,和/或2) 使其与从伪项目102的每个数字表示112发出的每个信号的互相关的信噪比(SNR)最小化的模板信号候选。在可能的实施例中,可以为训练集中的真实对象的不同子类生成不同的模板,然后分类器产生引擎120可以识别算法131、133及其配置参数132、134的组合,以产生分类器,该分类器还可以将与训练集中的项目类似的对象项目标记为真实的并且将该对象项目的子标签标记为真实项目的预定子类,使得导致将对象项目的数字表示分类为第一子标签(例如模式A)的模板不会导致将对象项目的数字表示分类为第二子标签(例如模式B)。

[0099] 在可能的进一步实施例中,分类器产生引擎120可以选择真实的自生成参考模板作为模板信号候选,该模板信号候选使其与从真实项目101的每个数字表示111发出的每个信号的互相关的信噪比(SNR)最大化,并且选择伪自生成参考模板作为模板信号候选,该模板信号候选使其与从伪项目102的每个数字表示112发出的每个信号的互相关的信噪比(SNR)最小化,使得真实参考模板和伪参考模板都可以用作选择到所产生的分类器中的互相关算法121的配置参数122。

[0100] 根据实际应用,所提出的机器学习系统还可以使用伪项目的第四测试的真实项目第三集合用于测试目的。这些集合可以被所提出的机器学习系统用作测试输入,以验证由分类器产生引擎产生的分类器的泛化能力。例如,当使用神经网络分类器时,在泛化失败的情况下,现有技术包括例如神经网络的修剪(例如去除神经元或层)以便使得过拟合最小化。

[0101] 认证检测

[0102] 如对防伪认证领域的技术人员清楚的,所产生的分类器130包括分类器算法131、133的组合,其中选择相关联的最优配置参数132、134,然后分类器130可由检测设备220直接使用以将要认证的任何对象项目201分类为真或伪。类似于在机器学习时应用的过程,首先通过传感器捕获210将对象项目201转换成数字表示211。

[0103] 在可能的实施例中,传感器捕获210和检测设备220可以集成到相同设备中,例如集成在具有专用应用的智能电话中,以下载所产生的分类器130,该分类器130包括算法131、133,其中选择相关联的最优配置参数132、134作为可执行的,并且数据具有用于特定智能电话的适当机器语言和格式,例如,在特定iOS软件版本下的特定硬件代的苹果智能手机或在特定Android软件版本下的特定硬件代的三星智能手机。如对于嵌入式系统设计领域的技术人员清楚的,该实施例具有检测设备可以在独立模式下操作而不依赖于在检测操作时的远程服务器连接的优点。然后,仅在利用所产生的分类器130算法131、133配置或升级检测设备软件以及选择相关联的最优配置参数数据132、134时,才需要远程服务器连接的可用性。因此,该实施例特别适合于在自动互联网销售分销线中的流动顾客控制以及自动伪项目检测。

[0104] 在另一个可能的实施例中,一方面传感器捕获210和另一方面检测设备220可以集成到不同的设备中,例如具有专用应用的智能电话可以用于本地捕获项目201的一个或多个数字表示211,并且数字表示可以被上载到作为检测设备220远程操作的服务器(未示出)上。如对于机器学习领域的技术人员清楚的,该实施例例如通过将检测表示图像作为附加集合反馈到机器学习本身中来促进机器学习本身的演进。

[0105] 多数字表示的自动捕获

[0106] 如图3所示,所提出的机器学习系统可以采用输入项目101或102的多个数字表示。在优选实施例中,该系统可以包括数字表示产生器300,以通过以下各项中的至少一个来控制不同的物理环境配置:

[0107] -物理环境参数控制器110,用于设置和改变传感器捕捉110对其敏感的环境的至少一个物理参数,使得当所述至少一个物理参数改变时对象项目101的数字表示111改变;

[0108] -对象定位器320,用于沿3D物理环境空间中的一个或多个自由度以多个位置和/或取向设置和操纵对象;

[0109] -传感器定位器330,用于沿3D物理环境空间中的一个或多个自由度以多个位置和/或取向设置和操纵至少一个传感器。

[0110] 在可能的实施例中,多个物理参数可由物理环境参数控制器310控制。物理环境参数控制器310可以是作为端到端机器学习计算系统的一部分的集中式控制器,或者其可以分布为与修改物理环境的物理装置相关联的一组物理环境参数控制器,诸如本地灯控制器(例如,改变光的位置和/或强度)、本地扬声器控制器(例如,改变声音的位置和/或音量)和/或致动器(例如,改变施加到对象的动作的力)。

[0111] 在可能的实施例中,多个传感器可由传感器定位器330控制。传感器定位器330可以是作为端到端机器学习计算系统的一部分的集中式控制器,或者其可以分布为专用于每个传感器配置的一组专用本地传感器定位器组件。

[0112] 在另一可能的实施例(未示出)中,数字表示产生器330还可以控制与传感器配置相关的附加参数,这也可以影响输入项目101 (resp. 112) 的数字表示111 (resp. 112) 的传感器捕获110。用于相机传感器的这种参数的示例可以是相机光圈、相机模式(标准图片、正方形图片、16:9图片、全景图片、标准视频、慢动作视频等),但是其他参数也是可能的。用于麦克风传感器的这种参数的示例可为灵敏度水平和/或环境噪声滤波的应用,但其它参数也是可能的。

[0113] 示例性实施例

[0114] 图4示出了钞票认证机器学习系统的示例性实施例,图5示出了产品项目(瓶盖)认证机器学习系统的示例性实施例,使用苹果iPhone7既作为相机传感器又作为控制智能电话所产生的照明的物理环境参数控制器310,并且使用具有6个自由度的紧凑型Mecademic Meca500机器臂作为传感器定位器330。在该配置中,输入项目简单地地位于机器人平台上在平台网格上手动选择的位置处,但是对于自动化系统领域的技术人员清楚的是,各种对象定位器320可以容易地适配于这样的平台以进一步使对象定位自动化。作为物理环境参数控制器310,专用智能电话应用控制相机传感器捕获和朝向钞票的手电筒模式中的智能电话照明两者。机器臂可以被简单地编程为传感器定位器330,以将智能电话逐步移动到固有地限定传感器位置和取向以及光位置和取向的多个位置和取向,因为相机和LED灯都是iphone刚性对象体的一部分。使用姿态笛卡尔位置参数 $\{x, y, z\}$ 和欧拉角取向参数 $\{\alpha, \beta, \gamma\}$ 来定位机器臂的简单程序的示例可以在Meca500编程手册中找到,可在线访问<https://www.mecademic.com/Documentation/Meca500-Programming-Manual.pdf>。

[0115] 图6示出了另一个实施例,其中使用两个机器臂,第一机器臂作为对象101定位器320,第二机器臂作为物理环境参数控制器310。第二机器臂操纵灯,该灯从可以由机器臂控制的多个位置和取向来照亮对象101。在该设置中,传感器相机被表示在一对机器臂上方的固定位置处,但是其也可以被手动地或自动地放置在不同位置处,或者可以采用一组固定相机来捕获同一场景(被照明对象)的不同视图。

[0116] 图7示出了另一实施例,其中对象101位于固定平台上,并且两个机器臂用于捕获对象101的多个数字表示,第一机器臂作为保持相机传感器的传感器定位器330,第二机器臂作为保持灯的物理环境参数控制器310。第二机器臂操纵灯,该灯从可以由机器臂控制的多个位置和取向来照亮对象101。在该设置中,传感器相机被表示在对象上方的固定位置处,但是它也可以被编程为传感器定位器330的第一机器臂自动地放置在不同的位置和取向。

[0117] 图8a)、图8b)和图8c)分别示出了另一实施例的前视图、侧视图和俯视图,其中,在不同固定位置和取向的一组数码相机(捕获传感器)与一组灯(物理环境参数)的组合下,在移动输送机321上逐一输送对象集合101。自动化臂322还可控制对象的位置,且如果需要,可调整其在输送机上的位置和/或取向。物理环境参数控制器311、312、313、314、315、316、317、318、319可以与每个灯相关联。注意,在所示示例中,一些灯311、312、313可直接嵌入有相机,而其它灯314、315、316、317、318可已在围绕对象垂直轴的分布独立位置中与相机分离地安装,但其它实施例也是可能的。灯可以被顺序地设置为开启和关闭以从不同角度照明对象,使得当每个对象经过相机传感器下方时,可见对象表面的数字表示可以由相机传感器331、332、333在不同照明条件下捕获。

[0118] 对于自动化领域的技术人员清楚的是,上述实施例仅仅是所提出的数字表示捕获系统的示例性设置。对象定位器320、传感器定位器330(可能用于多个传感器)和物理环境参数控制器310(可能用于多个物理环境参数)的实际设置可进一步组合或适于解决每个认证应用的特定需要。例如,在钞票认证训练系统中,更复杂的机器臂可以适于把钞票对象折弯折皱,而第二机器臂利用麦克风传感器捕获起皱钞票发出的声音。其它实施例也是可能的。

[0119] 图9示出了可以由所提出的数字表示产生器300根据不同的物理环境参数、对象位置和/或取向以及传感器位置和/或取向为不同的传感器捕获过程110生成的可能的数字表示。

[0120] 在传感器相机的情况下,数字表示111至少包括将对象101表示为二进制图像的原始数据。附加元数据可以与原始数据相关联,诸如关于按比例缩小到128*128像素的智能电话捕获的图像分辨率的捕获条件、智能电话手电筒开启或关闭等信息,以及关于传感器和对象各自的位置和/或取向的信息。对于机器学习编程领域的技术人员清楚的是,在非监督训练模式下,该信息可能不需要作为分类器产生引擎120的输入,但是在一些监督训练模式下进一步指导训练可能是有用的。

[0121] 在传感器麦克风的情况下,数字表示111至少包括将对象101表示为二进制图像的原始数据。附加元数据可以与原始数据相关联,诸如关于捕获条件、智能电话麦克风级别等信息以及关于传感器和对象各自的位置和/或取向的信息。

[0122] 对于数字数据处理领域的技术人员清楚的是,上述实施例仅仅是所提出的数字表示格式的示例性参数化。可以在端到端训练系统中采用多个原始数据格式(例如,压缩格式、不同颜色空间等)以及多个元数据参数,端到端训练系统还可以包括数字表示格式转换器和数据处理算法以及一元算法集合121和/或相关联的配置参数的集合122中的专用配置参数。

[0123] 图10示出了可以由所提出的机器学习系统产生的示例性决策树分类器130。所产生的分类器130使用用于真实对象的合成生成的参考模板图案和用于伪对象的合成生成的参考模板图案两者作为用于互相关一元算法1311、1312的两个实例的相应配置参数1321、1322。因此,所产生的分类器130可以结合简单的逻辑一元算法使用数学互相关算法:

[0124] -一个一元算法CrossCorr 1311,返回输入捕获图像和合成图像参考模板1(真实模板)之间的互相关的SNR(信噪比)作为该一元算法的配置参数1321;

[0125] -一个一元算法CrossCorr 1312,返回输入捕获图像和合成图像参考模板2(伪模板)之间的互相关的SNR(信噪比)作为该一元算法的配置参数1322;

[0126] -如果互相关的SNR(信噪比)高于作为该一元算法的配置参数1341的阈值T1,则一个一元算法Above 1313返回真,否则返回伪;

[0127] -如果互相关的SNR(信噪比)低于作为该一元算法的配置参数1342的阈值T2,则一个一元算法Below 1314返回真,否则返回伪;

[0128] -一个一元算法And 1315返回对应于真实分类标签的值1或对应于伪分类标签的值0。

[0129] -在检测时,图10的所产生分类器执行:

[0130] -将所捕获的待认证项目201的数字表示图像211与所生成的用于真实对象的图案1321互相关,并且检查SNR是否高于所得到的互相关信号上的T1阈值(例如12dB),以确定对象项目201与真实对象集合相似;

[0131] -将所捕获的待认证项目201的数字表示图像211与所生成的用于至少一个伪对象集合的图案1322互相关,并检查所得到的互相关信号上的SNR是否低于T2阈值(例如,10dB),以确定对象项目201与该伪对象集合相似;

[0132] -比较真实分类和伪分类的结果,并且将既与真实分类良好匹配又与伪分类不匹

配的对象项目201单独分类为真实的。

[0133] 图11是具有如由所提出的机器学习系统产生的固有预处理控制的另一示例性决策树分类器。在该示例性实施例中,所产生的分类器结合预处理器专用分类器算法使用真实的互相关一元算法来评估所捕获的待认证项目201的数字表示图像211是否具有足够好的质量以使得能够通过所提出的机器学习系统对其进行分类。

[0134] 在可能的实施例中,质量控制一元算法QualityControlNN(例如,将图像211作为输入并返回足够好的判定值1或不够好的判定值0的深度卷积神经网络)被选择作为预处理器专用分类器算法121,并且其配置参数122的集合(例如,神经网络连接权重)被分类器生成引擎选择。

[0135] 在检测时,图11的所产生分类器随后执行:

[0136] -将质量控制一元算法QualityControlNN应用于所捕获的待认证项目201的数字表示图像211,并返回对于该捕获而言足够好的判定值1或不够好的判定值0;

[0137] -如果判定值为足够好,则将所捕获的待认证项目201的数字表示图像211与表示真实对象集合的图像参考图案1互相关,并检查所得到的互相关信号上的所得到的SNR是否高于T1阈值(例如,12dB的SNR),以得到分类标签1,指示对象项目201类似于真实对象集合;

[0138] -如果判定为不够好,则返回分类标签0,该分类标签0指示对象项目201既不类似于真实对象集合,而且也不类似于任何可能的伪对象集合。

[0139] 而在图10和图11的示例中,互相关算法和SNR阈值度量,为了简单说明,对于数字信号处理和认证领域的技术人员清楚的是,许多其他数学算法(例如,使用特征向量)或度量(例如,统计距离)可以更一般地被所提出的分类器产生引擎120采用、组合和配置以产生自动分类器130。

[0140] 其他实施例和应用

[0141] 在另一可能的实施例中,所产生的分类器还可以包括进一步的后处理方法以提高终端用户认证体验。在可能的实施例中,所产生的分类器可以根据一个或多个评估的模板的互相关信号强度来计算其认证性能可靠性的估计值。在另一个可能的实施例中,如果不够好的分类对于图11的示例性分类器发生得太频繁,所产生的分类器可以触发检测设备的进一步校正动作,使得学习时的捕获过程和检测时的捕获过程更好地被校准。作为可能的校正动作,可以通过为检测设备传感器配置不同的设置和/或通过改变检测设备环境中的物理环境参数、检测到的对象位置和/或取向、和/或传感器位置和/或取向来优化检测设备的捕获过程。作为另一可能的校正动作,还可以例如直接在诸如生产链中的输送机的对象生产环境中,通过配置用于捕获设备传感器的不同设置和/或选择更宽泛的不同物理环境参数集合、更宽泛的对象位置和/或取向集合,和/或更宽泛的传感器位置和/或取向集合,以尽可能地表示认证控制终端用户可以满足的多个环境中的检测捕获条件。

[0142] 虽然上面已经描述了各种实施方式,但是应当理解,它们是以示例而非限制的方式呈现的。对于相关领域的技术人员清楚的是,在不脱离精神和范围的情况下,可以在形式和细节上进行各种改变。事实上,在阅读以上描述之后,相关领域的技术人员将明白如何实施替代实施方式。

[0143] 对于数字数据通信领域的技术人员来说清楚的是,本文描述的方法可以无差别地应用于诸如数据文件或数据流之类的各种数据结构。因此,术语“数据”、“数据结构”、“数据

字段”、“文件”或“流”可以在本说明书中被无差别地使用。

[0144] 尽管以上详细描述包含许多特定细节,但这些细节不应被解释为限制实施例的范围,而是仅提供若干实施例中的一些实施例的说明。

[0145] 虽然上面已经描述了各种实施方式,但是应当理解,它们是以示例而非限制的方式呈现的。对于相关领域的技术人员清楚的是,在不脱离精神和范围的情况下,可以在形式和细节上进行各种改变。事实上,在阅读以上描述之后,相关领域的技术人员将明白如何实施替代实施方式。

[0146] 此外,应当理解,突出功能和优势的任何附图仅是出于示例的目的而呈现的。所公开的方法足够灵活和可配置,使得它们可以以不同于所示的方式使用。

[0147] 尽管在说明书、权利要求书和附图中经常使用术语“至少一个”,但是术语“一”、“一个”、“该”、“所述”等在说明书、权利要求书和附图中还表示“至少一个”或“该至少一个”。

[0148] 贯穿本说明书,多个实例可实现描述为单个实例的组件、操作或结构。虽然一个或多个方法的各个操作被说明且描述为单独操作,但所述各个操作中的一个或多个可同时执行,且不需要以所说明的次序执行所述操作。在示例配置中呈现为单独组件的结构和功能可以实现为组合的结构或组件。类似地,呈现为单个组件的结构和功能可以实现为单独的组件。这些和其它变化、修改、添加和改进落入本文主题的范围。

[0149] 本文将某些实施例描述为包括逻辑或若干组件、模块、单元或机制。模块或单元可构成软件模块(例如,体现在机器可读介质上或体现在传输信号中的代码)或硬件模块。硬件模块是能够执行特定操作的有形单元,并且可以以特定物理方式配置或布置。在各种示例实施例中,一个或多个计算机系统(例如,独立计算机系统、客户端计算机系统或服务器计算机系统)或计算机系统的一个或多个硬件模块(例如,处理器或一组处理器)可由软件(例如,应用或应用部分)配置为操作以执行本文所述的某些操作的硬件模块。

[0150] 在一些实施例中,硬件模块可以机械地、电子地、生物地或其任何合适的组合来实现。例如,硬件模块可以包括被永久配置为执行某些操作的专用电路或逻辑。例如,硬件模块可以是专用处理器,诸如现场可编程门阵列(FPGA)或ASIC。硬件模块还可包括由软件临时配置以执行某些操作的可编程逻辑或电路。例如,硬件模块可以包括包含在通用处理器或其它可编程处理器内的软件。将了解,机械地、在专用且永久配置的电路中或在临时配置(例如,由软件配置)的电路中实施硬件模块的决策可由成本及时间考虑来驱动。随着合成生物学的发展,硬件模块的全部或部分可以由生物细胞制成,例如神经球和/或基因工程细胞。

[0151] 本文中所描述的示例方法的各种操作可至少部分地由(例如,通过软件)被临时配置或被永久配置以执行相关操作的一个或多个处理器来执行。无论临时或永久配置,此类处理器可构成操作以执行本文中所描述的一个或多个操作或功能的处理器实施的模块。如本文所使用的,处理器实现的模块是指使用一个或多个处理器实现的硬件模块。

[0152] 类似地,本文描述的方法可以至少部分地由处理器实现,处理器是硬件的示例。例如,方法的至少一些操作可以由一个或多个处理器或处理器实现的模块来执行。

[0153] 本文中所论述的主题的一些部分可根据对存储为机器存储器(例如,计算机存储器)内的比特或二进制数字信号的数据的操作的算法或符号表示来呈现。这样的算法或符

号表示是数据处理领域的普通技术人员用来将其工作的实质传达给本领域的其他技术人员的技术的示例。如本文所使用的,算法是导致期望结果的操作或类似处理的自洽序列。在该上下文中,算法和操作涉及物理量的物理操纵。

[0154] 虽然已经参考特定示例实施例描述了本发明主题的概述,但是在不脱离本发明的实施例的更宽精神和范围的情况下,可以对这些实施例进行各种修改和变更。例如,本领域普通技术人员可以混合和匹配各种实施例或其特征,或者使其成为可选的。本发明主题的这些实施例在本文中可以单独地或共同地由术语“发明”来指代,这仅仅是为了方便,而不是有意地将本申请的范围限制为任何单个发明或发明概念,如果实际上公开了多于一个。

[0155] 相信本文中所说明的实施例被充分详细地描述以使所属领域的技术人员能够实践所揭示的教导。可使用其它实施例并从中导出,使得可在不脱离本发明的范围的情况下进行结构和逻辑替代及变更。因此,具体实施方式不应被理解为限制性的,并且各种实施例的范围仅由所附权利要求以及这些权利要求所赋予的等同物的全部范围来限定。

[0156] 此外,可以为本文描述为单个实例的资源、操作或结构提供多个实例。另外,各种资源、操作、模块、引擎和数据存储之间的边界在某种程度上是任意的,并且在特定说明性配置的上下文中示出了特定操作。其他功能分配是可预见的,并且可以落入本发明的各种实施例的范围内。通常,在示例配置中呈现为单独资源的结构和功能可以实现为组合的结构或资源。类似地,呈现为单个资源的结构和功能可以实现为单独的资源。这些和其它变型、修改、添加和改进落入由所附权利要求表示的本发明的实施例的范围内。因此,说明书和附图被认为是说明性的而不是限制性的。

[0157] 最后,申请人的意图是,仅根据35U.S.C.112第6段解释包含明示语言“用于...的装置”或“用于...的步骤”的权利要求。未明确包括短语“用于...的装置”或“用于...的步骤”的权利要求不得根据35U.S.C.112第6段进行解释。

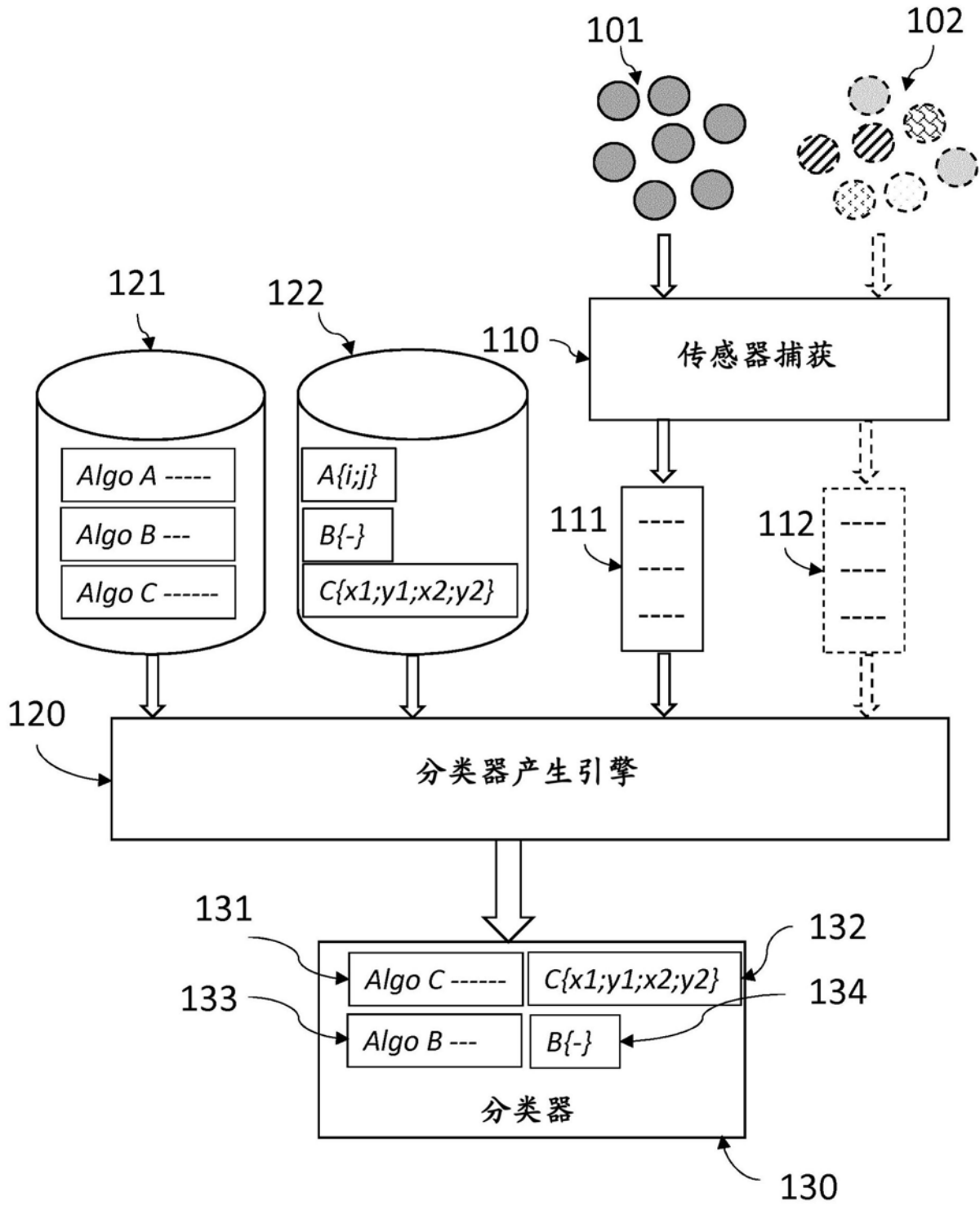
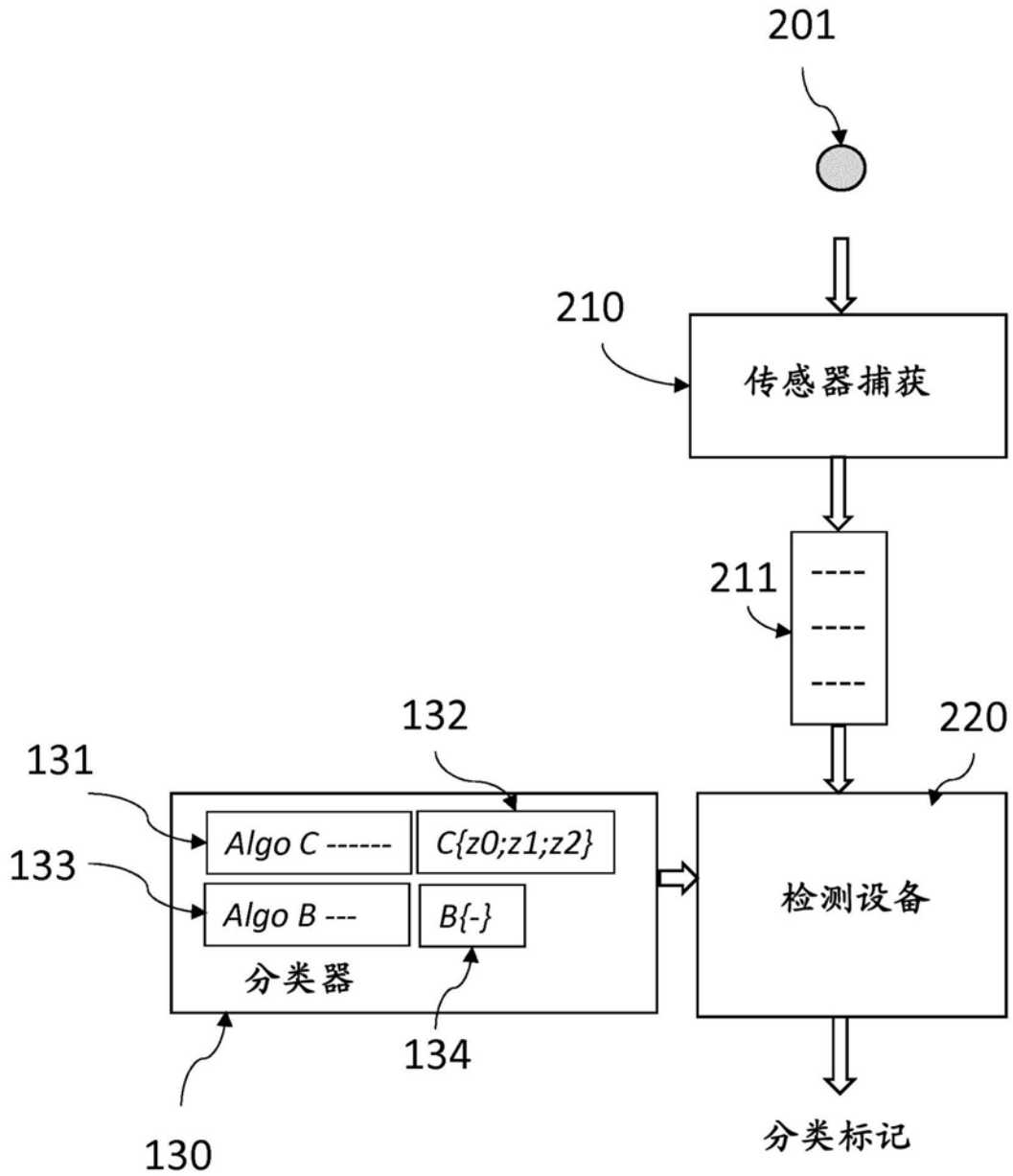


图1



(现有技术)

图2

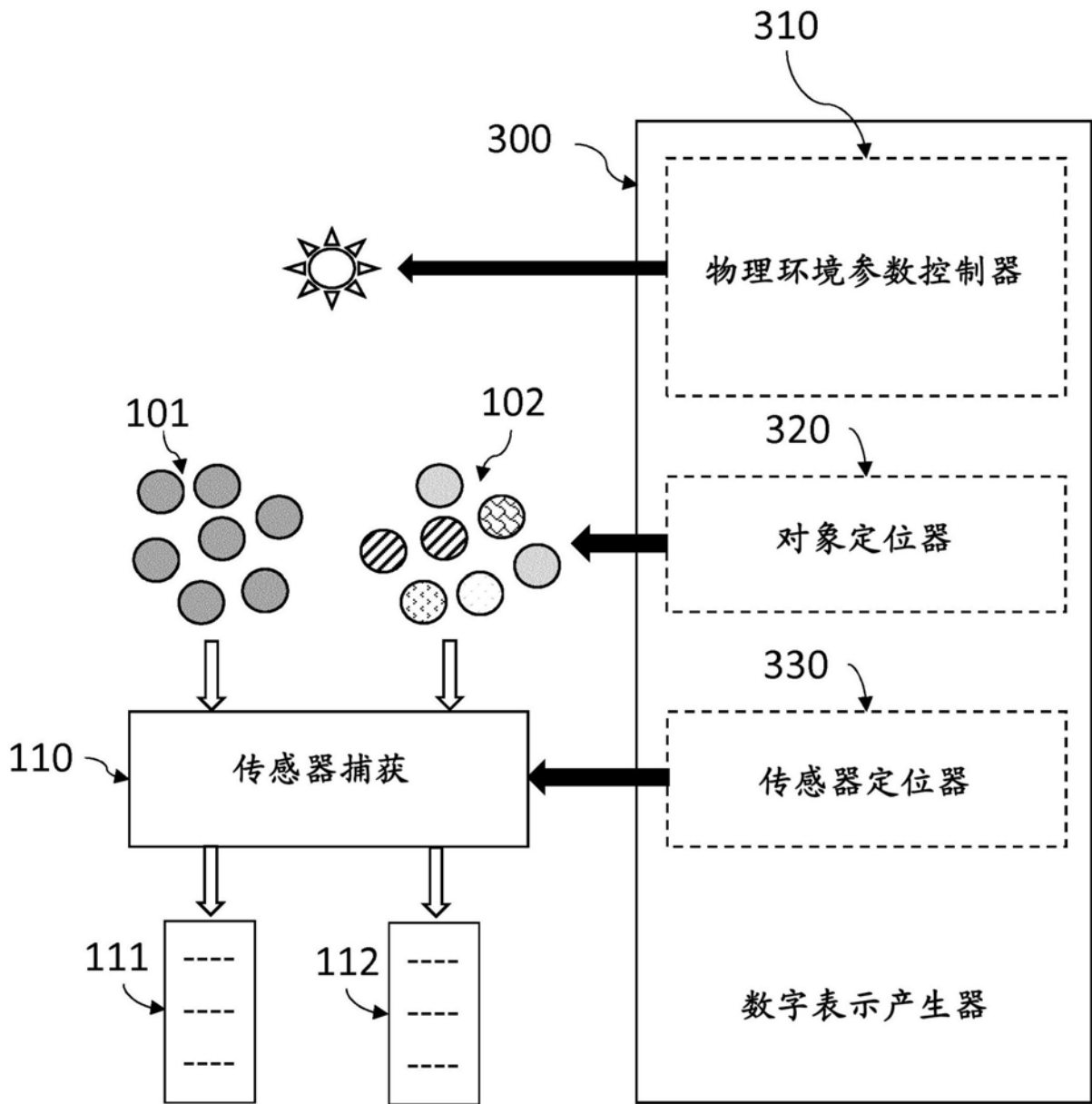


图3

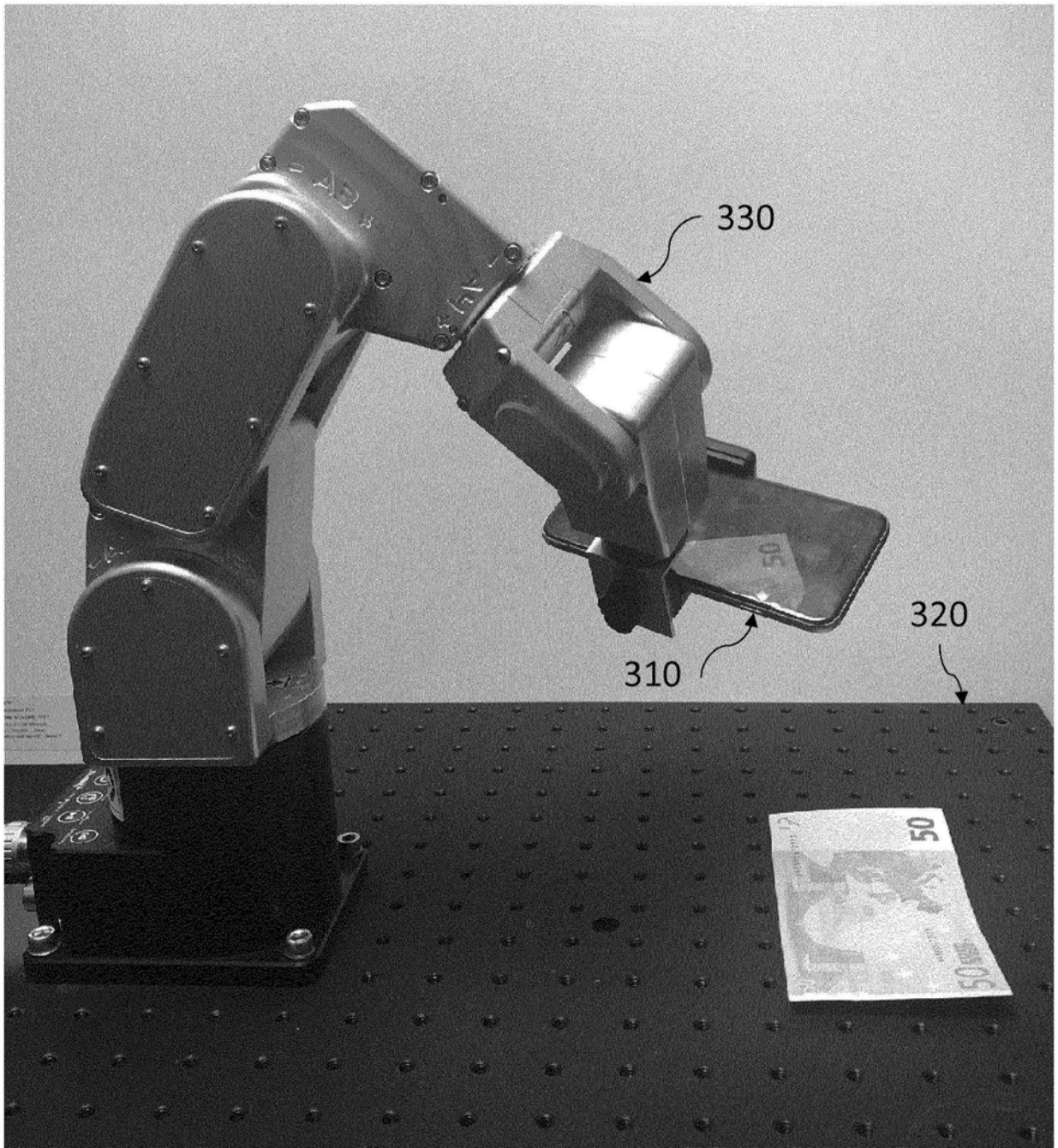


图4

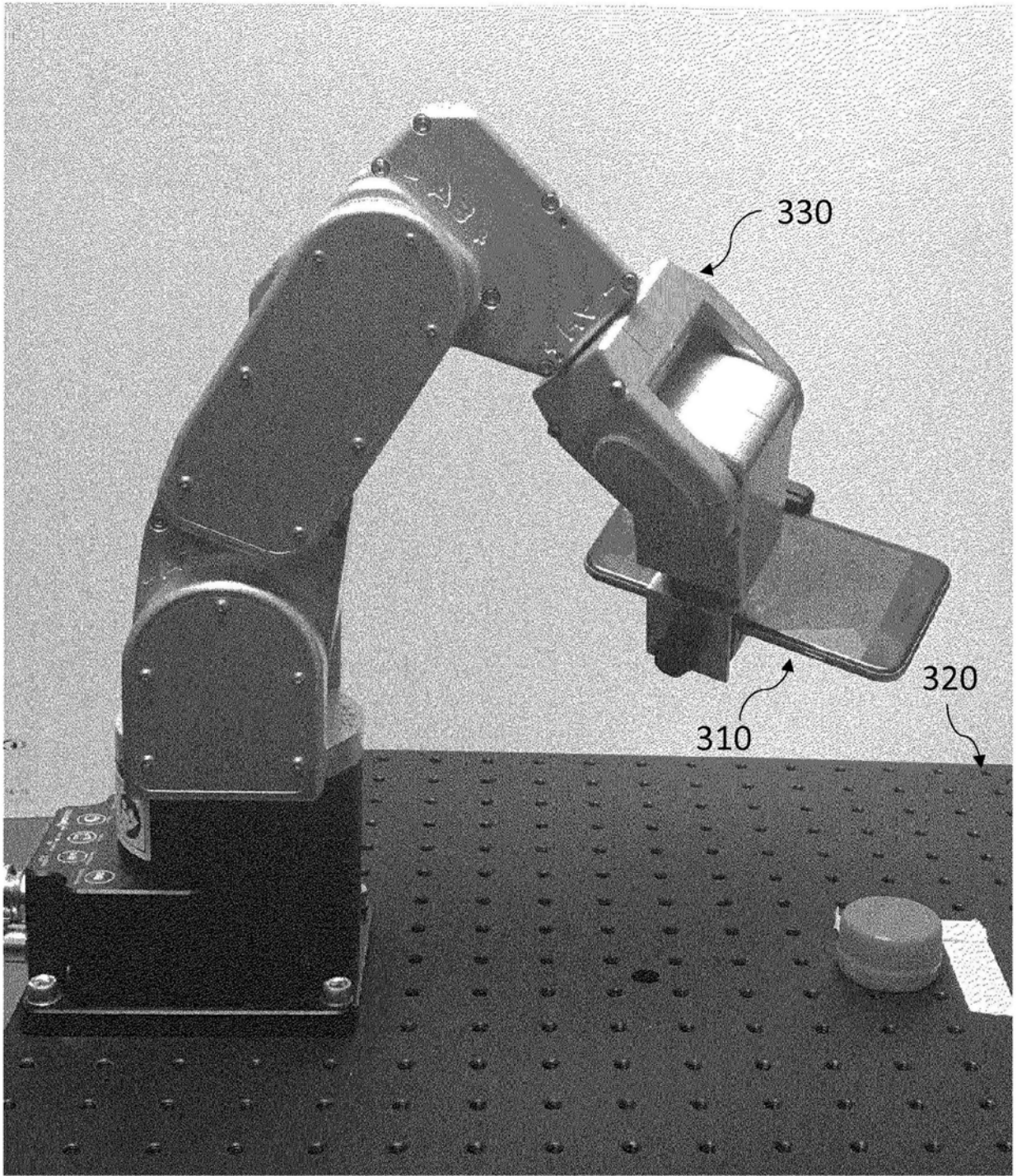


图5

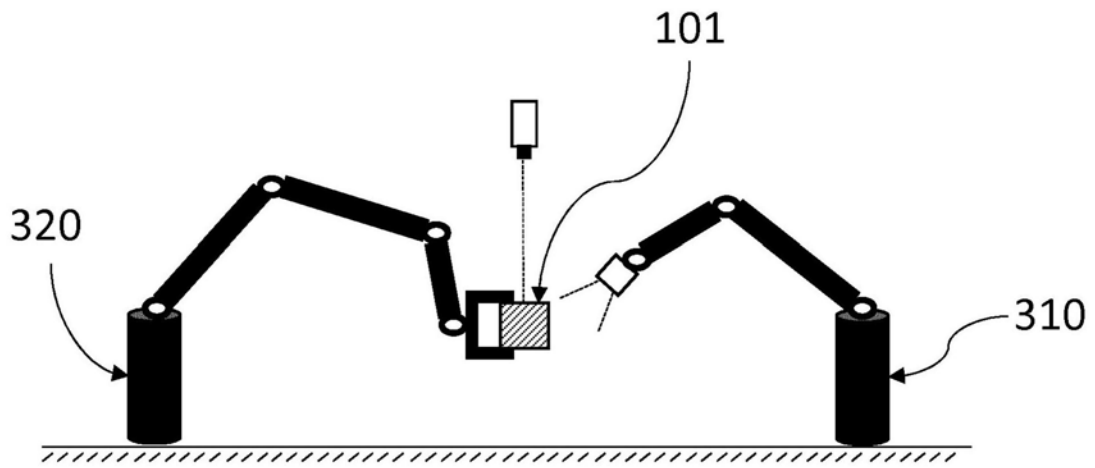


图6

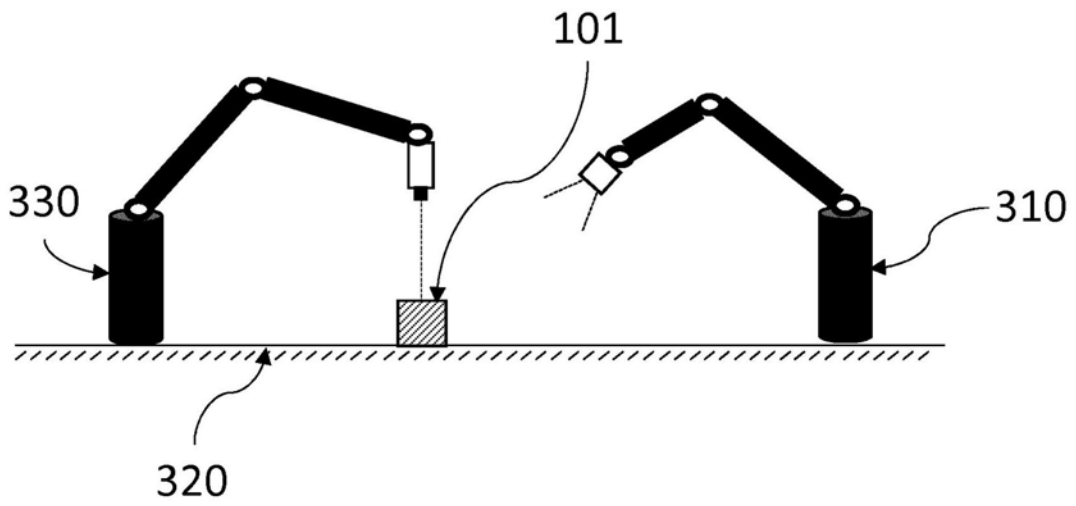


图7

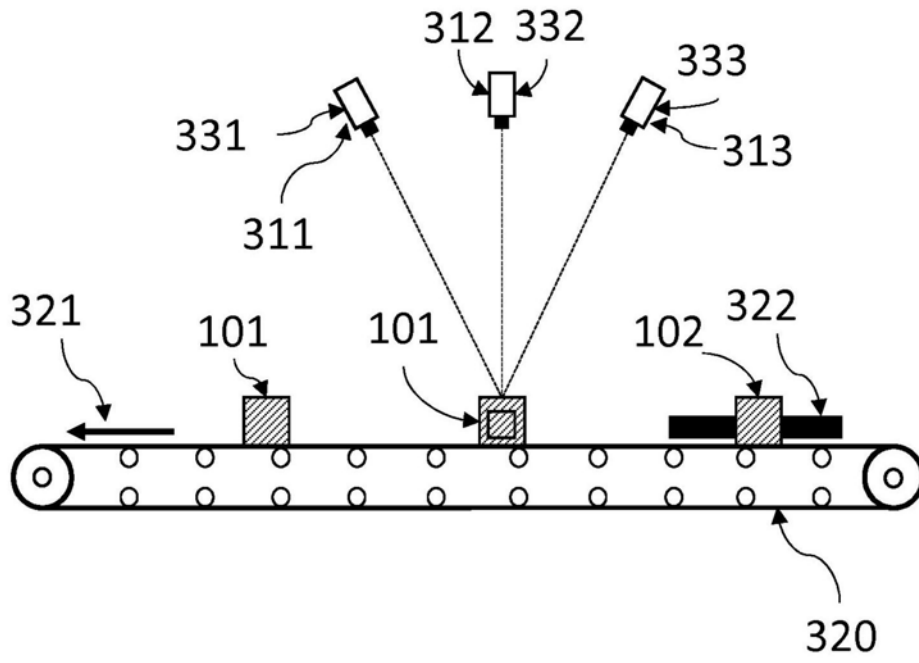


图8(a)

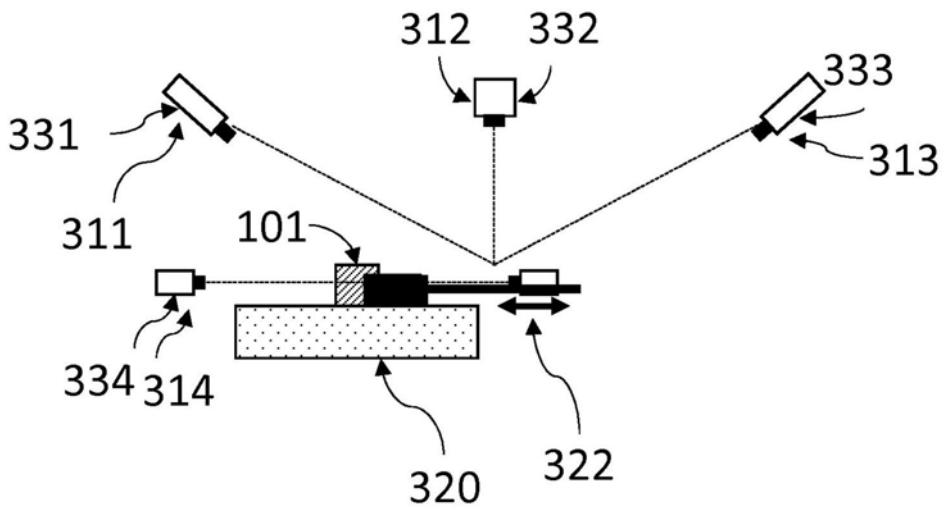


图8(b)

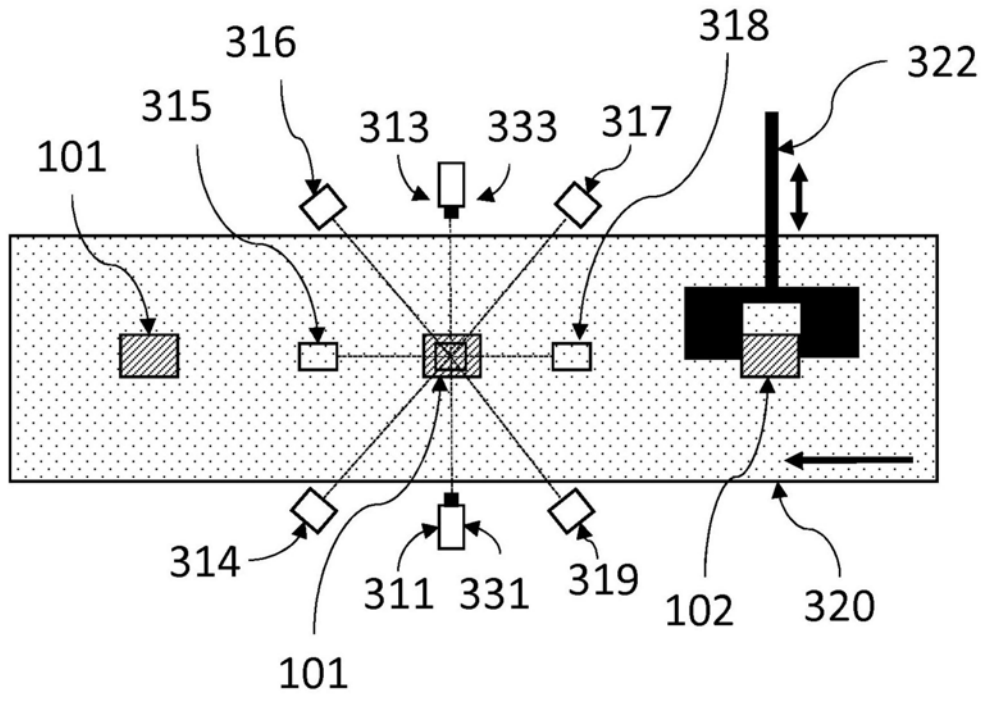


图8(c)

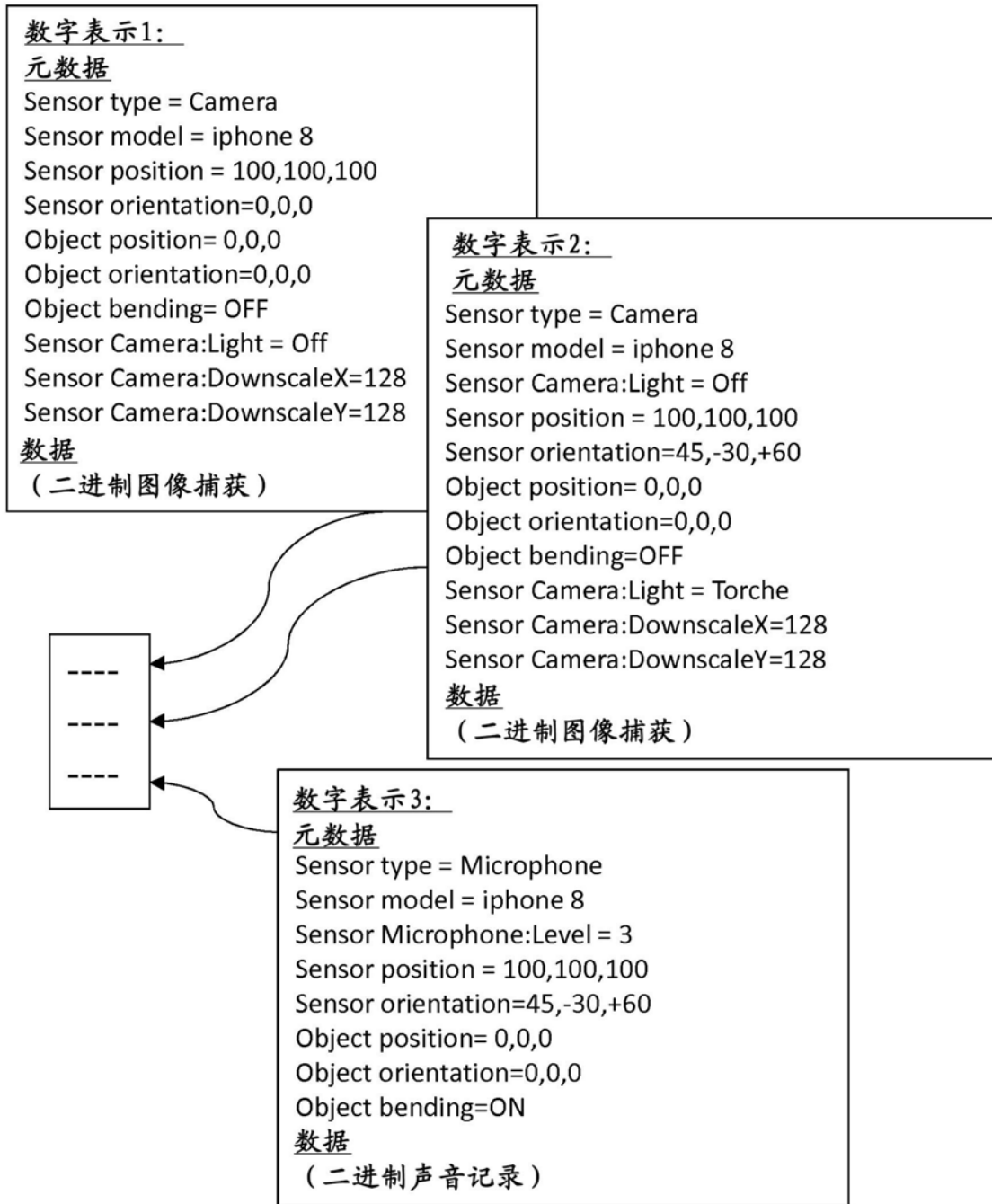


图9

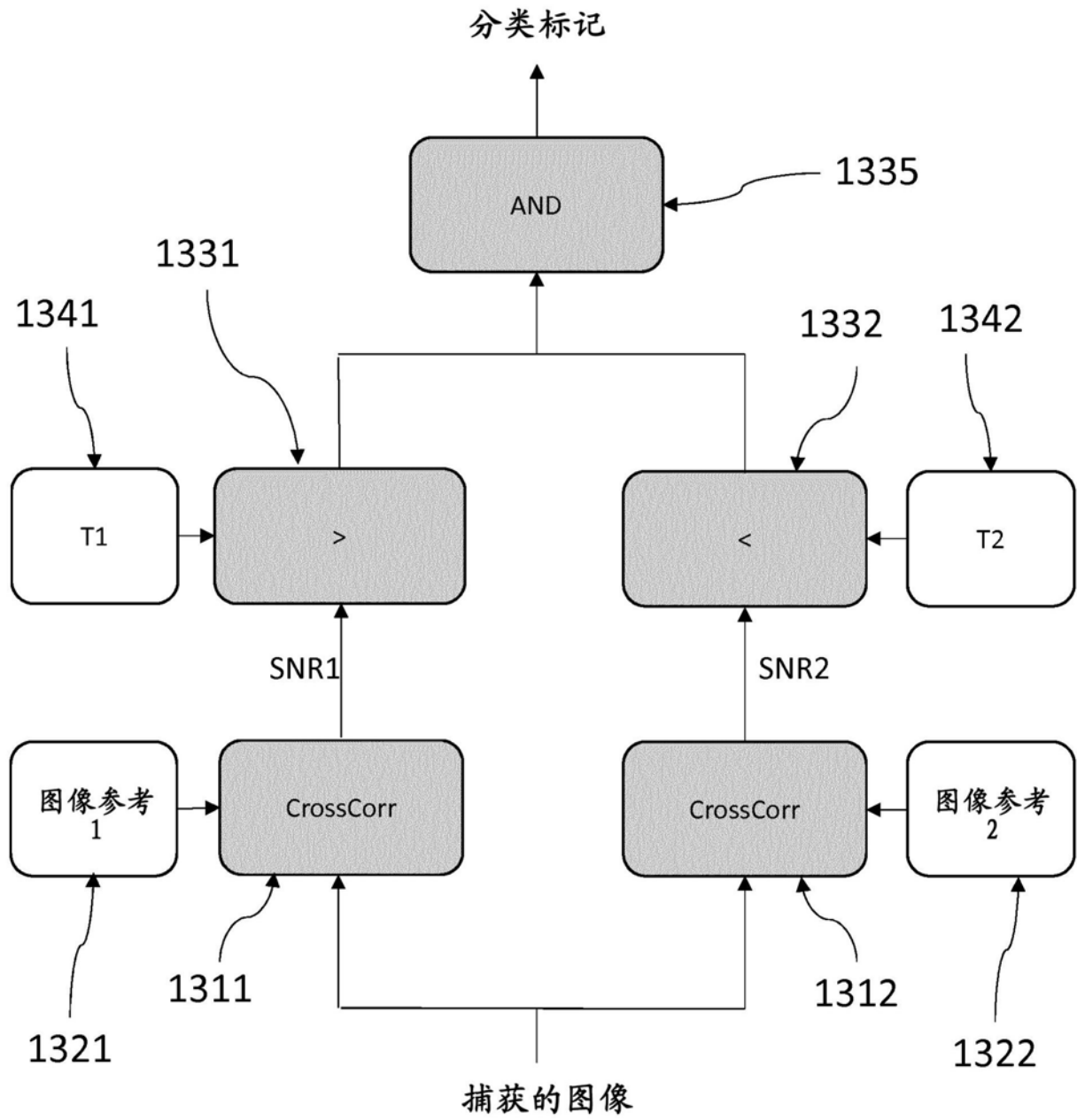


图10

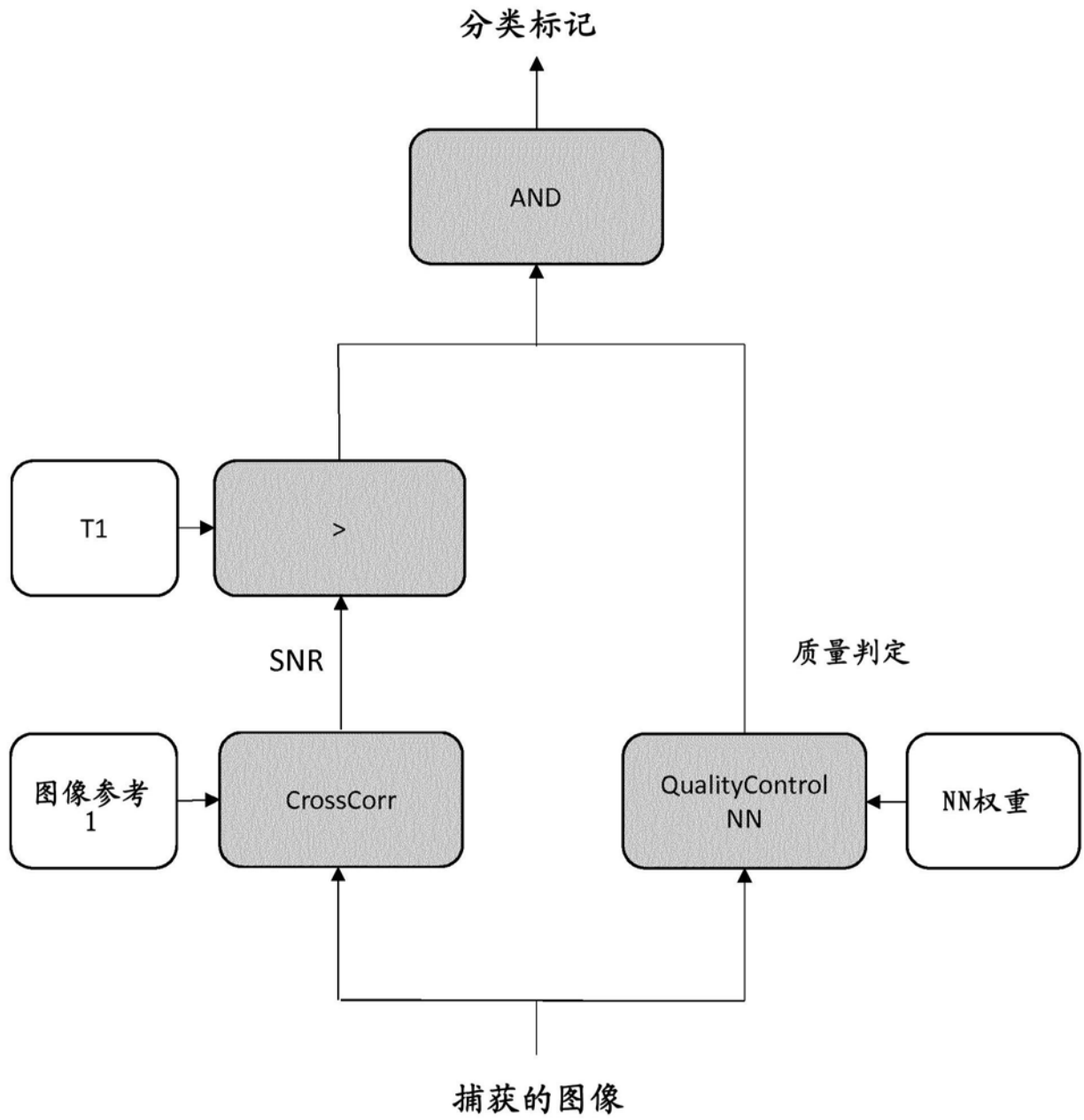


图11