



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 119563193 A

(43) 申请公布日 2025. 03. 04

(21) 申请号 202380053516.X

(22) 申请日 2023.07.13

(30) 优先权数据

63/368456 2022.07.14 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2025.01.13

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/US2023/027679 2023.07.13

(87) PCT国际申请的公布数据

WO2024/015534 EN 2024.01.18

(71) 申请人 美国西门子医学诊断股份有限公司

地址 美国纽约州

(72) 发明人 张耀仁 N·谢诺伊 R·扬盖尔

B·S·波拉克 A·卡普尔

(74) 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司 72001

专利代理师 邹愉 后云钟

(51) Int.Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06N 20/00 (2019.01)

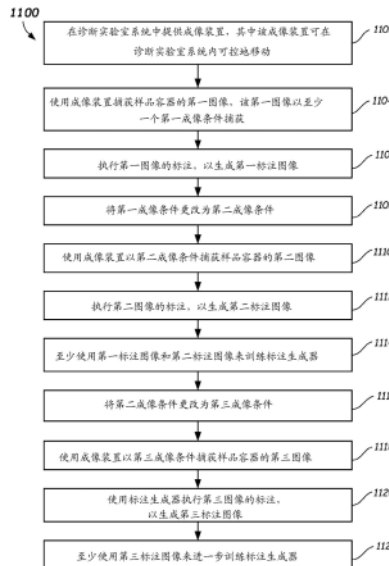
权利要求书2页 说明书17页 附图16页

(54) 发明名称

用于训练诊断实验室系统中的样品表征算法的装置和方法

(57) 摘要

一种更新诊断实验室系统的标注生成器的训练的方法包括:在所述诊断实验室系统中提供成像装置,其中,所述成像装置能够在所述诊断实验室系统内可控地移动;使用所述成像装置捕获所述诊断实验室系统内的第一图像,所述第一图像以至少一个成像条件捕获;使用所述标注生成器来执行所述第一图像的标注,以生成第一标注图像;以及使用所述第一标注图像来更新所述标注生成器的训练。还公开了其他方法和系统。



1. 一种更新诊断实验室系统的样品表征算法的训练的方法,所述方法包括:
在所述诊断实验室系统中提供成像装置,其中,所述成像装置能够在所述诊断实验室系统内可控地移动;
使用所述成像装置捕获所述诊断实验室系统内的第一图像,所述第一图像以一成像条件捕获;
使用所述诊断实验室系统的标注生成器来执行所述第一图像的标注,以生成第一标注图像;以及
使用所述第一标注图像来更新所述标注生成器的训练。
2. 根据权利要求1所述的方法,还包括:
将所述成像条件更改为更改的成像条件;
使用所述成像装置以所述更改的成像条件来捕获所述诊断实验室系统内的第二图像;
使用所述标注生成器来执行所述第二图像的标注,以生成第二标注图像;以及
使用所述第二标注图像来更新所述标注生成器的所述训练。
3. 根据权利要求2所述的方法,其中,所述第一图像和所述第二图像包括样品容器的保持位置。
4. 根据权利要求2所述的方法,其中,所述第一图像和所述第二图像包括样品容器。
5. 根据权利要求4所述的方法,还包括提供包括抓持器的机器人,其中,提供所述成像装置包括将所述成像装置固定到所述机器人,并且还包括在所述第一图像的捕获期间抓持所述样品容器。
6. 根据权利要求4所述的方法,其中,所述成像条件是在成像期间所述成像装置相对于所述样品容器的速度。
7. 根据权利要求4所述的方法,其中,所述成像条件是所述成像装置相对于所述样品容器的姿态。
8. 根据权利要求4所述的方法,其中,所述成像条件是所述成像装置相对于所述样品容器的位置。
9. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述成像条件是所述诊断实验室系统内的照明强度。
10. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述标注是所述第一图像中的对象的边界框或像素掩模。
11. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述标注是图像中的样品容器的一个或多个属性。
12. 根据权利要求11所述的方法,其中,所述一个或多个属性包括相对于样品处理机的保持位置的样品容器定向。
13. 根据权利要求11所述的方法,其中,所述一个或多个属性包括所述样品容器的至少一部分的几何形状、样品容器高度、样品容器直径、所述样品容器中的液体的特性和样品容器识别标记中的至少一者。
14. 一种训练诊断实验室系统的样品表征算法的方法,所述方法包括:
在所述诊断实验室系统中提供成像装置,其中,所述成像装置能够在所述诊断实验室系统内可控地移动;

使用所述成像装置捕获样品容器的第一图像,所述第一图像以第一成像条件捕获;
执行所述第一图像的标注,以生成第一标注图像;
将所述第一成像条件更改为第二成像条件;
使用所述成像装置以所述第二成像条件来捕获所述样品容器的第二图像;
执行所述第二图像的所述标注,以生成第二标注图像;
使用至少所述第一标注图像和所述第二标注图像来训练所述诊断实验室系统的标注生成器;

将所述第二成像条件更改为第三成像条件;
使用所述成像装置以所述第三成像条件来捕获所述样品容器的第三图像;
使用所述标注生成器来执行所述第三图像的所述标注,以生成第三标注图像;以及
使用至少所述第三标注图像来进一步训练所述标注生成器。

15. 根据权利要求14所述的方法,还包括提供包括抓持器的机器人,其中,提供所述成像装置包括提供固定到所述机器人的所述成像装置,并且还包括在所述第一图像、所述第二图像或所述第三图像的捕获期间抓持所述样品容器。

16. 根据权利要求14所述的方法,其中,所述第一成像条件是在捕获所述第一图像期间照明所述样品容器的第一照明强度,所述第二成像条件是在捕获所述第二图像期间照明所述样品容器的第二照明强度,并且所述第三成像条件是在捕获所述第三图像期间照明所述样品容器的第三照明强度。

17. 根据权利要求14所述的方法,其中,所述第一成像条件是在捕获所述第一图像期间所述成像装置相对于所述样品容器的第一速度,所述第二成像条件是在捕获所述第二图像期间所述成像装置相对于所述样品容器的第二速度,并且所述第三成像条件是在捕获所述第三图像期间所述成像装置相对于所述样品容器的第三速度。

18. 根据权利要求14所述的方法,其中,所述第一成像条件是在捕获所述第一图像期间所述成像装置相对于所述样品容器的第一姿态,所述第二成像条件是在捕获所述第二图像期间所述成像装置相对于所述样品容器的第二姿态,并且所述第三成像条件是在捕获所述第三图像期间所述成像装置相对于所述样品容器的第三姿态。

19. 根据权利要求14所述的方法,其中,所述标注是所述样品容器的边界框或像素掩模。

20. 一种诊断实验室系统,包括:

能够在所述诊断实验室系统内可控地移动的成像装置,其中,所述成像装置被配置成在不同的成像条件下捕获所述诊断实验室系统内的图像;

耦接到所述成像装置的处理器的处理器;

耦接到所述处理器的存储器,其中,所述存储器包括标注生成器,所述标注生成器被训练以标注由所述成像装置捕获的图像,所述处理器还包括计算机程序代码,所述计算机程序代码当由所述处理器执行时,使得所述处理器:

接收由所述成像装置使用至少一个成像条件捕获的第一图像的第一图像数据;
使所述标注生成器执行所述第一图像的标注,以生成第一标注图像;以及
使用所述第一标注图像来更新所述标注生成器的训练。

用于训练诊断实验室系统中的样品表征算法的装置和方法

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2022年7月14日提交的题为“DEVICES AND METHODS FOR TRAINING SAMPLE CHARACTERIZATION ALGORITHMS IN DIAGNOSTIC LABORATORY SYSTEMS”的美国临时专利申请号63/368,456的权益,该专利申请的公开出于所有目的特此通过引用以其整体结合于本文。

技术领域

[0003] 本公开的实施例涉及用于训练诊断实验室系统中的样品表征算法的装置和方法。

背景技术

[0004] 诊断实验室系统进行临床化学反应或测定,以识别诸如血清、血浆、尿液、间质液、脑脊液之类的生物样品中的分析物或其他成分。这些样品可被接收在实验室系统中的样品容器中和/或在整个实验室系统中运输。许多实验室系统处理大量的样品容器和样品容器中包含的样品。

[0005] 一些实验室系统使用机器视觉和机器学习来促进样品处理和样品容器识别,这可基于样品容器的表征和/或分类。例如,基于视觉的机器学习模型(例如,人工智能(AI)模型)已适于提供用于样品容器识别和表征的快速和非侵入性方法。然而,利用机器学习模型来支持新类型的样品容器或新的成像条件的训练成本可能过高,因为需要大量的训练数据来重新训练或调适机器学习模型,以表征新类型的的样品容器或使机器学习模型适应在新的成像条件下工作。因此,需要改进实验室系统中的机器视觉系统的训练的实验室系统和方法。

发明内容

[0006] 根据第一方面,提供了一种更新诊断实验室系统的样品表征算法的训练的方法。所述方法包括:在所述诊断实验室系统中提供成像装置,其中,所述成像装置能够在所述诊断实验室系统内可控地移动;使用所述成像装置捕获所述诊断实验室系统内的第一图像,所述第一图像以一成像条件捕获;使用所述诊断实验室系统的标注生成器来执行所述第一图像的标注,以生成第一标注图像;以及使用所述第一标注图像来更新所述标注生成器的训练。

[0007] 在另一方面,提供了一种训练诊断实验室系统的样品表征算法的方法。所述方法包括:在所述诊断实验室系统中提供成像装置,其中,所述成像装置能够在所述诊断实验室系统内可控地移动;使用所述成像装置捕获样品容器的第一图像,所述第一图像以第一成像条件捕获;执行所述第一图像的标注,以生成第一标注图像;将所述第一成像条件更改为第二成像条件;使用所述成像装置以所述第二成像条件来捕获所述样品容器的第二图像;执行所述第二图像的所述标注,以生成第二标注图像;使用至少所述第一标注图像和所述第二标注图像来训练所述诊断实验室系统的标注生成器;将所述第二成像条件更改为第三

成像条件；使用所述成像装置以所述第三成像条件来捕获所述样品容器的第三图像；使用所述标注生成器来执行所述第三图像的所述标注，以生成第三标注图像；以及使用至少所述第三标注图像来进一步训练所述标注生成器。

[0008] 在另一方面，提供了一种诊断实验室系统，其包括：(1)能够在所述实验室系统内可控地移动的成像装置，其中，所述成像装置被配置成在不同的成像条件下捕获所述实验室系统内的图像；(2)耦接到所述成像装置的处理器的处理器；(3)耦接到所述处理器的存储器，其中，所述存储器包括标注生成器，所述标注生成器被训练以标注由所述成像装置捕获的图像，所述处理器还包括计算机程序代码，所述计算机程序代码当由所述处理器执行时，使得所述处理器：(a)接收由所述成像装置使用至少一个成像条件捕获的第一图像的第一图像数据；(b)使所述标注生成器执行所述第一图像的标注，以生成第一标注图像；以及(c)使用所述第一标注图像来更新所述标注生成器的训练。

[0009] 根据包括为实施本公开而设想的最佳模式的若干示例性实施例的以下描述和图示，本公开的其他方面、特征和优点可以是显而易见的。本公开还可具有其他和不同的实施例，并且可在各个方面修改其若干细节，所有这些都脱离本公开的范围。

附图说明

[0010] 下面描述的附图被提供用于说明性目的，并且不一定按比例绘制。因此，附图和描述本质上将被视为例示性的而非限制性的。附图不意在以任何方式限制本公开的范围。

[0011] 图1图示了根据一个或多个实施例的包括样品处理机的诊断实验室系统的框图。

[0012] 图2图示了根据一个或多个实施例的诊断实验室系统的样品处理机的内部的顶视图。

[0013] 图3A-3C图示了根据一个或多个实施例的可在诊断实验室系统内使用的包括固定到管的帽的不同类型的样品容器。

[0014] 图4A-4C图示了根据一个或多个实施例的可在诊断实验室系统内使用的不同类型的样品容器的管。

[0015] 图5图示了根据一个或多个实施例的耦接到机架的诊断实验室系统的样品处理机中的机器人的透视图，该机架被配置成沿x、y和z轴移动机器人和附接的成像装置。

[0016] 图6图示了根据一个或多个实施例的图5的机器人的侧视图，其中，成像装置操作以捕获样品容器的图像。

[0017] 图7图示了根据一个或多个实施例的图6的机器人的侧视图，其中抓持器枢转地耦接到机器人的主结构。

[0018] 图8图示了根据一个或多个实施例的可在诊断实验室系统的表征算法中实施的样品容器表征工作流的流程图。

[0019] 图9图示了根据一个或多个实施例的用于生成具有变化的图像数据的工作流，该具有变化的图像数据用于训练诊断实验室系统的表征算法。

[0020] 图10图示了根据一个或多个实施例的更新诊断实验室系统的标注生成器的训练的另一示例性方法的流程图。

[0021] 图11图示了根据一个或多个实施例的训练诊断实验室系统的标注生成器的流程图。

[0022] 图12A-12I图示了根据一个或多个实施例的示例性图像和图像标注。

[0023] 图13A-13F图示了根据一个或多个实施例的附加的示例性图像和图像标注。

具体实施方式

[0024] 如所述,诊断实验室系统进行临床化学反应和/或测定,以识别诸如血清、血浆、尿液、间质液、脑脊液之类的生物样品中的分析物或其他成分。这些样品被收集在样品容器中,并且随后送至诊断实验室系统。样品容器随后被装入到实验室系统的样品处理机中。然后,样品容器通过机器人转移到样品载体,其中,样品载体将样品容器运输到实验室系统的仪器和部件,在那里处理和分析样品。

[0025] 诊断实验室系统可使用视觉系统来捕获样品容器和/或样品容器的内容物(例如,生物样品)的图像。然后使用捕获的图像来识别样品容器和/或样品容器的内容物。例如,诊断实验室系统可包括基于视觉的AI模型,其配置成提供用于样品容器表征或分类的快速和非侵入性的方法。可训练AI模型来标注不同类型的样品容器以及样品容器的管部分和/或帽的变型的图像。然后可将标注图像用于样品识别目的。

[0026] 随着新类型的样品容器被引入到诊断实验室系统中,所采用的AI模型必须被更新或“训练”,以便能够标注新的样品容器类型。在常规的诊断实验室系统中重新训练AI模型昂贵且耗时,因为需要对多种不同类型的样品容器成像和手动标注,以重新训练AI模型。机器视觉系统中使用的AI模型通常使用在理想情况下、例如在具有理想成像条件的类似工作室的环境中捕获的样品和/或样品容器的图像来训练。在这些理想情况下捕捉图像昂贵且耗时。另外,这些理想条件在“部署”的实验室系统的范围内很少存在。因此,由于用于训练机器视觉系统的图像与在部署的诊断实验室系统内使用机器视觉系统期间捕获的实际图像之间的差异,机器视觉系统可能没有得到准确的训练。因此,需要改进诊断实验室系统中的机器视觉系统的训练的系统和方法。

[0027] 本文所述的系统和方法的实施例克服了训练样品容器识别和分类AI模型的问题,这是通过在部署的实验室系统内的实际条件下捕获样品容器的训练图像,并且在某些情况下自动标注这些训练图像。训练图像可用于训练或重新训练诊断实验室系统中的AI模型(例如,标注生成器)等。

[0028] 在一些实施例中,本文公开的诊断实验室系统和方法使用用于移动和/或放置样品容器的机器人。成像装置被耦接到机器人,并且可用于捕获诊断实验室系统内的样品容器的训练图像。使用机器人使得能够在成像装置和样品容器之间实现特定移动,因此样品容器的图像可包括图像之间的预定变化。图像之间的变化可包括不同的姿态、照明强度、照明光谱、曝光时间和其他成像条件。因此,可在部署的诊断实验室系统内获得大量和不同的训练图像。

[0029] 此外,在一些实施例中,一旦图像被标注,就可使用标注图像来重新训练如何标注未来图像。也就是说,在第一组条件(例如,照明、姿态、运动轮廓等)下拍摄的第一组图像可被标注并且随后用于训练实验室系统的AI模型如何标注在不同的第二组条件(例如,不同的照明、姿态、运动轮廓等)下拍摄的后续的第二组捕获图像。例如,用于标注图像的AI(为方便起见,本文中称为“标注生成器”)可被训练,以标注使用能够可控移动的成像装置(例如,固定到机器人的成像装置)成像的照明良好的样品容器。一旦利用照明良好的样品容器

图像训练了标注生成器,就可在相同的照明良好的条件下获取样品容器的托盘的第一组图像,并且标注生成器可标注该第一组图像。因为标注生成器使用照明良好的条件下的图像来训练,所以第一组图像的标注应是准确的。此后,可降低光照条件(例如,降低至一半强度或另一降低的强度),并且可通过成像装置捕获第二组图像。通过机器人提供的精确控制允许成像装置定位在完全相同的观察位置,以对完全相同的样品容器的托盘拍摄第二组图像。由于在第一和第二图像组的捕获期间除光照强度之外的所有条件都相同,因此用于第一组图像的标注可作为第二组图像的标注。利用该标注和第二组图像,可改进(例如,重新训练)标注生成器,以标注在降低光照条件(例如,一半强度)下拍摄的图像。如此,标注生成器本身可以是样品表征算法的一部分,并且可迭代训练以处理越来越多的变化。也就是说,成像装置的可控移动允许使用在第一组条件下拍摄的第一组图像的标注来标注在第二组条件(例如,不同的照明强度、不同的照明光谱、不同的运动轮廓、不同的样品容器位置等)下拍摄的第二组图像。上述过程可用于训练标注生成器,以使用实际部署的诊断实验室系统内的变化很大的成像条件,来标注样品容器、样品容器保持器或其他图像特征的图像。

[0030] 下面参考图1-13F来更详细地描述这些和其他系统和方法。

[0031] 现在参考图1,其图示了诊断实验室系统100的示例性实施例的框图。实验室系统100可包括多个仪器102,其配置成处理样品容器104(一些被标记),并对位于样品容器104中的样品进行测定或测试。实验室系统100可具有第一仪器102A和第二仪器102B。实验室系统100的其他实施例可包括更多或更少的仪器。

[0032] 位于样品容器104中的样品可以从个体、例如从正在由医疗专业人员评估的患者收集的各种生物样本。这些样品可从患者收集并直接放入到样品容器104中。然后样品容器104可被递送至实验室系统100。如下文更详细描述,样品容器104可被装入到样品处理机106中,该样品处理机106可以是实验室系统100的仪器。样品容器104可从样品处理机106转移到样品载体112(一些被标记)中,该样品载体112借助于轨道114将样品容器104在整个实验室系统100中运输,例如运输到仪器102。

[0033] 轨道114被配置成使得样品载体112能够在整个实验室系统100中移动,包括往返样品处理机106。例如,轨道114可靠近或围绕至少一些仪器102和样品处理机106延伸,如图1中所示。仪器102和样品处理机106可具有诸如机器人(图1中未示出)的装置,该装置将样品容器104往返样品载体112转移。轨道114可包括可相互连接的多个部段120(一些被标记)。在一些实施例中,一些部段120可与仪器102中的一个或多个整合。

[0034] 实验室系统100的部件,例如样品处理机106和仪器102,可包括或耦接到计算机130,该计算机130配置成执行控制包括样品处理机106的部件的实验室系统100的一个或多个程序。计算机130可被配置成与仪器102、样品处理机106以及实验室系统100的其他部件通信。计算机130可包括处理器132,其配置成执行程序,包括除本文所述的那些程序之外的程序。程序可用计算机代码来实现。

[0035] 计算机130可包括或者可访问存储器134,该存储器134可存储本文描述的一个或多个程序和/或数据。存储器134和/或存储在其中的程序可被称为非暂时性计算机可读介质。这些程序可以是可在处理器132上或可由处理器132执行的计算机代码。存储器134可包括机器人控制器136(例如,可由处理器132执行的计算机代码),其配置成生成指令,以控制仪器102和样品处理机106中的机器人和/或类似装置。如本文所述,由机器人控制器136生

成的指令可响应于数据,例如从样品处理机106接收的图像数据。

[0036] 存储器134还可存储样品表征算法138(例如,分类算法或其他合适的计算机代码),其被配置成识别和/或分类样品容器104和/或样品处理机106中的其他物品。在一些实施例中,表征算法138对由本文描述的成像装置生成的图像数据中的对象分类。表征算法138可包括训练模型,例如一个或多个神经网络。在一些实施例中,表征算法138可包括标注生成器(912-图9),其配置成标注由成像装置捕获的图像。表征算法138还可包括经训练以表征或识别图像数据中的对象的卷积神经网络(CNN)。训练模型使用人工智能(AI)来实现。因此,训练模型可学习分类样品容器104,如本文所述。注意,表征算法138不是查找表,而是经训练以表征和/或识别各种类型的样品容器104的受监督或非监督模型。

[0037] 表征算法138还可包括一种或多种算法,其训练用于标注、分类和/或识别样品容器104的AI(例如,神经网络或其他AI模型)。该AI可基于由至少一个成像装置(图1中未示出,例如参见图6的摄像机636、638)捕获的训练图像来训练。在一些实施例中,可在样品处理机106内捕获训练图像。成像装置和样品容器之间可能存在相对移动。例如,位于仪器102和/或样品处理机106中的一个或多个中的机器人可被配置成相对于样品容器104移动成像装置。另外,机器人可被配置成相对于成像装置移动样品容器104。在训练期间,表征算法138可指示机器人控制器136生成指令,以将机器人移动到特定位置,以捕获样品容器104的特定图像。

[0038] 成像控制器139可在计算机130中实现。例如,成像控制器139可以是存储在存储器134中并由处理器132执行的计算机代码。成像控制器139可被配置成在图像捕获期间控制成像装置(例如,成像装置226、240-图2)和照明源(例如,照明源642、652-图6)。例如,成像控制器139可控制摄像机(例如,摄像机636、638-图6),例如通过在成像期间设置预定的帧速率和曝光时间。成像控制器139还可设置在成像期间用于照明样品容器104的照明强度和光谱。

[0039] 计算机130可被耦接到工作站140,该工作站140配置成使得用户能够与实验室系统100交互。工作站140可包括显示器142、键盘144以及其他外围设备(未示出)。由计算机130生成的数据可显示在显示器142上。在一些实施例中,数据可包括由表征算法138检测到的异常警告。所述异常可包括样品容器104中的某些样品容器无法被表征的通知。另外,用户可借助于工作站140将数据输入到计算机130中。例如,由用户输入的数据可以是指令,其使得机器人控制器136、表征算法138或成像控制器139执行某些操作,例如捕获和/或分析样品容器104的图像。由用户输入的其他数据可包括在表征算法138的训练期间使用的训练图像的标注。

[0040] 现在另外参考图2,其图示了根据一个或多个实施例的样品处理机106的内部的顶视图。样品处理机106被配置成捕获样品容器104的图像,并且在保持位置210(一些被标记)和样品载体112之间运输样品容器104。在图2的实施例中,保持位置210位于可从样品处理机106移除的托盘212内。样品处理机106可包括配置成保持托盘212的多个滑动装置214。在一些实施例中,样品处理机106可包括四个滑动装置214,其分别被称为第一滑动装置214A、第二滑动装置214B、第三滑动装置214C和第四滑动装置214D。第三滑动装置214C被示出为从样品处理机106部分移除,这可能在更换托盘212期间发生。样品处理机106的其他实施例可包括比图2中所示的更少或更多的滑动装置。

[0041] 每个滑动装置214可被配置成保持一个或多个托盘212。在图2的实施例中,滑动装置214可包括配置成接收托盘212的接收器216。每个托盘212可包含多个保持位置210,其中,每个保持位置210可被配置成接收样品容器104中的一个。在图2的实施例中,托盘在尺寸上可变化,以包括具有二十四保持位置210的大托盘和具有八个保持位置210的小托盘。托盘212的其他配置可包括不同数量的保持位置210以及配置成保持多于一个样品容器的保持位置。

[0042] 在一些实施例中,样品处理机106可包括一个或多个滑动装置传感器220,其被配置成感测滑动装置214中的一个或多个的移动。滑动装置传感器220可生成指示滑动装置移动的信号,其中,该信号可由机器人控制器136接收和/或处理,如本文所述。在图2的实施例中,样品处理机106包括四个滑动装置传感器220,它们布置成使得每个滑动装置214与滑动装置传感器220中的一个相关联。第一滑动装置传感器220A感测第一滑动装置214A的移动,第二滑动装置传感器220B感测第二滑动装置214B的移动,第三滑动装置传感器220C感测第三滑动装置214C的移动,并且第四滑动装置传感器220D感测第四滑动装置214D的移动。滑动装置传感器220可采用各种技术来感测滑动装置214的移动。在一些实施例中,滑动装置传感器220可包括机械开关,其当滑动装置214移动时切换,其中,该切换生成指示滑动装置已移动的电信号。在其他实施例中,滑动装置传感器220可包括响应于滑动装置214的移动而生成电信号的光学传感器。在又其他的实施例中,滑动装置传感器220可以是成像装置,其在滑动装置214移动时生成样品容器104的图像数据。

[0043] 样品处理机106可接收许多不同类型的样品容器104。第一类型的样品容器104以三角形表示,第二类型的样品容器104以方形表示,并且第三类型的样品容器104以圆形表示。表征算法138被配置成分类样品容器104,使得样品容器104可被计算机130(图1)容易地识别。表征算法138还可表征如本文所述的新类型的样品容器(例如,样品容器204)。

[0044] 样品处理机106包括新类型的或者尚未通过表征算法138分类的样品容器204(标记为十字)。在图2的实施例中,样品容器204被放置到托盘212A中,该托盘212A可被指定为保持新类型的样品容器。例如,当确定样品容器204处于托盘212A中时,计算机130可确定样品容器204是否具有新类型。如果样品容器204具有新类型,则计算机130可使表征算法138分类或表征样品容器204,如本文所述。

[0045] 在一些实施例中,托盘212A可具有标记205,其指示托盘212A包含新类型的样品容器204。用户可将样品容器204装入到托盘212A中,并将托盘212A插入到样品处理机106中。然后,成像装置可捕获标记205的图像。然后,计算机130可响应于检测到标记205而使表征算法138分类样品容器204。在其他实施例中,用户可经由工作站140(图1)指示样品容器204已被接收在样品处理机106中。在一些实施例中,用户可指示样品容器204在样品处理机106中的位置。

[0046] 现在另外参考图3A-3C,其图示了可在实验室系统100内使用的不同类型的示例性样品容器。也可采用其他类型的样品容器。在一些实施例中,样品容器包括管,其带有或不带有附接到管的帽。样品容器还可包括位于样品容器中的样品或其他内容物(例如,液体)。另外还参考图4A-4C,其图示了不带帽的图3A-3C的样品容器。如附图中所示,所有样品容器可具有不同的配置或几何形状。例如,不同样品容器类型的帽和管可各自具有不同的特征,例如不同的管和帽的几何形状和/或颜色。可通过如本文所述的表征算法138(图1)来分类

和识别样品容器的独特特征。本文描述的特征还可用于训练表征算法138(如下所述)。

[0047] 图3A的示例性样品容器330包括帽330A,其为带有红条纹的白色,并且具有延伸的竖直部分。帽330A装配在管330B上。样品容器330具有高度H31。图4A图示了不具有帽330A的管330B。管330B具有包括高度H41和宽度W41的管几何形状。管330B可具有管颜色、管材料和/或管表面属性(例如,反射率)。这些尺寸、尺寸比率和其他属性可称为特征,并且可在通过表征算法138的分类期间使用,以分类和/或识别样品容器330。

[0048] 图3B的示例性样品容器332包括帽332A,其是蓝色的,具有圆顶形顶部并且装配在管332B上。样品容器332具有高度H32。图4B图示了不具有帽332A的管332B。管332B可具有包括高度H42和宽度W42的管几何形状。管332B也可具有管颜色、管材料和/或管表面属性。这些尺寸、尺寸比率和其他属性可称为特征,并且可在通过表征算法138的分类期间使用,以分类和/或识别样品容器332。

[0049] 图3C的示例性样品容器334包括帽334A,其为红色和灰色,具有平坦的顶部,并且装配在管334B上。样品容器334具有高度H33。图4C图示了不具有帽334A的管334B。管334B还可具有包括高度H43和宽度W43的管几何形状。管334B可具有管颜色、管材料和/或管表面属性。这些尺寸、尺寸比率和其他属性可称为特征,并且可在通过表征算法138的分类期间使用,以分类和/或识别样品容器332。

[0050] 管330B具有呈条形码330C的形式的识别标记,并且管334B具有呈条形码334C的形式的识别标记。可通过表征算法138来分析条形码330C和条形码334C的图像,以用于分类目的,如本文所述。这些条形码可被称为特征,并且可用于训练表征算法138(如下所述)。

[0051] 不同类型的样品容器可具有不同的特性,例如不同的尺寸、不同的表面属性和其中不同的化学添加剂,如图3A-3C的样品容器330、332和334所示。例如,一些样品容器类型为化学活性的,这意味着样品容器包含一种或多种添加化学品,该添加化学品用于改变或保持其中存储的样品的状态,或者以其他方式协助通过仪器102的样品处理。在一些实施例中,管的内壁可涂覆有该一种或多种添加剂,或者可在样品容器中的其他地方提供添加剂。在一些实施例中,管中所含的添加剂的类型可以是血清分离剂、凝血剂(例如,凝血酶)、抗凝剂(例如,EDTA或柠檬酸钠)、抗糖添加剂或者用于改变或保留样品特性的其他添加剂。例如,样品容器制造商可将管上的帽的颜色和/或管或帽的形状与样品容器中所含的特定类型的化学添加剂相关联。

[0052] 不同的制造商可能具有它们自己的标准,以用于将样品容器的特质、例如帽颜色、帽形状(例如,帽几何形状)和管形状与样品容器的特定属性相关联。例如,特质可能与样品容器的内容物相关,或者可能与样品容器是否设有真空能力相关。在一些实施例中,制造商可将带有灰色帽的所有样品容器与包含配置成测试葡萄糖和乳酸的草酸钾和氟酸钠的管相关联。带有绿色帽的样品容器可能包含用于静态电解质(例如,钠、钾、氯化物和碳酸氢盐)的肝素。带有淡紫色帽的样品容器可能识别出含有EDTA(乙二胺四乙酸-一种抗凝剂)的管,该EDTA配置成测试带有白细胞分类的CBC(CBC with differential)、HgBA1c和甲状旁腺激素。可使用其他帽颜色,诸如红色、黄色、浅蓝色、宝蓝色、粉红色、橙色和黑色,来表示其他添加剂或缺乏添加剂。在其他实施例中,可使用帽颜色的组合,例如黄色和淡紫色来指示EDTA和凝胶分离剂的组合,或者绿色和黄色来指示肝素锂和凝胶分离剂。

[0053] 实验室系统100可使用样品容器特质来进一步处理样品容器104和/或样品容器

104中包含的样品。由于样品容器104可能是化学活性的并且影响对其中存储的样品的测试,因此将对样品执行的特定测试与特定样品容器类型相关联是重要的。因此,实验室系统100可通过分析帽和/或管的颜色和/或形状,来确认对样品容器104中的样品运行的测试是正确的。还可分析其他容器特质。

[0054] 再次参考图2,样品处理机106可包括成像装置226,其可在整个样品处理机106中移动。在图2的实施例中,成像装置226被固定到机器人228,该机器人228可在整个样品处理机106中沿x轴(例如,在x方向上)和y轴(例如,在y方向上)移动。在一些实施例中,成像装置226可与机器人228整合。在一个或多个实施例中,机器人228另外可沿z轴(例如,在z方向上)移动,即进入和离开页面。在其他实施例中,机器人228可包括在z方向上移动成像装置226的一个或多个部件(图2中未示出)。

[0055] 在一些实施例中,机器人228可接收由机器人控制器136(图1)生成的移动指令。这些指令可以是指示机器人228应移动至的x、y和z位置的数据。在其他实施例中,这些指令可以是使机器人228在x方向、y方向和z方向上移动的电信号。例如,机器人控制器136可响应于滑动装置传感器220中的一个或多个检测到滑动装置214中的一个或多个的移动,而生成移动机器人228的指令。这些指令可使得机器人228移动,同时成像装置226捕获新添加的样品容器204的图像。

[0056] 成像装置226包括捕获图像的一个或多个摄像机(图2中未示出;例如参见图6的摄像机636、638),其中,捕获图像会生成代表图像的图像数据。图像数据可被传输到计算机130,以由如本文描述的表征算法138处理。该一个或多个摄像机被配置成捕获样品容器104、204和/或样品处理机106中的其他位置或对象的图像。例如,这些图像可以是样品容器104、204的顶部和/或侧面。在一些实施例中,机器人228可以是抓持器机器人,其抓持样品容器104、204,并在保持位置210和样品载体112之间转移样品容器104、204。在这样的实施例中,这些图像可在机器人228抓持样品容器104、204的同时捕获,如本文所述。

[0057] 另外参考图5,其为耦接到机架530的机器人228的实施例的透视图,该机架530被配置成沿x方向、y方向和z方向移动机器人228。机架530可包括使得机器人228能够在y方向上移动的两个y滑动装置532、使得机器人228能够在x方向上移动的x滑动装置534以及使得机器人228能够在z方向上移动的z滑动装置536。在一些实施例中,在这三个方向上的移动可以是同时的,并且可由机器人控制器136(图1)所生成的指令控制。例如,机器人控制器136可生成指令,其使得耦接到机架530的马达(未示出)移动滑动装置,以便使机器人228和成像装置226移动到预定位置或沿预定方向移动。

[0058] 在一些实施例中,机器人228可包括配置成抓持样品容器504的抓持器540(例如,末端执行器)。样品容器504可以是样品容器104中的一个或者图3A-3C中描述的样品容器中的一个的示例。机器人228移动到保持位置上方的位置,并且随后沿z方向移动,以从保持位置取回样品容器504。抓持器540打开并且机器人228沿z方向向下移动,使得抓持器540在样品容器504上方延伸。抓持器540闭合以抓住样品容器504,并且机器人228沿z方向向上移动,以从保持位置提取样品容器504。如图5中所示,成像装置226可被固定到机器人228,因此成像装置226可随机器人228移动,并捕获位于样品处理机106中的样品容器504和其他样品容器104、204(图2)的图像。成像装置226包括配置成捕获图像的至少一个摄像机,其中,捕获的图像被转换为图像数据,以便例如由表征算法138处理。该图像数据可用于训练表征

算法138。在一些实施例中,该图像数据可训练标注生成器912(图9)或更新该标注生成器912的训练。

[0059] 另外参考图6,其是机器人228利用抓持器540抓持样品容器504同时样品容器504正由成像装置226成像的实施例的侧视图。图6中描绘的成像装置226可包括第一摄像机636和第二摄像机638。成像装置226的其他实施例可包括单个摄像机或者多于两个摄像机。第一摄像机636具有至少部分地沿y方向延伸的视野640,并且可被配置成捕获正被抓持器540抓持的样品容器504的图像。第一照明源642可借助于照明场644照明视野640中的样品容器504。在一些实施例中,由第一照明源642发射的光的光谱和/或强度可由表征算法138(图1)和/或成像控制器139(图1)控制。在其他实施例中,成像控制器139被配置成控制第一照明源642的强度和由第一照明源642发射的光的光谱中的至少一者。

[0060] 第二摄像机638可具有沿z方向延伸的视野650,并且可捕获托盘212、位于托盘212中的样品容器104、204以及样品处理机106中的其他对象的图像。第二照明源652可通过照明场654照明视野650中的对象。在一些实施例中,由第二照明源652发射的光的光谱和/或强度可由成像控制器139控制。视野650和照明场654使得能够捕获样品容器104、204的顶部(例如,帽)的图像,如图2中所示。所捕获的图像可通过表征算法138(图1)分析,以分类或识别样品容器104、204和/或确定样品处理机106中是否存在任何异常。在一些实施例中,成像装置226可具有单个摄像机,该摄像机具有的视野可捕获样品处理机106的至少一部分以及具有或不具有位于其中的样品容器104、204的保持位置210中的一个或多个。

[0061] 在一些实施例中,当机器人228相对于样品容器104、204移动成像装置226时,可捕获图像。机器人控制器136(图1)可在图像捕获期间设置机器人228相对于样品容器104、204的速度和方向。

[0062] 第一摄像机636、第二摄像机638、第一照明源642和/或第二照明源652的操作可由成像控制器139(图1)控制。成像控制器139可在如本文所述的成像期间为这些装置设置一个或多个成像条件。例如,成像控制器139可在图像捕获期间设置曝光时间、帧速率、照明强度和/或照明光谱。在一些实施例中,表征算法138可确定成像条件。进一步的图像可在第二成像条件或更改的成像条件下捕获。

[0063] 由成像装置226捕获的图像可通过表征算法138分析,以确定样品容器504、机器人228、样品容器104、204以及样品处理机106中的其他部件的特性,如本文所述。例如,表征算法138可表征或识别样品容器104、204、504的容器类型。当分析由第一摄像机636生成的图像数据时,表征算法138可分析样品容器504的侧视图。表征算法138还可确定样品容器504是否被抓持器540适当地抓持。当分析由第二摄像机638生成的图像数据时,可表征样品容器104、204的顶部或帽。在不同视图期间生成的图像还可用于训练标注生成器912或更新标注生成器912的训练(如下文参考图9所述)。

[0064] 另外参考图7,其是图6的机器人228的另一实施例的侧视图,其中抓持器540枢转地耦接到机器人228的主结构752。机器人228的该实施例包括通过枢轴机构756耦接到主结构752的副臂754,这使得副臂754能够相对于主结构752沿弧R旋转。在图7的实施例中,抓持器540被耦接到副臂754,并且成像装置226被耦接到主结构752,因此样品容器504可相对于成像装置226枢转,这使得能够在捕获时实现样品容器504处于不同姿态(例如,倾斜)的图像。在一些实施例中,枢轴机构756使得副臂754能够沿除弧R之外的方向枢转,例如沿进入

和离开纸张的方向枢转。表征算法138可确定样品容器504相对于成像装置226的姿态,并且机器人控制器136可生成指令,以将机器人228移动到正确的姿态。在不同姿态期间生成的图像可用于训练标注生成器912(图9)或更新该标注生成器912的训练。

[0065] 再次参考图2和图5,在一些实施例中,样品处理机106包括可处于固定位置的固定成像装置240。在这样的实施例中,机器人228可将样品容器104、204移动到成像装置240附近,然后在那里成像装置240可捕获样品容器104、204的图像。由成像装置240生成的图像可按照本文所述的处理,例如通过表征算法138处理。成像装置240可包括摄像机242和照明源244,其中,照明源244可被配置成照明由摄像机242成像的对象。在一些实施例中,由照明源244发射的光的光谱和/或强度可由表征算法138和/或成像控制器139控制。

[0066] 已经描述了实验室系统100的示例性实施例,现在将描述处理由实验室系统100生成的图像数据的方法。本文描述的实验室系统100和方法通过使用成像装置226和机器人228的组合生成图像数据,来生成具有现实世界变化的数据和标注。实施例适用于样品容器表征,其中,所述表征可包括表征有帽和无帽的样品容器104、204和/或504以及包含在样品容器104、204和/或504中的样品。所述表征可包括如本文所述的标注。

[0067] 另外参考图8,其是可在表征算法138中实现并由处理器132执行的示例性样品容器表征 workflow 800的流程图。在一些实施例中,机器人228可抓持样品容器504(图5),并且成像装置226可捕获样品容器504的图像。在其他实施例中,机器人228可相对于样品容器104、204移动成像装置226,使得成像装置226可捕获样品容器104、204中的特定样品容器的图像。在图像捕获期间,照明源642或652(图6和图7)中的相应照明源可使用光的预定强度和光谱(例如,全强度、半强度等、白光、红光、绿光、蓝光等)来照明样品容器104、204、504。在一些实施例中,光的预定强度和光谱可由表征算法138确定。然后,成像装置226可在这些照明条件下捕获样品容器104、204、504的图像。成像控制器139可在图像捕获期间设置其他照明条件。可使用成像装置226中的第一摄像机636和第二摄像机638中的一个或两个来捕获图像。因此,图像可包括样品容器104、204和/或被抓持器540抓持的样品容器504的顶部。样品容器504可相对于成像装置226具有不同的姿态(例如,使用枢轴机构756)。

[0068] 可在操作块802处接收图像数据,其中在进一步处理之前,可执行预处理,例如去模糊、伽马校正和径向失真校正。数据驱动的机器学习方法,例如生成对抗网络(GAN)或另一种合适的AI网络,可用于操作块802处的预处理。处理可继续进行到操作块804,其中样品容器504的图像可经历样品容器定位和分类。(该过程针对样品容器504描述,但也适用于样品容器104、204。)定位可以是样品容器504的图像的标注,以指定样品容器504在每个图像内的位置,并且例如,可包括用虚拟框(例如,边界框或像素掩模)包围样品容器504的图像,以隔离样品容器504。可使用基于数据驱动的机器学习的方法,例如卷积神经网络(CNN),来执行分类。

[0069] 可使用YOLOv4或其他图像识别网络或模型来增强CNN。YOLOv4是实时对象检测模型,其通过将对象识别任务分成两个操作来工作。第一操作使用回归以通过边界框识别对象定位,并且第二操作使用分类来确定对象的类别(例如,样品容器104、204或504)。定位可为检测到的样品容器提供边界框。分类确定样品容器的高级特性,例如确定样品容器是否有帽、无帽或者是管顶样品杯(TTSC)。在一些实施例中,分类还确定分类置信度。

[0070] 处理可继续进行至操作块806处的样品容器跟踪,其中,对于每个新检测到的样品

容器,计算机130(例如,通过机器人控制器136和/或表征算法138)可为每个样品容器分配新的轨迹段标识(例如,样品容器所行进的路径的一部分的标识,诸如轨道114的一部分的标识)。可替代地,计算机130可尝试基于检测到的边界框与在运动轨迹上建立的预测边界框之间的重叠区域、分类置信度以及从样品容器的图像的外观得出的其他特征,来将检测到的样品容器与先前图像中建立的现有轨迹段相关联。在可能错过检测而这阻止跟踪的状况下,可利用更复杂的数据关联算法,例如匈牙利算法,来确保跟踪的稳健性。在一些实施例中,深度SORT或其他机器学习算法可用于样品容器跟踪。

[0071] 当轨迹段包含跨多个图像(例如,帧)收集的足够的观察结果时,表征算法138可在操作块808处开始估计更详细的特性。所述特性包括但不限于样品容器高度和样品容器直径、帽颜色、帽形状以及当条形码或其他样品容器识别标记处于成像装置226或成像装置240的视野中时的条形码读数。

[0072] 训练数据驱动的机器学习算法、软件模型和网络可能需要在各种受控(例如,预定)条件下收集图像数据。变化的条件可包括不同的样品容器类型、照明条件(例如,照明强度、照明光谱等)、摄像机光谱属性、曝光时间、样品容器距离和/或姿态、成像装置226和样品容器之间的相对运动等。

[0073] 图9是根据本文描述的一个或多个实施例的用于生成具有不同条件的图像数据的示例性工作流900的示图。参考图9,协调器902被设置用于指导工作流900。在一些实施例中,协调器902可被实现为存储在存储器134(图1)中并由处理器132执行的计算机程序代码。例如,协调器902可在表征算法138中实现。协调器902可被耦接到:机器人控制器136,以用于控制机器人228;照明控制器906,以用于控制照明源642和652的操作;成像控制器139,以用于控制成像装置226和240的操作;以及标注生成器912,其标注捕获的图像,如下所述。具体而言,协调器902可控制工作流900以通过以下方式生成样品容器的图像数据:(1)使用机器人控制器136来定位机器人228和与之耦接的成像装置226;(2)使用照明控制器906以利用照明源642和/或652来照明样品容器(例如,使用期望的照明强度、照明光谱等);(3)使用成像控制器139以指示成像装置226和/或240捕获样品容器的图像(例如,图像数据914)(例如,使用期望的曝光时间或其他成像参数);以及(4)使用标注生成器912生成标注捕获图像(例如,标注图像数据916)。如下文将进一步描述的,协调器902还可指示标注生成器912存储用于一个或多个图像的标注,并在一个或多个后续捕获的图像上重新使用存储的标注。另外,在一些实施例中,协调器902可指导标注生成器912的重新训练。

[0074] 例如,待表征的样品容器104、204或504中的一个或多个的位置可被存储在机器人控制器136或表征算法138中的至少一者中。在一些实施例中,表征包括标注或识别样品容器的图像。例如,待表征的样品容器204可位于托盘212A(图2)中。机器人控制器136可生成信号或指令,其使得机器人228取回样品容器204并将样品容器中的各个样品容器定位在相对于成像装置226(或成像装置240)的特定位置或定向(例如,姿态),使得成像装置可捕获样品容器(例如,样品容器204)的图像。例如,所述特定位置可包括与成像装置226(或240)的预定距离、相对于成像装置226(或240)的预定姿态(例如,角度)以及在成像期间样品容器和成像装置226(或240)之间的相对移动。

[0075] 照明控制器906管理照明源642、652的照明强度和/或光谱。在一些实施例中,照明控制器906可在成像控制器139中实现。表征算法138可生成指令或成像需求,其可由照明控

制器906翻译,以生成控制照明源642、652和/或摄像机636、638的指令。图像控制器139可指示摄像机636、638生成图像数据914,该图像数据914可以是表示在由照明控制器906建立的照明条件下的样品容器204的捕获图像的数字数据。

[0076] 标注生成器912可识别图像中的对象并标记所述对象。在一些标注过程期间,可能会在图像内生成边界框,其中,该边界框包括待识别的一个或多个对象。这些对象可被识别或分类为类别或实例。例如,标注生成器912可用于将样品容器识别为图像中的一类对象。在其他实施例中,可使用分割来识别特定实例,例如图像中的样品容器的类型。标注生成器912可使用除边界框之外的工具。例如,标注生成器912可使用多边形分割、语义分割、3D长方体、关键点和界标或者线和样条。然后可使用标注来创建样品容器识别的训练数据集。在一些实施例中,标注生成器912可包括深度学习网络,例如通用卷积神经网络(CNN)。示范性网络包括Inception、ResNet、ResNeXt、DenseNet等,但也可采用其他CNN和/或AI架构。下面参考图10进一步描述标注生成器912的训练。

[0077] 标注生成器912可通过利用先前标注的数据来生成由图像数据914表示的样品容器的图像的预测标注,如本文进一步所述。标注生成器912由图像数据914生成标注图像数据916。然后,标注图像数据916可被反馈到标注生成器912,以用于进一步标注和/或标注生成器912的进一步训练。在一些实施例中,可执行第一图像中的一个或多个对象的第一标注,继之以在第二图像上重复使用第一标注,而执行第二图像中的该一个或多个对象的第二标注。例如,在第一和第二图像的捕获之间,照明强度、照明光谱、姿态或另一条件可能会变化,但第一图像的标注可用于标注第二图像,如下文参考图11进一步描述的(例如,如果由于成像装置226通过机器人228的精确定位,预期样品容器在两个图像中处于相同的位置)。标注生成器912可通过该过程来训练,或者标注生成器912可通过该过程使其训练得到更新。

[0078] 如由标注生成器912执行的图像标注可包括用标签标注样品容器的图像的任务。在一些实施例中,一些标注可另外涉及人力驱动的任务。标签可在机器学习的编程期间预先确定,并被选择成给予计算机视觉模型(例如,表征算法138)关于图像中的对象的信息。标注期间的示范性考虑包括可能的命名和分类问题、表示被遮挡的对象(例如,被遮挡的管或存储在管中的被遮挡样品)、标记无法识别的图像部分以及其他考虑。

[0079] 通过标注生成器912标注样品容器104、204或504的图像可包括通过将边界框应用于对象中的某些对象,而将多个标签施加于样品容器的图像中的对象。例如,帽、管和识别标记可通过边界框来界定。该过程可重复,并且根据所需的分类,每个图像中的标签量可变化。某些分类可能只需要一个标签来表示整个图像的内容(例如,图像分类)。其他分类可能需要在单个图像内标注多个对象,其各自具有不同的标签(例如,不同的边界框)。例如,可能需要标注帽、管和识别标记中的至少两者,以分类某些类型的样品容器。

[0080] 机器人228和样品容器104、204或504之间的定位的可重复性使得能够实现上述标注样品容器的图像中的对象的方法。例如,可在照明良好的照明条件下,利用机器人228和样品容器204之间的缓慢移动来捕获图像序列,这使得以自动或半监督方式的标注相对容易。另外,通过在多个已知位置或样品容器定向捕获相同样品容器的图像,可以使用立体视觉或多视角立体视觉来提取样品容器的高分辨率深度信息。立体图像使得能够重建样品容器104、204或504的三维图像(3-D图像),以及提供用于区分样品类别的详细特征,这可能有

助于使标注过程自动化。例如,一些具有黑色/灰色中心和白色外环的带帽样品容器在利用单个自上而下的图像(例如,沿z方向捕获的图像)观察时可能看起来与未带帽的样品容器几乎相同,使得可能需要利用常规系统的手动标注。在一些实施例中,可基于3-D图像自动识别地面实况(ground truth)。

[0081] 对于样品容器定位,标注可为图像中的每个样品容器的边界框或二进制掩模。对于样品容器跟踪,标注可为跨图像序列的保持位置中的每个样品容器的唯一标识符。然后,这些标注可基于机器人228和/或成像装置226相对于先前标注的图像序列的位置,以自动方式传播到在不同成像条件下获取的另一图像序列,所述不同成像条件例如不同的光照条件、运动轮廓、观察位置(例如,姿态)以及其他成像条件。标注生成器912可在这些图像上训练,使得训练为迭代过程。

[0082] 如上所述,实验室系统100可使用不同类型的样品容器104、204或504,例如来自不同的制造商。实验室系统100应知道样品容器104、204或504的类型,以便适当地运输样品容器104、204或504并且处理样品。机器人(例如,机器人228)和样品载体112可具有用于运输不同类型的样品容器104、204或504的特定硬件和过程。例如,机器人228可抓持不同于第二类型的样品容器的第一类型的样品容器。另外,实验室系统100可根据样品容器的类型而利用不同类型的样品载体112。因此,对于实验室系统100重要的是识别样品容器。

[0083] 本文描述的实验室系统100使用视觉系统,例如成像装置226,来捕获样品容器104、204或504的图像。表征算法138分析由成像装置226(或成像装置240)生成的图像数据,以识别和/或分类样品容器。其他成像装置可捕获样品容器的图像,并且表征算法138可分析由这些成像装置生成的图像数据。

[0084] 表征算法138可包括AI模型,其被配置成表征不同类型的样品容器及其相应的管和/或帽的变型。随着新类型的样品容器被引入到实验室系统100中,表征算法138中的AI模型应更新,以便能够分类该新类型的样品容器。如前所述,在常规的实验室系统中重新训练AI模型可能昂贵且耗时。本文描述的实验室系统100通过如本文所述训练标注生成器912克服了新样品容器分类的问题。

[0085] 在另一个示例中,实验室系统100可从制造商接收新样品容器类型。在一些实施例中,新类型的样品容器可被装载到托盘212A(图2)中。新样品容器的每个特质可类似于已在其上训练表征算法138(例如,包括标注生成器912)的特定样品容器的特质。例如,新的样品容器204可具有与已在其上训练表征算法138的样品容器相同的管材料,但具有不同的帽形状。已在其上训练表征算法138的另一种样品容器类型可具有与新样品容器类型相同的帽类型,但具有不同的管材料。表征算法138(和标注生成器912)可在新的样品容器上训练(例如,通过采用来自先前图像的一个或多个标注来标注新样品容器类型的图像,并且随后重新训练标注生成器912)。

[0086] 在一些实施例中,用户可接收新类型的样品容器或者尚未被适当地识别的样品容器,并且将该样品容器装入到托盘212中的一个中,例如托盘212A(图2)。例如,用户可经由第四滑动装置214D将托盘212A滑入到样品处理机106中。当第四滑动装置214D滑入到样品处理机106中时,第四滑动装置传感器220D可检测到该移动并可捕获标记205的图像,这可指示托盘212A包含新的样品容器。在其他实施例中,用户可经由工作站140(图1)输入数据,该数据指示新的样品容器位于托盘212A中。在一些实施例中,托盘212A还可包含类似的样

品容器,其可被成像并用于训练标注生成器912。

[0087] 表征算法138通过使用协调器902(图9)可向机器人控制器136传输指令,该指令使得机器人228移动到预定位置,因此成像装置226可捕获样品容器104、204或504的图像。这些图像可由第一摄像机636和第二摄像机638中的一个或两个并且在不同的成像条件下捕获。例如,可在由表征算法138和成像控制器139确定的不同照明和摄像机条件下捕获图像。

[0088] 在一些实施例中,机器人228可抓持样品容器并从托盘212A提取样品容器,如图5中所示。然后,成像装置226可捕获样品容器的图像。在一些实施例中,机器人228可将样品容器返回到托盘212A并重新抓持样品容器,因此样品容器相对于成像装置226处于不同的定向。然后,成像装置226可捕获新的图像,以用于如本文所述的处理。参考图7,机器人228可经由副臂754相对于成像装置226旋转样品容器。然后,成像装置226可在不同定向捕获样品容器的图像。在一些实施例中,当样品容器相对于成像装置226旋转时,成像装置226可捕获样品容器的图像。旋转速率可以是本文描述的成像条件之一。

[0089] 第二摄像机638(图6)可从样品容器的顶部捕获图像,这类似于上面关于第一摄像机636描述的方法。在一些实施例中,当第二摄像机638捕获样品容器的图像时,机器人可相对于样品容器移动成像装置226。成像装置226相对于样品容器的移动可以是本文描述的成像条件之一。

[0090] 由成像装置226生成的图像数据可用于更新、训练或重新训练表征算法138。例如,可使用图像数据来更新表征算法138中的AI模型。在一些实施例中,更新或重新训练包括训练标注生成器912或更新标注生成器912的训练,如下所述。

[0091] 现在参考图10,其图示了更新诊断实验室系统(例如,实验室系统100)的标注生成器(例如,标注生成器912)的训练的方法1000的流程图。该方法包括在块1002处在诊断实验室系统中提供成像装置(例如,成像装置226),其中,该成像装置可在诊断实验室系统内可控地移动。方法1000包括在块1004处,使用成像装置捕获诊断实验室系统内的第一图像,该第一图像以至少一种成像条件(例如,预定的照明强度、照明光谱、样品容器姿态、曝光率、图像装置和/或样品容器速度等)捕获。方法1000包括在块1006处,使用标注生成器执行第一图像的标注,以生成第一标注图像。例如,在一些实施例中,标注可包括用虚拟框或其他形状(例如,边界框或像素掩模)来包围样品容器的图像,以隔离样品容器。

[0092] 方法1000包括在块1008处,使用第一标注图像来更新标注生成器的训练。标注生成器训练可基于待训练的特定算法来实现。对于样品容器检测任务,标注生成器912例如可基于训练中的检测算法来标注样品容器的边界框。对于样品容器分类/识别任务,标注生成器912可基于训练中的分类算法来标注样品容器的类别/类型。对于语义分割任务,标注生成器912可在像素级别上为输入图像内的每个对象区域生成标注掩模。由于标注发生在像素级别上,因此标注区域可以是任何不规则形状(例如,像素级掩模、多边形、轮廓、样条),而不是呈方形、矩形、圆形或椭圆形形状的预定边界框。在一些实施例中,标注生成器912可同时训练一个或多个任务。由标注生成器912生成的标注可与输入图像一起用于进行算法/模型训练的下一代迭代,并且更新的算法/模型可被标注生成器912用于在不同成像条件(例如,不同的照明强度、照明光谱、样品容器姿态、曝光率等)下标注新的输入图像。然后,可利用标注和这些新的输入图像进行下一代训练迭代。在一些实施例中,标注生成器912可通过使用机器学习方法来实现,因此它可通过训练迭代来学习处理越来越具有挑战性的条

件。例如,标注生成器912可被实现为深度神经网络算法。在一些实施例中,标注生成器912可包括深度学习网络,例如通用卷积神经网络(CNN)。示范性网络包括Inception、ResNet、ResNeXt、DenseNet等,但也可采用其他CNN和/或AI架构。训练可连续地、周期性地或在任何合适的时间执行。可在诊断实验室系统100在线(例如,在使用中)或离线时执行训练。

[0093] 现在参考图11,其图示了训练诊断实验室系统(例如,实验室系统100)的标注生成器(例如,标注生成器912)的另一示范性方法1100的流程图。该方法1100包括在块1102处在诊断实验室系统中提供成像装置(例如,成像装置226),其中,该成像装置可在诊断实验室系统内可控地移动。例如,成像装置226可被固定到机器人228并随之移动。方法1100包括在块1104处,使用成像装置捕获样品容器(例如,样品容器104、204或504)的第一图像,该第一图像以一成像条件捕获。在一个示范性实施例中,该成像条件可以是照明强度。例如,可在照明良好的条件下捕获第一图像,标注生成器912先前已在该条件下训练。其他示范性成像条件可包括照明强度、照明光谱、样品容器和/或成像装置速度、成像装置与一个或多个样品容器之间的相对位置和角度、成像装置曝光、成像装置镜头属性(例如,焦距、光圈和景深)等。

[0094] 方法1100包括在块1106处执行第一图像的标注,以生成第一标注图像。例如,标注生成器912可使用边界框、像素掩模等来标注图像。如果与第一图像一起使用的成像条件是标注生成器912先前训练的成像条件,则由标注生成器912提供的标注应非常准确。

[0095] 方法1100包括在块1108处将第一成像条件更改为第二成像条件。例如,在照明良好的第一图像的实施例中,该成像条件可以是在捕获第二图像之前降低照明强度。其他成像条件也可被改变。方法1100包括在块1110处使用成像装置以第二成像条件捕获样品容器的第二图像。方法1100包括在块1112处执行第二图像的标注,以生成第二标注图像。在一些实施例中,标注生成器912可使用与第一图像一起使用的相同标注。例如,如果更改的成像条件是照明强度(或照明光谱),则由机器人228提供的精确控制允许成像装置226定位在完全相同的观察位置,以在完全相同的样品容器的托盘上拍摄第二图像。由于在第一和第二图像的捕获期间除光照强度(或光谱)之外的所有(或大多数)条件都相同,因此用于第一图像的标注可作为第二图像的标注。利用标注和第二组图像,可改进(例如,重新训练)标注生成器,以标注在降低光照条件(例如,半强度)、不同照明光谱或任何更改的图像条件下拍摄的图像。方法1100包括在块1114处使用至少第一标注图像和第二标注图像来训练标注生成器。例如,第一标注图像和第二标注图像两者都可包括在用于训练标注生成器912的训练图像集中。训练可连续地、周期性地或在任何合适的时间执行。

[0096] 方法1100包括在块1116处将第二成像条件更改为第三成像条件。例如,该成像条件可包括照明强度、照明光谱、样品容器和/或成像装置速度、样品容器姿态、曝光率等。方法1100包括在块1118处使用成像装置以第三成像条件捕获样品容器的第三图像。如同第一和第二图像,在一些实施例中,可采用成像装置226来捕获第三图像。

[0097] 方法1100包括在块1120处,使用标注生成器执行第三图像的标注,以生成第三标注图像。在一些实施例中,标注生成器912可使用与第一图像或第二图像一起使用的相同标注。例如,如果更改的成像条件是照明强度(或照明光谱或曝光率等),则由机器人228提供的精确控制允许成像装置226定位在与用于第一和第二图像的完全相同的观察位置,以拍摄第三图像。同样,可在图像之间提供成像装置226相对于样品容器的位置的精确改变。以

此方式,用于第一或第二图像的标注可作为第三图像的标注。利用标注和第三图像,可重新训练标注生成器,以标注在不同成像条件下拍摄的图像,例如降低的光照、不同的照明光谱、不同的样品容器姿态、不同的曝光率等。

[0098] 方法1100包括在块1122处使用至少第三标注图像来进一步训练标注生成器912。如前所述,训练可连续地、周期性地或在任何合适的时间执行。

[0099] 利用标注以及第一、第二和第三图像,可重新训练标注生成器912,以标注在不同条件下拍摄的图像(例如,降低的光照、不同的照明光谱、样品容器和成像装置之间的不同速度、不同的样品容器姿态、不同的曝光率等)。如此,标注生成器912本身可以是样品表征算法138的一部分,并且可迭代训练,以处理越来越多的变化。也就是说,成像装置226的可控移动允许使用在第一组条件下拍摄的第一组图像的标注来标注在第二组条件(例如,不同的照明强度、不同的照明光谱、不同的运动轮廓、不同的样品容器位置等)下拍摄的第二组图像。这可扩展到第三、第四、第五或其他数量的图像集和/或成像条件。上述过程可用于训练标注生成器912,以使用实际部署的诊断实验室系统内的变化很大的成像条件,来标注样品容器、样品容器保持器或其他图像特征的图像。

[0100] 图12A-12I图示了根据本文提供的实施例的示例性图像和图像标注。参考图12A,示出了样品容器1204的图像1202。样品容器1204可类似于先前描述的样品容器104、204或504,并且包括管1205、帽1206和标签1208。样品容器1204被支撑在载体1210上。图12B图示了图像1202的样品容器1204的边界框标注1212的示例,而图12C图示了样品容器1204的像素掩模标注1214的示例。也可采用其他标注类型。

[0101] 图12D图示了在第一成像条件(例如,第一照明强度)下拍摄的第一图像1220a的示例。图12E图示了基于第一图像1220a的第一标注图像1220b的示例(例如,使用边界框1212a或其他合适的标注)。例如,第一成像条件可以是标注生成器912被训练的条件,使得第一图像1220a的标注1212a高度准确。图12F图示了在与用于第一图像1220a的第一成像条件不同的第二成像条件下拍摄的第二图像1222a的示例。例如,第二图像1222a可使用不同的照明强度、照明光谱、样品容器和/或成像装置速度、成像装置226和样品容器1204之间的相对位置和角度、成像装置曝光、成像装置镜头属性(例如,焦距、光圈、景深)等来拍摄(如图12F和12G中的淡阴影所表示的)。图12G图示了基于第二图像1222a并且使用如前所述的第一标注图像1220b的标注1212a的第二标注图像1222b的示例。图12H图示了在不同于一或第二成像条件的第三成像条件下拍摄的第三图像1224a的示例(如图12H和12I中的中等阴影所表示的)。最后,图12I图示了基于第三图像1224a并且使用第一标注图像1220b或第二标注图像1222b的标注1212a的第三标注图像1224b。利用标注的第二和/或第三图像1222b、1224b,可重新训练标注生成器912,以标注在不同成像条件下拍摄的图像,例如不同的照明强度、照明光谱、样品容器和/或成像装置速度、成像装置与一个或多个样品容器之间的相对位置和角度、成像装置曝光、成像装置镜头属性(例如,焦距、光圈、景深)等。

[0102] 图13A-13F图示了根据本文提供的实施例的附加的示例性图像和图像标注。参考图13A,示出了托盘1306中的多个样品容器1204的图像1302。样品容器1204可类似于先前描述的样品容器104、204或504。图13B图示了图像1302的样品容器1204的边界框标注1212的示例。图13C图示了样品容器1204的掩模标注1312a和1312b的示例,其识别出样品容器的不同特性(例如,有帽或无帽、不同的帽颜色、不同的帽类型等)。也可采用其他标注类型。

[0103] 图13D图示了在第一成像条件(例如,第一照明强度)下拍摄并使用针对每个样品容器1204的顶部的掩模标注的第一标注图像1320的示例。例如,第一成像条件可以是训练标注生成器912的条件,使得第一标注图像1320的标注高度准确。图13E图示了在与用于第一标注图像1320的第一成像条件不同的第二成像条件下拍摄的第二标注图像1322的示例。例如,第二标注图像1322可使用不同的照明强度、照明光谱、样品容器和/或成像装置速度、成像装置226和样品容器1204之间的相对位置和角度、成像装置曝光、成像装置镜头属性(例如,焦距、光圈、景深)等来拍摄(如图13E中的淡阴影所表示的)。在一些实施例中,第二标注图像1322可使用如前所述的第一标注图像1320的标注。图13F图示了在不同于一或第二成像条件的第三成像条件下拍摄的第三标注图像1324的示例(如图13F中的中等阴影所表示的)。在一些实施例中,第三标注图像1324可使用第一标注图像1320或第二标注图像1322的标注。利用标注的第二和/或第三图像1322、1324,可重新训练标注生成器912,以标注如上所述在不同成像条件下拍摄的图像。

[0104] 虽然主要关于成像装置226描述了图像捕获,但将理解的是,可使用成像装置240或任何其他合适的成像装置。

[0105] 如上所述,可训练标注生成器912,以标注在不同图像条件下拍摄的图像。这样的标注可允许更准确地表征样品容器并且允许通过基板处理器106和/或机器人228的改进的基板处理。在一个或多个实施例中,可使用由标注生成器912标注的图像来识别样品容器,并且机器人228或另一机器人可基于由标注生成器912标注的图像来定位和/或使用,以运输样品容器。

[0106] 虽然本公开易于具有各种修改和替代形式,但是特定的方法和装置实施例已在附图中通过示例的方式示出并在本文中详细描述。然而,应当理解,本文公开的特定方法和设备并非旨在限制本公开。

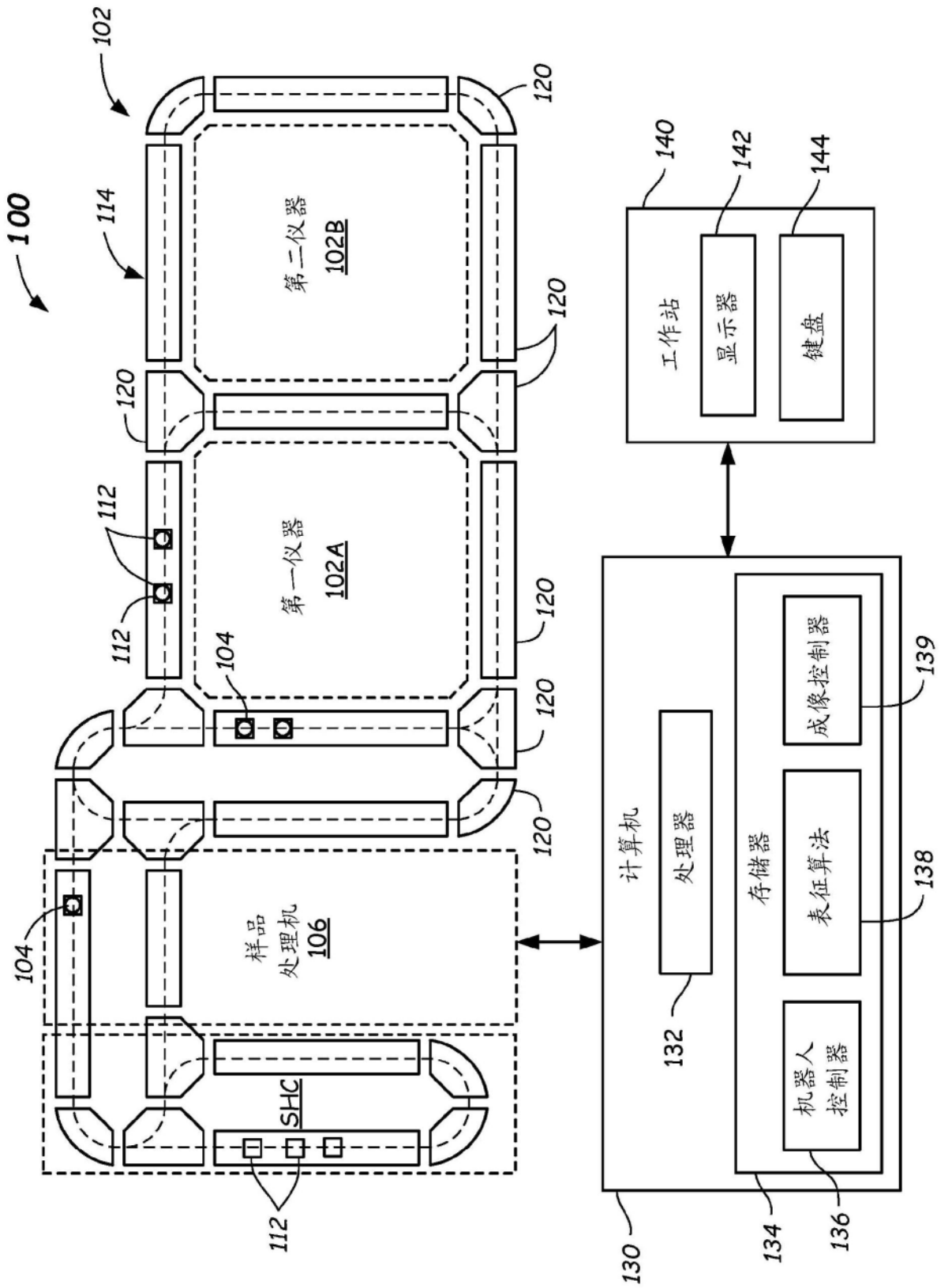


图1

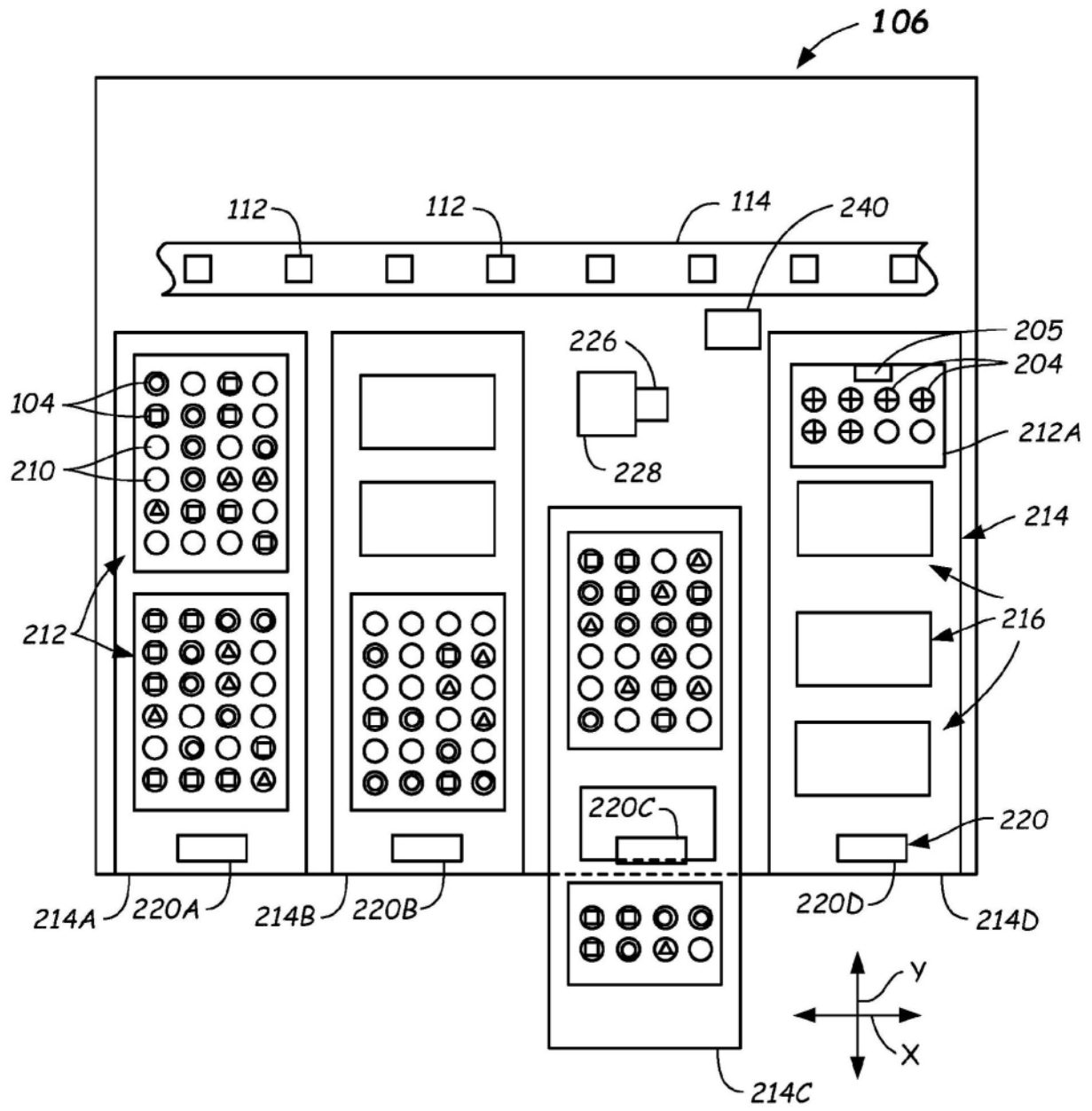
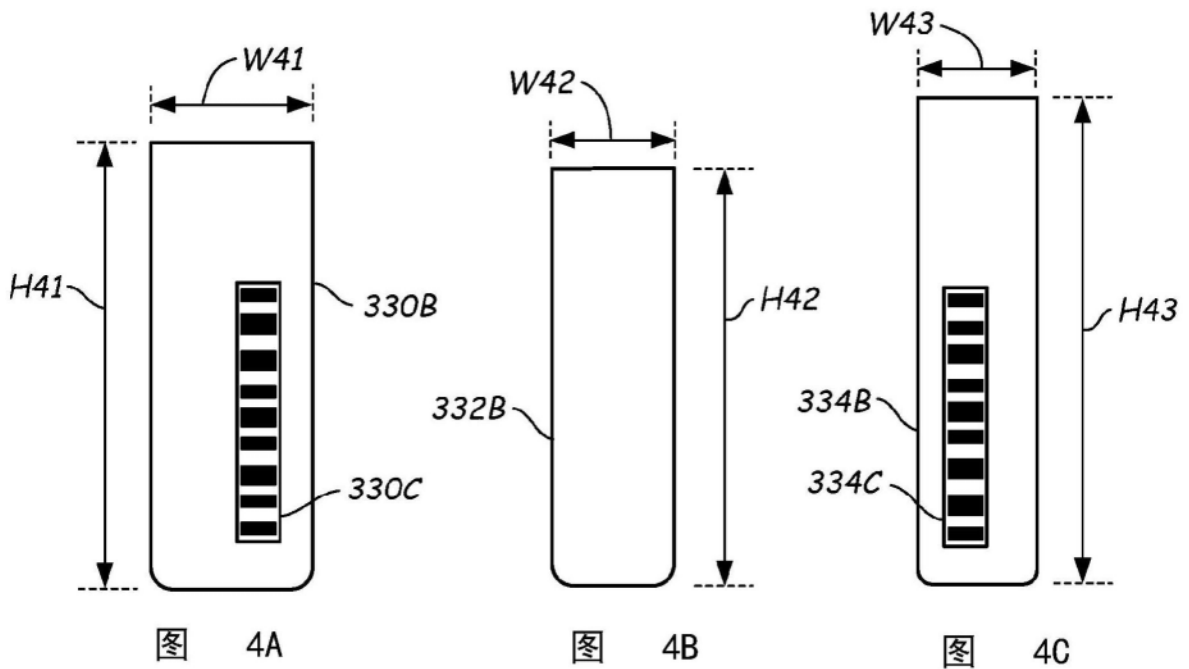
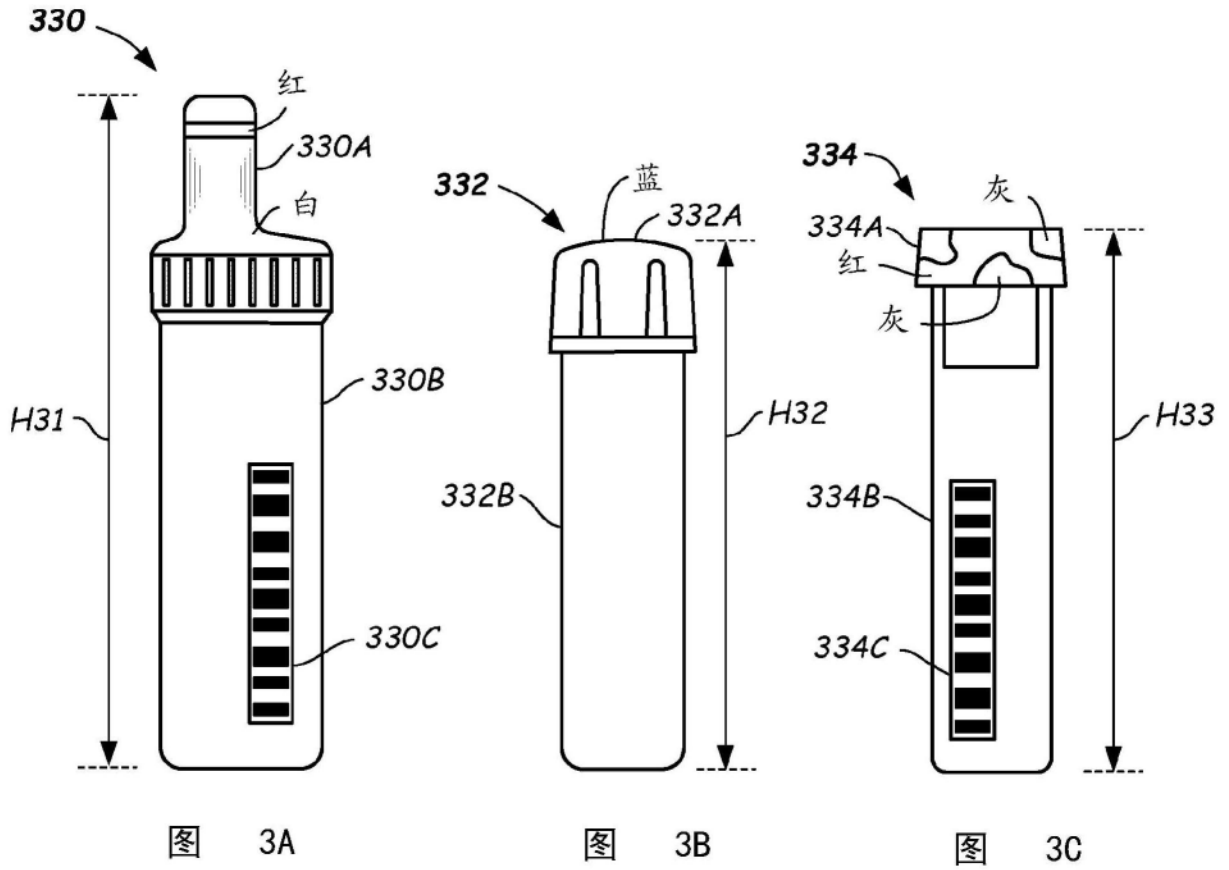


图2



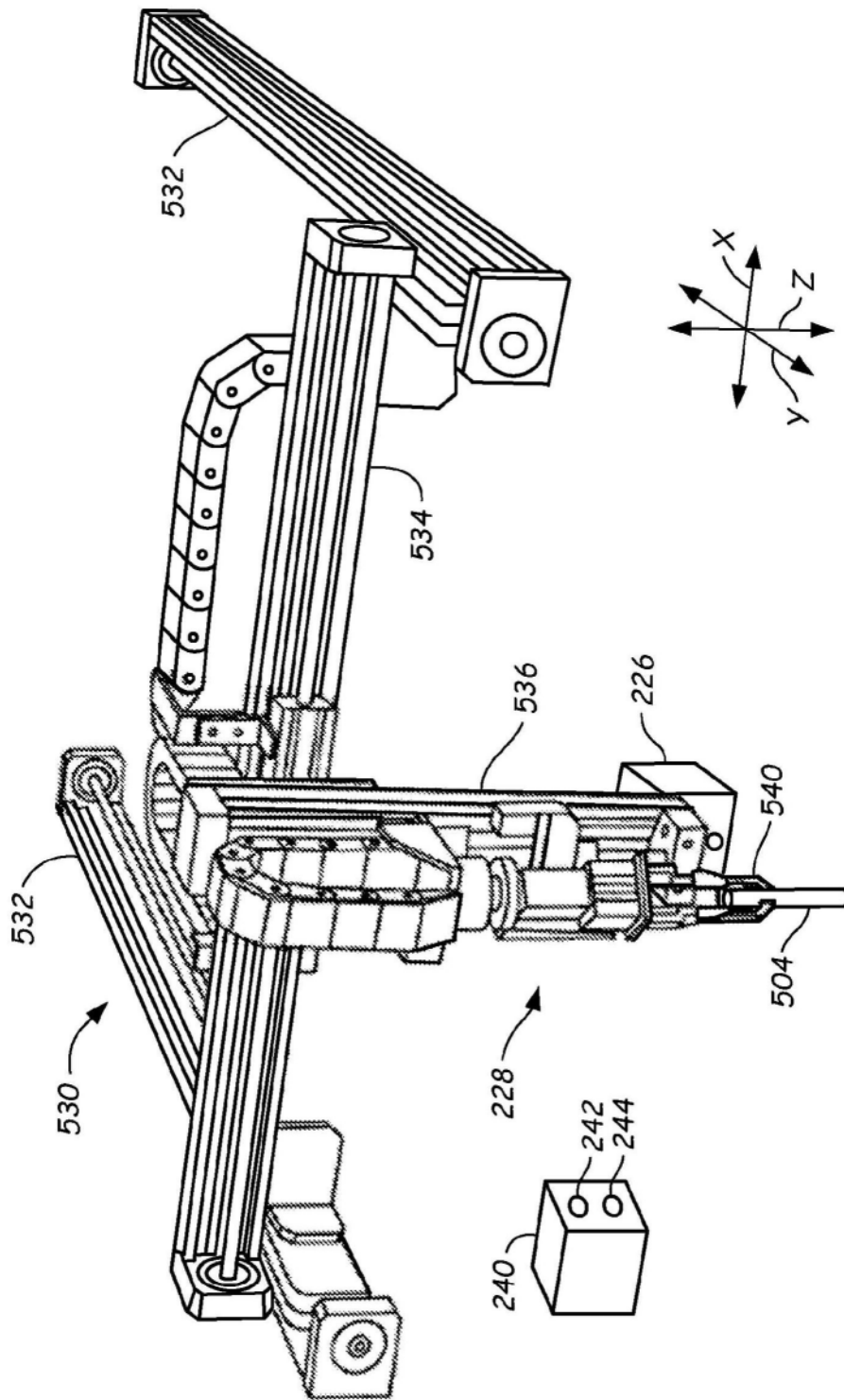


图5

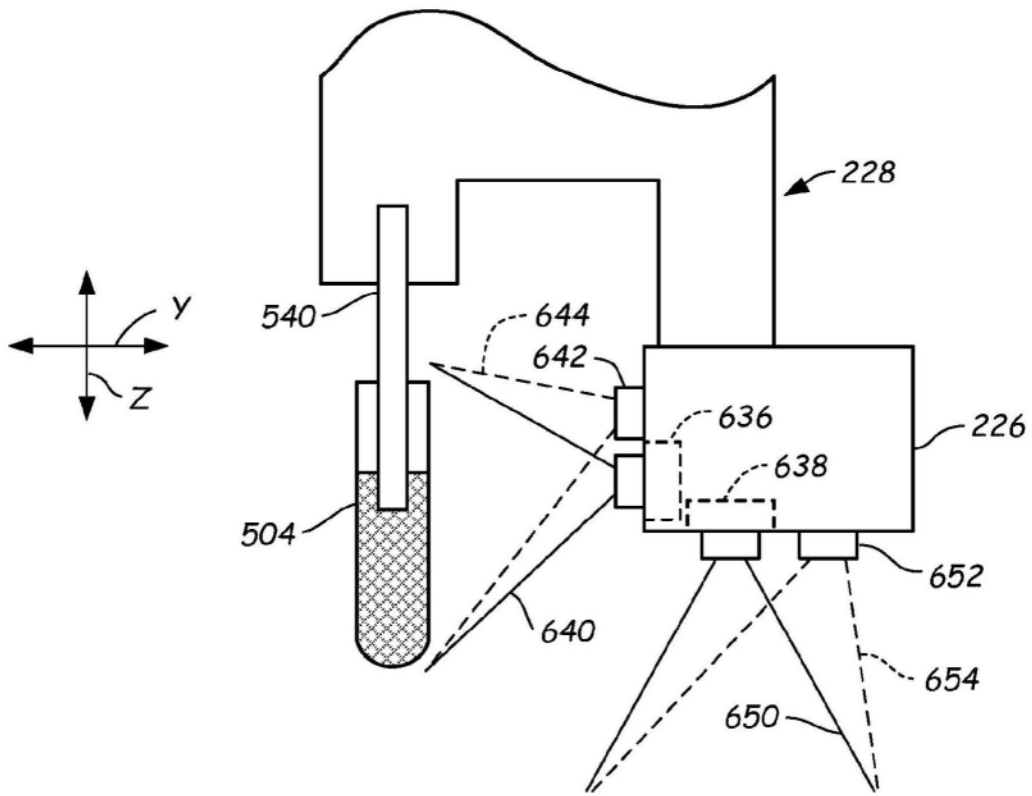


图6

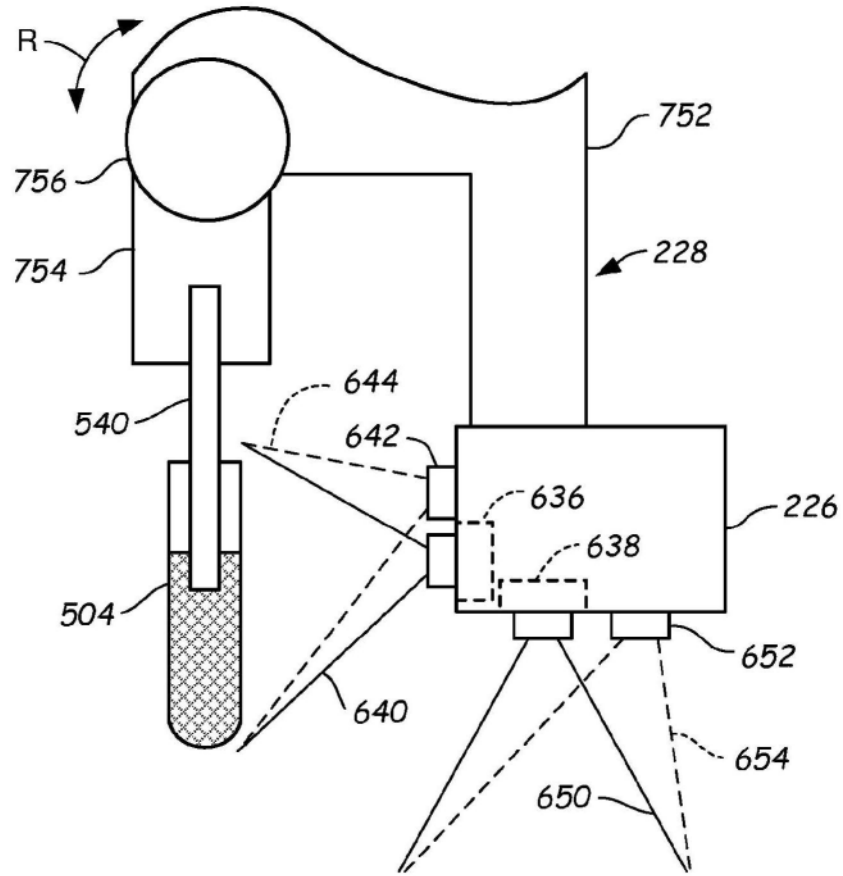


图7

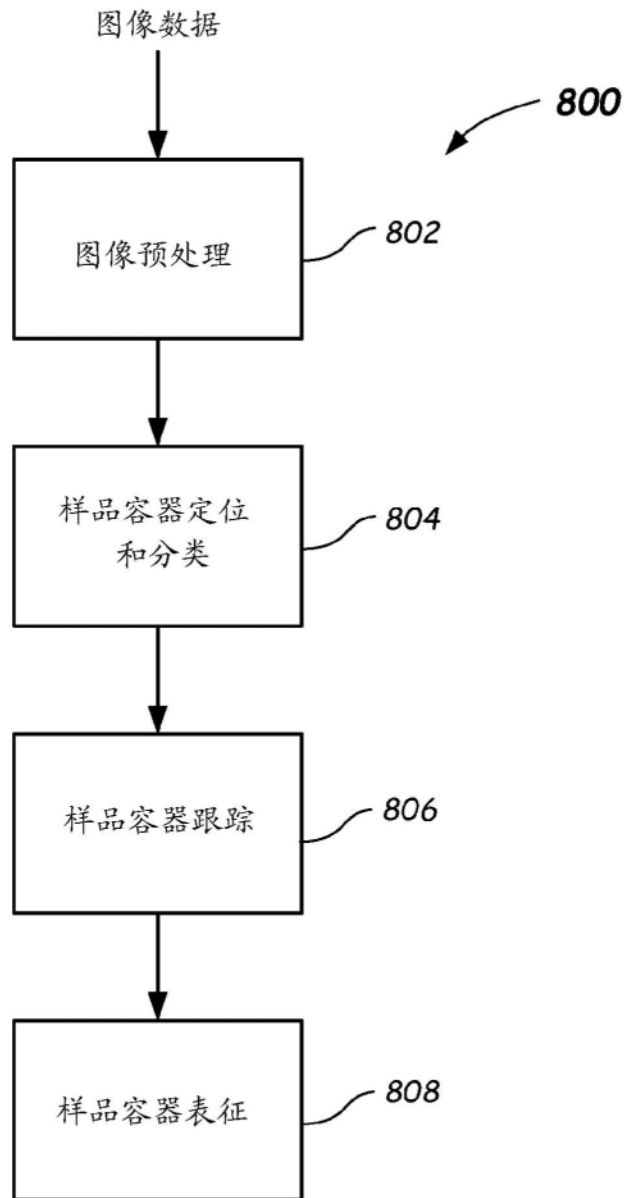


图8

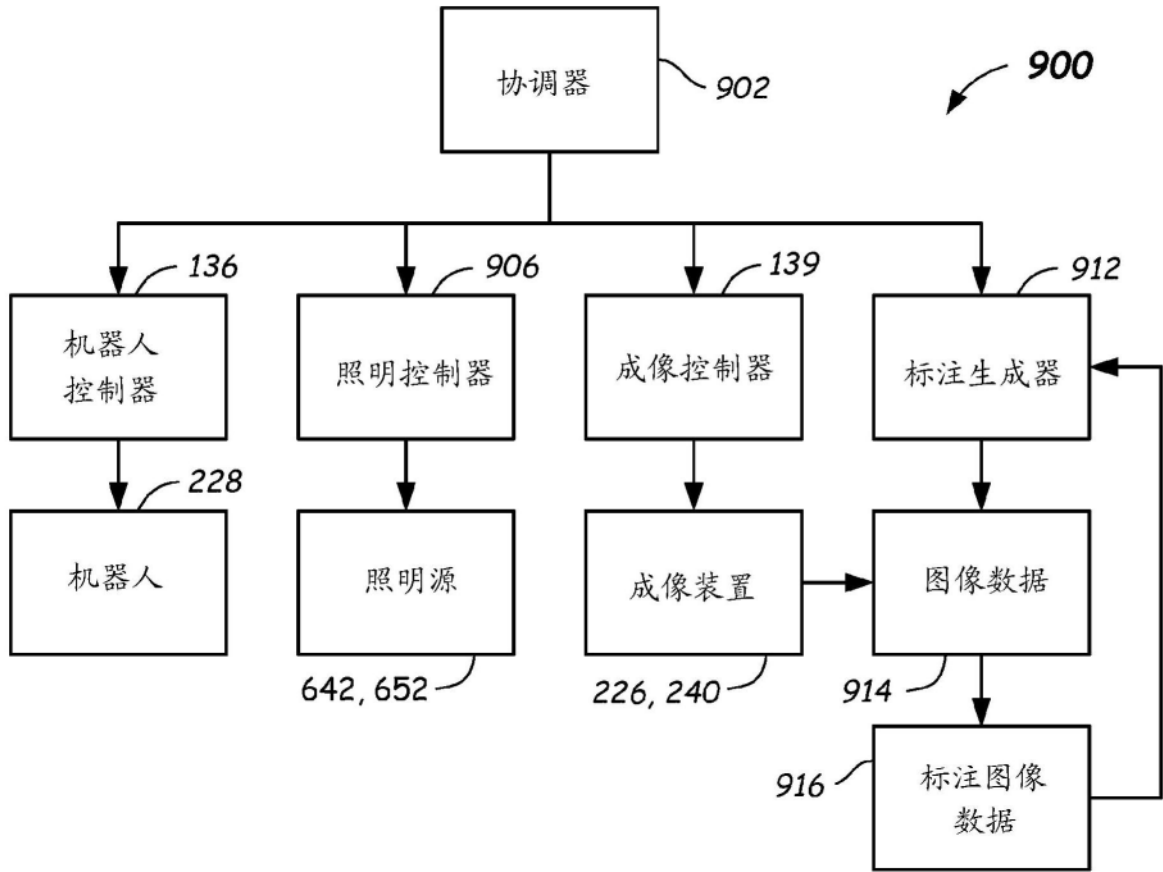


图9

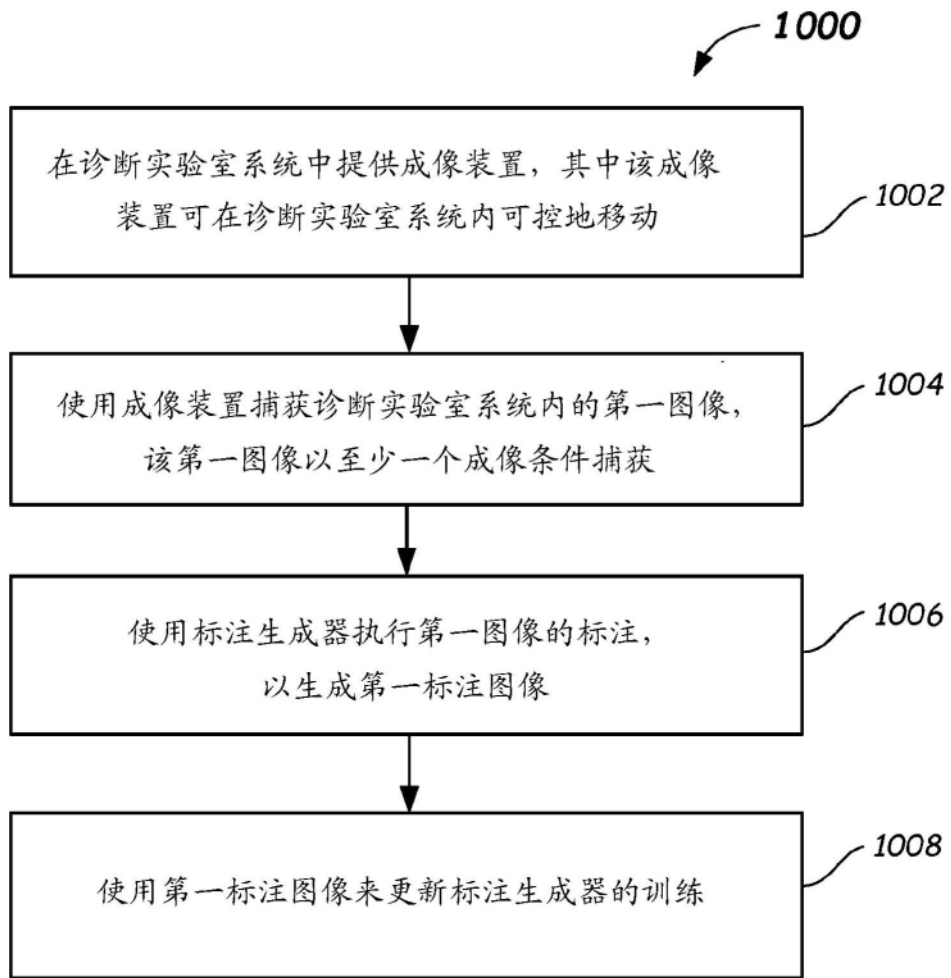


图10

1100

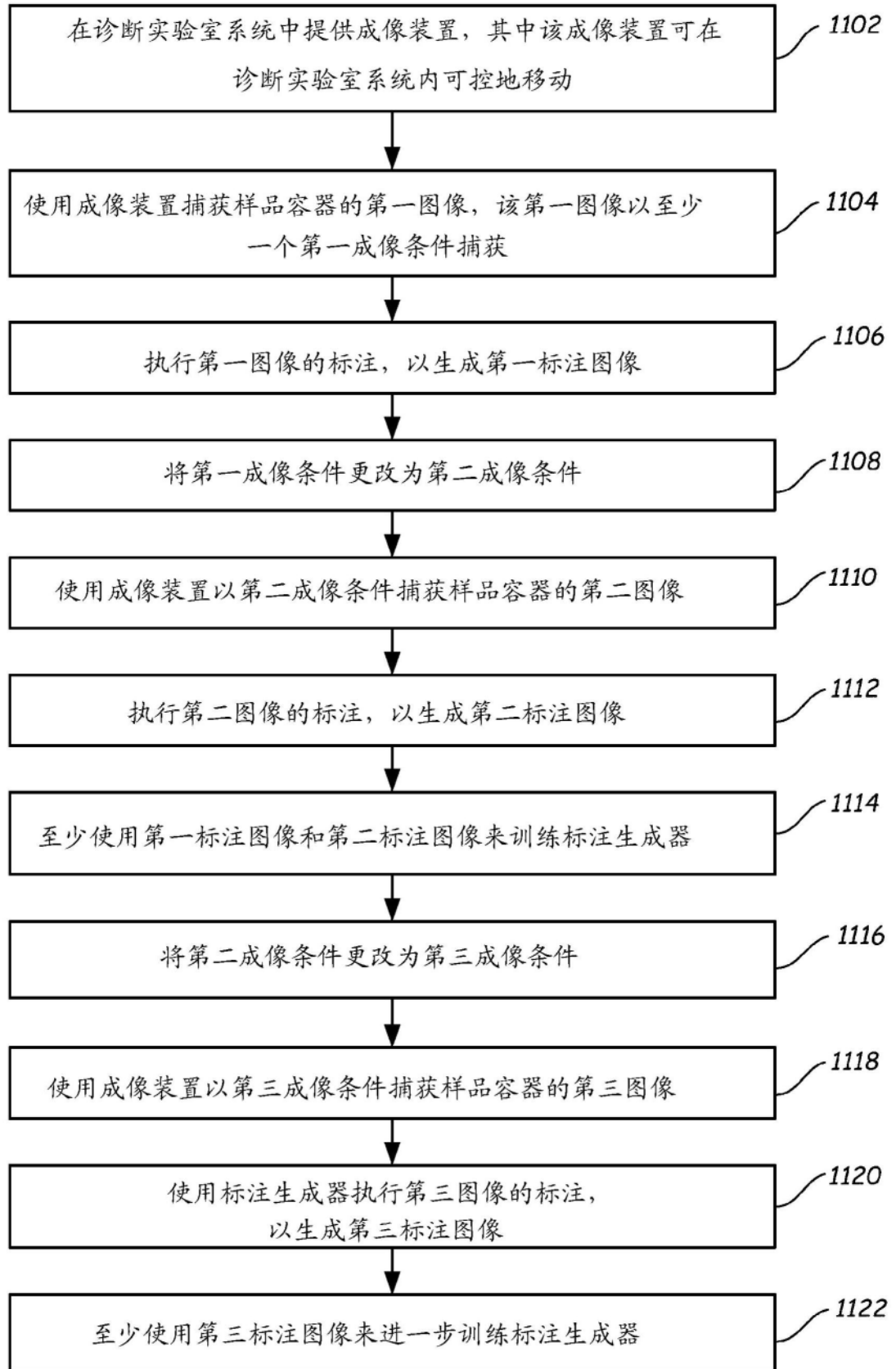


图11

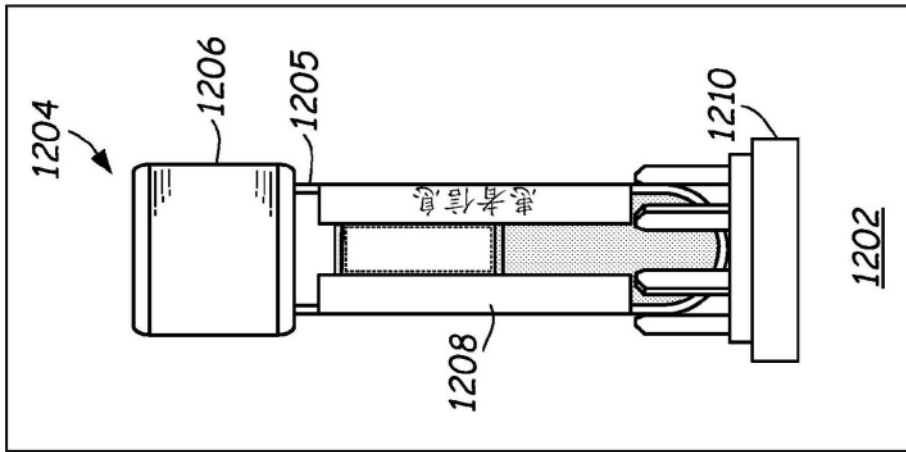


图12A

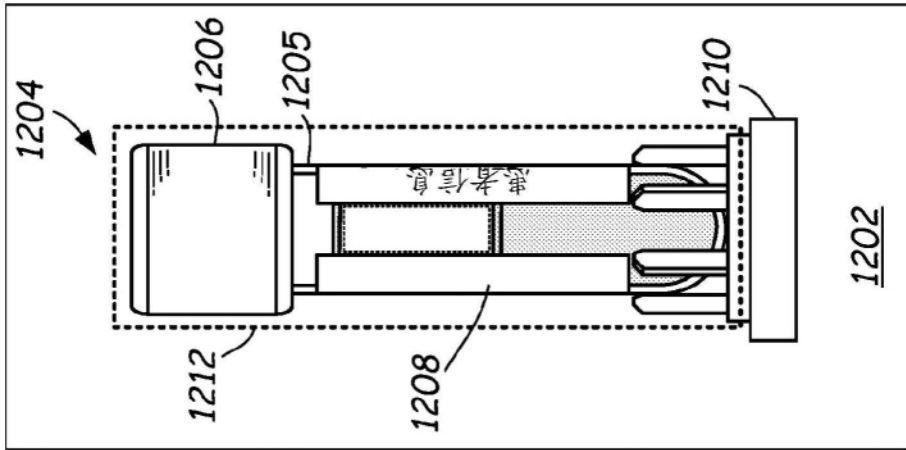


图12B

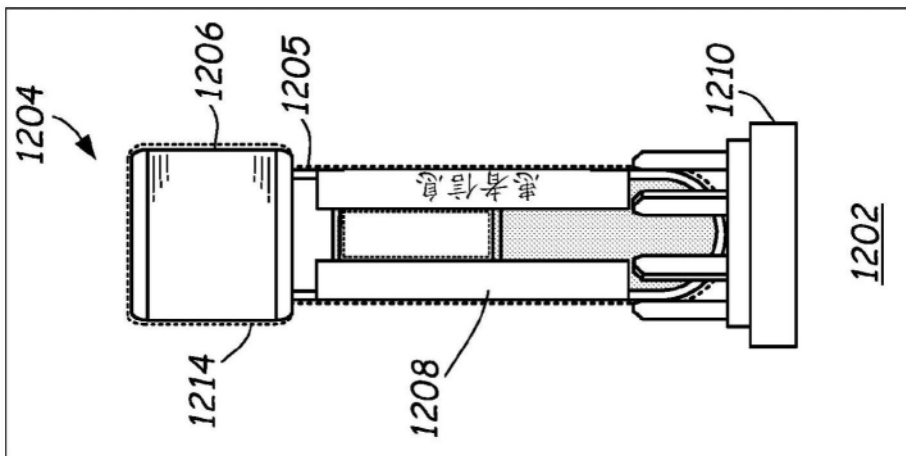


图12C

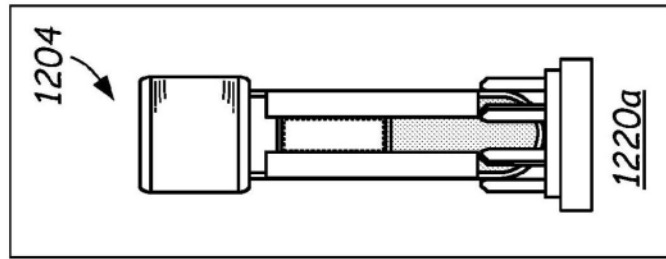


图12D

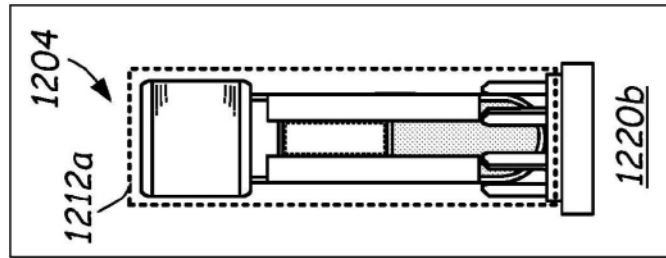


图12E

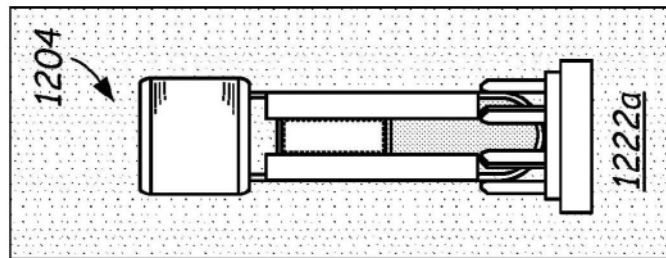


图12F

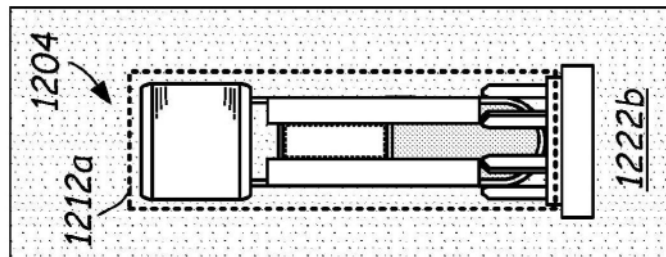


图12G

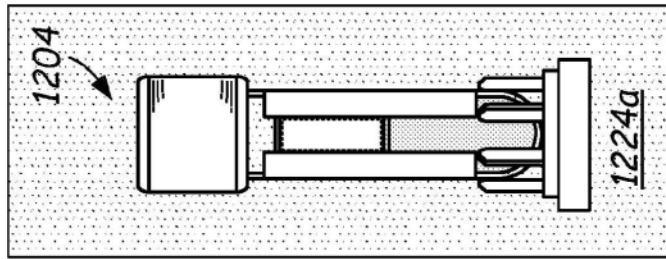


图12H

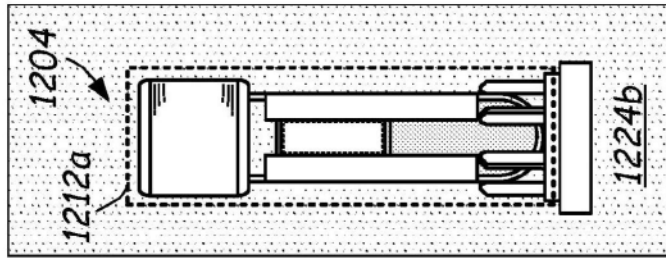


图12I

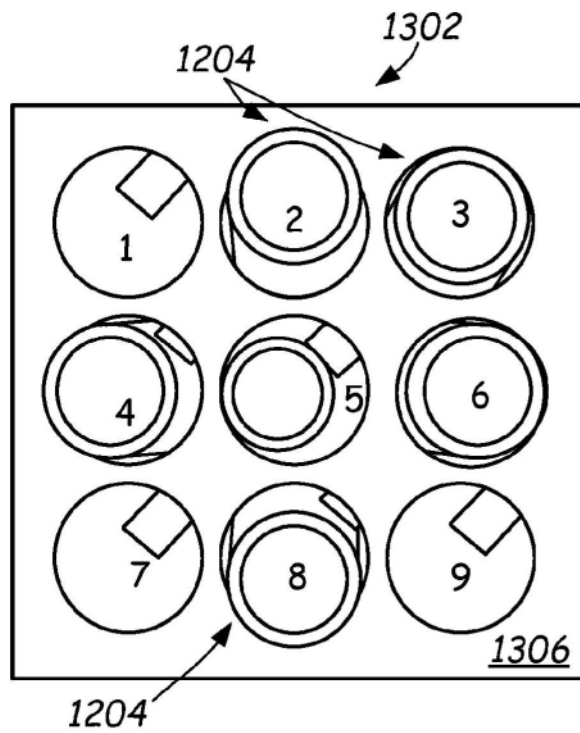


图13A

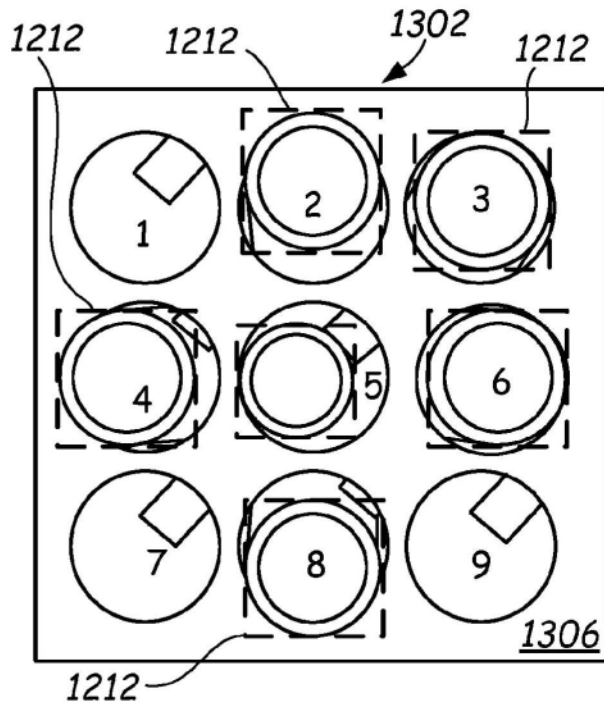


图13B

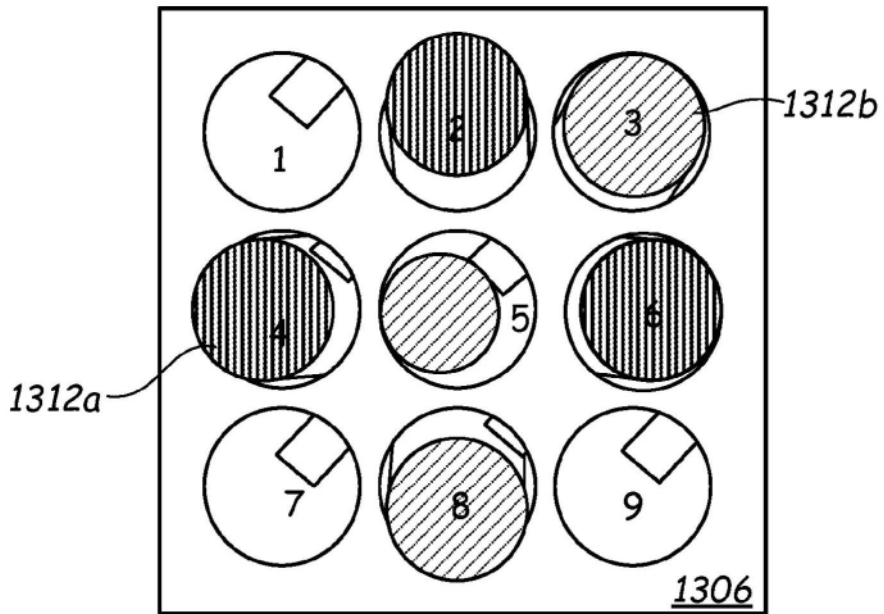


图13C

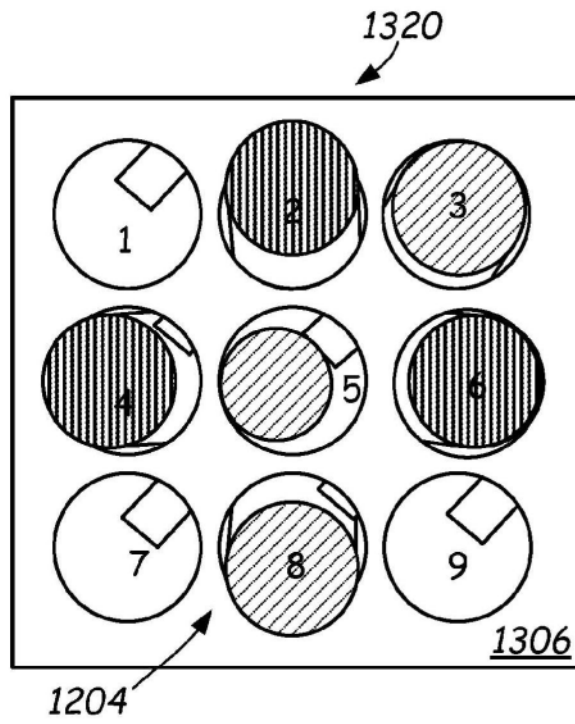


图13D

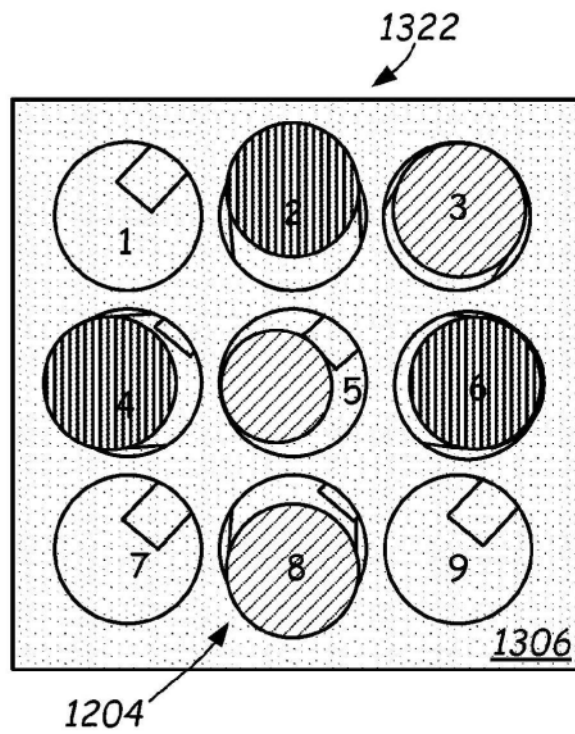


图13E

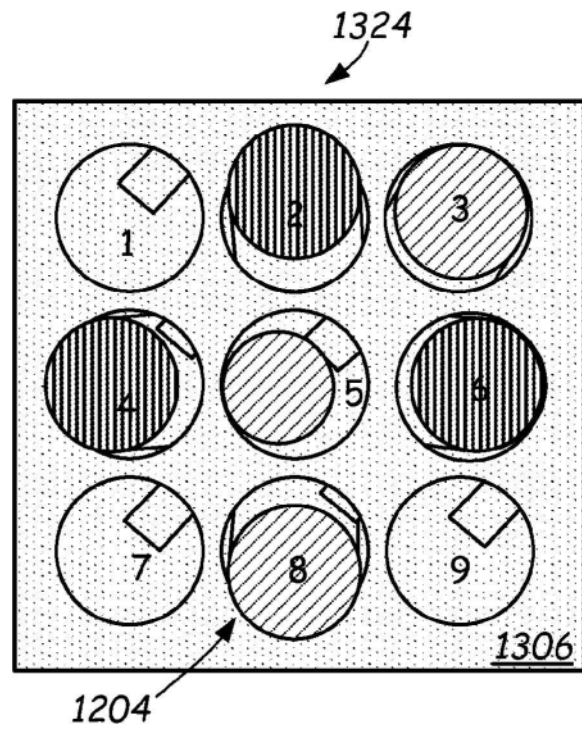


图13F