



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118575203 A

(43) 申请公布日 2024.08.30

(21) 申请号 202280089201.6

(22) 申请日 2022.01.28

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2024.07.17

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/GR2022/000004 2022.01.28

(87) PCT国际申请的公布数据
W02023/144570 EN 2023.08.03

(71) 申请人 数字外科有限公司
地址 英国伦敦

(72) 发明人 M·格拉玛蒂科普卢 D·欧文
I·伦戈 D·斯托亚诺夫

(74) 专利代理机构 北京金信知识产权代理有限公司 11225

专利代理师 李奕伯

(51) Int.Cl.

G06V 10/82 (2006.01)

G06V 10/764 (2006.01)

G06V 20/70 (2006.01)

G06V 20/40 (2006.01)

权利要求书2页 说明书20页 附图10页

(54) 发明名称

使用机器学习检测和区分外科手术中的关键结构

(57) 摘要

提供了用于通过使用机器学习检测、识别和突出显示手术视频中的特定解剖结构来促进该手术期间的计算机辅助以防止并发症的技术解决方案。根据一些方面,计算机视觉系统被训练成检测该手术的视频中的若干个结构,并进一步区分这些结构,尽管它们的外观类似。

1. 一种计算机实施的方法,包括:
使用神经网络的第一配置来检测腹腔镜外科手术的多个结构;
使用该神经网络的第二配置从该多个结构中识别第一类型的解剖结构和第二类型的解剖结构;以及
生成增强视频,该生成包括用该第一类型的解剖结构和该第二类型的解剖结构对该视频进行注释。
2. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中,该外科手术是腹腔镜胆囊切除术,该第一类型的解剖结构是胆囊动脉,并且该第二类型的解剖结构是胆囊管。
3. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中,在该视频的帧中,该多个结构中的解剖结构遮挡了该多个结构中的至少一个其他解剖结构。
4. 如权利要求3所述的计算机实施的方法,其中,该第二配置包括使用一个或多个时间模型来为该帧提供上下文。
5. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中,该神经网络被训练成基于弱标签来生成该第二配置。
6. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中,该视频是该外科手术的实时视频流。
7. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中,该第一类型的解剖结构以不同于该第二类型的解剖结构的方式进行注释。
8. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中,该注释包括向该视频添加掩码、边界框和标签中的至少一者。
9. 一种系统,包括:
训练系统,该训练系统被配置为使用训练数据集来训练一个或多个机器学习模型;
数据收集系统,该数据收集系统被配置为捕获正在执行的外科手术的视频;
机器学习模型执行系统,该机器学习模型执行系统被配置为执行该一个或多个机器学习模型以执行包括以下操作的方法:
通过使用该一个或多个机器学习模型的第一配置来检测该视频中的多个结构;以及
通过使用该一个或多个机器学习模型的第二配置来从该多个结构中识别至少一种类型的解剖结构;以及
输出生成器,该输出生成器被配置为通过对该视频进行注释以标记该至少一种类型的解剖结构来生成增强视频。
10. 如权利要求9所述的系统,其中,第一机器学习模型被训练成检测该多个结构,并且第二机器学习模型被训练成从该多个结构中识别该至少一种类型的解剖结构。
11. 如权利要求9所述的系统,其中,使用同一机器学习模型来检测该多个结构并从该多个结构中识别该至少一种类型的解剖结构。
12. 如权利要求11所述的系统,其中,该同一机器学习模型使用包括第一组超参数值的该第一配置来检测该多个结构,并使用包括第二组超参数值的该第二配置来识别该至少一种类型的解剖结构。
13. 如权利要求9所述的系统,其中,该训练系统进一步被配置为训练第三机器学习模型以从该多个结构中识别至少一个手术器械。
14. 一种计算机程序产品,包括其上存储有计算机可执行指令的存储器设备,这些计算

机可执行指令当由一个或多个处理器执行时使该一个或多个处理器执行用于使用机器学习来预测手术数据中的特征的方法,该方法包括:

使用神经网络模型来检测输入窗口中的多个结构,该输入窗口包括外科手术的视频中的一个或多个图像,该神经网络模型使用手术训练数据来训练;

使用该神经网络模型来识别所检测的该多个结构中的至少一种类型的解剖结构;以及通过在该外科手术的该至少一种类型的解剖结构的位置处显示图形覆盖层来生成该外科手术的可视化。

15. 如权利要求14所述的计算机程序产品,其中,该神经网络模型基于对正在执行的外科手术的阶段的识别来检测该至少一种类型的解剖结构的位置。

16. 如权利要求14所述的计算机程序产品,其中,基于该至少一种类型的解剖结构来配置该图形覆盖层的一个或多个视觉属性。

17. 如权利要求16所述的计算机程序产品,其中,指派给该至少一种类型的解剖结构的该一个或多个视觉属性是用户可配置的。

18. 如权利要求14所述的计算机程序产品,其中,该神经网络模型配置有第一组超参数以检测该多个结构,并且配置有第二组超参数以识别该至少一种类型的解剖结构。

19. 如权利要求14所述的计算机程序产品,其中,该神经网络模型包括用于语义图像分割的第一神经网络和用于编码的第二神经网络。

20. 如权利要求14所述的计算机程序产品,其中,该多个结构包括一个或多个解剖结构和一个或多个手术器械。

使用机器学习检测和区分外科手术中的关键结构

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2021年3月19日提交的名称为“Detection of Critical Structures In Surgical Data Using Label Relaxation and Self-Supervision[使用标签松弛和自我监督检测手术数据中的关键结构]”的美国临时申请号63/163,425以及于2021年6月16日提交的名称为“Prediction of Anatomical Structures In Surgical Data Using Machine Learning[使用机器学习预测手术数据中的解剖结构]”的美国临时申请号63/211,098的权益,这些美国临时申请的内容通过引用整体并入本文。

背景技术

[0003] 本披露内容总体上涉及计算技术,并且更具体地涉及使用机器学习自动检测和区分外科手术中的关键结构并基于该自动检测提供用户反馈的计算技术。

[0004] 计算机辅助系统可以用于增强人的身体感觉、感知和反应能力。例如,这种系统可以有效地提供与在时间和空间上扩展的视野相对应的信息,这使得人能够基于未包括在他或她的物理视野中的环境部分来调整当前和未来的行动和决策。另外,该系统可以引起对视野中例如由于结构、血液等而被遮挡的部分的注意。然而,提供这种信息依赖于以有用的方式处理该扩展视野的一部分的能力。高度可变、动态和/或不可预测的环境在定义指示要如何处理环境的表示以输出数据来有效地帮助人执行动作的规则方面带来了挑战。

发明内容

[0005] 本文描述的技术解决方案包括一种计算机实施的方法,所述计算机实施的方法包括使用神经网络的第一配置来检测腹腔镜外科手术的多个结构。所述方法进一步包括使用该神经网络的第二配置从该多个结构中识别第一类型的解剖结构和第二类型的解剖结构。所述方法进一步包括生成增强视频,该生成包括用该第一类型的解剖结构和该第二类型的解剖结构对该视频进行注释。

[0006] 在一个或多个方面,该外科手术是腹腔镜胆囊切除术,该第一类型的解剖结构是胆囊动脉,并且该第二类型的解剖结构是胆囊管。

[0007] 在一个或多个方面,在该视频的帧中,该多个结构中的解剖结构遮挡了该多个结构中的至少一个其他解剖结构。在一个或多个方面,该第二配置包括使用一个或多个时间模型来为该帧提供上下文。

[0008] 在一个或多个方面,该神经网络被训练成基于弱标签来生成该第二配置。

[0009] 在一个或多个方面,该视频是该外科手术的实时视频流。

[0010] 在一个或多个方面,该第一类型的解剖结构以不同于该第二类型的解剖结构的方式进行注释。

[0011] 在一个或多个方面,该注释包括向该视频添加掩码、边界框和标签中的至少一者。

[0012] 本文描述的技术解决方案包括一种系统,该系统包括训练系统,该训练系统被配置为使用训练数据集来训练一个或多个机器学习模型。该系统进一步包括数据收集系统,

该数据收集系统被配置为捕获正在执行的外科手术的视频。该系统进一步包括机器学习模型执行系统,该机器学习模型执行系统被配置为执行该一个或多个机器学习模型以执行一种方法。该方法包括通过使用该一个或多个机器学习模型的第一配置来检测该视频中的多个结构。该方法进一步包括通过使用该一个或多个机器学习模型的第二配置来从该多个结构中识别至少一种类型的解剖结构。该系统进一步包括输出生成器,该输出生成器被配置为通过对该视频进行注释以标记该至少一种类型的解剖结构来生成增强视频。

[0013] 在一个或多个方面,第一机器学习模型被训练成检测该多个结构,并且第二机器学习模型被训练成从该多个结构中识别该至少一种类型的解剖结构。

[0014] 在一个或多个方面,使用同一机器学习模型来检测该多个结构并从该多个结构中识别该至少一种类型的解剖结构。在一个或多个方面,该同一机器学习模型使用包括第一组超参数值的该第一配置来检测该多个结构,并使用包括第二组超参数值的该第二配置来识别该至少一种类型的解剖结构。

[0015] 在一个或多个方面,该训练系统进一步被配置为训练第三机器学习模型以从该多个结构中识别至少一个手术器械。

[0016] 在该技术解决方案的一些方面,计算机程序产品包括其上存储有计算机可执行指令的存储器设备,这些计算机可执行指令当由一个或多个处理器执行时使该一个或多个处理器执行用于使用机器学习来预测手术数据中的特征的方法。该方法包括使用神经网络模型来检测输入窗口中的多个结构,该输入窗口包括外科手术的视频中的一个或多个图像,该神经网络模型使用手术训练数据来训练。该方法进一步包括使用该神经网络模型来识别所检测的该多个结构中的至少一种类型的解剖结构。该方法进一步包括通过在该外科手术的视频中的至少一种类型的解剖结构的位置处显示图形覆盖层来生成该外科手术的可视化。

[0017] 在一个或多个方面,该神经网络模型基于对正在执行的外科手术的阶段的识别来检测该至少一种类型的解剖结构的位置。

[0018] 在一个或多个方面,基于该至少一种类型的解剖结构来配置该图形覆盖层的一个或多个视觉属性。在一个或多个方面,指派给该至少一种类型的解剖结构的该一个或多个视觉属性是用户可配置的。

[0019] 在一个或多个方面,该神经网络模型配置有第一组超参数以检测该多个结构,并且配置有第二组超参数以识别该至少一种类型的解剖结构。

[0020] 在一个或多个方面,该神经网络模型包括用于语义图像分割的第一神经网络和用于编码的第二神经网络。

[0021] 在一个或多个方面,该多个结构包括一个或多个解剖结构和一个或多个手术器械。

[0022] 通过本发明的技术实现了附加的技术特征和益处。本文详细描述了本发明的各方面,并将其视为所要求保护的主体的一部分。为了更好地理解,请参考详细描述和附图。

附图说明

[0023] 在说明书结尾处的权利要求中特别指出并明确要求保护本文描述的专有权利的细节。通过以下结合附图进行的详细描述,本发明的各方面的前述和其他特征以及优点将

显而易见,在附图中:

[0024] 图1示出了正在执行的腹腔镜胆囊切除术的示例快照;

[0025] 图2示出了根据一个或多个方面的用于使用机器学习来检测手术数据中的结构的系统;

[0026] 图3描绘了根据一个或多个方面的用于使用机器学习来检测手术数据中的结构并从结构数据中区分解剖结构的方法的流程图;

[0027] 图4描绘了根据一个或多个方面的用于训练机器学习模型的手术数据的可视化;

[0028] 图5描绘了根据一个或多个方面的用于检测手术数据中的结构的第二机器学习模型;

[0029] 图6描绘了根据一个或多个方面生成的手术视图的示例增强可视化;

[0030] 图7描绘了用于取得图像中相对深度的代理的深度估计的流程图;

[0031] 图8描绘了根据一个或多个方面的使用机器学习来自动预测手术数据中的解剖结构的流程图;

[0032] 图9描绘了根据一个或多个方面的计算机系统;以及

[0033] 图10描绘了根据一个或多个方面的外科手术系统。

[0034] 本文描绘的图是说明性的。在不脱离本发明的精神的情况下,这些图或其中描述的操作可以有許多变型。例如,可以以不同的顺序执行动作,或者可以添加、删除或修改动作。此外,术语“耦接”及其变型描述了在两个元件之间具有通信路径,并且不暗示元件之间的没有中间元件/连接的直接连接。所有这些变型都被视为本说明书的一部分。

具体实施方式

[0035] 本文描述的技术解决方案的示例性方面除其他之外涉及用于使用机器学习和计算机视觉通过自动检测手术数据中的一个或多个解剖结构来改善手术安全性和工作流程的设备、系统、方法、计算机可读介质、技术和方法论,这些结构被认为对于在外科手术期间参与执行一个或多个动作的行动者(例如,外科医生)来说是至关重要的。在一个或多个方面,当通过本文描述的技术解决方案捕获手术数据时,这些结构被动态且基本实时地检测。检测到的结构可以是解剖结构、手术器械等。进一步地,本文描述的技术解决方案的各方面解决了在遮挡视野和/或缺乏上下文挑战识别的结构之间进行区分的技术挑战。

[0036] 使用腹腔镜胆囊切除术作为示例外科手术来描述本文的技术解决方案。然而,应当理解的是,本文描述的技术解决方案并不仅限于这种类型的外科手术。本文描述的技术解决方案适用于其中在捕获的帧(例如,图像或视频帧)中检测解剖结构并在检测到的解剖结构之间进行区分是有帮助的任何其他类型的外科手术。

[0037] 腹腔镜胆囊切除术是切除胆囊的常见手术。这涉及暴露胆囊管和胆囊动脉,将其夹闭并分割,然后提取胆囊。图1示出了标记了两个解剖结构的腹腔镜胆囊切除术的示例快照10。在图1所示的快照10中,标记了胆囊动脉12和胆囊管14。可以看出,在没有上下文(如查看方向、胆囊位置等)的情况下,仅通过视觉线索是很难区分这两种解剖结构的。当这些结构被错误识别或与附近的其他结构(如胆总管)混淆时,特别是在这些结构在没有彻底解剖的情况下可能难以区分时,可能会出现并发症。

[0038] 目前存在的解决方案提供了官方指导,需要外科医生在进行夹闭和分割前建立

“关键安全视野”(CVS)。在CVS中,这两种结构在进入胆囊时可以被清晰地和单独地识别和追踪。一些现有技术基于解剖标志创建了边界框检测系统,这些解剖标志包括胆总管和胆囊管14但不包括胆囊动脉12。一些现有技术使用了肝胆解剖的联合分割和CVS的分类。

[0039] 本文描述的技术解决方案使用具有以下两种不同设置的机器学习模型:第一,单个“组合关键结构”设置,其用于检测结构;第二,单独的“胆囊动脉”和“胆囊管”设置,其用于将检测到的结构分类为两种相应的类型。在一个或多个方面,在不同的设置下使用同一机器学习模型。在一些方面,按顺序使用不同的机器学习模型,即,在第一设置下使用第一机器学习模型,并且在第二设置下使用第二机器学习模型。如前所述,在要区分不同类型的结构的其他类型的外科手术中,机器学习模型使用不同的设置。

[0040] 在一些实例中,提供了一种计算机辅助手术(CAS)系统,其使用一个或多个用手术数据训练的机器学习模型来增强在外科手术期间参与执行一个或多个动作的行动者(例如,外科医生)直接感测到的环境数据。这种感知和动作的增强可以提高动作精度、优化人体工程学、提高动作效果、增强患者安全性并提高手术过程的标准。

[0041] 为训练机器学习模型而提供的手术数据可以包括在外科手术期间捕获的数据以及模拟数据。手术数据可以包括与手术环境相对应的时变图像数据(例如,来自不同类型相机的模拟/真实视频流)。手术数据还可以包括其他类型的数据流,如音频、射频标识符(RFID)、文本、机器人传感器、其他信号等。机器学习模型被训练成检测和识别手术数据中的“结构”,包括特定工具、解剖对象、在模拟/真实手术阶段执行的动作。在一个或多个方面,机器学习模型被训练成定义模型的一个或多个参数,以便学习如何变换新的输入数据(模型未在其上训练的数据)来识别一个或多个结构。在训练期间,向模型输入一个或多个数据流,该一个或多个数据流可以用指示数据流中的结构的数据(如由与输入数据相关联的元数据和/或图像分割数据来指示)来增强。训练期间使用的数据还可以包括一个或多个输入数据的时间序列。

[0042] 在一个或多个方面,可以生成模拟数据以包括与可变视角、相机姿态、照明(例如,强度、色调等)和/或成像对象(例如,工具)的运动相关联的图像数据(例如,其可以包括时序图像数据或视频数据,并且可以以任何敏感度波长生成)。在一些实例中,可以生成多个数据集——每个数据集对应于同一成像虚拟场景,但在视角、相机姿势、照明和/或成像对象的运动方面有所不同,或者在用于感测例如红绿蓝(RGB)图像或深度或温度的模态方面有所不同。在一些实例中,多个数据集中的每一个对应于不同的成像虚拟场景,并且进一步在视角、相机姿态、照明和/或成像对象的运动方面有所不同。

[0043] 机器学习模型可以包括全卷积网络自适应(FCN)和/或配置有用于执行图像分割归类的一个或多个超参数的条件生成式对抗网络模型。例如,机器学习模型(例如,全卷积网络自适应)可以被配置为在多个类别中执行有监督、自我监督或半监督语义分割——每个类别对应于特定的手术器械、解剖身体部位(例如,通常为或处于特定状态)和/或环境。可替代地或另外地,机器学习模型(例如,条件生成式对抗网络模型)可以被配置为执行无监督域自适应,以将模拟图像转换为语义分割。在一个或多个方面,机器学习模型使用DeepLabV3+和ResNet101编码器的神经网络架构。应当理解,在一个或多个方面可以使用其他类型的机器学习模型或其组合。

[0044] 然后可以实时使用经训练的机器学习模型来处理一个或多个数据流(例如,视频

流、音频流、RFID数据等)。处理可以包括在各种瞬时或一段时间段内检测和表征一个或多个结构。然后,可以使用(多个)结构来识别一个或多个特征的存在、位置和/或使用。可替代地或另外地,可以使用这些结构来识别工作流程内的阶段(例如,经由手术数据结构来表示)、预测工作流程内的未来阶段等。

[0045] 图2示出了根据一个或多个方面的用于使用机器学习来检测手术数据中的结构的系统100。根据一些方面,系统100使用手术数据中的数据流来识别手术状态。系统100包括手术控制系统105,该手术控制系统收集图像数据并响应于检测到的结构和状态而协调输出。手术控制系统105可以包括位于外科手术室和/或控制中心内和/或与其相关联的一个或多个设备(例如,一个或多个用户设备和/或服务)。系统100进一步包括机器学习处理系统110,该机器学习处理系统使用机器学习模型来处理手术数据以识别手术状态(也称为时期或阶段),该手术状态用于识别对应输出。将理解的是,机器学习处理系统110可以包括一个或多个设备(例如,一个或多个服务器),每个设备可以被配置为包括机器学习处理系统110的一个或多个所描绘部件的部分或全部。在一些实例中,机器学习处理系统110的部分或全部位于云中和/或远离与手术控制系统105的部分或全部相对应的手术室和/或物理位置。例如,机器学习训练系统125可以是将其输出存储为一个或多个经训练的机器学习模型130的单独设备(例如,服务器),该一个或多个经训练的机器学习模型可由与机器学习训练系统125分离的模型执行系统140访问。换句话说,在一些方面,“训练”模型的设备与“推断”(即,使用经训练的模型130来执行手术数据的实时处理)的设备分离。

[0046] 机器学习处理系统110包括数据生成器115,该数据生成器被配置为生成模拟手术数据(如虚拟图像集)或者记录来自正在进行的手术的手术数据,以训练机器学习模型。数据生成器115可以访问(读取/写入)具有记录数据(包括多个图像和/或多个视频)的数据存储器120。图像和/或视频可以包括在一个或多个手术(例如,一个或多个外科手术)期间收集的图像和/或视频。例如,图像和/或视频可能已经被参与者(例如,外科医生、外科护士、麻醉师等)在手术期间配戴的用户设备和/或位于手术室内的不可配戴成像设备收集。

[0047] 包括在记录数据中的每个图像和/或视频可以被定义为图像,并且可以与表征相关手术和/或渲染规范的其他数据相关联。例如,其他数据可以标识手术类型、手术位置、参与执行手术的一个或多个个人和/或手术结果。可替代地或另外地,其他数据可以指示图像或视频所对应的手术阶段、图像或视频所对应的渲染规范和/或捕获图像或视频的成像设备的类型(例如,如果设备是可配戴设备,和/或配戴该设备的特定人的角色等)。进一步地,其他数据可以包括标识和/或表征在图像或视频中描绘的一个或多个对象(例如,工具、解剖对象等)的图像分割数据。表征可以指示图像中对象的位置、取向或姿态。例如,表征可以指示与对象相对应的一组像素和/或由过去或当前用户操作产生的对象状态。

[0048] 数据生成器115为虚拟图像集识别一组或多组渲染规范。对哪些渲染规范是特别固定的和/或变化的进行识别。可替代地或另外地,要固定(或变化)的渲染规范是预定义的。可以基于例如来自客户端设备的输入、一个或多个渲染规范在基础图像和/或视频上的分布、和/或一个或多个渲染规范在其他图像数据上的分布来进行识别。例如,如果特定规范在相当大的数据集上基本恒定,则数据生成器115为该规范定义固定的对应值。作为另一示例,如果来自至少预定量的数据的渲染规范值跨越某个范围,则数据生成器115基于该范围来定义渲染规范(例如,跨越该范围或者跨越在数学上与这些值的分布范围相关的另一

范围)。

[0049] 可以定义一组渲染规范以包括离散或连续(精细量化)的值。可以通过分布来定义一组渲染规范,使得通过使用随机或偏置过程从分布中采样来选择特定值。

[0050] 可以独立地或以相关的方式定义一组或多组渲染规范。例如,如果数据生成器115识别出第一渲染规范的五个值和第二渲染规范的四个值,则该一组或多组渲染规范可以被定义为包括二十个或更少的渲染规范的组合(例如,如果第二渲染规范之一仅与第一渲染规范值的不完整子集结合使用,反之亦然)。在一些实例中,可以为不同的手术阶段和/或其他元数据参数(例如,手术类型、手术位置等)识别不同的渲染规范。

[0051] 使用渲染规范和基础图像数据,数据生成器115生成模拟手术数据(例如,虚拟图像集),该模拟手术数据存储在数据存储器120中。例如,可以使用基础图像数据来生成环境和/或一个或多个对象的三维模型。给定一组特定的渲染规范(例如,背景照明强度、视角、缩放等)和其他手术相关元数据(例如,手术类型、手术状态、成像设备类型等),可以使用该模型来生成要确定的虚拟图像数据。生成可以包括例如执行一个或多个变换、转换和/或缩放操作。生成可以进一步包括调整像素值的整体强度和/或变换RGB值,以实现特定的颜色特异性规范。

[0052] 机器学习训练系统125使用数据存储器120中的记录数据来训练一个或多个机器学习模型,该记录数据可以包括模拟手术数据(例如,虚拟图像集)和实际手术数据。机器学习模型可以基于模型类型和超参数集来定义(例如,基于来自客户端设备的输入来定义)。机器学习模型可以基于参数集来配置,该参数集可以基于(例如,连续或重复的)训练(即,学习、参数调整)来动态地定义。机器学习训练系统125可以使用一个或多个优化算法来定义该参数集,以最小化或最大化一个或多个损失函数。该组(已学习的)参数可以存储在经训练的机器学习模型数据结构130中,该经训练的机器学习模型数据结构还可以包括一个或多个不可学习的变量(例如,超参数和/或模型定义)。

[0053] 模型执行系统140可以访问机器学习模型数据结构130,并相应地配置用于推断(即,检测)的机器学习模型。机器学习模型可以包括例如全卷积网络自适应、对抗网络模型或数据结构130中指示的其他类型的模型。机器学习模型可以根据一个或多个超参数和学习到的参数集来配置。

[0054] 机器学习模型在执行期间接收要处理的手术数据作为输入,并根据训练生成推断。例如,手术数据可以包括单个图像或一组帧中的每一帧的数据流(例如,强度、深度和/或RGB值的阵列),该组帧表示视频中固定或可变长度的时间窗口。输入的手术数据可以从实时数据收集系统145接收,该实时数据收集系统可以包括位于手术室内的一个或多个设备和/或在手术执行期间收集的流式传输实时成像数据。手术数据可以包括附加的数据流,如音频数据、RFID数据、文本数据、来自一个或多个器械/传感器的测量值等,其可以表示手术室中的刺激/手术状态。来自不同设备/传感器的不同输入在输入到模型中之前进行同步。

[0055] 机器学习模型分析手术数据,并且在一个或多个方面,检测和/或表征来自手术数据的视觉数据中包括的结构。视觉数据可以包括手术数据中的图像和/或视频数据。结构的检测和/或表征可以包括分割视觉数据或用概率热图检测结构的定位。在一些实例中,机器学习模型包括在分割视觉数据之前执行的预处理或增强(例如,强度归一化、调整大小、裁

剪等)或与其相关联。机器学习模型的输出可以包括图像分割或概率热图数据,其指示在视觉数据内检测到了定义的一组结构中的哪些结构(如果有的话)、图像数据内的(多个)结构的位置和/或定位和/或姿态、和/或(多个)结构的状态。位置可以是图像数据中的一组坐标。例如,坐标可以提供边界框。可替代地,坐标提供所检测的(多个)结构周围的边界。

[0056] 状态检测器150可以使用来自机器学习模型的执行的输出来识别外科手术(“手术”)内的状态。手术跟踪数据结构可以识别可能对应于特定类型的手术的执行的一部分的一组潜在状态。不同的手术数据结构(例如,以及不同的机器学习模型参数和/或超参数)可以与不同类型的手术相关联。该数据结构可以包括一组节点,每个节点对应于一种潜在状态。该数据结构可以包括节点之间的定向连接,这些定向连接(经由方向)指示在整个程序迭代中将遇到状态的预期顺序。该数据结构可以包括一个或多个分支节点,该一个或多个分支节点馈送到多个接下来的节点,和/或可以包括节点之间的一个或多个分歧点和/或汇聚点。在一些实例中,手术状态指示正在执行或已经执行的手术动作和/或指示已经执行的动作的组合。“手术动作”可以包括如切开、压迫、吻合、夹闭、缝合、烧灼、封闭等操作,或为完成外科手术中的某一步骤/阶段而执行的任何其他这样的动作。在一些实例中,手术状态与正在接受外科手术的患者的生物状态有关。例如,生物状态可以指示并发症(例如,血凝块、动脉/静脉阻塞等)、先决条件(例如,病变、息肉等)。

[0057] 该数据结构内的每个节点可以识别状态的一个或多个特性。这些特性可以包括视觉特性。在一些实例中,节点识别在该状态期间通常正在使用或可供使用(例如,在工具上尝试)的一个或多个工具、通常正在执行手术任务的人的一个或多个角色、典型类型的移动(例如,手或工具的移动)等。因此,状态检测器150可以使用由模型执行系统140生成的指示视野内特定对象的存在和/或特性的分段数据来识别真实图像数据所对应的估计节点。节点(和/或状态)的识别可以进一步基于先前检测到的给定程序迭代的状态和/或其他检测到的输入(例如,包括个人对个人的请求或评论的口头音频数据、当前或过去状态的显式标识、信息请求等)。

[0058] 输出生成器160可以使用状态来生成输出。输出生成器160可以包括警报生成器165,该警报生成器生成和/或取得与状态和/或潜在的接下来的事件相关联的信息。例如,该信息可以包括关于与当前或预期手术动作相对应的警告和/或建议的细节。该信息可以进一步包括要监测的一个或多个事件。该信息可以识别接下来的推荐动作。

[0059] 用户反馈可以被传输到警报输出系统170,该警报输出系统可以使用户反馈经由(例如)位于手术室或控制中心内的用户设备和/或其他设备输出。用户反馈可以包括指示信息的视觉、听觉、触觉或触感输出。用户反馈可以便于向操作者(例如,外科医生或系统的任何其他用户)发出警报。

[0060] 输出生成器160还可以包括增强器175,该增强器生成或取得一个或多个图形和/或文本,以将其可视地呈现在(例如,覆盖在)手术的实时捕获上或附近(例如,呈现在单独屏幕的下方或附近或之上)。增强器175可以进一步识别图形和/或文本被呈现的位置(例如,在显示器的指定大小内)。在一些实例中,视野的限定部分被指定为包括增强数据的显示部分。在一些实例中,图形和/或文本的位置被定义为不会使手术环境的重要部分的视图模糊不清和/或用对应的真实世界表示覆盖特定图形(例如,工具的图形)。

[0061] 增强器175可以向增强现实设备180发送图形和/或文本和/或任何定位信息,该增

增强现实设备可以将图形和/或文本与用户的环境实时集成为增强可视化。增强现实设备180可以包括一副护目镜,该护目镜可以由参与手术的部分的人配戴。将理解的是,在一些实例中,增强显示可以呈现在不可配戴的用户设备上,如在计算机或平板计算机上。增强现实设备180可以在增强器175所识别的位置和/或预定义位置处呈现图形和/或文本。因此,用户可以维持手术操作的实时视图,并进一步查看有关的状态相关信息。

[0062] 图3描绘了根据一个或多个方面的用于使用机器学习来检测和区分手术数据中的解剖结构的方法200的流程图。方法200可以由系统100作为计算机实施的方法来执行。

[0063] 方法200包括在框202处训练并使用(推断阶段)第一机器学习模型350来检测通过手术数据捕获的手术中正在执行的手术阶段。可以使用“手术工作流程分析”来确定这些阶段,这包括使用机器学习将手术系统地解构为步骤和阶段。“步骤”是指完成指定的手术目标(例如,止血),而“阶段”表示由一系列步骤构成的手术事件(例如,闭合)。在每个步骤期间,使用某些手术器械(例如,镊子)来实现特定目标,并且可能存在技术错误(手术技术中的失误)。基于机器学习来识别这些元素允许自动生成手术工作流程分析。可以使用人工深度神经网络(DNN)或其他类型的机器学习模型在外科手术(如白内障手术、腹腔镜胆囊切除术、内镜鼻内经蝶入路(eTSA)垂体腺瘤切除术或任何其他外科手术)中实现自动、准确的阶段识别。

[0064] 用于检测阶段的机器学习模型包括特征编码器,以用于从手术的手术数据中检测特征。特征编码器可以基于一个或多个神经网络,如卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、特征金字塔网络(FPN)、transformer网络或任何其他类型的神经网络或其组合。特征编码器可以使用已知的有监督、自我监督或无监督(例如,自动编码器)技术来学习手术数据中的高效数据“编码”。“编码”将输入数据映射到特征空间,特征解码器可以使用该特征空间来执行手术数据的语义分析。在一个或多个方面,机器学习模型包括任务特异性解码器,该任务特异性解码器基于检测到的特征来检测在手术数据中的实例中正在使用的器械。

[0065] 应当注意,机器学习模型对每一帧的手术数据进行操作,但是可以使用来自前一帧或先前帧的窗口的信息。图4描绘了根据一个或多个方面的用于训练机器学习模型的手术数据300的可视化。所描绘的示例手术数据300包括视频数据,即,一组N个图像302。在一些示例中,N个图像可以是连续的。可替代地或另外地,N个图像可以是帧/传感器/数据信息的任意采样的时间集合。可以使用音频/视频系统364来捕获视听数据。音频/视频系统364可以包括一个或多个视频捕获设备,该一个或多个视频捕获设备可以包括放置在手术室中以捕获患者周围(即,体外)的事件的相机。另外地或可替代地,音频/视频系统364可以包括穿过患者体内以捕获内窥镜数据的相机(例如,内窥镜相机)。内窥镜数据提供外科手术的用于识别如解剖结构、手术器械等结构的视频、图像。为了训练机器学习模型,对图像302和其他输入进行注释。注释可以包括时间注释306,该时间注释识别图像所属的手术阶段或不同结构的跟踪信息。相应地,来自手术数据302(“图像302”)的顺序同步图像的特定集合或子集表示手术阶段或跟踪状态。顺序图像302的子集可以包括一个或多个图像。

[0066] 进一步地,注释可以包括识别图像302中的一个或多个对象的空间注释308。例如,空间注释308可以指定图像的一个或多个区域并识别区域中的相应对象。进一步地,图像302可以包括传感器注释310,该传感器注释包括图像302被捕获时的一个或多个传感器测

量值。传感器测量值可以来自与患者相关联的传感器,如氧水平、血压、心率等。可替代地或另外地,传感器测量值可以与外科手术中使用的一个或多个分量相关联,如内窥镜的亮度水平、容器中的液位、生成器的能量输出等。传感器度量还可以来自指示手术激活或关于器械的位置或姿态信息的实时机器人系统。在其他方面,可以使用其他类型的注释来训练机器学习模型。

[0067] 在一个或多个示例中,可以从手术器械系统362接收传感器信息。手术器械系统362可以包括电能传感器、电阻抗传感器、力传感器、气泡、阻塞传感器和/或各种其他类型的传感器。电能传感器可以测量和指示施加到用于外科手术的一个或多个手术器械上的电能的量。阻抗传感器可以指示由手术器械测量的(例如来自正在接受手术的组织)的阻抗的量。力传感器可以指示手术器械所施加的力的大小。也可以输入来自各种其他传感器(如位置传感器、压力传感器、流量计)的测量值。可以使用这种器械数据来训练机器学习算法,以确定外科手术期间正在执行的一个或多个动作。例如,可以使用机器学习至少部分地基于器械数据来检测血管封闭、夹闭或手术器械的任何其他操纵。

[0068] 当检测手术数据300中的特征时,机器学习模型可以考虑一个或多个时间输入,如传感器信息、声学信息以及与图像302相关联的空间注释308。由机器学习模型一起分析的来自手术数据300的一组这样的时间同步输入可以被称为“输入窗口”320。在推断期间,机器学习模型对输入窗口320进行操作,以检测由输入窗口320中的图像302表示的手术阶段(框202)。输入窗口320中的每个图像302与同步的时间和空间注释相关联,如特定时间点的测量值,包括传感器信息、声学信息和其他信息。机器学习模型所使用的图像302可以是也可以不是连续的。

[0069] 在一个或多个示例中,来自手术器械系统362和音频/视频系统364的输入是时间同步的。由机器学习模型一起分析的来自手术数据300的一组这样的时间同步输入可以被称为“输入窗口”320。在推断期间,机器学习模型对输入窗口320进行操作,以检测由输入窗口320中的图像表示的手术阶段(框202)。每个输入窗口320可以包括来自不同来源的多个数据流:一个或多个图像302(或视频)、同步的时间和空间数据(如测量值,包括传感器测量值)、声学信息、以及由(多个)机器学习模型用来自自主地检测/检测一个或多个方面的其他信息。

[0070] 各方面还包括对来自手术器械系统362和音频/视频系统364的视频数据进行时间同步。同步包括在时间点 t_1 处从与手术器械的操纵相关联的视频数据中识别(多个)图像302。可替代地,同步包括在时间点 t_2 处识别与图像302相关联的手术器械数据。在一个或多个示例中,手术器械系统362和音频/视频系统364使用同步时钟进行操作,并且在记录相应数据时包括来自这种时钟的时间戳。来自同步时钟的时间戳可以用于使两个数据流同步。可替代地,手术器械系统362和音频/视频系统364在单个时钟上操作,并且时间戳可以用于使相应的数据流同步。

[0071] 进一步地,在框204处,图3的方法200包括训练并使用(推断阶段)第二机器学习模型来检测输入窗口320中的手术数据中的结构数据。图5描绘了根据一个或多个方面的用于检测手术数据中的结构的第二机器学习模型400。第二机器学习模型400可以是计算机视觉模型。第二机器学习模型400可以是如编码器、循环神经网络(RNN,例如,LSTM、GRU等)、CNN、时间卷积神经网络(TCN)、解码器、Transformer、其他深度神经网络等一个或多个神经网络

网络的组合。在一些方面,第二机器学习模型400使用如DeepLabv3、PSPNet等架构或任何其他架构。在一些方面,第二机器学习模型400包括编码器402,该编码器使用弱标签(如线、椭圆、局部热图或矩形)或全标签(分割掩码、热图)进行训练以检测手术数据中的特征。在一些情况下,可以通过使用经过训练的机器学习模型从弱标签自动生成全标签。在一些其他情况下,全标签可以被转换成弱标签(例如,分割掩码至热图)。这种标签变换可以被称为“标签松弛”,其允许机器学习模型学习具有不同权重/重要性的结构的不同部分。编码器或主干402可以使用如ResNet、VGG等架构或其他这样的神经网络架构来实施。在训练期间,使用输入窗口320来训练编码器402,这些输入窗口包括用标签(弱标签或全标签)注释的图像302。

[0072] 编码器402从输入窗口320生成特征空间404。特征空间404包括由编码器402从输入窗口提取的特征。这些特征包括由编码器402指派给输入窗口320中的手术数据的一个或多个部分的一个或多个标签。

[0073] 第二机器学习模型400进一步包括基于特征空间404检测并输出定位408的解码器406。定位408提供在输入窗口320中检测到的一个或多个结构的位置,例如,坐标、热图、边界框、边界、掩码等。定位408可以被指定为多组坐标(例如,多边形)、单组坐标(例如,质心)或任何其他这样的方式,而不限制本文描述的技术特征。

[0074] 检测到的结构可以包括输入窗口320中的解剖结构、手术器械和其他这样的特征。检测到的解剖结构可以包括器官、动脉、植入物、手术用品(例如,吻合钉、缝线等)等。更进一步地,基于正在执行的外科手术的类型,可以将检测到的解剖结构中的一个或多个识别为手术成功的关键结构。检测到的手术器械可以包括夹具、吻合钉、刀、解剖刀、密封器、分隔器、解剖器、组织融合器械等。

[0075] 在一个或多个方面,定位408限于检测到的结构的时空域(例如,边界框、热图、分割掩码),但是使用时间注释306来增强检测的时间一致性。时间注释306可以基于传感器测量值、声学信息以及在捕获相应图像302时捕获的其他此类数据。

[0076] 在一个或多个方面,解码器406进一步使用由第一机器学习模型350输出的信息,包括阶段数据。在训练第二机器学习模型400期间优先注入阶段信息。在一个或多个方面,使用由阶段信息提供的时间信息来改进结构数据检测的置信度。在一个或多个方面,将时间信息与特征空间404融合(412),并且由解码器406使用所得融合信息来输出结构数据的定位408。

[0077] 特征融合412可以基于变换域图像融合算法来实施图像融合神经网络(IFNN)。例如,IFNN中初始数量的层从第一模型和特征空间404输出的时间信息中提取显著特征。进一步地,提取的特征通过适当的融合规则(例如,逐元素最大值、逐元素最小值、逐元素平均值等)或更复杂的基于学习的神经网络模块进行融合,该基于学习的神经网络模块被设计成学习对输入数据进行加权和融合(例如,使用注意力模块)。这些融合的特征由IFNN的后续层重新构建以产生如信息融合图像等输入数据供解码器406分析。在其他方面可以使用用于融合特征的其他技术。

[0078] 定位408可以进一步包括处理的不确定性的度量,即,第二机器学习模型400有多确信由处理产生的数据点是正确的。该度量表示第二机器学习模型的输出的置信度评分。置信度评分是来自第二机器学习模型400的检测的可靠性的度量。例如,95%或0.95的置信

度评分意味着检测可靠的概率至少为95%。置信度评分可以被计算为从结构的中心轴线(即,距结构的质心有多近)到使边界附近的检测衰减的距离变换。置信度评分也可以被计算为第二机器学习模型400的概率公式(例如,贝叶斯深度学习、像SoftMax或S型函数一样的概率输出等)。在一些方面,在某个范围(例如,[0,1])内对各种检测的置信度评分进行缩放和/或归一化。

[0079] 在一些方面,第二机器学习模型400使用第一设置来检测输入窗口320中的结构。例如,第一设置包括要指派给第二机器学习模型400的超参数的一组特定值。第一设置基于对第二机器学习模型400的训练来检测输入中的结构数据。

[0080] 参考图3中的流程图,方法200进一步包括在框206处从由第二机器学习模型400识别的结构数据中区分特定解剖结构。在一个或多个方面,在更新的(第二)设置下重新使用第二机器学习模型400从检测到的结构中识别特定解剖结构(在步骤204中)。可替代地,训练并使用另一机器学习模型(第三机器学习模型)从检测到的结构数据中识别特定解剖结构。第三机器学习模型可以具有与第二机器学习模型400相同的结构,并使用特征融合412来利用由第一机器学习模型350检测到的阶段信息以及由第二机器学习模型400检测到的结构。例如,用于识别解剖结构的第二设置包括要指派给超参数的一组特定值。第二设置基于对第三(或第二400)机器学习模型的训练来识别输入中的特定解剖结构。可替代地,第三机器学习模型被训练成对由第二机器学习模型检测到的一个或多个结构进行分类。这种分类可以包括识别不同类型的解剖结构和手术器械。可以对由第二机器学习模型400输出的一个或多个定位408(例如,边界框)执行分类。

[0081] 由第三机器学习模型输出的定位提供了对图像302中的特定解剖结构(例如,胆囊动脉12和胆囊管14)的识别。定位可以表示为图像中的坐标,这些坐标映射到图像302中描绘所识别的解剖结构的像素302。在一些方面,第三机器学习模型的输出是每个解剖结构的增强热图、分割掩码、点云或其他类型的标志。这些标志可以用于生成增强视频,作为用于轨迹估计或跟踪的另外的机器学习模型的输入,以提供关于解剖结构和工具的位置的统计数据并将其用于实时或术后分析等。

[0082] 在一个或多个方面,第三机器学习模型有助于识别解剖结构,即使当解剖结构被输入窗口320中的至少一个其他结构遮挡时也是如此。可以通过使用来自其他输入窗口320的解剖结构的时空信息来克服遮挡。例如,在训练机器学习模型时使用时空窗口,以便于学习跨时间的运动动态并改进结构的分割和重新识别。

[0083] 在示例方面,对于腹腔镜胆囊切除术手术,第二机器学习模型400在以下两种不同的设置下进行训练:单个组合关键结构类别,以及单独的胆囊动脉和胆囊管类别。经训练的第二机器学习模型400被单独使用,一次用于检测结构,再次用于区分检测到的结构。在示例中,使用在专家指导下标记的包含来自1000个视频的100,000个帧的训练数据集来训练第二机器学习模型400。应当理解,在其他实施方式中,可以使用具有不同数量元素的不同训练数据集来训练第二(或任何其他)机器学习模型400。在上述示例中,第二机器学习模型400在来自组合结构类别的设置下以95%的置信度评分检测结构的存在,并且以91%的置信度评分从检测到的结构中区分/识别胆囊动脉12和胆囊管14解剖结构。这与人类注释者之间的协定相当(反馈前88%,反馈后92%)。相应地,本文描述的各方面提供了检测解剖结构并进一步分析检测到的解剖结构以区分特定类型的解剖结构的技术解决方案。这些方面

将技术解决方案集成到实际应用中,以使用(多个)机器学习模型来使用计算机视觉对输入视频执行分析。在一个或多个方面,在视频进行流式传输时以及在执行外科手术期间,分析基本上是实时执行的。分析的输出有助于向医务人员提供反馈,例如通过在视频流上添加视觉覆盖层。相应地,提供了一种实用的解决方案。进一步地,通过提供这种反馈,计算机辅助手术系统(例如,腹腔镜手术系统,或提供实时内窥镜视频的任何其他手术系统)得到改进,这可以提高正在执行的外科手术的质量。

[0084] 图3的方法200进一步包括在框208处使用通过处理获得的数据点来生成手术视图的增强可视化。增强可视化可以包括例如在手术数据300中所识别的解剖结构或感兴趣的特定点上显示分割掩码或概率图。

[0085] 图6描绘了根据一个或多个方面生成的手术视图的示例增强可视化。应当理解,所示出的那些是示例,并且在其他方面可以生成各种其他的增强可视化。在眼睛手术期间捕获的图像在增强可视化501、503中描绘。增强可视化501、503来自外科手术的不同阶段,并且相应地,手术视图中的解剖结构、手术器械和其他细节是不同的。进一步地,根据外科手术的阶段,所识别的关键解剖结构也会改变。在增强可视化501中,虹膜和虹膜的要进行手术的特定部分是使用图形覆盖层502识别的解剖结构。同样看到的巩膜没有被标记,例如,因为可能不认为它是正在执行的外科手术或手术阶段的“关键结构”。在增强可视化501中,可以看到眼睛的内部,如睫状肌、玻璃体凝胶、中央凹、脉络膜、黄斑、视网膜等。增强可视化503描绘了来自腹腔镜胆囊切除术的快照。在所看到的解剖结构中,使用图形覆盖层502来标记要进行手术的或者用户要求识别的关键解剖结构。

[0086] 用户可以对增强器175要显示来自机器学习系统100的哪些检测进行配置。例如,用户可以配置在检测的部分集合上显示覆盖层502,而在增强现实设备180中不标记其他检测。进一步地,用户可以配置一个或多个阈值,这些阈值基于与检测相关联的一个或多个标度(例如,确定性、准确性等)来确定何时生成警报。用户可以进一步配置要用于生成如覆盖层502等用户反馈的属性。例如,可以配置颜色、边框、透明度、优先级、可听声音以及用户反馈的其他这样的属性。

[0087] “关键解剖结构”可以特定于所执行和自动识别的外科手术的类型。另外,外科医生或任何其他用户可以将系统100配置为识别对于特定患者而言至关重要的特定解剖结构。所选解剖结构对于外科手术的成功至关重要,如需要在手术期间识别的解剖标志(例如,卡洛三角、His角、胆囊动脉12、胆囊管14等)或由先前的手术任务或手术产生的解剖标志(例如,吻合或缝合的组织、夹子等)。

[0088] 进一步地,增强可视化501、503可以使用图形覆盖层502来标记手术数据300中的手术器械。如本文所述,手术器械由机器学习模型识别。在一个或多个方面,仅当手术器械在解剖结构的预定阈值接近度内时才对其进行标记。在一些方面,仅当手术器械在关键解剖结构的预定阈值接近度内时才对其进行标记。在一些方面,手术器械总是标记有图形覆盖层502,但是图形覆盖层502的不透明度(或任何其他属性)基于与手术器械相关联的重要性评分而变化。重要性评分可以基于正在执行的外科手术。例如,在半月板损伤的膝关节镜检查期间,与关节镜打孔器、咬合器等相比,关节镜剪刀、缝线切割器、半月板牵开器或其他这样的手术器械可能具有更高的重要性评分。手术器械的重要性评分可以由用户配置,并且可以在默认情况下基于正在执行的外科手术的类型来设置。其他检测到的特征(如解剖

结构)的图形覆盖层502也以与手术器械相同的方式进行调整。

[0089] 这里,“标记”手术数据中的解剖结构、手术器械或其他特征包括通过使用图形覆盖层502为外科医生或任何其他用户在视觉上突出显示该特征。图形覆盖层502可以包括热图、轮廓、边界框、掩码、突出显示部分或覆盖在显示给用户的来自手术数据300的图像302上的任何其他这样的可视化。进一步地,在一个或多个方面,使用指派给相应解剖结构的预定值来标记所识别的特定解剖结构。例如,如图1所示,使用第一颜色值(例如,紫色)标记胆囊动脉12,并且使用第二颜色值(例如,绿色)标记胆囊管14。可以理解,也可以将除颜色之外的视觉属性或其组合指派给特定解剖结构。将视觉属性指派给相应解剖结构可以是用户可配置的。本文的示例描绘了使用掩码和热图作为图形覆盖层502。然而,在其他方面可以使用不同的技术。

[0090] 可以调整图形覆盖层502的各种视觉属性,如颜色、透明度、视觉图案、线条粗细等。另外,图形覆盖层502可以包括注释。注释可以基于由第二机器学习模型400进行的检测来识别使用图形覆盖层502标记的(多个)解剖结构、对象。另外,注释可以包括用户的笔记、传感器测量值或其他这样的信息。

[0091] 在一个或多个方面,用户可以调整图形覆盖层502的属性。例如,用户可以选择突出显示的类型、颜色、线条粗细、透明度、阴影图案、标签、纲要或任何其他这样的属性,以用于在图像302上生成和显示图形覆盖层。在一些方面,图形覆盖层502的颜色和/或透明度基于与(多个)机器学习模型对底层解剖结构或手术器械的识别相关联的置信度评分来调整。

[0092] 在一些方面,图形覆盖层502用于提供关键结构警告。参考流程图,方法200包括在框210处预测外科医生是否在关键解剖结构的预定接近度内进行手术。这种确定可以基于手术器械在关键解剖结构的预定接近度内(例如,0.5毫米、0.2毫米等)来进行。如果确定手术器械在关键解剖结构的预定阈值内,则在框212处采取一个或多个预防措施。

[0093] 预防措施可以包括在手术视图上生成并显示图形覆盖层502以指示用户反馈(例如,警告/警报、注释、通知等)。可替代地或另外地,可以响应于由本文描述的机器学习模型做出的估计将预防措施集成到机器人工作流程中。例如,调整(例如,限制/约束)一个或多个手术器械的操作参数以防止对患者造成损伤。例如,在输尿管镜检查术期间,为了防止损伤输尿管和/或肺血管,当在神经血管束附近进行解剖时,单极器械的能量水平被降低。在其他方面,还可以通过调整手术参数(如速度、旋转、振动、能量等)来采取附加的预防措施,这些手术参数可以有助于禁止(或增强)使用手术器械执行来一个或多个动作。

[0094] 本文描述的技术解决方案的各方面通过提高手术的安全性来改进外科手术。进一步地,本文描述的技术解决方案有助于改进计算技术,特别是在外科手术期间使用的计算技术。本文描述的技术解决方案的各方面有助于一个或多个机器学习模型(如计算机视觉模型)使用时空信息来实时处理从外科手术的实时视频馈送获得的图像。机器学习模型使用如神经网络等技术来使用来自实时视频馈送和(如果可用的话)机器人传感器平台的信息来检测并区分实时视频馈送的输入窗口中的一个或多个特征(如解剖结构、手术器械),并使用可以预测外科手术的阶段的附加机器学习模型来进一步完善预测。通过从原始图像数据和器械标记(边界框、线、关键点等)中学习,附加的机器学习模型被训练成识别视野中的手术和器械的(多个)手术阶段。当在机器人手术中时,计算机视觉模型还可以接受传感器信息(例如,器械启用、安装等)来改进预测。预测器械和关键解剖结构的计算机视觉模型

使用来自阶段预测模型的时间信息来提高实时预测的置信度。应当注意,除非另有说明,否则机器学习模型的输出通常可以被称为“预测”。

[0095] 使用预测和对应的置信度评分在手术视图的增强可视化中为外科医生和/或其他用户生成并显示图形覆盖层。图形覆盖层可以标记关键解剖结构、手术器械、手术吻合钉、疤痕组织、先前外科动作的结果等。图形覆盖层可以进一步示出手术视图中的(多个)手术器械与一个或多个解剖结构之间的关系,并且因此在手术期间指导外科医生和其他用户。图形覆盖层根据用户的偏好和/或根据预测的置信度评分来调整。

[0096] 通过使用机器学习模型和计算技术来实时预测并标记手术视图中的各种特征,技术解决方案的各方面有助于外科医生替换基于必须注射到患者体内的外部造影剂(例如,吲哚菁绿(ICG)、乙硫醇等)的可视化。由于患者的先决条件或其他因素,这种造影剂可能并不总是可用的。相应地,本文描述的技术解决方案的各方面提供了外科手术中的实际应用。在一些方面,除了本文描述的技术解决方案之外,还可以使用造影剂。操作者(例如,外科医生)可以打开/关闭基于造影剂的可视化或图形覆盖层502中的一者(或两者)。

[0097] 更进一步地,本文描述的技术解决方案的各方面解决了实时预测手术视图的实时视频馈送中的复杂特征的技术挑战。通过使用各种机器学习技术的组合分析视频馈送中的多个图像来解决这些技术挑战。另外,当确定手术器械是否在关键解剖结构的预定接近度内时,确定图像中的相对深度存在技术挑战。本文描述的技术解决方案的各方面提供了便于训练深度估计算法来取得图像中相对深度的代理的机器学习技术。更进一步地,为了解决手术视图的实时分析和增强可视化的技术挑战,本文描述的技术解决方案的各方面以恒定的帧速率预测手术视图的当前状态,并使用机器学习模型以预定的帧速率更新当前状态。

[0098] 图7描绘了用于取得图像中相对深度的代理的深度估计的流程图。外科手术是在3D空间中执行的,因此,确定手术器械和解剖结构的接近度必须在3D空间中执行。然而,表示手术视图的图像302通常是2D的。因此,必须基于2D图像302来估计手术视图的深度图。深度图计算是计算技术中的技术挑战,因为计算在计算资源和时间方面都是昂贵的。本文描述的各方面通过使用神经网络架构来解决技术挑战,该神经网络架构改进了实时计算深度图605的运行时间。进一步地,可以使用单目图像捕获设备(例如,单个相机)来捕获手术视图,这可能会不利地影响对深度图的估计。应当注意,“深度图”可以表示视差图、立体图、距离图或任何其他这样的数据结构。

[0099] 本文描述的各方面解决了这种技术挑战,并实时提供了手术视图的深度图。

[0100] 图7描绘了训练用于估计在手术视图中看到的特征深度图605的机器学习模型625。使用一对立体帧来训练机器学习模型625,该对立体帧是使用立体图像捕获设备(未示出)捕获的。立体图像捕获设备捕获两个帧,本文称为左帧602和右帧604。应当理解,在其他方面,立体图像捕获可以产生顶帧和底帧,或捕获立体图像捕获设备的视野中的场景的任何其他图像对。机器学习模型625也可以被训练成使用模拟数据来提取深度图605,对于该模拟数据,确切的深度是已知的,并且可以进行左/右投影。另外,还可以用时空信息来训练模型(例如,使用帧/传感器的窗口和其他输入,如本文描述的其他模型)。

[0101] 机器学习模型基于神经网络架构。神经网络架构包括编码器606,该编码器被训练成分别从左帧602和右帧604提取特征。提取到特征空间608中的特征可以基于滤波器,

如Sobel滤波器、Prewitt算子或其他特征检测算子,如卷积算子。进一步地,解码器610通过匹配从左帧602和右帧604提取的特征并基于匹配的特征计算场景中每个点的坐标来确定深度图605。编码器606和解码器610各自包括RNN、CNN、Transformer或其他这样的神经网络。深度图605提供由立体对捕获的场景中的每个像素的深度。在训练期间,深度图605的真实数据是已知的,并且相应地,编码器606和解码器610被训练成找到准确匹配的特征,以及基于匹配特征的深度图605中的每个像素的深度。深度图605是尺寸与左帧602和右帧604的尺寸相同的图像,其中深度图605中的每个像素的值表示在立体对中捕获的每个点的深度。

[0102] 在运行期间,因为立体图像捕获设备可能不存在,所以使用经训练的机器学习模型625来执行单目深度重建。捕获的图像302用于使用重建网络(RecNet)612来重建对应的相对图像614。来自重建网络612的原始图像302和对应的相对图像614被用作输入到经训练的机器学习模型625以估计深度图605的立体图像对(左和右)。

[0103] 图8描绘了根据一个或多个方面的使用机器学习来自动预测手术数据中的解剖结构的流程图。输入窗口320被输入到图2的模型执行系统140,该模型执行系统使用作为机器学习模型的阶段预测模型702来预测正在执行的外科手术的阶段。进一步地,第二机器学习模型400对输入窗口320进行分析,以预测一个或多个解剖结构。更进一步地,使用作为另一机器学习模型的手术器械预测模型704来预测手术数据中的手术器械。手术器械预测模型704可以在架构上与用于解剖结构预测的第二机器学习模型400基本上类似。更进一步地,深度估计模型625对输入窗口进行分析以生成深度图605。使用训练数据来训练机器学习模型,该训练数据在结构上与手术数据300基本上类似。应当注意,尽管本文描述了用于检测手术数据的单独特征的单独机器学习模型,但是应当理解,在一些方面,可以使用单个机器学习模型或机器学习模型的不同组合(例如,两个模型、三个模型)来检测这些特征。如本文所述,手术训练数据可以是来自先前外科手术的记录的手术数据或模拟手术数据。例如,手动对训练数据进行预处理以了解真实数据,并在训练阶段期间调整超参数以及与机器学习模型相关联的其他参数。一旦来自模型的输出预测在真实数据的预定误差阈值内并且预测的对应置信度评分高于预定阈值,则认为机器学习模型已被训练。

[0104] 在推断阶段期间,向经训练的机器学习模型输入未经预处理的实时手术数据300。机器学习模型在推断阶段生成预测。一个或多个机器学习模型还输出与预测相关联的对应置信度评分。

[0105] 输出生成器160使用来自每个机器学习模型的输出来经由增强现实设备180提供增强可视化。增强可视化可以包括将图形覆盖层502覆盖在(多个)图像302中的对应特征(解剖结构、手术器械等)上。

[0106] 在一些方面,输出生成器160还可以经由警报输出系统170来提供用户反馈。用户反馈可以包括使用图形覆盖层502突出显示(多个)图像302的一个或多个部分,以描绘(多个)手术器械与(多个)解剖结构之间的接近度。可替代地或另外地,用户反馈可以以任何其他方式显示,如消息、图标等,覆盖在(多个)图像302上。

[0107] 在一些方面,为了促进实时性能,以预定频率(如每秒5次、每秒3次、每秒10次等)分析输入窗口320。该分析使得识别处于输入窗口320中的图像302中的解剖结构和手术器械的位置。可以理解,外科手术的视频包括两个连续的输入窗口320之间的图像302。例如,如果视频是以每秒60帧捕获的,并且如果输入窗口320包括5帧,并且如果输入窗口320被每

秒分析5次,则分析来自所捕获的60帧中的总共25帧。剩余的35帧在两个连续的输入窗口320之间。应当理解,捕获速度、输入窗口频率和其他参数可以根据不同的方面而不同,并且以上数字是示例。

[0108] 对于两个连续的输入窗口320之间的帧,即,图像302,基于在最近的输入窗口320中预测的位置来预测解剖结构和手术器械的位置。例如,可以基于手术器械在先前输入窗口320的帧中的位置变化来计算手术器械的移动向量。可以使用如深度神经网络等机器学习模型来计算移动向量。使用移动向量来预测手术器械在输入窗口320之后的后续帧中的位置,直到分析下一个输入窗口320。

[0109] 还以相同的方式在两个连续的输入窗口320之间的帧中预测由机器学习模型预测的(多个)解剖结构的位置。如果需要的话,基于预测位置相应地调整用于覆盖图像302以表示预测特征(手术器械、解剖结构等)的图形覆盖层502。相应地,在使用较少计算资源的情况下,实时地向用户提供平滑的可视化。在一些方面,图形覆盖层502可以被配置为由用户(例如,外科医生)关闭,并且系统在没有覆盖层502的情况下工作,而仅在要提供警报时生成覆盖层502和/或其他类型的用户反馈(例如,在预定的解剖结构附近内的器械)。

[0110] 在像腹腔镜胆囊切除术一样的手术期间,如胆管损伤等并发症可能会严重损伤患者。提供了用于通过使用机器学习检测并突出显示如胆囊管和胆囊动脉等关键解剖结构来促进手术期间的计算机辅助以防止并发症的技术解决方案。根据一些方面,计算机视觉系统被训练成检测该手术的实时视频中的若干个结构,并进一步区分如动脉和导管等结构,尽管它们的外观类似。

[0111] 现在转到图9,根据一方面总体示出了计算机系统800。如本文所述,计算机系统800可以是包括和/或采用任何数量的计算设备和利用各种通信技术的网络及其组合的电子计算机框架。计算机系统800可以容易地进行扩充、扩展和模块化,并且具有改变为不同服务或独立于其他特征而重新配置一些特征的能力。计算机系统800可以是例如服务器、台式计算机、膝上型计算机、平板计算机或智能手机。在一些示例中,计算机系统800可以是云计算节点。计算机系统800可以在由计算机系统执行的计算机系统可执行指令(如程序模块)的一般上下文中进行描述。通常,程序模块可以包括执行特定任务或实施特定抽象数据类型的例程、程序、对象、部件、逻辑、数据结构等。计算机系统800可以在由通过通信网络链接的远程处理设备执行任务的分布式云计算环境中实践。在分布式云计算环境中,程序模块可以位于包括存储器存储设备的本地和远程计算机系统存储介质中。

[0112] 如图9所示,计算机系统800具有一个或多个中央处理单元(CPU)801a、801b、801c等(统称为或通常称为(多个)处理器801)。处理器801可以是单核处理器、多核处理器、计算集群或任何数量的其他配置。处理器801也称为处理电路,其经由系统总线802耦接到系统存储器803和各种其他部件。系统存储器803可以包括一个或多个存储器设备,如只读存储器(ROM)804和随机存取存储器(RAM)805。ROM 804耦接到系统总线802,并且可以包括控制计算机系统800的某些基本功能的基本输入/输出系统(BIOS)。RAM是耦接到系统总线802以供处理器801使用的读写存储器。系统存储器803在操作期间为所述指令的操作提供临时存储空间。系统存储器803可以包括随机存取存储器(RAM)、只读存储器、闪存或任何其他合适的存储器系统。

[0113] 计算机系统800包括耦接到系统总线802的输入/输出(I/O)适配器806和通信适配

器807。I/O适配器806可以是与硬盘808和/或任何其他类似部件通信的小型计算机系统接口(SCSI)适配器。I/O适配器806和硬盘808在本文中统称为大容量存储装置810。

[0114] 用于在计算机系统800上执行的软件811可以存储在大容量存储装置810中。大容量存储装置810是处理器801可读的有形存储介质的示例,其中,软件811被存储为由处理器801执行以使计算机系统800操作的指令,如下文参考各种附图所描述的。本文更详细地讨论了计算机程序产品和这种指令的执行的示例。通信适配器807将系统总线802与网络812互连,该网络可以是使得计算机系统800能够与其他这样的系统通信的外部网络。在一方面,系统存储器803的一部分和大容量存储装置810共同存储操作系统,该操作系统可以是协调图9所示的各种部件的功能的任何适当的操作系统。

[0115] 附加的输入/输出设备被示出为经由显示适配器815和接口适配器816连接到系统总线802。在一方面,适配器806、807、815和816可以连接到一个或多个I/O总线,该一个或多个I/O总线经由中间总线桥(未示出)连接到系统总线802。显示器819(例如,屏幕或显示监视器)由显示适配器815连接到系统总线802,该显示适配器可以包括用于提高图形密集型应用程序的性能的图形控制器以及视频控制器。键盘、鼠标、触摸屏、一个或多个按钮、扬声器等可以经由接口适配器816与系统总线802互连,该接口适配器可以包括例如将多个设备适配器集成到单个集成电路中的超级I/O芯片。用于连接如硬盘控制器、网络适配器和图形适配器等外围设备的合适I/O总线通常包括如外围部件互连(PCI)等通用协议。因此,如图9中所配置的,计算机系统800包括处理器801形式的处理能力,以及包括系统存储器803和大容量存储装置810的存储能力,如按钮、触摸屏等输入装置,以及包括扬声器823和显示器819的输出能力。

[0116] 在一些方面,通信适配器807可以使用任何合适的接口或协议(如互联网小型计算机系统接口等)来传输数据。网络812可以是蜂窝网络、无线网络、广域网(WAN)、局域网(LAN)或互联网等。外部计算设备可以通过网络812连接到计算机系统800。在一些示例中,外部计算设备可以是外部网络服务器或云计算节点。

[0117] 应当理解,图9的框图并不意味着表明计算机系统800将包括图9所示的所有部件。相反,计算机系统800可以包括图9中未展示的任何适当的更少或附加的部件(例如,附加的存储器部件、嵌入式控制器、模块、附加的网络接口等)。进一步地,本文中关于计算机系统800描述的方面可以用任何适当的逻辑来实施,其中,在各个方面,如本文中所提及的逻辑可以包括任何合适的硬件(例如,处理器、嵌入式控制器或专用集成电路等)、软件(例如,应用程序等)、固件、或硬件、软件和固件的任何合适的组合。

[0118] 在一种或多种情况下,本文描述的报告/视图/注释和其他信息被添加到电子病历(EMR)中。在一些方面,关于特定外科手术的信息可以存储在与外科手术期间接受手术的患者相关联的患者记录中。可替代地或另外地,信息被存储在单独的数据库中以供以后检索。检索可以与患者的唯一标识相关联,如EMR标识、社会安全号或任何其他唯一标识符。可以使用存储的数据来生成特定于患者的报告。在一些方面,还可以从EMR中检索信息以增强本文描述的一个或多个手术。在一个或多个方面,可以生成手术笔记,其包括来自机器学习模型的一个或多个输出。手术笔记可以作为EMR的一部分存储。

[0119] 图10描绘了根据一个或多个方面的外科手术系统900。图10的示例描绘了被配置为通过网络920与外科手术排期系统930通信的外科手术支持系统902。外科手术支持系统

902可以包括或可以耦接到图2中的系统100。外科手术支持系统902可以使用一个或多个相机904来获取图像数据,如图4的图像302。外科手术支持系统902还可以与多个传感器906和效应器908介接。传感器906可以与手术支持设备和/或患者监测相关联。效应器908可以是机器人部件或可通过外科手术支持系统902控制的其他设备。外科手术支持系统902还可以与一个或多个用户界面910(如各种输入和/或输出设备)交互。在外科手术正在执行时,外科手术支持系统902可以存储、访问和/或更新与训练数据集和/或实时数据相关联的手术数据914。外科手术支持系统902可以存储、访问和/或更新手术目标916以帮助训练和指导一个或多个外科手术。

[0120] 外科手术排期系统930可以访问和/或修改用于跟踪计划的外科手术的排期数据932。排期数据932可以用于对物理资源和/或人力资源进行排期,以执行计划的外科手术。基于由一个或多个机器学习模型预测的手术操纵和当前操作时间,外科手术支持系统902可以估计外科手术结束的预期时间。这可以基于手术数据914中记录的先前观察到的类似复杂病例。外科手术的预测结束的变化可以用于通知外科手术排期系统930准备下一个患者,该患者可以在排期数据932的记录中识别。外科手术支持系统902可以向外科手术排期系统930发送警报,该警报触发与稍后的外科手术相关联的排期更新。可以在排期数据932中捕获排期变化。预测外科手术的结束时间可以提高在手术室中运行并行会话的效率,因为资源可以在手术室之间分配。基于排期数据932和预测的手术操纵,进入手术室的请求可以作为一个或多个通知934来传输。

[0121] 随着手术操纵和步骤的完成,可以在手术数据914中跟踪进展,并且可以通过用户界面910来显示状态。当手术操纵完成或观察到任何问题(如并发症)时,也可以通过通知934向其他系统报告状态信息。

[0122] 本发明可以是处于任何可能的集成技术细节级别的系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括其上具有计算机可读程序指令以使处理器执行本发明的各方面的计算机可读存储介质(或媒体)。

[0123] 计算机可读存储介质可以是有形设备,其可以保留和存储指令以供指令执行设备使用。计算机可读存储介质可以是例如但不限于电子存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或上述各项的任何合适组合。计算机可读存储介质的更具体示例的非穷尽列表包括以下:便携式计算机磁盘、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或闪存)、静态随机存取存储器(SRAM)、便携式光盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备(如穿孔卡或其上记录有指令的凹槽中的凸起结构)以及上述各项的任何合适组合。本文所使用的计算机可读存储介质不应被解释为瞬时信号本身,如无线电波或其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输介质传播的电磁波(例如,通过光纤电缆传递的光脉冲)、或通过导线传输的电信号。

[0124] 本文描述的计算机可读程序指令可以经由网络(例如,互联网、局域网、广域网和/或无线网络)从计算机可读存储介质下载到相应的计算/处理设备,或者下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光传输光纤、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配器卡或网络接口从网络接收计算机可读程序指令,并转发该计算机可读程序指令以将其存储在相应计算/处理

设备内的计算机可读存储介质中。

[0125] 用于执行本发明的操作的计算机可读程序指令可以是汇编指令、指令集架构 (ISA) 指令、机器指令、机器相关指令、微码、固件指令、状态设置数据、集成电路的配置数据, 或者是以一种或多种编程语言的任何组合编写的源代码或目标代码, 这些编程语言包括如 Smalltalk、C++ 等面向对象的编程语言以及如“C”编程语言或类似编程语言等过程编程语言。计算机可读程序指令可以完全在用户计算机上执行, 部分在用户计算机上执行, 作为独立软件包执行, 部分在用户计算机上执行, 并且部分在远程计算机上执行, 或者完全在远程计算机或服务器上执行。在后一种场景中, 远程计算机可以通过任何类型的网络 (包括局域网 (LAN) 或广域网 (WAN)) 连接到用户计算机, 或者可以连接到外部计算机 (例如, 通过互联网, 使用互联网服务提供商)。在一些方面, 包括例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列 (FPGA) 或可编程逻辑阵列 (PLA) 的电子电路可以通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化电子电路来执行计算机可读程序指令, 以便执行本发明的各方面。

[0126] 本文参考根据本发明的各方面的方法、装置 (系统) 和计算机程序产品的流程图说明和/或框图描述了本发明的各方面。将理解的是, 流程图说明和/或框图的每个框以及流程图说明和/或框图中的框的组合可以通过计算机可读程序指令来实施。

[0127] 这些计算机可读程序指令可以被提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理装置的处理器以产生机器, 使得经由计算机或其他可编程数据处理装置的处理器执行的指令创建用于实施流程图和/或框图的一个或多个框中指定的功能/动作的方式。这些计算机可读程序指令也可以存储在计算机可读存储介质中, 这些计算机可读程序指令可以指导计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式运行, 使得其中存储有指令的计算机可读存储介质包括制品, 该制品包括实施流程图和/或框图的一个或多个框中指定的功能/动作的各方面的指令。

[0128] 计算机可读程序指令也可以加载到计算机、其他可编程数据处理装置或其他设备上, 以使得在计算机、其他可编程装置或其他设备上执行一系列操作步骤, 从而产生计算机实施的过程, 使得在计算机、其他可编程装置或其他设备上执行的指令实施流程图和/或框图的一个或多个框中指定的功能/动作。

[0129] 附图中的流程图和框图展示了根据本发明的各个方面的系统、方法和计算机程序产品的可能实施方式的架构、功能和操作。在这方面, 流程图或框图中的每个框可以表示指令的模块、片段或部分, 其包括用于实施 (多个) 特定逻辑功能的一个或多个可执行指令。在一些替代实施方式中, 框中标注的功能可以不按附图中标注的顺序发生。例如, 根据所涉及的功能, 连续示出的两个框实际上可以基本上同时执行, 或者这些框有时可以以相反的顺序执行。还将注意的是, 可以通过执行指定功能或动作或执行专用硬件和计算机指令的组合的基于专用硬件的系统来实施框图和/或流程图说明的每个框以及框图和/或流程图说明中的框的组合。

[0130] 本发明的各个方面的描述出于说明的目的而呈现, 但并不旨在是穷尽性的或限于所公开的方面。在不脱离所描述的方面的范围和精神的情况下, 多种修改和变型对本领域的技术人员而言将是显而易见的。选择本文所使用的术语以最佳地解释各方面的原理、实际应用或对市面上存在的技术的技术改进, 或者使得本领域的普通技术人员能够理解本文描述的各方面。

[0131] 本文参考相关附图描述了本发明的各个方面。在不脱离本发明的范围的情况下，可以设计本发明的替代方面。以下描述和附图中阐述了元件之间的各种连接和位置关系（例如，上方、下方、相邻等）。除非另有说明，否则这些连接和/或位置关系可以是直接的或间接的，并且本发明不旨在在这方面进行限制。相应地，实体的耦接可以指直接或间接耦接，并且实体之间的位置关系可以是直接或间接位置关系。此外，本文描述的各种任务和过程步骤可以并入到具有本文未详细描述的增加步骤或功能的更全面的程序或过程中。

[0132] 以下定义和缩写用于解释权利要求和说明书。如本文所使用的，术语“包括 (comprises/comprising/includes/including)”、“具有 (has/having)”或“包含 (contains/containing)”或其任何其他变型旨在覆盖非排他性的包括。例如，包括一系列元素的组合物、混合物、工艺、方法、制品或装置不必仅限于那些元素，而是可以包括未明确列出的或这样的组合物、混合物、工艺、方法、制品或装置所固有的其他元素。

[0133] 另外，术语“示例性”在本文中用于意指“用作示例、实例或说明”。本文中被描述为“示例性”的任何方面或设计不一定被解释为比其他方面或设计更优选或有优势。术语“至少一个”和“一个或多个”可以被理解为包括任何大于或等于一的整数，即，一、二、三、四等。术语“多个”可以被理解为包括任何大于或等于二的整数，即，二、三、四、五等。术语“连接”可以包括间接“连接”和直接“连接”。

[0134] 术语“约”、“基本上”、“大约”及其变型旨在包括与基于提交申请时可用的设备来测量特定量相关联的误差程度。例如，“约”可以包括给定值的±8%或5%或2%的范围。

[0135] 为了简洁起见，与制造和使用本发明的各方面相关的传统技术可以在本文中详细描述，也可以不详细描述。特别地，用于实施本文描述的各种技术特征的计算系统和特定计算机程序的各个方面是众所周知的。相应地，为了简洁起见，许多传统实施方式细节在本文中仅简单提及或完全省略，而不提供众所周知的系统和/或过程细节。

[0136] 应当理解，本文所披露的各个方面可以以与说明书和附图中具体呈现的组合不同的组合方式进行组合。还应当理解，根据示例，本文描述的任何过程或方法的某些动作或事件可以按不同的顺序执行，可以增加、合并或完全省去（例如，所有描述的动作或事件可能都不是实施这些技术所必需的）。另外，虽然为了清楚起见，本披露内容的某些方面被描述为由单个模块或单元执行，但应当理解，本披露内容的技术可以由与例如医疗设备相关联的单元或模块的组合执行。

[0137] 在一个或多个示例中，可以在硬件、软件、固件或其任何组合中实施所描述的技术。如果是在软件中实施，那么这些功能可以作为一个或多个指令或代码被存储在计算机可读介质上并且由基于硬件的处理单元执行。计算机可读介质可以包括非暂态计算机可读介质，非暂态计算机可读介质对应于比如数据存储介质（例如，RAM、ROM、EEPROM、闪存存储器或可以用于存储指令或数据结构形式的所需程序代码并可以被计算机访问的任何其他介质）等。有形介质。

[0138] 指令可以由一个或多个处理器执行，比如一个或多个数字信号处理器 (DSP)、通用微处理器、专用集成电路 (ASIC)、现场可编程逻辑阵列 (FPGA)、或其他等效集成或离散逻辑电路。相应地，如本文所使用的术语“处理器”可以指上述结构或适合于实施所描述的技术的任何其他物理结构中的任何结构。此外，这些技术可以在一个或多个电路或逻辑元件中完全实施。

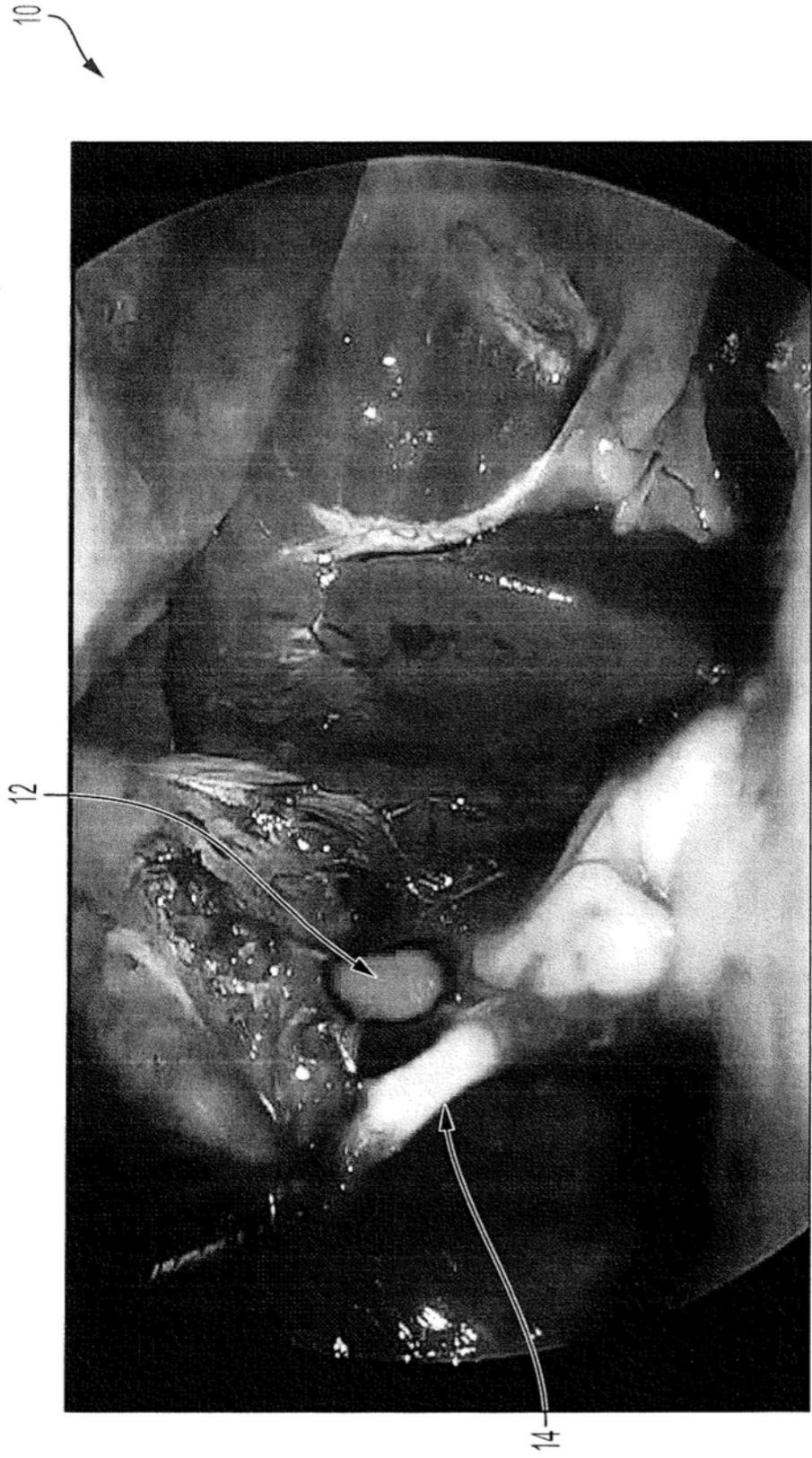


图1

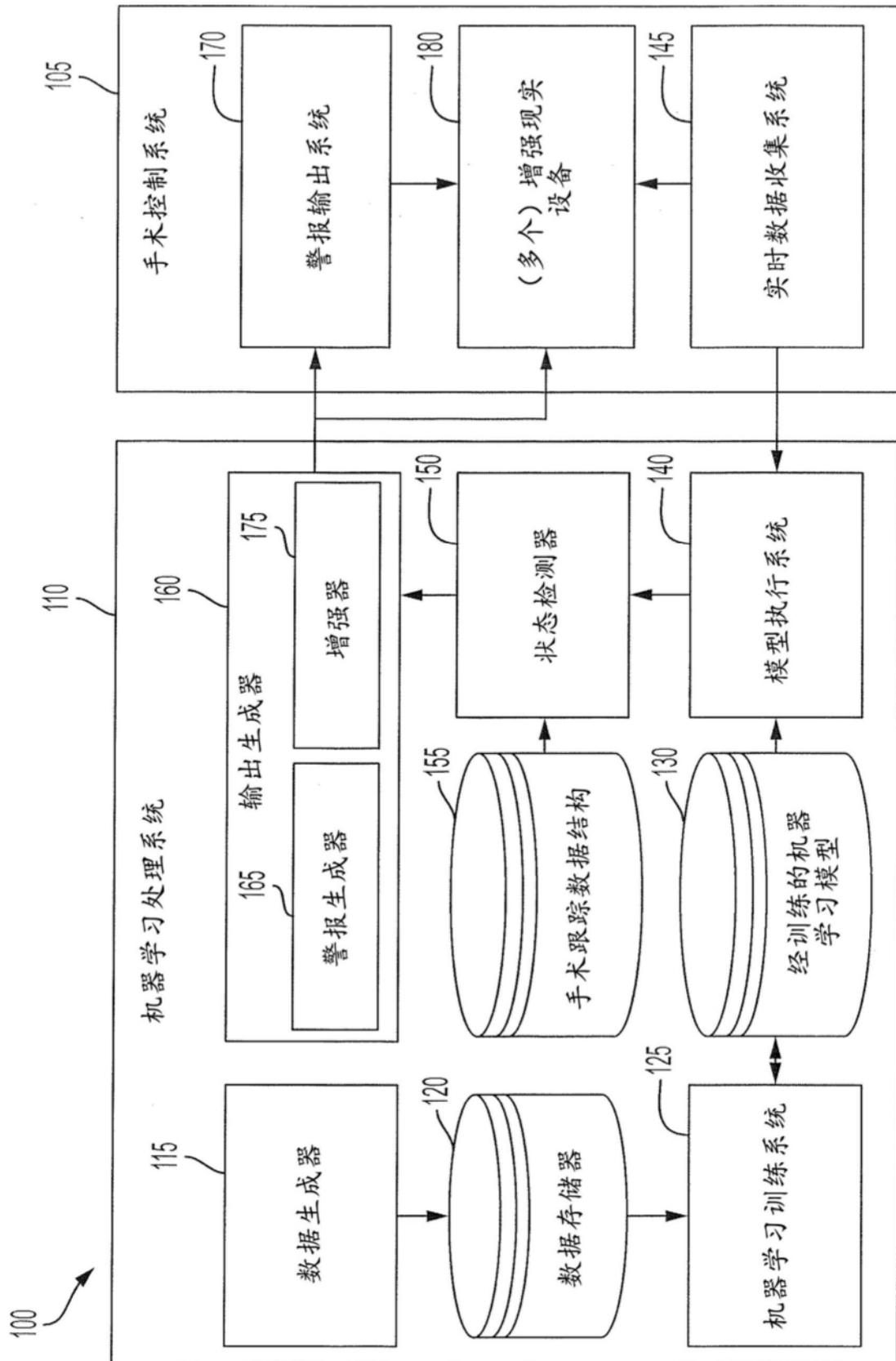


图2

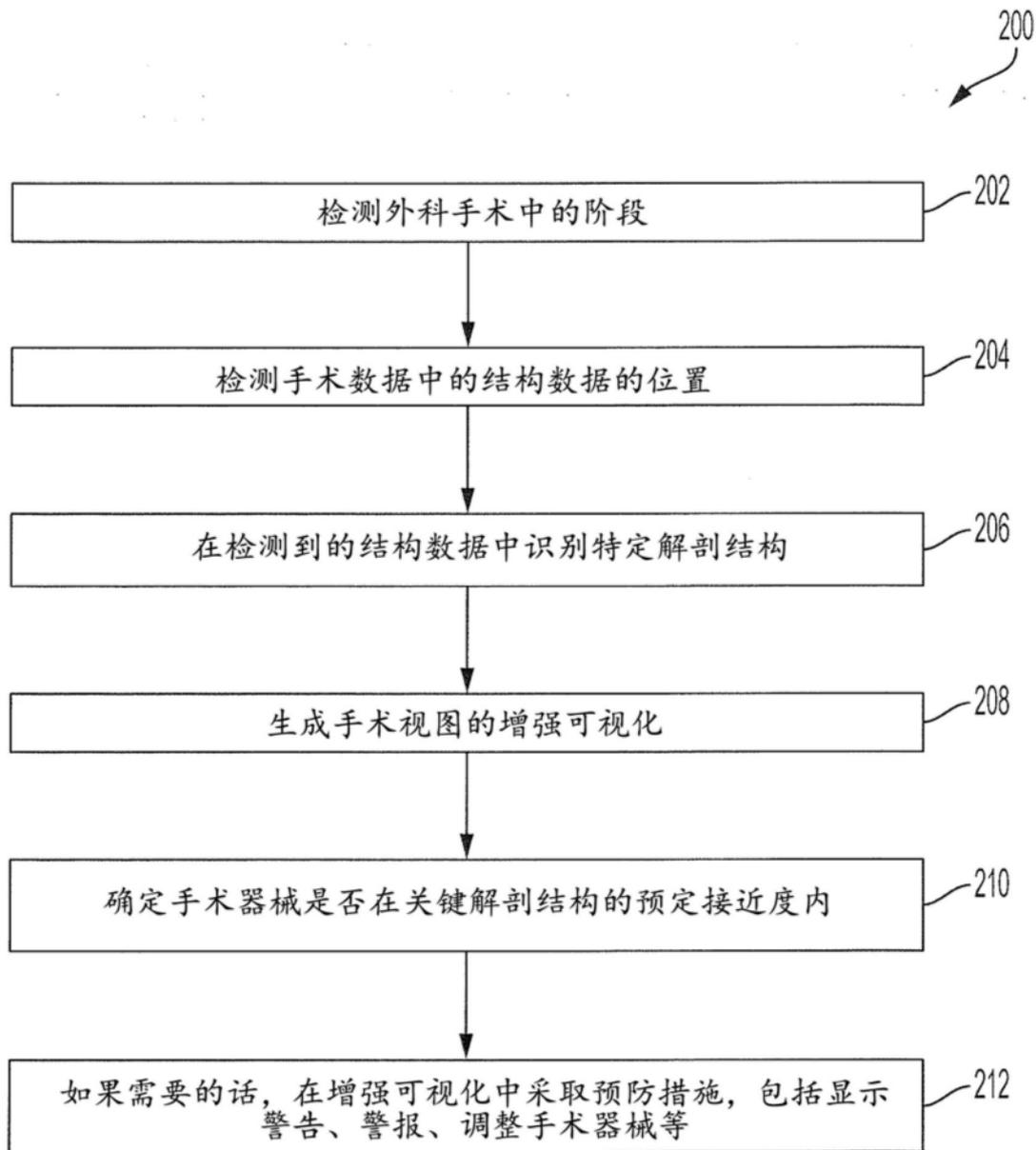


图3

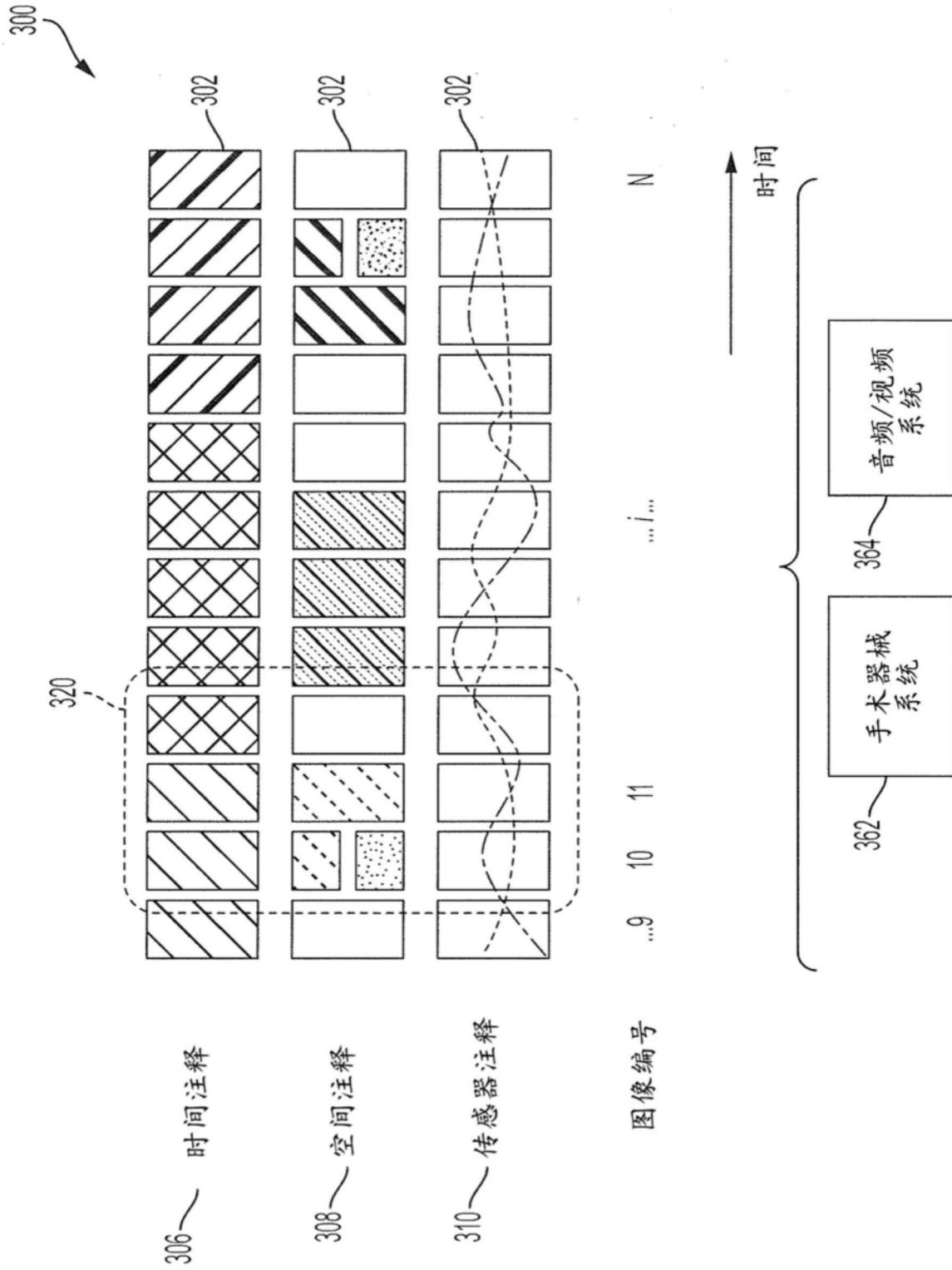


图4

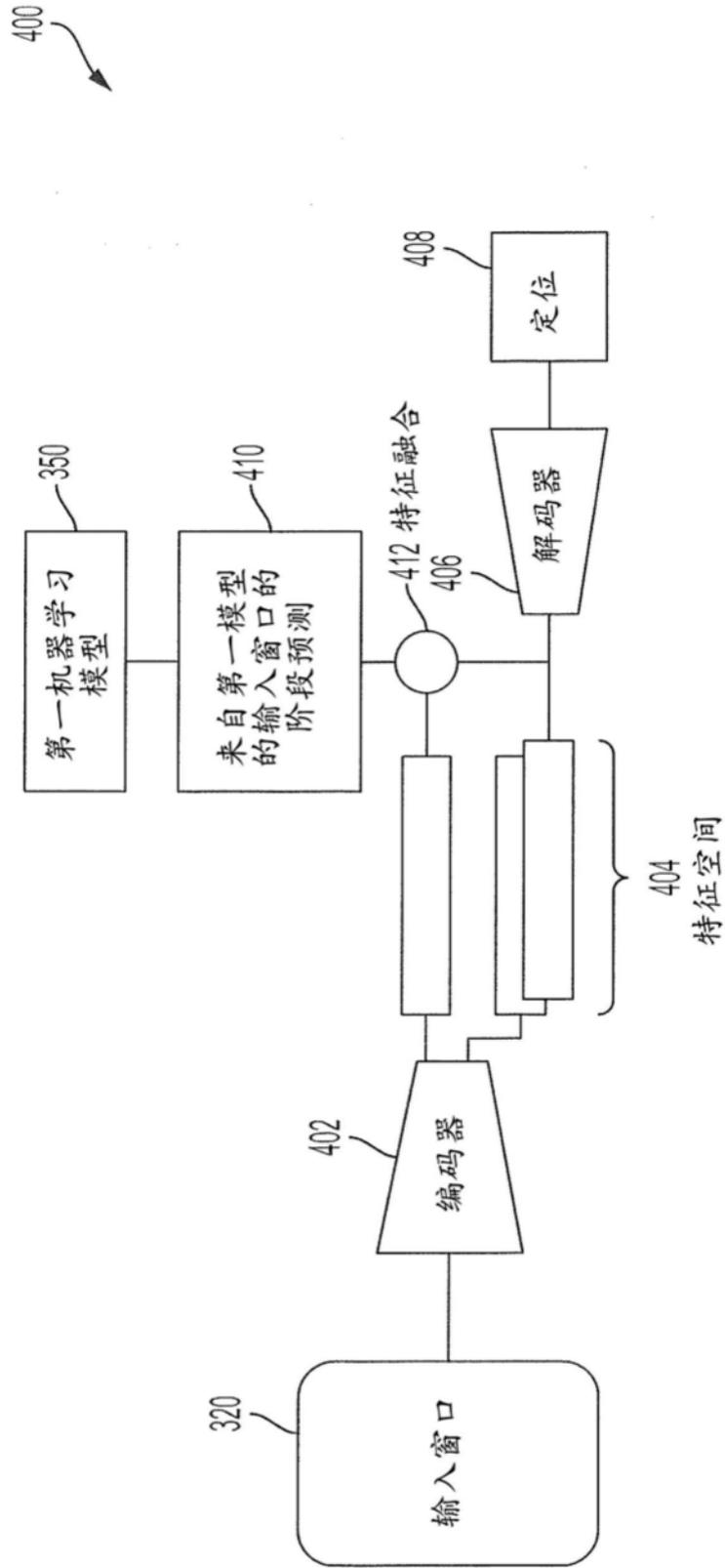


图5

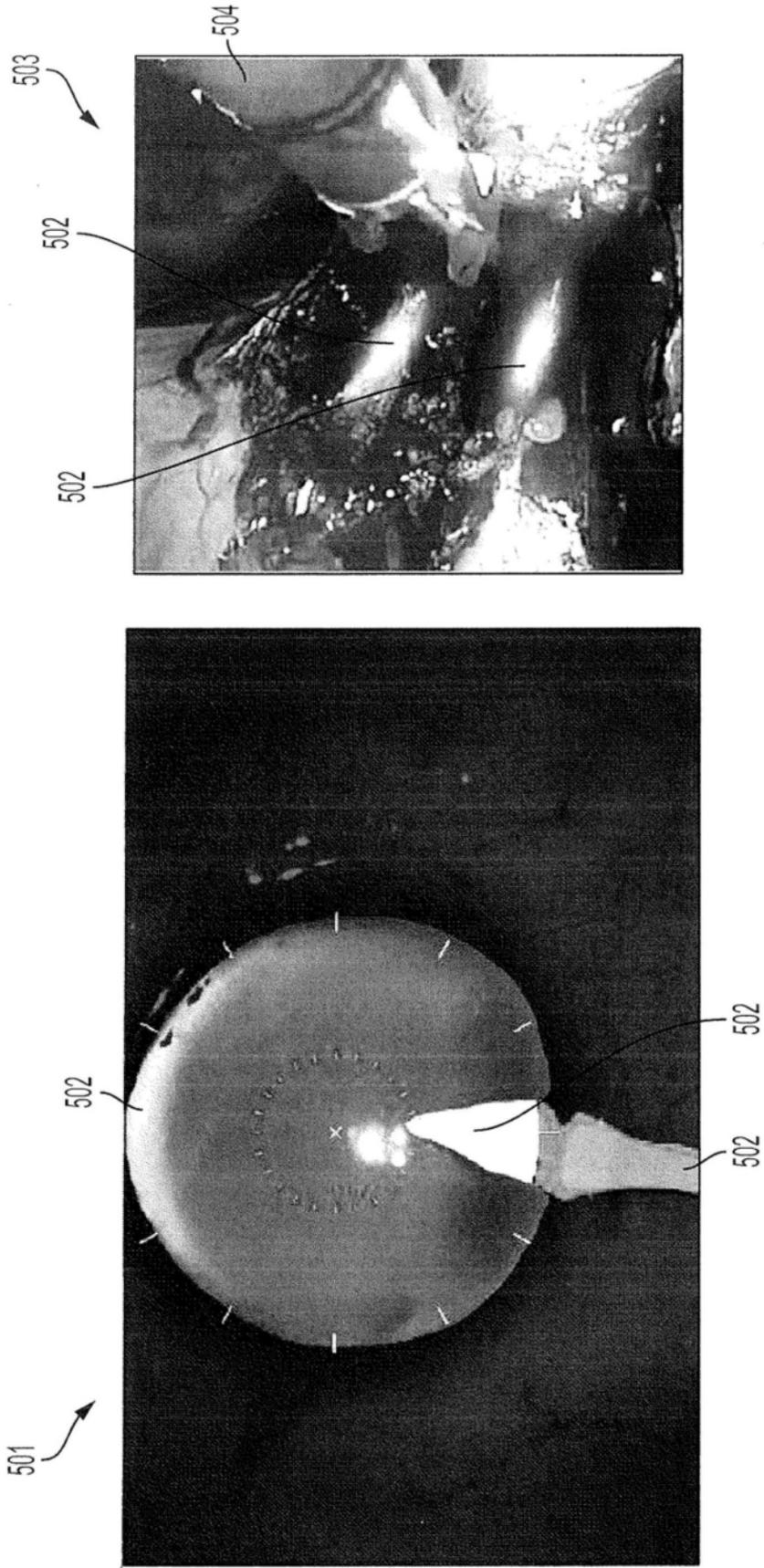


图6

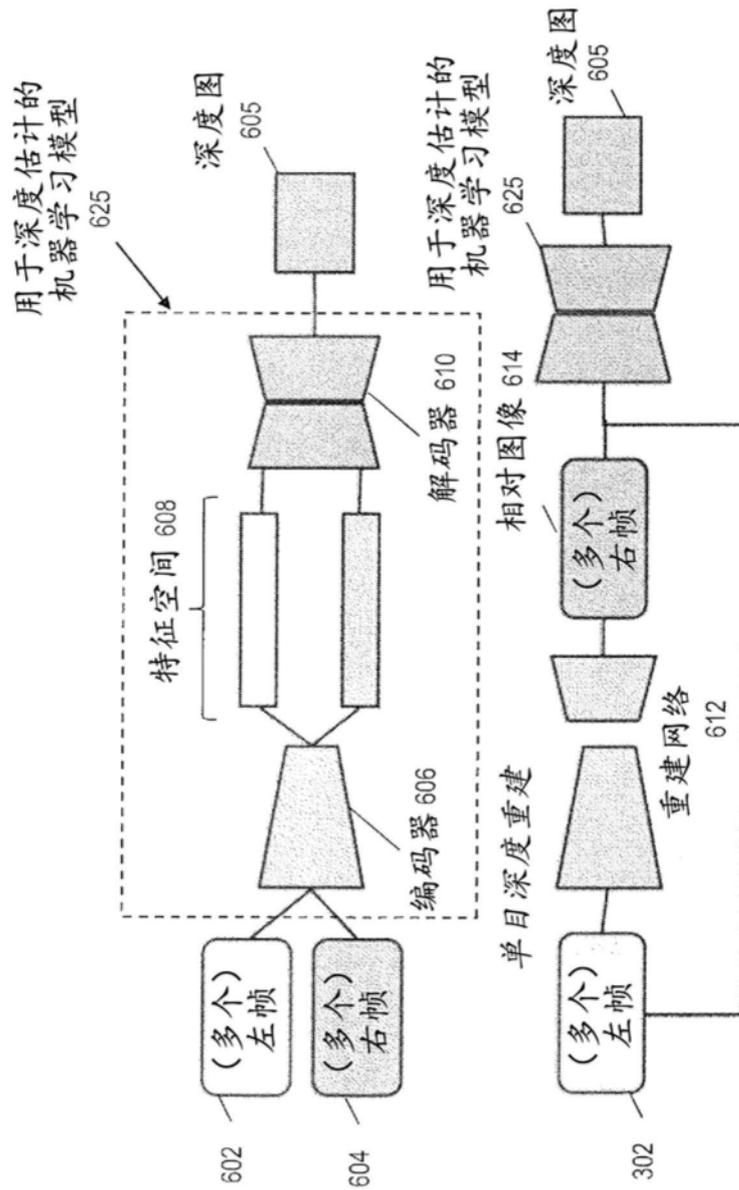


图7

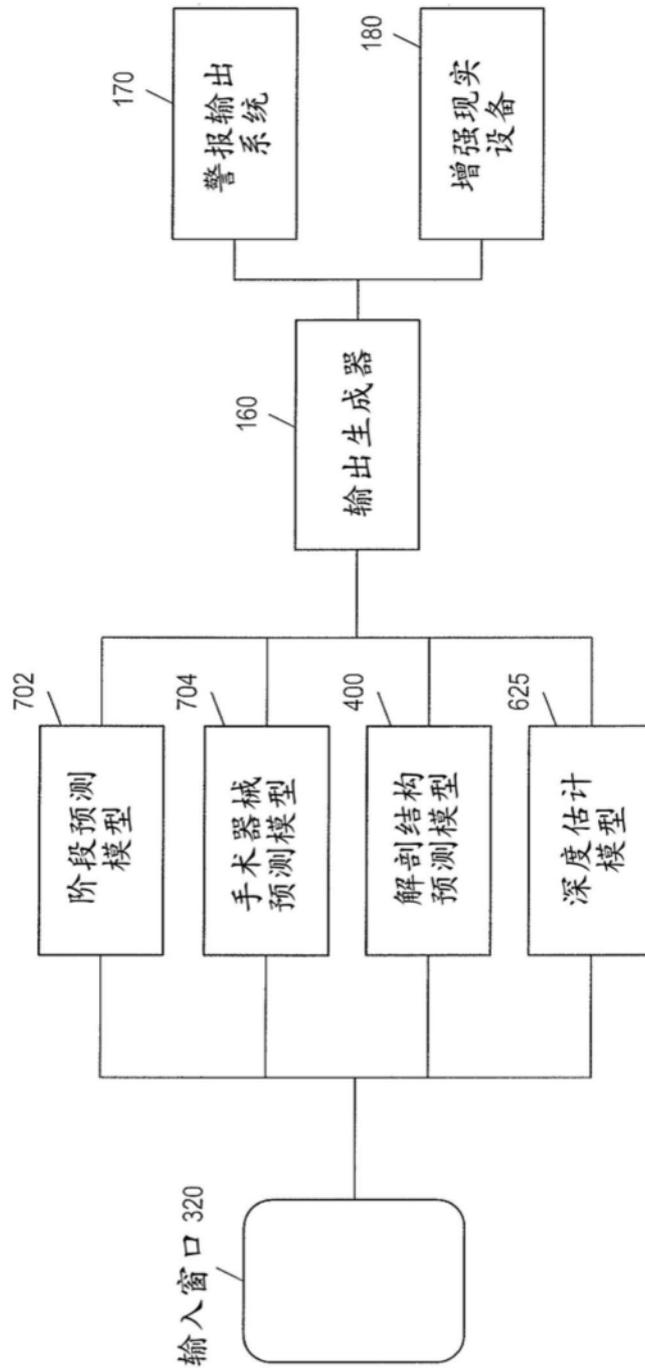


图8

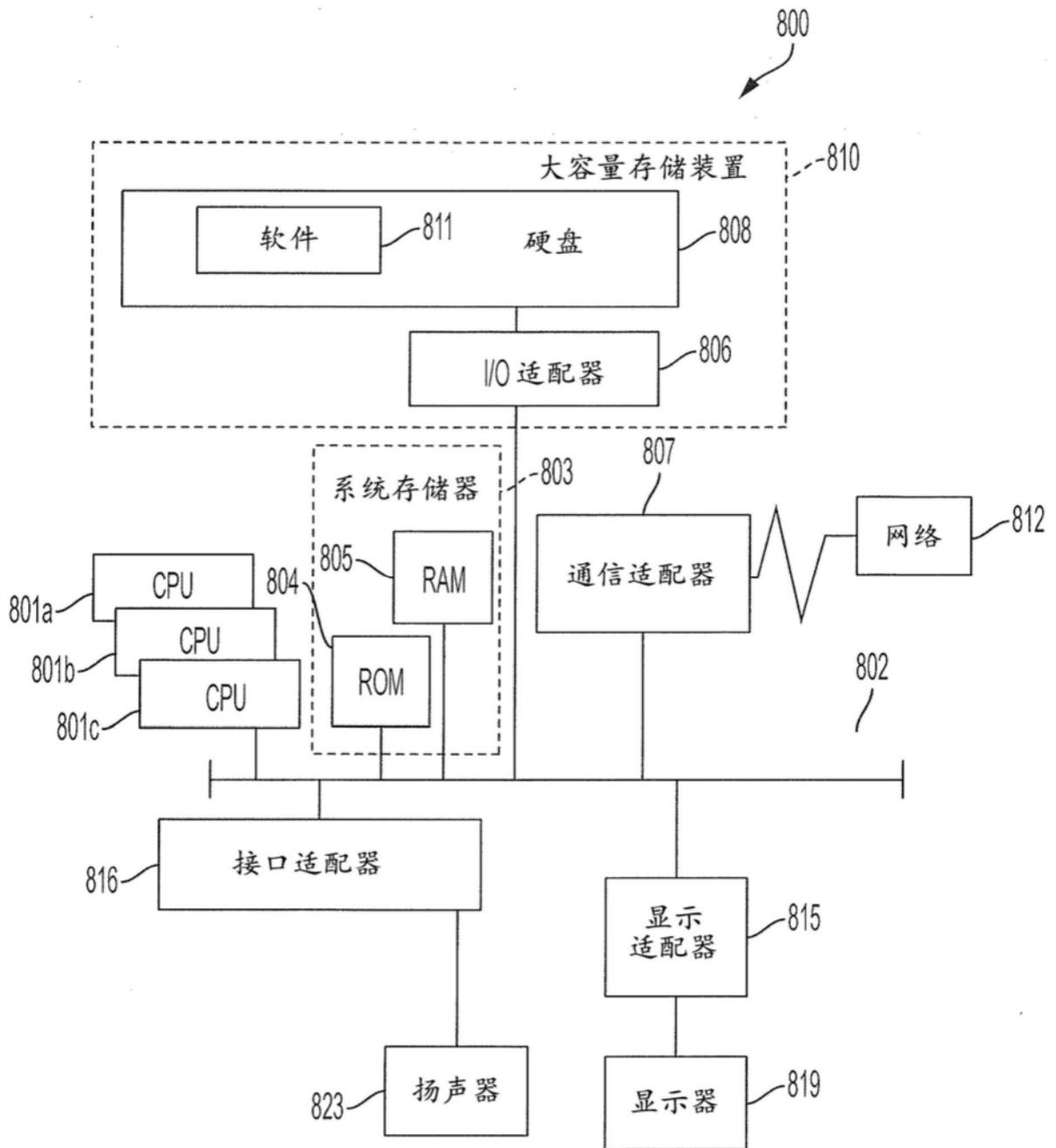


图9

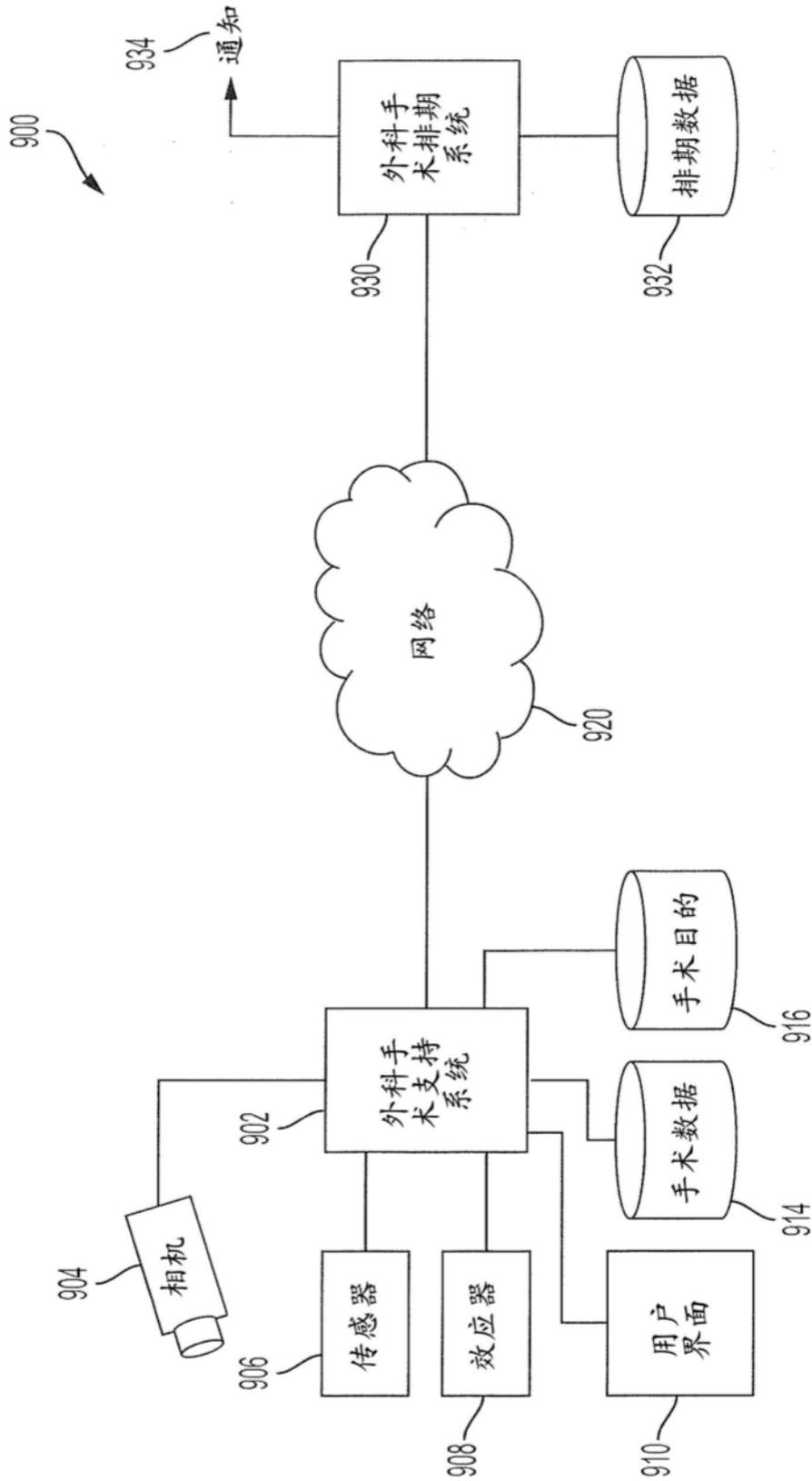


图10