(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 119948534 A
(43)申请公布日 2025.05.06

(21)申请号 202380068505.9
(22)申请日 2023.09.25
(30)优先权数据
22197625.1 2022.09.26 EP
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2025.03.25
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/EP2023/076331 2023.09.25
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2024/068506 EN 2024.04.04
(71)申请人 皇家飞利浦有限公司
地址 荷兰艾恩德霍芬
(72)发明人 V·库马尔 S·R·昆德提
B·希瓦尚卡尔 R·S·西索迪亚
(74)专利代理机构 永新专利商标代理有限公司 72002
专利代理师 孟杰雄
(51)Int.Cl.
G06V 10/26(2022.01)
A61B 6/00(2024.01)
G06T 7/11(2017.01)
G06V 10/00(2022.01)
A61B 6/03(2006.01)
G06T 7/00(2017.01)
G06V 10/82(2022.01)
G06N 3/0464(2023.01)

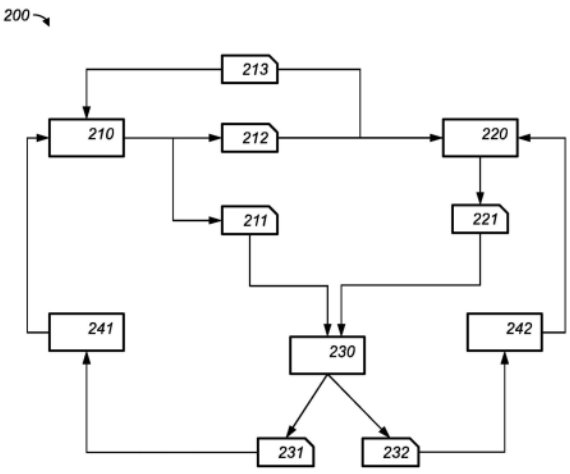
权利要求书2页 说明书16页 附图9页

(54)发明名称

专家指导改进的图像分割

(57)摘要

一些实施例涉及机器可学习的图像分割。图像分割模型可应用于一组输入图像,从而获得相应的一组分割图像。从专家判断中获得的经校正的分割图像可用于训练预测预期误差图像的另一图像分割模型。



CN 119948534 A

1.一种用于训练机器可学习图像分割模型的计算机实现的方法(400),所述方法包括:

获得(410)图像分割模型,所述图像分割模型至少部分地经过训练,

将所述图像分割模型应用(420)于一组输入图像,从而获得相应的一组分割图像,

从存储器中获得(430)一组经校正的分割图像和相应的一组误差图像,所述一组经校正的分割图像根据专家判断对所述一组分割图像进行了校正,其中,误差图像包括所述一组分割图像中的分割图像被校正的位置的指示,

训练(440)另一图像分割模型,以用于基于所述一组误差图像来预测输入图像的预期误差图像。

2.根据权利要求1所述的方法,其中,所述图像分割模型是医学分割模型。

3.根据前述权利要求中任一项所述的方法,包括:

将所述图像分割模型应用于输入图像,以获得相应的分割图像,

应用所述另一图像分割模型以获得输入图像的预期误差图像,

向专家显示所述分割图像和所述预期误差图像两者,

从所述专家获得所述分割图像的经校正的分割图像。

4.根据前述权利要求中任一项所述的方法,包括在知识图中捕获所述误差图像和/或经校正的分割图像。

5.根据前述权利要求中任一项所述的方法,包括在经专家校正的分割图像上训练所述图像分割模型。

6.根据前述权利要求中任一项所述的方法,其中,相关联的不确定性模型与所述图像分割模型相关联,所述相关联的不确定性模型被配置为产生输入图像的不确定性图像,所述不确定性图像指示所述图像分割模型对所述分割图像的不同部分的置信度,所述方法包括应用所述不确定性模型以获得与所述一组分割图像相对应的一组不确定性图像,所述另一图像分割模型至少将相应的不确定性图像作为输入。

7.根据权利要求6所述的方法,其中,所述相关联的不确定性模型包括估计输入图像的像素的多个潜在分割中的方差。

8.根据权利要求7所述的方法,其中,所述多个潜在分割能够从以下中的一个或多个获得:

多个标签的概率分割,

分割模型的集合,

多头,和/或

迭代的蒙特卡罗丢弃。

9.根据权利要求6-8中任一项所述的方法,其中,所述专家判断是从专家库中的至少一位专家处获得的,所述方法包括:

根据与所述分割图像相对应的所述不确定性图像中的不确定性水平,从所述专家库中选择专家以获得经校正的分割图像。

10.根据权利要求6-9中任一项所述的方法,包括:

针对分割图像确定不确定性水平,所述不确定性水平指示来自相关联的预期误差图像和/或来自相关联的不确定性图像的总体预期误差,

仅在所述不确定性水平高于指示高误差预期的阈值时获得所述经校正的分割图像。

11.一种用于训练机器可学习图像分割模型的计算机实现的方法,所述方法包括:

获得图像分割模型,所述图像分割模型至少部分地经过训练,

将所述图像分割模型应用于输入图像以获得相应的分割图像,

应用另一图像分割模型以获得所述输入图像的预期误差图像,所述另一图像分割模型已经被训练以预测输入图像的预期误差图像,

向专家显示所述分割图像和所述预期误差图像两者,并且

从所述专家获得所述分割图像的经校正的分割图像。

12.根据权利要求11所述的用于机器可学习图像分割模型的方法,包括:

在经专家校正的分割图像上训练所述图像分割模型。

13.一种用于训练机器可学习图像分割模型的设备,所述设备包括被配置为获得一个或多个输入图像的通信接口,以及被配置为执行权利要求1-12中任一项所述的方法的处理器系统。

14.一种暂时性或非暂时性计算机可读介质,包括:

计算机指令,其被配置为在计算机上执行所述计算机指令时,执行根据权利要求1-12中任一项所述的方法,和/或

表示根据权利要求1训练的、预测输入图像的预期误差图像的另一图像分割模型的参数,和/或

表示根据权利要求5和/或权利要求12训练的、被配置为产生分割图像的图像分割模型的参数。

专家指导改进的图像分割

技术领域

[0001] 本公开的主题涉及用于机器可学习图像分割模型的方法、用于机器可学习图像分割模型的设备、计算机可读介质。

背景技术

[0002] 医学图像分析(如用于诊断的分割和分类)已经取得了显著的性能。例如,基于深度学习的模型可以产生高质量的医学图像分割。然而,仍然存在给定图像分割模型可能给出错误答案的图像。关于图像分类的实验已经表明,尽管对模型预测非常有信心,但经训练的模型有时会在特定实例上失败。

[0003] 如Eyke Hülermeier和Willem Waegeman的论文“Aleatoric and Epistemic Uncertainty in Machine Learning:An Introduction to Concepts and Methods”中所指出的,可以识别两种不确定性来源:偶然不确定性和认知不确定性。根据这些作者,偶然(也称为统计)不确定性是指随机性的概念,即,由于固有随机效应导致的实验结果的可变性。认知(也称为系统)不确定性是指由缺乏知识导致的不确定性。原则上,使用附加信息可以减少认知不确定性。

[0004] 实际上,这些新图像分割模型的成功的一个重要方面是训练图像模型的基本事实训练数据的质量。为了获得最佳性能,人类领域专家评估大量图像以改进模型的训练和细化。

[0005] 获得更多高质量数据将是有利的,从而降低图像分割模型中的认知不确定性。

发明内容

[0006] 获得更好训练数据的第一个可能的工作流程是使用部分训练的图像分割模型。该部分训练的图像分割模型可以应用于一组图像,从而获得对应的一组分割图像。现在,专家库可以在需要的地方校正分割图像,而不必用手完全分割。然后,可以使用如此获得的经校正的分割图像来训练更好的模型或进一步训练现有模型。

[0007] 这种工作流程更有效,因为施加者不必分割图像中模型已经正确的那些部分。随着模型变得更好,模型往往是正确的,因此专家的工作显著减少。

[0008] 这种第一工作流程的缺点是:专家需要仔细评估模型提出的分割误差。在第二工作流程中,(部分训练的)图像分割模型不仅计算分割图像,而且还计算输入图像的不确定性图像,该不确定性图像指示图像分割模型对分割图像的不同部分的置信度。计算这种不确定性图像的方法本身是已知的;本文引用了其中的一些。在第二工作流程中,专家将面对由图像分割模型产生的分割图像以及相应的不确定性图像。专家现在被引导到图像中最可能出错的部分,从而可以更快地评估由模型提出的分割。如在第一工作流中一样,如果需要,专家将校正分割,例如用于训练目的。

[0009] 尽管第二工作流程在更短的时间内产生高质量的训练数据,但是发明人发现第二工作流程仍然不是最佳的。他们观察到的问题是,不确定性图像倾向于将图像的大部分标

记为不确定,即使图像的这些部分实际上不会被校正。这否定了不确定性图像在将专家的注意力集中在需要验证的图像部分方面的优点。另一个问题是,不确定性图像中对象的边缘往往周围具有一条不确定性带。该带的一个可能原因是,对象的确切边缘通常不清楚,并且不同的专家在不同的图像中可以用不同的方式标注。尽管不确定性图像正确地指示了图像的确切边界是不确定的,但是边界仍然不太可能被校正。评估图像的专家可能会发现对象边界的位置令人满意,或者他/她可能对这些边界也没有更好的判断。

[0010] 实施例提出,除了学习期望分割的第一图像分割模型之外,还训练第二图像分割模型。第二图像分割模型根据专家对第一图像分割模型产生的分割做出的校正进行训练。在改进的工作流程中,专家可能会面对由第一图像分割模型产生的分割图像,以及由第二图像分割模型计算的相应预期误差图像。

[0011] 这种第二图像分割模型具有优于使用如针对第二工作流程所讨论的不确定性图像的优点。与不确定性图像相比,预期误差图像倾向于将较少的图像标记为可能有缺陷。预期误差图像可以更好地将专家的注意力集中在可能存在真正误差的分割区域上。

[0012] 此外,预期误差图像受对象周围可能出现的不确定性带或光晕的影响较小。由于对象的确切边界往往不会被专家校正,即,往往不需要这样的校正,因此第二图像分割模型将正确地学习到这些边界可能不会发生偏移。这也有助于将专家的注意力集中在最可能需要审查的部分。因此,这两个方面都有助于减少模型预测分割的审查时间。

[0013] 在第三工作流程中,通过使预测预期误差图像的另一图像分割模型预测输入图像的预期误差图像,并且向专家示出由该图像分割模型产生的分割图像和预期误差图像两者,来使用该另一图像分割模型。预期误差图像将关注最可能需要校正的部分。因此,专家可以更快地校正分割。这是用于获得图像分割的改进工作流程。特别是对于医学图像分割,与上述第一和第二工作流程相比,分割和标记图像的时间减少了。经校正的分割可用于临床目的,例如诊断、评估、治疗规划等。预测预期误差图像的另一图像分割模型可以通过使其预测输入图像的预期误差图像并向专家示出由图像分割模型产生的分割图像和预期误差图像两者来使用。预期误差图像可用于训练图像分割模型或训练另一图像分割模型。

[0014] 例如,在实施例中,图像分割模型被配置为接收输入图像并产生对输入图像的部分进行分类的分割图像作为输出。可以通过在误差图像上训练图像分割模型来获得预测输入图像的预期误差图像的另一图像分割模型,所述误差图像指示通过专家判断校正分割图像的位置。该方法适用于医学分割模型,但也可以应用于其他领域。

[0015] 知识图是跟踪实施例中出现的各种图像和其他数据的有利数据结构。

[0016] 在实施例中,相关联的不确定性模型被配置为产生输入图像的不确定性图像,该不确定性图像指示图像分割模型对分割图像的不同部分的置信度。这种不确定性图像可以在不访问经训练的另一图像模型的情况下获得。发现提供不确定性图像作为另一图像模型的输入是有利的。

[0017] 方法的实施例可以在计算机上实现为计算机实现的方法,或者在专用硬件中实现,或者在两者的组合中实现。用于该方法的实施例的可执行代码可以存储在计算机程序产品上。计算机程序产品的示例包括存储器设备、光学存储设备、集成电路、服务器、在线软件等。优选地,计算机程序产品包括存储在计算机可读介质上的非暂时性程序代码,用于在计算机上执行所述程序产品时执行该方法的实施例。

[0018] 在实施例中,计算机程序包括计算机程序代码,该计算机程序代码适于在计算机上运行计算机程序时执行该方法的实施例的全部或部分步骤。优选地,计算机程序体现在计算机可读介质上。

[0019] 本公开的主题的另一方面是一种使计算机程序可供下载的方法。

附图说明

[0020] 将参考附图通过示例的方式描述进一步的细节、方面和实施例。附图中的元件是为了简单明了而示出的,不一定按比例绘制。在附图中,与已经描述的元件相对应的元件可以具有相同的附图标记。在附图中,

[0021] 图1示意性地示出了图像分割设备的实施例的示例,

[0022] 图2a示意性地示出了图像分割系统的实施例的示例,

[0023] 图2b示意性地示出了图像分割系统的实施例的示例,

[0024] 图2c示意性地示出了图像分割系统的实施例的示例,

[0025] 图2d示意性地示出了数据结构的实施例的示例,

[0026] 图2e示意性地示出了知识图的实施例的示例,

[0027] 图3a示出了医学图像的实施例的示例,

[0028] 图3b示意性地示出了医学图像的实施例的示例,

[0029] 图3c示意性地示出了分割图像的实施例的示例,

[0030] 图3d示意性地示出了不确定性图像的实施例的示例,

[0031] 图3e示意性地示出了经校正的分割图像的实施例的示例,

[0032] 图3f示意性地示出了误差图像的实施例的示例,

[0033] 图3g示意性地示出了预期误差图像的实施例的示例。

[0034] 图4示意性地示出了图像分割方法的实施例的示例,

[0035] 图5示意性地示出了图像分割方法的实施例的示例,

[0036] 图6a示意性地示出了根据实施例的具有包括计算机程序的可写部分的计算机可读介质,

[0037] 图6b示意性地示出了根据实施例的处理器系统的表示。

[0038] 附图标记列表

[0039] 以下附图标记列表参考图1、2a-2e、3a-3g、6a和6b,旨在便于解释附图,不应被解释为限制权利要求。

[0040] 110图像分割设备

[0041] 112图像数据库

[0042] 130处理器系统

[0043] 140存储装置

[0044] 150通信接口

[0045] 200图像分割系统

[0046] 210图像分割模型

[0047] 211分割图像

[0048] 212不确定性图像

[0049] 213输入图像

[0050] 215相关联的不确定性模型

[0051] 220另一图像分割模型

[0052] 221预期误差图像

[0053] 230专家判断界面

[0054] 231经校正的分割图像

[0055] 232误差图像

[0056] 233进一步校正的分割图像

[0057] 241第一模型训练器

[0058] 242第二模型训练器

[0059] 250专家选择单元

[0060] 260知识图

[0061] 261-263附加数据

[0062] 265数据结构

[0063] 300医学图像

[0064] 301图像300的示意性渲染

[0065] 310分割图像

[0066] 320不确定性图像

[0067] 321第一区域

[0068] 322第二区域

[0069] 330经校正的分割图像

[0070] 331校正部分

[0071] 340误差图像,

[0072] 341校正部分

[0073] 350预期误差图像

[0074] 1000、1001计算机可读介质

[0075] 1010可写部分

[0076] 1020计算机程序

[0077] 1110(一个或多个)集成电路

[0078] 1120处理单元

[0079] 1122存储器

[0080] 1124专用集成电路

[0081] 1126通信元件

[0082] 1130互连件

[0083] 1140处理器系统

具体实施方式

[0084] 虽然本公开的主题可以有许多不同形式的实施例,但附图中示出了一个或多个具体实施例,本文将详细描述这些实施例,应当理解,本公开将被认为是本公开主题的原理的

示例,不旨在将其限制为所示出和描述的具体实施例。

[0085] 在下文中,为了理解,在操作中描述实施例的元件。然而,将显而易见的是,相应元件被布置为执行所描述的由它们执行的功能。此外,本公开的主题不仅限于实施例,还包括本文描述的或在相互不同的从属权利要求中引用的特征的每种其他组合。

[0086] 图像分割模型的成功部分地基于高级分割算法(例如,基于深度卷积神经网络),并且部分地基于准确的训练数据。高级分割模型,尤其是医学图像分割,仍然需要大型、有代表性和高质量的带注释数据集。然而,获得完美的训练数据集是很少见的,特别是在医学成像领域,其中获取数据和注释的成本很高。在放射学工作流程中,利用部分训练的算法进行自动化AI医学图像分割,并利用编辑工具进行人工辅助校正,有助于提高训练数据集质量。这种工作流程减少了放射科医生二次阅读和/或人工监督的需要,并提高了生产率。

[0087] MRI、CT等医学图像是诊断从肿瘤到韧带撕裂等各种医学状况的主要模式。医学图像标记不仅是监督机器学习和深度学习模型的关键要求,而且还用于临床目的。

[0088] 例如,挑战之一涉及检测机器学习中的偶然和认知不确定性、代表性数据的不可用性、标注模型的泛化失败(特别是在多站点环境中)、专家放射科医生的不可用;由于放射科医生的技术水平不同而导致的注释者内部和注释者之间的差异。放射科医生可能需要对AI模型自动预测的分割掩模进行劳动密集型校正。

[0089] 分割不确定性可能源自不同的源类型,包括物理设备问题、注释工具问题、模型中的隐藏特征或错误的决策边界。这些不确定性可以大致分为偶然和认知不确定性。偶然不确定性涉及数据固有的不确定性的客观或物理概念。偶然不确定性的来源往往不清楚。认知不确定性涉及不确定性的主观或个人概念。它是由于在数据生成过程或训练模型期间缺乏知识或忽略某些特征而发生的。

[0090] 本文在各种实施例中描述了用于提高AI图像分割模型性能的改进方法。例如,实施例可以使用智能注释工作流中使用的不确定性预测器。知识图可以有利地用于组织系统中的数据。

[0091] 在传统的智能标注场景中,图像分割模型可以生成近似分割图像,也称为分割图像。然后,向专家(例如放射科医生)提供编辑工具,以校正(一个或多个)自动分割的区域。

[0092] 根据实施例的智能标注场景,图像分割模型可以生成近似分割图像。向专家示出了分割图像和从基于先前校正训练的模型中获得的预期误差图像。向专家提供编辑工具,以校正自动分割的区域;其注意力由预期误差图像引导,以减少审查时间。

[0093] 在实施例中,训练模型以从人类注释者学习不确定性校正并对其进行建模。例如,这样的数据可以存储在诸如知识图的灵活数据结构中。经过校正训练的神经网络可用于预测图像中的不确定区域。这些不确定图像稍后用于校正或评估图像分割模型和/或提高专家注释者的生产率。通过高确定性自动填充的智能注释减少了专家协助,减少放射科医生的二次阅读和/或人工监督,提高了生产率。

[0094] 图1示意性地示出了图像分割设备110的实施例的示例。图像分割设备110被配置用于机器可学习图像分割模型。例如,设备110可用于将图像分割模型应用于一个或多个输入图像,从而获得相应的分割图像。这样的设备在许多领域都很有用,特别是在医学领域,例如应用于医学图像时。其他领域包括,例如:制造业,其中可以使用图像分割来检测制造产品中的故障;辅助或自主驾驶,其中可以使用图像分割来检测街道图像中的物体。

[0095] 设备110可以被配置为获得一组经校正的分割图像和相应的一组误差图像,该组经校正的分割图像根据专家判断对一组分割图像进行了校正,所述误差图像指示分割图像被校正的位置;并且训练另一图像分割模型,该另一图像分割模型预测输入图像的预期误差图像221。这种经训练的另一图像分割模型是有利的,因为它更好地指示了专家审查有用之处。实施例可应用于各种领域中的图像分割模型;

[0096] 医学分割模型是很好的示例。

[0097] 设备110可以被配置为训练所述另一图像分割模型,但这不是必需的。在有用的实施例中,设备110替代地(或附加地)被配置为应用已经例如在不同设备上经过训练的另一图像分割模型。例如,可以从第三方获得预训练的误差预测模型,作为半自主分割工作流程的有用补充。专家在半自主分割工作流程中产生的经校正的分割可以有利地用于进一步训练所述图像分割模型和所述另一图像分割模型两者,但这不是必需的。

[0098] 图像分割设备110可以包括处理器系统130、存储装置140和通信接口150。存储装置140可以是例如电子存储装置、磁存储装置等。存储装置可以包括本地存储装置,例如本地硬盘驱动器或电子存储器。存储装置140可以包括非本地存储装置,例如云存储装置。在后一种情况下,存储装置140可以包括到非本地存储装置的存储接口。存储装置可以包括多个离散的子存储装置,它们一起构成存储装置140。存储装置可以包括易失性可写部分(例如RAM)、非易失性可写部分(例如闪存)、非易失性不可写部分(例如ROM)。

[0099] 存储装置140可以是非暂时性存储装置。例如,存储装置140可以在有电的情况下存储数据,例如易失性存储器设备,例如随机存取存储器(RAM)。例如,存储装置140可以在有电的情况下以及在没电的情况下存储数据,例如非易失性存储器设备,例如闪存。

[0100] 设备110可以连接到数据库112。数据库112可以在设备110的内部或外部。例如,设备110可存储输入图像、分割、校正等。数据库112可以由多个设备110共享,例如,以方便多位专家并行工作,例如,并行改进训练数据。

[0101] 设备110可以通过计算机网络与其他系统、其他设备、外部存储装置、输入设备、输出设备和/或一个或多个传感器进行内部通信。计算机网络可以是互联网、内联网、局域网、无线局域网等。计算机网络可以是因特网。设备110包括被布置为根据需要在系统100内或系统100外部通信的连接接口。例如,连接接口可以包括连接器,例如有线连接器,例如以太网连接器、光学连接器等;或者无线连接器,例如天线,例如Wi-Fi、4G或5G天线。

[0102] 通信接口150可以用于发送或接收数字数据,例如,接收输入图像、接收校正、发送分割图像、校正图像、不确定性图像、误差图像等。

[0103] 设备110的执行可以在处理器系统中实现。设备110可以包括用于实现实施例的各方面的功能单元。功能单元可以是处理器系统的一部分。例如,本文所示的功能单元可以全部或部分地在存储在设备的存储装置中并且可由处理器系统执行的计算机指令来实现。

[0104] 处理器系统可以包括一个或多个处理器电路,例如微处理器、CPU、GPU等。设备110可以包括多个处理器。处理器电路可以以分布式方式实现,例如,实现为多个子处理器电路。例如,设备110可以使用云计算。在实施例中,设备110是本地集成设备。在实施例中,设备110分布在多个地理上不同的位置。

[0105] 通常,图像分割设备110包括微处理器,其执行存储在设备处的适当软件;例如,该软件可能已被下载和/或存储在相应的存储器中,例如,RAM等易失性存储器或闪存等非易

失性存储器。

[0106] 代替使用软件来实现功能,设备110可以全部或部分地以可编程逻辑来实现,例如作为现场可编程门阵列(FPGA)。该设备可以全部或部分地实现为所谓的专用集成电路(ASIC),例如为其特定用途定制的集成电路(IC)。例如,电路可以例如使用Verilog、VHDL等硬件描述语言在CMOS中实现。特别地,图像分割设备110可以包括例如用于神经网络处理和/或算术处理的电路。

[0107] 图像分割设备和/或方法的执行可以在处理器电路中实现,其示例在本文中示出。图2a-2c示出了可能是处理器电路功能单元的功能单元。例如,附图可以用作处理器电路的可能功能组织的蓝图。除了这些图中所示的组织之外,其他组织也是可能的。

[0108] 处理器电路未与这些图中的单元分开示出。例如,功能单元可以全部或部分地在存储在设备100处(例如,在设备100的电子存储器中)并且可由设备100的微处理器执行的计算机指令来实现。在混合实施例中,功能单元部分地在硬件中实现,例如作为协处理器,例如神经网络协处理器,并且部分地在设备上存储和执行的软件中实现。

[0109] 图2a示意性地示出了图像分割系统200的实施例的示例。图像分割系统200可以例如在诸如设备110的设备中实现。例如,在实施例中,工作站或成像装置包括系统200。

[0110] 系统200配置有图像分割模型210。图像分割模型210被配置用于输入图像并且产生对输入图像的部分进行分类的分割图像作为输出。图2a示出了输入图像213和分割图像211。

[0111] 图像分割模型有利地是医学分割模型;图像分割模型213也可以应用于不同类型的图像,例如,制成品图像、街道图像等。

[0112] 输入图像213可以从各种医学成像技术获得。输入图像213可以是多维图像数据,例如二维(2D)、三维(3D)或四维(4D)图像。输入图像213可以通过各种采集模态来采集,例如但不限于标准X射线成像、全视野数字乳腺X线摄影、计算机断层扫描(CT)、磁共振成像(MRI)、超声(US)、正电子发射断层扫描(PET)、单光子发射计算机断层扫描(SPECT)和核医学(NM)。图像分割模型210可以被配置用于这些图像模态中的一个或多个。

[0113] 图像分割模型210至少部分地经过训练,即,图像分割模型210确实能够生成分割图像211。然而,不需要对图像分割模型210进行完全训练。结果,图像分割模型210的分割中的一些误差是可接受的。特别是由于训练材料不完善而导致的误差。实施例可用于改进和/或获取误差较少的训练数据。

[0114] 图像分割可以包括识别图像数据中的感兴趣区域(ROI)。医学图像分割可用于例如计算机辅助诊断。图像分割可以例如分割图像中的区域,例如分割身体器官、组织、肿瘤检测和/或分割以及肿块检测。例如,图像分割模型可以分割患者乳房图像中的肿瘤。图像分割还可用于在计算机上模拟物理性质,或将CAD设计的植入物虚拟地定位在患者体内。

[0115] 例如,在实施例中,可以获得医学图像,例如MRI图像,可以将图像分割模型应用于图像以获得分割图像。分割图像指示分割成一个或多个感兴趣区域,例如,以分离乳房组织及其中的肿瘤。分割图像可以包括指示分割类型的标签或与之相关联。所得到的分割可用于诊断、规划潜在治疗等。医学图像的分割可能有助于例如检查肿瘤的生长、控制药物剂量和辐射暴露剂量。

[0116] 例如,MRI规划可以涉及将盒子(box)几何形状与解剖特征对齐。使用图像分割模

型,可以基于例如探查扫描或先前扫描进行即时盒子规划。

[0117] 图像分割模型210是机器可学习模型,其可以在例如包括多个训练项的训练数据上进行训练和/或细化。训练项可以包括样本图像和期望的结果,例如,模型应该产生的分割。

[0118] 图像分割模型可以基于各种人工智能技术。分割技术包括分类和聚类方法,例如最近邻模型、支持向量机(SVM)和人工神经网络(ANN),特别是卷积神经网络。特别是基于神经网络的图像分割在分割方面显示出很高的前景。通过使用更高质量的训练集来改进神经网络,不过任何依赖于训练数据的机器可学习模型都可以通过提高训练数据的质量来改进。图像分割模型可以包括卷积神经网络(CNN),例如,包括一个或多个卷积层的神经网络。例如,图像分割模型可以包括所谓的u-net。

[0119] 分割可以针对一个特定元素。例如,在实施例中,可以训练图像分割模型以在图像中(例如,在乳房X线照片中)仅分割肿瘤组织。分割可以针对多个元素。例如,在实施例中,可以训练图像分割模型以分割图像中不同种类的组织、器官等。例如,这可以通过产生多个图像来实现,例如,每个标签对应一个图像,或者通过将每个像素或体素与指示应用哪个标签的标签向量或指示各种标签的概率的概率标签向量等相关联。多个标签的分割也可以用视觉元素来指示,例如用颜色或图案填充、边界曲线等。

[0120] 在实施例中,系统200被配置为将图像分割模型210应用于一组输入图像,从而获得相应的一组分割图像。在图2a中,示出了一个输入图像213和一个分割图像211。该组分割图像可以是部分正确和部分错误的。

[0121] 针对该组输入图像获得一组经校正的分割图像。校正是通过专家判断获得的,可能是特定感兴趣领域的技术人员,例如放射科医生。可能的专家判断可以是以某种其他方式训练的不同人工智能(未示出),例如,从第三方获得并且可用于训练图像模型210。例如,不同的模型可以是具有高质量分割的上一代图像分割模型,但是由于某种原因将被图像模型210替换。我们在本文中将假设专家判断是从专家那里获得的,但是实施例可以被修改为依赖于其他类型的专家判断。

[0122] 例如,系统200可以包括专家判断界面230。专家判断界面230可以被配置为使专家能够对分割图像进行校正,从而获得经校正的分割图像。图2a示出了与输入图像213和分割图像211相对应的经校正的分割图像231。

[0123] 经校正的分割图像可用于改进图像模型210,例如,训练项可以包括输入图像211和相应的经校正的分割图像。图像模型210的训练可以是对新的图像分割模型的完整重新训练,可能还添加了附加训练数据。图像模型210的训练也可以是重新训练或细化,例如,使用现有图像模型210作为附加训练迭代的起点;可能现有图像模型210通过引入噪声、丢弃等来进行适配。

[0124] 图2a示出了包括被配置为训练图像分割模型210的元件(即,第一模型训练器241)的实施例。例如,第一模型训练器241可以被配置用于反向传播算法。例如,第一模型训练器241可以被配置为使用Adam优化器。

[0125] 除了经校正的分割图像之外,还获得相应的一组误差图像。图2a示出了与校正分割231中进行的校正相对应的一个误差图像232。误差图像232可以从经校正的分割231中自动导出,反之亦然。误差图像可以使用与输入图像或分割图像相同的格式。例如,误差图像

可以包括灰度值或标签向量等的二维集合。特别地,误差图像中的值(例如,像素值)可以指示误差校正的相似性。例如,错误图像可以使用更简单的格式,例如二进制格式。

[0126] 例如,误差图像可以是差异图像,例如,指示由模型210产生的分割图像与相应的经校正的分割图像之间的差异。可以以其他方式获得误差图像。例如,误差图像可以指示在哪里进行分割是正确的,例如,边界在哪里被校正,例如,在哪里拉或推边界的点,例如,类似物的样条上的支撑点在哪里被移动。在任何情况下,误差图像指示专家校正分割图像的位置。

[0127] 一旦获得了一组误差图像,就可以训练另一图像分割模型220以预测输入图像的预期误差图像。另一图像分割220模型可以使用与图像分割模型210相同的图像分割技术。例如,模型220还可以包括神经网络,例如CNN。图像分割模型220可以小于图像分割模型210。例如,图像分割模型220可以具有更少的层和/或更少的神经元。例如,图像分割模型220的神经元数量可能最多只是图像分割模型210的一半。这是可能的,因为允许该模型的分割质量低于模型210的分割质量。然而,这不是必需的,并且图像分割模型220可以与模型210一样大或更大。

[0128] 另一图像分割模型220可以部分地使用与图像模型210相同的训练参数。例如,图像分割模型210和220可以是共同体(body)顶部的不同头(head)。

[0129] 另一图像分割模型220学习预测专家可以在哪里校正分割图像。这是有利的,有助于克服对训练数据的手动和半自动标注中的挑战。

[0130] 图2a示出了包括被配置为训练另一图像分割模型220的元件(即,第二模型训练器242)的实施例。例如,第二模型训练器242可以被配置用于反向传播算法。例如,第一模型训练器242可以被配置用于与训练器241相同的训练算法。

[0131] 有多种方法可以获得校正,例如使用专家判断界面230。例如,在实施例中,图像分割模型210可以应用于输入图像213以获得相应的分割图像211。然后,可以应用另一图像分割模型来获得与输入图像213和分割图像213相对应的预期误差图像221。例如,专家判断界面230可以被配置为向专家显示分割图像211和预期误差图像221两者。例如,所述显示可以使用显示器,例如监视器。

[0132] 专家可以使用用户界面来输入校正。例如,他可以使用鼠标、触笔等定点工具来识别分割边界上的点。例如,该点可以由专家推或拉。例如,专家可以使用定点设备来绘制分割的新边界。如果专家判断不是人类判断,则其他界面可能更有用,例如数字界面。

[0133] 因此,从专家获得针对分割图像的经校正的分割图像。可以从中导出误差图像。

[0134] 实施例具有若干优点。例如,实施例可以解决的一些问题包括。

[0135] 专家的可用性:专家(例如,放射科医生)有各种角色和职责需要履行。然而,专家在获得高精度标签方面起关键作用。考虑到这些参数,很难以足够高的技能水平获得足够的专家时间进行医学图像注释,而且成本很高。使用根据实施例的另一图像模型,通过指出标注过程中的不确定性,更有效地使用专家时间。因此,由模型210产生的图像分割将具有更高的质量,因为模型概括了更大的专家注释库和/或更高质量的库。

[0136] 劳动密集和耗时:在正常临床环境中,受过训练的放射科医生基于图像的复杂性需要几分钟或更长时间来审查或编辑医学图像分割区域并准备报告。通过半自动方法对医学图像进行分割标注花费大约5-10分钟。手动方法需要更长的时间。由于训练图像分割模

型使用大量训练数据,因此标注任务强度大且耗时。一种动态方法,包括从源自各种人类注释者的真实世界不确定性知识图学习,缩短了审查时间。

[0137] 注释者内部和注释者之间的差异:另一个问题是由一个或多个注释者在手动注释中发现的差异。例如,由于技能水平不同,不同放射科医生对同一医学图像的解释可能不同。与手动方法相比,半自动方法表现更好,但它们也容易产生差异。这个问题导致图像分割模型的标签质量较差。在图像中实际进行校正的区域上明确训练的图像分割模型将把专家的注意力集中在图像的一部分上,在该部分上其他专家对类似图像进行校正,因此,当前专家也可以考虑进行校正。如果没有这些信息,专家可能不会考虑校正。因此,减小了差异。

[0138] 代表性数据的可用性:训练机器可学习模型(例如,神经网络)的挑战之一是用于训练的医学成像数据的有限可用性。由于监管、成本等各种因素,医学数据的可用性有限。此外,在可用数据范围内,数据可能无法代表所有变化。如果未见数据相对于训练数据有变化,则机器可学习模型在这方面可能会失败。所提出的发明通过识别可能的人类标签校正提供关于失败情况的信息,从而解决了这一关键方面的问题。

[0139] 分割任务(如标注、分类、界标注释)可以受益于实施例等。

[0140] 图2a示出了一种配置,其包括被配置为训练图像分割模型210的元件(即,第一模型训练器241)和被配置为训练另一图像分割模型220的元件(即,第二模型训练器242)。

[0141] 第一模型训练器241和第二模型训练器242都不是必需的,并且可以省略任一者或两者。例如,在实施例中,系统200可以不被配置为训练或重新训练模型210,例如,当仅需要另一图像分割模型220时。此外,训练可以完整的,或者可以在不同的设备或系统上完成。例如,在实施例中,系统200可以不被配置为训练或重新训练模型220,例如,可以从另一源获得预训练模型。

[0142] 例如,实施例可以使用已经训练过的另一图像分割模型。这样的系统可以被配置为例如应用另一图像分割模型来获得预期误差图像221,并向专家显示预期误差图像232以指导他/她校正分割图像。然后,可以使用这样的正确图像来细化和/或重新训练图像分割模型210。根据需要,误差图像可以被显示为叠加在输入图像213或输入图像213的副本上。

[0143] 期望另一图像分割模型220是准确的,但是偶尔出现错误预测的惩罚不如模型210严重,因此对模型220的训练可能比模型210更快地中止。

[0144] 图2a示出了为输入图像213生成的可选不确定性图像212。不确定性图像示出了图像分割模型210对分割图像的不同部分的置信度。获得不确定性图像不需要对专家的校正(例如对误差图像)进行训练。不确定性图像相对容易获得,这是一个优点,但它们也有各种缺点。可以向专家显示不确定性图像,但是发明人发现,它们更有利地用作另一图像分割模型220的输入,可能是附加输入。本文将进一步讨论不确定性图像。

[0145] 另一图像分割模型220可以被配置为接收不确定性图像212而不是输入图像213,作为输入。

[0146] 另一图像分割模型220可以被配置为接收输入图像213作为输入,但不使用不确定性图像212。如果针对另一图像分割模型220训练了相对强大的图像分割模型,则该选项可能是合适的。

[0147] 另一图像分割模型220可以被配置为接收输入不确定性图像212和输入图像213两者。

[0148] 图2b示意性地示出了图像分割系统的实施例的示例。图2b示出了专家校正的可选细节。例如,图2b中的专家选择单元250可以并入系统200中。

[0149] 专家判断可以是从专家库中的至少一位专家获得的。使用哪位专家可能会有所不同。对于一些校正,可能需要比其他校正更高的技能水平。图2b示出专家选择单元250。专家选择单元250被配置为从专家库中选择专家以获得经校正的分割图像。选择哪位专家可以取决于与分割图像相对应的不确定性图像中的不确定性水平。例如,如果预期误差图像221示出图像的较大部分可能需要校正,则校正可能需要具有较高技能水平的专家。

[0150] 例如,单元250可以包括专家列表和相应的技能集合,例如,分割技能水平。对于一种类型的图像,分割技能水平可以是通用的或特定的。单元250可以基于图像中的不确定性水平将分割与专家进行匹配,但是也可以使用其他因素。例如,乳腺X线摄影的专家可优选处理该区域中的校正。

[0151] 不确定性水平可以从预期误差图像221导出,但是不确定性水平也可以从本文讨论的附加或替代源(例如,输入图像211和不确定性图像212)中导出。例如,不确定性水平可以是分割图像中可能需要校正的区域。不确定性水平可以是分割图像中不确定性的积分,例如,对图像上的不确定性求和。

[0152] 在实施例中,如果图像中的不确定性足够低,则根本不需要校正。例如,系统200可以被配置为确定分割图像的不确定性水平,该不确定性水平指示总体预期误差。可以根据相关联的预期误差图像和/或相关联的不确定性图像来计算预期误差。如果不确定性水平低于指示低误差预期的阈值,则可以跳过校正步骤。输入图像213和分割图像211仍然可以被添加到训练数据。

[0153] 接受的不确定性水平是对高和低不确定样本进行滤波的阈值。阈值的值可以凭经验确定,例如,通过评估被拒绝和接受的图像的样本。阈值的值也可以通过要求验证图像的某个固定百分比(例如,50%、10%等)来确定。

[0154] 在实施例中,系统200被配置为对一组分割图像进行排序,例如排名,并且首先获得优先样本的标签;例如,预期需要校正的样本。这有助于更快地提高分割模型的性能。

[0155] 图2c示意性地示出了图像分割系统的实施例的示例。图2c示出了可选的不确定性模型。例如,不确定性模型可以并入系统200中。图2c示出了相关联的不确定性模型215,其被配置为生成给定输入图像213的不确定性图像212。

[0156] 相关联的不确定性模型被配置为产生输入图像的不确定性图像,该不确定性图像指示图像分割模型对分割图像的不同部分的置信度。不确定性模型可以应用于一组训练数据,从而获得与一组分割图像相对应的一组不确定性图像,另一图像分割模型至少将相应的不确定性图像作为输入。例如,不确定性图像可以估计输入图像的像素的多个潜在分割中的方差。

[0157] 有多种方法可以获得相关联的不确定性模型。例如,不确定性模型可以与图像分割模型一起获得。例如,作为训练的副产品,可以创建不确定性模型。例如,不确定性模型可以是与图像分割模型共享的体上的不同头。

[0158] 创建不确定性模型的各种方法是已知的,这些方法可以在实施例的背景下应用。

[0159] 例如,相关联的不确定性模型215可以被配置为估计输入图像的像素的多个潜在分割中的方差。例如,除了分割211之外,还可以获得多个潜在分割。例如,可以从以下中的

一个或多个中获得多个潜在分割:多个标签的概率分割、分割模型的集合、多头和/或迭代的蒙特卡罗丢弃。在多个分割图像上计算的方差(例如,每像素计算的方差)可以被视为不确定性图像。

[0160] 已知不确定性估计器的示例可以在Biraja Ghoshal的论文“Estimating uncertainty in deep learning for reporting confidence to centroscopy in medical image segmentation and diseases detection”中找到。该论文给出了各种选项,特别地,第4.1节提供了U-net的工作示例。这种不确定性模型可用于模型215。

[0161] 除了不确定性图像之外,还可以基于获得的不确定性图像来计算不确定性得分。例如,不确定性得分可以是在不确定性图像上计算的总和、最大值、积分。与从预期误差图像获得的总预期误差一样,可以将不确定性得分与阈值进行比较,以决定是否需要审查,和/或是否需要由高技能或低技能审查者进行审查。阈值可以由注释者根据接受误差定义,或者可以根据验证数据集上的模型性能等手动计算。

[0162] 在实施例中,可以从图像分割模型210获得分割,例如基于用于预测分割的预训练模型。可以应用不确定性模型215来获得不确定性图像。可以在校正分割时向专家显示不确定性图像。这可以例如在模型220被训练之前使用。一旦模型220被训练,可以显示预期误差图像来代替不确定性图像或作为不确定性图像的补充。

[0163] 不确定性图像部分地反映了训练数据具有专家间或专家内可变性的区域。即使同一图像被同一专家分割,他/她也不会将分割边界放在完全相同的位置。如果使用专家库并且考虑不同的图像,则变化可能会更糟。因此,图像模型210自然会对片段边界产生不确定性,这反映了训练数据中存在的不确定性。然而,在实践中,这样的边界往往没有得到校正,因为边界似乎放置得足够准确。这会导致对象周围出现分散注意力的不确定性光晕。经过实际校正训练的模型220受此问题的影响较小。

[0164] 在一个示例不确定性算法中,获得基础图像分割模型。在实施例中,在卷积层或每个卷积层之后和/或作为网络架构末端的附加层,将丢弃层被添加到模型210。贝叶斯不确定性检测可以使用丢弃层来检测不确定性。变分推断方法可以添加两个完全连接的层,类似于网络的最后一层。在将现有网络修改为不确定性检测网络之后,可以用训练数据重新训练模型。

[0165] 在预测期间,模型210可以运行定义数量的蒙特卡罗迭代。可以捕获每个样本的均值和方差。样本的不确定性可以近似为所计算的方差。可以采用现有技术中的各种不确定性模型。

[0166] 实施例可以产生大量相关数据。在实施例中,数据结构至少包括输入图像213和经校正的分割图像231,但可以保留更多的数据。图2d示意性地示出了数据结构265的实施例的示例。如图2d所示,数据结构265与输入图像213、分割图像211、不确定性图像212、预期误差图像221、校正分割图像231、误差图像232相关联,例如,如本文所讨论的。然而,实施例可以使用更多的数据。例如,同一输入图像可以被不同种类的模型210分割,从而产生多个分割图像;同一分割图像可以由多个专家校正,从而产生多个经校正的分割图像(示出了一个这样的进一步校正的分割图像233)。除此之外,还可以保留许多类型的附加数据,例如谁校正了图像、何时发生这种情况、他或她的技能水平如何、除了校正分割中的区域或代替校正分割中的区域之外还校正了标签等。示出了三个附加数据261-263,附加数据可以少于或多

于3个。数据结构可以是文件、数据库、指针列表等。

[0167] 所存储的数据不一定是恒定的,可以动态变化。发明人发现,要使用的有利数据结构是知识图。图2e示意性地示出了知识图260的实施例的示例。知识图260包含与数据结构265相同的信息,但是随着以某种方式获得了与图像213相关的更多信息,可以很容易地扩展或修改。

[0168] 如图2e所示,知识图260包括输入图像213。输入图像213与分割图像211、不确定性图像212和预期误差图像221相关联,例如相链接。后三个图像都是通过应用模型210、不确定性模型215和另一模型220中的一个或多个从输入图像中获得的。

[0169] 分割图像211与经校正的分割图像231和误差图像232相关联。进一步校正的分割图像233被示为与经校正的分割图像231相关联,例如,以反映这是审查者的审查;进一步校正的分割图像233可以替代地与分割图像211相关联,或者也可以与之相关联,反映它也是该图像的分割。只要合适,进一步的数据261-263就会链接到图像。

[0170] 因此,知识图提供了动态、灵活的数据结构,其中可以有效地存储不同数量的数据。

[0171] 例如,在实施例中,多个放射科医生和/或人类注释者可以馈送连续学习系统以分割(例如,标注)图像,但也可以训练或细化模型210和220。模型210可以通过知识图集成来自注释者的导出知识。知识图可以在不确定区域的校正期间跟踪注释者的动作。然后,这些动作可以集成到现有的经训练的模型中,以减少分割中的不确定性。然后,可以将更新的模型210/220集成到系统200中,以进一步优化人工干预。

[0172] 例如,模型210可以对输入图像213进行分割,从而获得分割211和(可选的)不确定性图像212。如果不确定性足够低,则分割211可以立即被发送到标注图像的标注图像库。

[0173] 不确定的分割可以被发送到专家注释者。专家校正分割。来源可以存储在知识图中。经校正的分割可以存储在经标注的图像库中。

[0174] 一旦获得了足够数量的校正分割,就可以训练另一模型220以产生预期误差图像。输入图像213和/或不确定性图像212以及可能的其他信息(例如,存储在知识图中)可用于训练另一模型220。我们将不确定性模型(例如,模型215)称为弱不确定性检测器,并且将模型220称为强不确定性检测器。强不确定性检测器可以更精确地检测不确定性,例如,以减少人为干预。因此,强不确定性检测器可以用于指导专家,而不是不确定性图像;尽管不确定性图像仍然可以用作模型220的输入。一旦标注的图像库足够大,模型210和/或220可以被细化、重新训练或由新训练的模型替换。一旦标注的图像库足够大,就可以训练生产级图像分割模型,例如,具有比用于支持标注的模型210更多的层和/或神经元。

[0175] 图3a示出了医学图像300的实施例的示例。医学图像300是实际医学图像的再现。例如,图像300可以是用于图像分割模型的输入图像,例如,输入图像213。

[0176] 图3b示意性地示出了医学图像301的实施例的示例。医学图像301是医学图像300的示意性表示。医学图像301是在医学图像300之后手工绘制的。图3b-3g中所示的图像是手绘示意图,尽管它们示意性地对应于从图2a之后的实施例的原型中拍摄的实际二维图像。为了提高清晰度并避免使用颜色,本文中已经用手绘表示替换了图像。

[0177] 图3c示意性地示出了分割图像310的实施例的示例。例如,分割图像310可由图像分割模式产生,例如由模型210产生的分割图像211。在分割图像310中可见两个示出不同图

案填充的对象。图案填充使图像分割模型210在图像中识别出两个对象。在实施例中,代替图案填充,图像可使用颜色来指示分割,或者使用移动或闪烁或着色的边界或所产生的分割的任何其他视觉指示。

[0178] 图3d示意性地示出了不确定性图像320的实施例的示例。

[0179] 不确定性图像320由不确定性算法产生。例如,不确定性图像可以反映出,不同的模型和/或使用不同的训练数据会产生相同的分割。因此,不确定性图像给出了关于分割正确的可能性的信息。

[0180] 在图3d中,不确定性超过阈值的区域已经用图案指示。区域322以不确定性光晕围绕经分割的对象。区域321示出了底层对象的大部分被指示为不确定。

[0181] 可以呈现负责校正图像310的专家,例如输入图像300(301)、分割310和不确定性图像320。然而,不确定性图像320的效用是有限的。例如,不确定性光晕322可能是由于训练数据的可变性造成的,这与知识的不足并不对应,而是与这种边界的完美位置不清楚的事实相对应。由于图像320显示图像的大部分是不确定的,因此专家焦点没有被引导到最需要的地方。

[0182] 图3e示意性地示出了经校正的分割图像330的实施例的示例。专家得出结论,除了331所示的部分边界之外,图3c所示的分割基本上是正确的。该校正由专家通过合适的用户界面输入,该用户界面可能是具有相应指向输入设备的图形用户界面。

[0183] 图3f示意性地示出了误差图像340的实施例的示例。误差图像340示出了图像330和301之间的差异。注意,仅有341所示的边缘处的细条被指示为已校正,例如被指示为错误。

[0184] 图3g示意性地示出了预期误差图像350的实施例的示例。该图示出了经训练的另一图像分割模型的输出。该模型指示预期校正的位置。

[0185] 在实施例中,可以向专家显示,例如输入图像300(301)、分割310和预期误差图像350。图像350对专家来说具有更高的效用。他/她现在可以关注可能错误的部分。因此,预期图像的输入时间会减少。

[0186] 图4示意性地示出了图像分割方法400的实施例的示例。图像分割方法400可以使用至少一个计算机处理器来实现。方法400可以包括:

[0187] 获得(410)图像分割模型,所述图像分割模型至少部分地经过训练,

[0188] 将所述图像分割模型应用(420)于一组输入图像,从而获得相应的一组分割图像,

[0189] 获得(430)一组经校正的分割图像和相应的一组误差图像,所述一组经校正的分割图像根据专家判断对所述一组分割图像进行了校正,所述误差图像指示分割图像被校正的位置,

[0190] 训练(440)另一图像分割模型,以预测输入图像的预期误差图像。

[0191] 图5示意性地示出了图像分割方法500的实施例的示例。方法500可以包括:

[0192] 510:收集小训练集

[0193] 520:训练简单的预期误差模型

[0194] 530:收集大的一组未标注的数据

[0195] 540:使用图像分割模型对未标注的数据进行分割

[0196] 550:根据预期误差模型确定标注中的不确定性是否超过阈值

[0197] 561:如果不确定性低,则将经标注的图像添加到标注图像库

[0198] 562:使用专家判断标注最不确定的图像

[0199] 570;将专家标注的图像添加到标注图像库

[0200] 580:重新训练图像分割模型和/或预期误差。

[0201] 方法500可以以各种方式扩展或改变。例如,可以添加不确定性模型,以用作预期误差模型的输入。

[0202] 执行该方法的许多不同方式是可能的,这对于本领域技术人员将是显而易见的。例如,步骤的顺序可以按所示的顺序执行,但是步骤的顺序也可以改变,或者一些步骤可以并行执行。此外,在步骤之间可以插入其他方法步骤。插入的步骤可以表示本文所述方法的改进,或者可以与该方法无关。例如,一些步骤可以至少部分地并行执行。此外,在开始下一步之前,给定的步骤可能尚未完全完成。

[0203] 该方法的实施例可以使用软件来执行,该软件包括用于使处理器系统执行方法400或500的指令。软件可以仅包括由系统的特定子实体采取的那些步骤。软件可以存储在合适的存储介质中,例如硬盘、软盘、存储器、光盘等。软件可以作为信号沿着有线或无线或使用数据网络(例如,互联网)发送。软件可以在服务器上下载和/或远程使用。该方法的实施例可以使用被布置为配置可编程逻辑(例如,现场可编程门阵列(FPGA))的比特流来执行。

[0204] 应当理解,本公开的主题还扩展到适于将本公开主题付诸实践的计算机程序,特别是载体上或载体中的计算机程序。程序可以是源代码、目标代码、代码中间源和目标代码的形式,例如部分编译的形式,或者是适用于实现该方法的实施例的任何其他形式。涉及计算机程序产品的实施例包括与所述的方法中的至少一个的每个处理步骤相对应的计算机可执行指令。这些指令可以细分为子例程和/或存储在可以静态或动态链接的一个或多个文件中。涉及计算机程序产品的另一实施例包括与所述的系统和/或产品中的至少一个的每个设备、单元和/或部分相对应的计算机可执行指令。

[0205] 图6a示出了具有可写部分1010的计算机可读介质1000,以及也具有可写部分的计算机可读介质1001。计算机可读介质1000以光学可读介质的形式示出。计算机可读介质1001以电子存储器的形式示出,在这种情况下是存储卡。计算机可读介质1000和1001可以存储数据1020,其中数据可以指示指令,根据实施例,在由处理器系统执行时指令使处理器系统执行图像分割方法。计算机程序1020可以作为物理标记或通过计算机可读介质1000的磁化而体现在计算机可读介质1000上。然而,也可以想到任何其他合适的实施例。此外,应当理解,尽管计算机可读介质1000在这里被示为光盘,但是计算机可读介质1000可以是任何合适的计算机可读介质,例如硬盘、固态存储器、闪存等,并且可以是不可记录的或可记录的。计算机程序1020包括用于使处理器系统执行所述图像分割方法的指令。

[0206] 图6b以示意图示出了根据图像分割设备的实施例的处理器系统1140。处理器系统包括一个或多个集成电路1110。图6b中示意性地示出了一个或多个集成电路1110的架构。电路1110包括处理单元1120,例如CPU,用于运行计算机程序组件以执行根据实施例的方法和/或实现其模块或单元。电路1110包括用于存储编程代码、数据等的存储器1122。存储器1122的一部分可以是只读的。电路1110可以包括通信元件1126,例如天线、连接器或两者等。电路1110可以包括用于执行该方法中定义的部分或全部处理的专用集成电路1124。处

理器1120、存储器1122、专用IC 1124和通信元件1126可以经由互连1130(例如总线)彼此连接。处理器系统1110可以被布置为分别使用天线和/或连接器进行接触和/或非接触通信。

[0207] 例如,在实施例中,处理器系统1140(例如,图像分割设备)可以包括处理器电路和存储器电路,处理器被布置为执行存储在存储器电路中的软件。例如,处理器电路可以是Intel Core i7处理器、ARM Cortex-R8等。存储器电路可以是ROM电路或非易失性存储器,例如闪存。存储器电路可以是易失性存储器,例如SRAM存储器。在后一种情况下,该设备可以包括被布置用于提供软件的非易失性软件接口,例如硬盘驱动器、网络接口等。

[0208] 虽然设备1110被示为包括每个所述的组件中的一个,但是在各种实施例中可以复制各种组件。例如,处理器可以包括多个微处理器,这些微处理器被配置为独立地执行本文描述的方法,或者被配置为执行本文描述的方法的步骤或子例程,使得多个处理器协作以实现本文描述的功能。此外,在设备1110在云计算系统中实现的情况下,各种硬件组件可以属于单独的物理系统。例如,处理器可以包括第一服务器中的第一处理器和第二服务器中的第二处理器。

[0209] 应当注意,上述实施例说明而不是限制本公开的主题,并且本领域技术人员将能够设计许多替代实施例。

[0210] 在权利要求中,置于括号之间的任何附图标记不应被解释为限制权利要求。动词‘包括’的使用及其变形不排除除了权利要求中所述的那些之外的元件或步骤的存在。在元件之前的定义“一”或“一个”不排除存在多个这样的元件。当在元件列表之前时,诸如“至少一个”的表达式表示从列表中选择元件的全部或任何子集。例如,表述“A、B和C中的至少一个”应当被理解为包括仅A、仅B、仅C、A和B两者、A和C两者、B和C两者、或A、B和C的全部。本公开的主题可以通过包括若干不同元件的硬件以及通过适当编程的计算机来实现。在列举若干部分的设备权利要求中,这些部分中的若干部分可以由同一个硬件项体现。在相互不同的从属权利要求中引用某些措施的事实并不表明这些措施的组合不能发挥优势。

[0211] 在权利要求中,括号中的参考是指示例性实施例的附图中的附图标记或实施例的公式,从而增加了权利要求的可理解性。这些参考不应被解释为限制权利要求。

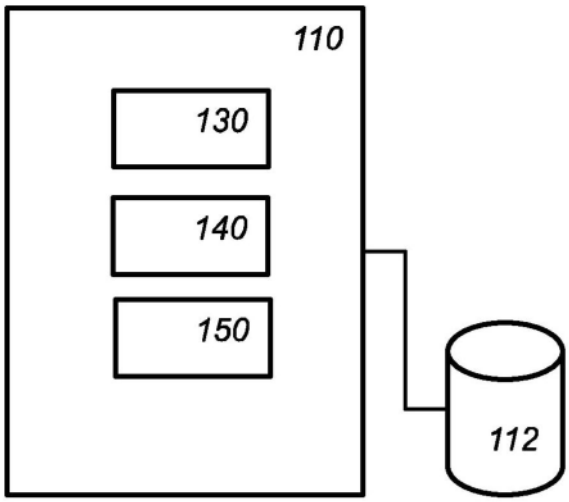

110
130
140
150
112

图1

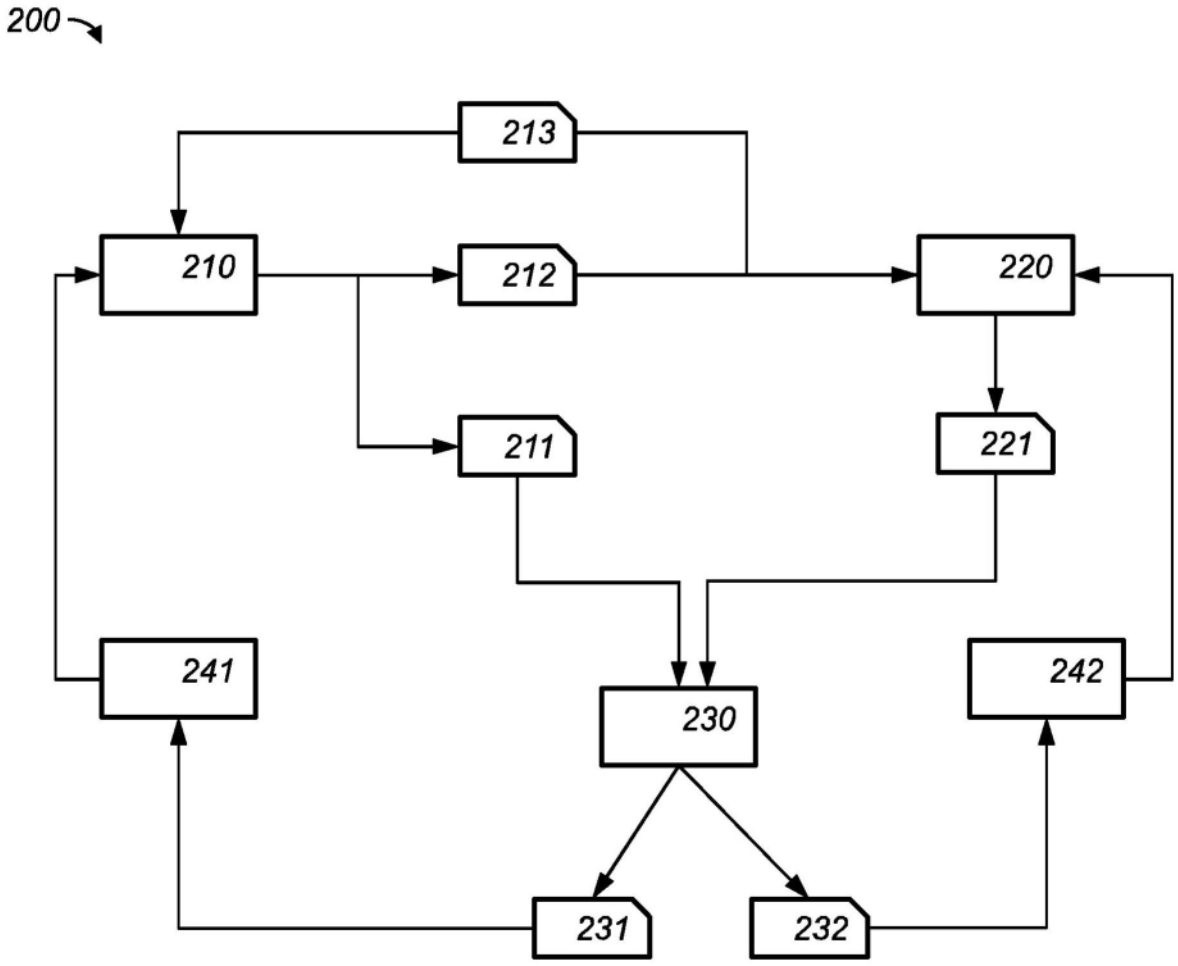

200
213
210
212
220
211
221
241
230
242
231
232

图2a

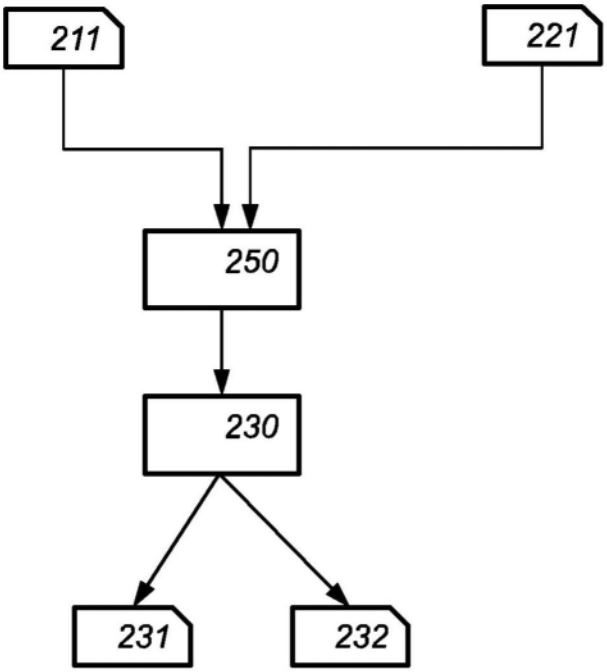


图2b

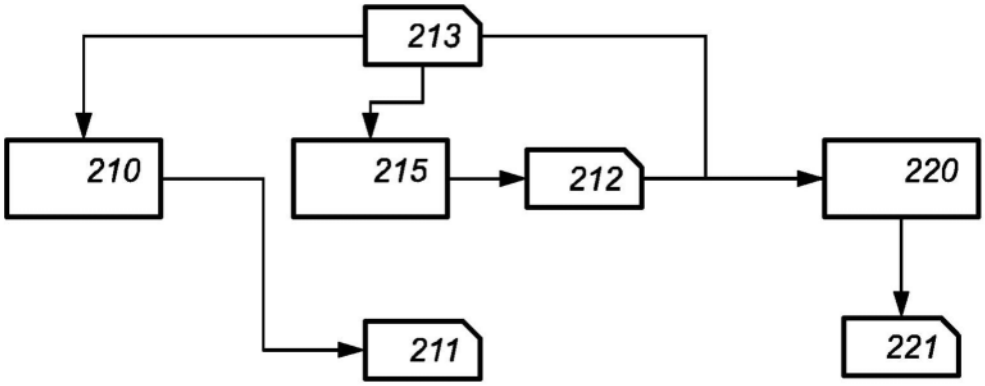


图2c

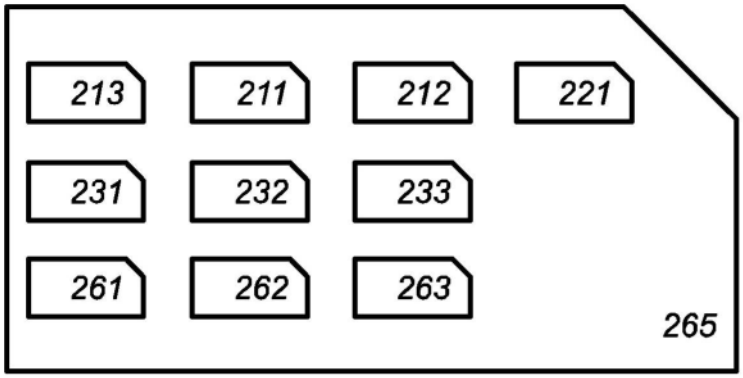

213
211
212
221
231
232
233
261
262
263
265

图2d

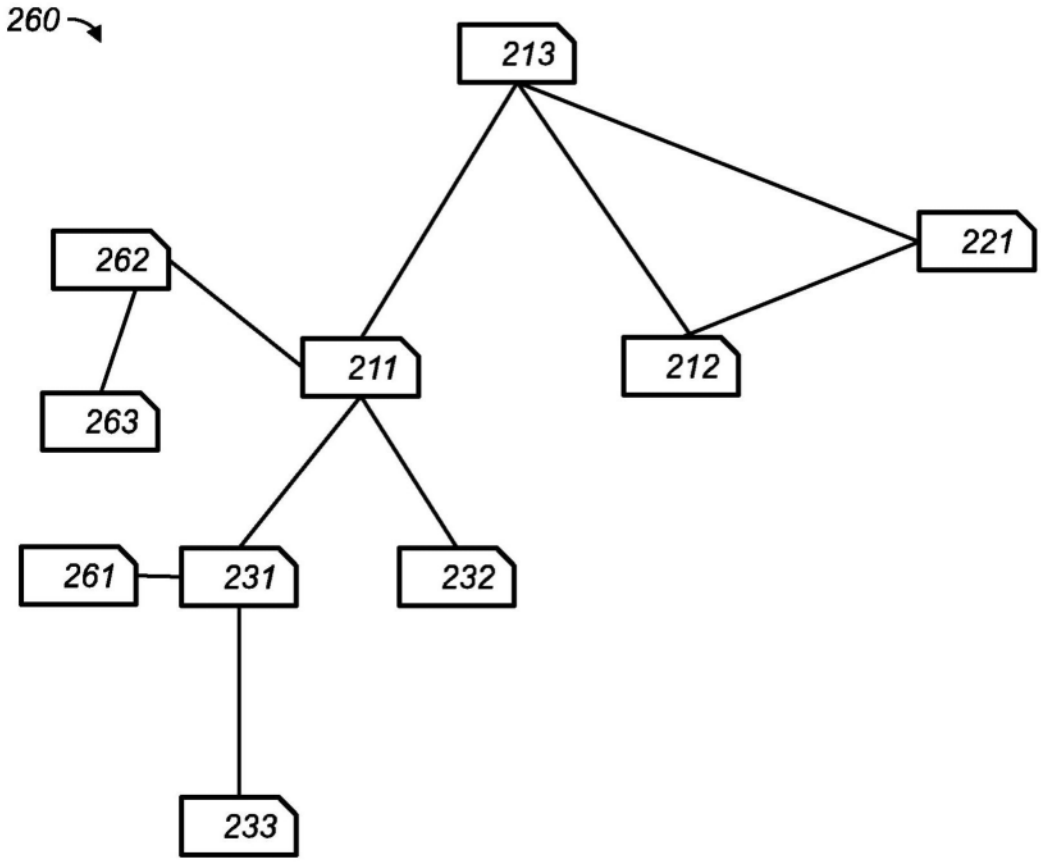

260
213
262
221
211
212
263
261
231
232
233

图2e

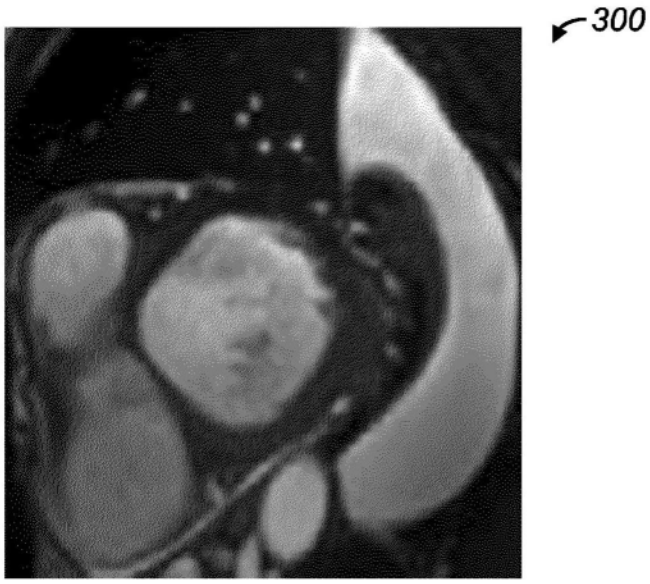


图3a

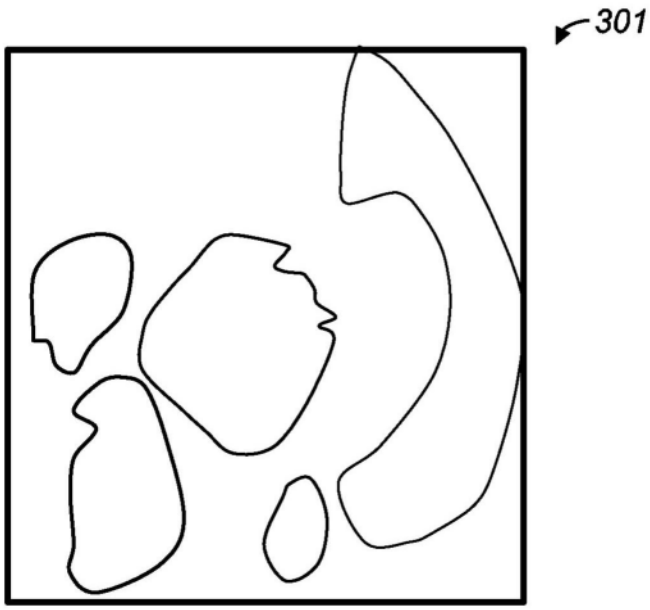


图3b

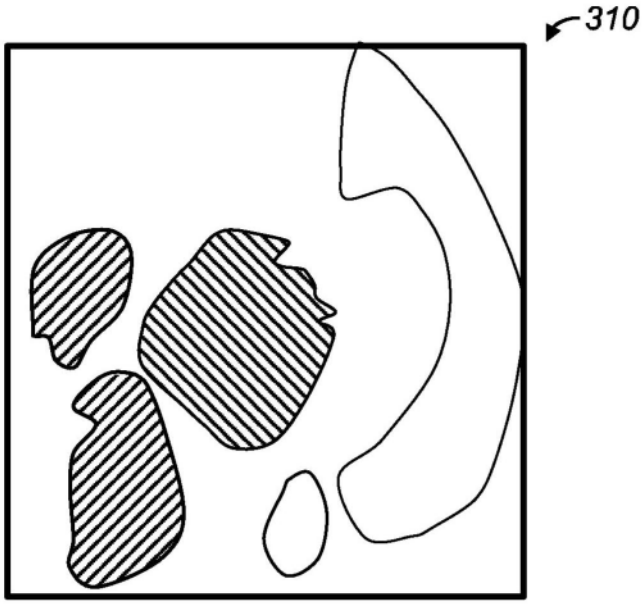


图3c

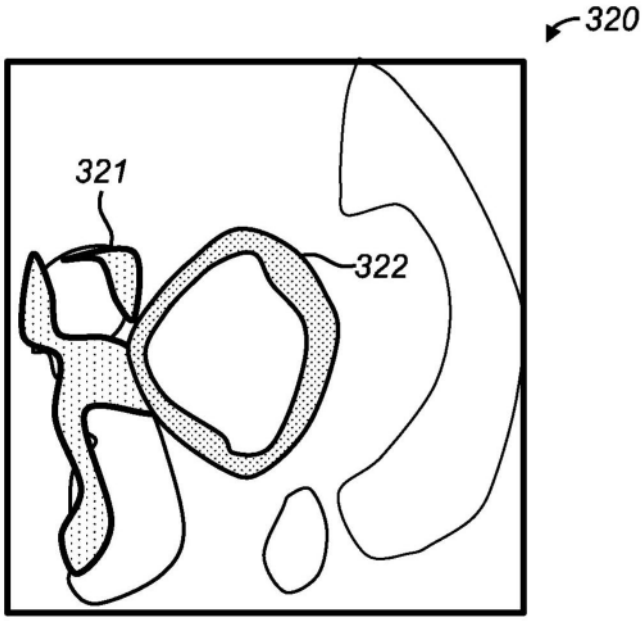


图3d

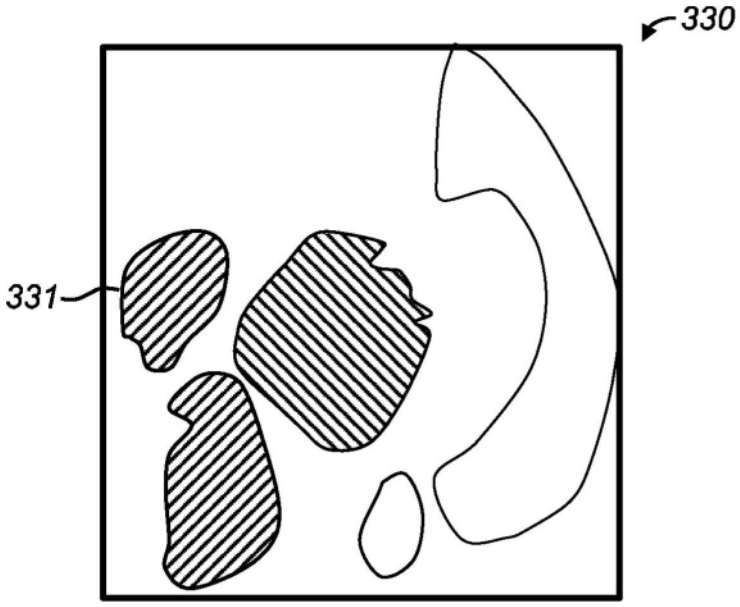


图3e

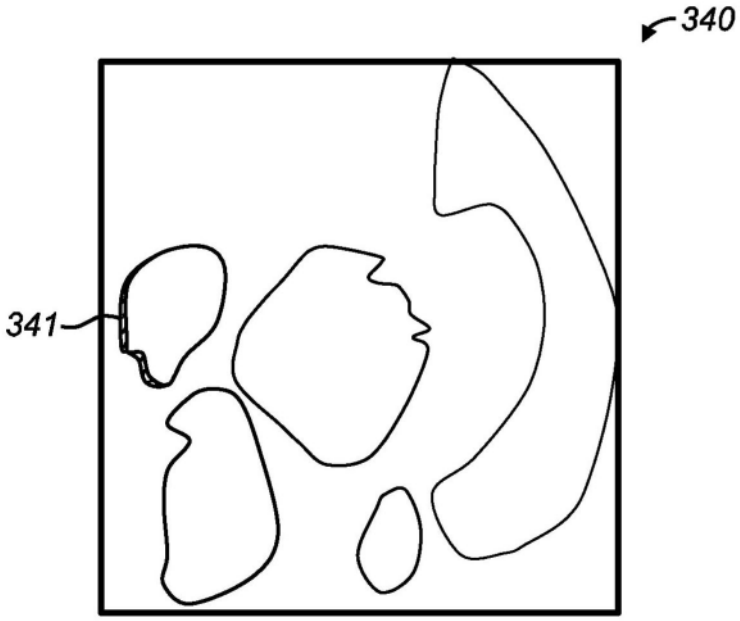


图3f

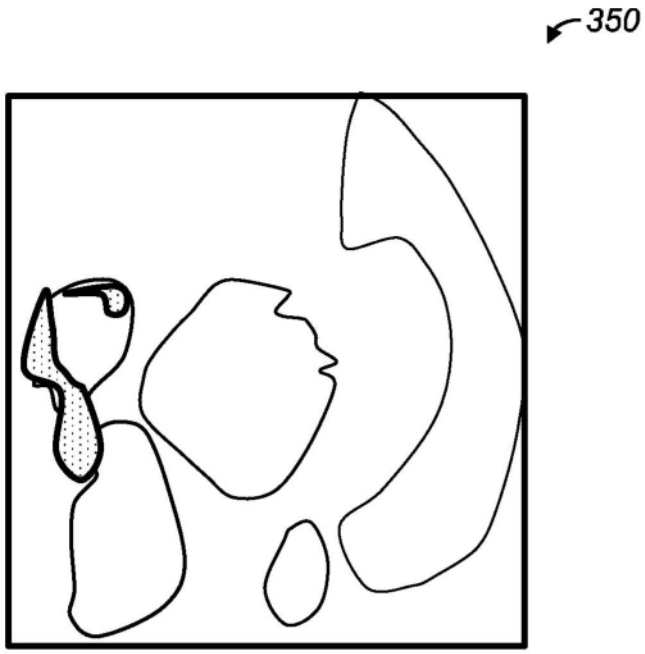


图3g

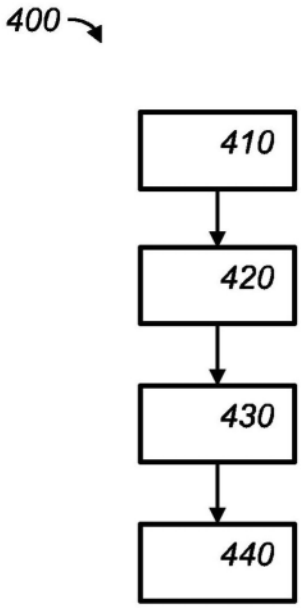


图4

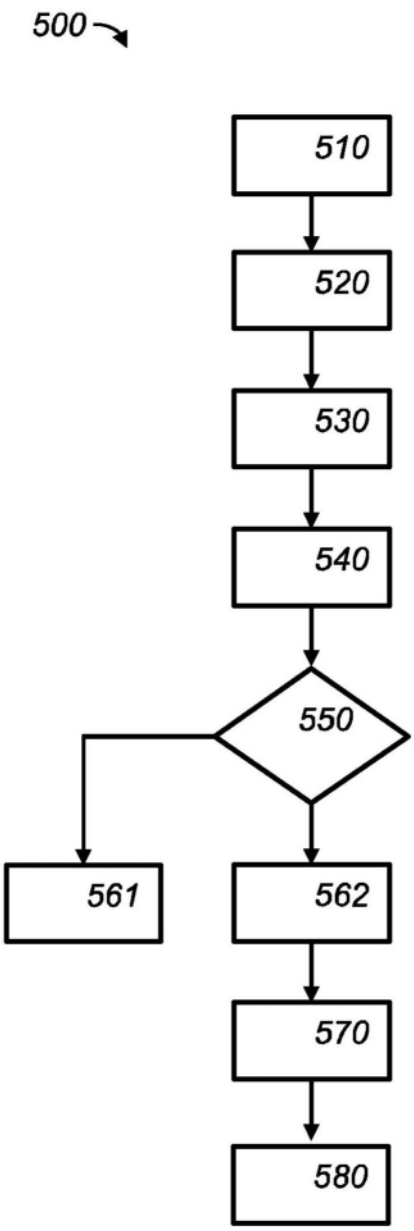


图5

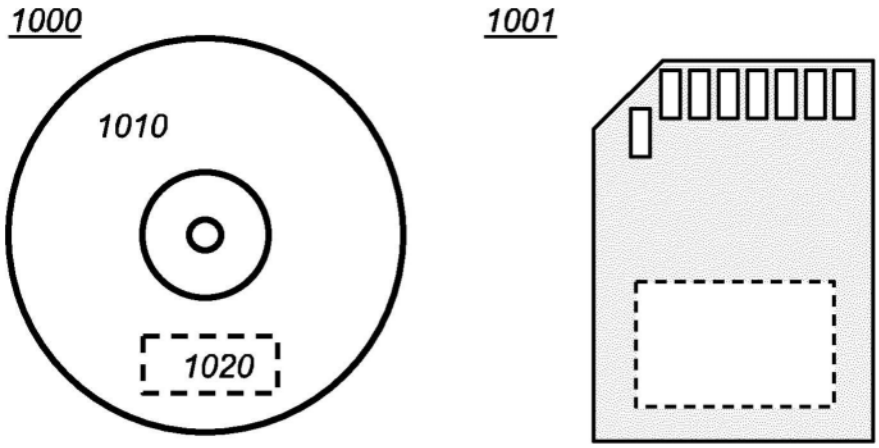


图6a

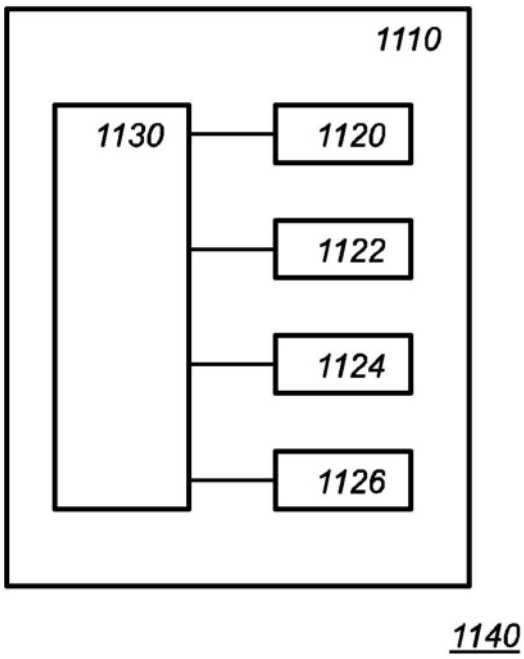


图6b