(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 117716394 A
(43)申请公布日 2024.03.15

(21)申请号 202280052885.2
(22)申请日 2022.07.27
(30)优先权数据
21188415.0 2021.07.29 EP
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2024.01.29
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/EP2022/071025 2022.07.27
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2023/006794 EN 2023.02.02
(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·M·S·普拉萨德 Y·马尔亚 A·H·沙斯特里
(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 寇锐
(51)Int.Cl.
G06V 10/44(2006.01)

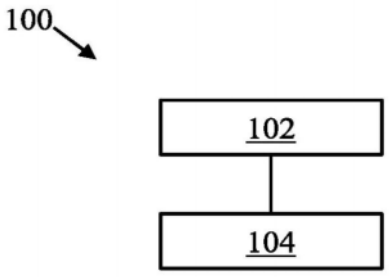
权利要求书3页 说明书20页 附图6页

(54)发明名称

识别解剖特征

(57)摘要

在实施例中,描述了一种计算机实施的方法(100)。所述方法(100)包括接收(102)表示对象的解剖体的体积的成像数据。接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征。所述方法(100)还包括使用(104)机器学习模型来识别接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征。



CN 117716394 A

1.一种计算机实施的方法(100),包括:

接收(102)表示对象的解剖体的体积的成像数据,其中,接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征;并且

使用(104)机器学习模型来识别所述接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别所述接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征,其中:

所述机器学习模型是使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练的,其中,每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据;以及

由空间函数生成针对每个训练数据集的所述映射,所述空间函数被配置为指定至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个控制位置的空间分布,其中,所述映射被配置为惩罚所述至少一个训练区域中的学习误差,其中,所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个未识别的感兴趣解剖特征。

2.根据权利要求1所述的方法,其中,所述机器学习模型被配置为通过以下操作来识别所述感兴趣解剖特征:

使用所述分割方法来确定所识别的感兴趣解剖特征位于所述成像数据中的何处;并且

生成用于指示所识别的感兴趣解剖特征位于所述成像数据中的何处的指示符。

3.根据权利要求1至2中的任一项所述的方法,其中,至少一个控制位置不与所述感兴趣解剖特征交叠。

4.根据权利要求1至3中的任一项所述的方法,其中,使用所述机器学习模型包括使用附加映射作为对所述机器学习模型的输入,以识别所述接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征,并且其中,所述附加映射是根据所述接收到的成像数据生成的。

5.根据权利要求1至4中的任一项所述的方法,其中,由针对每个训练数据集生成的所述映射指定的相邻训练区域之间的空间交叠定义用于所述机器学习模型的所述训练数据集中的至少一个优先化训练区域,以用于使所述至少一个优先化训练区域中的学习误差的惩罚优先于所述训练数据集的非交叠训练区域和/或所述训练数据集的另一区域中的学习误差的惩罚。

6.根据权利要求1至5中的任一项所述的方法,其中,所述接收到的成像数据对应于所述对象的心脏的基础区域,并且其中,要使用经训练的机器学习模型来识别的所述至少一个感兴趣解剖特征包括所述对象的心脏的相邻腔室之间的至少一个解剖界面。

7.根据权利要求1至6中的任一项所述的方法,其中:

所述至少一个控制位置是基于用于识别所述至少一个控制位置的初始分割模型的结果来识别的。

8.根据权利要求7所述的方法,其中,所述至少一个控制位置包括:

心脏的腔室的质心;和/或

心室和/或心房肌肉组织的端点和/或结点,其定义所述心脏的相应腔室之间的至少一个界面。

9.根据权利要求1至8中的任一项所述的方法,

其中,所述至少一个训练区域的所述空间分布由所述空间函数的至少一个参数定义,

其中,所述至少一个参数基于所述训练数据集中的至少一个先前识别的解剖特征的至少一个维度。

10.根据权利要求1至9中的任一项所述的方法,其中,所述空间函数包括以由所述训练数据集中的所述至少一个控制位置定义的原点为中心的第一基于高斯的函数,其中,由所述第一基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布远离所述原点。

11.根据权利要求10所述的方法,其中,所述第一基于高斯的函数包括逆高斯函数。

12.根据权利要求10至11中的任一项所述的方法,其中,所述体积包括心脏的至少部分,并且其中,所述第一基于高斯的函数以所述心脏的至少一个腔室的质心为中心。

13.根据权利要求1至12中的任一项所述的方法,其中,所述空间函数包括指定空间分布的第二基于高斯的函数,所述空间分布指示与所述第二基于高斯的函数相关联的所述至少一个训练区域,其中,指示与所述第二基于高斯的函数相关联的所述至少一个训练区域的所述空间分布与所述训练数据集中的相邻控制位置交叠。

14.根据权利要求13所述的方法,其中,所述体积包括心脏的至少部分,并且其中,由第二基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布包括连接心室和/或心房肌肉组织的相邻端点和/或结点的线,所述心室和/或心房肌肉组织的相邻端点和/或结点定义所述心脏的相应腔室之间的至少一个界面。

15.根据权利要求1至14中的任一项所述的方法,其中,用于惩罚学习误差的损失函数是通过所述映射来修改的,其中,所述损失函数基于所述训练成像数据的至少一个像素或体素的测量值与真实情况值之间的差异。

16.根据权利要求1至15中的任一项所述的方法(1000),包括通过以下操作来训练所述机器学习模型:

接收(1002)所述系列训练数据集中的至少一个和识别所述训练数据集中的每个训练数据集中的所述感兴趣解剖特征的真实情况的指示;

确定(1004)所述至少一个训练数据集中的所述至少一个控制位置;

通过使用所述空间函数生成损失值集合来生成(1006)针对所述至少一个训练数据集的所述映射,其中,所述损失值集合指示所述至少一个训练区域的所述空间分布,并且其中,所述损失值集合指示要应用于所述训练数据集的每个像素或体素以惩罚相应像素或体素处的学习误差的损失函数;以及

使用所述系列的所述至少一个训练数据集和针对所述至少一个训练数据集的对应映射来训练(1008)所述机器学习模型。

17.一种存储能够由至少一个处理器(1104)执行的指令(1102)的非瞬态机器可读介质(1100),其中,所述指令被配置为令所述至少一个处理器:

接收(1106)表示对象的解剖体的体积的成像数据,其中,接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征;并且

使用(1108)机器学习模型来识别所述接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别所述接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征,其中:

使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练所述机器学习模型,其中,每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据;以及

由空间函数生成针对每个训练数据集的所述映射,所述空间函数被配置为指定至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个控制位置的空间分布,其中,所述映射被配置为惩罚所述至少一个训练区域中的学习误差,其中,所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个未识别的感兴趣解剖特征。

18.一种装置(1200),包括:

至少一个处理器(1202),其被通信地耦合到接口(1204),其中,所述接口被配置为接收表示对象的解剖体的体积的成像数据,其中,接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征;以及

非瞬态机器可读介质(1206),其存储能够由所述至少一个处理器读取和执行的指令(1208),其中,所述指令被配置为令所述至少一个处理器使用机器学习模型来识别所述接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别所述接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征,其中:

使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练所述机器学习模型,其中,每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据;以及

由空间函数生成针对每个训练数据集的所述映射,所述空间函数被配置为指定至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个控制位置的空间分布,其中,所述映射被配置为惩罚所述至少一个训练区域中的学习误差,其中,所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个未识别的感兴趣解剖特征。

识别解剖特征

技术领域

[0001] 本发明涉及一种用于识别解剖特征的方法、非瞬态机器可读介质和装置。

背景技术

[0002] 磁共振成像(MRI)和用于对心脏成像的其他辐射摄影成像技术可用于提供数据以便于心室体积的量化和与心脏相关联的各种参数的评估。对于这样的评估,可以描绘各种心脏结构。例如,可以描绘左心室腔室和右心室腔室以及左心室肌肉组织,以便计算舒张期和收缩期内的腔体的体积(并且因此计算射血分数)以及心肌质量。这些参数可用于检测和量化不同的病理。这些心脏结构的手动跟踪是耗时的,这是因为例如由于所获得的成像切片的数量,所涉及的数据量很大。例如,在患者的电影MRI中,每个相位可能存在多于十个短轴切片,并且可能存在多于二十个相位。训练有素的专家可能需要大约30分钟来手动追踪心室并分析单个对象的图像。

[0003] 示例临床工作流程使用半自动技术来分割相位中的心脏腔室并将轮廓传播到电影心脏MRI中的其他相位。主要挑战之一是在心脏的基础区域中缺乏准确的自动心室分割。在一些情况下,专家可能需要花费大量的时间手动校正心脏MRI的顶端切片和基础切片处的分割输出。

[0004] 在心脏MRI中评估的主要临床参数之一是左心室的射血分数。心室分割可以用于根据基础成像切片确定射血分数。自动分割方法可能难以区分基础成像切片中的右心室(RV)、左心室(LV)、右心房(RA)、左心房(LA)和周围结构。可能需要自动分割的手动编辑来改进分割的准确度,从而增加了专家在其能够评估病理之前处理分割所花费的时间。某些结构(诸如心尖和基础图像切片中的那些)可能比中心室图像切片中的结构更难以自动分割。

[0005] 例如,当与基于模型/图谱的分割相比时,诸如深度学习的技术可以提供强边界的准确识别。然而,基础切片(和某些其他解剖特征)中的分割可能由于在心房/心室界面处的不良对比度(例如,像素强度梯度方面)而具有挑战性。某些深度学习技术可能导致心尖/基础成像切片中以及各种其他解剖特征之间的不良分割。

发明内容

[0006] 本文描述的方面或实施例可以涉及根据成像数据改进对某些解剖特征的识别。本文描述的方面或实施例可以消除与将机器学习模型训练为从成像数据中识别某些解剖特征相关联的一个或多个问题。

[0007] 在第一方面中,描述了一种方法。所述方法是计算机实施的方法。所述方法包括接收表示对象的解剖体的体积的成像数据。接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征。所述方法还包括使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征。

[0008] 使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练所述机器学习模型。每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据。

[0009] 由空间函数生成针对每个训练数据集的所述映射,所述空间函数被配置为指定至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个控制位置的空间分布。所述映射被配置为惩罚所述至少一个训练区域中的学习误差。所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个未识别的感兴趣解剖特征。

[0010] 下面描述与第一方面和其他方面有关的一些实施例。

[0011] 在一些实施例中,所述机器学习模型被配置为通过以下操作来识别所述感兴趣解剖特征:使用所述分割方法来确定所识别的感兴趣解剖特征位于所述成像数据中的何处;并且,生成用于指示所识别的感兴趣解剖特征位于所述成像数据中的何处的指示符。

[0012] 在一些实施例中,至少一个控制位置不与所述感兴趣解剖特征重叠。

[0013] 在一些实施例中,使用所述机器学习模型包括使用附加映射作为对所述机器学习模型的输入,以识别接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征。可以根据接收到的成像数据来生成所述附加映射。

[0014] 在一些实施例中,由针对每个训练数据集生成的所述映射指定的相邻训练区域之间的空间重叠定义用于所述机器学习模型的所述训练数据集中的至少一个优先化训练区域,以用于使所述至少一个优先化训练区域中的学习误差的惩罚优先于所述训练数据集的非重叠训练区域和/或所述训练数据集的另一区域中的学习误差的惩罚。

[0015] 在一些实施例中,接收到的成像数据对应于所述对象的心脏的基础区域。要使用经训练的机器学习模型来识别的所述至少一个感兴趣解剖特征可以包括所述对象的心脏的相邻腔室之间的至少一个解剖界面。

[0016] 在一些实施例中,基于用于识别所述至少一个控制位置的初始分割模型的结果来识别所述至少一个控制位置。

[0017] 在一些实施例中,所述至少一个控制位置包括:心脏的腔室的质心;和/或,定义心脏的相应腔室之间的至少一个界面的心室和/或心房肌肉组织的端点和/或结点。

[0018] 在一些实施例中,由空间函数的至少一个参数定义所述至少一个训练区域的所述空间分布。所述至少一个参数可以基于所述训练数据集中的至少一个先前识别的解剖特征的至少一个维度。

[0019] 在一些实施例中,所述空间函数包括以由所述训练数据集中的所述至少一个控制位置定义的原点为中心的第一基于高斯的函数。由所述第一基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布可以远离所述原点。

[0020] 在一些实施例中,所述第一基于高斯的函数包括逆高斯函数。

[0021] 在一些实施例中,所述体积包括心脏的至少一部分。所述第一基于高斯的函数可以以所述心脏的至少一个腔室的质心为中心。

[0022] 在一些实施例中,所述空间函数包括指定空间分布的第二基于高斯的函数,所述空间分布指示与所述第二基于高斯的函数相关联的所述至少一个训练区域。指示与所述第二基于高斯的函数相关联的所述至少一个训练区域的所述空间分布与所述训练数据集中的相邻控制位置重叠。

[0023] 在一些实施例中,所述体积包括心脏的至少一部分。由第二基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布可以包括连接心室和/或心房肌肉组织的相邻端点和/或结点的线,所述心室和/或心房肌肉组织的相邻端点和/或结点定义所述心脏的相应腔室之间的至少一个界面。

[0024] 在一些实施例中,通过所述映射来修改用于惩罚学习误差的损失函数。所述损失函数可以基于所述训练成像数据的至少一个像素或体素的测量值与真实情况值之间的差异。

[0025] 在一些实施例中,所述方法还包括训练所述机器学习模型。所述方法包括接收系列训练数据集中的至少一个训练数据集以及对识别所述训练数据集中的每个训练数据集中的所述感兴趣解剖特征的真实情况的指示。所述方法还包括确定所述至少一个训练数据集中的所述至少一个控制位置。所述方法还包括通过使用所述空间函数生成损失值集合来生成针对所述至少一个训练数据集的映射。所述损失值集合指示所述至少一个训练区域的所述空间分布。所述损失值集合可以指示要应用于所述训练数据集的每个像素或体素以惩罚相应像素或体素处的学习误差的损失函数。所述方法还包括使用所述系列的所述至少一个训练数据集和针对所述至少一个训练数据集的对应映射来训练所述机器学习模型。

[0026] 在第二方面中,描述了一种非瞬态机器可读介质。所述非瞬态机器可读介质存储可由至少一个处理器执行的指令。所述指令被配置为令所述至少一个处理器接收表示对象的解剖体的体积的成像数据。接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征。所述指令还被配置为令所述至少一个处理器使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征。所述机器学习模型是在第一方面和相关实施例中提及的。

[0027] 在第三方面中,描述了一种装置。所述装置包括被通信地耦合到接口的至少一个处理器。所述接口被配置为接收表示对象的解剖体的体积的成像数据。接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征。所述装置还包括存储可由所述至少一个处理器读取和执行的指令的非瞬态机器可读介质。所述指令被配置为令所述至少一个处理器使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征。所述机器学习模型是在第一方面和相关实施例中提及的。

[0028] 参考下文描述的(一个或多个)实施例,本发明的这些和其他方面将是显而易见的并且得以阐明。

附图说明

[0029] 现在将参考以下附图仅通过示例的方式描述本发明的示例性实施例,其中:

[0030] 图1涉及根据实施例的识别解剖特征的方法;

[0031] 图2是根据实施例的用于识别解剖特征的系统的示意图;

[0032] 图3示出了根据实施例的其中已经识别某些解剖特征的图像;

[0033] 图4涉及描绘根据实施例的识别解剖特征的方法的流程图;

[0034] 图5示出了根据实施例的其中已经识别某些控制位置的图像;

[0035] 图6描绘了在某些实施例中使用的空间函数;

[0036] 图7描绘了在某些实施例中使用的另一空间函数;

[0037] 图8描绘了根据某些实施例的基于图像生成的映射;

[0038] 图9涉及根据实施例的生成显示数据的方法;

[0039] 图10涉及根据实施例的训练机器学习模型的方法;

[0040] 图11是根据实施例的用于识别解剖特征的机器可读介质的示意图;以及

[0041] 图12是根据实施例的用于识别解剖特征的装置的示意图。

具体实施方式

[0042] 机器学习模型(诸如由Ronneberger等人的“U-Net:Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation”(arXiv:1505.04597(2015))描述的基于“U-Net”架构的深度神经网络,其全部内容通过引用并入本文)可以被训练为经由由诸如MRI扫描器、CT扫描器等的辐射摄影成像装置获得的成像数据的分割来识别某些解剖特征。在一些示例训练程序中,机器学习模型可以尝试通过惩罚导致来自模型的输出与“真实情况”数据之间的误差的模型来减少识别误差。

[0043] 在这些示例训练程序中,可以均匀地惩罚用于训练的成像数据的每个区域,使得可以在训练程序期间均等地处理成像数据的所有区域。然而,成像数据的一些区域对于机器学习模型准确地识别可能是具有挑战性的。由于跨某些解剖特征之间的界面的不良/弱像素/体素强度对比度,示例挑战性区域包括这种界面。尽管可以使用某些基于机器学习的模型(例如,U-Net架构)或某些“传统”技术(例如,基于模型/图谱的分割)来准确地检测心脏的某些解剖特征/区域(诸如心脏腔室的质心),但是某些界面(诸如心房/心室界面)可能难以利用这些技术中的任一种来准确地检测。

[0044] 本文描述的构架允许机器学习模型更多地聚焦于学习以识别与不良/弱界面相关联的成像数据的某些区域(即,其中跨这样的界面可能存在不良/弱像素/体素强度对比度)。如本文所述,所述构架已经在心脏MRI数据上进行证明。然而,所述构架可以推广到其他解剖部位或结构,诸如大脑、肝脏等。另外,可以利用任何适当的辐射摄影成像技术(诸如CT扫描、基于超声的成像等)来获得成像数据。

[0045] 图1涉及根据实施例的识别解剖特征的方法100。方法100是计算机实施的方法,其可以在诸如下面描述的计算设备上实施。例如,方法100可以由无论是在用于采集成像数据的辐射摄影成像装置的位置还是远离该位置的用户计算机(例如,与诸如放射科医师的临床医生的使用相关联)、服务器、基于云的服务和/或任何其他计算设备来实施。

[0046] 方法100包括在框102处接收表示对象的解剖体的体积的成像数据。接收到的成像数据包括至少一个未识别的“感兴趣”解剖特征。

[0047] 辐射摄影成像装置可以通过对对象的解剖体的至少部分进行成像来采集至少一幅图像(即,“成像数据”)。由辐射摄影成像装置采集的一组图像(例如,图像切片)可以对准在一起并且共同表示对象的解剖体的体积(例如,其身体中包括至少一个感兴趣解剖部位(诸如对象的心脏等)的部分)。在一些情况下,可以采集表示体积的单组图像。在其他情况下,例如,如果身体部分(例如,心脏)移动,则可以在一段时间内采集每个切片位置的多幅图像。

[0048] 在体积内,可以存在至少一个未识别的感兴趣解剖特征,诸如表现为区域中的像素/体素强度的“弱”差异的界面。未识别的感兴趣解剖特征可以是先前不可识别的或先前识别的解剖特征,其不能被验证为准确识别的感兴趣解剖特征。

[0049] 在心脏的情况下,未识别的感兴趣解剖特征可以是心房/心室界面,例如,如对应于基础/心尖区域的成像数据中所描绘的。在一些情况下,可能已经在成像数据中识别了至少一个解剖特征(除了未识别的感兴趣解剖特征之外)(例如,基于使用深度学习方法或传统方法的初始分割操作)。例如,在心脏的情况下,先前识别的解剖特征可以是心脏的腔室的质心(以及特征的近似形状和位置),这对于某些分割方法来说可能比心房/心室界面或某些其他界面更容易识别。

[0050] 方法100包括在框104处,使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别接收到的成像数据中的至少一个感兴趣解剖特征。

[0051] 分割方法(其可以涉及诸如基于上文所描述的“U-Net”架构的深度学习方法)可以允许机器学习模型识别接收到的成像数据中的至少一个感兴趣解剖特征。

[0052] 例如,辐射摄影成像装置可以获得对象(诸如患者)的成像数据。计算设备可以接收该成像数据,并且然后根据框104应用分割方法以识别至少一个感兴趣解剖特征。对所述至少一个感兴趣解剖特征的识别可以涉及生成表示所述成像数据的至少一个区域与所述成像数据的另一区域的分割的数据。如此生成的数据可以用于在视觉上表示体积内的(一个或多个)分割部分,例如,用于被显示以示出(一个或多个)分割区域。临床医生或其他操作者可以使用该分割方法来对先前未识别的感兴趣解剖特征进行可视化。

[0053] 使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射(例如,“惩罚映射”或“热映射”)来训练机器学习模型。每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据。所述映射被配置为令机器学习模型惩罚至少一个训练区域中的学习误差,所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的训练数据集中的至少一个未识别的感兴趣解剖特征。换句话说,在学习程序期间,所述映射可以用于导致训练成像数据中包括至少一个感兴趣解剖特征的(一个或多个)区域中的学习误差的惩罚。在一些情况下,映射可以用作“注意力”机制,以在训练模型时将模型聚焦在至少一个感兴趣区域上。因此,在一些情况下,映射可以用于计算训练成像数据中的至少一个点(例如,像素或像素区域)的“损失函数”(如下所述)以惩罚至少一个点处的学习误差,和/或可以在训练期间用作注意力机制。另外,在映射在训练期间被用作注意力机制的情况下,可以基于接收到的(输入)成像数据来生成这样的映射,并且作为注意力机制,映射被用作针对接收到的(输入)成像数据的额外输入,以在实施方法100时将模型聚焦在包括至少一个感兴趣解剖特征的至少一个感兴趣区域上。

[0054] 因此,训练可以基于系列训练数据集,其中,所述系列中的每个训练数据集包括与训练对象的身体部分相对应的成像数据(即,训练对象的身体部分在本文中可以被称为“训练解剖体”)。所述身体部分包括至少一个感兴趣解剖特征。例如,如果至少一个感兴趣解剖特征在心脏中,则每个训练数据集可以包括来自一组训练对象的心脏的成像数据。至少一个专家(诸如高级放射科医师)可以指示识别所述系列的每个训练数据集中的感兴趣解剖特征的“真实情况”。

[0055] 通过示例,已经基于包括二十个心脏“训练”数据集的系列证明了本文描述的某些

实施例的实施方式,其中使用k倍(例如,10倍)交叉验证来测试经训练的模型的准确度。所使用的系列心脏训练数据集包括对不同心脏图像切片(即,来自不同心脏时相的不同患者)的选择。可以利用系列中的不同编号来训练和测试模型。另外,可以使用诸如添加高斯噪声等的增强技术来生成针对所述系列的附加训练数据集。在涉及二十个儿科训练数据集的当前情况下,高级放射科医师指示训练数据集中的每个训练数据集中的感兴趣解剖特征的"真实情况"位置。下面描述用于基于二十个训练数据集来训练和测试机器学习模型的示例过程。如下所述,训练导致提供准确分割的模型,这可以促进自动分割。可以基于类似的原理选择其他训练数据集。

[0056] 参考在本实例中使用的过程(即,使用系列二十个儿科"训练"数据集的训练)更详细地描述可以使用的示例训练过程。

[0057] 所使用的系列二十个儿科心脏"训练"数据集在整个系列的结构中具有高变异性。心脏的四个腔室和心肌由高级放射科医师手动分割,以指示每个数据集的"真实情况"。

[0058] 由模型考虑的成像数据中的挑战性感兴趣区域能够由专家(即,高级放射科医师)识别,或根据某些基线模型基于至少一个感兴趣区域中的误差自动识别。

[0059] 诸如质心/主要程度的某些解剖特征可以帮助在具有挑战性的区域中进行分割。在一些情况下,变化的幅度可以由专家手动识别,使得解剖特征的位置和结构(例如,形状/尺寸)然后能够由模型明确地学习。然而,如在当前情况的示例训练过程中所使用的,能够通过用U-Net模型(其可以包括损失函数)训练初始模型来推断特征,以获得初始分割。根据初始分割,能够使用图像处理方法再次自动识别被认为相关的特征。

[0060] 基于通过初始分割提取的特征,生成"惩罚"映射。然后将惩罚映射与输入成像数据和真实情况专家分割一起提供给(逐个2D切片)U-Net模型以进行训练。在当前情况下,惩罚映射以两种方式使用:(1)用于惩罚挑战性区域中的训练;以及(2)提供"注意力"机制从而帮助模型聚焦在先前学习的区域上,并且从而简化初始分割之后的分割的改进。

[0061] 上述示例涉及使用系列二十个儿科心脏训练数据集。该实验的结果描述如下。在另一实验中,使用系列五十个成人心脏训练数据来训练如方法100中所提及的机器学习模型。在该另一实验中,本文描述的训练方法/注意力机制由于对具有挑战性的感兴趣特征的分割的改进而被验证。

[0062] 参考方法100,现在描述针对训练数据集的映射的生成。如果基于接收到的(输入)成像数据生成映射,则可以应用映射生成的相同原理。

[0063] 由空间函数生成针对每个训练数据集的映射,所述空间函数被配置为指定至少一个训练区域相对于与映射相关联的训练数据集中的至少一个控制位置的空间分布。映射被配置为惩罚至少一个训练区域中的学习误差。至少一个训练区域包括与映射相关联的训练数据集中的至少一个未识别的感兴趣解剖特征。

[0064] 在某些实施例中,可以通过在训练过程期间修改由机器学习模型实施的损失函数来实现该惩罚。例如,空间函数可以生成损失值集合。所述损失值集合可以指示至少一个训练区域的空间分布。所述损失值集合可以指示应用于训练数据集的每个像素或体素以惩罚相应像素或体素处的学习误差的损失函数。换句话说,机器学习模型可以使用损失函数来确定在训练数据集中的何处(即,哪些像素/体素)惩罚损失(以及以何种程度惩罚损失)。空间分布可以指示损失将被惩罚最多/最小的相关像素/体素(其中每个像素/体素的损失值

指示在相应的像素/体素处将以何种程度惩罚损失)。对应于空间分布的损失值集合可以指示在具有难以识别的感兴趣解剖特征的区域(即,至少一个“训练区域”)处惩罚损失最多,并且在更容易识别的区域处惩罚损失较少。以这种方式,机器学习模型可以将其注意力聚焦(并且在训练过程期间有效地将计算资源专用)在具有难以识别的感兴趣解剖特征的区域上。

[0065] 在一些情况下,至少一个控制位置可以对应于训练数据集中的至少一个先前识别的位置。例如,至少一个控制位置可以对应于训练解剖体的某个区域,诸如心脏腔室的质心,在一些情况下可以根据诸如基于U-Net架构的分割方法中准确地识别心脏腔室的质心。

[0066] 应用于至少一个控制位置的空间函数可以用于生成映射。通过将空间函数应用于至少一个控制位置,生成由映射定义的空间分布。空间分布可以定义至少一个训练区域相对于至少一个控制位置的位置。空间分布可以定义与在由所述训练数据集表示的每个像素/体素处要以何种程度惩罚损失相对应的损失值集合。通过应用空间函数/生成空间分布,所得到的映射可以包括根据与空间函数相关联的空间分布指定的至少一个训练区域。换句话说,映射可以指示训练数据集的哪个(哪些)区域表示从空间分布导出的至少一个“训练区域”。在训练期间使用映射时,至少一个训练区域可以指示聚焦于训练成像数据的哪个区域以学习至少一个感兴趣解剖特征(即,减少其中的误差)。在一些情况下,至少一个训练区域可以至少部分地与至少一个感兴趣解剖特征重叠。因此,至少一个训练区域的空间分布的确定可以提供对在训练成像数据中可以找到(一个或多个)(例如,难以识别的)感兴趣解剖特征的位置的指示,使得能够将机器学习模型训练为减少这样的(一个或多个)训练区域中的识别误差。

[0067] 这里描述的某些实施例可以提供便于使用经训练的机器学习模型来识别某些解剖特征的功能。例如,至少一个控制位置与空间函数的应用相结合可以向诸如由U-Net架构实施的分割模型提供关于聚焦于训练成像数据中的何处进行学习以改进对至少一个感兴趣解剖特征的识别的指导。

[0068] 由至少一个控制位置和空间函数的应用的组合产生的映射可以定义“惩罚”或“热”映射,“惩罚”或“热”映射指示要聚焦于训练成像数据的哪个(哪些)区域进行学习以减少识别误差。例如,在存在由训练成像数据的不同区域之间的相对“热”指示的最大“惩罚”的(一个或多个)区域中,机器学习模型可以通过使这样的(一个或多个)区域中的误差最小化来尝试学习。换句话说,映射可以向模型指示训练成像数据中的哪个(哪些)区域对于机器学习模型更好地理解以便识别至少一个感兴趣解剖特征是有用的。

[0069] 例如,映射可以便于基于与至少一个控制区域的距离的自动化模型学习的惩罚,使得给予包括心室-心房界面、心室界面和/或任何其他感兴趣界面的至少一个训练区域最大惩罚。

[0070] 当训练成像数据的每个区域如在可以基于包括对于这种技术更容易检测的“强”(即,高像素对比度)界面的空间强度图案来“盲目地”学习、检测和/或分割的一些技术中那样被同等地处理时,某些难以准确地识别的解剖特征可能不容易被识别。在训练成像数据的每个区域被同等地处理的情况下,所获得的最终识别误差(其可以通过用于指示分割模型的识别准确度的“骰子”分数来量化)是跨所有区域的平均值。因此,尽管总的“骰子”分数可能是对于接收到的成像数据而言是高的,但是在诸如基础区域中的某些区域处的分割的

准确度可能是低的(即,骰子分数总体上可能看起来良好,但是这可能掩盖诸如基础区域的(一个或多个)某些区域中的识别错误)。然而,所生成的映射可以通过增加对与难以准确地识别解剖特征相关联的训练成像数据的某些区域的关注(例如,通过惩罚)来便于改进训练。

[0071] 基于上述系列训练数据集(即,系列二十个儿科心脏数据集),测试经训练的机器学习模型并提供具有0.931(与0.891的基线准确度相比)的准确度(根据“骰子”分数)和0.018(与0.04的基线标准偏差相比)的标准偏差的分割。由实验数据证明的准确度的这种改进证明了本文描述的方法的有效性。

[0072] 在用于识别解剖特征的一些经训练的机器学习模型中,这样的模型可以生成概率映射(指示解剖特征在图像中的某个位置处的概率)作为识别过程的仅仅输出(即,映射不具有其他目的)。然而,本文中关于各种实施例描述的映射(其可以是或可以不是经训练的机器学习模型/另一经训练的机器学习模型的输出)可以在训练数据中的最佳位置进行计算,以惩罚某些感兴趣区域中的损失(即,用于在训练过程本身期间使用)。这样的实施例可以使用关于在训练数据中识别的至少一个控制位置生成的这样的映射。这样的控制位置可能比感兴趣解剖特征本身更容易识别(例如,与心脏的基础区域相比,心脏腔室的质心对于一个/另一个机器学习模型来说可能相对容易识别)。如本文描述的空间函数可以便于识别机器学习模型应该将其学习聚焦在训练数据中的何处(例如,空间函数可以定义在训练过程期间损失比在其他区域中(相对于控制位置)被惩罚得更多的区域的空间分布)。作为使用映射来惩罚某个区域(在本文中被称为训练区域)中的损失的结果,机器学习模型可以被引导以将其学习聚焦在训练数据的预期包括(难以识别的)感兴趣解剖特征的区域上。通过惩罚难以识别的区域中的损失而不是以相同的方式对训练数据中的所有区域惩罚损失,可以在训练过程期间使用较少的计算资源。换句话说,将映射用于训练过程可以改进用于识别难以识别的特征的模型训练,同时减少或避免将计算资源专用于过分惩罚一开始不那么难以识别的区域中的损失的需要。

[0073] 因此,某些实施例(例如,方法100和/或相关实施例)可以便于改进用于识别接收到的成像数据中的至少一个感兴趣解剖特征的准确度。这种改进的准确度可以导致更准确的分割,并且可以允许潜在地自动分割,而减少或无需专家的手动输入。这种改进的分割准确度对于与难以准确地识别解剖特征(诸如心脏的基础和/或心尖区域中的某些边界)相关联的某些视图可以是有用的。

[0074] 可以通过计算直接生成映射,并且容易地将其组合到训练程序中,以便于机器学习模型的自动训练/引导。无论训练成像数据涉及一维、二维、三维还是四维成像数据,映射可以提供对聚焦于训练成像数据的哪个(哪些)区域的指示。例如,“映射”可以根据训练成像数据的格式具有任何适当的维度,使得训练成像数据的(一个或多个)适当区域被指示为与聚焦学习相关(例如,其中在这样的(一个或多个)区域惩罚学习)。

[0075] 图2示出了用于实施本文描述的某些实施例(例如,方法100和某些其他实施例)的示例系统200。系统200包括放辐射摄影成像装置202,诸如磁共振成像(MRI)扫描器、计算机断层摄影(CT)扫描器等。在系统200的使用中,对象(诸如患者204和任何其他医学设备(未示出))由与放辐射摄影成像装置202相关联的卧榻206支撑。辐射摄影成像装置202被通信地耦合到控制器208(其是在某些实施例中提及的“计算设备”的示例),以向/从辐射摄影成

像装置202发送/接收数据(诸如用于控制/监测辐射摄影成像装置202的操作的控制数据和/或由辐射摄影成像装置202采集的成像数据)。控制器208被通信地耦合到诸如显示器210的用户接口,以显示成像数据和/或与系统200的使用相关联的其他信息。

[0076] 在一些情况下,如图2所示,控制器208可以被通信地耦合到可选的服务提供器212(例如,辐射摄影成像装置202的制造商或可以控制/监测/执行与辐射摄影成像装置202和/或控制器208相关的数据处理的其他实体)。服务提供器212可以是服务器或基于云的服务,控制器208可以被连接到服务器或基于云的服务以交换各种数据。在一些情况下,服务提供器212可以提供数据处理服务(例如,以至少部分地实施本文描述的某些实施例)。在一些情况下,控制器208可以执行数据处理(例如,以至少部分地实施本文描述的某些实施例)。在一些情况下,控制器208和服务提供器212可以交换数据和/或共同执行/便于数据处理,以便实施本文描述的某些实施例。在一些情况下,控制器208可以从服务提供器212接收更新(例如,软件更新等)。这样的更新可以包括与新的和/或更新的模型有关的信息(例如,经训练的机器学习模型和/或参数,诸如用于控制器208实施这样的经训练的机器学习模型的神经网络权重)。因此,在一种场景中,服务提供器212可以训练机器学习模型(例如,诸如根据本文描述的某些实施例),并且然后将经训练的机器学习模型(或诸如参数的信息,以便使这种机器学习模型生效)发送到控制器208(以允许控制器208实施根据本文描述的某些实施例的经训练的机器学习模型)。在另一场景中,控制器208可以预加载有经训练的机器学习模型。在另一场景中,控制器208可以不实施机器学习模型;而是,服务提供器212可以实施经训练的机器学习模型(例如,基于由控制器208发送到服务提供器212的成像数据)。因此,控制器208和/或服务提供器212可以实施在本文描述的各种实施例(例如,方法100和本文描述的其他实施例)中提及的“计算设备”。

[0077] 控制器208和服务提供器212(如果存在的话)均可以包括被配置为执行用于实施本文描述的某些实施例的数据处理的处理电路(诸如至少一个处理器,未示出)。控制器208和/或服务提供器212可以包括或可以访问存储指令的存储器(例如,非瞬态机器可读介质),所述指令在由处理电路执行时令处理电路实施本文描述的某些实施例。

[0078] 在一些情况下,控制器208可以由用户计算机实施。在一些情况下,控制器208和/或服务提供器212可以由服务器或基于云的计算服务实施。在一些情况下,存储器(诸如上述非瞬态机器可读介质和/或诸如另一非瞬态机器可读介质或瞬态机器可读介质的另一存储器)可以存储与机器学习模型相关的信息(例如,机器学习模型本身和/或与模型相关的参数)和/或诸如与辐射摄影成像装置202相关联的成像数据的其他数据。

[0079] 图3示出了根据本文描述的某些实施例的包括图像的成像数据,所述图像包括在对解剖特征的识别(a)之前和(b)之后的心脏的基础区域。图像(a)已经由图2的辐射摄影成像装置202获得。然后,控制器208和/或服务提供器212可以接收成像数据并根据本文描述的某些实施例(例如,方法100)自动识别至少一个感兴趣解剖特征。在这种情况下,图像(b)通过示出心脏的腔室之间的分割(以白线)来描绘该识别。如通过图3所示,由本文描述的实施例实现的分割已经克服了如通过图像(a)最佳所示的跨某些界面(例如,心房/心室界面)的不良像素对比度的问题。

[0080] 图4是表示用于实施本文描述的某些实施例(例如,方法100和/或其他实施例)的系统(例如,要由系统200的至少一部分(诸如控制器208和/或服务提供器212)实施)的操作

的概述的流程图400。在图4中示出了各种框,并且根据某些实施例可以省略某些框。

[0081] 在一些情况下,可以在实施本文描述的某些实施例之前执行模型训练(例如,“接收到的成像数据”可能对训练没有贡献)。在一些情况下,一些模型训练可以作为实施本文描述的某些实施例的一部分来执行(例如,“接收到的成像数据”可以用于进一步的模型训练,如图4中所提及的)。在一些情况下,专家输入的水平可以变化。例如,可能需要或不需要手动校正。

[0082] 在一些情况下,可能需要针对“接收到的成像数据”的每个集合生成新的惩罚映射(例如,如本文描述的“附加映射”)以提供由机器学习模型使用的指导(即,作为注意力机制),以从接收到的成像数据中识别至少一个感兴趣解剖特征。在一些情况下,可能不需要针对每个接收到的成像数据生成惩罚映射(例如,如果机器学习模型的改进的训练允许机器学习模型单独基于接收到的成像数据独立地执行识别)。在其他情况下,当被部署时,例如,如果通过仅在损失函数中使用惩罚映射来执行模型训练,则可能不需要针对模型生成新的惩罚映射。因此,如果惩罚映射在训练期间被用作注意力机制,则当将模型部署用于分割接收到的成像数据时,可以使用新的惩罚映射。

[0083] 在流程图400的框402处,接收诸如至少一幅图像切片的成像数据(例如,类似于方法100的框102)。

[0084] 在流程图400的框404处,在接收到的成像数据中检测至少一个控制位置(如方法100中所提及的)。

[0085] 在流程图400的框406处,生成映射(如方法100中所提及的)。

[0086] 流程图400根据实施方式进行到框408、410和/或412中的至少一个。

[0087] 在框408处,基于映射来计算惩罚相关损失,以确定在成像数据的不同区域中以何种程度惩罚误差。

[0088] 在框410处,基于在框406处生成的映射或基于在框408处计算的惩罚相关损失来训练机器学习模型。

[0089] 在框412处,基于(框402的)接收到的成像数据和(框406的)对应的映射来运行(如在框410处训练的或如先前训练的)机器学习模型,以便识别至少一个感兴趣解剖特征(例如,类似于方法100的框104)。

[0090] 在框414处,可以(例如,由诸如专家的用户手动地)校正在框412处运行模型的结果。该校正可以被反馈到框404处的控制位置检测。

[0091] 以下描述涉及在识别表示心脏的基础区域的接收到的成像数据中的界面的背景下的流程图400的至少一些框的可能实施方式。还参考了先前附图的特征。

[0092] 流程图400的框404涉及控制位置检测。基于输入心脏MRI(CMRI)图像(下面描述),定义一组控制位置。在该实施方式中,该组控制位置包括LV、RV、LA和RA的质心、以及表示心室肌肉组织的原点的两个端点(或“结点”)。

[0093] 可以如下获得LV、RV、LA、RA质心。

[0094] 训练初始分割模型(例如,诸如基于U-Net架构的任何分割方法)以获得LV、RV、LA和RA的初始分割。

[0095] 根据4腔室分割,获得LV、RV、LA和RA的对应质心(即,分别为中心_LV、中心_RV、中心_LA、中心_RA)。假设即使总骰子分数差,初始分割的质心也相对准确。

[0096] 另外,还通过在来自初始模型的LV、RV、LA和RA的分割区域上使用诸如主成分分析(PCA)的方法来识别与结构的尺寸相对应的至少一个方向和变化幅度(诸如前两个主要方向的长度(及其变化幅度))来估计每个结构的尺寸(例如,每幅图像切片中的LV、RV、LA和RA的至少一个内部维度),以获得每个腔室的相应长度,即,长度_LV、长度_RV、长度_LA、长度_RA。

[0097] 可以通过获得初始心肌分割(例如,使用"传统的"基于非机器学习的图像处理和/或机器学习方法)来检测LV心脏肌肉组织的端点(在本文中称为"EP1"和"EP2"),并且然后通过找到心室肌肉组织的原点(例如,在长轴4腔室视图中)来识别EP1和EP2,使得心肌能够被分割。心室心肌最薄的LV任一侧上的检测点表示每个切片的端点。

[0098] 图5描绘了示出上述初始分割和心肌分割的示例图像500中的点"EP1"和"EP2"。标记了连接EP1和EP2的虚线502。线502表示基础区域中的尚未确定分割的近似位置。

[0099] 然后基于6个控制位置来生成映射,如下所述。

[0100] 与输入图像尺寸相同的映射利用零来初始化。

[0101] 将逆高斯函数(其是方法100中提及的"空间函数"的示例)应用于每个质心(即,中心_LV、中心_RV、中心_LA、中心_RA),其中每个逆高斯函数具有与上述对应长度成比例的至少一个标准偏差。

[0102] 图6示出了逆高斯函数600的示例,其具有导致在其原点602处的最小值("0")(即,以每个质心位置为中心)和距原点指定距离处的最大值("1")(指定距离可以取决于距原点的径向方向)的空间分布。提供图例来指示映射中的最小值和最大值、以及其之间的值。用于生成逆高斯函数600的参数取决于应用逆高斯函数600的腔室的至少一个维度。例如,如通过图6所示,对于具有近似椭圆形状的腔室,逆高斯函数600的形状分别具有主要维度604和次要维度606(即,第一维度604是椭圆形的相对侧之间的最大距离,并且第二维度606是椭圆形的相对侧之间的最小距离)。因此,可以根据腔室的至少一个维度604、606适当地确定用于生成以每个相应腔室为中心的逆高斯的参数(如可以根据初始分割或通过使用另一种方法确定)。

[0103] 应用高斯"波束"函数(其是方法100中提及的"空间函数"的另一示例)以重叠点EP1与EP2之间的线502。用于生成高斯波束函数的参数可以取决于EP1与EP2之间的距离以及基于感兴趣解剖特征的预期厚度的预定义值。

[0104] 图7示出了高斯波束函数700的示例。图7所示的高斯波束函数700与点EP1和EP2重叠。可以基于EP1与EP2之间的距离来选择定义高斯波束函数700的长度702的第一参数(即,长度702被选择为长于该距离以确保重叠)。可以基于感兴趣解剖特征的预期厚度来选择定义高斯波束函数700的宽度704的第二参数(例如,标准偏差)。

[0105] 图6中提及的逆高斯函数和图7中提及的高斯波束函数的组合可以用于生成定义成像数据中的像素位置处的惩罚的映射。

[0106] 图8示出了心脏的部分的图像切片(a)和基于图像(a)生成的"热"映射(b),其中热映射(b)可以与图像切片(a)叠加,以指定(一个或多个)感兴趣区域。如通过热映射(B)所示,存在四个逆高斯函数(其中,原点在质心位置处),每个逆高斯函数至少部分地与至少一个其他逆高斯函数以及高斯波束函数(在热映射的"最亮"区域中)重叠。

[0107] 热映射中的最大值对应于与各种控制位置相关联的高斯函数重叠或相交的区域。

在这种情况下,最大值对应于相对于控制位置定义的高斯函数的重叠,例如,间隔壁上边缘和基础切片周围的区域,随后是LV/LA与RV/RA之间的界面,然后是每个结构的其他界面或点,并且最后,映射中的最小值对应于LV/RV/LA/RA的质心的位置和这些结构的外部。图例被提供,并且示出了热映射的最大值('1')和最小值('0')。最大值"1"意味着至少两个不同的高斯函数的重叠,尽管最小值和最大值的选择是任意的,这取决于映射和训练系统的设计。

[0108] 所生成的映射可以向模型提供指导以识别最具挑战性的区域,使得模型能够自动学习特征以基于位置和加权来优化这些区域中的分割。

[0109] 上述映射是基于具有与机器学习模型将惩罚误差的区域相对应的空间分布(其彼此重叠或不彼此重叠)的某些空间函数生成的。在适当的情况下,可以使用其他空间函数。另外,尽管描述了逆高斯函数,但是也可以使用其原点在质心上的正高斯函数来指向机器学习模型不聚焦的区域。换句话说,可以以令机器学习模型将其学习聚焦在某些感兴趣区域(包括至少一个感兴趣解剖特征)上的这种方式来生成(并且可选地变换)映射,无论这是通过惩罚误差还是迫使机器学习模型优先学习这些感兴趣区域的一些其他方式来完成的。因此,映射的值是正的还是负的、具有大的还是小的缩放范围等是无关紧要的,只要它们被适当地变换以用于在训练期间使用即可。

[0110] 流程图400的框410涉及模型训练(例如,使用如上所述的"惩罚"映射)。

[0111] 在模型训练期间,能够使用惩罚映射来惩罚模型以迫使模型在挑战性区域中产生准确的分割。在一个实施方式中,可以通过将附加惩罚项添加到用于分割模型训练的任何适当的损失函数来完成该惩罚。作为示例,损失函数可以被定义为:

[0112] $$Loss = \hat{a}\tilde{}_i \; Loss_i * (1 + \hat{I}\pm * PenaltyMap(i))$$

[0113] 其中,Loss(i)是给定体素i的损失,Î±是可以被实验地确定的与惩罚映射相关联的权重系数。PenaltyMap(i)是体素i处的相关惩罚。这可以应用于各种损失函数。下面示出了在分割问题中广泛使用的(加权/修改)骰子损失的应用。因此,通过下式来计算修改的骰子损失:

[0114] $$ModifiedÂ DiceÂ LossÂ(y,y') = Â 1 - Â\left(\hat{a}\tilde{}_lÂ w_l \frac{ÂÂÂÂÂ\left(2 * \hat{a}\tilde{}_iÂ y_{i,l}Â y'_{i,l\hat{A}}\right)Â *(1+\hat{I}\pm *Â(1-(PenaltyMap)_{i,l})}{(\hat{a}\tilde{}_iÂ y_{i,l} + \hat{a}\tilde{}_iÂ y'_{i,l}Â)Â *(1+\hat{I}\pm *Â(1-(PenaltyMap)_{i,l})}\right)$$

[0115] 其中,$y_{j,1}$(y_j,1)和$y'_{j,1}$(y'_j,1)分别是第1类的第j像素的真实情况和预测标签,并且w_1(w_1)是与类1相关联的权重。注意,骰子值(如果等于1(一),则意味着分割准确度高,或如果等于0(零),则意味着分割准确度低)涉及括号中的第二项。骰子损失表达式的结构意味着,如果骰子分数低(即,在诸如弱界面的某个像素位置处的不良分割准确度),则骰子损失值为高数字,并且如果骰子分数高(即,在诸如腔室质心的某个像素位置处的高分割准确度),则骰子损失值为低数字。因此,第j像素的骰子损失用于向模型指示是否聚焦于学习某个像素或像素集(例如,由于这样的像素/像素集中的高误差)。

[0116] 因此,如果分割准确度在惩罚高的区域中低,则模型的损失进而是高的,并且模型自动学习以使该区域中的分割误差最小化,因此导致某些区域(诸如包括至少一个感兴趣解剖特征的至少一个区域)中的更高的分割准确度。

[0117] 流程图400的框412涉及对经训练的模型的运行。一旦被训练,在一些情况下,所需的(一个或多个)控制位置就可以被自动生成,提供给用户以供接受/校正。一旦用户接受所识别的区域,(一个或多个)惩罚映射就可以被生成并且作为输入与成像数据一起提供,以引导分割。

[0118] 下面描述与上述内容相关的一些实施例。

[0119] 在一些实施例中,所述机器学习模型被配置为通过以下操作来识别所述感兴趣解剖特征:使用所述分割方法来确定所识别的感兴趣解剖特征位于所述成像数据中的何处;并且生成用于指示所识别的感兴趣解剖特征位于所述成像数据中的何处的指示符。在一些情况下,指示符可以被配置为在成像数据的显示图像(例如,在用户显示器上)上提供所识别的感兴趣解剖特征的视觉指示(例如,经由诸如箭头或文本的标记)。

[0120] 在一些实施例中,至少一个控制位置不与所述感兴趣解剖特征重叠。例如,至少控制位置可以是一个/另一个机器学习模型易于识别的位置/解剖特征。然后可以使用该控制位置来确定在训练数据集中将学习聚焦在何处(例如,经由相对于至少一个控制位置定义的空间分布)。在一些情况下,控制位置中的至少一个可以与感兴趣解剖特征重叠(而控制位置中的至少另一个不与感兴趣解剖特征重叠)。

[0121] 在一些实施例中,使用所述机器学习模型包括使用附加映射作为对所述机器学习模型的输入以识别接收到的成像数据中的所述至少一个感兴趣解剖特征。所述附加映射可以是根据接收到的成像数据生成的。换句话说,附加映射可以是具有接收到的成像数据的附加输入,即,机器学习模型实际上处理附加映射加上成像数据以提取特征(即,执行对感兴趣解剖特征的识别)。注意,根据接收到的成像数据生成的附加映射与根据训练数据集中的每个训练数据集生成的映射是分开的。因此,附加映射的使用是对用于在训练过程期间惩罚损失(例如,通过修改损失函数)的相同映射的添加。

[0122] 可以以与用于在训练过程中惩罚损失的映射类似/相同的方式生成附加映射。例如,机器学习模型(或不同的机器学习模型)可以确定接收到的成像数据中的至少一个控制位置(例如,通过识别相对容易识别的位置,诸如腔室质心)。机器学习模型然后可以通过使用空间函数生成指示机器学习模型将其注意力聚焦在何处以识别感兴趣解剖特征的空间分布(即,以与如何使用空间函数生成损失值集合类似的方式)来生成针对接收到的成像数据的附加映射。因此,映射基于训练数据集被生成,并且用于训练过程。附加映射基于接收到的成像数据被生成,并且用于识别过程。映射和附加映射可以被表示为热映射、注意力映射和/或惩罚映射。在机器学习模型使用(一个或多个)(训练)映射来帮助机器学习模型的训练的一些情况下,可能需要附加映射作为对识别过程的输入。

[0123] 在一些实施例中,由针对每个训练数据集生成的所述映射指定的相邻训练区域之间的空间重叠定义针对所述机器学习模型的所述训练数据集中的至少一个优先化训练区域,以用于使所述至少一个优先化训练区域中的学习误差的惩罚优先于所述训练数据集的非重叠训练区域和/或所述训练数据集的另一区域中的学习误差的惩罚。

[0124] 如通过图8(b)所示,映射的“最亮”区域对应于定义成像数据的多个训练区域(具有不同优先级)的不同空间函数的重叠(即,由(一个或多个)逆高斯函数与高斯波束函数定义的空间分布之间的重叠)。对应于“空间重叠”的任何空间区域可以定义要学习的成像数据的最高优先级区域(例如,至少一个“高”优先级“优先化训练区域”),因为重叠区域可以

具有最高强度。与空间函数的非重叠空间分布相对应的空间区域(即,上述“非重叠训练区域”)可以定义要学习的成像数据的下一最高优先级。映射的其他区域(即,上述“另一区域”)(即,“最暗”区域)可以定义要学习的成像数据的最低优先级。因此,最低优先级区域涉及成像数据中的对于分割模型来说可以相对容易识别的区域,而最高优先级区域涉及成像数据中的对于分割模型来说在不使用如本文中所描述的映射的情况下识别可能具有挑战性的区域。

[0125] 在一些实施例中,接收到的成像数据对应于所述对象的心脏的基础区域。在这种情况下,要使用经训练的机器学习模型来识别的所述至少一个感兴趣解剖特征可以包括所述对象的心脏的相邻腔室之间的至少一个解剖界面。

[0126] 在一些实施例中,基于用于识别所述至少一个控制位置的初始分割模型的结果来识别所述至少一个控制位置。

[0127] 在一些实施例中,所述至少一个控制位置包括心脏的腔室的质心。在一些实施例中,所述至少一个控制位置包括定义心脏的相应腔室之间的至少一个界面的心室和/或心房肌肉组织的端点和/或结点。在一些实施例中,所述控制位置可以包括心脏的腔室的至少一个质心与心室和/或心房肌肉组织的至少一个端点和/或结点的组合。

[0128] 在一些实施例中,所述至少一个训练区域的所述空间分布由所述空间函数的至少一个参数定义。所述至少一个参数可以基于所述训练数据集中的至少一个先前识别的解剖特征的至少一个维度。如关于图6和7所提及的,至少一个解剖特征的维度(例如,心脏腔室的至少一个维度)可以定义空间功能的空间范围/分布。因此,可以基于至少一个(测量的或预期的)维度(诸如图像切片中的腔室的长度和/或宽度)来选择空间函数的至少一个参数。

[0129] 在一些实施例中,所述空间函数包括以由所述训练数据集中的所述至少一个控制位置定义的原点为中心的第一基于高斯的函数。由所述第一基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布可以远离所述原点。换句话说,在由第一基于高斯的函数定义的至少一个训练区域的空间分布之间可以存在指定距离(其可以根据距原点的径向方向而变化),使得机器学习模型不聚焦在原点上,而是聚焦在由空间分布定义的(一个或多个)区域上。

[0130] 在一些实施例中,所述第一基于高斯的函数包括逆高斯函数。

[0131] 在一些实施例中,所述体积包括心脏的至少部分。在这种情况下,所述第一基于高斯的函数以所述心脏的至少一个腔室的质心为中心。

[0132] 在一些实施例中,所述空间函数包括指定空间分布的第二基于高斯的函数,所述空间分布指示与所述第二基于高斯的函数相关联的所述至少一个训练区域。指示与所述第二基于高斯的函数相关联的所述至少一个训练区域的所述空间分布可以与所述训练数据集中的相邻控制位置重叠。这与第一基于高斯的函数形成对比,定义(一个或多个)感兴趣区域的第一基于高斯的函数的空间分布不与控制位置(即,原点)重叠。

[0133] 在一些实施例中,所述体积包括心脏的至少一部分。在这种情况下,由第二基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布可以包括连接心室和/或心房肌肉组织的相邻端点和/或结点的线,所述心室和/或心房肌肉组织的相邻端点和/或结点定义所述心脏的相应腔室之间的至少一个界面。

[0134] 在一些实施例中,通过所述映射来修改用于惩罚学习误差的损失函数。在一些实

施例中,所述损失函数基于所述训练成像数据的至少一个像素或体素的测量值与真实情况值之间的差异。例如,上述骰子损失是“损失函数”的示例,其可以用于便于机器学习模型的训练。

[0135] 在一些实施例中,最初可以基于“训练数据集”来训练机器学习模型。在一些实施例中,可以基于该初始训练来部署机器学习模型。在一些实施例中,可以使用方法100中提及的“接收到的成像数据”来进一步训练机器学习模型(例如,以改进机器学习模型)。因此,在一些实施例中,“训练成像数据”包括“接收到的成像数据”。在其他实施例中,方法100中提及的“接收到的成像数据”可以不用于进一步训练。

[0136] 图9涉及根据实施例的生成显示数据的方法900。方法900可以如上所述的那样在计算设备上实施,例如,类似于方法100。在一些实施例中,方法900可以独立于方法100来实施。在该实施例中,结合方法100来实施方法900(例如,可以在已经根据方法100执行了识别之后实施方法900)。

[0137] 方法900的框902包括生成显示数据,以用于在用户接口(例如,显示器210)上显示所识别的感兴趣解剖特征相对于接收到的成像数据中的至少一个其他解剖体的分割。

[0138] 图10涉及根据实施例的训练机器学习模型的方法1000。方法1000可以如上所述的那样在计算设备上实施,例如,类似于方法100。在一些实施例中,方法1000可以独立于方法100来实施。在该实施例中,结合方法100来实施方法1000(例如,可以实施方法1000以便于图1中提及的机器学习模型的训练)。

[0139] 方法1000包括训练机器学习模型如下。

[0140] 在框1002处,方法1000包括接收系列训练数据集中的至少一个(例如,每个数据集包括至少一幅图像切片,诸如接收到的成像数据和/或先前获得的训练数据集)和识别所述训练数据集中的每个训练数据集的感兴趣解剖特征的真实情况的指示。在一些情况下,框1002可以与流程图400的框402相似或类似。至少一幅图像切片可以是二维(2D)图像,其可以用于通过将2D图像集合对准在一起来构建三维(3D)图像。

[0141] 在框1004处,方法1000包括确定至少一个训练数据集中的至少一个控制位置。在一些情况下,框1004可以与流程图400的框404相似或类似。

[0142] 在框1006处,方法1000包括通过使用(至少一个)空间函数生成损失值集合来生成针对至少一个训练数据集的映射。损失值集合可以指示至少一个训练区域的空间分布。损失值集合可以指示要应用于训练数据集的每个像素或体素以惩罚相应像素或体素处的学习误差的损失函数。在一些情况下,框1006可以与流程图400的框406相似或类似。

[0143] 在框1008处,方法1000包括使用该系列的至少一个训练数据集和针对所述至少一个训练数据集的对应映射来训练机器学习模型。在一些情况下,框1008可以与流程图400的框410相似或类似。如上所述,映射可以用于生成损失函数和/或用作注意力机制。

[0144] 图11示出了根据实施例的用于识别解剖特征的非瞬态机器可读介质1100。非瞬态机器可读介质1100包括指令1102,当在至少一个处理器1104上执行时,指令1102令至少一个处理器1104实施本文描述的某些方法(例如,方法100、900、1000和/或任何相关实施例)。在该实施例中,指令1102被配置为实施方法100。可以在图2的控制器208和/或服务提供器212中提供非瞬态机器可读介质1100。另外,可以在图2的控制器208和/或服务提供器212中提供至少一个处理器1104。因此,系统200可以用于实施包括下述指令的指令1102。

[0145] 指令1102包括被配置为令至少一个处理器1104接收表示对象的解剖体的体积的成像数据的指令1106。接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征。

[0146] 指令1102还包括被配置为令至少一个处理器1104使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的感兴趣解剖特征的指令1108,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别接收到的成像数据中的感兴趣解剖特征。

[0147] 使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练机器学习模型。每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据。

[0148] 由空间函数生成针对每个训练数据集的映射,所述空间函数被配置为指定至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的训练数据集中的至少一个控制位置的空间分布。所述映射被配置为惩罚至少一个训练区域中的学习误差。所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个未识别的感兴趣解剖特征。

[0149] 在一些实施例中,指令1102包括用于实施本文描述的任何其他方法的其他指令。

[0150] 图12示出了根据实施例的用于识别解剖特征的装置1200。装置1200包括至少一个处理器1202(例如,由诸如通过图2所描绘的控制器208和/或服务提供器212中的计算设备实施)。至少一个处理器1202被通信地耦合到接口1204以用于(例如,与辐射摄影成像装置202和/或在使用期间至少一个处理器1202可以与其交换数据的任何其他实体)通信数据。在该实施例中,接口1204被配置为接收表示对象的解剖体的体积的成像数据。接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征。接口1204可以是图2中提及的控制器208和/或服务提供器212的部分。

[0151] 装置1200还包括非瞬态机器可读介质1206,非瞬态机器可读介质1206存储可由至少一个处理器1202读取和运行以执行与本文描述的某些方法相对应的方法(例如,方法100、900、1000中的任何方法和/或本文描述的任何其他方法)的指令1208。

[0152] 指令1208被配置为令至少一个处理器1202使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别接收到的成像数据中的感兴趣解剖特征。

[0153] 使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练机器学习模型。每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据。

[0154] 由空间函数生成针对每个训练数据集的映射,所述空间函数被配置为指定至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的训练数据集中的至少一个控制位置的空间分布。所述映射被配置为惩罚至少一个训练区域中的学习误差。所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个未识别的感兴趣解剖特征。

[0155] 在一些实施例中,指令1208可以包括用于实施本文描述的任何其他方法的其他指令。

[0156] 本公开包括由以下编号段落定义的主题:

[0157] 1、一种计算机实施的方法,包括:

[0158] 接收表示对象的解剖体的体积的成像数据,其中,接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征;并且

[0159] 使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别所述至少一个感兴趣解剖特征,其中:

[0160] 所述机器学习模型是使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练的,其中,每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据,其中,所述映射被配置为令所述机器学习模型惩罚至少一个训练区域中的学习误差,所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个未识别的感兴趣解剖特征;

[0161] 通过将空间函数应用于与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个控制位置来生成针对每个训练数据集的所述映射;并且

[0162] 所述空间函数被配置为指定所述至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个控制位置的空间分布。

[0163] 2、根据段落1所述的方法,其中,由针对每个训练数据集生成的所述映射指定的相邻训练区域之间的空间重叠定义针对所述机器学习模型的所述训练数据集中的至少一个优先化训练区域,以用于使所述至少一个优先化训练区域中的学习误差的惩罚优先于所述训练数据集的非重叠训练区域和/或所述训练数据集的另一区域中的学习误差的惩罚。

[0164] 3、根据段落1至2中的任一项所述的方法,其中,接收到的成像数据对应于所述对象的心脏的基础区域,并且其中,要使用经训练的机器学习模型来识别的所述至少一个感兴趣解剖特征包括所述对象的心脏的相邻腔室之间的至少一个解剖界面。

[0165] 4、根据段落1至3中任一项所述的方法,其中:

[0166] 基于用于识别所述至少一个控制位置的初始分割模型的结果来识别所述至少一个控制位置。

[0167] 5、根据段落4所述的方法,其中,所述至少一个控制位置包括:

[0168] 心脏的腔室的质心;和/或

[0169] 心室和/或心房肌肉组织的端点和/或结点,其定义心脏的相应腔室之间的至少一个界面。

[0170] 6、根据段落1至5中任一项所述的方法,其中,

[0171] 其中,由所述空间函数的至少一个参数定义所述至少一个训练区域的所述空间分布,其中,所述至少一个参数基于所述训练数据集中的至少一个先前识别的解剖特征的至少一个维度。

[0172] 7、根据段落1至6中任一项所述的方法,其中,所述空间函数包括以由所述训练数据集中的所述至少一个控制位置定义的原点为中心的第一基于高斯的函数,其中,由所述第一基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布远离所述原点。

[0173] 8、根据段落7所述的方法,其中,所述第一基于高斯的函数包括逆高斯函数。

[0174] 9、根据段落7至8中任一项所述的方法,其中,所述体积包括心脏的至少部分,并且其中,所述第一基于高斯的函数以所述心脏的至少一个腔室的质心为中心。

[0175] 10、根据段落1至9中任一项所述的方法,其中,所述空间函数包括在所述训练数据集中的相邻控制位置之间延伸的第二基于高斯的函数,其中,由所述第二基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布包括所述相邻控制位置。

[0176] 11、根据段落10所述的方法,其中,所述体积包括心脏的至少部分,并且其中,由第二基于高斯的函数定义的所述至少一个训练区域的所述空间分布包括连接心室和/或心房肌肉组织的相邻端点和/或结点的线,所述心室和/或心房肌肉组织的相邻端点和/或结点

定义所述心脏的相应腔室之间的至少一个界面。

[0177] 12、根据段落1至11中任一项所述的方法,其中,用于惩罚学习误差的损失函数是通过所述映射来修改的,其中,所述损失函数基于针对所述训练成像数据的至少一个像素或体素的测量值与真实情况值之间的差异。

[0178] 13、根据段落1至12中任一项所述的方法,包括通过以下操作来训练所述机器学习模型:

[0179] 接收所述系列训练数据集中的至少一个训练数据集和对识别所述训练数据集中的每个训练数据集中的所述感兴趣解剖特征的真实情况的指示;

[0180] 确定所述至少一个训练数据集中的所述至少一个控制位置;

[0181] 通过将所述空间函数应用于所述训练数据集中的所述至少一个控制位置来生成针对所述至少一个训练数据集的所述映射,其中,所述映射指示要应用于所述训练数据集的每个像素或体素的损失函数;以及

[0182] 所述机器学习模型是使用所述系列的所述至少一个训练数据集和针对所述至少一个训练数据集的对应映射来训练的。

[0183] 14、一种存储可由至少一个处理器运行的指令的非瞬态机器可读介质,其中,所述指令被配置为令所述至少一个处理器:

[0184] 接收表示对象的解剖体的体积的成像数据,其中,接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征;并且

[0185] 使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别所述至少一个感兴趣解剖特征,其中:

[0186] 所述机器学习模型是使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练的,其中,每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据,其中,所述映射被配置为令所述机器学习模型惩罚至少一个训练区域中的学习误差,所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个未识别的感兴趣解剖特征;

[0187] 通过将空间函数应用于与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个控制位置来生成针对每个训练数据集的所述映射;并且

[0188] 所述空间函数被配置为指定所述至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个控制位置的空间分布。

[0189] 15、一种装置,包括:

[0190] 至少一个处理器,其被通信地耦合到接口,其中,所述接口被配置为接收表示对象的解剖体的体积的成像数据,其中,接收到的成像数据包括至少一个未识别的感兴趣解剖特征;以及

[0191] 非瞬态机器可读介质,其存储可由所述至少一个处理器读取和运行的指令,其中,所述指令被配置为令所述至少一个处理器使用机器学习模型来识别接收到的成像数据中的所述感兴趣解剖特征,所述机器学习模型被配置为实施分割方法以识别所述至少一个感兴趣解剖特征,其中:

[0192] 所述机器学习模型是使用针对系列训练数据集中的每个训练数据集生成的映射来训练的,其中,每个训练数据集包括表示训练解剖体的体积的训练成像数据,其中,所述

映射被配置为令所述机器学习模型惩罚至少一个训练区域中的学习误差,所述至少一个训练区域包括与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个未识别的感兴趣解剖特征;

[0193] 通过将空间函数应用于与所述映射相关联的所述训练数据集中的至少一个控制位置来生成针对每个训练数据集的所述映射;并且

[0194] 所述空间函数被配置为指定所述至少一个训练区域相对于与所述映射相关联的所述训练数据集中的所述至少一个控制位置的空间分布。

[0195] 尽管已经在附图和前面的描述中详细图示和描述了本发明,但是这样的图示和描述应当被认为是图示性或示例性的,而非限制性的;本发明不限于所公开的实施例。

[0196] 一个实施例中描述的一个或多个特征可以与另一个实施例中描述的特征组合或替换另一个实施例中描述的特征。

[0197] 本公开中的实施例可以作为方法、系统或作为机器可读指令和处理电路的组合来提供。这样的机器可读指令可以包含在其中或其上具有计算机可读程序代码的非瞬态机器(例如,计算机)可读存储介质(包括但不限于盘片存储器、CD-ROM、光学存储设备、闪存存储设备等)上。

[0198] 参考根据本公开的实施例的方法、设备和系统的流程图和框图描述了本公开。尽管上述流程图示出了特定的执行顺序,但执行顺序可能与所描述的不同。关于一个流程图所描述的框可以与另一流程图的那些相组合。应当理解,流程图和/或框图中的每个框,以及流程图和/或框图中框的组合可以由机器可读指令实现。

[0199] 机器可读指令例如可以由通用计算机、专用计算机、嵌入式处理器或其他可编程数据处理设备的处理器运行,以实现说明书和图中描述的功能。特别地,处理器或处理电路或其模块可以执行机器可读指令。因此,本文描述的装置和其他设备可以通过运行存储在存储器中的机器可读指令的处理器来实施,通过或根据嵌入在逻辑电路中的指令操作的处理器来实施。术语“处理器”应广义解释为包括CPU、处理单元、ASIC、逻辑单元或可编程门阵列等。这些方法和功能模块可以全部由单个处理器执行,也可以划分在多个处理器中执行。

[0200] 这样的机器可读指令也可以存储在计算机可读存储器中,其可以引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定模式运行。

[0201] 这样的机器可读指令也可以加载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得计算机或其他可编程数据处理设备执行系列操作以产生计算机实施的处理,从而在计算机或其他可编程数据处理设备上运行的指令实现流程图和/或框图中的(一个或多个)框指定的功能。

[0202] 此外,本文的教导可以以计算机程序产品的形式来实施,所述计算机程序产品存储在存储介质中并且包括用于使计算机设备实施本公开的实施例中记载的方法的多个指令。

[0203] 关于一个实施例描述的元件或步骤可以与关于另一实施例描述的元件或步骤组合或由其替换。通过研究附图、公开内容以及权利要求书,本领域技术人员在实践所要求保护的本发明时能够理解和实现对所公开的实施例的其他变型。在权利要求书中,“包括”一词不排除其他元件或步骤,并且词语“一”或“一个”不排除多个。单个元件或其他单元可以履行权利要求书中所记载的若干项目的功能。尽管在互不相同的从属权利要求中记载了特

定措施,但是这并不指示不能有利地使用这些措施的组合。计算机程序可以被存储/分布在合适的介质上,例如与其他硬件一起提供或作为其他硬件的部分提供的光学存储介质或固态介质,但计算机程序也可以以其他形式来分布,例如经由因特网或其他有线或无线电信系统分布。权利要求书中的任何附图标记不应被解读为对范围的限制。

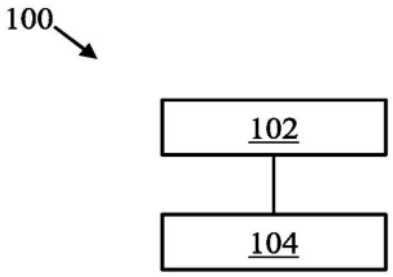


图1

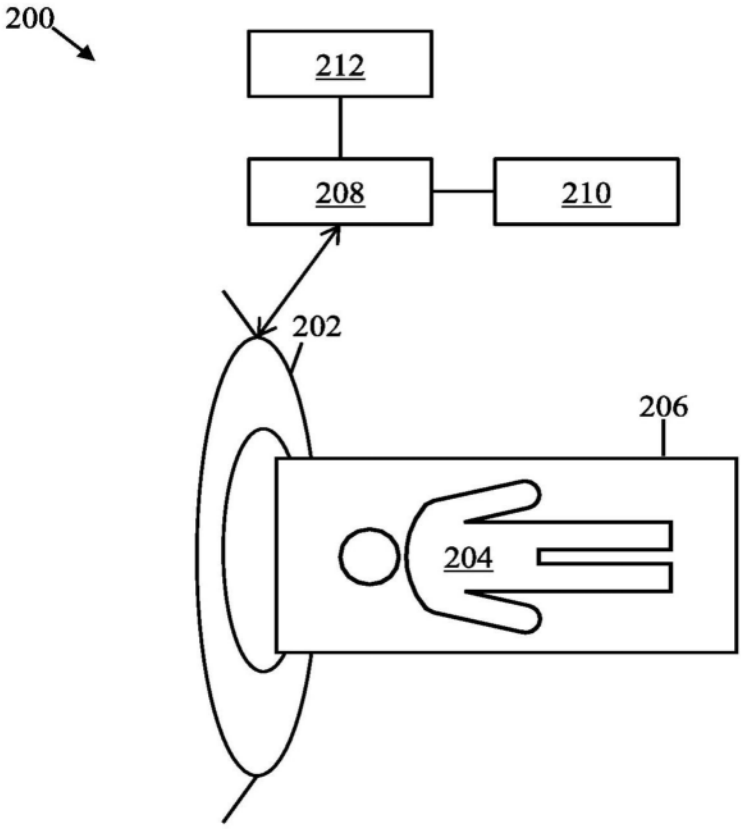


图2

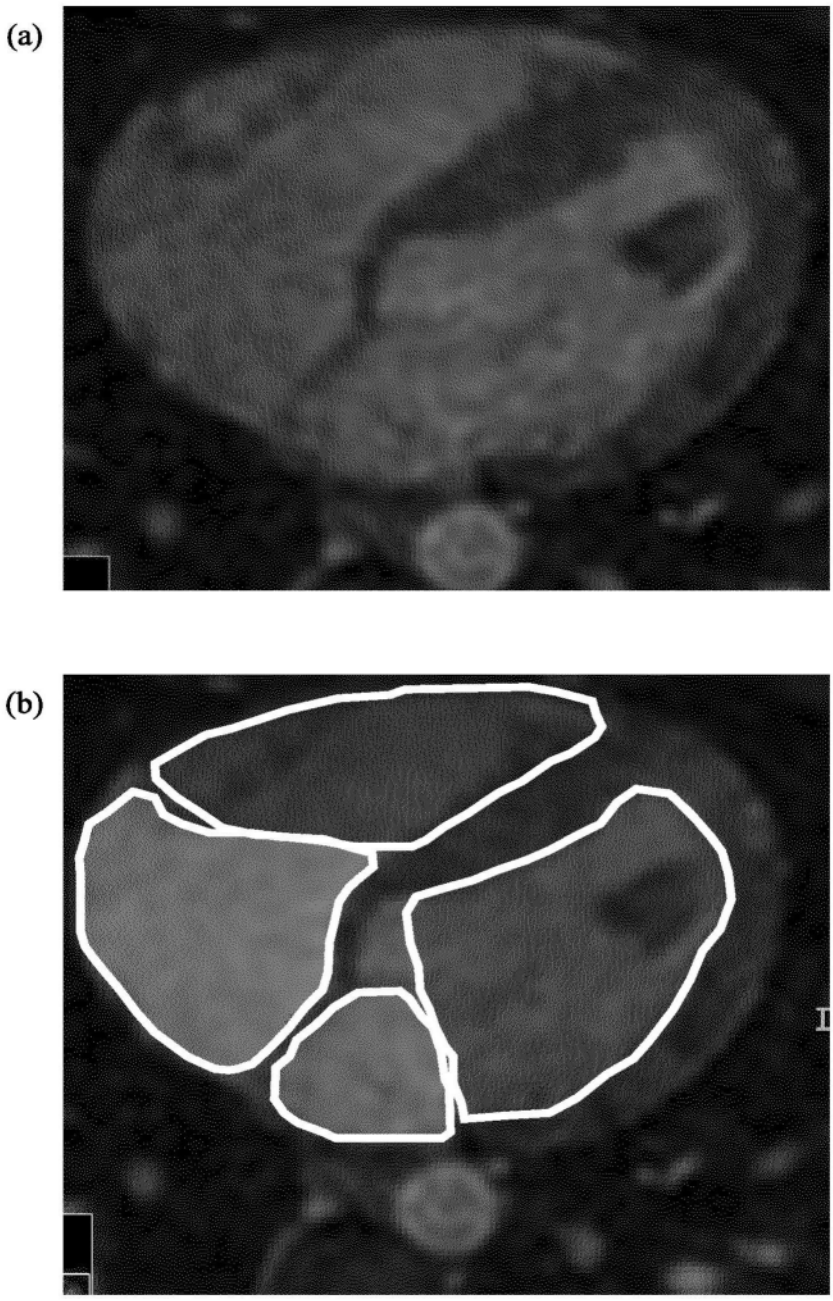


图3

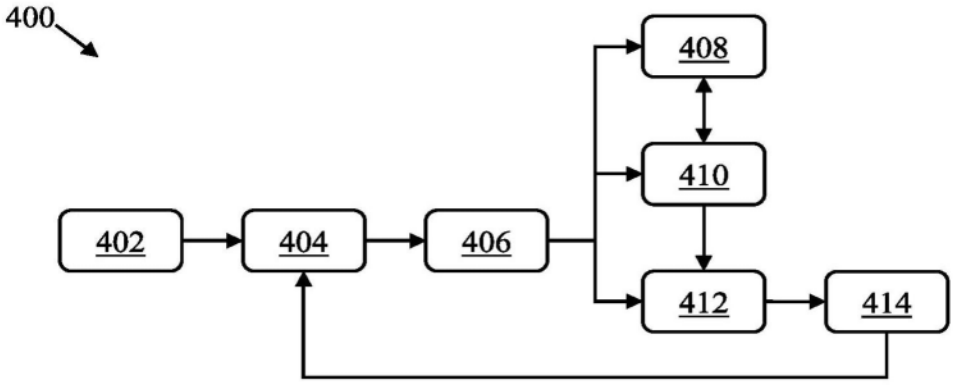


图4

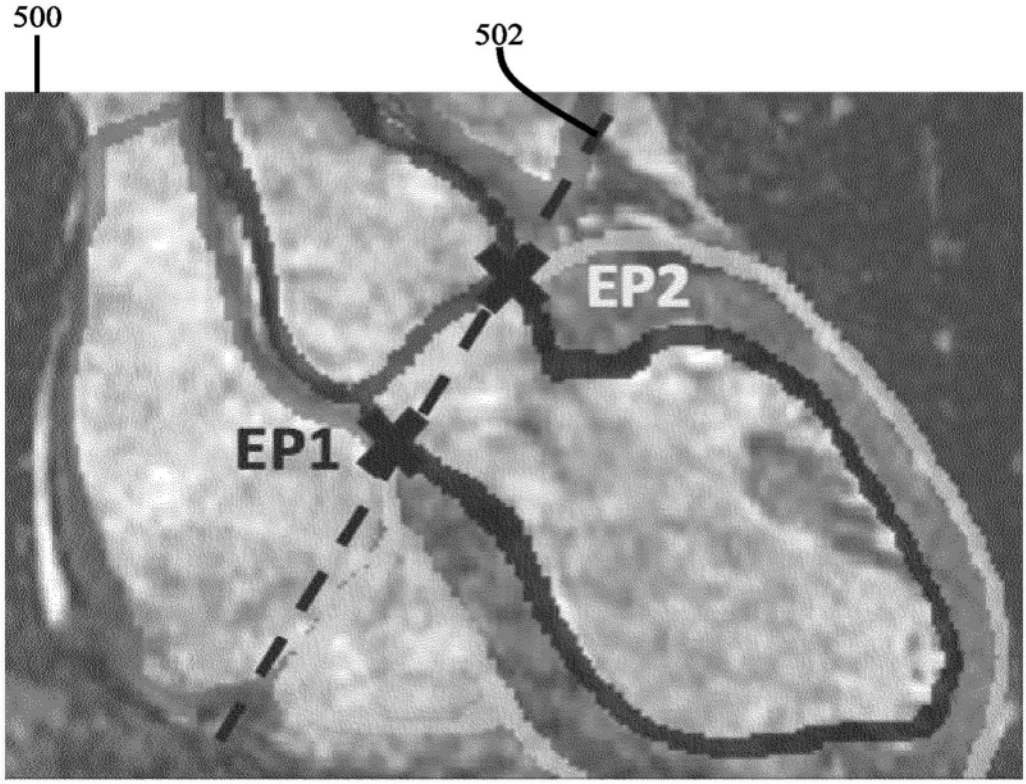


图5

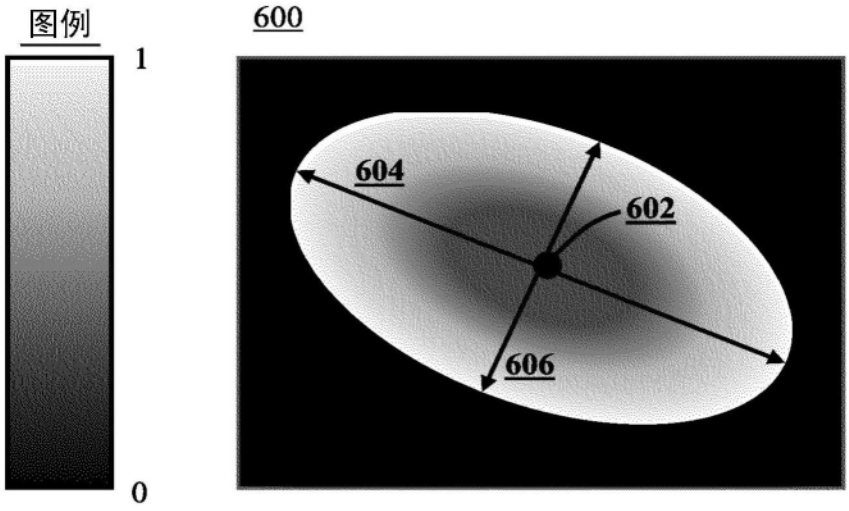


图6

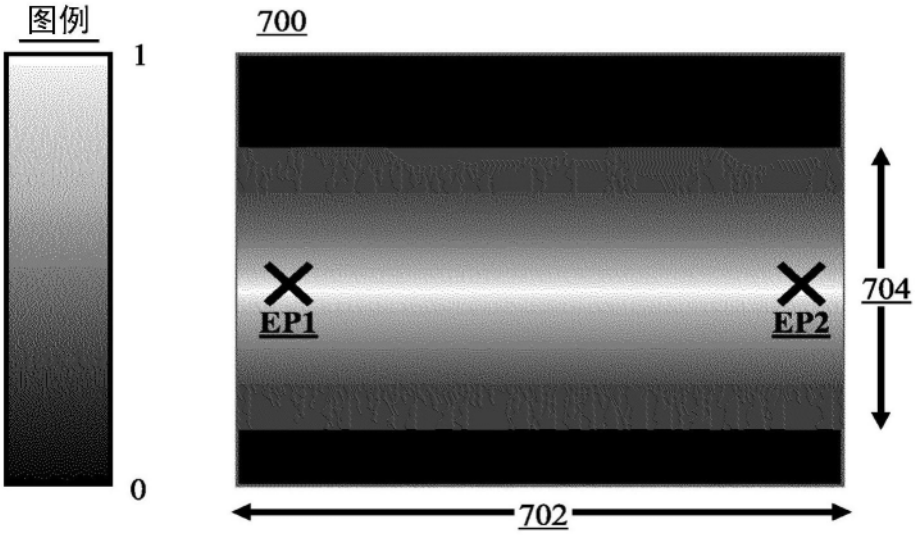


图7

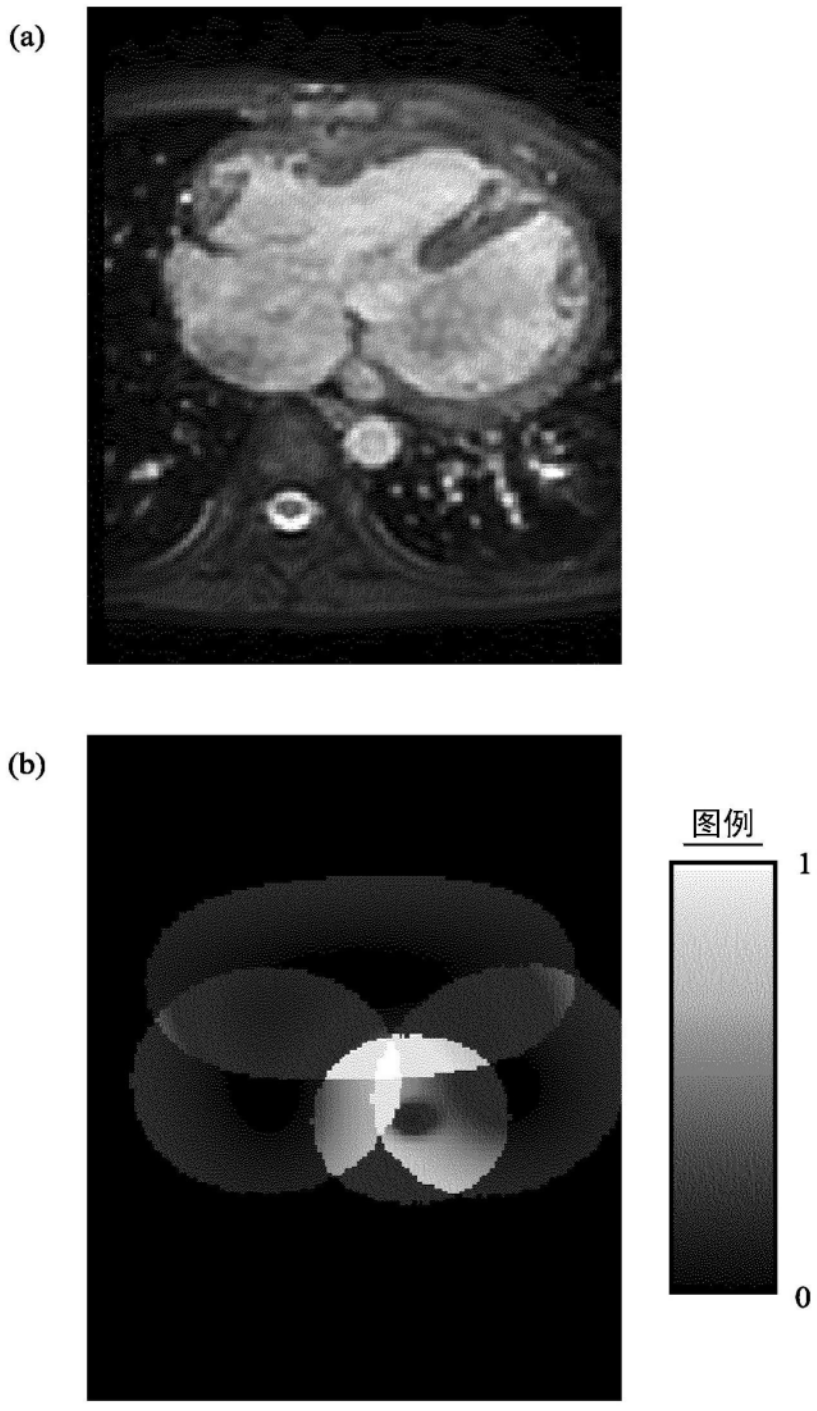


图8

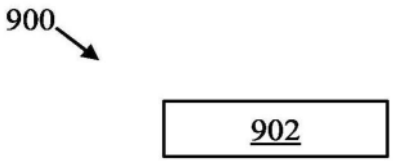


图9

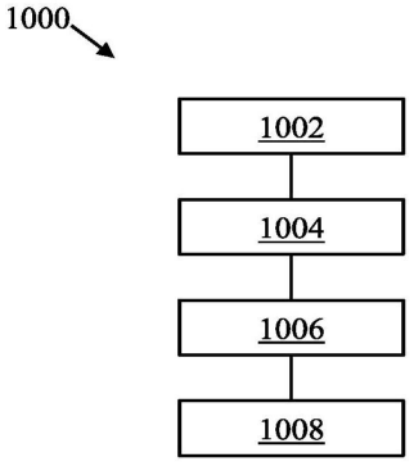

1000
1002
1004
1006
1008

图10

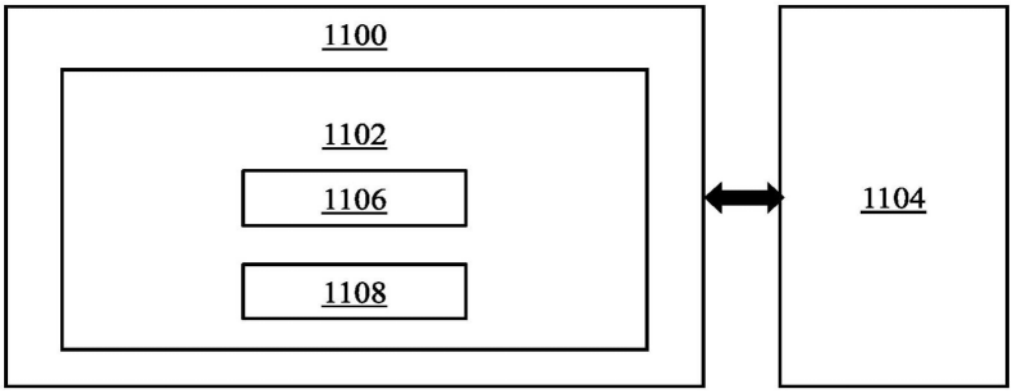

1100
1102
1106
1108
1104

图11

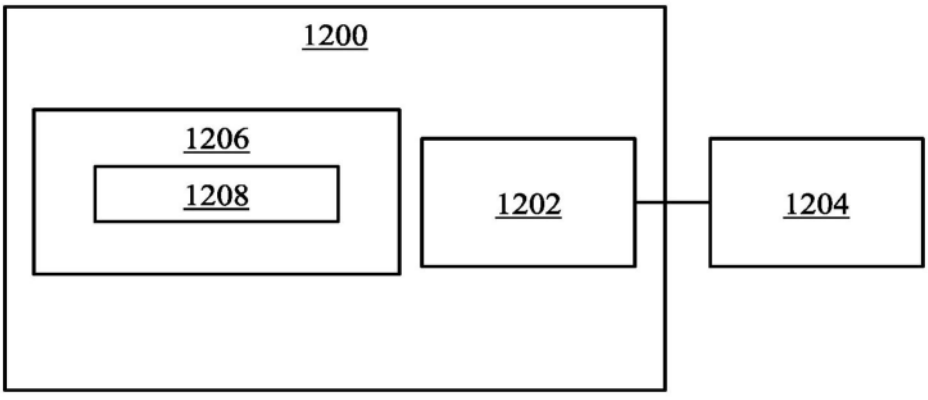

1200
1206
1208
1202
1204

图12