



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 119487545 A

(43) 申请公布日 2025. 02. 18

(21) 申请号 202380050344.0

(22) 申请日 2023.06.05

(30) 优先权数据

22290017.7 2022.06.27 EP

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2024.12.27

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2023/064927 2023.06.05

(87) PCT国际申请的公布数据

WO2024/002620 EN 2024.01.04

(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 A·戈森 N·T·格塞特 S·韦利

刘锦 L·d·M·奥利韦拉

M·德克拉纳 A·奥利维尔

P·伊斯拉米 D·普拉布

I·韦希特尔-施特勒

(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.

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/10 (2017.01)

G06V 10/25 (2022.01)

G06V 10/74 (2022.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/766 (2022.01)

G06N 20/00 (2019.01)

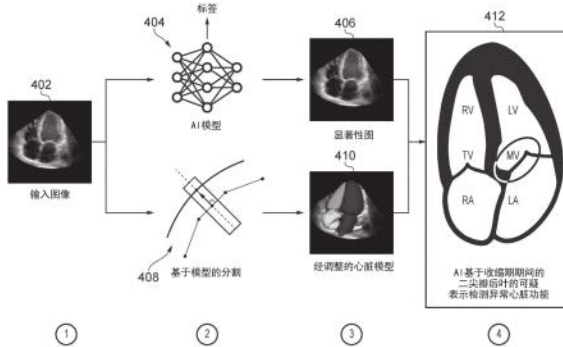
权利要求书2页 说明书13页 附图8页

(54) 发明名称

分析医学图像

(57) 摘要

根据一个方面,提供了一种用于分析医学图像的装置,所述装置包括:存储器,其包括表示指令集的指令数据;以及处理器,其被配置为与所述存储器通信并且执行所述指令集。所述指令集在由所述处理器执行时使所述处理器:i)使用第一ML模型来预测针对所述图像的标签;ii)获得显著性图,所述显著性图指示当所述第一ML模型预测针对所述图像的所述标签时所述图像的不同区域与所述第一ML模型的相关性;iii)获得对所述图像的分割;以及iv)组合使用所述分割和所述显著性图来确定导致所述第一ML模型预测所述标签的所述图像中的特征的指示。



1. 一种分析医学图像的计算机实施的方法(200),所述方法包括:
 - i) 使用(202)第一机器学习ML模型来预测针对所述图像的标签;
 - ii) 获得(204)显著性图,所述显著性图指示当所述第一ML模型预测针对所述图像的所述标签时所述图像的不同区域与所述第一ML模型的相关性;
 - iii) 获得(206)对所述图像的分割;以及
 - iv) 组合使用所述分割和所述显著性图来确定(208)导致所述第一ML模型预测所述标签的所述图像中的特征的指示,包括:
 - 确定所述显著性图中具有高于第一显著性阈值的显著性值的感兴趣区域ROI;以及
 - 将所述ROI与所述分割中的特征进行匹配。
2. 根据权利要求1所述的方法,其中,将所述ROI与所述分割中的特征进行匹配包括:将所述ROI与基于模型的分割网格或分割图中的点进行匹配。
3. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,将所述ROI与所述分割中的特征进行匹配包括:将所述ROI映射到所述分割以获得针对所述ROI的解剖标签。
4. 根据权利要求1-3中的任一项所述的方法,其中,确定(208)所述图像中的特征的指示的步骤包括:
 - 使用第二ML模型以根据所述分割和所述显著性图来预测所述指示。
5. 根据权利要求3和4所述的方法,其中,所述方法还包括:提供所述解剖标签作为针对所述第二ML模型的另外的输入。
6. 根据权利要求4或5所述的方法,其中,所述图像包括心脏的图像,并且其中,所述方法还包括:
 - 确定所述图像中的所述心脏的心电图ECG信号和/或心脏时相;以及
 - 将所述心脏的所述ECG信号和/或所述心脏时相作为另外的输入提供给所述第二ML模型。
7. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,其中,所述指示包括导致所述第一ML模型预测所述标签的所述图像中的所述特征的自然语言解释。
8. 根据当从属于权利要求4-6中的任一项的权利要求7所述的方法,其中,所述第二ML模型是自然语言ML模型,所述ML模型已经被训练为将所述分割、所述标签和所述显著性图作为输入,并且输出导致所述第一ML模型预测所述标签的所述图像中的所述特征的自然语言解释。
9. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述指示包括所述图像中的器官的牛眼图;所述牛眼图中的象限是根据当所述第一ML模型预测针对所述图像的所述标签时所述图像中的所述器官的对应区域对所述第一ML模型的显著性而被分级的。
10. 根据权利要求9所述的方法,其中,所述牛眼图是通过将所述显著性图的值投影到平分所述图像中的所述器官的平面上并且对投影值进行平均来获得的。
11. 根据权利要求9所述的方法,其中,所述牛眼图是通过以下操作来获得的:
 - 使用对所述图像的所述分割来对所述显著性图进行分割,以获得显著性分段,所述显著性分段对应于当预测相应标签时所述器官的不同部分对所述第一ML模型的显著性;
 - 将所述显著性分段投影到投影平面上;并且
 - 将所投影的显著性分段叠加到所述牛眼图的每个象限上。

12. 根据权利要求11所述的方法, 包括:

针对所述器官的多个标签中的每个标签来重复步骤i) 和ii); 并且其中, 将所投影的显著性分段叠加到所述牛眼图的每个象限上的步骤包括:

将所述多个标签的所投影的显著性分段的值进行组合。

13. 根据权利要求12所述的方法, 其中, 通过以下操作对所述多个标签的所投影的显著性分段进行组合: 根据由所述第一ML模型在针对相应分段的所述第一ML模型的相应标签中输出的置信度对每个显著性分段应用加权。

14. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法, 其中, 所述第一ML模型输出多类别标签, 并且所述方法包括针对每个类别来重复步骤i) - iv)。

15. 一种用于分析医学图像的装置(100), 所述装置包括:

存储器(104), 其包括表示指令集(106)的指令数据; 以及

处理器(102), 其被配置为与所述存储器通信并且执行所述指令集, 其中, 所述指令集当由所述处理器执行时使所述处理器:

使用第一ML模型来预测针对所述图像的标签;

获得显著性图, 所述显著性图指示当所述第一ML模型预测针对所述图像的所述标签时所述图像的不同区域与所述第一ML模型的相关性;

获得对所述图像的分割; 以及

组合使用所述分割和所述显著性图来确定导致所述第一ML模型预测所述标签的所述图像中的特征的指示, 包括:

确定所述显著性图中具有高于第一显著性阈值的显著性值的感兴趣区域ROI; 以及

将所述ROI与所述分割中的特征进行匹配。

16. 根据权利要求15所述的装置, 还包括显示器; 并且

其中, 所述处理器还被使得向所述显示器发送指令以使所述显示器显示所述图像和所述指示。

17. 一种包括计算机可读介质的计算机程序产品, 所述计算机可读介质具有体现在其中的计算机可读代码, 所述计算机可读代码被配置为使得当由合适的计算机或处理器执行时使所述计算机或处理器执行根据权利要求1至14中的任一项所述的方法。

分析医学图像

技术领域

[0001] 本文的公开涉及分析医学图像。具体地但非排他地, 本文的实施例涉及在分析医学图像时解释由AI模型进行的预测。

背景技术

[0002] 深度学习的模型和人工智能在许多领域(包括心脏超声)中的临床决策支持和量化中变得现实。分类模型能够区分正常和异常心脏功能, 并且例如检测某些病理。也可以采用回归模型, 例如以确定诸如心脏射血分数的量。

[0003] 许多模型的准确性接近(或甚至超过)个体人类专家的准确性。然而, 临床环境中的摄取受到以下事实的限制: 机器学习模型可能对临床用户感觉像“黑盒”, 并且不产生可以容易地验证或挑战的可解释结果。

[0004] 基于机器学习或深度学习的决策支持系统通常仅输出疾病的概率评分, 而没有任何或非常有限的局部分辨率。因此, 模型输出的解释可能具有挑战性, 因此在实践中具有有限的价值。

[0005] 先前已经提出了诸如显著性图的使用的方法, 其指示输入图像中的不同区域与输出标签的相关程度。参见以下论文: Selvaraju, R, Cogswell, M, Das, A, Vedantam, R, Parikh, D 和Batra, D (2019), 标题为“Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization” (International Journal of Computer Vision, 128(2), 第336-359页); 还有以下论文: Zeiler, MD和Fergus, R. (2014) 标题为“Visualizing and understanding convolutional networks” (Conference on Computer Vision, 第818-833页)。

[0006] Jadhav, S, Deng, G, Zawin, M和Kaufman, A的标题为“COVID-view: Diagnosis of COVID-19 using Chest CT”的会议论文(2021) (IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2021年9月29日, 第28卷, 第1号, 第227-237页) 公开了为放射科医生定制的可可视化应用, 以根据胸部CT数据诊断COVID-19。该系统包含以下项的完整流水线: 自动肺分割、肺异常的定位/分离, 跟随有可视化、视觉和深度学习DL分析和测量/量化工具。本申请包含DL模型以将患者分类为阳性/阴性COVID-19病例, 并提供注意力热图作为模型输出的可解释DL。

发明内容

[0007] 如上所述, 显著性图(由此, 输入图像的部分被突出显示以便指示图像的哪些部分对输出评分贡献最强)已被用于在对医学图像执行分类或回归任务时尝试减少机器学习模型的黑盒性质。

[0008] 尽管在理论上, 显著性图可以帮助可视化最强烈地贡献于模型的图像区域, 但是实际上, 它们通常是模糊的并且难以解释。此外, 它们可能不精确, 例如, 指示图像的大扫描(例如, 在低水平处), 或者它们可以指示来自各种不同特征的区域。因此, 它们对于解释可

能是复杂(non-trivial)的,并且这已经妨碍了在临床实践中采用这种模型。

[0009] 因此,本文的目的是改进在临床环境中用于分类或回归医学图像的机器学习模型的可解释性。本文的实施例的另一目的是提供用于改进临床医生之间的摄取的改进的医学分类和回归系统。

[0010] 根据第一方面,提供了一种根据权利要求1所述的分析医学图像的计算机实施的方法。所述方法包括:i)使用第一机器学习ML模型来预测针对图像的标签;ii)获得指示当第一ML模型预测图像的标签时图像的不同区域与第一ML模型的相关性的显著性图;iii)获得图像的分割;以及iv)组合使用分割和显著性图来确定导致第一ML模型预测标签的图像中的特征的指示。

[0011] 根据第二方面,存在一种跟权利要求15所述的用于分析医学图像的装置,所述装置包括:存储器,其包括表示指令集的指令数据;以及处理器,其被配置为与所述存储器通信并且执行所述指令集。所述指令集在由所述处理器执行时使所述处理器:i)使用第一ML模型来预测针对图像的标签;ii)获得指示当第一ML模型预测针对图像的标签时图像的不同区域与模型的相关性的显著性图;iii)获得图像的分割;以及iv)组合使用分割和显著性图来确定导致第一ML模型预测标签的图像中的特征的指示。

[0012] 根据第三方面,存在一种根据权利要求17所述的计算机程序产品,其包括计算机可读介质,所述计算机可读介质具有体现在其中的计算机可读代码,所述计算机可读代码被配置为使得在由合适的计算机或处理器执行时,使所述计算机或处理器执行根据第一方面的方法。

[0013] 具体地,确定图像中的特征的指示可以有利地包括确定显著性图中具有高于第一显著性阈值的显著性值的感兴趣区域ROI,并且将ROI与分割中的特征进行匹配。

[0014] 因此,提供了一种使用机器学习模型分析医学图像的改进的系统和方法,由此使用输入图像的分割和输入图像的显著性图的组合来增强机器学习模型的输出,以便提供对图像中的哪些解剖特征导致该图像的模型预测特定标签的洞察。这允许显著性被给予解剖学背景,并且提供解剖学解释以用于ML模型为什么达到它所做的结论,从而在临床实践中进一步增强机器学习模型的信任和采用。

[0015] 这些和其他方面将根据下文描述的(一个或多个)实施例而显而易见并将参考下文描述的(一个或多个)实施例得到阐述。

附图说明

[0016] 现在将参考以下附图仅通过示例的方式描述示例实施例,其中:

[0017] 图1示出了根据本文的一些实施例的装置;

[0018] 图2示出了根据本文的一些实施例的示例方法;

[0019] 图3示出了根据本文的一些实施例的示例显著性图;

[0020] 图4示出了根据本文的一些实施例的示例过程;

[0021] 图5示出了牛眼图(现有技术);

[0022] 图6示出了根据本文的一些实施例的示例过程;

[0023] 图7示出了根据本文的一些实施例的示例过程;并且

[0024] 图8示出了根据本文的一些实施例的示例过程。

具体实施方式

[0025] 现在转到图1,在一些实施例中,存在根据本文的一些实施例的用于在分析医学图像的计算机实施的方法中使用的装置100。通常,该装置可以形成计算机装置或系统的部分,例如膝上型计算机、台式计算机或其他计算设备。在一些实施例中,装置100可以被包括在患者监测器中。在一些实施例中,装置100可以形成分布式计算装置或云的部分。

[0026] 该装置包括存储器104和处理器102(例如,处理电路或逻辑),存储器104包括表示指令集106的指令数据,处理器102被配置为与存储器通信并执行指令集。通常,该指令集在由处理器执行时可以使处理器执行如下所述的方法200的任何实施例。

[0027] 更具体地,该指令集在由处理器执行时使处理器:i)使用第一ML模型来预测针对图像的标签;ii)获得指示当第一ML模型预测针对图像的标签时图像的不同区域与模型的相关性的显著性图;

[0028] iii)获得图像的分割;以及iv)使用分割和显著性图来提供导致模型预测标签的图像中的特征的指示。

[0029] 处理器102可以包括被配置或编程为以本文描述的方式控制装置100的一个或多个处理器、处理单元、多核处理器或模块。在特定实施方式中,处理器102可以包括多个软件和/或硬件模块,每个软件和/或硬件模块被配置为执行或用于执行本文描述的方法的个体或多个步骤。处理器102可以包括一个或多个处理器、处理单元、多核处理器和/或模块,其被配置或编程为以本文描述的方式控制装置100。在一些实施方式中,例如,处理器102可以包括多个(例如,互操作的)处理器、处理单元、多核处理器和/或被配置用于分布式处理的模块。本领域技术人员将理解,这样的处理器、处理单元、多核处理器和/或模块可以位于不同的位置,并且可以执行本文描述的方法的不同步骤和/或单个步骤的不同部分。

[0030] 存储器104被配置为存储可以由处理器102执行以执行本文描述的方法的程序代码。备选地或额外地,一个或多个存储器104可以在装置100外部(例如,与装置100分离或远离)。例如,一个或多个存储器104可以是另一设备的部分。存储器104可以用于存储机器学习模型、显著性图、分割和/或由装置100的处理器102或从装置100外部的任何接口、存储器或设备接收、计算或确定的任何其他信息或数据。处理器102可以被配置为控制存储器104以存储机器学习模型、显著性图、分割和/或由装置100的处理器102接收、计算或确定的任何其他信息或数据。

[0031] 在一些实施例中,存储器104可以包括多个子存储器,每个子存储器能够存储一条指令数据。例如,至少一个子存储器可以存储表示指令集中的至少一个指令的指令数据,而至少一个其他子存储器可以存储表示指令集中的至少一个其他指令的指令数据。

[0032] 应当理解,图1仅示出了说明本公开的该方面所需的部件,并且在实际实施方式中,装置100可以包括针对所示出的部件的额外的部件。例如,装置100还可以包括显示器。显示器可以包括例如计算机屏幕和/或移动电话或平板电脑上的屏幕。显示器可以用于显示从本文描述的方法200输出的图像、显著性图、分割和/或指示。

[0033] 在一些实施例中,装置100还可以包括音频装备。例如,扬声器可以用于提供本文听觉上所提及的指示。例如,该装置可以被配置为将本文描述的文本指示转换为语音。

[0034] 该装置还可以包括用户输入设备,诸如键盘、鼠标或其他输入设备,其使得用户能够与装置交互,例如以提供要在本文描述的方法中使用的初始输入参数。装置100可以包括

用于向装置100供电的电池或其他电源或用于将装置100连接到主电源的模块。

[0035] 转到图2,存在用于在分析医学图像中使用的计算机实施的方法200。方法200的实施例可以例如由诸如上述装置100的装置执行。

[0036] 简而言之,在第一步骤202中,方法200包括:i)使用第一机器学习ML模型来预测图像的标签。在第二步骤204中,该方法包括:ii)获得指示当第一ML模型预测针对图像的标签时图像的不同区域与第一ML模型的相关性的显著性图。在第三步骤206中,该方法包括:iii)获得图像的分割;并且在第四步骤208中,该方法包括:iv)组合使用分割和显著性图来确定(208)导致第一ML模型预测标签的图像中的特征的指示。

[0037] 方法200因此使用分割数据来向显著性图提供解剖学背景。例如,通常,医学图像的显著区可以匹配或链接到在分割中确定的解剖特征。

[0038] 医学图像可以包括使用任何成像模态采集的任何类型的图像。医学图像的示例包括但不限于计算机断层摄影(CT)图像(例如,来自CT扫描)(诸如C型臂CT图像、能谱CT图像或相衬CT图像)、X射线图像(例如,来自X射线扫描)、磁共振(MRI)图像(例如,来自MRI扫描)、超声(US)图像(例如,来自超声扫描)、荧光透视图像、核医学图像或任何其他医学图像。

[0039] 医学图像可以是二维(2D)图像或三维(3D)图像。在医学图像是2D的示例中,医学图像可以包括像素;在医学图像是3D图像的示例中,医学图像可以包括体素。

[0040] 分析医学图像可以指以自动或半自动方式处理图像,以便获得对医学图像的内容的洞察。例如,以诊断病症、疾病或其他病。

[0041] 在方法200的步骤202中,该方法包括使用第一机器学习ML模型来预测针对图像的标签。第一ML模型在本文中另外称为“第一模型”。技术人员将熟悉可以用于预测针对医学图像的标签(另外称为注释)的ML和模型。

[0042] 技术人员还将熟悉用于在训练机器学习模型中使用的机器学习(ML)和机器学习过程。ML是允许程序员通过找到数据样本中的模式来实施程序的方法。通过机器学习获得的程序或模型被称为机器学习模型。该模型可以用于各种分析任务,例如分类或回归。用于训练模型的样本的数据集被称为训练集。训练数据包括训练示例(每个训练示例包括示例输入和对应的“正确”真实情况输出)。使用机器学习过程在训练数据上训练模型。

[0043] 机器学习过程包括在训练数据上运行以创建机器学习模型的过程。机器学习过程包括过程和/或指令,通过其,可以在训练过程中处理或使用训练数据以生成机器学习模型。机器学习过程从训练数据中学习。例如,该过程可以用于确定训练数据中的一个参数集(模型的输入参数)如何与训练数据中的另一参数集(模型的输出参数)相关。机器学习过程可以用于将模型拟合到训练数据。

[0044] 存在许多机器学习过程,例如用于分类的算法(诸如k最近邻)、用于回归的算法(诸如线性回归或逻辑回归)以及用于聚类的算法(诸如k均值)。机器学习算法可以用一系列编程语言中的任何一种来实施。

[0045] 模型或机器学习模型可以包括数据和如何使用数据进行例如本文描述的预测的过程两者。模型是从机器学习(例如,训练)过程输出的内容,例如可以对输入数据执行以便产生输出的规则或数据处理步骤的集合。这样一来,模型可以包括例如规则、数字和例如进行预测所需的任何其他算法特异性数据结构或架构。

[0046] 可以在本文中使用的机器学习过程和模型的一些示例包括但不限于:线性回归过程,其产生包括系数(数据)的向量的模型,其值通过训练来学习;决策树过程,其产生包括如果/则语句(例如规则)的树的模型,所述语句(例如规则)包括学习值;以及神经网络模型,其包括具有特定值的权重和偏差的向量或矩阵的图结构,该权重和偏差的值使用机器学习过程(诸如反向传播和梯度下降)来学习。

[0047] 本领域技术人员将理解,第一ML模型的训练可能需要数百或数千个这样的训练示例,并且所得第一ML模型的功效和准确性将取决于所使用的训练数据集的种类、质量和大小。技术人员还将熟悉训练机器学习模型的方式,例如,使用开源库,诸如Scikit-learn:“Scikit-learn:Machine Learning in Python”(Pedregosa等人,JMLR12,第2825-2830页,2011)。

[0048] 第一ML模型可以是可以将图像作为输入的任何类型的ML模型。例如,第一ML模型可以是人工神经网络,诸如卷积神经网络(CNN)。作为另一示例,第一ML模型可以是如Dosovitskiy,Alexey等人的论文“An image is worth16x16word:Transformer for image recognition at scale”中描述的基于注意力的模型(例如,变换器)(arXiv preprint arXiv:2010.11929(2020))。

[0049] 在一些示例中,第一ML模型可以是可以获得显著性图的任何类型的ML模型。通常,可以为完全可微分的模型产生显著性图。这样一来,第一ML模型可以是完全可微分的(例如,神经网络),使得可以执行诸如引导式反向传播的显著性图方法。

[0050] 尽管上面已经给出了示例,但是应当理解,本文的第一ML模型通常可以是可以将图像作为输入并且可以获得显著性图(如下所述)的任何类型的ML模型。

[0051] 第一ML模型可以是临床决策支持模型。例如,第一ML模型可以用于诊断状况、疾病等。例如,第一ML模型可以是被训练为执行分类任务以区分解剖和临床状况的模型。作为示例,第一ML模型可以具有二元输出。作为示例,可以训练第一ML模型以输出医学图像是“正常”还是“异常”或“要求跟随”。例如,可以训练第一ML模型以检测心脏的图像是正常还是异常,以便检测心脏状况;肝脏的图像是正常还是异常,或者大脑的图像是正常还是异常。应当理解,这些仅仅是示例,并且可以训练第一ML模型以输出针对包含许多不同类型的解剖特征和器官的图像的许多不同类型的分类标签。

[0052] 在一些示例中,第一ML模型可以是回归模型。回归模型的示例包括但不限于用于预测连续评分(诸如健康评分)的模型。作为另一示例,第一ML模型可以输出医学图像的对象具有特定状况或疾病的概率(例如,评分)。注意,分类模型还可以输出概率评分。例如,正常/异常分类可以伴随有例如get(0.1,0.9),其指示存在图像正常/异常的90%的概率。

[0053] 在一些示例中,如上所述,第一ML模型是CNN或变换器。输入是图像或图像序列(例如,视频)。如果提供图像序列作为输入,则序列可以全部是相同的模态,或者可以存在不同的模态(US+MR,CT+PET,···)。输出可以是连续评分。

[0054] 作为示例,输出可以是射血分数,例如指示心脏正在泵送多少血液的度量。

[0055] 作为另一示例,输出可以由临床医生提供用于训练的健康评分。例如,当注释训练数据集时,临床医生可以提供指示严重性的从1至10的评分。因此,可以训练第一ML模型以预测所述评分。

[0056] 作为另一示例,第一ML模型可以用于检测心脏的医学图像中的区域壁运动异常

(RWMA)。例如,第一ML模型可以将心脏的医学图像作为输入,并输出患者心脏中某处存在RWMA的概率。

[0057] 在一些实施例中,第一ML模型可以具有多个输出。例如,第一ML模型可以输出前壁、前间隔壁、下侧壁、下壁、下间隔壁和前间隔壁(中的每个)的RWMA的指示。

[0058] 如上所述,方法200的第二步骤包括:ii)获得204指示当第一ML模型预测针对图像的标签时图像的不同区域与第一ML模型的相关性的显著性图。

[0059] 显著性图可以在逐像素(2D)或逐体素(3D)的基础上指示当第一ML模型预测针对图像的标签时一个或多个像素/体素与第一ML模型的相关程度。与医学图像中的其他像素/体素相比,可以描述相关性。例如,对特定标签的确定贡献最强的最相关的像素/体素可以在尺度的一端,并且对特定标签的确定贡献最小的最不相关的像素/体素可以在尺度的另一端。

[0060] 在第一ML模型是神经网络的示例中,相关性可以例如指示图像的相应区域多强地激活神经网络中的神经元(或激活的强度)。

[0061] 换句话说,显著性图可以包括热图,该热图指示对由模型做出的预测/输出标签贡献最强(或者是由模型做出的预测/输出标签中的决定因子)的像素/体素或像素/体素的区域。

[0062] 显著性图生成(步骤204)的输出可以是对应于输入医学图像的大小的空间分辨的显著性图。备选地,显著性图生成(步骤204)的输出可以是与医学图像的部分(或感兴趣区域)相对应的空间分辨的显著性图。如上所述,显著性图的强度是特定区域与用于生成的机器学习模型的相关程度的指示符。与较低强度区域相比,高强度可以指示区域的较高相关性。

[0063] 显著性图可以是任何格式。例如,显著性图可以是作为图像的格式,例如DICOM、PNG、JPEG或任何其他图像格式。更一般地,显著性图可以以包括多个图像位置和显著性值的任何格式存储,例如以多个向量的方式。

[0064] 可以以各种方式生成显著性图。例如,在第一ML模型是神经网络的情况下,可以例如通过引导式反向传播来生成显著性图。因此,在一些实施例中,显著性图可以由第一ML模型本身获得(例如,产生或输出)。

[0065] 在以下论文中更详细地描述了显著性图生成:Selvaraju,R,Cogswell,M,Das,A,Vedantam,R,Parikh,D和Batra,D(2019),标题为“Grad-CAM:Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization”(International Journal of Computer Vision,128(2),第336-359页)。在Zeiler,MD和Fergus,R的标题为“Visualizing and understanding convolutional networks”(European Conference on Computer Vision,第818-833页)的论文(2014)中描述了另一种方法。

[0066] 然而,这些仅仅是示例,并且本领域技术人员将意识到,如本文中所描述的显著性图可以同样以任何其他方式来获得。

[0067] 图3中示出了示例显著性图。在该示例中,第一ML模型用于对心脏300的超声图像进行分类。第一ML模型将心脏300分类为“异常”。图3示出了来自显著性图的两个区域,其图示了相关区域304和高相关性区域306,相关区域304和高相关性区域306由第一ML模型用于将图像标记为“异常”。在该示例中,第一ML模型是神经网络,并且使用引导式反向传播来生

成显著性图。

[0068] 回到方法200,在步骤206中,该方法包括获得图像的分割(例如,图像的全部或部分)。技术人员将熟悉涉及提取关于图像中捕获的物体或形状的形状/形式信息的分割(或图像分割)。分割可以被称为解剖区域标记。

[0069] 可以使用各种不同的分割方法。例如,分割可以涉及将图像转换成表示图像中的不同特征的组成块或“分段”。作为另一示例,分割可以包括概述图像中的不同结构。作为另一示例,二元分割可以涉及将每个像素标记为特定解剖特征的部分(例如,作为心脏的部分)或作为背景的部分(例如,不是心脏的部分)。

[0070] 在一些方法中,图像分割可以包括将模型拟合到图像中的一个或多个特征(例如,感兴趣特征)。一种图像分割方法是基于模型的分割(MBS),由此目标结构(例如,心脏、脑、肺等)的三角测量网格以迭代方式适应于图像中的特征。分割模型通常编码基于群体的外观特征和形状信息。这样的信息描述了基于群体成员中的目标结构的现实形状的允许的形状变化。形状变化可以例如以描述模型的一个部分的改变被约束或取决于模型的其他部分的形状的方式的本征模式的形式来编码。已经在各种应用中使用基于模型的分割来从医学图像分割一个或多个目标器官,参见例如Ecabert, O.等人2008年的题为“Automatic Model-Based Segmentation of the Heart in CT Images”(IEEE Trans.Med.Imaging 27 (9), 1189-1201)的论文。

[0071] 另一分割方法使用机器学习(ML)模型来基于类似的像素/体素值和图像梯度将图像转换成多个组成形状(例如,块形状或块体积)。这在例如Long等人的题为“Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation”的论文中被描述。

[0072] 方法200的步骤206可以包括对医学图像执行上述分割方法中的任一种。例如,对医学图像执行基于模型的分割(MBS)或基于深度学习的分割。

[0073] 在使用基于MBS的方法的示例中,可以将从分割得到的网格转换为分割图。这样的分割图通常可以具有与输入图像相同的形状。ML模型可以直接输出分割图。因此,在使用ML模型分割的情况下,步骤206的输出可以是指示图像的哪个区域属于哪个解剖结构的分割图。分割图可以是二元的或包含针对不同解剖区域(例如,针对不同心脏壁段)的多个不同值。

[0074] 在步骤208中,该方法包括:iv) 组合使用分割和显著性图来确定(208)导致第一ML模型预测标签的图像中的特征的指示。换句话说,分割(例如,分割过程的输出或分割数据)和显著性图都用于提供导致第一ML模型预测标签的图像中的特征的指示。

[0075] 如本文所用,特征可以是解剖特征,诸如器官、器官的部分、一组器官、病变或医学图像中的任何其他特征。

[0076] 该指示可以是自然语言指示,例如,导致第一ML模型输出它所做的标签的(一个或多个)特征的文本描述。换句话说,指示可以包括导致第一ML模型预测标签的图像中的特征的自然语言解释。在一些示例中,步骤208包括将高显著性(例如,高于阈值显著性,诸如第一显著性阈值)的区与分割中的特征进行匹配,并且提供匹配的特征作为文本串中的指示。例如,“基于特征X确定标签”。

[0077] 备选地或额外地,指示可以包括例如使用阴影或颜色在医学图像中突出显示的匹配特征/分段。

[0078] 在一些示例中,使用例如查找表将显著性图和分割转换为(一个或多个)最相关特征的自然语言描述。作为示例,高显著性区(例如,高于阈值显著性,诸如第一显著性阈值),也称为感兴趣区域,可以与MBS网格或分割图中的点匹配。然后可以使用网格点/显著性值和相关联的自然语言短语的查找表来选择适当的自然语言解释。这样的查找表可以由临床专家预先配置。

[0079] 在一些实施例中,使用ML执行步骤208。例如,步骤208可以包括使用第二ML模型来预测来自分割和显著性图的指示。第二ML模型可以是上面关于第一ML模型描述的类型ML模型中的任一种。第二ML模型可以将分割(分割的产品,例如分段;来自MBS模型的参数;网格或步骤206的任何其他输出)和显著性图作为输入。第二ML模型可以输出指示。可能已经使用训练数据训练了第二ML模型,该训练数据包括示例分割和显著性图,例如医学图像和对应的真实情况或“正确”指示。

[0080] 在一些示例中,第二ML模型是以自然语言输出可解释结果的自然语言ML模型。例如,第二ML模型可以是被训练为将显著性图、标签和分割作为输入并输出导致第一ML模型预测标签的图像中的特征的自然语言描述的神经网络。在这样的示例中,可能已经使用包括训练示例的训练数据训练了第二ML模型,每个训练示例包括示例医学图像的示例分割、示例医学图像的示例标签和示例医学图像的示例显著性图以及示例图像中的示例特征的示例真实情况自然语言解释。

[0081] 注意,输入的子集可以用作训练数据,例如,数据可以仅涵盖显著性图、分割和对应的真实情况自然语言解释。在该特定示例中,经训练的自然语言ML模型将是模态无关的,并且可以用于例如CT解释,即使显著性图和分割是从US图像获得的。此外,可以通过在训练集中包括由不同算法(例如,引导式反向传播和GradCAM)产生的显著性图并且使用多个不同的真实自然语言短语来改进自然语言ML模型并且使其更鲁棒。

[0082] 自然语言ML模型可以是(常规)RNN/LSTM或CNN和RNN/LSTM的组合。在这样的示例中,模型的CNN部分将负责图像/分割图/显著性图处理,并且RNN/LSTM部分动态地生成自然语言短语。或者,可以使用基于注意力的方法,例如变换器或图像变换器。可以将图像/分割图/显著性图转换为令牌并馈送到变换器模型中,如Dosovitskiy, Alexey等人的“An image is worth16x16word:Transformer for image recognition at scale”(arXiv preprint arXiv:2010.11929(2020))中所述。

[0083] 本领域技术人员将理解,这仅仅是示例,并且第二ML模型可以被训练为具有针对上述那些的其他输入和/或输出。例如,第二ML模型可以另外将医学图像本身和/或由第一ML模型输出的标签作为输入。

[0084] 本领域技术人员将理解,第二ML模型的训练可能需要数百或数千个这样的训练示例,并且所得第二ML模型的功效和准确性将取决于所使用的训练数据集的种类、质量和大小。技术人员还将熟悉训练机器学习模型的方式,例如,使用开源库,诸如Scikit-learn:“Scikit-learn:Machine Learning in Python”(Pedregosa等人,JMLR12,第2825-2830页,2011)。

[0085] 在一些实施例中,方法200还可以包括确定显著性图中具有高于第一显著性阈值的显著性值的感兴趣区域ROI。然后将所述ROI映射到分割以获得针对ROI的解剖标记。在这些实施例中的一些实施例中,所确定的解剖标签可作为进一步输入提供给第二ML模

型。

[0086] 在医学图像包括心脏的图像的实施例中,图像中的心脏的心电图ECG信号和/或心脏时相可用于导出另外的背景并还改进指示。例如,ECG信号和/或心脏的心脏时相还可以被提供作为针对第二ML模型的另外的输入,或作为查找表中的额外的参数等。

[0087] 因此,在此类实施例中,方法200还可包括确定图像中的心脏的心电图、ECG、信号和/或心脏时相,并且提供ECG信号和/或心脏的心脏时相作为第二ML模型的另外的输入。

[0088] 以这种方式,由模型输出的自然语言文本可以更具体并且包括心脏时相和/或ECG的特征。这也将显著性置于相对于心动周期的时间对应关系中,例如舒张ED、收缩ES等。作为示例,输出可以是:“AI基于收缩期期间的二尖瓣将图像分类为异常”。在该示例中,自然语言字符串基于:第一ML模型的输出标签+来自分割的高显著性的匹配解剖点+在输入图像中检测到的心脏时相。

[0089] 换句话说,第二ML模型可以用于使用来自步骤202的标签、来自步骤204的显著性图和来自步骤206的解剖标签/分割进行自然语言生成。

[0090] 将高显著性区域与解剖模型的解剖知识组合,因此可以例如使用预定义语言构建块(例如,查找表)或高级生成模型(例如,深度学习)来导出第一ML模型的可理解表示。

[0091] 图4图示了根据本文的一些实施例的示例过程。在该示例中,第一ML模型是将心脏的图像作为输入并且输出指示输入图像中的心脏被分类为“正常”或“异常”的标签的二元分类模型。简而言之,该实施例包括:(1)输入图像,(2)个体地运行第一ML模型和图像的MBS,(3)第一ML模型输出的显著性图和分割,(4)组合来自分割的解剖标签和显著性图以生成视觉和文本形式的有形结果。

[0092] 更详细地,执行以下步骤:

[0093] 1-在医学图像402上运行第一ML模型404(例如,根据上述步骤202)。

[0094] 1.a、第一ML模型404产生其分类输出“标签”,例如正常或异常

[0095] 1.b、第二,模型例如使用引导反向传播(例如,根据上面的步骤204)产生显著性图406。

[0096] 2-对输入医学图像402执行基于模型的分割(MBS)408(例如,根据步骤206)。

[0097] 3-然后将显著性区域与解剖标记匹配,以通过以下方式产生经调整的心脏模型410:

[0098] a.在显著性图上使用局部最大滤波器/阈值来检测高显著性区域

[0099] b.将经滤波的像素/体素映射到最接近的心脏模型网格点

[0100] c.从映射的网格点中获取(一个或多个)解剖标签

[0101] 4-然后将匹配的解剖标记转换/转换为自然语言412(根据步骤208)。

[0102] 在该实施例中,检测到的心脏时相或ECG信号完成信息,使得可以导出特定结果的丰富自然语言转变,例如,“AI在收缩期期间基于LV心外膜的可疑表示检测到异常心脏功能”。

[0103] 现在转向其他实施例,在一些实施例中,方法200的步骤208中输出的指示包括图像中的器官的牛眼图。

[0104] 技术人员将熟悉在心脏超声(US)中使用的牛眼图,以可视化心脏的解剖区域的性质,例如用于应变测量。这有助于临床医生获得心脏的不同区域的概览。图5图示了示出心

脏的应变的牛眼图500。在来自论文“A Case of Myocaral Ischemia Detected by Global Longual Strain Using Intraoperative Speckle-Tracking Echocardiography in a High-Risk Patient Under Undering Abdominal Aortic Aneyarism Repair” (:2019年4月;American Journal of Case Reports20:607-611DOI:10.12659/AJCR.914858)的图5中图示了示出心脏中的应变的示例牛眼图。

[0105] 在本文的公开中,提出了根据当第一ML模型预测针对图像的标签时图像中器官的对应区域对第一ML模型的显著性来对牛眼图中的象限 (quadrant) 进行分级。

[0106] 在心脏的3D图像中,可以通过将 (3D) 显著性图的值投影到将图像中的器官二等分的平面上并且对投影值求平均来获得显著性的牛眼图。在这个意义上,平均可以包括计算平面上每个点的投影值的均值、中值、最大值、最小值、众数或任何其他统计组合。在一些实施例中,使用最大强度投影。这确保器官的最显著部分总是在牛眼图中突出显示。以这种方式,可以将3D显著性映射到器官的2D牛眼表示上以突出显示以可解释的方式进行决策的导入解剖区域。因此,简化解剖学背景并将其给予3D显著性图的解释。

[0107] 在一些实施例中,使用图像的分割分割显著性图来获得牛眼图。这用于在预测相应标签时获得对应于器官的不同部分对第一ML模型的显著性的“显著性”分段。换句话说,3D显著性图可以被分割以产生显著性图的分段,其示出跨特定器官的显著性的图。例如,显著性分段可以包括对应于心脏的显著性图的分段。以这种方式,可以掩蔽显著性图的不对应于感兴趣器官 (其将被映射到牛眼图) 的部分。然后将显著性分段投影到投影平面上,并且可以将投影的显著性分段叠加到牛眼图的每个象限上。

[0108] 任何投影平面或穿过器官的切片可以用作将牛眼图投影到其上的平面。例如,投影平面可以是穿过解剖区域的中心切片。也可以使用更先进的3D到2D投影。例如,可以选择特定于解剖区域的解剖学上合理的平面作为投影平面。对于心脏,这可以是2D US采集中常用的顶端2腔室平面。强度投影本身也可以用连续强度直接显示 (较高强度指示较高重要性),或者可以通过对显著性值进行阈值化并提供每个区域的恒定评分来简化显示。

[0109] 当第一ML模型输出单个标签时可以使用上述方法,例如应用于整个器官的单个分类或输出值 (例如,诸如“正常”或“异常”的分类或诸如“0.7”的评分)。

[0110] 在一些实施例中,第一ML模型可以具有多个输出。例如,用于诊断心脏的RWMA的第一ML模型可具有指示前壁、前间隔壁、下侧壁、下壁、下间隔和前间隔壁的输出。尽管这提供了一些局部信息,但仍然不清楚异常是否存在于基底、中间或顶点区域中。注意,作为具有多个输出的第一ML模型的替代,可以使用多个第一ML模型 (例如,个体模型的集合),其中,每个第一ML模型输出特定壁分段的概率,因此一个模型用于前壁,一个用于下壁等。

[0111] 在此类实施例中,方法200可以包括针对器官的多个标签中的每个重复步骤i) 和 ii)。然后,将投影的显著性分段叠加到牛眼图的每个象限上的步骤可以包括组合多个标签的投影的显著性分段的值。该组合可以例如使用加权平均来执行。例如,可以通过根据由第一ML模型针对相应分段在其相应标签中输出的置信度 (例如,概率评分) 将加权应用于每个显著性分段来组合多个标签的投影的显著性分段。

[0112] 例如,如果第一模型用于诊断心脏的RWMA并且提供指示分别具有置信度 [0.9、0.8、0.7、0.85、0.6、0.9] 的 [异常、正常、正常、正常、异常] 的前壁、前间隔壁、下侧壁、下壁、下间隔和前间隔壁的输出,则显著性值可以在投影到平面上时由置信度值加权。以

这种方式加权归一化不同输出的显著性值,并确保最重要的区域为用户突出显示。

[0113] 注意,对于多类别输出(例如,其中,存在多于两个可能的输出标签),则可以针对每个类别重复方法200的步骤i) - iv)。因此,本文的实施例不限于二元分类。在多类别场景中,每个类别可以生成一个牛眼图。例如,对于RWMA,可以生成用于运动不足、运动异常和运动障碍的牛心图。

[0114] 现在转到图6,其图示了根据本文的一些实施例的用于牛眼图生成的过程。在该实施例中,第一ML模型604用于诊断心脏的医学图像602中的RWMA。第一ML模型604输出指示心脏对于RWMA是正常还是异常的标签。在该实施例中,存在显著性生成器模块606,其用于执行方法200的步骤204并如上所述生成医学图像的显著性图608。分割模块610执行方法200的步骤206并且分割图像602以产生图像中的心脏的分割612。分割612被用于产生显著性分段(例如,选择对应于心脏的显著性图的部分),并且这由将显著性分段投影到平面上以产生牛眼图616的牛眼生成模块614使用。

[0115] 更详细地,在一个实施例中,由图6所示的模块执行以下步骤:

[0116] 训练一个或多个机器学习模型604以预测疾病,诸如RWMA,例如具有单个输出或针对心脏上不同位置的多个输出。

[0117] 设置显著性生成器606,其可以基于Grad-CAM、或如上面引用的引导式反向传播、或任何其他显著性图生成器。显著性图生成器使用来自步骤1的(一个或多个)模型604。

[0118] 接下来创建从3D图像产生解剖标记图的模块610。这可以是基于模型的分割方法或基于深度学习的分割方法。

[0119] 模块614使用显著性图和解剖标记图来生成牛眼图。其可能的过程如下:

[0120] 对于每个解剖标签:

[0121] 将显著性图分割到当前解剖区域

[0122] 从当前解剖区域(例如,中心切片)确定投影平面

[0123] 将分割的显著性图投影在投影平面上(例如,最大强度投影)

[0124] 将投影数据叠加在牛眼图的每段上。

[0125] 任选地,利用决策支持的模型概率对投影数据进行加权(例如,如果存在对应于(一个或多个)第一模型的不同输出的多个局部评分)

[0126] 任选地,对每个分段的值进行阈值化

[0127] 显示模块616向用户示出最终的牛心图。

[0128] 一个或多个机器学习模型604被应用于3D图像602,从而产生一个或多个概率评分。显著性生成器606生成一个或多个显著性图(取决于来自模型604的输出的数量,其中,每个显著性图对应于一个概率评分。分割算法610根据当前3D图像来产生解剖标签图612(例如,分割)。显著性图与解剖标签图融合。以其对应显著性图针对每个解剖区域执行牛眼生成算法。注意,对于单个标签输出,针对所有区域的显著性图相同,对于多标签输出模型,每个区域的显著性图不同。

[0129] 图7图示了来自对输入图像702进行操作的第一模型704的单标签输出的输出牛眼图。第一模型输出单个RWMA概率评分和评分中的概率(或置信度水平)。牛眼图706示出了应用于该实施例的方法200的输出,并且示出了可以如何获得关于输出标签的最显著分段的详细空间分辨率。

[0130] 牛眼图708图示了如果根本没有使用基于显著性的指导则将得到的基线。换句话说,将第一ML模型预测直观地或直接地映射到牛眼图上(不具有关于哪个(哪些)象限比其他象限对预测标签贡献更强的空间分辨率)。

[0131] 牛眼图710示出了显示的备选方式,其中,显著性值没有被阈值化,而是被绘制为连续值,如上所述(参见最后的任选阈值化),例如,值可以在牛眼图的一个区域内变化。

[0132] 图8图示了来自对输入图像802进行操作的第一模型804的多标签输出的输出牛眼图。多标签输出可以包括例如指示前壁、近前间隔壁、侧壁、下壁、下间隔壁和前间隔壁的RWMA的输出以及每个评分的概率(或置信度水平)。牛眼图806示出了应用于该实施例的方法200的输出,由此每个输出的显著性图被投影到投影平面上,并且加权平均被用作牛眼图的每个分段的值。再次,该方法通过提供更详细的局部分辨率来提供实质价值。

[0133] 牛眼图808图示了如果根本没有使用基于显著性的指导则将得到的基线。例如第一ML模型预测到牛眼图的直接映射。如在图8中可见的,使用本文中的方法来获得曲线图806允许更详细的信息显示(子区域中的更多细节等)。

[0134] 牛眼图810对应于710并且示出没有阈值化的显著性值,即,在一个牛眼分段内具有变化的重要性值。

[0135] 应当理解,尽管已经相对于心脏的RWMA示出了其中已经产生了牛眼图的前述实施例中的一些,但是这仅仅是示例,并且相同的原理适用于心脏的其他诊断特性和/或其他器官的其他诊断特性。其它器官的示例包括但不限于脑、肾和肝。

[0136] 例如,本文的方法可以应用于任何定位的疾病诊断模型输出。此外,可以使用例如包括更少或更多分段的其他类型的牛眼图,而不是附图中所示的那些。

[0137] 现在转向其他实施例,提供了一种包括计算机可读介质的计算机程序产品,该计算机可读介质具有体现在其中的计算机可读代码,该计算机可读代码被配置为使得在由合适的计算机或处理器执行时,使计算机或处理器执行本文描述的一种或多种方法。

[0138] 因此,应当理解,本公开还适用于计算机程序,特别是载体上或载体中的计算机程序,其适于实践实施例。程序可以采取源代码、目标代码、代码中间源和目标代码的形式,诸如采取部分编译的形式,或者采取适合于在根据本文描述的实施例的方法的实施方式中使用的任何其他形式。

[0139] 还应当理解,这样的程序可以具有许多不同的架构设计。例如,实施方法或系统的功能的程序代码可以被细分为一个或多个子例程。在这些子例程之间分配功能的许多不同方式对于本领域技术人员将是显而易见的。子例程可以一起存储在一个可执行文件中以形成自包含程序。这样的可执行文件可以包括计算机可执行指令,例如,处理器指令和/或解释器指令(例如,Java解释器指令)。备选地,子例程中的一个或多个或全部可以被存储在至少一个外部库文件中并且例如在运行时静态地或动态地与主程序链接。主程序包含对至少一个子例程的至少一个调用。子例程还可以包括彼此的函数调用。

[0140] 计算机程序的载体可以是能够携带程序的任何实体或设备。例如,载体可以包括数据存储设备,例如ROM,例如CD ROM或半导体ROM,或磁记录介质,例如硬盘。此外,载波可以是诸如电信号或光信号的可传输载波,其可以经由电缆或光缆或通过无线电或其他手段来传送。当程序体现在这种信号中时,载体可以由这种电缆或其他设备或模块构成。备选地,载体可以是其中嵌入程序的集成电路,该集成电路适于执行或用于执行相关方法。

[0141] 通过研究附图、公开内容和所附权利要求,本领域技术人员在实践本文描述的原理和技术时可以理解和实现对所公开的实施例的变化。在权利要求中,词语“包括”不排除其他元素或步骤,并且词语“一”或“一个”不排除多个。单个处理器或其他单元可以实现权利要求中记载的若干项目的功能。尽管在相互不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。计算机程序可以存储或分布在合适的介质上,诸如与其他硬件一起或作为其他硬件的部分提供的光学存储介质或固态介质,但是计算机程序也可以以其他形式分布,诸如经由因特网或其他有线或无线电信系统分布。权利要求中的任何附图标记不应被解释为对范围的限制。

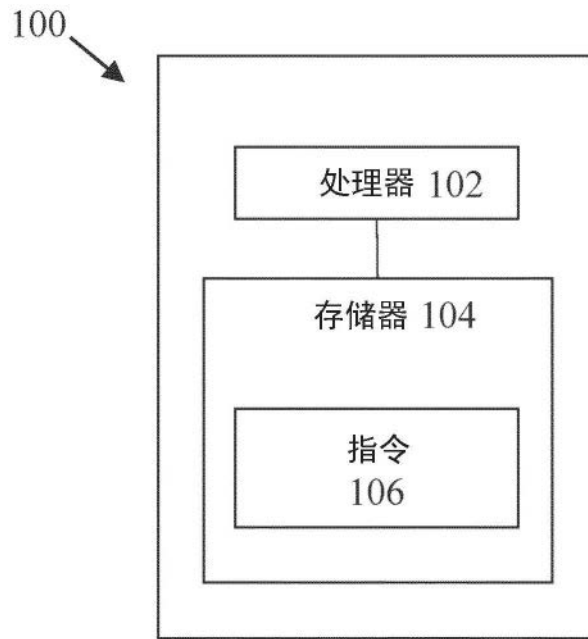


图1

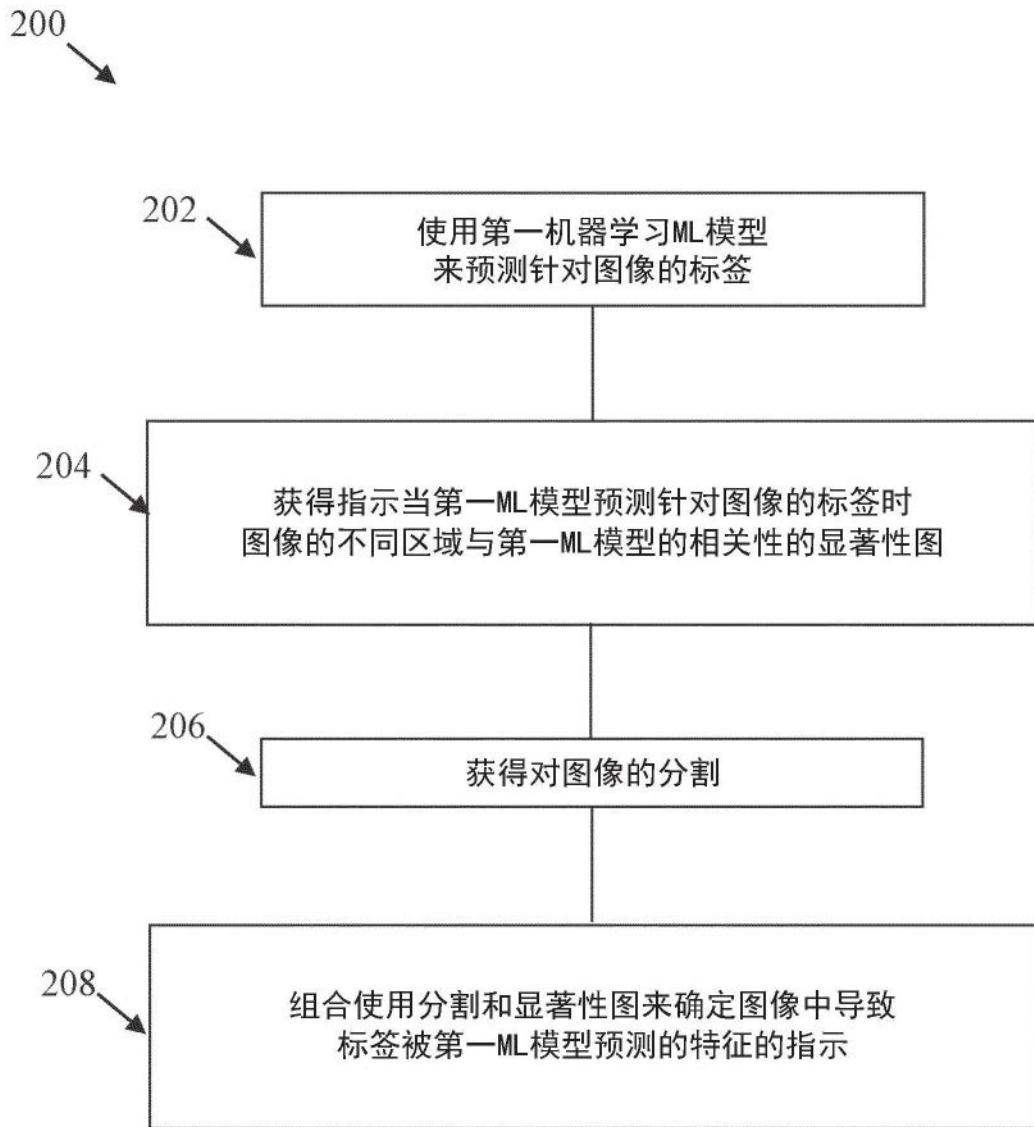


图2

300

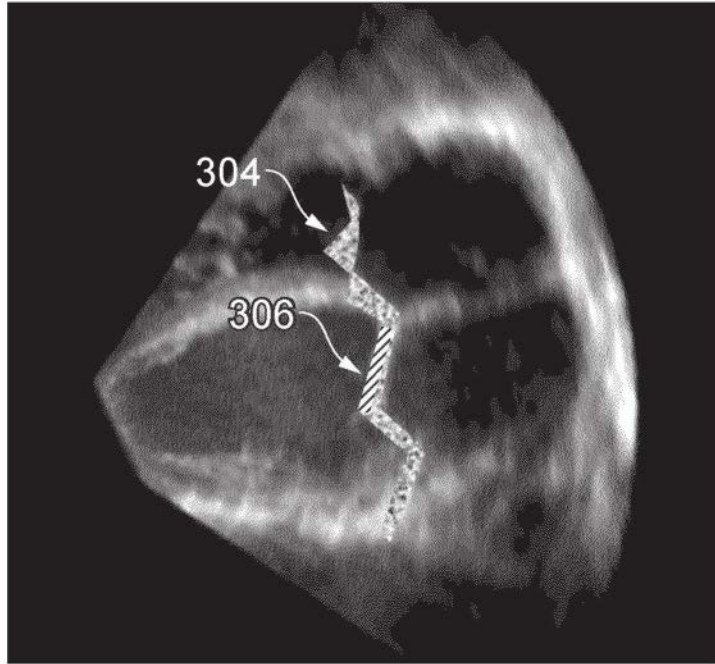


图3

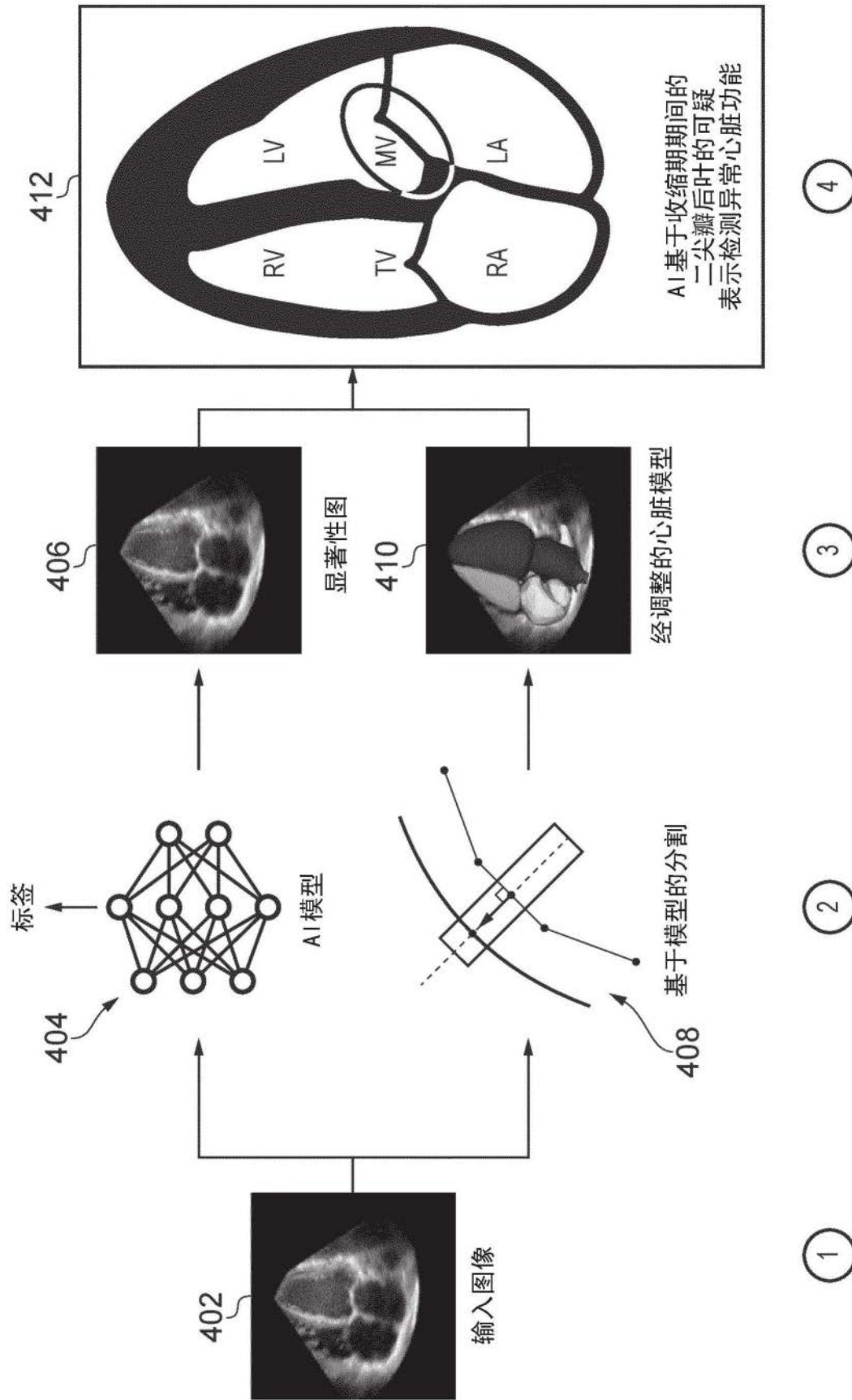


图4

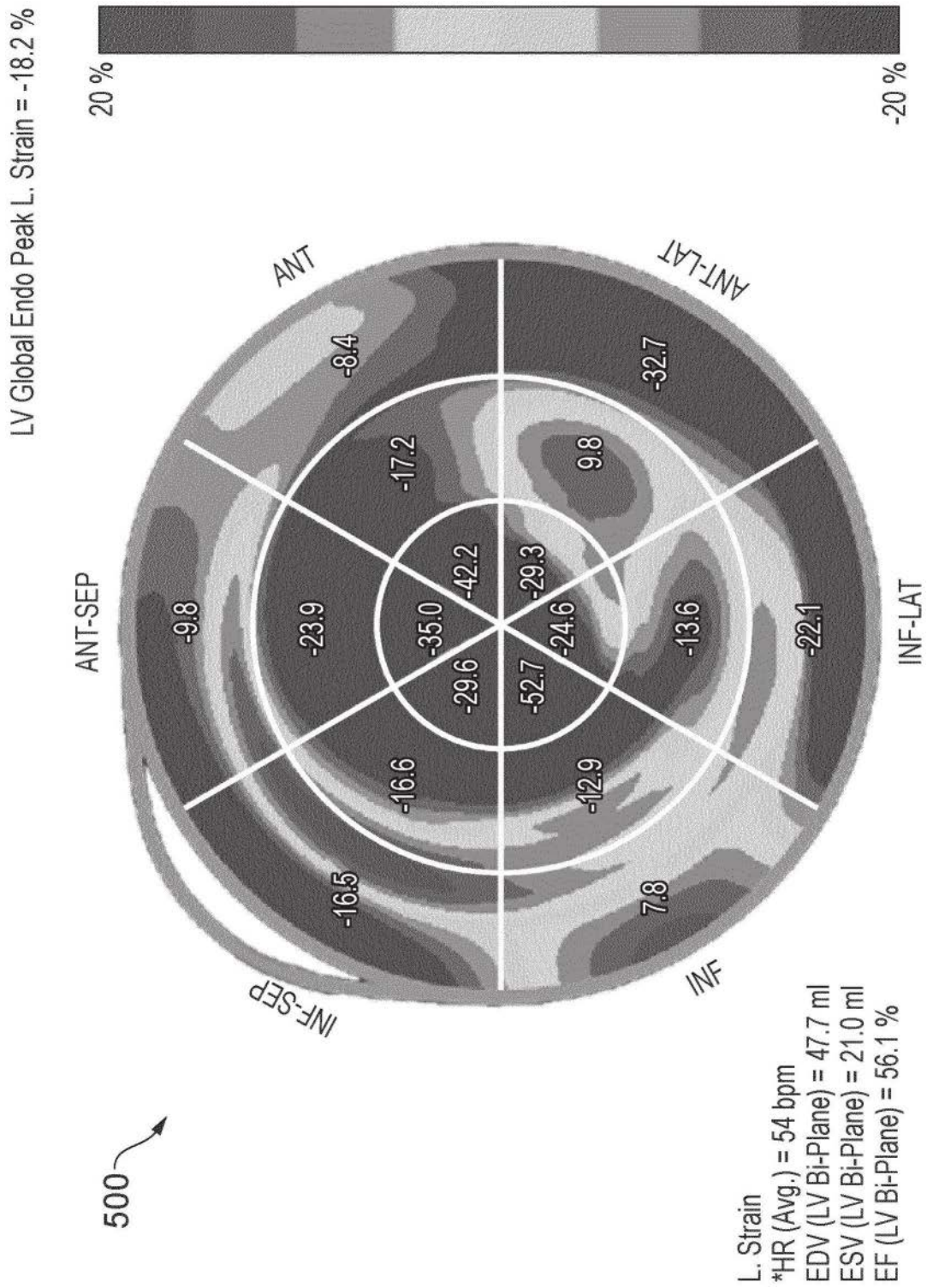


图5现有技术

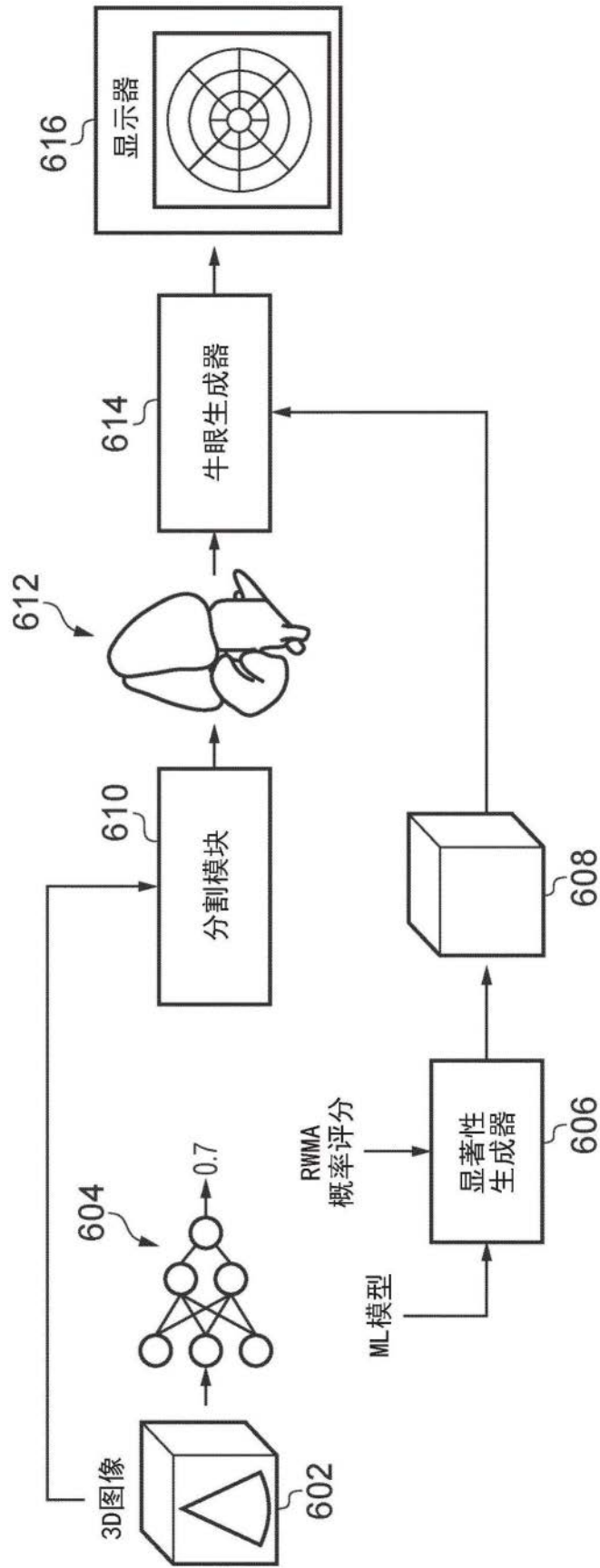


图6

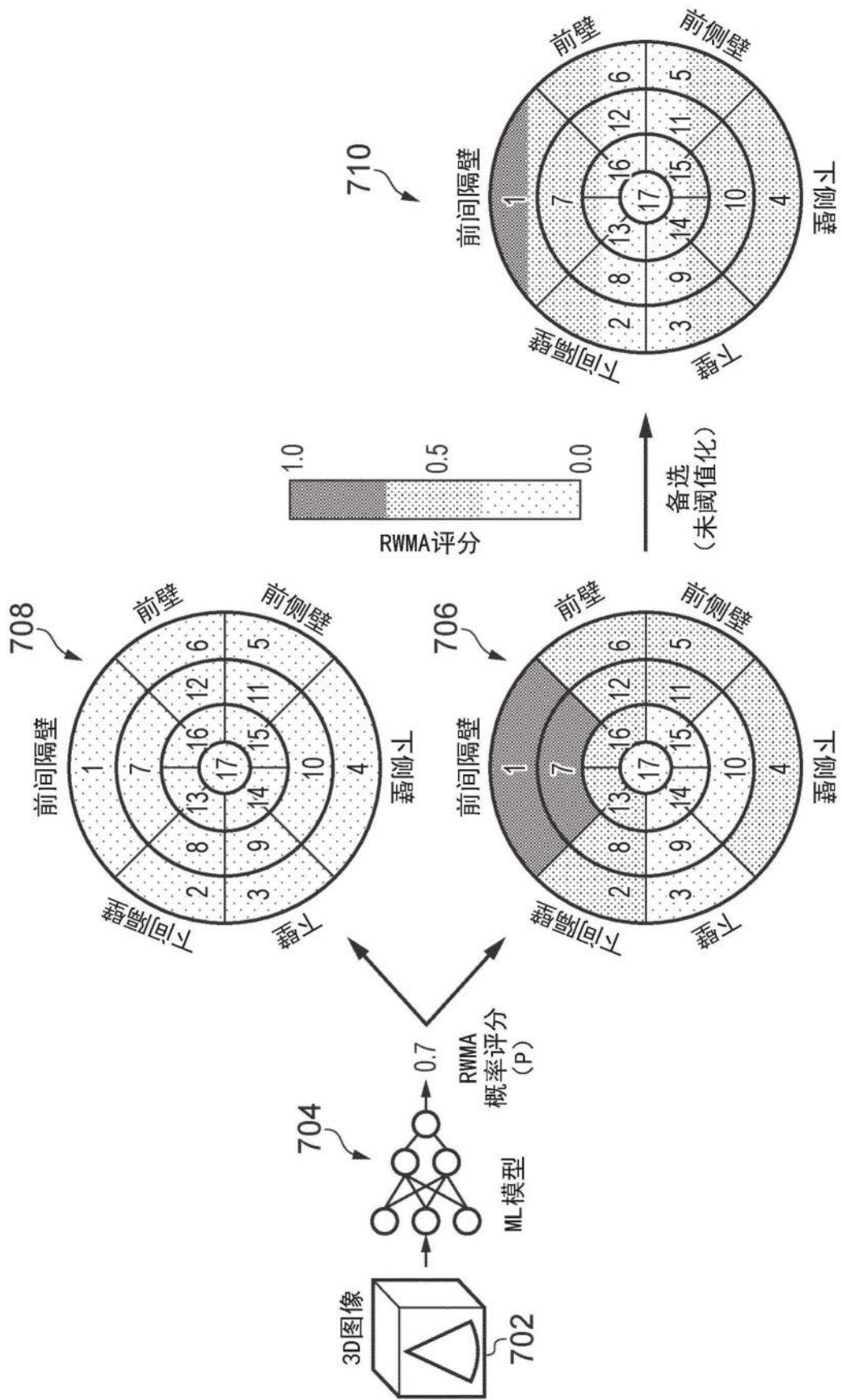


图7

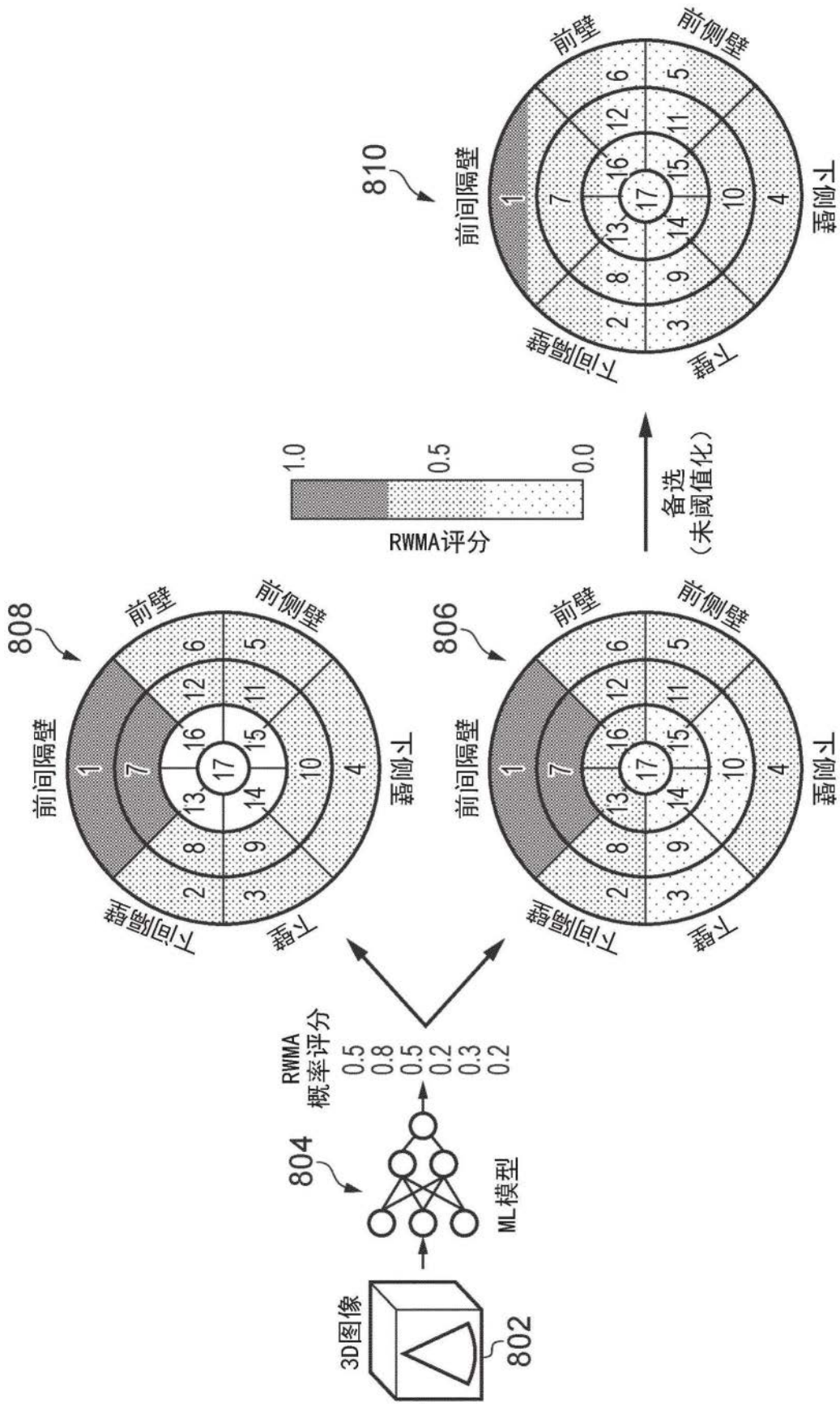


图8