(19)国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 111742375 B
(45)授权公告日 2024.12.10

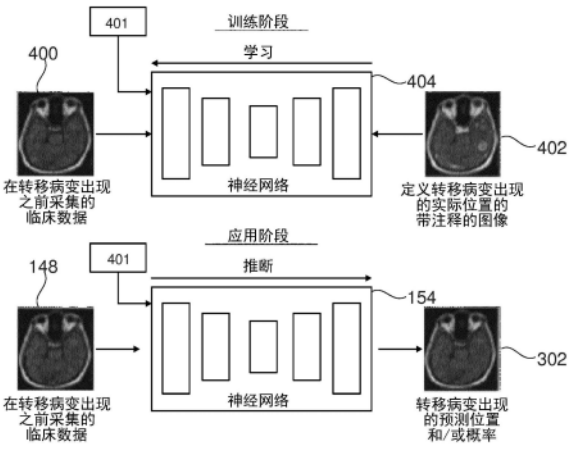
(21)申请号 201980013915.7
(22)申请日 2019.01.17
(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111742375 A
(43)申请公布日 2020.10.02
(30)优先权数据
18152265.7 2018.01.18 EP
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2020.08.18
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/EP2019/051087 2019.01.17
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2019/141748 EN 2019.07.25
(73)专利权人 皇家飞利浦有限公司
地址 荷兰艾恩德霍芬
(72)发明人 U•卡切尔 K•佐默
A•扎尔巴赫
(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 刘兆君
(51)Int.Cl.
G16H 50/70(2018.01)
G16H 30/00(2018.01)
(56)对比文件
US 2017193175 A1,2017.07.06
M. Freiman等.Classification of Suspected Liver Metastases Using fMRI Images: A Machine Learning Approach.《Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention》.2008,(2008年第11期),第93-100页.
M. Freiman等.Classification of Suspected Liver Metastases Using fMRI Images: A Machine Learning Approach.《Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention》.2008,(2008年第11期),第93-100页.
审查员 王淑颖
权利要求书2页 说明书13页 附图4页

(54)发明名称

用于预测测试组织样本中的转移病变的医学分析方法

(57)摘要

本公开内容涉及一种用于预测测试组织样本中的转移病变(300)的计算机实施的医学分析方法,所述方法包括:提供具有输入部和输出部的第一机器学习模型(154);接收对肿瘤(304)的描述(401)以及解剖区域(306)的测试组织样本的第一图像数据(148),所述测试组织样本没有转移病变(300);将所述第一图像数据(148)和所述肿瘤描述(401)提供给所述第一机器学习模型(154)的所述输入部;响应于所述提供而从所述第一机器学习模型(154)的所述输出部接收对源自所述测试组织样本中的所述肿瘤(304)的转移病变(300)的发生的预测;并且提供所述预测。



CN 111742375 B

1.一种用于预测测试组织样本中的转移病变(300)的计算机实施的医学分析方法,所述方法包括:

接收针对解剖区域(306)的训练组织样本中的多个不同的训练组织样本的训练集,每个训练集针对所述训练组织样本中的相应的一个训练组织样本包括第二图像数据(400)和第三图像数据(402),所述第三图像数据(402)是在所述训练组织样本所源自的对象中发生转移病变(300)之后采集的数据,所述第二图像数据(400)表示没有转移病变(300)的所述训练组织样本,其中,每个训练集还包括对所述训练组织样本所源自的所述对象中的肿瘤(304)的描述(401);

在所述训练集上运行学习算法(404)以生成具有输入部和输出部的经训练的第一机器学习模型(154);

接收对所述肿瘤(304)的描述(401)以及所述解剖区域(306)的测试组织样本的第一图像数据(148),所述解剖区域与所述肿瘤是分开的并且所述测试组织样本没有转移病变(300);

将所述第一图像数据(148)和所述肿瘤(304)的描述(401)提供给所述第一机器学习模型(154)的所述输入部;

响应于所述提供而从所述第一机器学习模型(154)的所述输出部接收对源自所述测试组织样本中的所述肿瘤(304)的转移病变(300)的发生的预测;以及

提供所述预测。

2.根据权利要求1所述的方法,其中,所述第二图像数据(400)和所述第三图像数据(402)表示解剖结构的3D体积。

3.根据权利要求1或2所述的方法,对所述肿瘤(304)的描述(401)包括以下各项中的任一项:所述肿瘤(304)相对于带有所述肿瘤(304)的所述对象的解剖结构的空间位置、对所述肿瘤(304)的分类、所述肿瘤的图像数据。

4.根据权利要求1或2所述的方法,对所述转移病变(300)的发生的所述预测包括以下各项中的任一项:

对所述测试组织样本是否会受到源自所述肿瘤(304)的转移病变(300)的影响的指示,

跨所述解剖区域(306)的概率映射图,所述概率映射图具有对所述解剖区域(306)的哪些离散位置将受到源自所述肿瘤(304)的转移病变(300)的影响的指示。

5.根据权利要求4所述的方法,所述指示包括以下各项中的任一项:

概率值,所述概率值描述必将预期到所述转移病变(300)的概率,

二元值,所述二元值描述是否必将预期到转移病变(300)。

6.根据权利要求1或2所述的方法,所述第一图像数据(148)、所述第二图像数据(400)、所述第三图像数据(402)以及所述肿瘤的图像数据是以下各项中的任一项:磁共振图像数据、计算机断层摄影图像数据、超声图像数据、正电子发射断层摄影图像数据、X射线数据。

7.根据权利要求1或2所述的方法,还包括:接收带有所述肿瘤(304)的所述对象的病史数据,并且将所述病史数据提供给所述机器学习模型的所述输入部,所述训练集还包括带有所述肿瘤(304)的所述对象的病史数据。

8.根据权利要求4所述的方法,所述第三图像数据(402)是时间分辨图像数据集,其中,所述指示是时间分辨的。

9.根据权利要求1或2所述的方法,还包括:针对相应的训练组织样本中存在转移病变(300)来分析所述第三图像数据(402),并且关于所述分析的结果来注释所述第三图像数据(402)。

10.根据权利要求1或2所述的方法,所述学习算法是深度学习算法。

11.根据权利要求10所述的方法,所述深度学习算法基于卷积神经网络架构,所述方法还包括:

针对所有训练集将所述第二图像数据(400)和所述第三图像数据(402)变换成所述解剖区域(306)的公共参考图像帧,

在包括经变换的图像数据的所述训练集上执行对所述学习算法(404)的所述运行以生成所述第一机器学习模型(154)。

12.一种包括用于由处理器运行的机器可执行指令的计算机程序产品,其中,对所述机器可执行指令的运行令所述处理器运行根据前述权利要求中的任一项所述的方法。

13.一种用于预测测试组织样本中的转移病变(300)的医学分析系统(210),所述医学分析系统(210)包括包含机器可执行指令(152)的存储器(202)和用于控制所述医学分析系统(210)的处理器(200),其中,对所述机器可执行指令的运行令所述处理器(200):

接收针对解剖区域(306)的训练组织样本中的多个不同的训练组织样本的训练集,每个训练集针对所述训练组织样本中的相应的一个训练组织样本包括第二图像数据(400)和第三图像数据(402),所述第三图像数据(402)是在所述训练组织样本所源自的对象中发生转移病变(300)之后采集的数据,所述第二图像数据(400)表示没有转移病变(300)的所述训练组织样本,其中,每个训练集还包括对所述训练组织样本所源自的所述对象中的肿瘤(304)的描述(401);

在所述训练集上运行学习算法(404)以生成具有输入部和输出部的经训练的第一机器学习模型(154);

接收对所述肿瘤(304)的描述(401)以及所述解剖区域(306)的测试组织样本的第一图像数据(148),所述解剖区域与所述肿瘤是分开的并且所述测试组织样本没有转移病变(300);

将所述第一图像数据(148)和所述肿瘤(304)的描述(401)提供给所述第一机器学习模型(154)的所述输入部;

响应于所述提供而从所述第一机器学习模型(154)的所述输出部接收对源自所述测试组织样本中的所述肿瘤(304)的转移病变(300)的发生的预测;以及

提供所述预测。

14.一种包括根据权利要求13所述的医学分析系统(210)的MRI系统(100),所述MRI系统被配置用于采集所述第一图像数据(148)。

用于预测测试组织样本中的转移病变的医学分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及用于预测测试组织样本中的转移病变的医学分析方法、用于预测测试组织样本中的转移病变的医学分析系统、MRI系统以及计算机程序产品。

背景技术

[0002] 许多类型的肿瘤倾向于经由转移病变而扩散到全身。临床医生正在寻找在发现原发肿瘤时就能够尽早确定潜在的转移病变的位置的方法。正确确定转移病变位置可以提供治疗优势。例如,预防性辐照可以减少转移病变的发生率并提高总体生存率。

[0003] 为了对对象的组织进行成像,在本领域中已知各种成像技术。示例是磁共振成像(MRI)、计算机断层摄影(CT)、超声成像(US)以及正电子发射断层摄影成像。

[0004] 磁共振成像(MRI)是最先进的成像技术,它允许以前所未有的组织对比度对诸如人体之类的目标进行截面观察。MRI基于核磁共振原理,这是科学家用于获得关于分子的微观化学和物理信息的谱技术。核磁共振和MRI的基础都是这样的事实:即,非零自旋的原子核具有磁矩。在医学成像中,例如研究了氢原子的原子核,因为它们以高浓度(例如,水)存在于体内。如果施加强DC磁场,基本粒子的核自旋会以共振频率共振。该磁共振(MR)频率由DC磁场的磁通量水平来确定。在MRI扫描器中,磁场仅在空间中的位置处与选定的共振频率匹配。仅在该位置处能够检测到这些粒子的存在。通过改变该位置,能够测量图像。

[0005] 所需的强DC磁场(B0场)通常由超导磁体生成。为了改变该磁场而使其仅在一个位置处与给定射频匹配,使用梯度线圈来生成磁场梯度。磁场梯度能够随时间变化以实现扫描。

[0006] 为了激发核共振,RF线圈在核共振处生成高频磁场。磁场必须指向相对于MRI扫描器的轴的径向方向。为了在所有方向上都实现径向磁场,使用了旋转磁场,该旋转磁场在一个周期内的一个时间点指向任一径向方向。这可以通过使用例如所谓的“鸟笼”布置来实现。鸟笼的相对平板中的电流在相反方向上流动,由此生成径向磁场。相邻平板中的电流具有相移,使得磁场旋转。

[0007] 线圈通常是高共振天线,其被设计用于在人体内部生成清晰的磁场。

[0008] WO 2009/084995 A1涉及一种用于从患者骨骼的同位素骨扫描图像集中自动检测骨癌转移病变的检测系统,该系统包括形状识别器单元、热点检测单元、热点特征提取单元、第一人工神经网络单元、患者特征提取单元以及第二人工神经网络单元。

[0009] 美国专利申请US2017/0193175公开了一种根据数字化染色的组织病理学图像来预测非小细胞肺癌(NSCLC)复发的计算方法。自动深度学习提供了在NSCLC的(同一)区域复发的概率。也就是说,预测从中进行活检的同一器官中癌症复发的概率。

[0010] 科学出版物“Classification of Suspected Liver Metastases Using fMRI Images:A Machine Learning Approach”(EGOV 2016,第93-100页)公开了一种用于将组织样本图像中的可疑转移病变区域分类为转移病变或非转移病变的方法。该方法包括:计算组织图像的两个不同的规范化血液动力学活性映射图,自对该映射图进行自适应分区,从

由放射专家识别的可疑区域中提取感兴趣特征,并且通过将所提取的特征提供给经训练的分类引擎的输入部来获得分类。

发明内容

[0011] 本发明的实施例提供了一种用于预测测试组织样本中的转移病变的计算机实施的医学分析方法,所述方法包括:

[0012] 接收针对解剖区域的训练组织样本中的多个不同的训练组织样本的训练集,每个训练集针对所述训练组织样本中的相应的一个训练组织样本包括第二图像数据和第三图像数据,所述第三图像数据是在所述训练组织样本所源自的对象中发生转移病变之后采集的数据,所述第二图像数据表示没有转移病变的所述训练组织样本,其中,每个训练集还包括对所述训练组织样本所源自的所述对象中的肿瘤的描述;

[0013] 在所述训练集上运行学习算法以生成具有输入部和输出部的经训练的第一机器学习模型;

[0014] 接收对所述肿瘤的描述以及解剖区域的测试组织样本的第一图像数据,所述测试组织样本没有转移病变;

[0015] 将所述第一图像数据和所述肿瘤描述提供给所述第一机器学习模型的所述输入部;

[0016] 响应于所述提供而从所述第一机器学习模型的所述输出部接收对源自所述测试组织样本中的所述肿瘤的转移病变的发生的预测;并且

[0017] 提供所述预测。

[0018] 术语“图像数据”是指能够被变换成图像并被显示在诸如计算机屏幕等的用户接口上的数据。

[0019] “解剖区域”是对象(例如,人或动物)的解剖结构的任何预定义区域。区域可能包括某个器官(例如,肝脏或脑部),也可能包括某个区(例如,脊椎区、膝盖、肩膀等)。

[0020] 术语“机器学习”是指用于通过以自动方式构建概率模型(被称为机器学习模型)来从训练数据集中提取有用信息的计算机算法。可以使用诸如分类和回归技术之类的一种或多种学习算法(例如,支持向量法、树、神经网络等)来执行机器学习。“模型”可以例如是公式或规则集,该公式或规则集使得能够根据其他已知值来预测未测值(例如,哪个标签对应于给定令牌)并且/或者预测或选择用于使未来的回报最大化的动作。根据一个实施例,所述机器学习模型是深度学习模型。

[0021] 本发明的实施例可以具有以下优点:可以在转移病变本身存在于解剖区域中之前预测转移病变的发展。例如,对象中存在的某种肿瘤将来可能引起转移病变的发展。上述方法旨在预测该发展,包括随时间的发展的任选预测。这甚至可以允许实现对转移病变的(“器官内”)精确预测,即,在特定器官内的可能位置。

[0022] 因此,实施例可以建议将机器学习应用于转移病变位置的器官内预测:在检测到原发肿瘤之后,可以例如以提供足够的放射学信息的一种或多种合适的成像模态对最可能受到转移病变影响的目标器官进行成像。结果得到的图像进入经适当训练的机器学习算法,该机器学习算法产生关于预期转移病变的器官内位置的概率的信息。也就是说,在一个器官或组织区域中检测到原发肿瘤时,根据对检测到的原发肿瘤的描述以及与检测到的原

发肿瘤分开的且(还)没有转移病变的解剖区域的测试组织样本的第一图像数据,第一机器学习模型能够预测在所述解剖区域中的转移病变的(在适当的时候)发生。特别地,第一机器学习模型可以预测在患者的身体的其他不同部分(即,与已经检测到原发肿瘤的器官或组织区域不同的其他器官或组织区域)中的转移病变的发生。

[0023] 根据本发明的实施例,所述方法还包括:

[0024] 接收针对所述解剖区域的训练组织样本中的多个不同的训练组织样本的训练集,每个训练集针对所述训练组织样本中的相应的一个训练组织样本包括第二图像数据和第三图像数据,所述第三图像数据是在所述训练组织样本所源自的对象中发生转移病变之后采集的数据,所述第二图像数据表示没有转移病变的所述训练组织样本,其中,每个训练集还包括对所述训练组织样本所源自的所述对象中的所述肿瘤的描述;并且

[0025] 在所述训练集上运行学习算法以生成所述第一机器学习模型。因此,第二机器学习模型可以使用第三图像数据来预测患者的身体的其他不同部分(即,与已经检测到原发肿瘤的器官或组织区域不同的其他器官或组织区域)中的转移病变的发生。

[0026] 这可以具有以下益处:即,即使没有引起转移病变的发展的确切过程的先验知识,仍然可以准确地提供能够进行上述转移病变预测的机器学习模型。借助于训练集,能够将对转移病变发展的某种易感性自动归因于某些解剖区域,这甚至可能取决于在第二图像数据中可见的解剖区域的某种类型的解剖形状。例如,机器学习模型因此可以描述在特定脑区中具有某种脑回的某种形状的脑部比在该脑区中具有不同脑回的形状略有不同的脑部更易于发生转移病变的发展。

[0027] 必须注意,第三图像数据是在对象中发生转移病变之后采集的数据,其中,转移病变不一定位于解剖区域中。因此,在第三图像数据不具有任何转移病变的情况下,这将是针对学习算法的关于与所述第三图像数据相对应的组织不太易于形成转移病变的指示。相反,在第三图像数据表示受到转移病变影响的训练组织样本的情况下,这将是针对学习算法的关于与所述第三图像数据相对应的组织更易于形成转移病变的指示。无论如何,第二图像数据始终没有任何转移病变。

[0028] 例如,学习算法可以包括深度学习网络,所述深度学习网络通过提供第二图像数据以及关于在后续采集中的关于转移病变的出现的信息来学习预测在特定解剖区域中的转移病变的概率。

[0029] 根据实施例,所述第二图像数据和所述第三图像数据表示解剖结构的3D体积。例如,可以使用2D多切片采集或者使用3D采集来采集图像数据,以便提供3D体积。

[0030] 根据实施例,对所述肿瘤的所述描述包括以下各项中的任一项:所述肿瘤相对于带有所述肿瘤的所述对象的解剖结构的空间位置、对所述肿瘤的分类、所述肿瘤的图像数据。取决于肿瘤的位置,转移病变的发展可能不同。可以例如根据本领域众所周知的WHO/IARC或TNM肿瘤分类来提供肿瘤分类。因此,即使考虑分子病理学,肿瘤分类也可以基于组织病理学观点的共识。

[0031] 例如,对肿瘤的描述可以包括CT或MR或X射线图像数据。基于肿瘤的大小、形状和位置,学习算法能够预测与包括肿瘤本身的区域不同的特定解剖区域中的转移病变的概率。

[0032] 根据实施例,对所述转移病变的发生的所述预测包括以下各项中的任一项:对所

述测试组织样本是否会受到源自所述肿瘤的转移病变的影响的指示;跨所述解剖区域的概率映射图,所述概率映射图具有对所述解剖区域的哪些离散位置将受到源自所述肿瘤的转移病变的影响的指示。

[0033] 因此,取决于对整个映射图可用的训练集,如果测试组织样本在某处会受到源自肿瘤的转移病变的影响,则可以根据简单的是/否信息来得出预测,该映射图详细提供了组织样本内的哪个空间位置会受到源自肿瘤的转移病变的影响的概率的信息。

[0034] 例如,所述指示包括以下各项中的任一项:概率值,所述概率值描述必将预期到所述转移病变的概率;二元值,所述二元值描述是否必将预期到转移病变。可以以百分比(例如,100%、50%、25%…)或二元值(例如,“1”=“是,可能发生转移病变”,“0”=“不可能发生转移病变”)的形式给出概率值。

[0035] 因此,对于每个解剖结构,能够预测将发生转移病变的概率或二元描述。区域提议可能附带有位置/空间扩展(以及得分/二元决策)。最后,对于类似分割的方法,每一个体素或像素都可以具有二元决策/概率分数。

[0036] 根据实施例,所述第一图像数据、所述第二图像数据、所述第三图像数据以及所述肿瘤的图像数据是以下各项中的任一项:磁共振图像数据、计算机断层摄影图像数据、超声图像数据、正电子发射断层摄影图像数据、X射线数据。因此,该方法可以自由地使用可从对象获得的必须针对其预测转移病变的任何图像数据。训练集可以包括例如来自MRI的第二图像数据和第三图像数据的集合以及来自CT的第二图像数据和第三图像数据的集合。原因在于这两个集合都具有示出解剖区域的图像,但该解剖区域的信息内容“对比度”不同。经过组合,提供了最高的信息内容。

[0037] 因此,在训练和预测阶段期间采集的图像能够来自单个或多个成像模态,例如,磁共振(MR)、计算机断层摄影(CT)、超声(US)或正电子发射断层摄影(PET)。此外,利用每个模态采集具有不同对比度的多个图像集(例如,具有T1/T2/扩散加权的MR图像、在造影剂注射之前和之后的图像等)能够是有利的。必须在成像努力与预测能力之间找到合适的折中。此外,该方法不仅仅限于成像数据,而是还可以结合诸如年龄、性别、实验室值或患者病史等信息。

[0038] 因此,根据实施例,所述方法还包括:接收带有所述肿瘤的所述对象的病史数据,并且将所述病史数据提供给所述机器学习模型的所述输入部,所述训练集还包括带有所述肿瘤的所述对象的病史数据。例如,与不吸烟的人相比,大量吸烟的人可能更易于在某些解剖区域(例如,肺)中发生转移病变的发展。

[0039] 通常,患者的病史或病历是医生通过向患者或认识该患者并能够给出合适信息的其他人询问特定问题而得到的信息,其目的是获得为患者制定诊断并提供医学护理有用的信息。病史数据的示例是:身份和人口统计信息(例如,姓名、年龄、身高、体重)、既往病史(包括重大疾病,任何先前的手术/操作)、家庭疾病、常规和急性用药、过敏等。

[0040] 根据实施例,所述第三图像数据是时间分辨图像数据集,其中,所述指示是时间分辨的。这可以具有以下益处:即,可以执行对转移病变的发展的时间分辨的预测。例如,在预测到很大可能会发生转移病变的发展的两个位置的情况下,可以(基于预测)首先针对预期到会首先发生转移病变的发展的训练组织执行相应的预防性辐照处置,然后在完成该辐照处置之后,(基于预测)针对预期到会在稍后的时间点发生转移病变的发展的训练组织执行

另外的预防性辐照处置。这可以有助于将预处置集中在最重要的组织区上,从而避免因过多的并行预处置而加重对象的压力,该并行预处置通常是与对主要肿瘤(即,转移病变源)的令人疲惫的处置并行执行的。

[0041] 根据实施例,所述方法还包括:针对相应的训练组织样本中是否存在转移病变来分析所述第三图像数据,并且关于所述分析的结果来注释所述第三图像数据。例如,使用第二机器学习模型来执行分析。第二机器学习模型被提供为自动识别解剖区域的训练组织样本的训练集的第三图像数据中的转移病变,而第一机器学习模型被提供为基于没有转移病变的第一图像数据来预测转移病变的发生。

[0042] 根据实施例,所述学习算法是深度学习算法。优选地,深度学习算法是卷积神经网络(CNN)。CNN已经被开发用于图像分类,并且在该领域中表现出卓越的性能。CNN包括相互连接的层(即,卷积层、最大池层…)的序列(它们类似于经典图像处理管道中的特征提取步骤),然后是一个或多个完全连接的层。CNN通常被训练为预测针对自然图像的类别标签或概率或者为医学图像提供诊断,但是基本概念能够被直接转移到所描述的转移病变预测技术。应当注意,即使主要是为了处理图像数据才开发CNN的,也可以例如在完全连接的层的级别上的额外输入的连接方面整合诸如对肿瘤的描述和/或对象的病史数据之类的非图像数据。

[0043] 作为深度学习算法的另外的示例,针对转移病变位置(包括其概率)的预测,能够考虑区域提议网络。这里,与常规的CNN相比,输出神经元不再对应于离散的类别标签,而是对应于体素位置和转移病变概率。为此,可以假定解剖区域的图像被变换在规范化的参考帧中。

[0044] 根据实施例,所述深度学习算法可以因此基于卷积神经网络架构,所述方法还包括:针对所有训练集将所述第二图像数据和所述第三图像数据变换成所述解剖区域的公共参考图像帧;在包括经变换的图像数据的所述训练集上执行对所述学习算法的所述运行以生成所述第一机器学习模型。当然,第一图像数据也应当被变换成公共参考图像帧,使得针对用于训练和预测的所有图像数据,算法和模型都知道图像的哪些部分彼此对应。

[0045] 通常,基于深度学习的技术可以用于生成概率映射图。在给定原发肿瘤的图像的情况下,结合目标器官中的带注释的转移病变区域(解剖区域),可以使用对应的CNN的(以感兴趣体素为中心的)逐片分析来估计体素水平上的概率。备选地,可以采用来自语义图像分割领域的更有效的网络结构(例如,完全卷积网络)。

[0046] 在另一方面中,本发明涉及一种包括用于由处理器运行的机器可执行指令的计算机程序产品,其中,对所述机器可执行指令的运行令所述处理器运行如上所述的方法。

[0047] 在另一方面中,本发明涉及一种用于预测测试组织样本中的转移病变的医学分析系统,所述系统包括包含机器可执行指令的存储器和用于控制所述医学分析系统的处理器,其中,对所述机器可执行指令的运行令所述处理器:接收针对解剖区域的训练组织样本中的多个不同的训练组织样本的训练集,每个训练集针对所述训练组织样本中的相应的一个训练组织样本包括第二图像数据和第三图像数据,所述第三图像数据是在所述训练组织样本所源自的对象中发生转移病变之后采集的数据,所述第二图像数据表示没有转移病变的所述训练组织样本,其中,每个训练集还包括对所述训练组织样本所源自的所述对象中的肿瘤的描述;在所述训练集上运行学习算法以生成具有输入部和输出部的经训练的第一

机器学习模型;接收对所述肿瘤的描述以及解剖区域的测试组织样本的第一图像数据,所述测试组织样本没有转移病变;将所述第一图像数据和所述肿瘤描述提供给所述第一机器学习模型的所述输入部;响应于所述提供而从所述第一机器学习模型的所述输出部接收对源自所述测试组织样本中的所述肿瘤的转移病变的发生的预测;并且提供所述预测。

[0048] 在另一方面中,本发明涉及一种包括所描述的医学分析系统的MRI系统,所述MRI系统被配置用于采集所述第一图像数据。

[0049] 应当理解,可以组合本发明的前述实施例中的一个或多个实施例,只要所组合的实施例不相互排斥即可。

[0050] 本领域的技术人员将意识到,在本公开内容中讨论的示例可以被实施为装置、方法或计算机程序产品。因此,各方面可以采用以下形式:完全硬件实施例、完全软件实施例(包括固件、驻留软件、微代码等)或在本文中全部被通称为“电路”、“模块”或“系统”的组合了软件方面和硬件方面的实施例。此外,各方面可以采用被实施在一个或多个计算机可读介质中的计算机程序产品的形式,所述一个或多个计算机可读介质具有被实施在其上的计算机可执行代码。

[0051] 可以利用一个或多个计算机可读介质的任何组合。计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或计算机可读存储介质。本文使用的“计算机可读存储介质”涵盖可以存储能由计算设备的处理器执行的指令的任何有形存储介质。计算机可读存储介质可以被称为计算机可读非瞬态存储介质。计算机可读存储介质还可以被称为有形计算机可读介质。在一些实施例中,计算机可读存储介质还能够存储能够由计算设备的处理器访问的数据。计算机可读存储媒介的示例包括但不限于:软盘、磁硬盘驱动器、固态硬盘、闪速存储器、USB拇指驱动器、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、光盘、磁光盘以及处理器的寄存器文件。光盘的示例包括压缩盘(CD)和数字多用盘(DVD),例如,CD-ROM、CD-RW、CD-R、DVD-ROM、DVD-RW或DVD-R盘。术语“计算机可读存储介质”还指能够由计算机设备经由网络或通信链路进行存取的各种类型的记录媒介。例如,可以在调制解调器上、在互联网上或在局域网上检索数据。可以使用任何适当的介质来传输在计算机可读介质上实施的计算机可执行代码,所述任何适当的介质包括但不限于:无线、有线、光纤缆线、RF等,或前项的任何合适的组合。

[0052] 计算机可读信号介质可以包括例如在基带中或作为载波的部分的、在其中实施计算机可执行代码的传播的数据信号。这样的经传播的信号可以采用各种形式中的任何形式,包括但不限于:电磁、光学或其任何合适的组合。计算机可读信号介质可以是这样的任何计算机可读介质:所述计算机可读介质不是计算机可读存储介质并且能够传递、传播或传输用于由指令执行系统、装置或设备使用的程序或与指令执行系统、装置或设备结合使用的程序。

[0053] “计算机存储器”或“存储器”是计算机可读存储介质的示例。计算机存储器是能由处理器直接访问的任何存储器。“计算机存储设备”或“存储设备”是计算机可读存储介质的另外的示例。计算机存储设备是任何非易失性计算机可读存储介质。

[0054] 本文使用的“处理器”涵盖能够运行程序或机器可执行指令或计算机可执行代码的电子部件。对包括“处理器”的计算设备的引用应被解读为可能包含多于一个处理器或处理核。处理器例如可以是多核处理器。处理器也可以指在单个计算机系统内的或被分布在

多个计算机系统之间的处理器的集合。术语“计算设备”也应被解读为可能指多个计算设备的集合或网络,所述多个计算设备中的每个均包括一个或多个处理器。计算机可执行代码可以由可以在相同的计算设备内或者甚至可以被分布在多个计算设备上的多个处理器来执行。

[0055] 计算机可执行代码可以包括令处理器执行本发明的一方面的机器可执行指令或程序。用于执行针对本发明的各方面的操作的计算机可执行代码可以被写成一种或多种编程语言的任何组合,包括面向对象的编程语言(例如,Java、Smalltalk、C++等)和常规程序编程语言(例如,C编程语言或类似的编程语言),并且被编译成机器可执行指令。在一些实例中,计算机可执行代码可以是高级语言的形式或是预编译的形式,并且可以与解读器联合使用,所述解读器在运行中生成机器可执行指令。

[0056] 计算机可执行代码可以完全在用户的计算机上、部分在用户的计算机上、作为独立软件包、部分在用户的计算机上并且部分在远程计算机上,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连接到用户的计算机,所述网络包括局域网(LAN)或广域网(WAN),或者可以连接到外部计算机(例如,通过使用互联网服务提供商的互联网)的连接。

[0057] 参考方法、装置(系统)以及计算机程序产品的流程图、框图描述了各方面。应当理解,在适当时可以由计算机可执行代码形式的计算机程序指令来实施流程图、图示和/或框图的框的每个框或部分。还应当理解,当互不排斥时,可以对不同的流程图、图示和/或框图中的框进行组合。可以将这些计算机程序指令提供给通用计算机、专用计算机或其它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它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/动作的单元。

[0058] 这些计算机程序指令也可以被存储在计算机可读介质中,所述计算机可读介质能够指导计算机、其他可编程数据处理装置或其他设备来以特定方式起作用,使得被存储在计算机可读介质中的指令产生制造品,所述制造品包括实施在流程图和/或一个或多个框图框中指定的功能/动作的指令。

[0059] 计算机程序指令也可以被加载到计算机、其他可编程数据处理装置或其他设备上,以引起要在计算机、其他可编程装置或其他设备上执行的一系列操作步骤,从而产生计算机实施的过程,使得在计算机或其他可编程装置上运行的指令提供用于实施在流程图和/或一个或多个框图框中指定的功能/动作的过程。

[0060] 本文使用的“用户接口”是允许用户或操作者与计算机或计算机系统交互的接口。“用户接口”还可以被称为“人机接口设备”。用户接口可以向操作者提供信息或数据和/或从操作者接收信息或数据。用户接口可以使得来自操作者的输入能够被所述计算机接收,并且可以从计算机向用户提供输出。换言之,用户接口可以允许操作者控制或操纵计算机,并且接口可以允许计算机指示操作者的控制或操纵的效果。在显示器或图形用户接口上显示数据或信息是向操作者提供信息的示例。通过键盘、鼠标、跟踪球、触控板、指点杆、图形输入板、操纵杆、游戏手柄、网络摄像头、头戴式设备、脚踏板、有线手套、遥控器以及加速度计来接收数据是使得能够从操作者接收信息或数据的用户接口部件的全部示例。

[0061] 本文使用的“硬件接口”涵盖使得计算机系统的处理器能够与外部计算设备和/或装置交互和/或控制外部计算设备和/或装置的接口。硬件接口可以允许处理器向外部计算

设备和/或装置发送控制信号或指令。硬件接口还可以使得处理器能够与外部计算设备和/或装置交换数据。硬件接口的示例包括但不限于:通用串行总线、IEEE 1394端口、并行端口、IEEE 1284端口、串行端口、RS-232端口、IEEE-488端口、蓝牙连接、无线局域网连接、TCP/IP连接、以太网连接、控制电压接口、MIDI接口、模拟输入接口以及数字输入接口。

[0062] 本文使用的“显示器”或“显示设备”涵盖适于显示图像或数据的输出设备或用户接口。显示器可以输出视觉、听觉和/或触觉的数据。显示器的示例包括,但不限于:计算机监视器、电视屏幕、触摸屏、触觉电子显示器、盲文屏幕、阴极射线管(CRT)、存储管、双稳显示器、电子纸、矢量显示器、平板显示器、真空荧光显示器(VF)、发光二极管(LED)显示器、电致发光显示器(ELD)、等离子显示面板(PDP)、液晶显示器(LCD)、有机发光二极管显示器(OLED)、投影仪以及头戴式显示器。

[0063] 磁共振(MR)数据在本文中被定义为是在磁共振成像扫描期间使用磁共振装置的天线记录的对通过原子自旋发射的射频信号的测量结果。磁共振数据是医学图像数据的示例。磁共振(MR)图像在本文中被定义为是对在磁共振成像数据内包含的解剖数据所重建的二维可视化或三维可视化。

附图说明

[0064] 在下文中,将仅通过举例的方式并参考附图来描述本发明的优选实施例,在附图中:

[0065] 图1图示了磁共振成像系统的示例,

[0066] 图2图示了医学分析系统的示例,

[0067] 图3是图示肿瘤与转移病变之间的关系的图,

[0068] 图4是图示机器学习模型的开发和使用的框图,

[0069] 图5是训练和使用机器学习模型的流程图。

[0070] 附图标记列表

[0071] 100磁共振成像系统

[0072] 104磁体

[0073] 106磁体的膛

[0074] 108成像区

[0075] 109感兴趣区域

[0076] 110磁场梯度线圈

[0077] 112磁场梯度线圈电源

[0078] 114射频线圈

[0079] 116射频放大器

[0080] 118对象

[0081] 120对象支撑物

[0082] 126计算机系统

[0083] 128硬件接口

[0084] 130处理器

[0085] 132用户接口

[0086] 134电脑存储器

[0087] 140机器可执行指令

[0088] 142成像扫描协议

[0089] 144磁共振信号

[0090] 146磁共振数据

[0091] 148第一图像数据

[0092] 150图像重建指令

[0093] 152机器可执行指令

[0094] 154第一机器学习模型

[0095] 200处理器

[0096] 202存储器

[0097] 204用户接口

[0098] 206硬件接口

[0099] 210医学分析系统

[0100] 300转移病变

[0101] 302预测图像

[0102] 304原发肿瘤

[0103] 306解剖区域

[0104] 308处置

[0105] 400第二图像数据

[0106] 401肿瘤的描述

[0107] 402第三图像数据

[0108] 404机器学习算法

[0109] 500-506训练阶段

[0110] 508-516应用阶段

具体实施方式

[0111] 在下文中,在附图中相似的附图标记的元件要么是相似的元件,要么执行等效的功能。如果功能等效,则先前讨论的元件不必在后面的附图中进行讨论。

[0112] 仅出于解释的目的,在附图中示意性地描绘了各种结构、系统和设备,使得本领域技术人员公知的细节不会遮蔽本发明。尽管如此,附图被包括以描述和解释所公开主体的说明性示例。

[0113] 图1示出了具有磁体104的磁共振成像系统100的示例。磁体104是超导圆柱形磁体,其具有贯穿其中的膛106。也可以使用不同类型的磁体。例如,也可以同时使用剖分式圆柱磁体和所谓的开放式磁体。剖分式圆柱形磁体与标准圆柱形磁体相似,不同之处在于,低温恒温器已经被分为两部分,以允许进入磁体的等平面,这样的磁体例如可以与带电粒子束治疗结合使用。开放式磁体有两个磁体部分,一个磁体部分在另一个磁体部分上方,这两个磁体部分之间有足够大的空间来容纳对象:这两个部分的区域布置类似于亥姆霍兹线圈。开放式磁体之所以受欢迎,是因为对象受到的约束较小。在圆柱形磁体的低温恒温器内

部,有一组超导线圈。在圆柱形磁体104的膛106内,存在成像区108,在该成像区108中,磁场足够强且均匀以执行磁共振成像。在成像区108内示出了感兴趣区域109。对象118(例如,患者)被示为由对象支撑物120(例如,可移动桌台)支撑,使得对象118的至少部分在成像区108和感兴趣区域109内。

[0114] 在磁体的膛106内,还存在一组磁场梯度线圈110,其用于采集磁共振数据以对磁体104的成像区108内的磁自旋进行空间编码。磁场梯度线圈110被连接到磁场梯度线圈电源112。磁场梯度线圈110旨在是代表性的。通常,磁场梯度线圈110包含三组单独的线圈,它们用于在三个正交的空间方向上进行空间编码。磁场梯度电源将电流供应给磁场梯度线圈。根据时间来控制被供应给磁场梯度线圈110的电流并且可以使其斜坡变化或脉冲化。

[0115] 与成像区108相邻的是射频线圈114“RF天线”,其用于操纵成像区108内的磁自旋的取向并且用于也从成像区108内的自旋接收无线电发射。射频天线包含一个或多个线圈元件。射频线圈114被连接到射频放大器116。射频放大器116正在向射频线圈114提供RF功率,以操纵成像区108内的磁自旋的取向。

[0116] 射频放大器116和磁场梯度线圈电源112被示为被连接到计算机系统126的硬件接口128。因此,计算机系统126还用作用于接收和处理使用射频线圈114采集的MR信号的接收器。

[0117] 该计算机系统还包括处理器130,处理器130与硬件接口128、存储器134和用户接口132通信。存储器134可以是处理器130可访问的存储器的任何组合。这可以包括例如主存储器、高速缓存存储器以及诸如闪存RAM、硬盘驱动器之类的非易失性存储器或其他存储设备。在一些示例中,存储器134可以被认为是非瞬态计算机可读介质。

[0118] 计算机存储器134被示为包含机器可执行指令140。机器可执行指令包含使得处理器130能够控制磁共振成像系统100的操作和功能的命令或指令。计算机存储器134被示为还包含成像扫描协议142。每个成像扫描协议142可以包括针对一个或多个脉冲序列的脉冲序列命令,该脉冲序列命令要么是指令,要么是可以被转换成指令的数据,该指令使得处理器130能够控制磁共振成像系统100以采集磁共振数据。脉冲序列命令因此可以是成像扫描协议的部分。磁共振数据可以例如用于使磁共振成像系统执行多个脉冲重复,这多个脉冲重复使得磁共振信号144得到采集。每个脉冲对应于由射频放大器116向射频线圈114供应RF功率。

[0119] 磁共振信号144被示为被存储在计算机存储器134中。可以将用于特定脉冲重复的磁共振信号144整理到磁共振数据146中。磁共振数据146可以用于生成一系列第一图像数据148。成像扫描协议142还可以包括关于根据使用成像而采集的MR数据146重建第一图像数据148的指令150。成像扫描协议142和指令150被包括在模块141中。

[0120] 计算机存储器134被示为还包含作为模块的机器可执行指令152,该机器可执行指令152使得处理器130能够使用第一机器学习模型154在图像数据中提供对转移病变的预测。在下文中对通用性没有任何限制,假定用于提供对转移病变的预测的图像数据是MR图像数据,例如,第一图像数据148。

[0121] 作为模块的机器可执行指令152也可以被描述为人工智能(AI)部件。该AI部件可以被配置用于鲁棒且快速地检测转移病变。该AI部件可以被配置为对训练集执行机器学习,以便生成用于在图像数据中预测转移病变的一个或多个机器学习模型。训练过程将在

下面进行描述。

[0122] 即使在上面的示例中作为模块的机器可执行指令152被示为用于采集MR图像数据的计算机系统126的部分，模块也可能是独立于系统126的计算机系统的部分。在图2中描绘了对应的示例。

[0123] 图2描绘了作为计算机系统的医学分析系统210，其包括处理器200、存储器202、硬件接口206以及用户接口204。医学分析系统210可以是图1的MRI系统100的部分。硬件接口可以例如是网络接口。存储器202可以是处理器130可访问的存储器的任何组合。这可以包括例如主存储器、高速缓存存储器，以及诸如闪存RAM、硬盘驱动器之类的非易失性存储器或其他存储设备。再次地，在一些示例中，存储器202可以被认为是非瞬态计算机可读介质。

[0124] 计算机存储器202被示为包含作为模块的机器可执行指令152。指令的另一示例是第一机器学习模型154。医学分析系统210可以经由硬件接口128和206从系统126接收诸如第一图像数据148(MR图像数据)之类的图像数据，该硬件接口128和206可以通过诸如互联网之类的网络彼此通信。作为模块的机器可执行指令152被配置用于通过利用第一机器学习模型154来预测测试组织样本中的转移病变。

[0125] 这可以允许将机器学习应用于对转移病变位置的器官内预测。在检测到原发肿瘤之后，可以利用一种或多种提供足够放射学信息的合适成像模态对最有可能受到转移病变影响的目标器官进行成像。然后，结果得到的图像可以输入经适当训练的机器学习算法(第一机器学习模型154)，该机器学习算法产生关于转移病变位置的概率的信息。

[0126] 经由用户接口204所接收的是例如对对象(例如，人)的肿瘤的描述。第一图像数据148是该人的解剖区域的测试组织样本的图像数据。测试组织样本没有转移病变。通过将图像数据和肿瘤描述输入到第一机器学习模型154的输入部，第一机器学习模型154能够输出对源自测试组织样本中的肿瘤的转移病变的发生的预测。然后该预测被提供给用户接口204。所有这些都是由机器可执行指令152控制的。

[0127] 在实际示例中，如图3中示意性描绘的，可以使用任何合适的手段来检测原发肿瘤304。这里，肿瘤304是肺肿瘤。在某个时间段内，肿瘤可能会导致某些器官或解剖区域(例如，人的肺本身、肝脏、脑部或结肠)的转移病变的发展。这些解剖区域的示例由附图标记306来描绘。假定机器学习模型是针对脑部训练的，则输入肿瘤描述以及仍然健康的解剖区域“脑部”的一幅或多幅图像的第一图像数据148使得第一机器学习模型154能够预测转移病变300和未来转移病变发展的概率。可以在用户接口204上提供相应的预测图像302。

[0128] 可以预测很可能发生转移病变发展的位置或区域，可以对该位置或区域进行相应的预防性辐照处置(附图标记308)。

[0129] 图4是示出针对获得和使用第一机器学习模型154的各个步骤的框图。图5中的流程图示出了对应的方法步骤，其中，左侧框500-506反映了训练阶段，而右侧框508-516反映了应用或预测阶段。

[0130] 该方法开始于框500，在框500中，接收针对解剖区域的训练组织样本中的多个不同的训练组织样本的训练集。例如，针对患有肿瘤的不同人，将接收不同的训练集。不同人之间的肿瘤的类型和位置可能相同也可能不同。然而，对于有效的训练，针对给定的肿瘤类型和位置，应当接收大量训练集。

[0131] 每个接收到的训练集包括作为解剖区域图像数据的第二图像数据400和第三图像

数据402的相应的训练组织样本。第二图像数据400没有任何转移病变并且示出了某个解剖区域,而第三图像数据402是在稍后的时间点采集的并且示出了所述解剖区域的转移病变。所述转移病变源自人的肿瘤304。针对某个解剖区域,第二图像数据400和第三图像数据402可以被提供有不同的对比度并且/或者以不同的图像采集技术被采集为不同的训练集。另外,每个训练集还包括对训练组织样本所源自的人中的肿瘤的描述401。该描述可以例如包括对肿瘤的位置描述“肺的右下部”。在另一示例中,描述可以备选地或额外地包括肿瘤所位于的区域的图像数据。

[0132] 在任选框502中,可以针对是否存在转移病变来分析第三图像数据402,并且可以在第三图像数据402中相应地标记转移病变的位置。这可以通过常规手段来执行,例如通过神经网络或通常不同于第一机器学习模型154的其他机器学习模型以自动化方式执行。也可以进行手动标记。

[0133] 任选框504用于针对所有训练集将第二图像数据400和第三图像数据402变换成解剖区域的公共参考图像帧。这将确保始终对同一图像体素进行任何训练并且稍后优选始终对同一图像体素执行任何应用,因为可以在示出了解剖区域的不同图像部分的不同视角下采集不同的第二图像数据400和第三图像数据402以及不同的第一图像数据148。

[0134] 最后,在框506中,对第二图像数据400和第三图像数据402以及肿瘤的描述401运行学习算法404。这会生成第一机器学习模型154。

[0135] 必须注意,可以使用机器可执行指令152对医学分析系统210执行上述步骤500-506中的任何步骤。可以利用不同的训练集将步骤500-506重复多次——可用的训练集越多,机器学习模型就越准确。

[0136] 在生成了第一机器学习模型154之后,该方法在框508中继续进行,在框508中,提供第一机器学习模型154。在框510中,接收肿瘤的描述401和(仍然)没有转移病变的组织的第一图像数据148。这里,假定肿瘤的描述401描述了获得了第一机器学习模型154的肿瘤304的类型和位置,使得该模型能够对所述肿瘤304做出某些预测。

[0137] 再次地,任选框512用于将第一图像数据148变换成解剖区域的公共参考图像帧。在框514中,然后将肿瘤的描述401和(任选经变换的)第一图像数据148输入到第一机器学习模型154。在框516中,机器学习模型输出预测的位置和/或未来发生转移病变的概率。这可以是例如图像302的形式,然后可以将图像302提供给用户接口204(图2)。

[0138] 因此,针对所调查的每种类型的原发肿瘤,利用最可能的目标器官的第二图像数据400来训练网络,该第二图像数据400是在原发肿瘤出现之后但在转移病变出现之前采集的。该网络例如是卷积神经网络,使得该学习算法是基于卷积神经网络架构的深度学习算法。

[0139] 为了进行训练,将第三图像数据402注释为癌症的进一步病程,特别是在被成像的目标器官内部的转移病变的确切位置(和程度)。因此,在诊断阶段中,在原发肿瘤出现之后,采集最可能的目标器官的第二图像数据400和第三图像数据402并将其馈入网络。

[0140] 随后,在应用阶段中由经训练的网络递送的信息能够具有不同的详细程度:

[0141] 目标器官完全受影响或完全不受影响的总体概率(即,在无定位的情况下的是/否决策)。

[0142] 有限数量N≥1的离散位置(即,xn/yn/zn坐标,1…n…N),其中,在目标器官内发生

转移病变的概率最高为N。

[0143] 跨目标器官(解剖区域)的概率映射图,其在具有某个体素大小的网格上离散化。上一项中描述的离散位置在该概率映射图中将表现为局部最大值。

[0144] 在训练和诊断阶段期间采集的图像能够来自单个或多个成像模态,例如,磁共振(MR)、计算机断层摄影(CT)、超声(US)或正电子发射断层摄影(PET)。此外,利用每个模态采集具有不同对比度的多幅图像(例如,具有T1/T2/扩散加权的图像、造影剂注射前和造影剂注射后的图像等)能够是有利的。当然,必须要找到成像工作量与预测功率之间的适当折中。此外,该方法不是仅限于对数据进行成像,而是还可以并入诸如年龄、性别、实验室值或患者病史之类的信息作为针对学习算法404和第一机器学习模型154的输入。

[0145] 即使可以将广泛的机器学习算法用于对转移病变的器官内预测,深度学习技术也可以被认为是优选实施例。深度学习为上面概述的三个不同的用例提供了统一的解决方案。为了预测在原发肿瘤存在的情况下转移病变的概率,可以采用卷积神经网络(CNN)。CNN包括相互连接的层(即,卷积层、最大池层…)的序列(它们类似于经典图像处理管道中的特征提取步骤),然后是一个或多个完全连接的层。CNN通常被训练为预测针对自然图像的类别标签或概率或者为医学图像提供诊断,但是基本概念能够被转移以供本领域技术人员描述转移病变预测领域。

[0146] 即使CNN最初主要是为处理图像数据而开发的,但是应当注意,上面提及的非图像数据(肿瘤描述、病史数据)可以被轻松整合,例如以完全连接的层的级别的额外的输入连接来进行整合。

[0147] 为了预测转移病变位置(包括其概率),可以考虑区域提议网络。这里,与常规的CNN形成对比,输出神经元不再对应于离散的类别标签,而是对应于体素位置和转移病变概率。为此,如果目标器官(解剖区域)的图像被变换在规范化的参考帧中,则这可能是有益的。

[0148] 最后,基于深度学习的技术也可以用于生成概率映射图。在给定原发肿瘤的图像的情况下,结合目标器官中的带注释的转移病变区域,可以使用对应的CNN的(以感兴趣体素为中心的)逐片分析来估计体素水平上的概率。备选地,可以采用来自语义图像分割领域的更有效的网络结构。

[0149] 本发明不仅能够被扩展为预测转移病变的位置,而且能够被扩展为预测转移病变出现的时间点。如果训练集具有示出转移病变的时间发展的多幅第三图像数据402,则可以将该信息与预测图像302一起输出。在图3的示例中,输出可以指示:在接下来的2个月内,左侧预测图像302在所指示的位置处在接下来的2个月内具有83%的概率发生转移病变300,中间预测图像302在所指示的位置处在接下来的4个月内具有72%的概率发生转移病变300,而右侧预测图像302在所指示的位置处在接下来的6个月内具有66%的概率发生转移病变300。

[0150] 必须指出,上述原理可以应用于以下情况:(a)在某个区中预期会出现局部病变;(b)事先不知道预期病变的确切位置;(c)知晓预期病变的确切位置可以提供治疗和/或诊断优势。通过根据原发肿瘤预期的转移病变可以满足所有这三个条件。

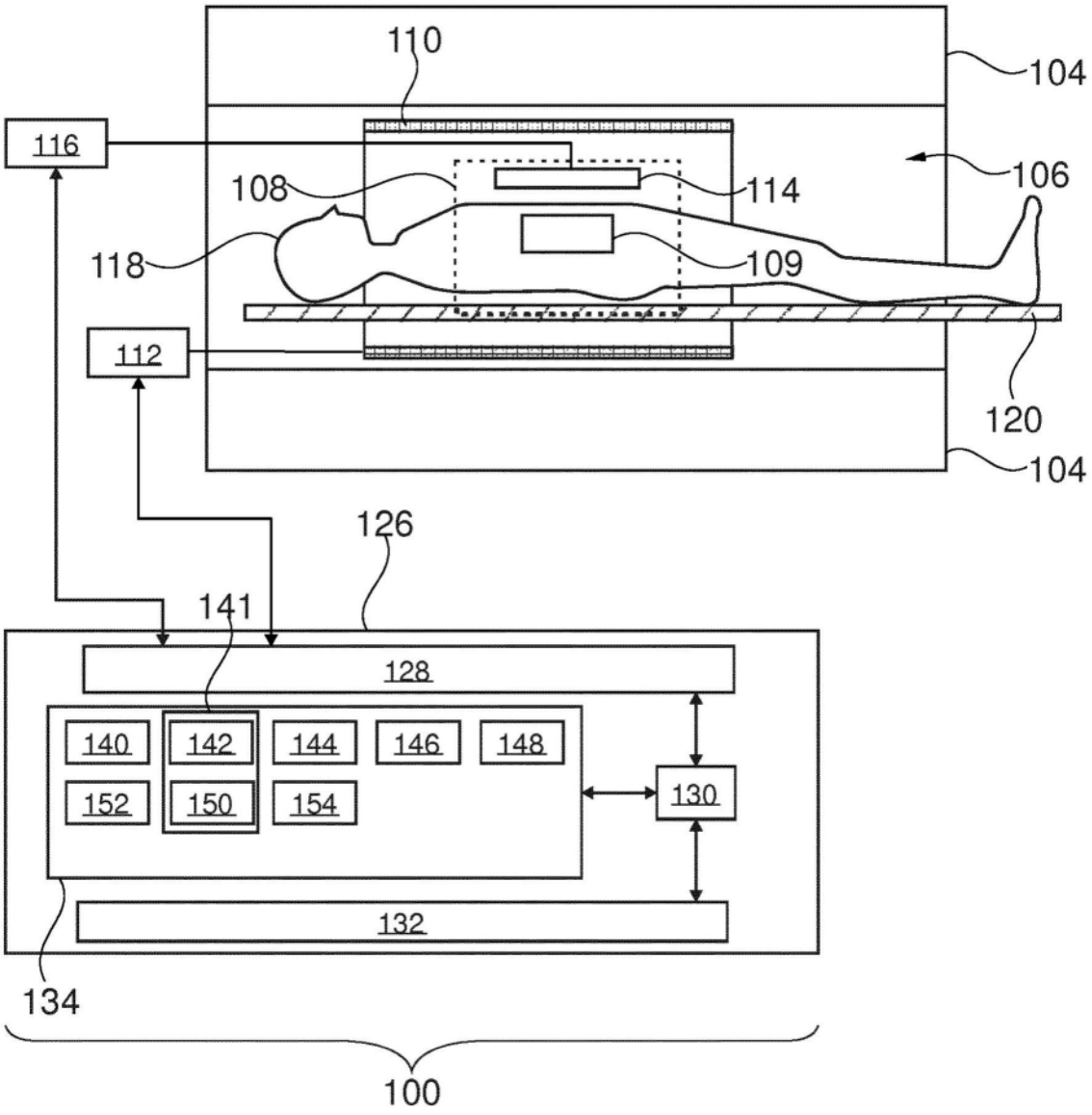

110
104
116
106
108
114
118
109
112
120
104
126
141
128
140
142
144
146
148
152
150
154
130
132
134
100

图1

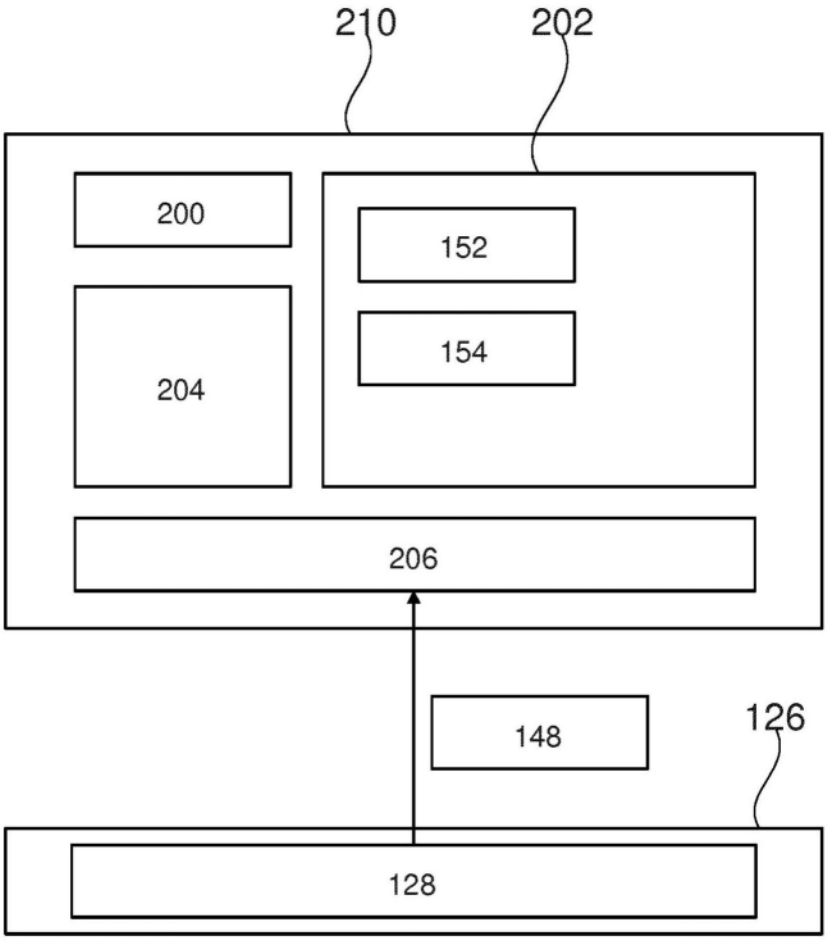


图2

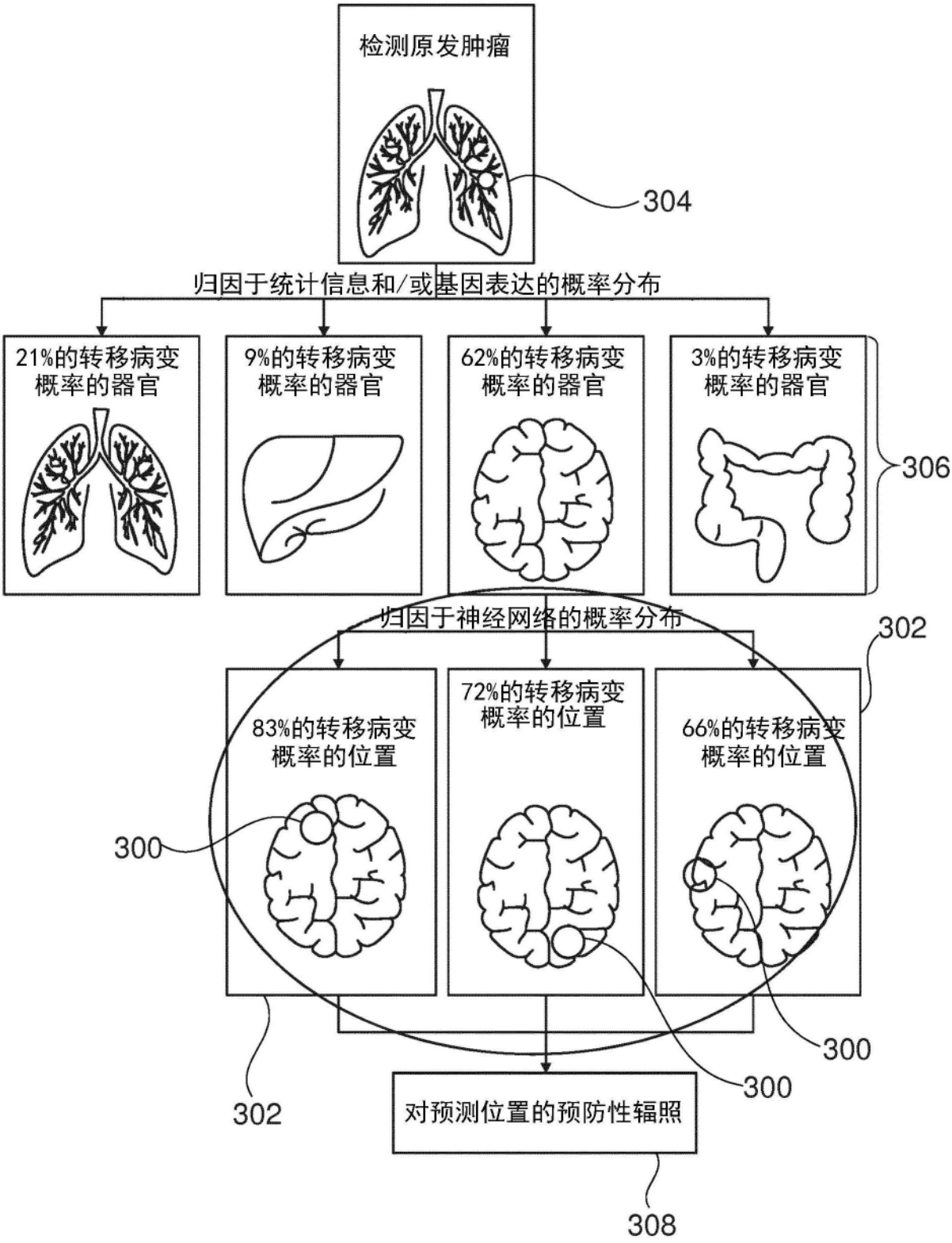

检测原发肿瘤
304
归因于统计信息和/或基因表达的概率分布
21%的转移病变概率的器官
9%的转移病变概率的器官
62%的转移病变概率的器官
3%的转移病变概率的器官
306
归因于神经网络的概率分布
302
83%的转移病变概率的位置
72%的转移病变概率的位置
66%的转移病变概率的位置
300
300
300
302
对预测位置的预防性辐照
308

图3

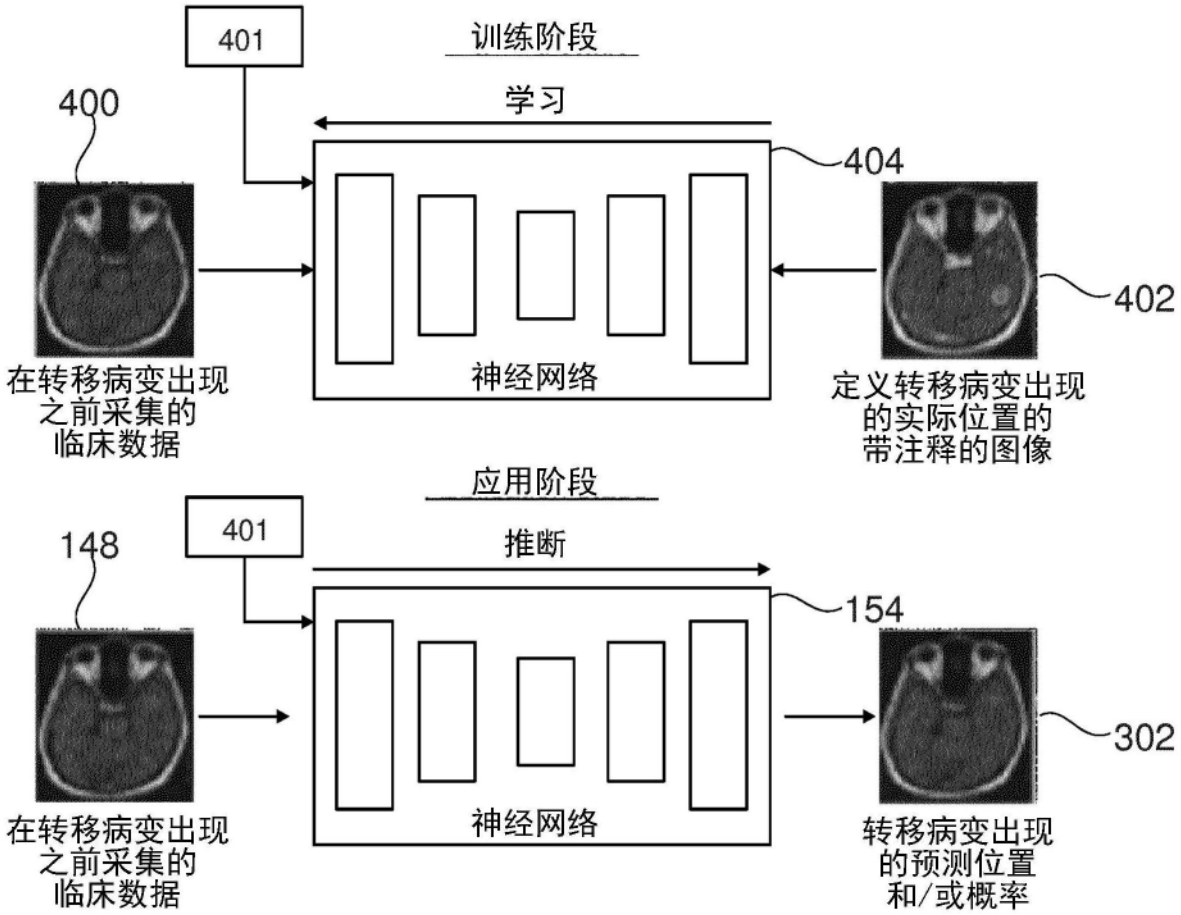

401
训练阶段
学习
400
404
402
在转移病变出现之前采集的临床数据
神经网络
定义转移病变出现的实际位置的带注释的图像
应用阶段
401
推断
148
154
302
在转移病变出现之前采集的临床数据
神经网络
转移病变出现的预测位置和/或概率

图4

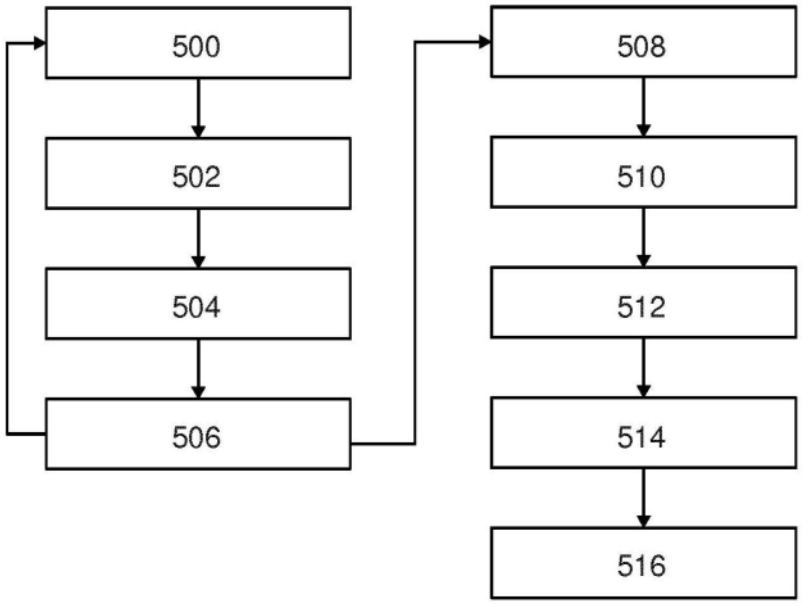

500
502
504
506
508
510
512
514
516

图5