



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 109074500 B

(45)授权公告日 2020.05.08

(21)申请号 201780007353.6

(22)申请日 2017.01.18

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109074500 A

(43)申请公布日 2018.12.21

(30)优先权数据

62/281,652 2016.01.21 US

15/385,732 2016.12.20 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2018.07.19(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2017/013962 2017.01.18(87)PCT国际申请的公布数据
W02017/127439 EN 2017.07.27(73)专利权人 医科达有限公司
地址 美国佐治亚州

(72)发明人 林登·斯坦利·希巴德 韩晓

(74)专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限公司 11227

代理人 杨铁成 杨林森

(51)Int.Cl.
G06K 9/62(2006.01)

(56)对比文件

US 2012177263 A1, 2012.07.12,

US 2002052875 A1, 2002.05.02,

CN 106062782 A, 2016.10.26,

CN 103069455 A, 2013.04.24,

CN 105765629 A, 2016.07.13,

CN 102737379 A, 2012.10.17,

CN 102239495 A, 2011.11.09,

审查员 田竞

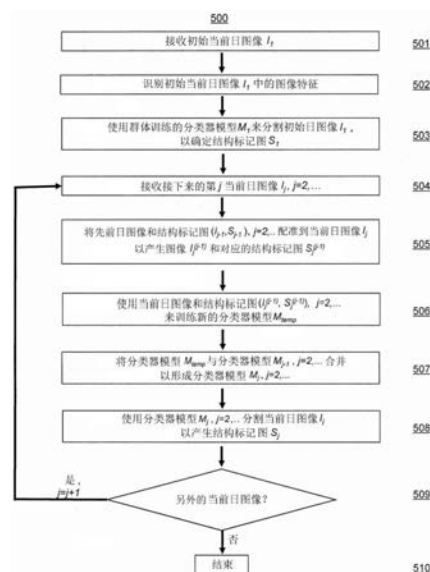
权利要求书2页 说明书15页 附图7页

(54)发明名称

用于分割同一患者的医学图像的系统和方法

(57)摘要

实施方式公开了用于分割医学图像的方法和系统。在某些实施方式中,系统包括数据库,该数据库被配置成存储由图像获取设备获取的多个医学图像。多个图像包括对象的至少一个第一医学图像和对象的第二医学图像,每个第一医学图像与第一结构标记图相关联。系统还包括处理器,该处理器被配置成:将所述至少一个第一医学图像配准到第二医学图像;使用配准的第一医学图像和对应的第一结构标记图来确定分类器模型;以及使用分类器模型来确定与第二医学图像相关联的第二结构标记图。



1. 一种用于分割医学图像的系统,所述系统包括:

数据库,其被配置成存储由图像获取设备获取的多个医学图像,所述多个医学图像包括对象的至少一个第一医学图像和所述对象的第二医学图像,每个第一医学图像与第一结构标记图相关联;

处理器,其被配置成:

将所述至少一个第一医学图像配准到所述第二医学图像;

使用经配准的第一医学图像和对应的第一结构标记图来确定卷积神经网络分类器模型;以及

使用所述分类器模型来确定与所述第二医学图像相关联的第二结构标记图。

2. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述至少一个第一医学图像包括所述对象的先前日图像的集合。

3. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述第二医学图像是所述对象的当前日图像。

4. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述第一结构标记图包括针对所述第一医学图像识别的专家结构标记。

5. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述处理器还被配置成使用群体训练的分类器模型来确定所述第一医学图像的所述第一结构标记图。

6. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述处理器还被配置成:使用基于图谱的分割方法将所述第一结构标记图配准到所述第二医学图像;以及使用经配准的第一医学图像和经配准的第一结构标记图来确定分类器模型。

7. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述分类器模型是随机森林模型。

8. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述处理器还被配置成:识别所述第二医学图像中的至少一个特征;以及将所述分类器模型应用于所述至少一个特征。

9. 根据权利要求8所述的系统,其中,所述至少一个特征是使用预训练的卷积神经网络计算的。

10. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述至少一个第一医学图像和所述第二医学图像是在患者的连续放射治疗环节期间获取的。

11. 根据权利要求1所述的系统,其中,所述处理器被配置成在放射治疗实施之前确定所述第二结构标记图。

12. 一种用于分割医学图像的计算机实现的方法,所述方法包括由至少一个处理器执行的以下操作:

从数据库接收对象的至少一个第一医学图像和所述对象的第二医学图像,所述数据库被配置成存储由图像获取设备获取的多个医学图像,每个第一医学图像与第一结构标记图相关联;

将所述至少一个第一医学图像配准到所述第二医学图像;

使用经配准的第一医学图像和对应的第一结构标记图来确定卷积神经网络分类器模型;以及

使用所述分类器模型来确定与所述第二医学图像相关联的第二结构标记图。

13. 根据权利要求12所述的方法,其中,所述至少一个第一医学图像包括所述对象的先前日图像的集合。

14. 根据权利要求12所述的方法, 其中, 所述第二医学图像是所述对象的当前日图像。

15. 根据权利要求12所述的方法, 还包括: 使用群体训练的分类器模型来确定所述第一医学图像的所述第一结构标记图。

16. 根据权利要求12所述的方法, 使用基于图谱的分割方法将所述第一结构标记图配准到所述第二医学图像。

17. 根据权利要求12所述的方法, 还包括: 识别所述第二医学图像中的至少一个特征; 以及将所述分类器模型应用于所述至少一个特征。

18. 根据权利要求12所述的方法, 其中, 所述第二结构标记图在放射治疗实施之前被确定。

19. 一种包含指令的非暂态计算机可读介质, 所述指令在由处理器执行时使所述处理器执行用于分割医学图像的方法, 所述方法包括:

从数据库接收对象的至少一个第一医学图像和所述对象的第二医学图像, 所述数据库被配置成存储由图像获取设备获取的多个医学图像, 每个第一医学图像与第一结构标记图相关联;

将所述至少一个第一医学图像配准到所述第二医学图像;

使用经配准的第一医学图像和对应的第一结构标记图来确定卷积神经网络分类器模型; 以及

使用所述分类器模型来确定与所述第二医学图像相关联的第二结构标记图。

20. 根据权利要求19所述的非暂态计算机可读介质, 包括: 使用所述处理器识别所述第二医学图像中的至少一个特征, 以及将所述分类器模型应用于所述至少一个特征, 其中, 所述至少一个特征是使用预训练的卷积神经网络计算的。

用于分割同一患者的医学图像的系统和方法

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2016年1月21日提交的美国临时申请No.62/281,652的优先权权益，该美国临时申请的全部内容通过引用并入本文中。

技术领域

[0003] 本公开内容大体上涉及图像分割。更特别地，本公开内容涉及用于使用患者的先前图像信息来辅助该患者的后续图像的分割的精确医学图像分割的系统和方法。

背景技术

[0004] 图像分割技术被广泛用于分割医学图像和确定图像内的解剖结构之间的轮廓。例如，在放射治疗中，通常进行器官的自动分割以减少取轮廓时间，并且提高轮廓精确度和各医院的一致性。然而，由于噪声、有限的图像对比度和/或低图像质量，图像的自动分割仍然是非常困难的任务。例如，已知具有较低图像质量的医学图像，例如可以用于治疗癌症患者的一些计算机断层扫描(CT)或锥形束计算机断层扫描(CBCT)图像，对于大多数软组织结构具有较低的对比度和较少的纹理。因此，主要基于图像对比度的传统图像分割方法常常不能在背景与所关注的解剖结构(例如，器官或肿瘤)之间或者在医学图像中的不同解剖结构之间找到精确的轮廓。

[0005] 医学图像分割的两种主要方法包括基于图谱的自动分割和统计学习分割。基于图谱的自动分割(ABAS)将解剖标记的图像配准到未标记的图像上并转移标记，其中，标记标识图像中的解剖结构(例如，前列腺、膀胱、直肠等)。统计学习分割根据图像中的解剖结构的体素特性对图像体素进行分类，其中，体素特性包括例如强度、纹理特征等。

[0006] 图1示出来自典型前列腺癌患者的示例性三维(3D)CT图像。图(A)示出患者的骨盆区域的3D视图，其包括患者的膀胱、前列腺和直肠。图像(B)、(C)和(D)是来自该骨盆区域的3D CT图像的轴位、矢状位冠状位。如图像(B)、(C)和(D)所示，患者的前列腺边界的大部分是不可见的。也就是说，不能容易地将前列腺与其他解剖结构区分开或确定前列腺的轮廓。相比之下，图像(E)、(F)和(G)在相同3D CT图像上示出预期的前列腺轮廓。如图1所示，仅基于图像中呈现的对比度和纹理的传统图像分割方法在被用于分割该示例性3D CT图像时可能会失败。

[0007] 机器学习技术的最新发展使得可以改进对较低质量图像的图像分割。例如，监督学习算法可以“训练”计算机来预测医学图像的每个像素或体素代表的解剖结构。这种预测通常使用像素或体素的特征作为输入。因此，分割的性能很大程度上取决于可用特征的类型。迄今为止，大多数基于学习的图像分割方法主要基于局部图像特征，例如图像强度和图像纹理。因此，这些分割方法对于较低质量的图像例如图1中所示的3D CT图像仍然是次优的。

[0008] 对来自CT图像的解剖结构的精确分割仍然是具有挑战性的问题。同一患者的经分割的连续图像在适应性计划检查/重新计划和剂量累积中具有特殊效用。连续图像必然会

采样与群体的概率分布不同的概率分布,因此应当提供辅助对新的连续图像的分割的信息。

[0009] 一些方法提出结合图谱方法和统计方法以获得改进的分割精确度。例如,一种方法将其在线学习和患者特定分类建立在位置自适应图像上下文的基础上。同样以静态图像外观特征和图像上下文特征来训练位置自适应分类器。这种方法已用于连续前列腺图像,其既定目的是随着放射治疗的进行而改善患者的前列腺分割。然而,其要求使用作为特征本身的体素块对的空间分布并且另外使用随机森林(RF)方法将数据视为三维数据对象。

[0010] 替选地,另一种方法提出在对子宫颈子宫的连续CT图像的基于图谱的分割的研究中将膀胱体积度和界标位置与常规可变形配准相结合。然而,该方法可能是计算昂贵的并且因为界标的使用需要人为干预所以容易出错。

[0011] 此外,另一种方法使用随机森林用于脑组织分割(在半监督学习模式下),使得以同一患者的解剖标记的术前图像和未标记的术后图像来训练决策森林。然而,这种方法避开了配准步骤,因此不能利用基于图谱的配准中的有用信息。

[0012] 此外,随机森林分割已与图像配准相结合以执行图像分割。这允许患者间分割,并且通过“图谱森林”的机制,将多个患者的图像配准到共同的坐标系,其中,每个森林模型具有一个图像。然而,该方法需要训练数据的不同组合以提供作为结果的模型。

[0013] 此外,结合可变形配准和随机森林的方法用于从牙科锥形束CT图像中分割面部的骨骼和牙齿。将患者图像配准到图谱以用于对分割的初始预测或估计。接下来是随机森林分类器的序列,随机森林分类器使用上下文特征作为要在该序列的每个阶段处进行训练的特征的一部分。然而,该方法需要使用可变形配准和RF分类器来基于同一患者的先前图像形成RF模型。

[0014] 所公开的方法和系统被设计成通过将基于图谱的分割与统计学习结合、将群体与同一患者(intra-patient)的图像和结构信息结合以及使得能够方便地更新患者分割模型来解决上面讨论的一个或更多个问题以便改进对放射治疗或相关领域中的医学图像的分割性能。

发明内容

[0015] 本公开内容的某些实施方式涉及一种用于分割医学图像的系统。该系统可以包括数据库,该数据库被配置成存储由图像获取设备获取的多个医学图像。多个医学图像可以包括对象的至少一个第一医学图像和对象的第二医学图像,每个第一医学图像与第一结构标记图相关联。该系统还可以包括处理器,该处理器被配置成:将所述至少一个第一医学图像配准到第二医学图像;使用经配准的第一医学图像和对应的第一结构标记图来确定分类器模型;以及使用分类器模型来确定与第二医学图像相关联的第二结构标记图。

[0016] 本公开内容的某些实施方式涉及一种用于分割医学图像的计算机实现的方法。该方法可以包括由至少一个处理器执行的操作。操作可以包括:从数据库中接收对象的至少一个第一医学图像和对象的第二医学图像,数据库被配置成存储由图像获取设备获取的多个医学图像,每个第一医学图像与第一结构标记图相关联。操作还可以包括:将所述至少一个第一医学图像配准到第二医学图像;使用经配准的第一医学图像和对应的第一结构标记图来确定分类器模型;以及使用分类器模型来确定与第二医学图像相关联的第二结构标记

图。

[0017] 本公开内容的某些实施方式涉及一种包含指令的非暂态计算机可读介质,所述指令在由至少一个处理器执行时使所述至少一个处理器执行用于分割医学图像的方法。该方法可以包括:从数据库中接收对象的至少一个第一医学图像和对象的第二医学图像,数据库被配置成存储由图像获取设备获取的多个医学图像,每个第一医学图像与第一结构标记图相关联。该方法还可以包括:将至少一个第一医学图像配准到第二医学图像;使用经配准的第一医学图像和对应的第一结构标记图来确定分类器模型;以及使用分类器模型来确定与第二医学图像相关联的第二结构标记图。

[0018] 本公开内容的另外的特征和优点部分地将在以下描述中阐述,并且部分地将根据描述是明显的,或者可以通过对本公开内容的实践来获知。借助于所附权利要求中指出的元素和组合,将实现和获得本公开内容的特征和优点。

[0019] 应当理解,前述的一般性描述和下面的详细描述仅是示例性和说明性的,并非对要求保护的本发明有限制。

附图说明

[0020] 构成本说明书的一部分的附图示出了若干实施方式,并且与说明书一起用于说明所公开的原理。

[0021] 图1示出了来自典型前列腺癌患者的示例性3D CT图像。

[0022] 图2A是示出根据本公开内容的一些实施方式的示例性放射治疗系统100的框图。

[0023] 图2B描绘了根据本公开内容的一些实施方式的示例性图像引导放射治疗设备。

[0024] 图3示出了根据本公开内容的一些实施方式的示例性图像分割系统。

[0025] 图4示出了根据本公开内容的一些实施方式的示例性医学图像处理设备。

[0026] 图5是示出根据本公开内容的一些实施方式的示例性图像分割过程的流程图。

[0027] 图6是示出根据本公开内容的一些实施方式的示例性训练方法的流程图。

具体实施方式

[0028] 虽然本文描述了所公开的原理的示例和特征,但是在不背离所公开的实施方式的精神和范围的情况下,修改、适应性的改变和其他实现是可能。而且,词语“包括(comprising)”、“具有(having)”、“包含(containing)”和“包括(including)”以及其他类似形式旨在意义上是等同的并且应当被解释为开放式的,使得在这些词语中的任一个之后的一个或更多个项并不意在是所述一个或更多个项的详尽列表,也不意在仅限于所列出的一个或更多个项。除非上下文另有明确规定,否则单数形式“一(a)”、“一个(an)”和“该(the)”旨在包括复数引用。

[0029] 符合本公开内容的系统和方法涉及使用利用基于同一对象的先前图像得到的映射图谱来训练的学习算法来分割对象的医学图像。具体地,本公开内容的实施方式提供了连续CT图像的基于图谱的自动分割(ABAS)和随机森林(RF)分割的包含了根据先前日图像及其结构学习的患者特定RF模型的各种组合。

[0030] 如本文所使用的,“学习算法”指的是可以基于现有信息或知识来学习模型或模式的任何算法。然后,可以使用所学习的模型或模式来使用新信息或知识的输入来预测或估

计输出。例如,学习算法可以是机器学习算法或任何其他合适的学习算法。在一些实施方式中,可以使用例如支持向量机(SVM)、Adaboost/Logitboost、随机森林和神经网络(例如,卷积神经网络)的监督学习算法。在一些其他实施方式中,还可以使用半监督学习算法。

[0031] 监督学习是在给定训练数据的集合的情况下推断预测模型的机器学习的分支。训练数据的每个单独的样本是包含数据向量(例如,一系列测量结果)和期望输出值的对(pair)。监督学习算法分析训练数据并产生预测器函数。当输出是离散的时,例如是标识不同组的标记列表时,预测器函数被称为分类器或分类模型。预测器函数一旦通过训练被得到,其就能够预测有效输入的正确输出值。

[0032] 在符合所公开的实施方式的情况下,图像分割可以被公式化为基于学习的分类函数,其将医学图像的每个图像点分类成解剖结构之一。如本文所使用的,“图像点”是指数字图像中的对应于不明显的对象中的物理点的图像元素。例如,图像点是2D图像中的像素或3D图像中的体素。

[0033] 在符合所公开的实施方式的情况下,图像分割还可以对图像块而不是图像点进行分割。如本文所使用的,“图像块”是要被分类在一起的一组图像点。例如,图像块可以是2D图像中的超像素,或3D图像中的超体素。当已知图像块内的图像点属于同一解剖结构时,基于图像块的分类可以是更加有效和精确的。因此,贯穿本公开内容,每当使用术语“图像点”时,其旨在涵盖基本的“图像点”和如上所定义的“图像块”。

[0034] 所公开的系统和方法提供了图像的估计结构标记图。标记图指的是各自将相应的图像点标识为在所关注的特定结构内的结构标记的图。替选地,在符合本公开内容的情况下,标记图也可以是概率图,其包含结构标记,每个结构标记表示图像点属于该结构的概率。例如,当分割包括多个结构的图像时,图像点的结构标记可以提供指示图像点有多大可能性属于所考虑的结构中的每个结构的概率值的集合。

[0035] 在符合所公开的实施方式的情况下,使用训练图像的集合来训练分类器。如本文所使用的,“训练图像”是图像点已经被分类和标记的图像。例如,训练图像可以是图谱。如本文中一致地使用的,“图谱”包括图像和指示图像点属于哪个(哪些)结构的相应结构描绘(注释)。图谱中的图像,又被称为图谱图像,可以是在较早时间处取得的目标患者的先前图像。结构描绘可以表示为例如结构标记图、结构表面或结构轮廓。下面的描述使用标记图作为结构描绘的示例,并且类似地适用于结构表面和轮廓的情况。

[0036] 在符合所公开的实施方式的情况下,训练过程使用从图谱图像中提取的特征和对应的结构描绘来训练分类器。一旦被使用下面更详细讨论的过程适当地训练,则这种算法可以用于分割新图像。

[0037] 在符合所公开的实施方式的情况下,训练过程中使用的图谱可以从要分割的新图像的同一的对象的先前图像得到。这种训练图像与要分割的新图像之间的相似性可以提高分割的精确度和效率。在一些实施方式中,用于训练分类器的图谱可以通过使用先前训练的分类器分割先前图像来获得。在一些实施方式中,所使用的图谱可以被配准到当前图像。

[0038] 在符合所公开的实施方式的情况下,使用在放射治疗过程期间获得的同一患者的图像。通常在图像之间一天或更多天获得同一患者的图像,以检查患者对规定治疗的反应。使用患者的先前图像信息描绘同一患者的解剖结构的连续图像的解剖结构来辅助后续图像的分割。精确的连续图像分割是适应性治疗计划评估/重新计划和剂量累积的先决条件。

[0039] 在符合所公开的实施方式的情况下,连续CT图像的基于图谱的自动分割(ABAS)和统计学习(SL)分割的结合可以改进在适应性计划和确定剂量累积期间的同一患者的被分割的连续图像。该结合还可以提高预测精确度并因此提高图像分割的质量。此外,与基于未配准的图像的模型相比,使用先前日的图像和可变形地配准到后续日的图像的结构以形成统计模型可以提供较精确的分割。

[0040] 基于图谱的分割将具有附接到其体素的解剖标记的图像(图谱)配准到目标图像,并且然后将图谱标记分配给相应的目标体素。统计学习使用其中标记与特征空间的区域相关联的分类器程序来分配目标体素标记。特征包括图像的体素强度、外观(局部变化测量)和结构特性。通过根据标记的图像对分类器程序进行训练来学习标记特征关联性。

[0041] 在实施方式中,使用的统计学习方法是随机森林(RF)方法。随机森林是决策树的集合。从随机采样训练数据(例如体素块的体素平均强度,以及随机定位在索引体素周围的块对)以及随机选择嵌入数据中的变量开始,该方法确定样本到标记类别的最佳参数划分,划分数据样本,并且然后遵循划分的数据直到其中找到最佳划分的下一对节点。在实施方式中,递归地执行该方法直到在最大树深度处终止,或者直到达到最小样本尺寸。末端树节点(例如,叶子)提供标记分配。如此训练的树在通过树的节点处理新的特征数据时执行分类。多棵树增加了分类器的辨别力。随机森林分类器抗过度拟合,并且可以用于有效的图像分割。与仅使用群体模型的方法相比,包含根据先前日图像及其结构来学习的患者特定RF模型的分割方法提供更精确的分割。

[0042] 尽管将ABAS分割和RF分割的结合用作符合当前所公开的示例性结合,但是也构想了包括上面讨论的那些学习算法的其他统计学习算法和与ABAS的各种结合。此外,所公开的图像分割系统和方法可以应用于分割从任何类型的成像形态(modality)获得的医学图像,包括但不限于X射线、CT、CBCT、螺旋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)和光学图像。此外,所公开的图像分割系统和方法可以适于分割2D图像和3D图像。

[0043] 现在参考附图来描述示例性实施方式。在任何方便的情况下,贯穿附图使用相同的附图标记来指代相同或相似的部分。

[0044] 图2A是示出根据本公开内容的一些实施方式的示例性放射治疗系统100的框图。放射治疗系统100可以是IGRT系统。如图2A所示,放射治疗系统100可以包括控制台110、数据库120、放射治疗设备130和图像获取设备140。在一些实施方式中,如图2A中的虚线框150所示,放射治疗设备130和图像获取设备140可以集成到单个图像引导的放射治疗设备150中。在一些实施方式中,放射治疗设备130和图像获取设备140可以是独立的设备。在一些实施方式中,如图2A中的放射治疗设备130与图像获取设备140之间的点划线所示,放射治疗设备130和图像获取设备140可以物理地或通信地相互连接。

[0045] 控制台110可以包括用于控制放射治疗设备130和图像获取设备140和/或用于执行诸如治疗计划、治疗执行、图像获取、图像处理、运动跟踪、运动管理或放射治疗过程中涉及的其他任务的功能或操作的硬件和软件部件。控制台110的硬件部件可以包括:一个或更多个计算机(例如,通用计算机、工作站、服务器、终端、便携式/移动设备等);处理器设备(例如,中央处理单元(CPU)、图形处理单元(GPU)、微处理器、数字信号处理器(DSP)、现场可编程门阵列(FPGA)、专用或专门设计的处理器等);存储器/存储设备(例如,只读存储器

(ROM)、随机存取存储器(RAM)、闪速存储器、硬盘驱动器、光盘、固态驱动器(SSD)等);输入设备(例如,键盘、鼠标、触摸屏、麦克风、按钮、旋钮、轨迹球、控制杆、手柄、操纵杆等);输出设备(例如,显示器、打印机、扬声器、振动设备等);或其他合适的硬件。控制台110的软件部件可以包括操作系统软件、应用软件等。例如,如图2A所示,控制台110可以包括治疗计划/实施软件115,治疗计划/实施软件115可以被存储在控制台110的存储器/存储设备中。软件115可以包括用于执行下面详细描述的过程的计算机可读和可执行代码或指令。例如,控制台110的处理器设备可以通信地连接到存储软件115的存储器/存储设备,以访问和执行代码或指令。代码或指令的执行可以使处理器设备执行操作以实现符合所公开的实施方式的一个或多个功能。

[0046] 控制台110可以通信地连接到数据库120以访问数据。在一些实施方式中,数据库120可以使用诸如控制台110附近的一个或多个硬盘驱动器、光盘和/或服务器的本地硬件设备来实现。在一些实施方式中,数据库120可以在相对于控制台110被远程定位的数据中心或服务器中实现。控制台110可以通过有线或无线通信来访问存储在数据库120中的数据。

[0047] 数据库120可以包括患者数据122。患者数据可以包括诸如下述的信息:(1)与患者解剖区域、器官或关注的分割数据的量相关联的成像数据(例如,MRI、CT、X射线、PET、SPECT等);(2)功能性器官建模数据(例如,连续器官对平行器官,以及适当的剂量反应模型);(3)辐射剂量数据(例如,可以包括剂量体积直方图(DVH)信息);或(4)关于患者或治疗过程的其他临床信息。

[0048] 数据库120可以包括机器数据124。机器数据124可以包括与放射治疗设备130、图像获取设备140或与放射治疗相关的其他机器相关联的信息,例如辐射束尺寸、弧放置(arc placement)、开/关持续时间、放射治疗计划数据、多叶准直器(MLC)配置、MRI脉冲序列等。

[0049] 图像获取设备140可以提供患者的医学图像。例如,图像获取设备140可以提供以下中的一个或多个:MRI图像(例如,2D MRI、3D MRI、2D流式MRI、4D体积MRI、4D电影MRI);计算机断层扫描(CT)图像;锥束CT图像;正电子发射断层扫描(PET)图像;功能性MRI图像(例如,fMRI、DCE-MRI、扩散MRI);X射线图像;荧光图像;超声图像;放射治疗射野图像;单光子发射计算机断层扫描(SPECT)图像等。因此,图像获取设备140可以包括MRI成像设备、CT成像设备、PET成像设备,超声成像设备、荧光设备、SPECT成像设备或用于获得患者的医学图像的其他医学成像设备。

[0050] 放射治疗设备130可以包括Leksell伽玛刀、线性加速器或LINAC或者能够以可控方式将辐射输送到患者的关注解剖区域的其他合适设备。

[0051] 图2B描绘了符合所公开的实施方式的示例性图像引导放射治疗系统200。在符合一些实施方式的情况下,所公开的图像分割系统可以是如参照图2A描述的放射治疗系统的一部分。如所示的,系统200可以包括床210、图像获取设备220和辐射输送设备230。系统200根据放射治疗计划向患者实施放射治疗。

[0052] 床210可以在治疗环节(treatment session)期间支承患者(未示出)。在一些实现方式中,床210可以沿着水平平移轴(标记为“I”)移动,使得床210可以将躺在床210上的患者移入和/或移出系统200。床210还可以围绕横向于平移轴的中心竖直旋转轴进行旋转。为了允许这样的移动或旋转,床210可以具有电机(未示出),电机使得床能够在各个方向上移

动和沿着各个轴旋转。控制器(未示出)可以控制这些移动或旋转,以便根据治疗计划适当地定位患者。

[0053] 在一些实施方式中,图像获取设备220可以包括用于在治疗环节之前、期间和/或之后获取患者的2D或3D MRI图像的MRI机器。图像获取设备220可以包括磁体221,磁体221用于产生用于磁共振成像的主磁场。由磁体221的操作产生的磁场线可以基本上平行于中心平移轴I延伸。磁体221可以包括其轴线平行于平移轴I延伸的一个或更多个线圈。在一些实施方式中,磁体221中的一个或更多个线圈可以间隔开,使得磁体221的中心窗223没有线圈。在其他实施方式中,磁体221中的线圈可以足够薄或具有降低的密度,使得它们对由放射治疗设备230产生的波长的辐射基本上是透射的。图像获取设备220还可以包括一个或更多个屏蔽线圈,所述一个或更多个屏蔽线圈可以在磁体221外部产生大致相等幅度和相反极性的磁场,以消除或减少磁体221外部的任何磁场。如下所述,放射治疗设备230的辐射源231可以定位在磁场被消除(至少至一阶(at least to a first order))或者被减小的区域中。

[0054] 图像获取设备220还可以包括两个梯度线圈225和226,所述两个梯度线圈225和226可以产生叠加在主磁场上的梯度磁场。线圈225和226可以在合成磁场中产生梯度,该梯度允许对质子的空间编码,使得可以确定质子的位置。梯度线圈225和226可以围绕与磁体221的公共中心轴被定位,并且可以沿着该中心轴线被移位。移位可以在线圈225与线圈226之间产生间隙或窗。在其中磁体221还包括线圈之间的中心窗223的实施方式中,两个窗可以彼此对准。在一些实施方式中,图像获取设备220可以是除MRI之外的成像设备,例如X射线、CT、CBCT、螺旋CT、PET、SPECT、光学断层成像、荧光成像、超声成像或放射治疗射野成像设备。

[0055] 放射治疗设备230可以包括辐射源231,例如X射线源或线性加速器,以及多叶准直器(MLC) 233。放射治疗设备230可以被安装在框架(chassis) 235上。当床210被插入治疗区域时,一个或更多个框架电机(未示出)可以将框架235围绕床210旋转。在实施方式中,当床210被插入治疗区域时,框架235能够围绕床210连续旋转。框架235还可以具有附接的辐射检测器(未示出),优选地位于辐射源231的对面,并且其中框架335的旋转轴位于辐射源231与检测器之间。此外,设备230可以包括控制电路(未示出),该控制电路用于控制例如床210、图像获取设备220以及放射治疗设备230中的一个或更多个。放射治疗设备230的控制电路可以集成在系统200内或远离系统200。

[0056] 在放射治疗环节期间,患者可以被定位在床210上。然后,系统200可以将床310移动到由磁线圈221、225、226和框架235限定的治疗区域中。然后,控制台240可以控制辐射源231、MLC 233和一个或更多个框架电机,以根据放射治疗计划通过线圈225与226之间的窗将辐射输送给患者。

[0057] 图3示出了根据本公开内容的一些实施方式的用于分割医学图像的示例性图像分割系统300。图像分割系统300可以包括医学图像数据库301、分类器训练单元302、结构分类单元303和网络305。在一些实施方式中,图像分割系统300可以包括比图3中所示部件更多或更少的部件。例如,当预先训练并提供了解剖分类器时,图像分割系统300可以仅包括结构分类单元303、医学图像数据库301以及可选地包括网络305。

[0058] 在一些实施方式中,图像分割系统300的各个部件可以彼此远程地定位,并且可以

通过网络305连接。在一些替选实施方式中,图像分割系统300的某些部件可以位于同一地点或位于一个设备内。例如,医学图像数据库301可以位于具有分类器训练单元302的地点,或者是分类器训练单元302的一部分。作为另一示例,分类器训练单元302和结构分类单元303可以在同一计算机或处理设备内。

[0059] 图像分割系统300可以用于对存储在医学图像数据库301中的连续的同一患者CT图像进行分割。在符合本公开内容的前提下,“连续图像”可以是在患者的连续放射治疗环节期间获取的图像。根据患者的放射治疗计划,可以以设定频率(例如,每天、每周等)或在离散时间点处执行连续放射治疗环节。连续图像可以包括当前图像和先前图像。在一些实施方式中,“当前图像”可以是患者的当日医学图像,例如,在当日发生的患者的治疗环节期间取得的图像。如图3所示,分类器训练单元302可以与医学图像数据库301进行通信以接收同一患者的一个或更多个“先前图像”。“先前图像”可以是在同一患者的但是在之前日发生的治疗环节期间取得的图像。存储在医学图像数据库301中的先前图像可以是包含先前放射治疗环节的图像的医学图像数据库获得的。

[0060] 在一些实施方式中,可以对先前图像进行预分割。例如,可以由图像分割系统300自动地,或者由用户313人工地对先前图像进行分割。用户313可以是专家,例如放射科医师或熟悉医学图像中的解剖结构的另一医师,其提供与先前图像相关联的专家结构标记图。在该情况下,先前图像及其对应的结构标记图变为能够由分类器训练单元302容易地使用以训练结构分类器的图谱。

[0061] 如果先前图像未被预分割,则可将它们发送到结构分类单元303以进行分割。在一些实施方式中,结构分类单元303可以使用最近训练的分类器来分割先前图像,或者使用选择的先前训练的分类器的合并分类器来进行分割。结构分类单元303可以为每个先前图像提供结构标记图。然后,结构分类单元303可以将由先前图像和先前图像的对应结构标记图组成的图谱作为训练图像提供给分类器训练单元302。

[0062] 分类器训练单元302可以使用从医学图像数据库301接收的训练图像来利用学习算法生成结构分类器。如图3所示,分类器训练单元302可以包括图谱配准模块321、特征提取模块322和训练模块323。分类器训练单元302可以另外包括输入和输出接口(未示出)以与医学图像数据库301、网络305和/或用户312进行通信。在符合一些实施方式的前提下,分类器训练单元302可以用由执行解剖分类器训练过程的软件专门编程的硬件(例如,如图4中公开的)来实现。

[0063] 图谱配准模块321可以将先前图像配准到当前图像。图像配准是将不同数据集变换到一个坐标系中的过程。典型的图像配准算法是基于强度的或基于特征的,或者是两者的结合。特别地,基于特征的方法找到图像特征例如点、线和轮廓之间的对应关系。在一些实施方式中,配准过程可以包括将图谱图像的图像点映射到当前图像的图像点。在一些替选实施方式中,配准过程可以包括将图谱图像和当前图像两者映射到参考图像。在这些实施方式中,参考图像可以例如是平均图谱图像或通用模板图像。这样,图谱图像被“间接地”映射到当前图像。可以使用各种图像配准方法,例如线性配准、目标驱动的“多项式平滑”非线性配准(object-driven“poly-smooth”non-linear registration)或形状约束的稠密可变形配准(shape-constrained dense deformable registration)中的任意一种或组合。通过执行图像配准,针对每个图谱计算从图谱图像到参考图像的图像变换。

[0064] 图谱配准模块321还可以使用用于图谱的对应图像变换将每个图谱的描绘(例如,结构标记)映射到参考图像的空间。映射的结构标记表示当前图像的独立于对应图谱的分类数据,即独立于对应图谱的分割结果。

[0065] 映射的图谱图像和相应的映射的结构标记构成映射图谱,也被称为“配准图谱”。在一些实施方式中,分类器训练单元302可以使用映射图谱来训练用于分割当前图像的结构分类器。替选地,分类器训练单元302可以使用映射的图谱图像以及专家结构标记图以用于训练。

[0066] 特征提取模块322可以针对每个所选图像点确定和得到一个或多个特征,例如图像强度、图像纹理、图像块和强度剖面的曲率。该特征提取过程可以针对训练图像中的选定图像点的集合进行重复,直到已经选择和处理了训练图像中的所有图像点。

[0067] 训练模块323可以使用所选择的图像点作为训练数据来训练分类器。在一些实施方式中,训练可以基于学习算法,例如监督机器学习算法。例如,可以使用诸如支持矢量机(SVM)、Adaboost/Logitboost、随机森林和神经网络的学习算法。对分类器进行训练,使得当将训练图像中的特定图像点的特征输入到模型时,模型输出与图像点的预定结构标记匹配的解剖结构的预测。在使用来自许多训练图像的许多图像点进行训练之后,分类器变得有足够的能力对任何新图像中的未分类图像点的解剖结构进行预测。

[0068] 结构分类单元303可以从分类器训练单元302接收训练的结构分类器。如图3所示,结构分类单元303可以包括特征提取模块331和分类模块332。结构分类单元303可以另外包括输入和输出接口(未示出)以与医学图像数据库301、网络305和用户313进行通信。在符合一些实施方式的情况下,结构分类单元303可以用由执行解剖分类器训练过程的软件专门编程的硬件(例如,如图4中公开的)来实现。

[0069] 结构分类单元303可以与医学图像数据库301进行通信以接收一个或多个当前图像。当前图像可以与先前图像属于同一对象。特征提取模块331可以与特征提取模块322具有类似的硬件和软件结构。特征提取模块331可以识别从医学图像数据库301接收的每个当前图像上的一个或多个特征。由特征提取模块331提取的特征可以与由特征提取模块322在训练阶段期间使用的那些特征相同或相似。可以将确定的特征提供给分类模块332。

[0070] 分类模块332可以使用从分类器训练单元302接收的经训练的结构分类器和从特征提取模块331接收的特征来针对各个图像点预测结构标记。当所有选择的图像点均被分类时,分类模块332可以输出分割图像。在一些实施方式中,分割图像可以被显示给用户313,和/或被提供给治疗计划/实施软件115以供进一步治疗使用。在一些实施方式中,分割图像可以被自动存储在医学图像数据库301中并变成先前图像。

[0071] 网络305可以提供图像分割系统300中的任何上述部件之间的连接。例如,网络305可以是局域网(LAN)、无线网、云计算环境(例如,软件即服务、平台即服务、基础设施即服务)、客户端-服务器、广域网(WAN)等。

[0072] 图4示出了根据本公开内容的一些实施方式的示例性医学图像处理设备400。医学图像处理设备400可以是分类器训练单元302、结构分类单元303或它们的组合的实施方式。在另一实施方式中,处理设备400可以集成到控制台110或放射治疗设备230中,如图2A至图2B所示。在一些实施方式中,医学图像处理设备400可以是专用计算机或通用计算机。例如,医学图像处理设备400可以是为医院定制的计算机,以处理图像获取和图像处理任务。

[0073] 如图4所示,医学图像处理设备400可以包括处理器421、存储器422、数据库425、数据存储设备426,输入/输出接口427,网络接口428和显示器429。处理设备400的部件可以经由总线连接。

[0074] 处理器421可以是一个或更多个通用处理设备,例如微处理器、中央处理单元(CPU)、图形处理单元(GPU)等。更具体地,处理器421可以是复杂指令集计算(CISC)微处理器、精简指令集计算(RISC)微处理器、超长指令字(VLIW)微处理器、实现其他指令集的处理器的组合的处理器。处理器421还可以是一个或更多个专用处理设备,例如专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)、数字信号处理器(DSP)、片上系统(SoC)等。处理器421可以通信耦接至存储器422并且被配置成执行存储在存储器422上的计算机可执行指令。

[0075] 存储器422可以包括例如只读存储器(ROM)、闪速存储器、随机存取存储器(RAM)和静态存储器。在一些实施方式中,存储器422可以存储计算机可执行指令例如一个或更多个图像处理程序423,以及在执行计算机程序时使用或生成的数据,例如医学图像数据424。处理器421可以执行图像处理程序423以实现解剖分类器训练单元302和/或结构分类单元303的功能。处理器421还可以从存储器422发送/接收医学图像数据424。例如,处理器421可以接收存储在存储器422中的先前图像数据或当前图像数据。处理器421还可以生成中间数据,例如图像特征和结构标记,并将它们发送到存储器422。

[0076] 医学图像处理设备400可以可选地包括数据库425,数据库425可以包括医学图像数据库301或与医学图像数据库301通信。数据库425可以包括以集中式或分布式方式定位的多个设备。处理器421可以与数据库425进行通信以将图像读取到存储器422中或者将来自存储器422的分割图像存储到医学图像数据424。

[0077] 数据存储设备426可以是能够用于存储与由处理器421执行的图像处理任务相关联的数据的辅助存储器。在一些实施方式中,数据存储设备426可以包括机器可读存储介质。虽然实施方式中的机器可读存储介质可以是单个介质,但是术语“机器可读存储介质”应被视为包括存储计算机可执行指令或数据的一个或更多个集合的单个介质或多个介质(例如,集中式或分布式数据库,和/或相关的高速缓存和服务器等)。术语“机器可读存储介质”还应被视为包括能够对用于由机器执行的指令集合进行存储和编码并且使机器执行本公开内容的任何一种或更多种方法的任何介质。因此,术语“机器可读存储介质”应当被视为包括但不限于固态存储器、光学介质和磁介质。

[0078] 输入/输出427可以被配置成允许由医学图像处理设备400接收和/或发送数据。输入/输出427可以包括允许处理设备400与用户或其他机器和设备进行通信的一个或更多个数字和/或模拟通信设备。例如,输入/输出427可以包括供用户312或用户313提供输入的键盘和鼠标。

[0079] 网络接口428可以包括:网络适配器;线缆连接器;串行连接器;USB连接器;并行连接器;高速数据传输适配器,例如光纤、USB 3.0、雷电(thunderbolt)等;无线网络适配器,例如WiFi适配器、电信(3G,4G/LTE等)适配器等。医学图像处理设备400可以通过网络接口428连接到网络305。显示器429可以是适用于显示医学图像的任何显示设备。例如,显示器429可以是LCD、CRT或LED显示器。

[0080] 在一些实施方式中,可以在显示器428上向用户显示分割的当前图像。在一些实施

方式中,分割的当前图像可以被提供给治疗计划/实施软件115以供将来医疗使用和/或被存储在医学图像数据库301中以用于将来的图像分割任务。

[0081] 精确分割的图像或解剖结构的限定明确的轮廓可以对依赖于分割结果的各种应用有益。例如,结构分类结果还可以帮助生成解剖结构的体积大小的精确估计。对于某些解剖结构例如膀胱,体积大小在为了治疗而来计算变形场和剂量优化时是重要的。在膀胱的示例中,体积大小可能在不同的治疗环节期间显著改变。因此,对膀胱的尺寸的精确估计将给出关于膀胱周围的相对位置或变形的重要先备知识,并且因此有助于即时 (on the fly) 计算变形场或优化剂量分布。

[0082] 图5是示出使用组合的基于图谱的分割和统计学习分割的示例性图像分割方法500的流程图。在一些实施方式中,方法500可以由图像分割系统300的部件例如分类器训练单元302和结构分类单元303来执行。构想的是,方法500可以被应用于分割一个关注的结构或同时分割在空间上相邻并且高度相关的一组关注的结构,例如膀胱、前列腺和直肠。各种机器学习方法,例如RF方法,可以同时处理多个结构的分割。当多个结构在空间上相邻并因此高度相关时,多结构分类器模型会是有益的。

[0083] 如图5所示,在501处,医学图像处理设备400可以从数据库例如医学图像数据库301接收初始日医学图像 I_1 。在一些实施方式中,医学图像 I_1 表示患者的在第二日的先前日医学图像。

[0084] 在502处,医学图像处理设备400可以从第二日图像 I_1 识别至少一个特征。例如,可以通过结构分类单元303的特征提取模块332来识别所述至少一个特征。这些特征可以与用于如下面将结合图6更详细地描述地训练结构分类器的特征是相同的类型。可以使用各种方法来计算属性,包括使用机器学习模型例如卷积神经网络模型。

[0085] 在503处,通过群体训练的分类器模型 M_1 来分割第二日图像 I_1 。例如,可以通过随机森林模型 M_1 来分割第二日图像,其中随机森林模型 M_1 是来自患者群体的训练图像进行训练的。第二日图像 I_1 可以由群体训练的 M_1 进行分割以产生例如表示前列腺、膀胱、直肠和/或其他器官的结构标记图 S_1 。

[0086] 在504处,医学图像处理设备400可以从数据库例如医学图像数据库301接收第j后续日医学图像 I_j 。医学图像 I_j 表示同一患者在第二日或者任何后续的第j日(其中 $j=2, \dots$)的后续日医学图像。在一些实施方式中,在同一患者的连续放射治疗环节期间获取第二日图像 I_1 和后续日医学图像 I_j 。例如,医学图像可以在由图像引导放射治疗系统200实施的相继治疗环节期间由图像获取设备220获取。

[0087] 在505处,可以将来自步骤603的先前日图像 I_{j-1} , $j=2, \dots$ 及其对应的结构标记图 S_{j-1} 用作图谱并且配准到当前日图像 I_j 以获得配准图像 $I_j^{(j-1)}$ 和对应的基于图谱的分割结构标记图 $S_j^{(j-1)}$ 。例如,将 I_1 、 S_1 用作图谱以将 I_1 可变形地配准到第二日图像 I_2 以获得配准图像 $I_2^{(1)}$ 和第二日结构标记图 $S_2^{(1)}$ 。上标是指图谱日号码,用于将初步分割结果 $S_j^{(j-1)}$ 与下面在508中描述的全模型分类 S_j 区分开。

[0088] 在506处,以如上所述在步骤505中获得的图像 $I_j^{(j-1)}$ 和结构图 $S_j^{(j-1)}$ 来训练分类器模型 M_{temp} 。在一些实施方式中,可以根据图6中描述的示例性训练方法来训练模型。例如,可以

以集合 $I_j^{(j-1)}$ 、 $S_j^{(j-1)}$ 来训练新的随机森林模型 M_{temp} 。

[0089] 在507处,将训练的新分类器模型 M_{temp} 与先前日分类器模型 M_{j-1} 合并以获得新的分类器模型 M_j 。可以使用各种方法来合并模型。例如,可以基于模型 M_{temp} 和模型 M_j 的模型参数来确定模型参数。

[0090] 在508处,使用组合模型来分割当前日图像 I_j ,以产生结构标记图 S_j 。该结构标记图 S_j 是从模型 M_j 得到的,而结构标记图 $S_j^{(j-1)}$ 是通过使用之前日数据 I_{j-1} , S_{j-1} 的基于图谱的分割而获得的。作为508的一部分,可以类似于502对第j先前日图像执行特征提取。

[0091] 在509处,该方法确定是否该患者的所有后续先前日图像已经被用于训练分类器模型。如果存在该患者另外的后续先前日图像,则医学图像处理设备400重复步骤504至509以训练模型 M_j (其中j表示第j治疗日),直到处理了所有后续先前日图像。在510处,当前日图像 I_j 的分割完成。

[0092] 任何第j治疗日的模型 M_j 是通过以下面的数据训练分类器来获得的,所述数据是配准的先前日图像与其对应的结构标记图 $I_j^{(j-1)}$, $S_j^{(j-1)}$ 的并集,所述并集由下式来表示:

$$[0093] \quad \left\{ \bigcup_{i=2}^j (I_i^{(i-1)}, S_i^{(i-1)}) \right\}, j \geq 2, j = \text{当前日}。$$

[0094] 如统计学习方法允许,训练分阶段进行:每个阶段一个先前日,产生模型 M_{temp} ,然后模型 M_{temp} 与先前日的模型相结合。

[0095] 在其他实施方式中,训练数据整体可以包含除从基于图谱的分割得到的结构标记图以外的其他形式的结构标记图。例如,结构标记图可以是由专家程序或人类专家校正的基于图谱的分割结构。

[0096] 在其他实施方式中,可以使基于群体的模型 M_1 (这里,包括在所得到的模型 M_j 中)与模型 M_2 至 M_j 分离。

[0097] 在其他实施方式中,可以改变训练数据的组成,使得每个第j治疗日的训练数据是自治疗开始进行累积的,并且根据所有累积的训练数据来创建模型——而不是顺序合并相继日的训练模型。这适用于诸如神经网络的统计学习方法,神经网络与随机森林或决策森林不同,它具有不易被分解为每日数据训练的增量的模型。

[0098] 在一些实施方式中,可以在向患者实施放射治疗之前执行方法500,并且可以将确定的结构标记图 S_j 提供给治疗计划/实施软件115。该分割结果可以用于调整放射治疗计划。为了该目的,可以在即将到来的放射治疗环节紧之前执行分割(方法500),或者在即将到来的放射治疗环节的前一日执行。

[0099] 图6是示出用于使用图谱来训练结构分类器模型的示例性训练方法600的流程图。在一些实施方式中,方法600可以用于实现上述图5的步骤506。在一些实施方式中,方法600可以由分类器训练单元302执行。结构分类器模型可以是随机森林模型,例如图5的分类器模型 M_j 。

[0100] 如图6所示,在601处,分类器训练单元302可以接收包括训练图像和指示训练图像的图像点所属的结构的对应结构标记图的图谱。在一些实施方式中,图谱可以是配准的图

谱,例如图谱 $I_j^{(j-1)}$ 、 $S_j^{(j-1)}$ 。

[0101] 在602处,特征提取模块322可以从每个训练图谱的映射的图谱图像选择多个训练样本。每个训练样本可以对应于单个图像点或一组图像点(这样的一组图像点也被称为超级图像点)。根据本公开内容,来自映射的图谱图像的训练样本可以包括映射的图谱图像上的全部或部分图像点。当仅将一部分图像点用于训练时,可以执行样本选择以确定使用什么图像点。例如,可以在整个映射的图谱图像上完全随机地选择训练样本,或者从距离关注的结构的边界一定距离内的区域中选择训练样本。作为另一示例,可以通过配准结果来引导样本选择,使得可以从模糊区域中选择更多样本,其中,所述模糊区域即是来自不同的映射图谱的结构标记彼此不完全一致或者不一致大于一定程度的区域(例如,十个映射图谱中的三个或更多个映射图谱具有与其他映射图谱的确定不同的确定)。

[0102] 在603处,特征提取模块322可以确定图像点的至少一个图像特征。可以提取各种类型的特征,例如图像强度值、图像位置、图像梯度和梯度幅度、图像的黑塞矩阵的本征值、图像纹理度量,图像纹理度量例如能量、熵、对比度、同质性以及局部共生矩阵的相关性、变尺寸的局部图像块。替选地,也可以使用机器学习模型自动地和适应性地计算属性或特征。例如,可以训练卷积神经网络模型以从样本图像中提取相关特征,以及可以将预训练模型应用于训练样本以产生属性。除其他层之外,卷积神经网络通常包括产生各种尺寸的特征图(feature map)的若干卷积层。特征图包含表征输入图像(或输入图像中的选定部分)的通用特征,并且因此可以用作结构分类器中的特征以进一步改进分类结果。可以使用来自各种卷积层(例如,顶层、中间层、底层)或从这些层中选择的层的特征。在一些实施方式中,如果训练图谱已经包括要由机器学习算法使用的图谱图像点的属性,则可以省略属性的计算。

[0103] 在604处,训练模块323可以应用学习算法以基于所识别的图像点的图像特征来生成解剖分类模型。机器学习算法可以是监督学习算法,其在给定了训练数据集的情况下设法推断预测模型。例如,用于训练结构分类器的机器学习算法可以是随机森林(RF)机器学习算法,RF机器学习算法可以自然地处理多个类,即,一个分类器对若干个结构进行分类。RF分类器的输出可以是输入数据属于哪个类——即,相应图像点属于哪个结构——的概率估计。在605处,分类器训练单元302可以检查是否所有训练样本都已经被处理。如果是这样(605:是),则方法600可以进行到606,在606处分类器训练单元302输出训练的分类器模型,以例如由方法500的步骤507至508使用。否则(605:否),方法600可以返回到601以处理下一训练样本。

[0104] 构想了方法500和600的替选实现方式。

[0105] 在实施方式中,可以以当前日图像来替换配准的先前日图像以用于训练目的。因此,训练(Train)可以被描述为:

$$[0106] \quad M_n \leftarrow \text{Train} \left\{ \bigcup_{j=1}^{n-1} (I_j, S_j^{(j-1)}) \right\}, n \geq 2, n = \text{当前日}$$

[0107] 在另一实施方式中,示例性图像分割过程使用先前日图像和专家结构或轮廓C来分割后续日的图像,而不利用图像配准。专家绘制或编辑的轮廓C与图谱分割轮廓S(例如,ABAS结构已由专家编辑)不同。第n治疗日的根据数据 I_j, C_j 的并集的模型 M_n 的示例性训练过

程被描述如下：

$$[0108] \quad M_n \leftarrow \text{Train} \left\{ \bigcup_{j=1}^{n-1} (I_j, C_j) \right\}, n \geq 2, n = \text{当前日}$$

[0109] 在另一实施方式中，示例性图像分割过程利用图5中公开的方法500，但是用当日的专家结构C替换先前日的ABAS结构S。当过程达到患者的先前日图像的最后的先前日时，方法使用来自先前日的ABAS结构。模型RF_n的示例性训练过程被描述如下：

$$[0110] \quad M_n \leftarrow \text{Train} \left\{ \bigcup_{j=1}^{n-1} (I_j, C_j), (I_n, S_n^{(n-1)}) \right\}, n \geq 2, n = \text{当前日}。$$

[0111] 也可以使用除RF方法以外的学习算法来以与上述方式类似地方式与ABAS分割组合。例如，分类器模型可以是卷积神经网络模型。卷积神经网络可以包括将输入图像变换为输出结构标记图的不同层的堆叠。这些层可以形成两个阶段：编码阶段和解码阶段。这些层的输入尺寸、输出尺寸以及层的输入与输出之间的关系可能不同。每个层可以连接至层的堆叠中的一个或更多个上游和下游层。因此，卷积神经网络的性能可以取决于层的数量，并且卷积神经网络的复杂性可以随着层数的增加而增加。如果卷积神经网络具有多于一个阶段的非线性特征变换——这通常意味着网络中的层数高于一定数量——则可以将该卷积神经网络视为“深的”。例如，一些卷积神经网络可以包括约10至30层，或者在一些情况下多于几百层。卷积神经网络模型的示例包括AlexNet、VGGNet、GoogLeNet、ResNet等。这些卷积神经网络模型可以用于完整卷积神经网络模型的编码阶段。

[0112] 本公开内容不限于上面讨论的实施方式，这是因为训练数据组合的其他实施方式是不可能的。例如，可以对模型进行加权以不强调群体，或者将其全部删除。可以在单一图像RF模型中训练单日的图像和结构，该单一图像RF模型稍后可以被合并。已配准和未配准的图像/结构集合的其他组合会是可行的。另外，除了上述外观特征之外，可以使用上下文特征。

[0113] 本文描述了各种操作或功能，其可以被实现或定义为软件代码或指令。这样的内容可以是能够直接执行的（“对象”或“可执行”形式），源代码或差异代码（“delta”代码或“patch”代码）。本文描述的实施方式的软件实现可以通过其上存储有代码或指令的制品提供，或者通过操作通信接口以通过通信接口发送数据的方法提供。机器或计算机可读存储介质可以使机器执行所描述的功能或操作，并且包括以机器（例如，计算设备、电子系统等）可访问的形式存储信息的任何机构，例如可记录/不可记录介质（例如，只读存储器（ROM）、随机存取存储器（RAM）、磁盘存储介质、光存储介质、闪速存储器设备等）。通信接口包括与硬连线、无线、光学等介质中的任何介质进行接口连接的任何机构，以与另一设备例如存储器总线接口、处理器总线接口、因特网连接、磁盘控制器等进行通信。可以通过提供配置参数和/或发送信号来配置通信接口，以使通信接口准备提供描述软件内容的数据信号。可以通过发送到通信接口的一个或更多个命令或信号来访问通信接口。

[0114] 本公开内容还涉及用于执行本文中的操作的系统。该系统可以是为了所需目的而特别构造的，或者系统可以包括由存储在计算机中的计算机程序选择性地激活或重新配置的通用计算机。这样的计算机程序可以存储在计算机可读存储介质中，所述计算机可读存

储介质例如但不限于任何类型的盘,包括软盘、光盘、CDROM和磁光盘、只读存储器 (ROM)、随机存取存储器 (RAM)、EPROM、EEPROM、磁卡或光卡,或适合于存储电子指令的任何类型的介质,其中,每一者都耦接至计算机系统总线。

[0115] 除非另有说明,否则本文所示和所述的本公开内容的实施方式中的操作的执行顺序或性能不是必需的。就是说,除非另有说明,否则操作可以以任何顺序执行,以及与本文公开的操作相比,本公开内容的实施方式可以包括额外的或较少的操作。例如,构想的是,在另一操作之前、与另一操作同时或在另一操作之后执行或进行特定操作是在本公开内容的各方面的范围内的。

[0116] 可以用计算机可执行指令来实现本公开内容的实施方式。计算机可执行指令可以被组织成一个或多个计算机可执行部件或模块。可以用任意数量的和任意组织的这些组件或模块来实现本公开内容的各方面。例如,本公开内容的各方面不限于附图中示出的和本文描述的特定计算机可执行指令或特定部件或模块。本公开内容的其他实施方式可以包括具有比本文所示出和描述的功能更多或更少的功能的不同计算机可执行指令或部件。

[0117] 当介绍本公开内容的各方面或其实施方式的要素时,冠词“一”、“一个”、“该”和“所述”旨在表示存在一个或多个该要素。术语“包括 (comprising)”、“包括 (including)”和“具有 (having)”意在是包括性的并且表示可以存在除了所列出的要素以外的附加要素。

[0118] 已经详细描述了本公开内容的各方面,将明显的是,在不脱离如所附权利要求中限定的本公开内容的各方面的范围的情况下,修改和变化是可能的。由于可以在不脱离本公开内容的各方面的范围的情况下对上述结构、产品和方法进行各种改变,所以意图是包含在以上描述中的和在附图中示出的所有内容应当被说明性地而非从限制性的意义上进行解释。

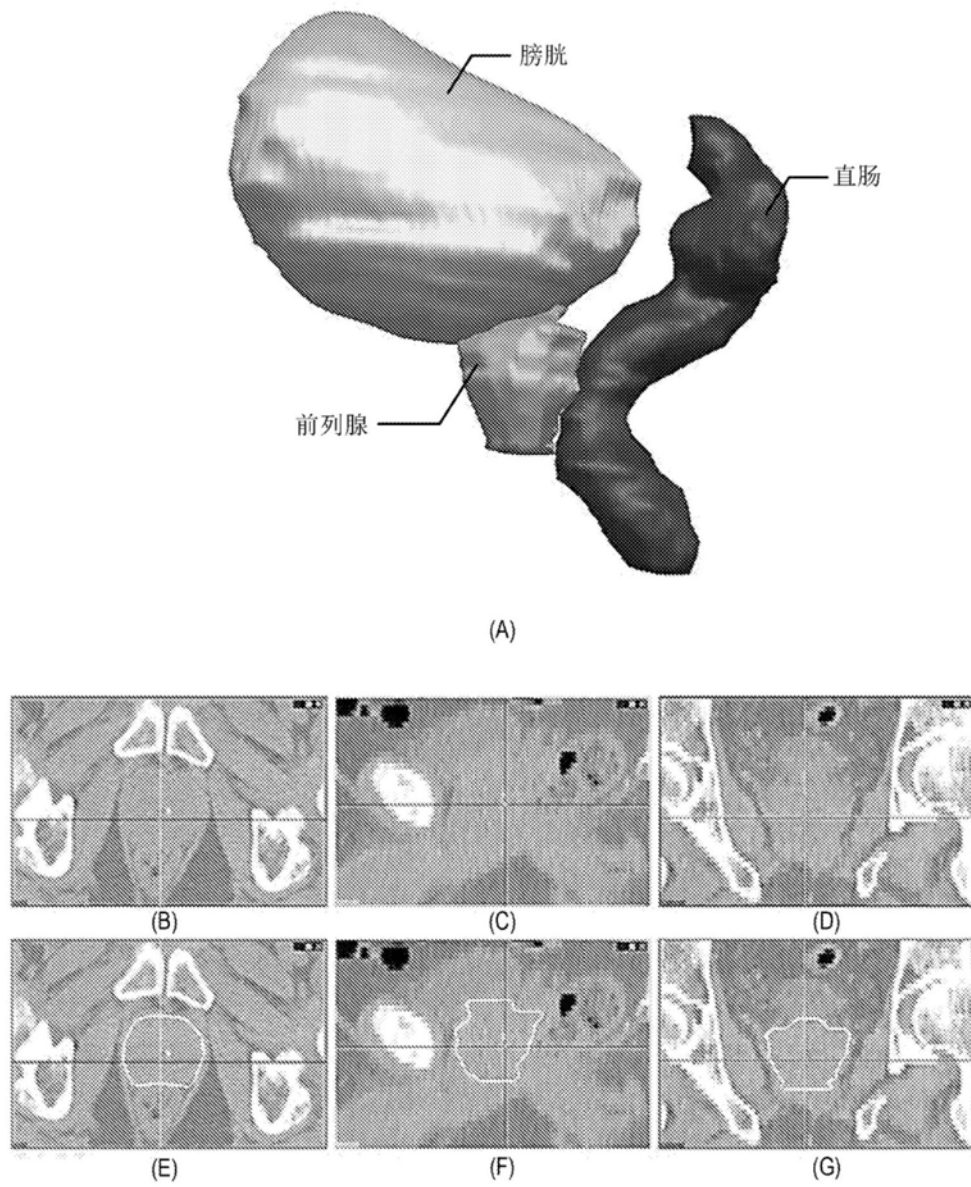


图1

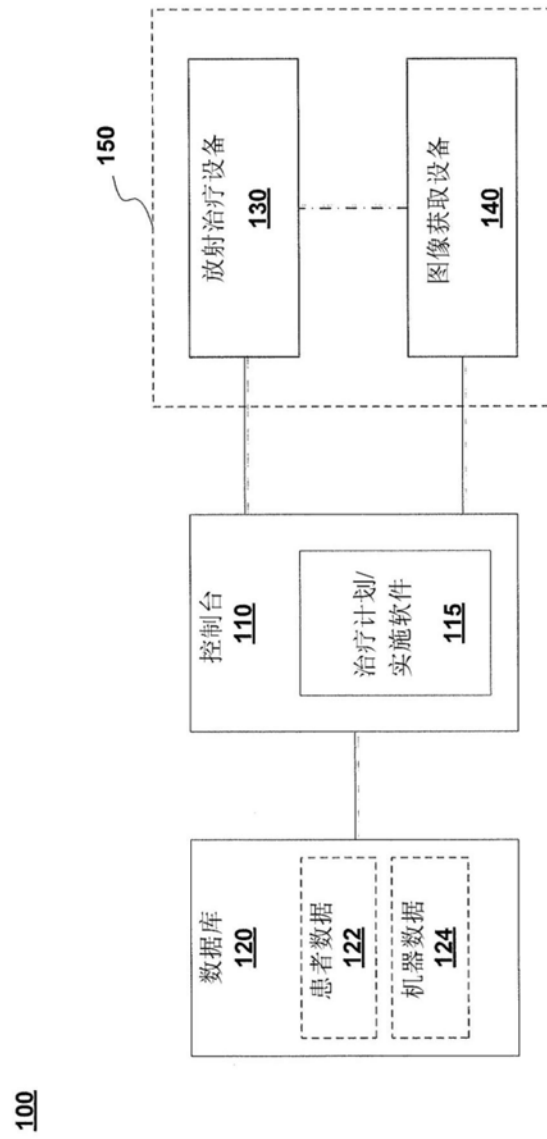


图2A

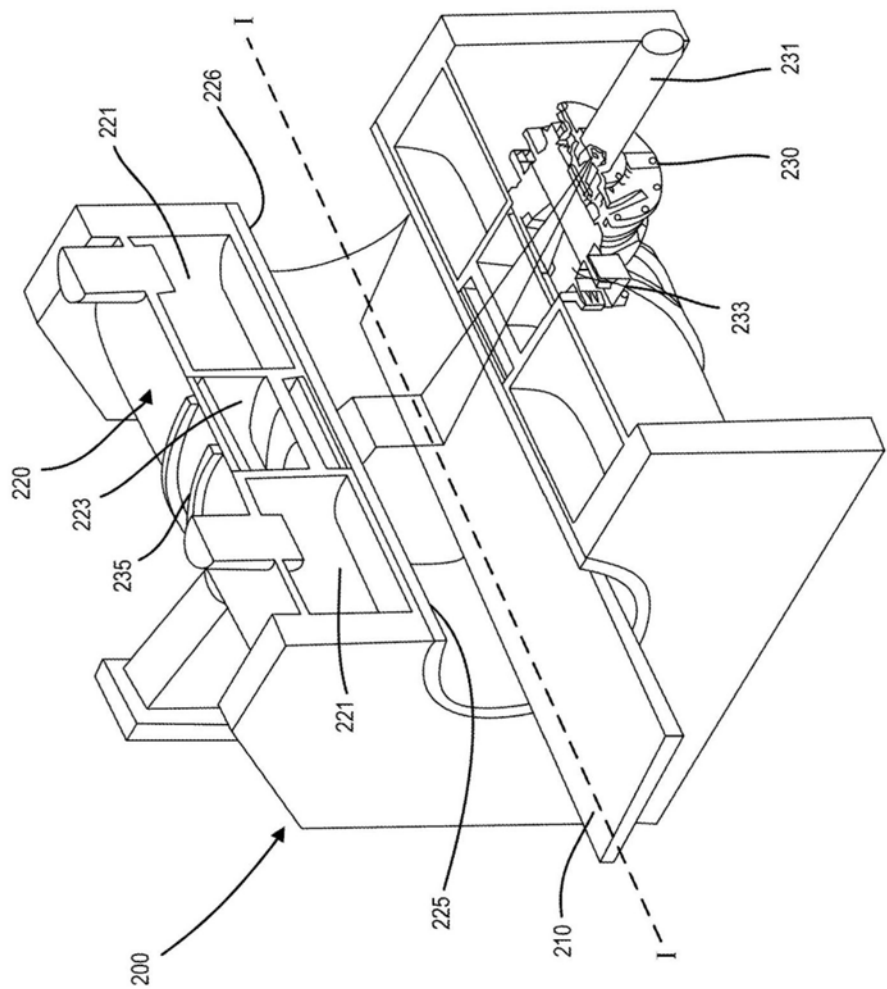


图2B

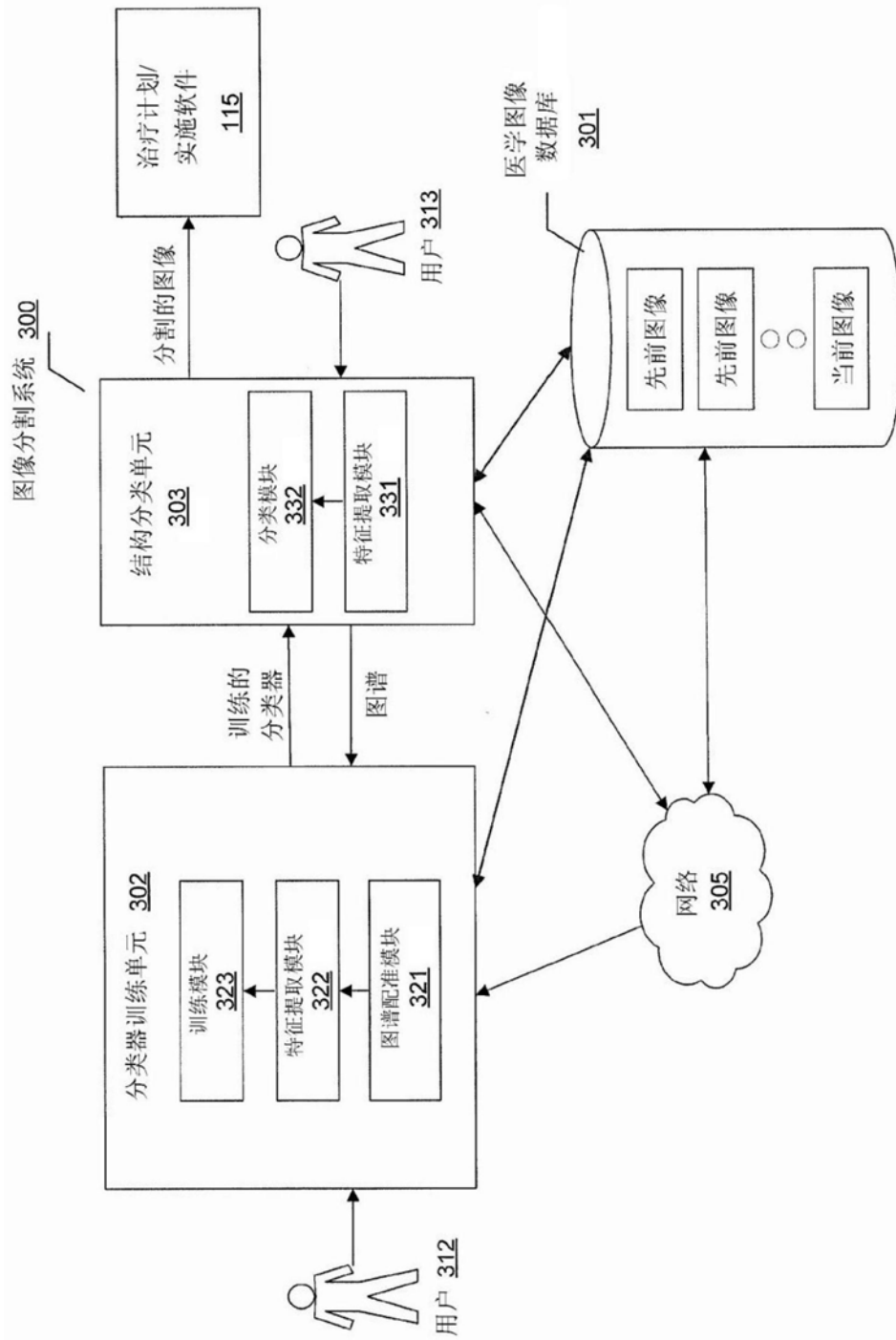


图3

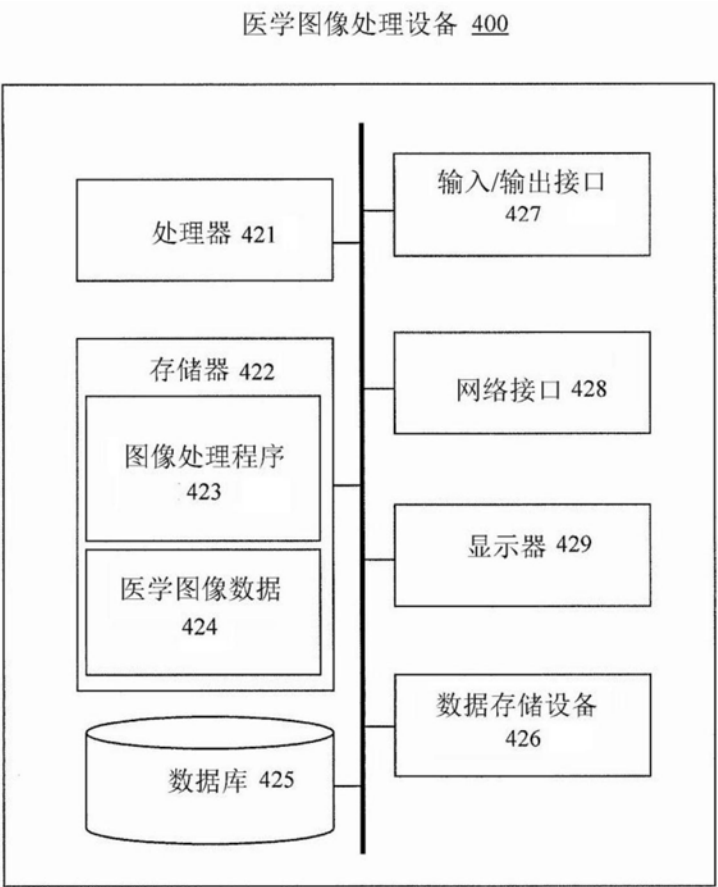


图4

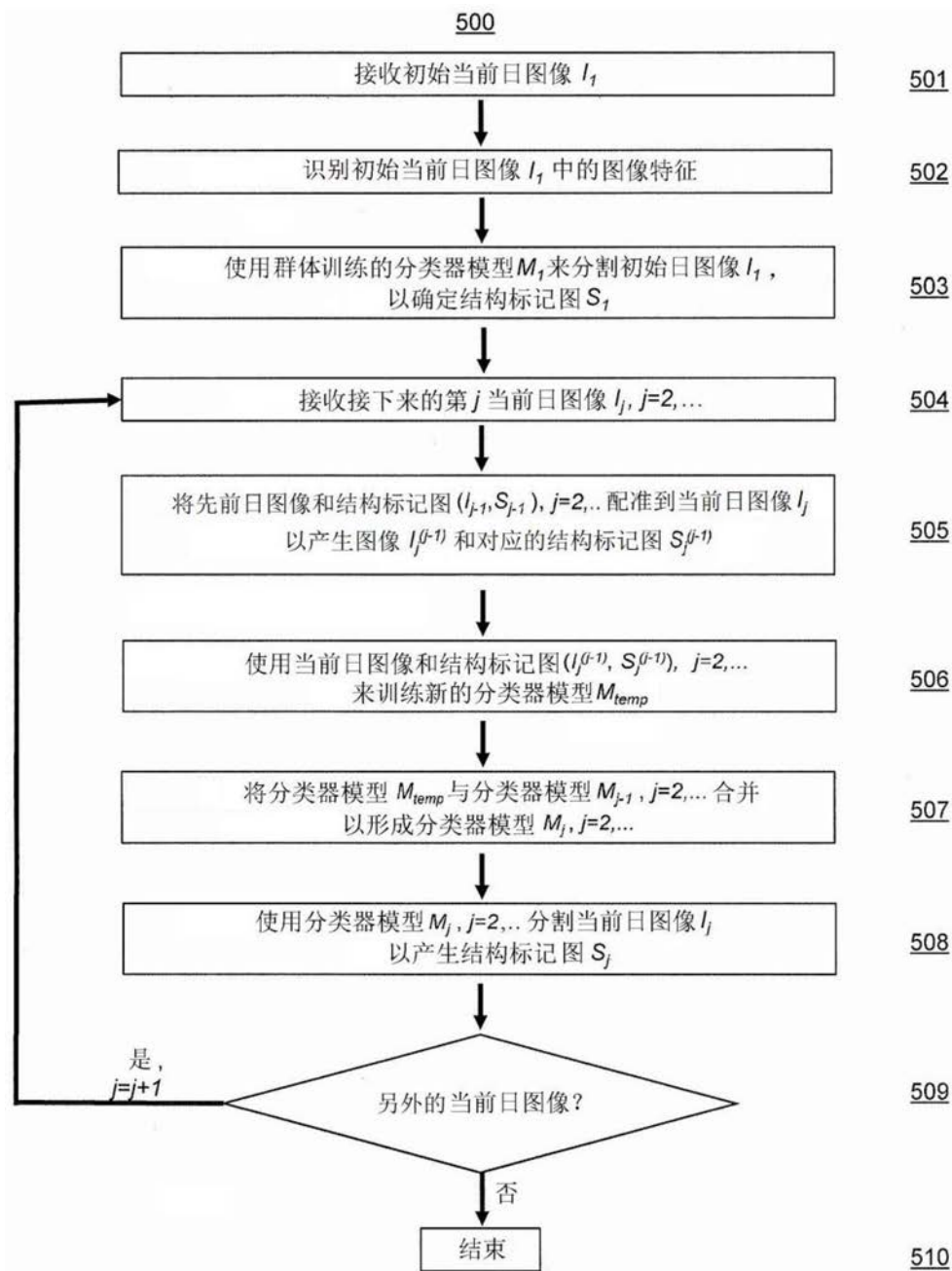


图5

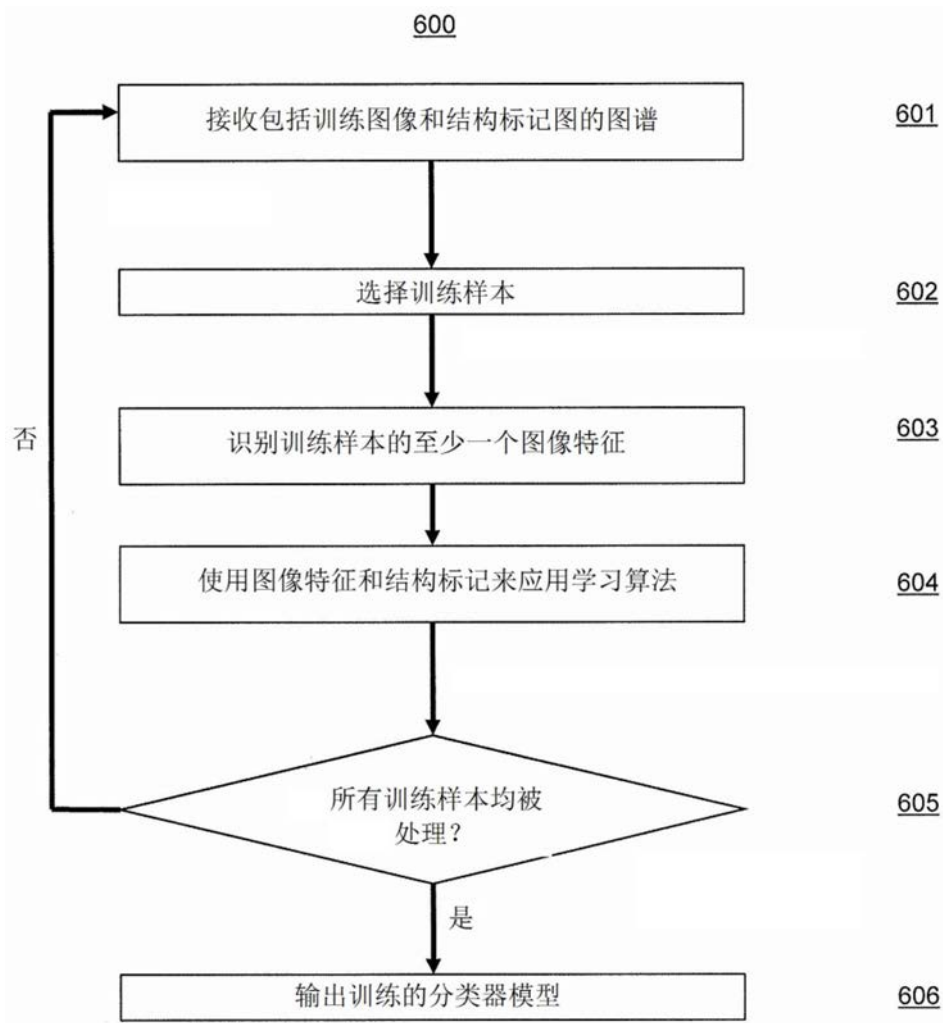


图6