



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110996789 A

(43)申请公布日 2020.04.10

(21)申请号 201880052339.2

(22)申请日 2018.06.18

(30)优先权数据

62/520,682 2017.06.16 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2020.02.12

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/US2018/038040 2018.06.18

(87)PCT国际申请的公布数据

W02018/232388 EN 2018.12.20

(71)申请人 伦斯勒理工大学

地址 美国纽约州

(72)发明人 王革 M·卡尔拉 J·哈恩

U·克鲁格 丛文相 单洪明

(74)专利代理机构 南京苏创专利代理事务所

(普通合伙) 32273

代理人 常晓慧

(51)Int.Cl.

A61B 5/055(2006.01)

A61B 6/02(2006.01)

A61B 6/03(2006.01)

A61B 8/13(2006.01)

G06K 9/46(2006.01)

G06T 7/11(2006.01)

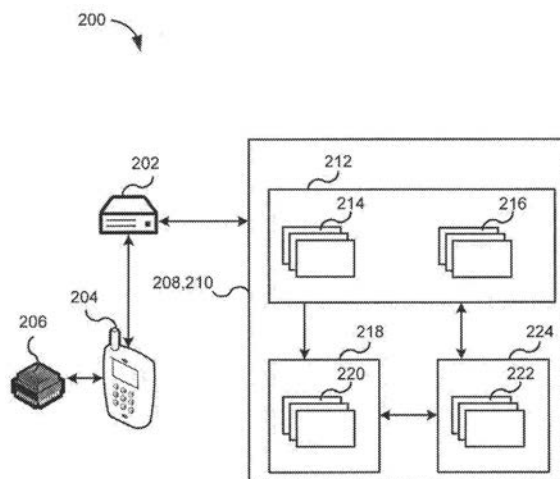
权利要求书3页 说明书8页 附图9页

(54)发明名称

使用神经网络集成断层扫描图像重建和放射组学的系统和方法

(57)摘要

使用一个或多个网络和/或算法执行计算机断层扫描(CT)筛查、诊断或其他图像分析任务,以集成互补的断层扫描图像重建和放射组学或将断层扫描原始数据直接映射到机器学习框架中的诊断结果。训练一个或多个重建网络,以从CT投影数据的训练集合重建断层扫描图像。训练一个或多个放射组学网络以从断层扫描图像和相关联的训练诊断数据中提取特征。将网络/算法集成到端到端网络中并进行训练。断层扫描数据(例如CT投影数据)的集合和来自个体的其他相关信息被输入到端到端网络,并基于由端到端网络提取的特征生成针对个体的可能的诊断。所述系统和方法可以应用于CT投影数据、MRI数据、核成像数据、超声信号、光学数据、其他类型的断层扫描数据,或其组合。



1. 一种执行计算机断层扫描 (CT) 筛查、诊断或其他基于CT的图像分析任务的方法, 包括:

提供来自目标个体的CT投影数据的训练集合和相关联的训练诊断数据;

训练一个或多个重建网络, 以从CT投影数据的训练集合重建断层扫描图像;

训练一个或多个放射组学网络以从断层扫描图像和相关联的训练诊断数据中提取特征以诊断性地检查目标个体;

将所述一个或多个重建网络和所述一个或多个放射组学网络集成到端到端网络;

训练所述端到端网络;

将至少来自个体的CT投影数据的集合输入至所述端到端网络中; 以及

基于由所述端到端网络提取的特征为所述个体提供可能的诊断。

2. 根据权利要求1所述的方法, 其中, 所述一个或多个重建网络包括:

第一网络, 经训练以将所述CT投影数据的集合重建为粗糙图像; 和

第二网络, 经训练以细化所述粗糙图像并输出断层扫描图像。

3. 根据权利要求2所述的方法, 其中, 所述第一网络为基于网络的滤波反投影 (FBP), 其包括至少卷积神经网络 (CNN) 层和反投影层, 所述CNN层包括一个或多个滤波器。

4. 根据权利要求2所述的方法, 其中, 所述第二网络包括至少CNN层, 所述CNN层包括一个或多个滤波器, 以及第一生成式对抗网络 (GAN), 所述第一生成式对抗网络具有鉴别器, 确定重建的断层扫描图像和真实的断层扫描样本图像之间的损失。

5. 根据权利要求1所述的方法, 其中, 所述一个或多个放射组学网络包括:

第三网络, 经训练以识别断层扫描图像中的目标区域并输出目标区域分割输出图像; 以及

第四网络, 经训练以提取目标区域中的特征和相关联的诊断数据以输出特征提取的断层扫描图像并从所述CT投影数据的集合识别可能的诊断。

6. 根据权利要求5所述的方法, 其中, 所述第三网络包括至少CNN和第二GAN, 所述第二GAN具有鉴别器, 确定所述目标区域分割输出图像与人类注释的目标区域分割训练图像之间的损失。

7. 根据权利要求5所述的方法, 其中, 所述第四网络包括CNN层, 所述CNN层包括一个或多个滤波器, 以及第三GAN, 所述第三GAN具有鉴别器, 确定所述特征提取的断层扫描图像与特征标记的目标区域训练图像之间的损失。

8. 根据权利要求7所述的方法, 其中, 所述第四网络用目标区域分割输出图像以无监督方式进行训练以去除噪声和/或伪像, 以及通过迁移学习基于提取的特征来学习分类, 或其组合。

9. 根据权利要求8所述的方法, 其中, 在无监督的训练、迁移学习或其组合之后, 所述第四网络以有监督的方式进行微调。

10. 根据权利要求1所述的方法, 其中, 所述相关联的训练诊断数据包括病理结果、组织学发现、临床报告、实验室测试、遗传概况、基因组测定、蛋白质组测定, 或其组合。

11. 一种用于执行筛查、诊断或其他基于图像的分析任务的系统, 包括:

与计算机设备耦合的非暂时性计算机存储介质, 所述计算机设备包括一个或多个处理器, 所述一个或多个处理器配置为执行在所述非暂时性计算机存储介质上编码的一个或多

个计算机程序,用于对个体进行检查,所述一个或多个计算机程序包括:

经训练的端到端网络,包括:

重建模块,包括一个或多个重建算法和/或网络,所述重建算法和/或网络经训练以来自个体的断层扫描数据的集合重建断层扫描图像;以及

与所述重建模块集成的放射组学模块,所述放射组学模块包括一个或多个放射组学网络,其经训练以提取断层扫描图像中的特征以诊断性地检查个体。

12. 根据权利要求11所述的系统,还包括网络训练模块,所述网络训练模块包括断层扫描训练数据、相关联的训练诊断数据、真实断层扫描样本图像、人类注释的目标区域分割训练图像以及特征标记的目标区域训练图像。

13. 根据权利要求12所述的系统,其中,所述一个或多个重建网络包括:

第一网络,经训练以将断层扫描数据重建为粗糙图像,所述第一网络包括基于网络的FBP,所述基于网络的FBP包括至少CNN层和反投影层;以及

第二网络,经训练以细化所述粗糙图像并输出断层扫描图像,所述第二网络包括至少CNN层或稀疏连接层。

14. 根据权利要求12所述的系统,其中,所述一个或多个放射组学网络包括:

第三网络,经训练以识别断层扫描图像中的目标区域并输出目标区域分割输出图像,所述第三网络包括至少CNN层或稀疏连接层;以及

第四网络,经训练以提取目标区域和相关联的诊断数据中的特征以输出特征提取的断层扫描图像并针对断层扫描数据的集合识别的可能的诊断,所述第四网络包括至少CNN层或稀疏连接层。

15. 根据权利要求13所述的系统,其中,所述第二网络包括利用至少一些真实断层扫描样本图像训练的GAN。

16. 根据权利要求14所述的系统,其中,所述第三网络包括利用至少一些人类注释的目标区域分割训练图像训练的GAN。

17. 根据权利要求14所述的系统,其中,所述第四网络包括GAN,所述GAN首先利用来自第三网络的目标区域分割输出图像以无监督的方式训练,以去除噪声和/或伪像,以及基于提取的特征学习分类,随后以受监督的方式利用特征标记的目标区域训练图像、诊断训练数据或其组合进行训练,以从目标区域提取特征。

18. 根据权利要求12所述的方法,其中,所述断层扫描训练数据包括CT投影数据、MRI数据、核成像数据、超声信号、光学数据,或其组合。

19. 一种执行筛查、诊断或其他基于图像的分析任务的方法,包括:

提供来自目标个体的断层扫描训练数据的集合和相关联的训练诊断数据;

训练一个或多个网络以来自目标个体的断层扫描训练数据和相关联的训练诊断数据中提取特征;

将所述一个或多个网络集成到统一端到端网络中;

利用来自目标个体的断层扫描训练数据和相关联的训练诊断数据训练统一网络;

将来自个体的断层扫描数据的集合输入至统一端到端网络;以及

基于由统一端到端网络提取的特征为个体提供可能的诊断。

20. 根据权利要求19所述的方法,其中,所述断层扫描训练数据包括CT投影数据、MRI数

据、核成像数据、超声信号、光学数据,或其组合。

使用神经网络集成断层扫描图像重建和放射组学的系统和 方法

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求2017年6月16日提交的美国临时申请62/520,682的权益,该申请全文以引用方式并入,如在本文中公开一样。

背景技术

[0003] 根据世界卫生组织的数据,癌症是全球死亡的主要原因,仅肺癌在2015年就导致169万人死亡。在美国,肺癌占癌症相关死亡人数的近三分之一。美国国家肺癌筛查试验(NLST)报告,连续三年每年进行低剂量CT(LDCT)肺癌筛查,可使与肺癌相关的死亡人数减少20%。虽然这是一个积极的结果,但筛查提出了主要的临床挑战。例如,LDCT上出现假阳性肺结节的频率很高,放射科医生通常难以可靠地区分恶性肺结节和良性肺结节,导致需要进行后续CT扫描,且有时是侵入性的(肺活检)和昂贵的(PET-CT)测试。一个密切相关的挑战是在肺外癌症患者中,在基线CT对不确定的肺结节的恶性/迁移可能的检测不准确。这些病例通常需要在3、6、9、12和24个月进行后续CT,PET-CT或组织活检以表征这些肺结节。此外,据预测,LDCT将需要在5年内提供274亿美元的医疗保险预算,相当于每避免一个额外肺癌死亡约240,000美元(假设LDCT筛查的依从率为75%)。相对于针对乳腺癌的数字化乳腺X线摄影筛查,LDCT的费用大约高三倍。

[0004] 放射组学(radiomics)已被提出作为评估筛查LDCT时检测到的肺结节的有前景的方法。放射组学概念背后的关键思想是图像包含的信息多于视觉上能够感知的信息,并且可以提取隐藏的信息。因此,尽管目前的放射组学技术从根本上受到限制,但放射组学具有通过降低成本和加快诊断肺癌的时间来转变筛查LDCT的潜力。

发明内容

[0005] 所公开的主题的一些实施例涉及用于执行筛查、诊断或其他基于图像的分析任务的系统。在一些实施例中,所述系统包括与计算机设备耦合的非暂时性计算机存储介质,所述计算机设备包括一个或多个处理器,所述一个或多个处理器配置为执行在所述非暂时性计算机存储介质上编码的一个或多个计算机程序,用于对个体进行检查。在一些实施例中,所述一个或多个计算机程序包括经训练的端对端网络,包括重建模块,所述重建模块包括一个或多个重建算法,例如,滤波反投影(FBP)类型算法或迭代压缩感测算法,和/或网络,经训练用于从个体的断层扫描数据的集合重建强调一个或多个图像特征(例如边界、纹理等)的断层扫描图像,以及与重建模块集成的放射组学模块,所述放射组学模块包括一个或多个经训练用于提取断层扫描图像中的特征的放射组学网络以对个体进行诊断性检查。在一些实施例中,所述系统包括网络训练模块,所述网络训练模块用断层扫描训练数据进行训练以将它们映射到相关联的训练诊断数据、真实断层扫描样本图像、人类注释的目标区域分割训练图像以及特征标记的目标区域训练图像。在一些实施例中,所述系统将断层扫描训练数据直接映射到最终诊断结果,而无需明确涉及中间图像,即,绕过重建的图像。在

一些实施例中,断层扫描训练数据包括CT投影数据、MRI数据、核成像数据、超声信号、光学数据等,或其组合。

[0006] 在一些实施例中,所述一个或多个重建网络包括经训练以将断层扫描数据重建为粗糙图像的第一网络,所述第一网络包括基于网络的FBP,其包括至少CNN层和反投影层,所述CNN层包括一个或多个滤波器;以及经训练以细化粗糙图像并输出断层扫描图像的第二网络,所述第二网络包括CNN层,所述CNN层包括一个或多个滤波器或稀疏连接层,或其组合。在一些实施例中,所述第二网络包括具有鉴别器的第一GAN,所述第一GAN用至少一些真实的断层扫描样本图像进行训练。

[0007] 在一些实施例中,所述一个或多个放射组学网络包括经训练以识别断层扫描图像中的目标区域并输出目标区域分割输出图像的第三网络,所述第三网络包括CNN层或稀疏连接层或其组合,以及第四网络,所述第四网络经训练以提取目标区域和相关联的诊断数据中的特征,以输出特征提取的断层扫描图像,并针对断层扫描数据的集合识别可能的诊断,所述第四网络包括第四CNN层,所述第四CNN层包括一个或多个滤波器或稀疏连接层或其组合。在一些实施例中,第三网络包括具有鉴别器的第二GAN,所述第二GAN利用至少一些人类注释的目标区域分割训练图像进行训练。在一些实施例中,所述第四网络包括具有第三鉴别器的第三GAN,所述第三GAN首先利用来自第三网络的目标区域分割输出图像以无监督的方式训练,以去除噪声和/或伪像,并基于提取的特征学习分类,随后以受监督的方式使用特征标记的目标区域训练图像、诊断训练数据或其组合进行训练,以从目标区域提取特征。

[0008] 所公开的主题的一些实施例涉及执行计算机断层扫描(CT)筛查、诊断或其他基于CT的图像分析任务的方法。在一些实施例中,所述方法包括提供来自目标个体的CT投影数据的训练集合和相关联的训练诊断数据。在一些实施例中,所述方法包括训练一个或多个重建网络和/或使用一个或多个重建算法以从CT投影数据的训练集合重建断层扫描图像。在一些实施例中,所述方法包括训练一个或多个放射组学网络以从断层扫描图像和相关联的训练诊断数据中提取特征以诊断性地检查目标个体。在一些实施例中,所述方法包括将一个或多个重建网络/算法和一个或多个放射组学网络集成到端到端网络中。在一些实施例中,所述方法包括训练端到端网络。在一些实施例中,所述方法包括将来自个体的至少CT投影数据集合输入至端到端网络中。在一些实施例中,所述方法包括基于由端到端网络提取的特征为个体生成可能的诊断。

[0009] 在一些实施例中,所述一个或多个重建网络包括经训练以从CT投影数据集合重建粗糙图像的第一网络和经训练以细化粗糙图像并输出断层扫描图像的第二网络。在一些实施例中,所述第一网络为基于网络的滤波反投影(FBP),其包括至少卷积神经网络(CNN)层和反投影层,所述CNN层包括一个或多个滤波器。在一些实施例中,所述第二网络至少包括具有一个或多个滤波器的CNN层,以及具有鉴别器的第一生成式对抗网络(GAN),所述GAN确定重建的断层扫描图像和真实的断层扫描样本图像之间的损失。

[0010] 在一些实施例中,所述一个或多个放射组学网络包括经训练以识别断层扫描图像中的目标区域并输出目标区域分割输出图像的第三网络,以及经训练以提取目标区域和相关联的诊断数据中的特征的第四网络,以输出特征提取的断层扫描图像,并从CT投影数据的集合中识别可能的诊断。在一些实施例中,其中所述第三网络包括至少CNN或稀疏连接

层,以及具有鉴别器的第二GAN,所述第二GAN确定目标区域分割输出图像与人类注释的目标区域分割训练图像之间的损失。在一些实施例中,所述第四网络包括CNN层,所述CNN层包括一个或多个滤波器;以及具有鉴别器的第三GAN,所述第三GAN确定特征提取的断层扫描图像与特征标记的目标区域训练图像之间的损失。在一些实施例中,所述第四网络用目标区域分割输出图像以无监督和/或迁移学习方式训练,以去除噪声和/或伪像,并基于提取的特征学习分类。在一些实施例中,在无监督的训练和/或迁移学习之后,所述第四网络以有监督的方式进行微调。

[0011] 在一些实施例中,相关联的训练诊断数据包括病理结果、组织学发现、临床报告、实验室测试、遗传概况、基因组测定、蛋白质组测定等,或其组合。

[0012] 所公开的主题的一些实施例涉及一种执行CT筛查、诊断或其他基于CT的图像分析任务的方法,所述方法绕过断层扫描图像重建以直接执行“原始数据组学(rawdiomics)”；即,原始数据直接端到端映射到放射组学而不明确涉及中间图像。在一些实施例中,所述方法包括:提供来自目标个体的断层扫描训练数据的集合和相关联的训练诊断数据;训练一个或多个网络以从目标个体的断层扫描训练数据和相关的训练诊断数据中提取特征;将一个或多个网络整合到统一端到端网络;使用来自目标个体的断层扫描训练数据和相关的训练诊断数据来训练统一网络;将来自个体的断层扫描数据(例如X射线超声图等原始数据)的集合输入到所述统一端到端网络;以及基于由所述统一端到端网络提取的特征为所述个体生成可能的诊断。

附图说明

[0013] 为了解释本发明,附图示出了所公开的主题的实施例。但是,应当理解,本申请不限于附图中示出的精确布置和手段,其中:

[0014] 图1为根据现有技术的用于执行图像分析和放射组学的工作流程的示意图;

[0015] 图2A为根据所公开的主题的一些实施例的用于执行图像分析和放射组学的系统的示意图;

[0016] 图2B为根据所公开的主题的一些实施例的用于执行图像分析的网络的示意图;

[0017] 图2C为根据所公开的主题的一些实施例的用于执行放射组学的网络的示意图;

[0018] 图3A为根据所公开的主题的一些实施例的用于执行图像分析和放射组学的工作流程的示意图;

[0019] 图3B为根据所公开的主题的一些实施例的执行图像分析和放射组学的方法;

[0020] 图4为根据所公开的主题的一些实施例的用于执行原始数据组学的系统的示意图;

[0021] 图5A为根据所公开的主题的一些实施例的用于执行原始数据组学的工作流的示意图;

[0022] 图5B为根据所公开的主题的一些实施例的执行原始数据组学的方法的流程图;

[0023] 图6A为示出来自同一数据集的不同重建图像的图表;和

[0024] 图6B为示出通过迁移学习使用神经网络提取放射组学特征的图表。

具体实施方式

[0025] 现在参照图2A,所公开的主题的各方面包括系统200,用于执行筛查、诊断或与个体(例如病人)的检查和/或诊断有关的其他基于图像的分析任务。在一些实施例中,系统200包括与计算设备204耦合的非暂时性计算机存储介质202,所述计算设备204包括一个或多个处理器206。非临时性计算机存储介质202可以是能够临时地、永久地或其组合以电子方式存储数据的任何合适的存储介质。计算设备204可以是用于经由有线或无线通信与系统200的数据进行交互的任何合适的设备,例如台式计算机、膝上型计算机、智能设备等。所述一个或多个处理器206配置为执行在非临时性计算机存储介质202上编码的一个或多个计算机程序208。

[0026] 所述一个或多个计算机程序208配置为单独或以某种组合的方式检查和帮助诊断个体,例如针对一种或多种疾病、病情等。在一些实施例中,所述一个或多个计算机程序208包括网络210,例如人工神经网络(ANN)。在一些实施例中,对网络210进行训练,如将在下面更详细地讨论的。网络210在本文中被描述为软件,但是本公开不限于此,因为可以想到其他配置,包括其中网络210作为软件和硬件的组合或者纯硬件来操作。

[0027] 在一些实施例中,网络210包括重建模块212,所述重建模块212包括一个或多个重建网络214、算法216,或其组合。训练重建模块212以从来自正在接受检查或筛查的个体的断层扫描数据重建断层扫描图像。在一些实施例中,多个不同的断层扫描图像从同一训练数据集重建,例如使用一个或多个重建网络214、算法216或以上所述的组合,其中,不同的断层扫描图像强调一个或多个图像特征,例如边界/纹理等。然后,连接在一起考虑多个不同的断层扫描图像来整体训练模块。断层扫描数据包括CT投影数据、MRI数据、核成像数据、超声信号、光学数据等或其组合。在一些实施例中,网络210包括放射组学模块218,其包括一个或多个放射组学网络220。对放射组学模块218进行训练以提取断层扫描图像(例如,从重建模块212重建的断层扫描图像)中的特征,以诊断性地检查正在接受检查或筛查的个体。在一些实施例中,将重建模块212和放射组学模块218集成为端到端网络,其有利地将断层扫描数据的重建集成到断层扫描图像、图像处理/分析和特征提取(例如放射组学),以有利地提供用于根据个体自己的原始断层扫描数据、相关的诊断数据或其组合来筛查和/或诊断个体。可以筛查或诊断的示例性疾病和/或病症包括但不限于良性和恶性肿瘤、癌症(例如肺癌、肝癌、结肠癌等)、肺气肿、慢性阻塞性肺疾病(COPD)等。

[0028] 为了针对网络210提供准确的筛查、诊断和/或其他信息处理任务,在来自并代表人群中的一组目标个体的训练数据集222上对网络210进行训练。在一些实施例中,网络210包括用于在训练数据集222上训练网络210的网络训练模块224。有利的是,训练数据集包括尽可能多的代表性数据,并且数据本身尽可能准确,以使训练模块224提供给网络210的训练质量最大化,从而使来自网络的筛查、检查和/或诊断的可靠性最大化。在一些实施例中,训练数据集222包括但不限于断层扫描训练数据(例如,正弦图)、相关的训练诊断数据、真实的断层扫描样本图像、人类注释的目标区域分割训练图像、特征标记的目标区域训练图像,或其组合。在一些实施例中,断层扫描训练数据包括CT投影数据、MRI数据、核成像数据、超声信号、光学数据等或其组合。在一些实施例中,相关的训练诊断数据包括但不限于病理结果、组织学发现、临床报告、实验室测试、遗传概况、基因组测定、蛋白质组测定等,或其组合。

[0029] 在一些实施例中,网络训练模块224配置为训练重建模块212,以从来自正在接受检查或筛查的个体的断层扫描数据的集合重建断层扫描图像。系统200和重建模块212的框架部分地用于建立从原始数据和/或低质量输入图像到较高质量输出图像的数据驱动的关系。不希望受到理论的束缚,令 $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 为带有噪声和伪影的输入图像,并且 $Y \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 为对应的地面真实图像(ground truth image),其关系公式为等式1

$$[0030] \quad Y=f(X) \quad (1)$$

[0031] 其中 $f:\mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}^{m \times n}$ 表示使用重建模块212通过训练数据集222或更一般地在先知识库学习的映射。在一些实施例中,该过程的公式为:

$$[0032] \quad f = \arg \min_f \|f(X) - Y\|_2^2 \quad (2)$$

[0033] 重建模块212设计为作为示例实现等式2(具有根据平方误差的示例性损失函数),如将在下面更详细地描述的。

[0034] 在一些实施例中,网络训练模块224配置为训练放射组学模块218以提取断层扫描图像中的特征以诊断性地检查正在接受检查或筛查的个体。在一些实施例中,当将重建模块212和放射组学模块218集成为端到端网络时,网络训练模块224配置为将端到端网络从原始数据训练到最终诊断,用于执行筛查、诊断或与个体的检查和/或诊断有关的其他基于图像的分析任务,如下文将更详细地讨论的。

[0035] 现在参照图2B,在一些实施例中,重建模块212包括第一网络214A,其被训练以从断层扫描数据(例如,CT投影数据的集合)重建一个或多个粗糙图像。在一些实施例中,第一网络214A包括基于网络的滤波反投影(FBP),其至少包括卷积神经网络(CNN)层和反投影层。如本文所使用的,CNN包括至少一个卷积层。在一些实施例中,CNN层包括一个或多个滤波器。在一些实施例中,重建模块212包括第二网络214B,其被训练以细化粗糙图像并输出断层扫描图像。在一些实施例中,网络214A和214B被组合成联合网络以直接重建图像。例如,参见H. Chen等人,“LEARN: Learned Experts’ Assessment-Based Reconstruction Network for Sparse-Data CT(学习:用于稀疏数据CT的基于专家经验评估的重建网络)”,IEEE Transactions on Medical Imaging (IEEE医学影像汇刊),第37卷,第6期,第1333-1347页,2018年6月,其全部内容通过引用并入,如在本文中公开一样。在一些实施例中,第二网络214B至少包括诸如CNN层等的稀疏连接层。在一些实施例中,CNN层包括一个或多个滤波器。在一些实施例中,第二网络214B至少包括生成式对抗网络(GAN)。在不希望受到理论的束缚的情况下,GAN包括两个组件:生成器和鉴别器。生成器旨在提供输出(例如,重建的图像),鉴别器旨在区分生成器输出和输出的真正/真实对应项,即测量它们之间的差异以做出判断。在GAN的训练中,生成器和鉴别器彼此竞争,直到鉴别器无法分辨出生成器的人工输出与真实对应项之间的差异。在一些实施例中,第二网络214B GAN具有至少一个真实断层扫描样本图像训练的鉴别器。训练第二网络214B GAN,以在例如由网络214A和/或214B重建的断层扫描图像与真实断层扫描样本图像之间区分,例如确定差异。

[0036] 现在参照图2C,在一些实施例中,放射组学模块218包括第三网络220A,第三网络220A经训练以在断层扫描图像中识别例如肺结节、肝脏肿块或其他生长周围的目标区域,并输出其中对目标区域从图像的背景进行了分割的图像,即作为目标区域分割输出图像。在一些实施例中,第三网络220A至少包括稀疏连接层,诸如CNN层。在一些实施例中,CNN层

包括一个或多个滤波器。在一些实施例中,第三网络220A包括至少具有鉴别器的GAN,所述GAN用至少一个人类注释的目标区域分割训练图像进行训练。训练第三网络220A GAN以在目标区域分割输出图像与人类注释的目标区域分割训练图像之间进行区分,例如确定差异。

[0037] 在一些实施例中,放射组学模块218包括第四网络220B,第四网络220B经训练以从目标区域分割图像、相关联的诊断数据或其组合中提取目标区域中的特征,并输出特征提取的断层扫描图像和/或针对断层扫描数据的集合识别出的可能的诊断。在一些实施例中,第四网络220B至少包括诸如CNN层等的稀疏连接层。在一些实施例中,CNN层包括一个或多个滤波器。在一些实施例中,第四网络220B包括至少具有鉴别器的GAN。训练第四网络220B GAN,以在特征提取的断层扫描图像和特征标记的目标区域训练图像之间进行区分,例如确定差异。在一些实施例中,用来自第三网络220A的目标区域分割输出图像以无监督的方式来训练第四网络220B,以去除噪声和/或伪像,并基于提取的特征学习分类。在一些实施例中,第四网络220B以受监督的方式用特征标记的目标区域训练图像、诊断训练数据或其组合进行训练,以从目标区域提取特征。在一些实施例中,第四网络220B通过迁移学习来训练。在一些实施例中,第四网络的训练是无监督的、有监督的、经由迁移学习,或其组合。在一些实施例中,首先以无监督的方式训练网络220A和/或220B,然后以有监督的方式对其进行微调。在一些实施例中,网络220A和220B被组合成单个网络并且一起进行训练。

[0038] 现在参考图1、3A和3B,本公开有利地改进了与个体检查和/或诊断有关的基于图像的分析任务的现有技术的方法。具体参考图3B,本公开的一些方面涉及执行筛查、诊断或其他基于图像的分析任务(例如,CT筛查)的方法300。在方法300的一些实施例中,在302,提供来自目标个体的断层扫描训练数据的集合和相关联的训练诊断数据。如上所述,在一些实施例中,所述断层扫描训练数据的集合包括CT投影数据、MRI数据、核成像数据、超声信号、光学数据等或其组合的训练集合。在一些实施例中,在304A,训练一个或多个重建网络以从断层扫描训练数据的集合重建断层扫描图像。在一些实施例中,在304B,使用一种或多种重建算法来从断层扫描训练数据的集合重建断层扫描图像。在一些实施例中,方法300同时包括训练重建网络304A和使用算法304B。

[0039] 在306,训练一个或多个放射组学网络以从断层扫描图像、相关联的训练诊断数据或其组合提取特征,以诊断性地检查目标个体。在308,将所述一个或多个重建网络/算法和所述一个或多个放射组学网络集成到端到端网络中。在一些实施例中,在310,对端到端网络本身训练(同时或以交替的方式),例如在相同的断层扫描训练数据的集合和相关联的训练诊断数据上,或在不同的断层扫描训练数据的集合和相关的训练诊断数据上,或其组合。

[0040] 在312,来自个体的至少断层扫描数据(例如,CT投影数据)的集合输入到经训练的端到端网络。在314,基于由经训练的端到端网络提取的特征,输出针对个体的可能诊断。

[0041] 现在参照图4,在一些实施例中,如上所述的用于筛查或诊断个体的系统200提取特征并直接从断层扫描数据识别出诊断,绕开了明确的断层扫描图像重建。在这些实施例中,这里称为系统400,非暂时性计算机存储介质402与包括一个或多个处理器406的计算设备404耦合。所述一个或多个处理器406配置为执行在非临时性计算机存储介质402上编码的一个或多个计算机程序408。

[0042] 正如上述系统200,在系统400中,所述一个或多个计算机程序408配置为,单独或

以某种组合,经由经训练的统一端到端网络410检查和帮助诊断个体,例如针对一种或多种疾病、病情等。在一些实施例中,经训练的统一端到端网络410包括放射组学模块412,所述放射组学模块412包括一个或多个网络414、图像处理/分析算法416,或其组合。以上文关于网络214A、214B等讨论的相同方式,在系统400中,构造一个或多个网络414,并且对放射组学模块412进行训练,以直接来自目标个体的断层扫描训练数据和相关联的训练诊断数据中提取特征,以诊断性地检查个体。

[0043] 在一些实施例中,网络410包括用于在训练数据集420上训练网络410的网络训练模块418,如以上关于网络训练模块224所描述的。在一些实施例中,训练数据集420包括但不限于来自目标个体群体的断层扫描训练数据和相关联的训练诊断数据。在一些实施例中,断层扫描训练数据包括CT投影数据、MRI数据、核成像数据、超声信号、光学数据等,或其组合。在一些实施例中,相关的训练诊断数据包括但不限于病理结果、组织学发现、临床报告、实验室测试、遗传概况、基因组测定、蛋白质组测定等,或其组合。

[0044] 现在参考图1、5A和5B,本公开的一些方面涉及执行筛查、诊断或其他基于图像的分析任务的方法500,所述方法绕过断层扫描图像重建以执行“原始数据组学”,即将原始数据直接端到端映射到诊断特征/发现。具体参考图5B,在502,提供来自目标个体的断层扫描训练数据的集合和相关联的训练诊断数据。在504,训练一个或多个网络以从来自例如目标人群中的目标个体的断层扫描训练数据和相关联的训练诊断数据中提取特征。在506,将所述一个或多个网络集成到统一端到端网络中。在508,利用来自目标个体的断层扫描训练数据和相关联的训练诊断数据来训练统一网络。在510,来自个体(例如患者)的断层扫描数据的集合被输入到统一端到端网络中。在512,基于由统一端到端网络提取并输出的特征来识别针对个体的可能的诊断。

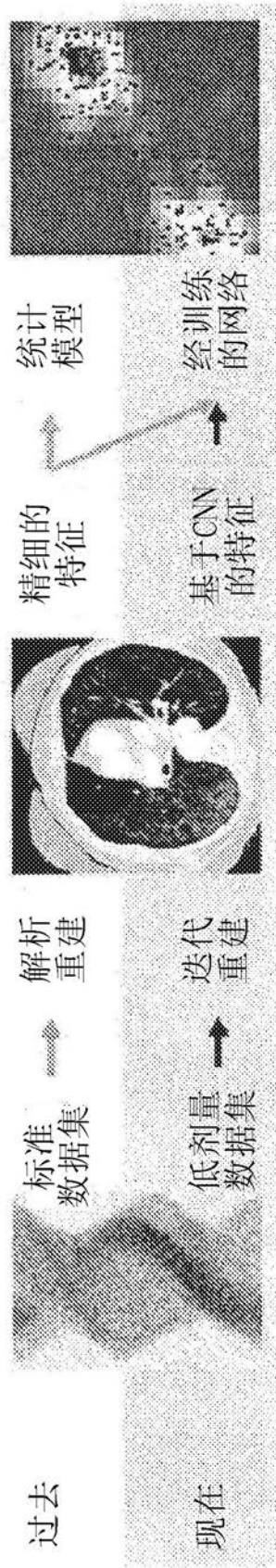
[0045] 本公开的方法和系统有利地提供用于筛查、诊断或与个体检查有关的其他基于图像的分析任务的优化的整体工作流程。这是断层扫描重建和放射组学的协同统一的特征,因此原始数据中固有的信息可以在机器学习框架中得到充分利用。通过应用深度学习和相关技术,系统提供相对于标准分析和/或迭代方法的全面断层扫描重建以及丰富的诊断相关特征的大型搜索空间。本公开的系统和方法显著改善了与放射组学相关的任务的性能,例如目标区域分割和特征提取,这使用传统技术可能是繁琐的、昂贵的并且相对不可靠。具体地,传统的手工制作的特征通常限于基于形状和基于纹理的特征,而本公开的网络能够提取数百万甚至数十亿个特征以极大地提升分类和筛查能力。最终,即使在唯一可用的数据是原始断层扫描数据的情况下,即,图像重建可能会或可能不会明确涉及有效的诊断,本文所述的集成框架也允许对个体进行显著更快、更可靠的检查和诊断。因此,通过使用本公开的系统来减少操作员的矛盾并更好地将真正有风险的患者与广泛定义的患者人群中的低风险患者区分开来(例如具有结肠癌、肝癌和肺癌等病史的人,传统上通常会对该人群的所有成员进行相同的治疗),能够将医疗护理的总体成本以及对患者过度治疗和测试的偏差降到最低。

[0046] 实例

[0047] 均进行了患者断层扫描数据的断层图像重建和重建图像的放射组学分析。现在参照6A,分别使用三种代表性图像重建算法从原始患者数据重建CT图像,以突出显示不同类型的特征:(a)使用我们新开发的揭示丰富特征的基于低维流形(LDM)的方法,(b)使用

SART-TV算法获得精细的阴影差异,以及(c)使用FBP算法获得高空间分辨率。参见,例如 Cong,W.、Wang,G.、Yang,Q.、Hsieh,J.、Li,J. & Lai,R. (2017).CT Image Reconstruction in a Low Dimensional Manifold(低维流形的CT图像重建).CoRR,abs/1704.04825,其通过引用并入本文,如同其全文在此公开。现在参照图6B,描绘了基于CNN的肺结节分类:(a)经过微调和特征选择后从预先训练的AlexNet中用于特征提取的网络结构,(b)在二维空间中可视化的学习特征,其中水平轴和垂直轴将前两个主要成分(PC)分开恶性(红色)和良性(蓝色)样本,以及(c)我们提出的方法FTCov4的性能优于现有技术的纹理描述符,例如定向梯度的直方图(HOG)和局部二进制模式(LBP)。参见例如Shan H、Wang G、Kalra MK、de Souza R、Zhang J:Enhancing Transferability of Features from Pretrained Deep Neural Networks for Lung Nodule Classification(增强来自预训练的深度神经网络的特征的可迁移性以进行肺结节分类)。在:The Proceedings of the 2017International Conference on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine(Fully3D)(2017年放射与核医学全三维图像重建国际会议论文集(全3D)),中国西安,2017,其通过引用并入本文,如同其全文在此公开。该实例示出了本公开中所描述的原始数据组学系统和方法的潜力和力量,即以前要接受统一治疗(例如,相同的检查频率、预防性筛查等)的患者群体现在可以更好地进行细分,以便可以将时间和资源按比例分配给迁移风险较高的患者,而迁移风险较低的患者则不必接受不必要的治疗。

[0048] 尽管已经针对本公开的实施例描述和说明了所公开的主题,但是本领域技术人员应当理解,所公开的实施例的特征可以进行组合、重新设置等,以得到在本发明的范围内的其他实施例。在不脱离本发明的精神和范围的情况下,可以对其进行各种其他改变、省略和添加。



现有技术

图1

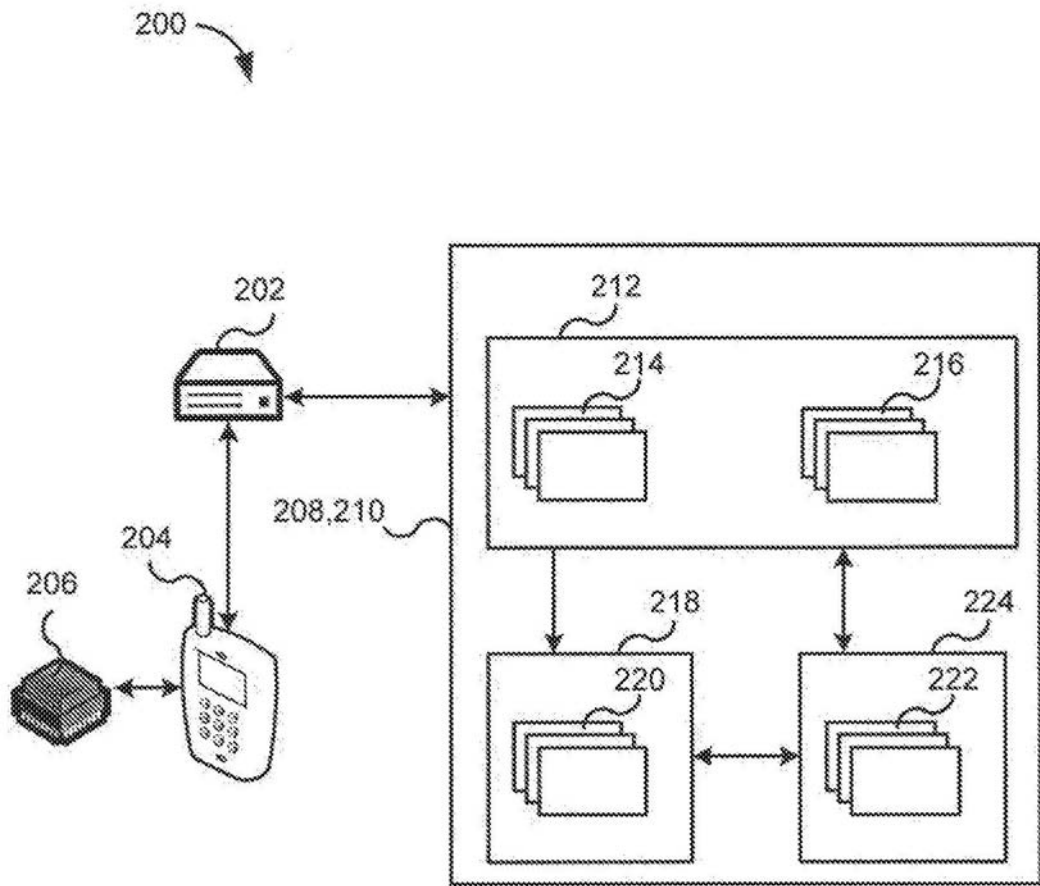


图2A

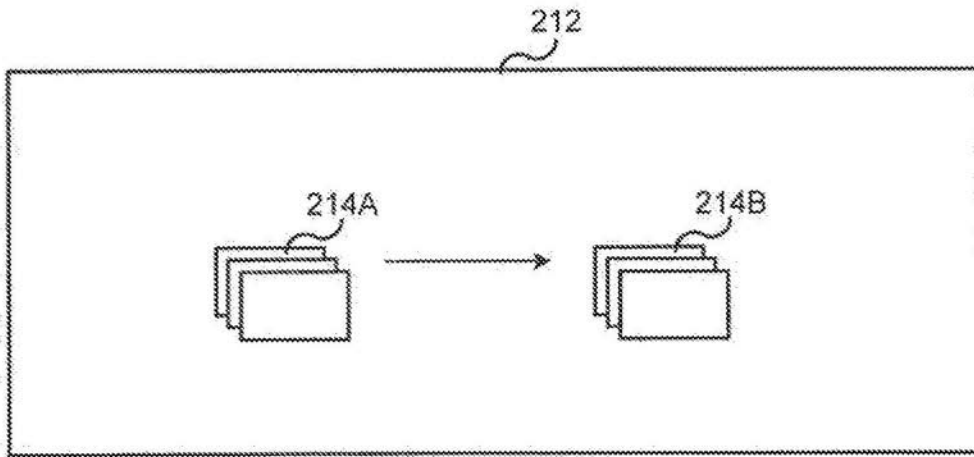


图 2B

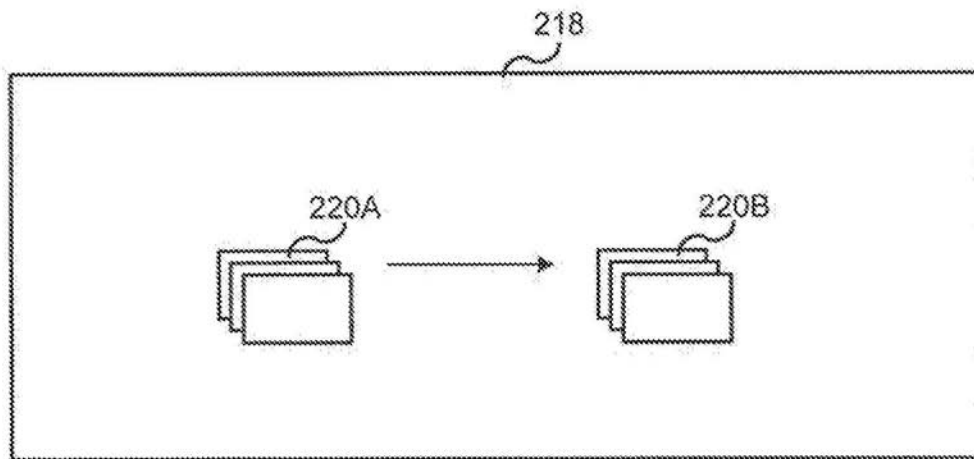


图 2C

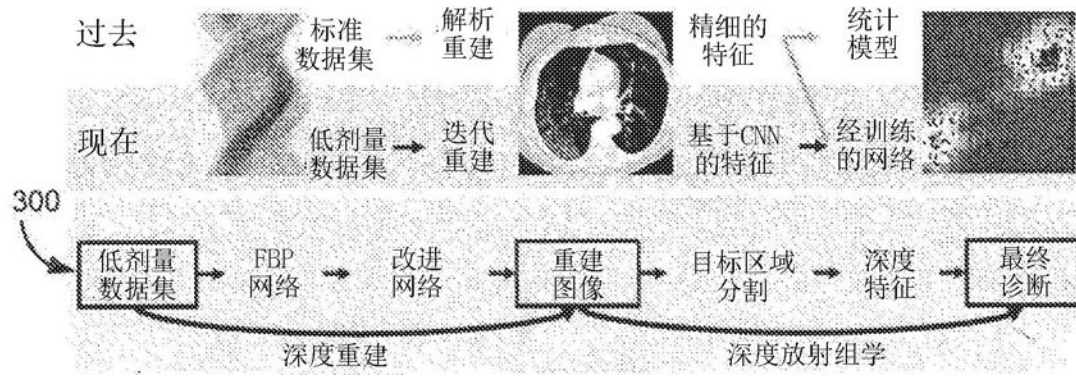


图3A

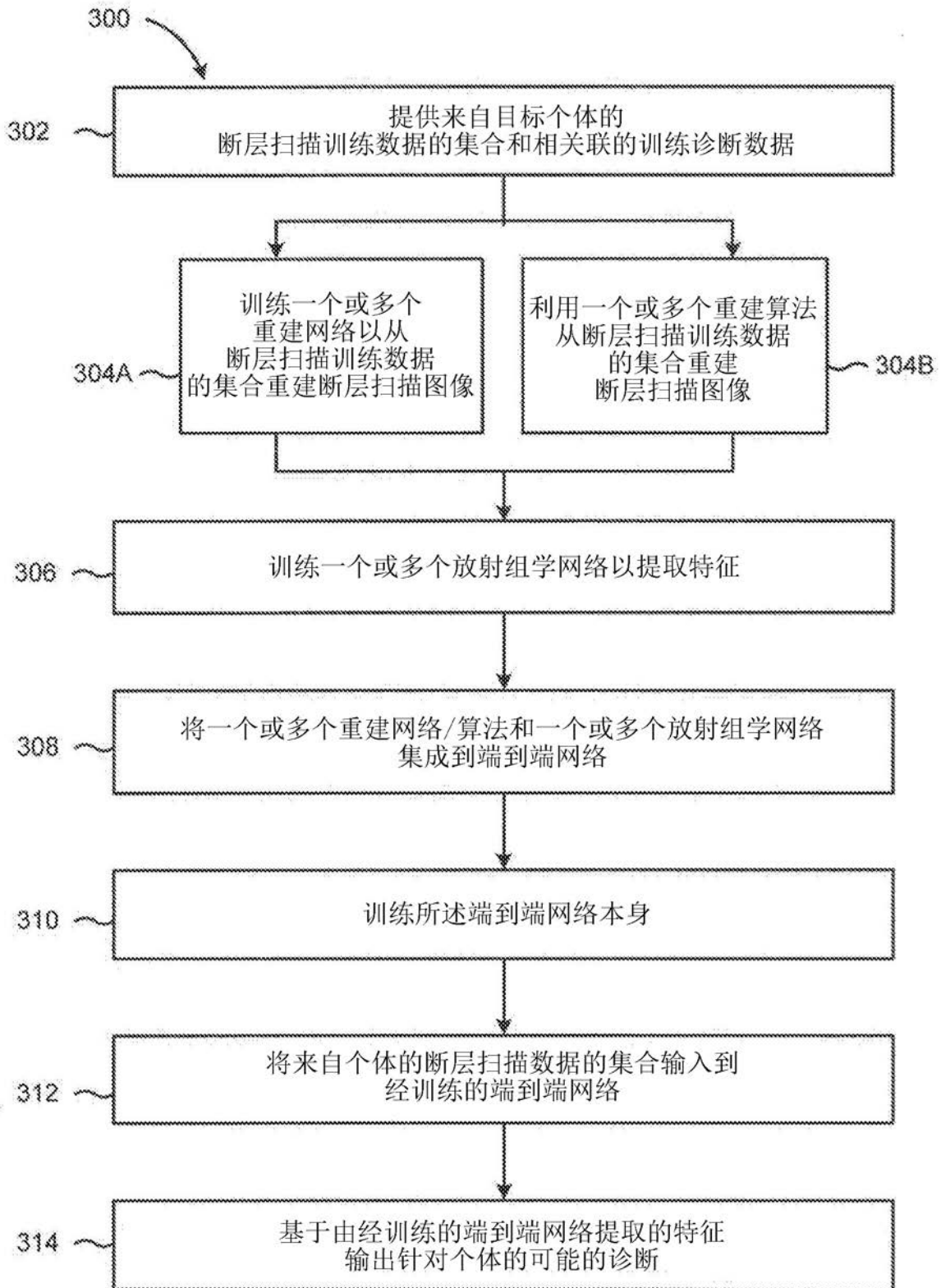


图3B

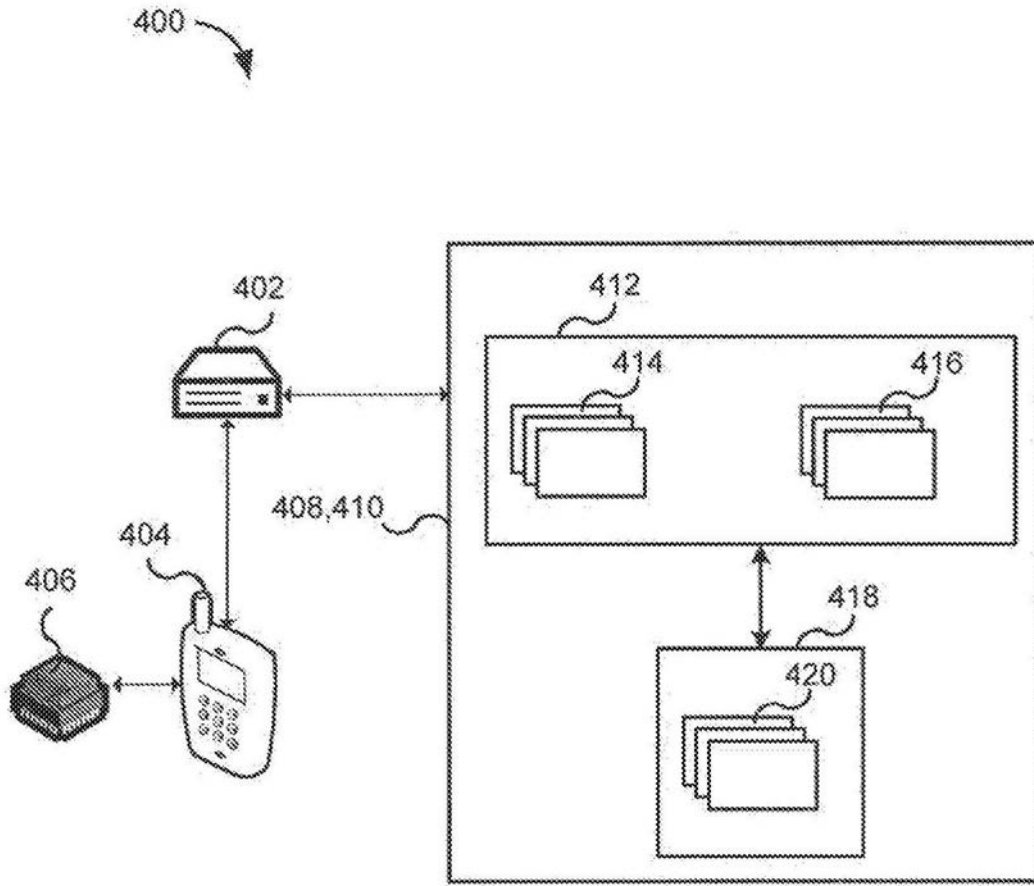


图4

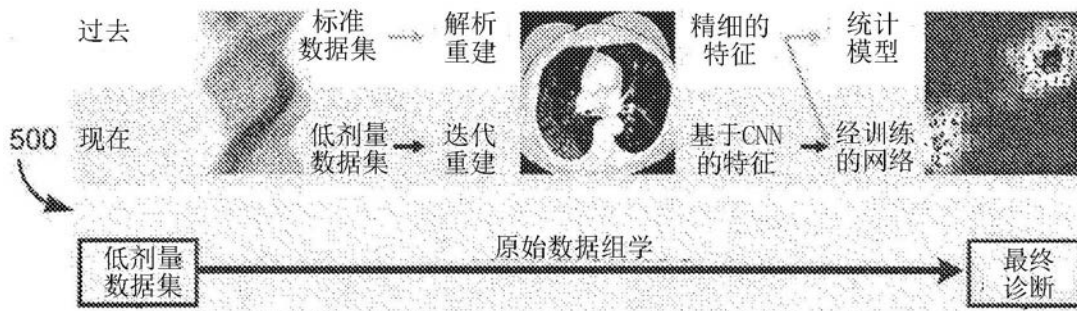


图5A

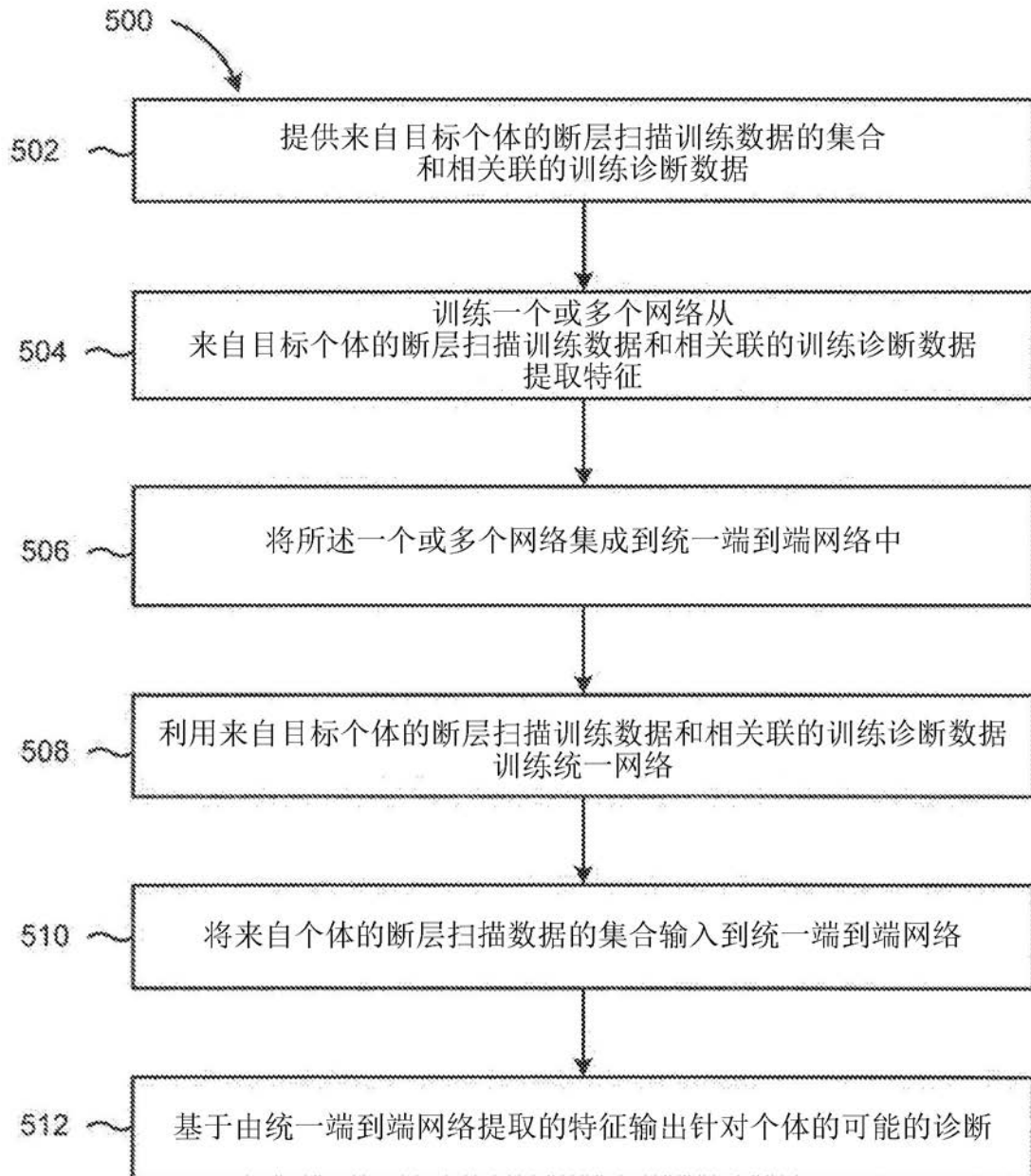


图5B

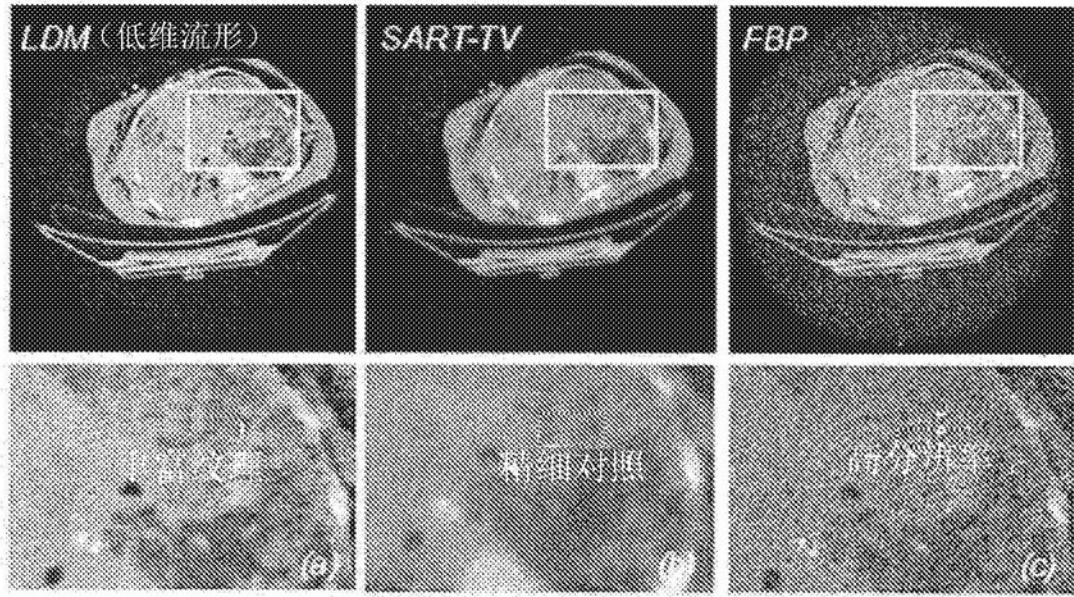


图6A

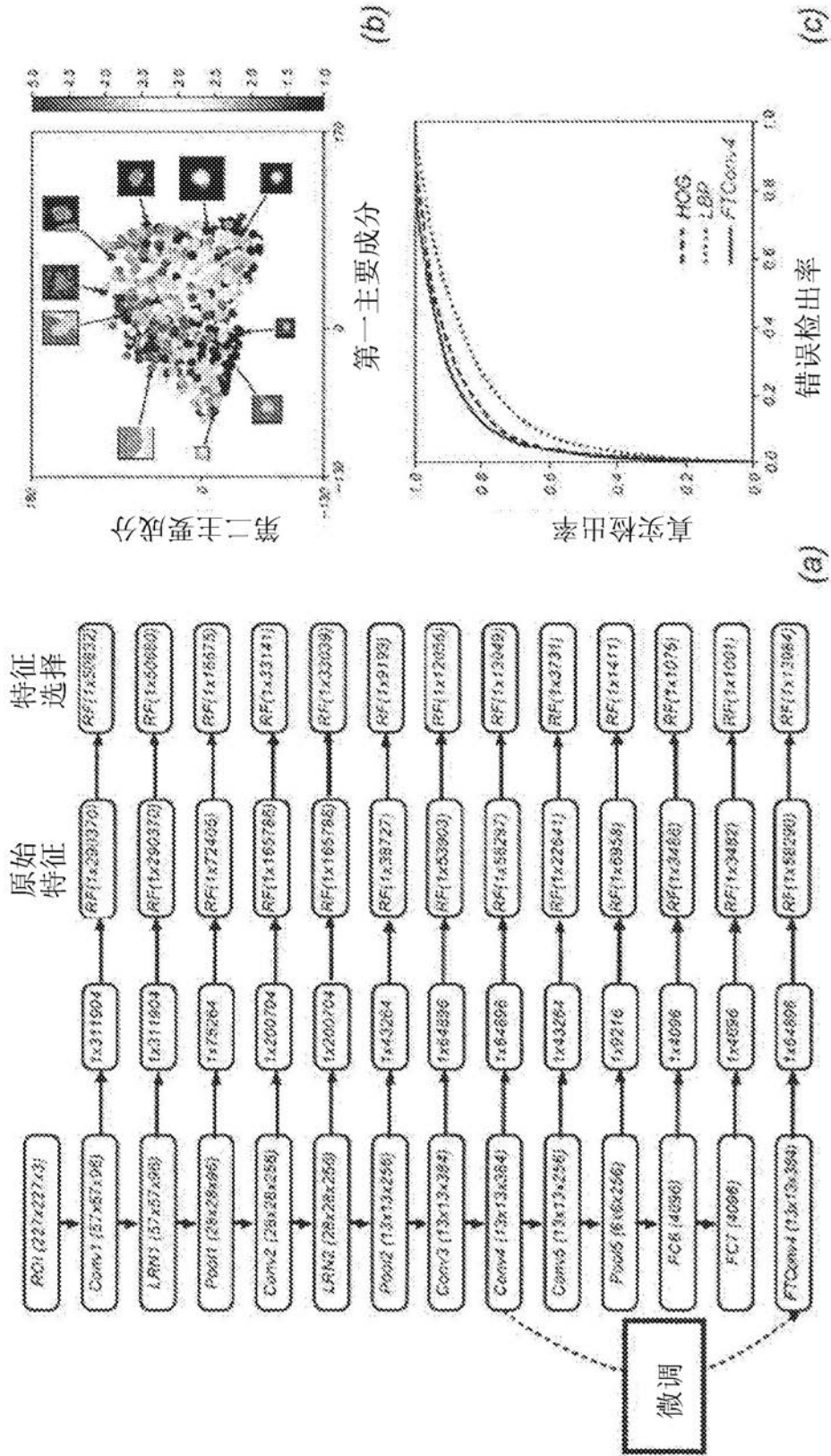


图6B

| | | | |
|----------------|---|---------|------------|
| 专利名称(译) | 使用神经网络集成断层扫描图像重建和放射组学的系统和方法 | | |
| 公开(公告)号 | CN110996789A | 公开(公告)日 | 2020-04-10 |
| 申请号 | CN201880052339.2 | 申请日 | 2018-06-18 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 伦斯勒理工大学 | | |
| 申请(专利权)人(译) | 伦斯勒理工大学 | | |
| 当前申请(专利权)人(译) | 伦斯勒理工大学 | | |
| [标]发明人 | 王革 J哈恩 U克鲁格 丛文相 | | |
| 发明人 | 王革 M·卡尔拉 J·哈恩 U·克鲁格 丛文相 单洪明 | | |
| IPC分类号 | A61B5/055 A61B6/02 A61B6/03 A61B8/13 G06K9/46 G06T7/11 | | |
| CPC分类号 | A61B5/055 A61B5/7267 A61B6/02 A61B6/03 A61B6/032 A61B6/463 A61B6/466 A61B6/5217 A61B6/5229 A61B6/5247 A61B6/5294 A61B8/13 G06K9/6274 G06T7/0014 G06T2207/10081 G06T2207/20081 G06T2207/20084 G06T2207/30064 G16H50/30 | | |
| 代理人(译) | 常晓慧 | | |
| 优先权 | 62/520682 2017-06-16 US | | |
| 外部链接 | Espacenet SIPO | | |

摘要(译)

使用一个或多个网络和/或算法执行计算机断层扫描(CT)筛查、诊断或其他图像分析任务，以集成互补的断层扫描图像重建和放射组学或将断层扫描原始数据直接映射到机器学习框架中的诊断结果。训练一个或多个重建网络，以从CT投影数据的训练集合重建断层扫描图像。训练一个或多个放射组学网络以从断层扫描图像和相关联的训练诊断数据中提取特征。将网络/算法集成到端到端网络中并进行训练。断层扫描数据(例如CT投影数据)的集合和来自个体的其他相关信息被输入到端到端网络，并基于由端到端网络提取的特征生成针对个体的可能的诊断。所述系统和方法可以应用于CT投影数据、MRI数据、核成像数据、超声信号、光学数据、其他类型的断层扫描数据，或其组合。

