(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 112602099 A
(43)申请公布日 2021.04.02

(21)申请号 201980055199.9
(22)申请日 2019.08.21
(30)优先权数据
62/722,663 2018.08.24 US
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2021.02.22
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2019/047552 2019.08.21
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2020/041503 EN 2020.02.27
(71)申请人 阿特瑞斯公司
地址 美国加利福尼亚州
(72)发明人 伯克·戴尔·诺曼
肖恩·帕特里克·萨尔
杰西·利曼-西弗里
马丁·西蒙诺夫斯凯
丹尼尔·欧文·戈尔登 刘学勤
(74)专利代理机构 北京柏杉松知识产权代理事务所(普通合伙) 11413
代理人 罗小晨 谢攀
(51)Int.Cl.
G06N 3/08(2006.01)
G06N 3/04(2006.01)
G06T 7/33(2017.01)

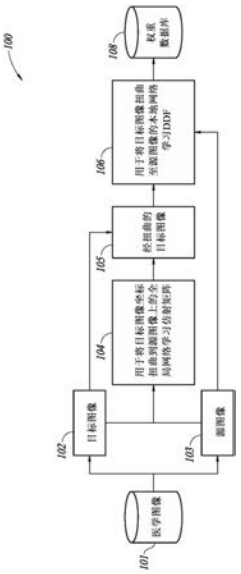
权利要求书5页 说明书8页 附图6页

(54)发明名称

基于深度学习的配准

(57)摘要

一种为使用卷积神经网络(CNN)模型的无监督的配准提供新颖框架的系统和方法。CNN模型可以使用完全无监督的学习来执行图像配准。有利地,CNN模型还可以明确地稳定图像或跨图像转移轮廓掩膜。除了密集的变形场之外,还可以通过仿射变形来学习全局对准,并且可以维持无监督的损失函数。CNN模型可以在变换步骤结束时应用附加的空间变换层,这提供了对先前预测的变换进行微调的能力,使得CNN模型可以校正之前的变换误差。



CN 112602099 A

1.一种机器学习系统,包括:

至少一个非瞬时性处理器可读存储介质,其存储处理器可执行指令或数据中的至少一者;和

至少一个处理器,其可通信地耦合到所述至少一个非瞬时性处理器可读存储介质,在操作中,所述至少一个处理器:

接收包括多批未标记图像集的学习数据,其中,每个图像集包括源图像和目标图像,所述源图像和目标图像均代表至少一个患者的医学图像扫描;

训练一个或更多个卷积神经网络(CNN)模型,以学习多个未标记图像之间的一个或更多个变换函数,从而将目标图像配准到源图像上;并且

将一个或更多个经训练的CNN模型存储在所述机器学习系统的所述至少一个非瞬时性处理器可读存储介质中。

2.根据权利要求1所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器使用无监督的训练算法来训练所述一个或更多个CNN模型。

3.根据权利要求2所述的机器学习系统,其中,所述无监督的训练算法包括损失函数,所述损失函数是从成对的源图像和目标图像中计算出的,而不是从图像上的任何明确的人为注释中计算出的。

4.根据权利要求3所述的机器学习系统,其中,所述损失函数包括在所述源图像和目标图像之间的每像素均方根误差。

5.根据权利要求3所述的机器学习系统,其中,可微分的目标函数包括所述源图像和目标图像之间的相互信息损失。

6.根据权利要求3所述的机器学习系统,其中,可微分的目标函数包括所述源图像和目标图像之间的L2损失。

7.根据权利要求3所述的机器学习系统,其中,可微分的目标函数包括所述源图像和目标图像之间的中心加权的L2损失函数。

8.根据权利要求3所述的机器学习系统,其中,可微分的目标函数包括所述源图像和目标图像之间的归一化互相关损失函数。

9.根据权利要求1所述的机器学习系统,其中,所述多批未标记图像集包括2D或3D图像之一或两者。

10.根据权利要求1所述的机器学习系统,其中,所述变换函数包括仿射变换或密集的非线性对应图之一或两者。

11.根据权利要求10所述的机器学习系统,其中,所述变换函数包括密集的非线性对应图,所述密集的非线性对应图包括密集的变形场(DDF)。

12.根据权利要求1所述的机器学习系统,其中,所述一个或更多个CNN模型包括全局网络模型,并且所述全局网络模型接收所述学习数据并输出仿射变换矩阵。

13.根据权利要求12所述的机器学习系统,其中,相对于所述源图像在所述目标图像上计算所述仿射变换矩阵。

14.根据权利要求12所述的机器学习系统,其中,所述源图像和目标图像包括所有可能的图像配对组合。

15.根据权利要求14所述的机器学习系统,其中,所述源图像和目标图像包括单心脏MR

扫描中的所有图像。

16.根据权利要求14所述的机器学习系统,其中,所述源图像和目标图像包括来自一个或更多个不同的MR扫描体积的所有图像。

17.根据权利要求12所述的机器学习系统,其中,所述全局网络模型包括收缩路径,所述收缩路径包括至少一个层组,所述至少一个层组包括至少一个卷积层、最大池化层、批归一化层和丢弃层。

18.根据权利要求17所述的机器学习系统,其中,所述全局网络模型包括跟随在所述收缩路径中的所述至少一个层组中的至少一层之后的修整器或泄漏修整器。

19.根据权利要求12所述的机器学习系统,其中,由所述全局网络模型输出的所述仿射变换矩阵包括仿射空间变换层。

20.根据权利要求12所述的机器学习系统,其中,所述仿射变换矩阵的仿射变换由缩放因子界定。

21.根据权利要求12所述的机器学习系统,其中,所述仿射变换矩阵包括正则化运算。

22.根据权利要求21所述的机器学习系统,其中,所述正则化运算包括弯曲能量损失。

23.根据权利要求21所述的机器学习系统,其中,所述正则化运算包括梯度能量损失。

24.根据权利要求1所述的机器学习系统,其中,所述一个或更多个CNN模型包括本地网络模型,所述本地网络模型接收所述学习数据并输出本地网络密集的变形场。

25.根据权利要求24所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器使所述目标图像扭曲以提供经扭曲的目标图像,并且所述经扭曲的目标图像是通过将仿射变换场应用于所述原始目标图像而获得的。

26.根据权利要求24所述的机器学习系统,其中,所述本地网络模型包括收缩路径和扩展路径,所述收缩路径包括一个或更多个卷积层和一个或更多个池化层,每个池化层之前至少有一个卷积层,并且所述扩展路径包括多个卷积层和多个上采样层,每个上采样层之前至少有一个卷积层,每个上采样层包括转置卷积操作,所述转置卷积操作利用所学习的内核执行上采样操作和内插操作中的至少一个,或者先进行上采样操作,再进行内插操作。

27.根据权利要求24所述的机器学习系统,其中,所述本地网络密集的变形场输出包括自由形式相似性空间变换器。

28.根据权利要求27所述的机器学习系统,其中,所述自由形式相似性空间变换器包括仿射变换。

29.根据权利要求27所述的机器学习系统,其中,所述自由形式相似性空间变换器包括密集的自由形式变形场扭曲。

30.根据权利要求24所述的机器学习系统,其中,所述本地网络密集的变形场输出包括正则化运算。

31.根据权利要求30所述的机器学习系统,其中,所述正则化运算包括弯曲能量损失。

32.根据权利要求30所述的机器学习系统,其中,所述正则化运算包括梯度能量损失。

33.根据权利要求1所述的机器学习系统,其中,所述一个或更多个CNN模型包括全局网络、本地网络和所输出的密集的变形场。

34.根据权利要求1所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器使用使用了无监督的可微分损失函数的adam优化器来优化所述一个或更多个CNN模型。

35.根据权利要求34所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器计算所述源图像和经扭曲的目标图像之间的所述无监督的损失函数。

36.根据权利要求35所述的机器学习系统,其中,通过将所述密集的变形场应用于原始目标图像来获得所述扭曲目标图像。

37.根据权利要求1所述的机器学习系统,其中,所述图像集包括心脏短轴CINE MR系列。

38.一种机器学习系统,包括:

至少一个非瞬时性处理器可读存储介质,其存储处理器可执行指令或数据中的至少一者以及用于配准的一个或更多个经训练的CNN模型;和

至少一个处理器,其可通信地耦合到所述至少一个非瞬时性处理器可读存储介质,在操作中,所述至少一个处理器:

接收包括多批未标记图像集的推理数据,其中,每个图像集具有源图像和目标图像,所述源图像和目标图像均代表至少一个患者的医学图像扫描;

对一对或更多对的源图像和目标图像进行推理,以将一对中的目标图像稳定在该对中的源图像上;并且

将所述稳定的目标图像存储在所述机器学习系统的至少一个非瞬时性处理器可读存储介质中。

39.根据权利要求38所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器对多批成对的源图像和目标图像进行推理。

40.根据权利要求39所述的机器学习系统,其中,对于所述成对的源图像和目标图像中的每对而言,所述源图像和目标图像来自在不同时间点拍摄的心脏MR图像体积的单个切片。

41.根据权利要求39所述的机器学习系统,其中,所述成对的源图像和目标图像中的每对的源图像和目标图像来自在相同时间点拍摄的心脏MR图像体积的不同切片。

42.根据权利要求39所述的机器学习系统,其中,所述成对的源图像和目标图像来自单个MR图像体积的任何图像。

43.根据权利要求39所述的机器学习系统,其中,所述成对的源图像和目标图像来自MR扫描体积的数据集中的所有可能图像的任何配对组合。

44.根据权利要求39所述的机器学习系统,其中,用于配准的所述一个或更多个经训练的CNN模型输出密集的变形场。

45.根据权利要求39所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器计算所述目标图像上的相对于所述源图像的密集的变形场。

46.根据权利要求39所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器将所述密集的变形场应用于所述目标图像,从而将所述目标图像相对于所述源图像扭曲为新的稳定的目标图像。

47.根据权利要求38所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器将所述稳定的目标图像存储在所述至少一个非瞬时性处理器可读存储介质中。

48.根据权利要求38所述的机器学习系统,其中,所述图像集包括心脏短轴CINE MR系列。

49.一种机器学习系统,包括:

至少一个非暂态处理器可读存储介质,其存储处理器可执行指令或数据中的至少一个以及用于配准的一个或更多个经训练的CNN模型;和

至少一个处理器,其可通信地耦合到所述至少一个非瞬时性处理器可读存储介质,在操作中,所述至少一个处理器:

接收包括多批图像集的推理数据,其中,每个图像集具有源图像和目标图像,所述源图像和目标图像均代表至少一个患者的医学图像扫描,并且至少所述目标图像具有与其相关联的相应的分割掩模;

对一对或更多对的源图像和目标图像进行推理,以将所述目标图像的分割掩模转移到所述源图像;并且

将所述经转移的分割掩模存储在所述机器学习系统的至少一个非瞬时性处理器可读存储介质中。

50.根据权利要求49所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器对多批成对的源图像和目标图像进行推理,其中,图像对中的每一对中的目标图像具有定义在感兴趣的解剖实体上的相应的分割掩模。

51.根据权利要求50所述的机器学习系统,其中,所述成对的源图像和目标图像来自在不同时间索引处拍摄的患者图像体积的相同切片。

52.根据权利要求50所述的机器学习系统,其中,所述图像对中的每一对中的目标图像具有心室轮廓的相应的分割掩模。

53.根据权利要求52所述的机器学习系统,其中,所述分割掩模包括左心室心内膜的注释。

54.根据权利要求52所述的机器学习系统,其中,所述分割掩模包括左心室心外膜的注释。

55.根据权利要求52所述的机器学习系统,其中,所述分割掩模包括代表右心室心内膜的注释的像素。

56.根据权利要求50所述的机器学习系统,其中,分别手动选择和创建所述图像对中的每一对中的目标图像和相应的分割掩模。

57.根据权利要求50所述的机器学习系统,其中,从所述图像体积中的所有可能的目标图像和相应的分割掩模中自动选择所述目标图像和相应的分割掩模。

58.根据权利要求57所述的机器学习系统,其中,所述分割掩模来自先前训练的深度学习模型。

59.根据权利要求58所述的机器学习系统,其中,所述先前训练的深度学习模型被训练以预测SSFP心脏MR图像上的左心室心内膜、左心室心外膜或右心室心内膜中的一个或更多个。

60.根据权利要求58所述的机器学习系统,其中,所述分割掩模来自代表不同心室解剖结构的概率图。

61.根据权利要求57所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器使用启发式方法来选择具有最佳心室分割掩模的所述目标图像。

62.根据权利要求61所述的机器学习系统,其中,所述启发式方法包括:为给定切片获

取输出的轮廓概率掩模,以及将质量得分分配给所述轮廓概率掩模。

63.根据权利要求62所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器通过将平均前景得分乘以平均背景得分来计算所述质量得分。

64.根据权利要求63所述的机器学习系统,其中,所述前景得分包括高于0.5的所有轮廓概率掩模值。

65.根据权利要求63所述的机器学习系统,其中,所述背景得分包括小于或等于0.5的所有轮廓概率掩模值的距离。

66.根据权利要求61所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器在该切片的所有切片时间索引中选择该切片质量得分最高的轮廓掩膜作为最佳心室分割。

67.根据权利要求50所述的机器学习系统,其中,用于配准的所述一个或更多个经训练的CNN模型输出密集的变形场。

68.根据权利要求67所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器计算所述目标图像上的相对于所述源图像的密集的变形场。

69.根据权利要求67所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器将所述密集的变形场应用于所述目标图像的所述分割掩模,以将新的分割掩模扭曲到所述源图像上。

70.根据权利要求49所述的机器学习系统,其中,所述至少一个处理器为先前不具有分割掩模的每个源图像或者为被用户定义为先前的分割掩模为不可接受的每个源图像存储新的经扭曲的分割掩模。

71.根据权利要求48所述的机器学习系统,其中,所述图像集包括但不限于心脏短轴CINE MR系列。

基于深度学习的配准

技术领域

背景技术

[0001] 相关技术的描述

[0002] 近年来,深度学习在自动分割各种医学图像方面显示出了可喜的成果[1,2]。但是,这些深度学习算法的训练需要大量来自专家注释者的训练数据集。这样,使用配准(空间对齐)作为在整个图像集上转移一个带注释的掩膜或界标的方法,是一种有价值的工具,可以减少在纯深度学习环境中所需的手动标签的数量。配准还能够用于在空间上将带注释的界标或掩膜从一个图像对准到另一个图像上,并将图像扭曲到公共参考框架中,以简化手动或自动的比较。

[0003] 传统的配准方法是在要配准的每对新图像上迭代地优化目标函数,这是一个计算量巨大的过程,并且可能需要花费数小时才能完成给定的图像体积。基于深度学习的配准能够计算变形而无需迭代优化目标函数。当与作为处理单元的图形处理单元(GPU)耦合时,这会大大降低用于计算配准的计算成本。

[0004] 传统的配准方法通过多种迭代方法(诸如弹性类型建模[3]、统计参数映射[4]和带有b样条曲线的自由形式变形[5])来计算所有图像对上的位移矢量场。

[0005] 使用深度卷积神经网络(CNN)在医学成像上执行配准的变体的框架开始出现。这些方法中的大多数都集中于创建最小化成对的图像之间的差异的变形场。Hu等人特别提出了一种将磁共振(MR)图像配准到术中经直肠超声前列腺图像的弱监督方法[6]。他们的方法既学习将一幅图像整体对准到另一幅图像上的仿射变换,还学习一幅图像到另一幅图像上的密集的变形场(DDF)。然而,Hu等人所描述的方法需要解剖学界标点以训练模型,其收集既费时又昂贵。Balakrishnan等人提出了完全无监督的CNN,用于3D MRI脑数据集的配准,其中损失函数纯粹地基于原始图像数据[7]。Balakrishnan等人的方法仅学习两个图像的DDF,并通过空间变换层馈入DDF来进行仿射变换。

附图说明

[0006] 图1是根据一个非限制性地示出的实施方式的训练卷积神经网络(CNN)的系统的示意图,该系统在本文中被称为DeformationNet,以创建DDF来使图像扭曲以进行配准。

[0007] 图2示出了根据一个非限制性地示出的实施方式的如何将经训练的DeformationNet用于执行图像稳定化的一个实施方式。

[0008] 图3示出了根据一个非限制性地示出的实施方式的如何将经训练的DeformationNet用于执行轮廓掩模转移的一个实施方式。

[0009] 图4示出了根据一个非限制性地示出的实施方式的如何选择经由DeformationNet进行配准的轮廓掩模的两种实施方式。

[0010] 图5示出了根据一个非限制性地示出的实施方式的得到了良好的分割概率图和质量得分的切片的示例和得到了不良的分割概率图和质量得分的切片的示例。

[0011] 图6是用于本公开的一个或更多个实施方式的示例计算环境。

具体实施方式

[0012] 基于无监督的心脏深度学习的配准

[0013] 系统概述

[0014] 本文所述的实施方式是一种用于使用CNN的无监督的配准的新颖框架，在本文中称为DeformationNet。DeformationNet采用完全无监督的方法来进行图像配准。有利地，DeformationNet还明确地稳定图像或跨图像转移轮廓掩膜。对于DeformationNet的架构，除了DDF之外，还通过仿射变形来学习全局对准，并保持无监督的损失函数。使用无监督的损失函数就不需要对数据进行明确的人为派生注释，这是有利的，这是因为获取那些注释是有监督和半监督CNN的主要挑战之一。DeformationNet的独特之处还在于，至少在一些实施方式中，它在每个变换步骤结束时应用了附加的空间变换层，这提供了对先前预测的变换进行“微调”的能力，以便网络可以校正先前的变换误差。

[0015] 训练

[0016] 图1示出了DeformationNet系统的训练阶段的一个实施方式。在至少一些实施方式中，DeformationNet的训练具有两个主要过程：

[0017] 1.训练全局网络以通过仿射矩阵学习全局图像对准，从而将输入的目标图像扭曲到输入的源图像坐标系上(102、103和105)；以及

[0018] 2.训练本地网络以学习DDF，从而将输入的目标图像的本地化的特征扭曲到输入的源图像上(105和106)。

[0019] 在至少一些实施方式中，来自医学图像数据库(101)的每个成对的源图像和目标图像代表来自同一患者且可能是同一研究的两个心脏MR图像。这些心脏MR系列可以包括但不限于：延迟增强短轴(SAX)图像、灌注SAX图像、SSFP SAX图像、T1/T2/T2*映射SAX图像等。

[0020] 创建用于将目标图像坐标映射到源图像坐标的仿射变换矩阵(102、103和104)

[0021] 通过全局网络(104)学习具有N个或更多个仿射变换参数的仿射变换矩阵，其中N是大于或等于0的整数，其中，输入是成对的图像，其包括源图像(103)和目标图像(102)。所学习的仿射变换参数被定义为当其被应用于目标图像时将目标图像与源图像对准的那些参数。在至少一些实施方式中，在学习仿射矩阵之前，对目标图像的大小进行调整以匹配源图像的大小。

[0022] 在至少一些实施方式中，全局网络(104)是回归网络。全局网络(104)的一个版本包括32个初始卷积滤波器。至少一些实施方式使用卷积层中的步长进行下采样，并且在每个下采样操作之前，存在内核大小为3的2个卷积层、具有动量率的批处理归一化层、丢弃层和ReLU非线性层。在至少一些实施方式中，全局网络(104)的最后一层是映射到期望数量的仿射参数的密集层。

[0023] 在至少一些实施方式中，全局网络(104)的仿射参数输出用作到另一个仿射空间变换层的输入，该仿射空间变换层由用于旋转、缩放和放大的不同缩放因子所界定。缩放因子控制能够对目标图像进行仿射变形的量。在至少一些实施方式中，由仿射空间变换层输出的仿射空间变换矩阵包括以弯曲能量损失函数的形式实现的正则化操作。例如，也可以使用用于仿射空间变换矩阵的正则化的梯度能量损失函数。这种正则化进一步防止了所学

习的仿射空间变换矩阵生成不切实际的大的变换。

[0024] 创建用于扭曲变换后的目标图像以匹配源图像的DDF(106)

[0025] 在至少一些实施方式中,经由本地网络学习DDF(106),其中,输入是包括成对的源图像(102)和目标图像(103)。在一些实施方式中,首先经由在全局网络(104)中所学习的仿射变换矩阵将目标图像(102)扭曲到源图像坐标上,从而提供要输入到本地网络(106)中的经扭曲的目标图像(105)。

[0026] 在至少一些实施方式中,本地网络(106)是神经网络架构,其包括下采样路径以及上采样路径。这种本地网络的版本包括32个初始卷积滤波器和位于相应的下采样层和上采样层之间的跳过连接。至少一些实现使用卷积层中的步长进行下采样,并且在每个下采样或上采样操作之前,存在内核大小为3的2个卷积层、具有动量率的批处理归一化层、丢弃层和ReLU非线性层。如果使用了填充,则该上采样允许DDF与输入的源图像和目标图像具有相同的大小。

[0027] 在至少一些实施方式中,本地网络(106)的所学习的DDF输出经过自由形式相似性空间变换层。作为示例,该自由形式相似性空间变换层能够包括仿射变换或密集的自由形式变形场扭曲[5],或两者。如果使用仿射变换,则其可以缩放以控制能够对目标图像进行的变形的量。在至少一些实施方式中,DDF还包括以弯曲能量损失函数的形式实施的正则化操作[5]。梯度能量损失函数也可以用于调整DDF。这种正则化防止了所学习的DDF生成不切实际的大的变形。

[0028] 在至少一些实施方式中,可以通过利用adam优化器和在源图像和已经由DDF扭曲的目标图像(即,经扭曲的目标图像105)之间的相互信息损失函数的反向传播来更新CNN模型。Adam优化器通过使用反向传播的梯度的第一阶矩和第二阶矩的训练来调整其学习速率。可以使用的优化器的其他非限制性示例包括随机梯度下降、小批量梯度下降、adagrad和均方根传播。损失函数的其他非限制性示例可以包括均方根误差、L2损失、具有中心权重的L2损失以及源图像与已应用于目标图像的DDF之间的互相关损失[7]。这些损失函数仅取决于原始输入数据以及DeformationNet从原始数据中所学习的内容。有利地,不依赖于明确的手工注释允许了该系统完全不受监督。

[0029] 存储经训练的网络的权重(108)

[0030] 经训练的全局网络(104)和本地网络(106)的权重能够存储在包括硬盘和固态驱动器的存储设备中,以便之后用于图像稳定或分割掩模转移。

[0031] 基于无监督的心脏深度学习的图像稳定推理

[0032] 图2示出了在经训练的DeformationNet上进行推理以进行图像稳定的实施方式。在该实施方式中,到DeformationNet的输入包括源图像(202)和将要通过将目标图像扭曲到源图像上来进行稳定的目标图像(203)。这些图像配对可以从医学图像(201)的数据库中选取。使用上面讨论的经训练的DeformationNet(204),推理出相对于源图像(202)的DDF(205)。将该DDF(205)应用于目标图像(203),以创建经扭曲的目标图像(206),其相对于源图像(202)是稳定的。新稳定的目标图像(206)可以经由显示器(207)显示给用户,并且存储在包括硬盘和固态驱动器的经扭曲的图像的数据库(209)中。

[0033] 可以用于图像稳定推理的图像配对包括但不限于:来自心脏MR图像体积的相同切片、但是是在不同时间点所拍摄的图像;来自心脏MR图像体积的相同时间点、但不同切片的

图像;来自相同MR图像体积的任何图像的图像;来自不同MR图像体积的图像;来自涉及时间序列的其他医学成像图像,诸如乳腺、肝脏或前列腺DCE-MRI(动态对比增强MRI);或来自荧光透视成像的图像。

[0034] 基于无监督的心脏深度学习的轮廓掩膜配准推理

[0035] 推理步骤概述

[0036] 图3示出了利用经训练的DeformationNet进行推理以将分割掩模从一个图像转移到另一个图像的一个实施方式。在至少一些实施方式中,到DeformationNet的输入是来自医学图像(301)的数据库的成对的2D心脏SAX MR图像(源图像302和目标图像303),其中该图像之一具有心室轮廓的相应的分割掩模(304),例如包括左心室心内膜(LV endo)、左心室心外膜(LV epi)和/或右心室心内膜(RV endo)。在至少一些实施方式中,分割掩模(304)可以对应于目标图像(303)。使用经训练的DeformationNet(305),推理出相对于源图像的DDF(306)。将该DDF(306)应用于与目标图像(303)相对应的分割掩模(304),以创建已被扭曲到源图像上的经扭曲的分割掩模(307)。新的经扭曲的分割掩模(307)能够经由显示器(308)显示给用户,并存储在包括但不限于硬盘和固态驱动器的经扭曲的分割掩模的数据库(310)中。

[0037] 分割掩模选择

[0038] 获得图3所示的分割掩模(304)的实施方式包括但不限于:让用户手动创建分割掩模;以及使用涉及先前训练过的CNN模型的启发式方法来自动创建分割掩模。

[0039] 图4示出了使用启发式方法和先前训练的CNN来选择分割掩模以转移到其他图像的一个实施方式。在该实施方式中,选择需要分割的一组2D心脏SAX MR图像(401)。如上所述,这些图像(401)被用作到先前训练的CNN(402)的输入。在至少一些实施方式中,CNN(402)先前被训练为在2D SSFP MR图像中分割用于LV epi、LV endo和RV endo的掩膜。在这些实施方式中,CNN(402)的输出是针对每个2D图像在每像素基础上的分割概率图(403)。

[0040] CNN(402)可能无法准确预测每个图像的分割,因此选择具有高质量分割掩模的图像作为(303)的目标图像可以是很重要的(图3)。从先前训练的CNN(402)输出的分割概率图(403)用于计算给定图像的前景图得分(404)和背景图得分(405)。每像素地计算图得分(404)和(405)。前景掩膜得分(404)代表图像像素属于心室掩膜之一的概率,而背景掩模得分(405)代表图像像素不属于心室掩膜之一的概率。前景图得分(404)的计算方式是对超过0.5的所有概率图值取平均值。背景图得分(405)的计算方式是对低于0.5的所有概率图值与1的距离取平均值。然后,通过将背景掩膜得分(405)与前景掩膜得分(404)相乘,来计算针对该给定切片预测的掩膜质量得分(406)。

[0041] 在下面的示例伪代码中解释了上述可能的启发式实施方式的一般操作:

[0042] 1.对于2D图像集中的图像:

[0043] a.probability_map=Previously_Trained_CNN_Segmentor(image)

[0044] b.foreground_map_values=values of probability_map>0.5

[0045] c.foreground_score=mean(foreground_map_values)

[0046] d.background_map_values=1-(values of probability_map<=0.5)

[0047] e.background_score=mean(background_map_values)

[0048] f.quallity_score=foreground_score*background_score

[0049] 2.选择质量最好的图像

[0050] 在至少一些实施方式中,具有与整个2D图像组的最高质量得分相对应的分割概率掩膜的图像将被视为单个目标图像(407),而一些或全部其他图像将被视为源图像,目标图像的分割掩模(304)将扭曲到该源图像。

[0051] 图5示出了上述启发式方法如何在实践中起作用的示例。图像(502)和(508)是将被馈送到CNN(402)(图4)的2D SAX MR图像的示例。图像(504)和(510)分别是用于图像(502)和(508)的LV epi的CNN(402)的概率图输出,其被表示为轮廓图。图像(504)代表良好的概率图。它在LV epi周围具有明显的高概率边界(用0.8的黑线表示),并且概率在LV epi区域外迅速下降。图像(510)代表不良的概率图。LV epi周围的轮廓总体上较低,只在LV epi的正中央处存在很高的概率。此外,远在LV epi区域之外的概率也发生了变化。图像(504)和(510)的前景图和背景图分别表示为图像(506)和(512)中的轮廓。黑色轮廓代表上述伪代码中操作1.b所计算的前景图值,并且白色轮廓代表伪代码中操作1.d所计算的背景图值。图像(506)对于前景图和背景图具有高概率,这将使其具有较高的质量得分。图像(510)对于背景图具有高概率,而对于前景图具有低概率,这将使其具有较低的质量得分,并且它很可能不会被用作在图像之间转移的分割掩模。

[0052] 示例计算环境

[0053] 图6示出了适于实现本文描述的各种功能的基于处理器的设备604。尽管不是必需的,但部分实施方式将在处理器可执行指令或逻辑的一般上下文中进行描述,诸如由一个或更多个处理器执行的程序应用模块、对象或宏。相关领域的技术人员将理解,能够利用各种基于处理器的系统配置来实践所描述的实施方式以及其他实施方式,这些系统配置包括诸如智能手机和平板计算机之类的手持设备、可穿戴设备、多处理器系统、基于微处理器的或可编程消费电子产品、个人计算机(“PC”)、网络PC、小型计算机、大型计算机等。

[0054] 基于处理器的设备604可以包括一个或更多个处理器606、系统存储器608和系统总线610,该系统总线将包括系统存储器608的各种系统部件耦合到处理器606。基于处理器的设备604有时会在本文中以单数形式指代,但是这并不旨在将实施方式限于单个系统,因为在某些实施方式中,将涉及一个以上的系统或其他联网的计算设备。市售系统的非限制性示例包括但不限于来自各种制造商的ARM处理器、来自美国英特尔公司的Core微处理器、来自IBM的PowerPC微处理器、来自Sun Microsystems,Inc.的Sparc微处理器、来自Hewlett-Packard公司的PA-RISC系列微处理器、来自摩托罗拉公司的68xxx系列微处理器。

[0055] 处理器606可以是任何逻辑处理单元,诸如一个或更多个中央处理单元(CPU)、微处理器、数字信号处理器(DSP)、专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)。除非另外说明,否则图6所示的各个块的结构和操作是常规设计。因此,如相关领域的技术人员将理解的那样,本文不需要进一步详细描述这样的块。

[0056] 系统总线610能够采用任何已知的总线结构或体系结构,包括具有存储器控制器的存储器总线、外围总线和局部总线。系统存储器608包括只读存储器(“ROM”)1012和随机存取存储器(“RAM”)614。能够形成ROM 612的一部分的基本输入/输出系统(“BIOS”)616包含有助于诸如在启动期间在基于处理器的设备604内的元件之间传递信息的基本例程。一些实施方式可以为数据、指令和电源采用单独的总线。

[0057] 基于处理器的设备604还可以包括一个或更多个固态存储器,例如闪存或固态驱

动器(SSD)618,其为基于处理器的设备604提供计算机可读指令、数据结构、程序模块和其他数据的非易失性存储。尽管未示出,但是基于处理器的设备604能够采用其他非瞬时性计算机或处理器可读介质,例如硬盘驱动器、光盘驱动器或存储卡介质驱动器。

[0058] 程序模块能够存储在系统存储器608中,诸如操作系统630、一个或更多个应用程序632、其他程序或模块634、驱动器636和程序数据638。

[0059] 应用程序632可以例如包括平移/滚动632a。这种平移/滚动逻辑可以包括但不限于确定指示器(例如手指、手写笔、光标)在何时和/或在何处进入用户接口元件的逻辑,该用户接口元件包括具有中心部分和至少一个边缘的区域。这样的平移/滚动逻辑可以包括但不限于确定用户接口元件的至少一个元件看起来应该移动的方向和速率,并引起显示器的更新以使至少一个元件看起来以所确定的速率朝向所确定的方向移动。平移/滚动逻辑632a可以例如被存储为一个或更多个可执行指令。平移/滚动逻辑632a可以包括处理器和/或机器可执行逻辑或指令,以使用表征指示器移动的数据,例如来自触敏显示器或者来自计算机鼠标或轨迹球或其他用户接口设备的数据来生成用户接口对象。

[0060] 系统存储器608还可以包括通信程序640,例如服务器和/或Web客户端或浏览器,用于允许基于处理器的设备604访问诸如用户计算系统、互联网上的网站、企业内部网或如下所述的其他网络之类的其他系统和与其交换数据。所描述的实施方式中的通信程序640基于诸如超文本标记语言(HTML)、可扩展标记语言(XML)或无线标记语言(WML)之类的标记语言,并且使用标记语言进行操作,所述标记语言使用添加到文档数据中的语法分隔字符来表示文档的结构。许多服务器和/或Web客户端或浏览器都是可以通过商业途径获得的,诸自加利福尼亚的Mozilla公司和华盛顿的Microsoft。

[0061] 虽然操作系统630、应用程序632、其他程序/模块634、驱动器636、程序数据638以及服务器和/或浏览器640在图6中被示为存储在系统存储器608中,但是其能够存储在各种各样的非瞬时性处理器可读介质中的任何其他介质上(例如,硬盘驱动器、光盘驱动器、SSD和/或闪存)。

[0062] 用户能够经由指示器(例如通过诸如经由手指644a、触控笔644b的触摸屏648之类的输入设备),或者经由控制光标的计算机鼠标或轨迹球644c来输入命令和信息。其他输入设备能够包括麦克风、操纵杆、游戏手柄、平板电脑、扫描仪、生物特征扫描设备等。这些以及其他输入设备(即,“I/O设备”)通过诸如将用户输入耦接到系统总线610的触摸屏控制器和/或通用串行总线(“USB”)接口之类的接口646连接到处理器606,但是也可以使用诸如并行端口、游戏端口或无线接口或串行端口之类的其他接口。触摸屏648能够经由诸如视频适配器之类的视频接口650耦接到系统总线610,以接收图像数据或图像信息,从而通过触摸屏648显示。尽管未示出,但是基于处理器的设备604能够包括诸如扬声器、振动器、触觉致动器等之类的其他输出设备。

[0063] 基于处理器的设备604可以在联网的环境中使用一个或更多个逻辑连接操作,以经由一个或更多个通信通道(例如一个或更多个网络614a、614b)与一个或更多个远程计算机、服务器和/或设备进行通信。这些逻辑连接可以促进允许计算机诸如通过一个或更多个LAN和/或WAN(诸如Internet)和/或蜂窝通信网络进行通信的任何已知方法。这样的网络环境在有线和无线的企业级计算机网络、内联网、外联网、因特网以及其他类型的通信网络(包括电信网络、蜂窝网络、寻呼网络和其他移动网络)中是众所周知的。

[0064] 当在网络环境中使用时，基于处理器的设备604可以包括一个或更多个有线或无线通信接口614a、614b(例如，蜂窝无线电、WI-FI无线电、蓝牙无线电)，以用于在网络(例如互联网614a或蜂窝网络)上建立通信。

[0065] 在联网的环境中，程序模块、应用程序或数据或其部分能够存储在服务器计算系统(未显示)中。相关领域的技术人员将认识到，图6所示的网络连接仅仅是在计算机之间建立通信的方式的一些示例，并且可以使用其他连接，包括无线连接。

[0066] 为了方便起见，处理器606、系统存储器608、网络和通信接口614a、614b被示为经由系统总线610可通信地彼此耦合，从而在上述部件之间提供连通性。在基于处理器的设备604的替代实施方式中，上述部件可以以不同于图6所示的方式可通信地耦合。例如，上述部件中的一个或更多个可以直接耦合至其他部件，或可以经由中间部件(未示出)彼此耦合。在一些实施方式中，省去了系统总线610，并且使用适当的连接将部件直接彼此耦合。

[0067] 能够将上述各种实施方式组合以提供进一步的实施方式。在不与本文的具体教导和定义不一致的范围内，本说明书中提及和/或在申请数据表中列出的所有美国专利、美国专利申请出版物、美国专利申请、外国专利、外国专利申请和非专利出版物通过引用将其整体并入本文，其包括但不限于：2011年7月7日提交的美国临时专利申请号61/571,908；2016年12月6日公布的美国专利号9,513,357；2016年11月29日提交的美国专利申请号15/363683；2014年1月17日提交的美国临时专利申请号61/928702；2016年7月15日提交的美国专利申请号15/112130；2015年11月20日提交的美国临时专利申请号62/260565；2016年10月31日提交的62/415203；2016年11月1日提交的美国临时专利申请号62/415666；2017年1月27日提交的美国临时专利申请号62/451482；2017年5月4日提交的美国临时专利申请号62/501613；2017年5月30日提交的美国临时专利申请号62/512610；2018年1月25日提交的美国专利申请号15/879732；2018年1月25日提交的美国专利申请号15/879742；2017年11月22日提交的美国临时专利申请号62/589825；2017年11月22日提交的美国临时专利申请号62/589805；2017年11月22日提交的美国临时专利申请号62/589772；2017年11月22日提交的美国临时专利申请号62/589872；2017年11月22日提交的美国临时专利申请号62/589876；2017年11月22日提交的美国临时专利申请号62/589766；2017年11月22日提交的美国临时专利申请号62/589833；2017年11月22日提交的美国临时专利申请号62/589838；2018年1月25日提交的PCT申请号PCT/US2018/015222；2018年5月3日提交的PCT申请号PCT/US2018/030963；2018年5月25日提交的美国专利申请号15/779,445；2018年5月25日提交的美国专利申请号15/779,447；2018年5月25日提交的美国专利申请号15/779,448；2018年5月30日提交的PCT申请号PCT/US2018/035192和2018年6月11日提交的美国临时专利申请号62/683461。如果需要，能够修改实施方式的各个方面，以采用各种专利、申请和出版物的系统、电路和概念来提供进一步的实施方式。

[0068] 本申请要求于2018年8月24日提交的美国临时申请号62/722663的优先权，该申请通过引用整体并入本文。

[0069] 能够根据以上详细描述对实施方式进行这些和其他改变。通常，在所附权利要求书中，所使用的术语不应解释为将权利要求书限制为说明书和权利要求书中公开的特定实施例，而应被解释为包括所有可能的实施例以及此类权利要求享有的等同物的全部范围。因此，权利要求书不受本公开的限制。

[0070] 参考文献

[0071] 1.Norman,B.,Pedoia,V.&Majumdar,S.Use of 2D U-Net Convolutional Neural Networks for Automated Cartilage and Meniscus Segmentation of Knee MR Imaging Data to Determine Relaxometry and Morphometry.Radiology 288,177-185(2018).

[0072] 2.Lieman-Sifry,J.,Le,M.,Lau,F.,Sall,S.&Golden,D.FastVentricle:Cardiac Segmentation with ENet.in Functional Imaging and Modelling of the Heart 127-138(Springer International Publishing,2017).

[0073] 3.Shen,D.&Davatzikos,C.HAMMER:hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration.IEEE Trans.Med.Imaging 21,1421-1439(2002).

[0074] 4.Ashburner,J.&Friston,K.J.:Voxel-Based Morphometry—The Methods.Neuroimage 11,805-821(2000).

[0075] 5.Rueckert,D.et al.Nonrigid registration using free-form deformations:application to breast MR images.IEEE Trans.Med.Imaging 18,712-721(1999).

[0076] 6.Hu,Y.et al.Label-driven weakly-supervised learning for multimodal deformarle image registration.in 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging(ISBI 2018)1070-1074(2018).

[0077] 7.Balakrishnan,G.,Zhao,A.,Sabuncu,M.R.,Guttag,J.&Dalca,A.V.An Unsupervised Learning Model for Deformable Medical Image Registration.in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 9252-9260(2018).

[0078] 8.Lin,C.-H.&Lucey,S.Inverse Compositional Spatial Transformer Networks.arXiv[cs.CV](2016).

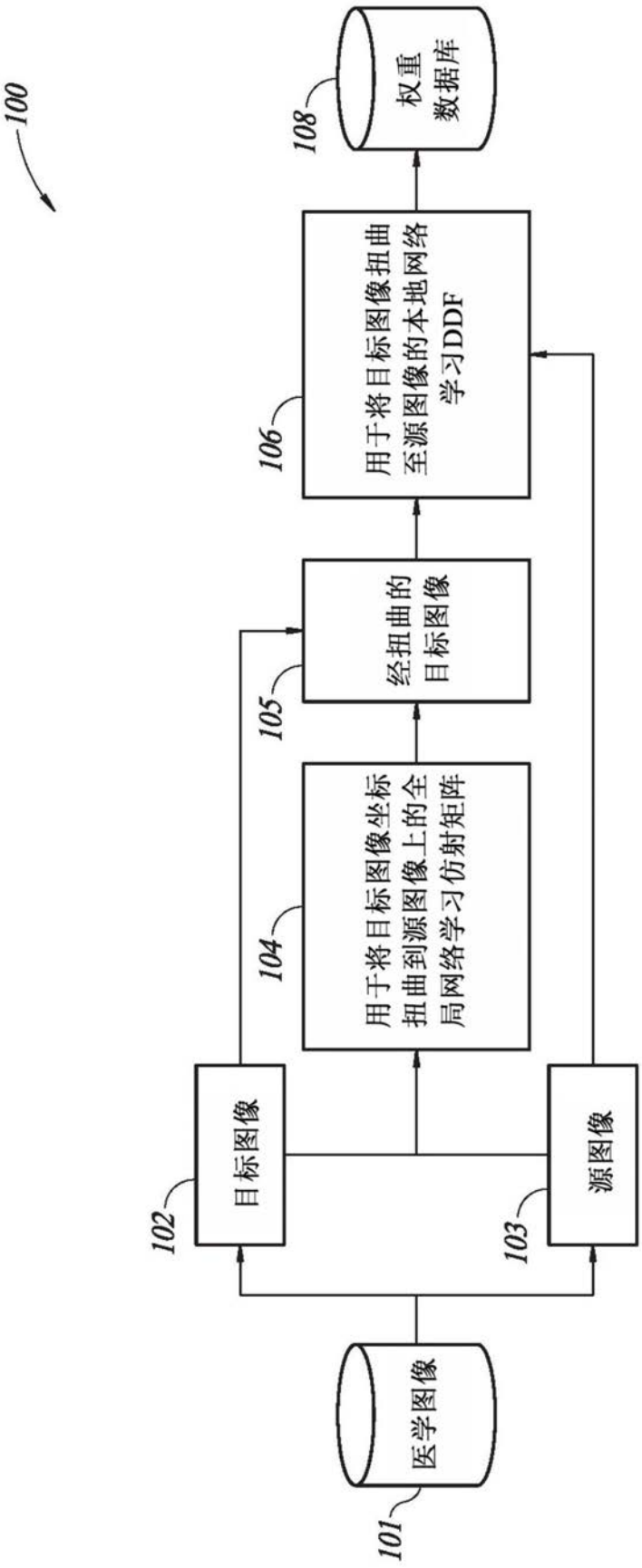

100
医学图像
101
目标图像
102
源图像
103
用于将目标图像坐标扭曲到源图像上的全局网络学习仿射矩阵
104
经扭曲的目标图像
105
用于将目标图像扭曲至源图像的本地网络学习DDF
106
权重数据库
108

图1

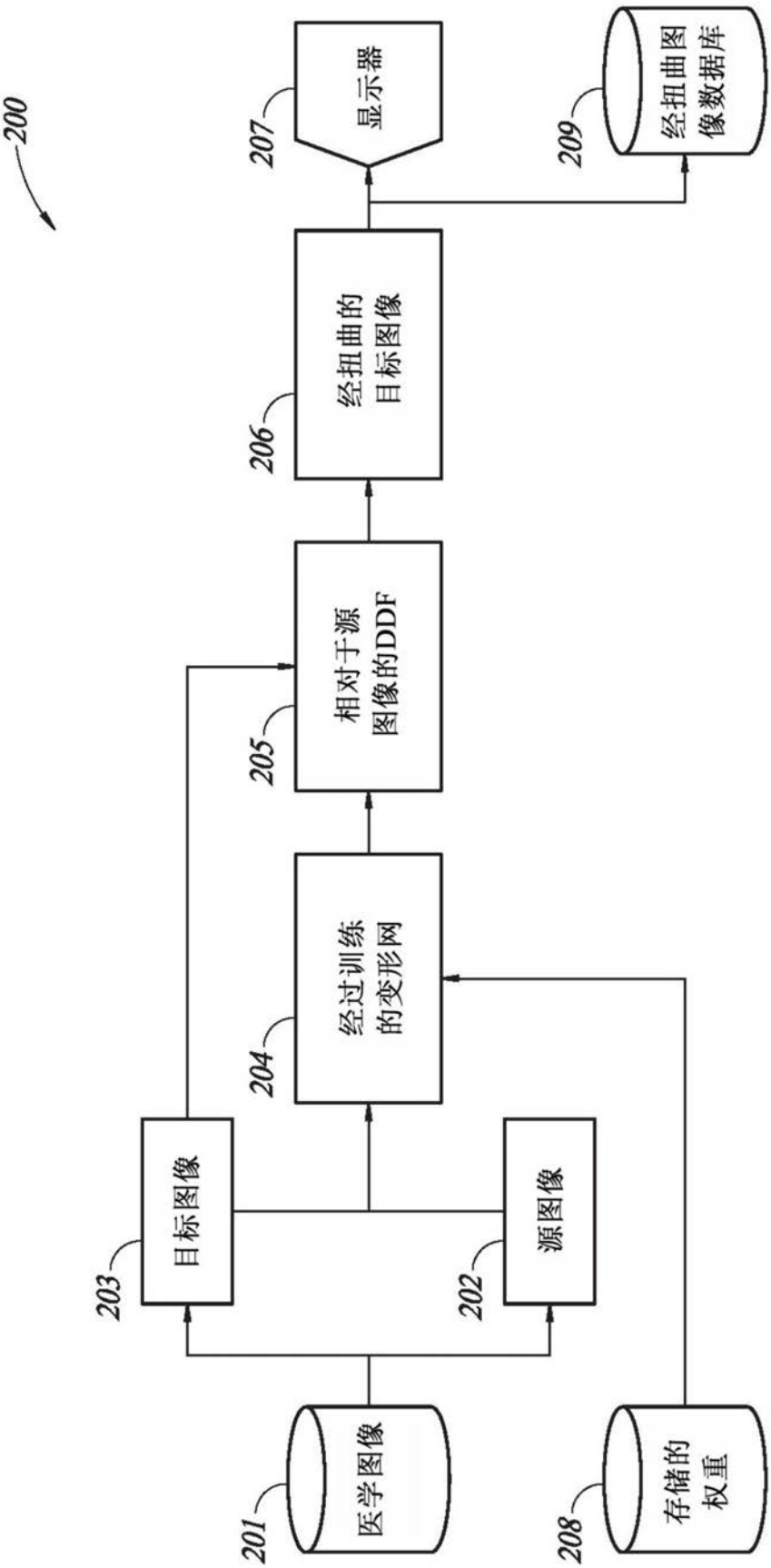

200
207
显示器
209
经扭曲图像数据库
206
经扭曲的目标图像
205
相对于源图像的DDF
204
经过训练的变形网
203
目标图像
202
源图像
201
医学图像
208
存储的权重

图2

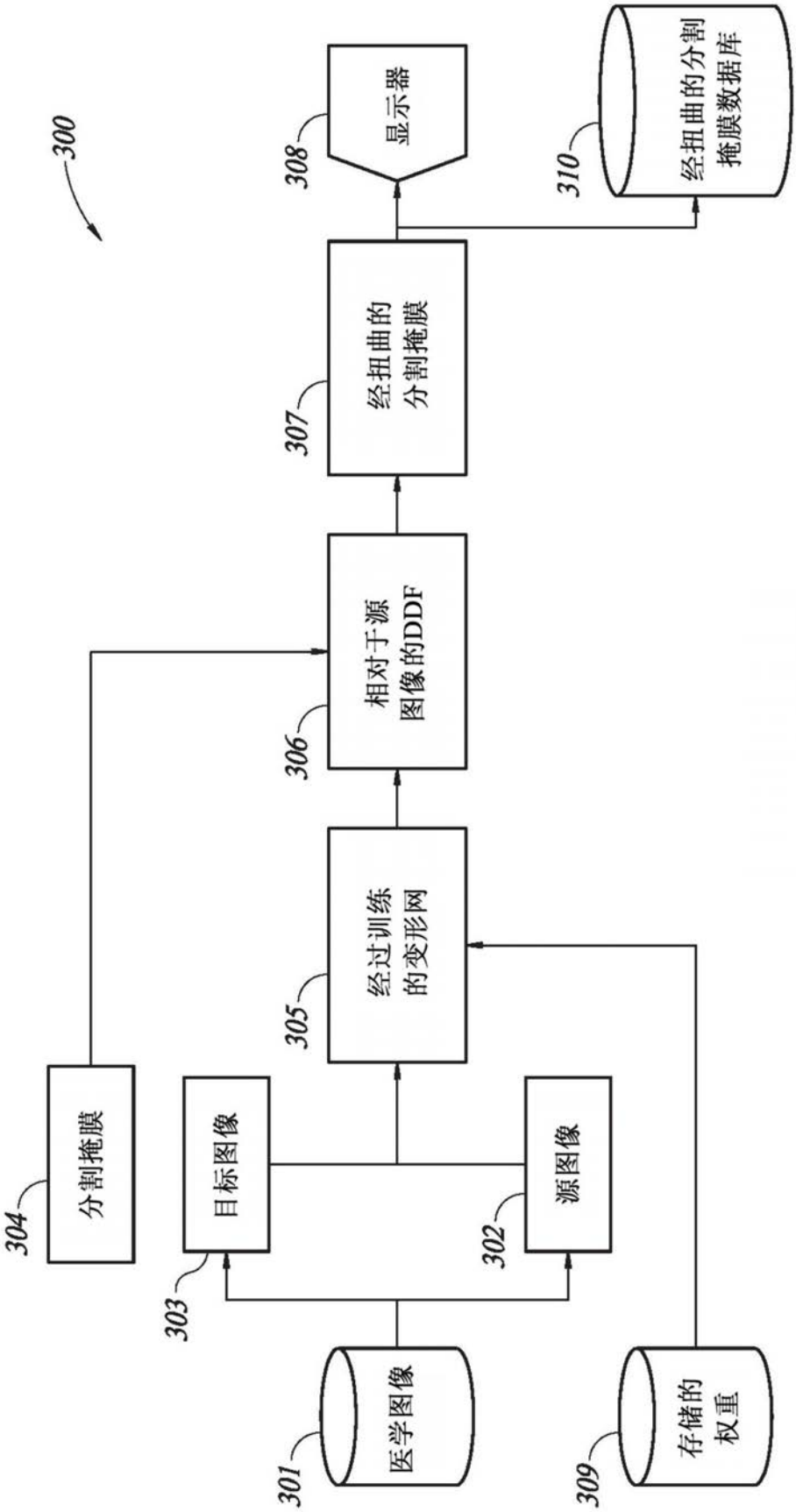

300
显示器
308
经扭曲的分割
掩膜数据库
310
经扭曲的
分割掩膜
307
相对于源
图像的DDF
306
经过训练
的变形网
305
分割掩膜
304
目标图像
303
源图像
302
医学图像
301
存储的
权重
309

图3

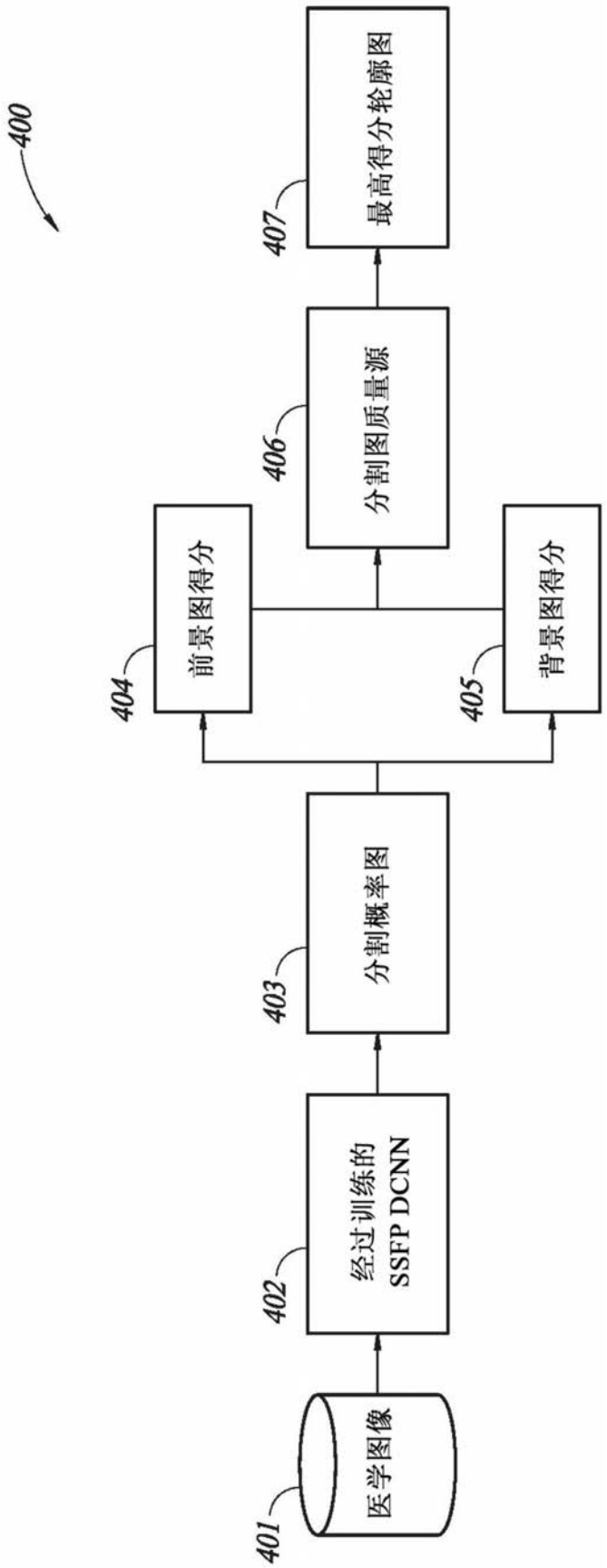

400
401
医学图像
402
经过训练的
SSFP DCNN
403
分割概率图
404
前景图得分
405
背景图得分
406
分割图质量源
407
最高得分轮廓图

图4

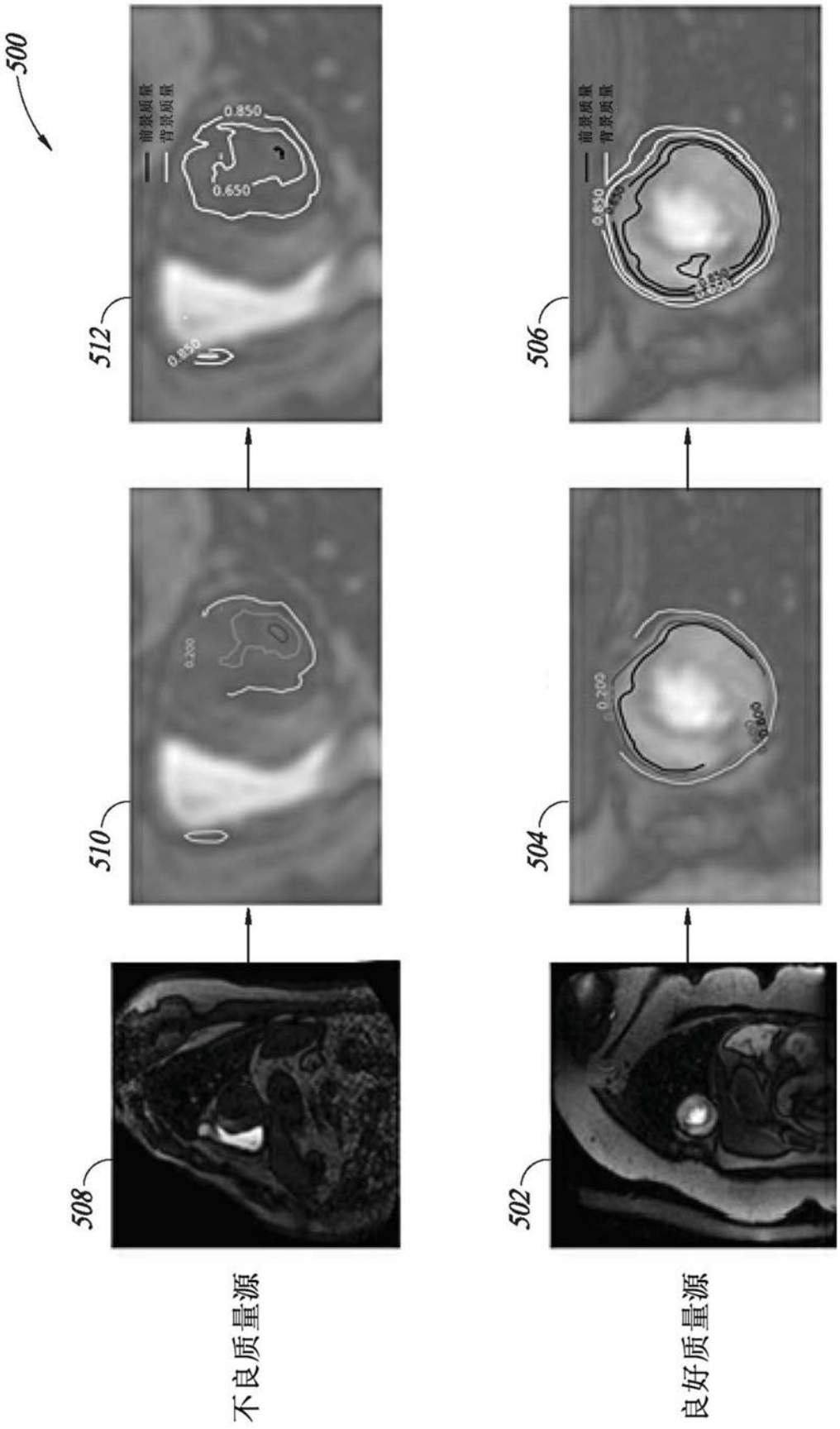


图5

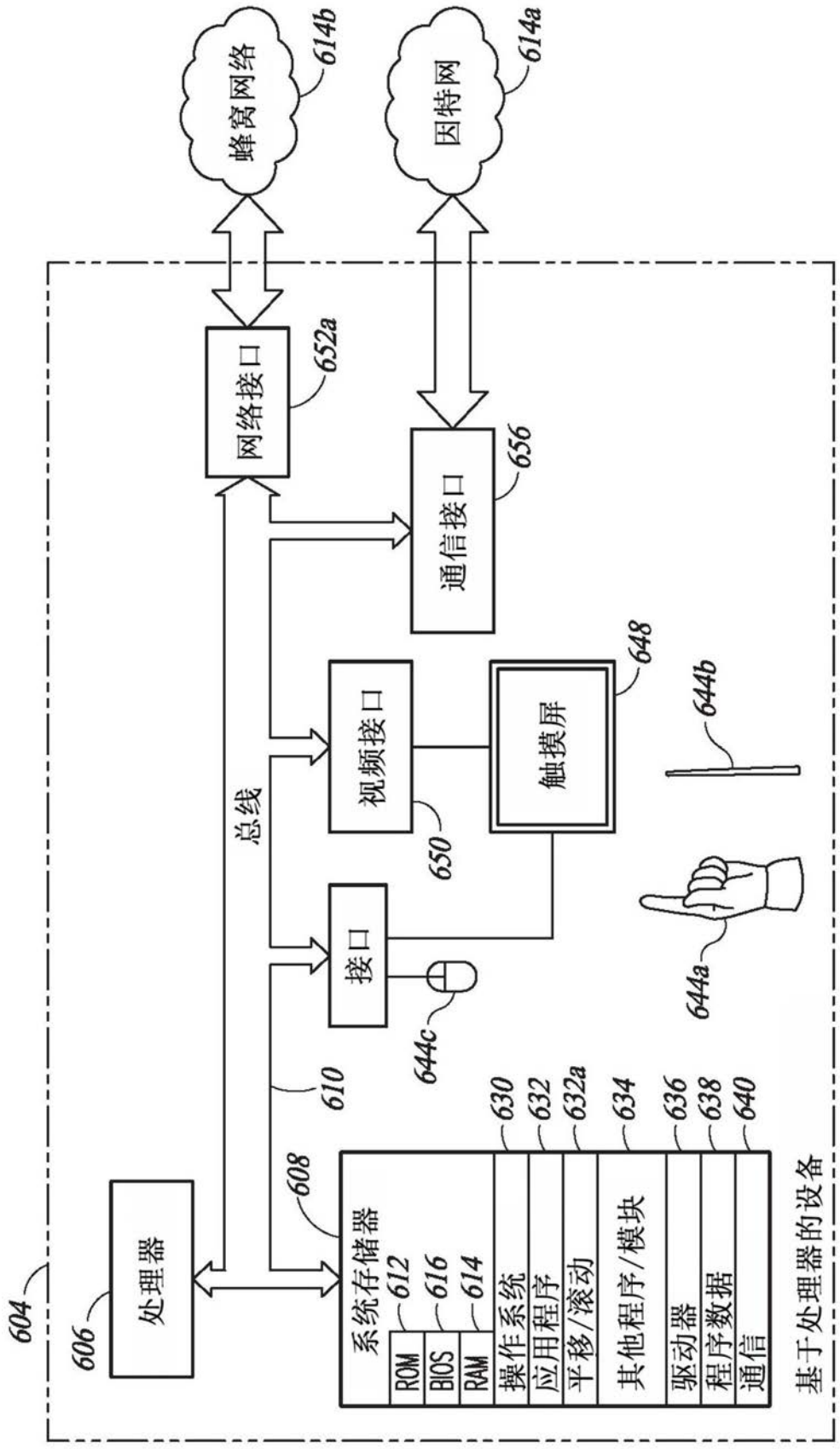

蜂窝网络
614b
因特网
614a
网络接口
652a
通信接口
656
总线
视频接口
650
触摸屏
648
644b
644a
接口
644c
610
608
604
606
处理器
系统存储器
612
ROM
616
BIOS
614
RAM
630
操作系统
632
应用程序
632a
平移/滚动
634
其他程序/模块
636
驱动器
638
程序数据
640
通信
基于处理器的设备

图6