



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117115355 A

(43) 申请公布日 2023. 11. 24

(21) 申请号 202311150204.9

(22) 申请日 2023.09.07

(71) 申请人 上海微创电生理医疗科技股份有限公司

地址 201318 上海市浦东新区周浦镇天雄路588弄1-28号第28幢

(72) 发明人 周少华 吕元媛 孙毅勇 沈刘娉 王心怡 宫晶晶

(74) 专利代理机构 上海思捷知识产权代理有限公司 31295

专利代理师 张敏

(51) Int. Cl.

G06T 17/00 (2006.01)

G06T 7/10 (2017.01)

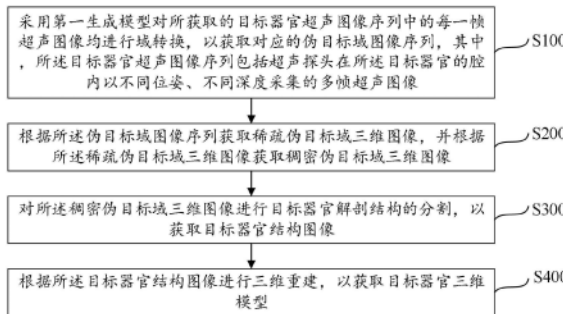
权利要求书3页 说明书17页 附图3页

(54) 发明名称

三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质

(57) 摘要

本发明提供了一种三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质,该方法包括采用第一生成模型对所获取的目标器官超声图像序列中的每一帧超声图像均进行域转换,以获取对应的伪目标域图像序列,其中,目标器官超声图像序列包括超声探头在目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集的多帧超声图像;根据伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,并根据稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像;对稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像;根据目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型。本发明可以获取更为精细和清晰的目标器官三维模型,有助于医生准确分析微小病变和异常区域。



1. 一种三维超声建模方法,其特征在于,包括:

采用第一生成模型对所获取的目标器官超声图像序列中的每一帧超声图像均进行域转换,以获取对应的伪目标域图像序列,其中,所述目标器官超声图像序列包括超声探头在所述目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集的多帧超声图像;

根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,并根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像;

对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像;

根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型。

2. 根据权利要求1所述的三维超声建模方法,其特征在于,所述第一生成模型通过以下步骤得到:

获取多例第一训练样本,其中,每一所述第一训练样本均包括样本超声图像、样本目标域图像以及对应的目标器官标签图像,其中,所述目标器官标签图像为对所述样本目标域图像进行分割标注得到;

采用所述第一训练样本对预先搭建的神经网络模型进行训练,其中,所述神经网络模型包括第一生成子网络、第一判别子网络、第一分割子网络、第二生成子网络、第二判别子网络和第二分割子网络,所述第一生成子网络用于将其所接收的图像由超声域转换至目标域,所述第二生成子网络用于将其所接收的图像由目标域转换至超声域,所述第一判别子网络用于判断其所接收的超声域的图像的真假情况,所述第二判别子网络用于判断其所接收的目标域的图像的真假情况,所述第一分割子网络用于对其所接收的超声域的图像进行目标器官解剖结构的分割,所述第二分割子网络用于对其所接收的目标域的图像进行目标器官解剖结构的分割;

将训练好的神经网络模型中的第一生成子网络作为所述第一生成模型。

3. 根据权利要求2所述的三维超声建模方法,其特征在于,所述采用所述第一训练样本对预先搭建的神经网络模型进行训练,包括:

在每一次迭代训练中,先采用所述第一训练样本对所述第一生成子网络、所述第一分割子网络、所述第二生成子网络和所述第二分割子网络进行训练,再采用所述第一训练样本对所述第一判别子网络 and 所述第二判别子网络进行训练。

4. 根据权利要求2所述的三维超声建模方法,其特征在于,根据如下损失函数对所述神经网络模型进行训练:

$$L = \lambda_{\text{cycle}} * L_{\text{cycle}} + \lambda_{\text{shape}} * L_{\text{shape}} + \lambda_{\text{gan}} * L_{\text{gan}}$$

$$L_{\text{cycle}} = \|\varphi_2(\varphi_1(x) - x)\|_1 + \|\varphi_1(\varphi_2(y) - y)\|_1$$

$$L_{\text{shape}} = \text{Dice}(\varphi_2(y), s) + \text{Dice}(\varphi_1(\varphi_2(y)), s) + \|\varphi_1(x) - \varphi_2(\varphi_1(x))\|_1$$

$$L_{\text{gan}} = \log \psi_1(x) + \log(1 - \psi_1(\varphi_2(y))) + \log \psi_2(y) + \log(1 - \psi_2(\varphi_1(x)))$$

其中, L_{cycle} 为循环一致性损失, L_{shape} 为分割损失, L_{gan} 为对抗损失, λ_{cycle} 为 L_{cycle} 的权重, λ_{shape} 为 L_{shape} 的权重, λ_{gan} 为 L_{gan} 的权重,x为样本超声图像,y为样本目标域图像,s表示目标器官标签图像, $\varphi_1(x)$ 表示所述第一生成子网络对样本超声图像进行域转换所生成的第一伪目标域图像, $\varphi_2(y)$ 表示所述第二生成子网络对样本目标域图像进行域转换所生成的第

一伪超声图像, $\varphi_2(\varphi_1(x))$ 表示所述第二生成子网络对所述第一伪目标域图像进行域转换所生成的第二伪超声图像, $\varphi_1(\varphi_2(y))$ 表示所述第一生成子网络对所述第一伪超声图像进行域转换所生成的第二伪目标域图像, $\varphi_2(y)$ 表示所述第二分割子网络对所述样本目标域图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\varphi_1(\varphi_2(y))$ 表示所述第一分割子网络对所述第一伪超声图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\varphi_1(x)$ 表示所述第一分割子网络对所述样本超声图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\varphi_2(\varphi_1(x))$ 表示所述第二分割子网络对所述第一伪目标域图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\psi_1(x)$ 表示所述第一判别子网络对所述样本超声图像的真假判断结果, $\psi_1(\varphi_2(y))$ 表示所述第一判别子网络对所述第一伪超声图像的真假判断结果, $\psi_2(y)$ 表示所述第二判别子网络对所述样本目标域图像的真假判断结果, $\psi_2(\varphi_1(x))$ 表示所述第二判别子网络对所述第一伪目标域图像的真假判断结果。

5. 根据权利要求1所述的三维超声建模方法, 其特征在于, 所述根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像, 包括:

针对所述伪目标域图像序列中的每一帧伪目标域图像, 基于该帧伪目标域图像所对应的超声探头的位姿信息和深度信息, 将该帧伪目标域图像转换至三维空间坐标系下;

对转换至所述三维空间坐标系下的目标域图像序列进行插值处理, 以获取稀疏伪目标域三维图像。

6. 根据权利要求1所述的三维超声建模方法, 其特征在于, 所述根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像, 包括:

采用补全模型对所述稀疏伪目标域三维图像进行图像内容的补全, 以获取所述稠密伪目标域三维图像, 其中, 所述补全模型采用第二训练样本训练得到。

7. 根据权利要求6所述的三维超声建模方法, 其特征在于, 所述第二训练样本通过以下步骤得到:

获取多例真实目标域三维医学图像和多例三维白噪声图像;

针对每一所述真实目标域三维医学图像, 对该真实目标域三维医学图像进行添加噪声处理, 以获取对应的噪声样本图像;

针对每一所述真实目标域三维医学图像, 将该真实目标域三维医学图像作为标签以与其所对应的噪声样本图像组成一例第三训练样本;

根据所述第三训练样本对预先创建的第二生成模型进行训练, 以得到训练好的第二生成模型;

采用第二生成模型分别对每一所述三维白噪声图像分别进行降噪处理, 以获取对应的扩充目标域三维医学图像;

将所述真实目标域三维医学图像和所述扩充目标域三维医学图像均作为样本目标域三维医学图像;

针对每一所述样本目标域三维医学图像, 对该样本目标域三维医学图像进行降采样处理, 以获取对应的样本稀疏目标域三维医学图像;

针对每一所述样本目标域三维医学图像, 将该样本目标域三维医学图像作为标签以与其所对应的样本稀疏目标域三维医学图像组成一例第二训练样本。

8. 根据权利要求1所述的三维超声建模方法,其特征在于,所述根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型,包括:

根据所述目标器官结构图像采用表面重建算法进行三维重建,以获取所述目标器官三维模型。

9. 根据权利要求1所述的三维超声建模方法,其特征在于,所述对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像,包括:

采用预先训练好的分割模型对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取所述目标器官结构图像。

10. 一种三维超声建模系统,其特征在于,包括:

生成模块,配置为采用第一生成模型对所获取的目标器官超声图像序列中的每一帧超声图像均进行域转换,以获取对应的伪目标域图像序列,其中,所述目标器官超声图像序列包括超声探头在所述目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集的多帧超声图像;

修复模块,配置为根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,并根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像;

分割模块,配置为对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像;以及

建模模块,配置为根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型。

11. 一种电子设备,其特征在于,包括处理器和存储器,所述存储器上存储有计算机程序,所述计算机程序被所述处理器执行时,实现权利要求1至9中任一项所述的三维超声建模方法。

12. 一种可读存储介质,其特征在于,所述可读存储介质内存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时,实现权利要求1至9中任一项所述的三维超声建模方法。

三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,特别涉及一种三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质。

背景技术

[0002] 心房颤动(房颤)是临床上最常见的心律失常之一,受人口老龄化、慢性心脏病及其它因素影响,全球范围内房颤的发病率剧增,而我国更是房颤患病的重灾区。目前有效控制房颤的治疗手段就是经导管消融治疗房颤。通过介入导管进行心腔内结构的三维重建,在三维标测系统的指导下,将能量作用于病灶,从而起到隔断异常电信号的通路或者对异常的组织进行破坏消除异常信号,达到治疗的目的。

[0003] 通过三维标测系统重建心脏解剖图,借助其导航能力准确选择消融靶点,可使得房颤治疗成功率显著提升。基于高精度磁定位技术,能够确保定位标测的精准度。使用定位导管可快速构建实时三维心脏标测图,随着标测点数目的增加不断修正以提高精度,三维图像随导管移动实时重构并刷新,更好指导术者完成射频消融手术。然而,对心脏结构复杂或有特殊解剖特点的患者,传统的三维标测重建方法提供的信息不够准确完整。

[0004] 目前,在医学领域,超声成像技术被广泛应用于临床诊断和治疗过程中。超声成像技术通过发送和接收超声波来获取人体组织的图像,具有非侵入性、实时性和无辐射的特点,成为一种重要的影像学工具。心腔内三维超声技术对于介入术中心脏血管结构的准确了解和操作器械的准确定位,具有非常强大的指导作用。

[0005] 然而,传统的超声成像存在一些局限性,例如:

[0006] (1) 分辨率限制:传统超声成像的分辨率受限于声波的频率和传感器的性能,导致在某些场景下无法清晰地显示微小结构或病变。

[0007] (2) 影像质量:超声成像受到组织衰减、散射等物理因素的影响,可能产生噪声、伪影或图像模糊等问题,降低了诊断准确性。

[0008] (3) 缺乏全面的心脏信息:传统超声成像往往只提供了表面心脏结构的信息,对于深层结构、血流动力学和心脏功能等方面的评估有一定局限性,影响了精确诊断和治疗决策的制定。

[0009] (4) 人为因素:受个体经验区别,相同的超声图像个体也会做出有一定区别的判断,存在一些无法统一的差异性。

[0010] 需要说明的是,公开于该发明背景技术部分的信息仅仅旨在加深对本发明一般背景技术的理解,而不应当被视为承认或以任何形式暗示该信息构成已为本领域技术人员所公知的现有技术。

发明内容

[0011] 本发明的目的在于提供一种三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质,可以获取更为精细和清晰的目标器官三维模型,有助于医生准确分析微小病变和异常区

域。

[0012] 为达到上述目的,本发明提供一种三维超声建模方法,包括:

[0013] 采用第一生成模型对所获取的目标器官超声图像序列中的每一帧超声图像均进行域转换,以获取对应的伪目标域图像序列,其中,所述目标器官超声图像序列包括超声探头在所述目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集的多帧超声图像;

[0014] 根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,并根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像;

[0015] 对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像;

[0016] 根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型。

[0017] 可选的,所述第一生成模型通过以下步骤得到:

[0018] 获取多例第一训练样本,其中,每一所述第一训练样本均包括样本超声图像、样本目标域图像以及对应的目标器官标签图像,其中,所述目标器官标签图像为对所述样本目标域图像进行分割标注得到;

[0019] 采用所述第一训练样本对预先搭建的神经网络模型进行训练,其中,所述神经网络模型包括第一生成子网络、第一判别子网络、第一分割子网络、第二生成子网络、第二判别子网络和第二分割子网络,所述第一生成子网络用于将其所接收的图像由超声域转换至目标域,所述第二生成子网络用于将其所接收的图像由目标域转换至超声域,所述第一判别子网络用于判断其所接收的超声域的图像的真假情况,所述第二判别子网络用于判断其所接收的目标域的图像的真假情况,所述第一分割子网络用于对其所接收的超声域的图像进行目标器官解剖结构的分割,所述第二分割子网络用于对其所接收的目标域的图像进行目标器官解剖结构的分割;

[0020] 将训练好的神经网络模型中的第一生成子网络作为所述第一生成模型。

[0021] 可选的,所述采用所述第一训练样本对预先搭建的神经网络模型进行训练,包括:

[0022] 在每一次迭代训练中,先采用所述第一训练样本对所述第一生成子网络、所述第一分割子网络、所述第二生成子网络和所述第二分割子网络进行训练,再采用所述第一训练样本对所述第一判别子网络和第二判别子网络进行训练。

[0023] 可选的,根据如下损失函数对所述神经网络模型进行训练:

$$[0024] \quad L = \lambda_{\text{cycle}} * L_{\text{cycle}} + \lambda_{\text{shape}} * L_{\text{shape}} + \lambda_{\text{gan}} * L_{\text{gan}}$$

$$[0025] \quad L_{\text{cycle}} = || \varphi_2(\varphi_1(x) - x) ||_1 + || \varphi_1(\varphi_2(y) - y) ||_1$$

$$[0026] \quad L_{\text{shape}} = \text{Dice}(\varphi_2(y), s) + \text{Dice}(\varphi_1(\varphi_2(y)), s) + ||\varphi_1(x) - \varphi_2(\varphi_1(x))||_1$$

$$[0027] \quad L_{\text{gan}} = \log \psi_1(x) + \log(1 - \psi_1(\varphi_2(y))) + \log \psi_2(y) + \log(1 - \psi_2(\varphi_1(x)))$$

[0028] 其中, L_{cycle} 为循环一致性损失, L_{shape} 为分割损失, L_{gan} 为对抗损失, λ_{cycle} 为 L_{cycle} 的权重, λ_{shape} 为 L_{shape} 的权重, λ_{gan} 为 L_{gan} 的权重, x 为样本超声图像, y 为样本目标域图像, s 表示目标器官标签图像, $\varphi_1(x)$ 表示所述第一生成子网络对样本超声图像进行域转换所生成的第一伪目标域图像, $\varphi_2(y)$ 表示所述第二生成子网络对样本目标域图像进行域转换所生成的第一伪超声图像, $\varphi_2(\varphi_1(x))$ 表示所述第二生成子网络对所述第一伪目标域图像进行域转换所生成的第二伪超声图像, $\varphi_1(\varphi_2(y))$ 表示所述第一生成子网络对所述第一伪超声图

像进行域转换所生成的第二伪目标域图像, $\varphi_2(y)$ 表示所述第二分割子网络对所述样本目标域图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\varphi_1(\varphi_2(y))$ 表示所述第一分割子网络对所述第一伪超声图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\varphi_1(x)$ 表示所述第一分割子网络对所述样本超声图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\varphi_2(\varphi_1(x))$ 表示所述第二分割子网络对所述第一伪目标域图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\psi_1(x)$ 表示所述第一判别子网络对所述样本超声图像的真假判断结果, $\psi_1(\varphi_2(y))$ 表示所述第一判别子网络对所述第一伪超声图像的真假判断结果, $\psi_2(y)$ 表示所述第二判别子网络对所述样本目标域图像的真假判断结果, $\psi_2(\varphi_1(x))$ 表示所述第二判别子网络对所述第一伪目标域图像的真假判断结果。

[0029] 可选的,所述根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,包括:

[0030] 针对所述伪目标域图像序列中的每一帧伪目标域图像,基于该帧伪目标域图像所对应的超声探头的位姿信息和深度信息,将该帧伪目标域图像转换至三维空间坐标系下;

[0031] 对转换至所述三维空间坐标系下的目标域图像序列进行插值处理,以获取稀疏伪目标域三维图像。

[0032] 可选的,所述根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像,包括:

[0033] 采用补全模型对所述稀疏伪目标域三维图像进行图像内容的补全,以获取所述稠密伪目标域三维图像,其中,所述补全模型采用第二训练样本训练得到。

[0034] 可选的,所述第二训练样本通过以下步骤得到:

[0035] 获取多例真实目标域三维医学图像和多例三维白噪声图像;

[0036] 针对每一所述真实目标域三维医学图像,对该真实目标域三维医学图像进行添加噪声处理,以获取对应的噪声样本图像;

[0037] 针对每一所述真实目标域三维医学图像,将该真实目标域三维医学图像作为标签以与其所对应的噪声样本图像组成一例第三训练样本;

[0038] 根据所述第三训练样本对预先创建的第二生成模型进行训练,以得到训练好的第二生成模型;

[0039] 采用第二生成模型分别对每一所述三维白噪声图像分别进行降噪处理,以获取对应的扩充目标域三维医学图像;

[0040] 将所述真实目标域三维医学图像和所述扩充目标域三维医学图像均作为样本目标域三维医学图像;

[0041] 针对每一所述样本目标域三维医学图像,对该样本目标域三维医学图像进行降采样处理,以获取对应的样本稀疏目标域三维医学图像;

[0042] 针对每一所述样本目标域三维医学图像,将该样本目标域三维医学图像作为标签以与其所对应的样本稀疏目标域三维医学图像组成一例第二训练样本。

[0043] 可选的,所述根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型,包括:

[0044] 根据所述目标器官结构图像采用表面重建算法进行三维重建,以获取所述目标器官三维模型。

[0045] 可选的,所述对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获

取目标器官结构图像,包括:

[0046] 采用预先训练好的分割模型对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取所述目标器官结构图像。

[0047] 为达到上述目的,本发明还提供一种三维超声建模系统,包括:

[0048] 生成模块,配置为采用第一生成模型对所获取的目标器官超声图像序列中的每一帧超声图像均进行域转换,以获取对应的伪目标域图像序列,其中,所述目标器官超声图像序列包括超声探头在所述目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集的多帧超声图像;

[0049] 修复模块,配置为根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,并根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像;

[0050] 分割模块,配置为对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像;以及

[0051] 建模模块,配置为根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型。

[0052] 可选的,所述修复模块配置为通过以下步骤获取稀疏伪目标域三维图像:

[0053] 针对所述伪目标域图像序列中的每一帧伪目标域图像,基于该帧伪目标域图像所对应的超声探头的位姿信息和深度信息,将该帧伪目标域图像转换至三维空间坐标系下;

[0054] 对转换至所述三维空间坐标系下的目标域图像序列进行插值处理,以获取稀疏伪目标域三维图像。

[0055] 可选的,所述修复模块配置为通过以下步骤获取稠密伪目标域三维图像:

[0056] 述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像,包括:

[0057] 采用补全模型对所述稀疏伪目标域三维图像进行图像内容的补全,以获取所述稠密伪目标域三维图像,其中,所述补全模型采用第二训练样本训练得到。

[0058] 可选的,所述分割模块配置为采用预先训练好的分割模型对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取所述目标器官结构图像。

[0059] 可选的,所述建模模块配置为根据所述目标器官结构图像采用表面重建算法进行三维重建,以获取所述目标器官三维模型。

[0060] 为达到上述目的,本发明还提供一种电子设备,包括处理器和存储器,所述存储器上存储有计算机程序,所述计算机程序被所述处理器执行时,实现上文所述的三维超声建模方法。

[0061] 为达到上述目的,本发明还提供一种可读存储介质,所述可读存储介质内存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时,实现上文所述的三维超声建模方法。

[0062] 与现有技术相比,本发明提供的三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质具有以下有益效果:

[0063] 本发明提供的三维超声建模方法通过先采用第一生成模型对所获取的目标器官超声图像序列中的每一帧超声图像均进行域转换,以获取对应的伪目标域图像序列,其中,所述目标器官超声图像序列包括超声探头在所述目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集的多帧超声图像;然后再根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,并根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像;再对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像;最后根据所述目标器官结构

图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型。由此,本发明通过结合CT、MRI等目标域的三维医学影像的高空间分辨率特点,将超声图像序列处理为稠密目标域(例如CT域)三维图像,可以为后续的目标器官三维模型(例如心脏三维模型)的重建提供更为精细和清晰的目标器官结构(例如心脏结构)图像,有助于医生准确分析微小病变和异常区域,减少图像质量等带来的诊断效率影响,提高诊断和治疗效率。此外,本发明通过采用三维超声技术可以实时获取目标器官(例如心脏)的腔内情况,且由于超声技术没有放射性,从而可以在术中全程使用,可以有效起到提高手术效率、减少手术并发症的作用,大大提高了手术的安全性。另外,由于本发明中的目标器官超声图像序列是通过采用超声探头在目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集多帧超声图像所得到的,由此可以对目标器官(例如心脏)的靠近超声探头的近端结构(即深度较浅处的结构)进行精细化处理,以提高三维建模的精度,同时通过获取目标器官(例如心脏)的远离超声探头的远端结构(即深度较深处的结构)的相关信息可以起到辅助作用,以提升三维建模的整体准确度。此外,本发明基于超声图像处理及三维重建,可以在术中快速完成目标器官解剖结构的重建,尤其是复杂的心腔结构的重建,通过将重建结果于三维标测系统中显示,可以使得整个手术过程清晰可视,有助于辅助医生更安全地进行房间隔穿刺,完成消融,有效监控血栓、心包填塞等不良事件。

[0064] 由于本发明提供的三维超声建模系统、电子设备和可读存储介质与本发明提供的三维超声建模方法属于同一发明构思,因此本发明提供的三维超声建模系统、电子设备和可读存储介质至少具有本发明提供的三维超声建模方法的所有有益效果,具体可以参考上文中有关本发明提供的三维超声建模方法所具有的有益效果的相关描述,故在此不再对本发明提供的三维超声建模系统、电子设备和可读存储介质所具有的有益效果一一进行赘述。

附图说明

[0065] 图1为本发明一实施方式提供的三维超声建模方法的流程图;

[0066] 图2为本发明一实施方式提供的神经网络模型的结构示意图;

[0067] 图3为本发明一实施方式提供的采用补全模型进行图像内容补全的示意图;

[0068] 图4为本发明一实施方式提供的采用分割模型进行目标器官解剖结构的分割的示意图;

[0069] 图5为本发明一实施方式提供的三维超声建模系统的方框结构示意图;

[0070] 图6为本发明一实施方式提供的电子设备的方框结构示意图。

[0071] 其中,附图标记如下:

[0072] 生成模块-110;修复模块-120;分割模块-130;建模模块-140;

[0073] 处理器-210;通信接口-220;存储器-230;通信总线-240。

具体实施方式

[0074] 以下结合附图和具体实施方式对本发明提出的三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质作进一步详细说明。根据下面说明,本发明的优点和特征将更清楚。需要说明的是,附图采用非常简化的形式且均使用非精准的比例,仅用以方便、明晰地辅助说明本发明提供的目的。为了使本发明的目的、特征和优点能够更加明显易懂,请参阅附图。须

知,本说明书所附图式所绘示的结构、比例、大小等,均用以配合说明书所揭示的内容,以供熟悉此技术的人士了解与阅读,并非用以限定本发明实施的限定条件,任何结构的修饰、比例关系的改变或大小的调整,在与本发明所能产生的功效及所能达成的目的相同或近似的情况下,均应仍落在本发明所揭示的技术内容能涵盖的范围内。

[0075] 需要说明的是,在本文中,诸如第一和第二等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来,而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。而且,术语“包括”、“包含”或者任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程、方法、物品或者设备中还存在另外的相同要素。单数形式“一”、“一个”以及“该”包括复数对象,术语“或”通常是以包括“和/或”的含义而进行使用的,术语“若干”通常是以包括“至少一个”的含义而进行使用的,术语“至少两个”通常是以包括“两个或两个以上”的含义而进行使用的,此外,术语“第一”、“第二”、“第三”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。

[0076] 此外,在本说明书的描述中,参考术语“一个实施方式”、“一些实施方式”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施方式或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施方式或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不必针对的是相同的实施方式或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任一个或多个实施方式或示例中以合适的方式结合。此外,在不相互矛盾的情况下,本领域的技术人员可以将本说明书中描述的不同实施方式或示例以及不同实施方式或示例的特征进行结合和组合。

[0077] 本发明的核心思想在于提供一种三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质,可以获取更为精细和清晰的目标器官三维模型,有助于医生准确分析微小病变和异常区域。

[0078] 需要说明的是,本发明提供的三维超声建模方法可应用于本发明提供的三维超声建模系统,本发明提供的三维超声建模系统可被配置于电子设备上,其中,所述电子设备可以是个人计算机、移动终端等,该移动终端可以是手机、平板电脑等具有各种操作系统的硬件设备。还需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,本发明提供的三维超声建模方法和三维超声建模系统不仅可以用于在术中实时构建三维心脏模型,还可以用于在术中实时构建其它器官的三维模型。

[0079] 为实现上述思想,本发明提供一种三维超声建模方法,请参考图1,其示意性地给出了本发明一实施方式提供的三维超声建模方法的流程图。如图1所示,本发明提供的三维超声建模方法包括如下步骤:

[0080] 步骤S100、采用第一生成模型对所获取的目标器官超声图像序列中的每一帧超声图像均进行域转换,以获取对应的伪目标域图像序列,其中,所述目标器官超声图像序列包括超声探头在所述目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集的多帧超声图像。

[0081] 步骤S200、根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,并根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像。

[0082] 步骤S300、对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像。

[0083] 步骤S400、根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型。

[0084] 由此,本发明通过结合CT、MRI等目标域的三维医学影像的高空间分辨率特点,将超声图像序列处理为稠密目标域(例如CT域)三维图像,可以为后续的目标器官三维模型(例如心脏三维模型)的重建提供更为精细和清晰的目标器官结构(例如心脏结构)图像,有助于医生准确分析微小病变和异常区域,减少图像质量等带来的诊断效率影响,提高诊断和治疗效率。此外,本发明通过采用三维超声技术可以实时获取目标器官(例如心脏)的腔内情况,且由于超声技术没有放射性,从而可以在术中全程使用,可以有效起到提高手术效率、减少手术并发症的作用,大大提高了手术的安全性。另外,由于本发明中的目标器官超声图像序列是通过采用超声探头在目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集多帧超声图像所得到的,由此可以对目标器官(例如心脏)的靠近超声探头的近端结构(即深度较浅处的结构)进行精细化处理,以提高三维建模的精度,同时通过获取目标器官(例如心脏)的远离超声探头的远端结构(即深度较深处的结构)的相关信息可以起到辅助作用,以提升三维建模的整体准确度。此外,本发明基于超声图像处理及三维重建,可以在术中快速完成目标器官解剖结构的重建,尤其是复杂的心腔结构的重建,通过将重建结果于三维标测系统中显示,可以使得整个手术过程清晰可视,有助于辅助医生更安全地进行房间隔穿刺,完成消融,有效监控血栓、心包填塞等不良事件。

[0085] 具体地,所述超声探头安装于介入式医疗导管的远端,所述介入式医疗导管的远端还设有用于测量所述介入式医疗导管的远端位姿(即超声探头的位姿)的定位传感器,所述介入式医疗导管可以为但不限于为电生理导管、消融或标测用的导管。所述定位传感器可以为但不限于为磁定位传感器、电场定位传感器或电磁双定位传感器。需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,所述目标器官可以为但不限于为心脏,所述目标器官解剖结构可以为但不限于为左心房、左下肺静脉、左上肺静脉、右下肺静脉、右上肺静脉等。还需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,在医学图像中不同成像模态的图像或者同一成像模态中不同成像序列的图像可以视为不同域的图像,本发明中的目标域可以为但不限于为CT域或MRI域。此外,还需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,不同深度的超声图像对应不同的空间分辨率,超声探头的探测深度越深,则采集到的超声图像的空间分辨率越低。

[0086] 在一些示范性的实施方式中,所述第一生成模型通过以下步骤得到:

[0087] 获取多例第一训练样本,其中,每一所述第一训练样本均包括样本超声图像、样本目标域图像以及对应的目标器官标签图像,其中,所述目标器官标签图像为对所述样本目标域图像进行分割标注得到;

[0088] 采用所述第一训练样本对预先搭建的神经网络模型进行训练,其中,所述神经网络模型包括第一生成子网络、第一判别子网络、第一分割子网络、第二生成子网络、第二判别子网络和第二分割子网络,所述第一生成子网络用于将其所接收的图像由超声域转换至目标域,所述第二生成子网络用于将其所接收的图像由目标域转换至超声域,所述第一判别子网络用于判断其所接收的超声域的图像的真假情况,所述第二判断子网络用于判断其所接收的目标域的图像的真假情况,所述第一分割子网络用于对其所接收的超声域的图像

进行目标器官解剖结构的分割,所述第二分割子网络用于对其所接收的目标域的图像进行目标器官解剖结构的分割;

[0089] 将训练好的神经网络模型中的第一生成子网络作为所述第一生成模型。

[0090] 具体地,请参考图2,其为本发明一实施方式提供的神经网络模型的结构示意图。如图2所示,以目标域为CT域为例,第一生成子网络 ϕ_1 的作用是将一张超声图像 x 转换为内容一致但是看起来类似于CT的伪图像 y' 。伪图像是指不真实存在,通过技术手段生成的真实度很高的图像。同样的,第二生成子网络 ϕ_2 的作用是将一张CT图像 y 转换为内容一致但是看起来类似于超声的伪图像 x' 。第一分割子网络 φ_1 负责提取超声域的图像内的左心房以及血管等腔体结构,第二分割子网络 φ_2 负责提取CT域的图像内的左心房以及血管内腔体结构。需要注意的是,所述第一分割子网络 φ_1 和所述第二分割子网络 φ_2 只负责分割腔体结构,并不对各个腔体结构做区分,即,所有腔体结构的标签都一样,这种不要求精细类别的分割方法可以降低分割难度,使得神经网络模型的训练更加容易。进一步地,所述第一分割子网络 φ_1 和所述第二分割子网络 φ_2 的存在可以起到提升所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2 所生成的图像的质量的作用。由此,本发明通过将图像转换任务和分割任务相结合,在生成图像的同时可以维持解剖结构的一致性,更加有利于输出逼真的图像。所述第一判别子网络 ψ_1 用于判断其所接收的图像是否为真的超声图像,输出0~1之间的概率值,概率越大,判断其为真的超声图像的可能性越大;所述第二判别子网络 ψ_2 用于判断其所接收的图像是否为真的CT图像,输出0~1之间的概率值,概率越大,判断其为真的CT图像的可能性越大。

[0091] 进一步地,由于实际手术当中,超声探头可以调节不同深度,因此所采集到的超声图像也为不同位姿、不同深度(不同空间分辨率)的图像。由此,在准备训练所需的CT图像时,可以根据超声的这一特性将CT图像也重采样为不同分辨率以增强网络的鲁棒性。

[0092] 需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,本发明对所述第一生成子网络 ϕ_1 、所述第一判别子网络 ψ_1 、所述第一分割子网络 φ_1 、所述第二生成子网络 ϕ_2 、所述第二判别子网络 ψ_2 和所述第二分割子网络 φ_2 的具体网络结构不作限定,所述第一生成子网络 ϕ_1 、所述第一分割子网络 φ_1 、所述第二生成子网络 ϕ_2 和所述第二分割子网络 φ_2 可以为但不限于为U-Net。所述第一判别子网络和所述第二判别子网络可以为但不限于为PatchGan。关于U-Net和PatchGan的具体网络结构和原理可以参考为本领域技术人员所悉知的相关技术,在此不再进行赘述。

[0093] 在一些示范性的实施方式中,所述采用所述第一训练样本对预先搭建的神经网络模型进行训练,包括:

[0094] 在每一次迭代训练中,先固定所述第一判别子网络、所述第二判别子网络、所述第一分割子网络和所述第二分割子网络的权重参数,采用所述第一训练样本对所述第一生成子网络和所述第二生成子网络进行训练,以对所述第一生成子网络和所述第二生成子网络的权重参数进行更新;再固定所述第一生成子网络和所述第二生成子网络的权重参数,采用所述第一训练样本对所述第一判别子网络、所述第二判别子网络、所述第一分割子网络和所述第二分割子网络进行训练,以对所述第一判别子网络、所述第二判别子网络、所述第一分割子网络和所述第二分割子网络的权重参数进行更新。

[0095] 具体地,所述神经网络模型的训练过程涉及到生成对抗训练,因此在每一次迭代

中,先训练生成相关的子网络(即所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2),固定所述第一判别子网络 ψ_1 、所述第二判别子网络 ψ_2 、所述第一分割子网络 ϕ_1 和所述第二分割子网络 ϕ_2 的权重参数,仅更新与生成相关的所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2 的权重参数,具体地,将所述第一生成子网络 ϕ_1 所生成的伪目标域图像(例如伪CT图像)输入所述第二判别子网络 ψ_2 ,将第二生成子网络 ϕ_2 所生成的伪超声图像输入所述第一判别子网络 ψ_1 ,根据第二判别子网络 ψ_2 的输出与1(判断为真)之间的误差以及所述第一判别子网络 ψ_1 的输出与1(判断为真)之间的误差计算对抗损失,并进一步结合下文中的循环一致性损失和分割损失计算梯度反传更新生成相关的子网络(即所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2)的权重参数,即这一步让所述第一生成子网络 ϕ_1 生成更逼真的伪目标域图像(例如伪CT图像),所述第二生成子网络 ϕ_2 生成更逼真的伪超声图像。然后训练所述第一判别子网络 ψ_1 、所述第二判别子网络 ψ_2 、所述第一分割子网络 ϕ_1 和所述第二分割子网络 ϕ_2 ,固定生成相关的子网络(即所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2)的权重参数,仅更新所述第一判别子网络 ψ_1 、所述第二判别子网络 ψ_2 、所述第一分割子网络 ϕ_1 和所述第二分割子网络 ϕ_2 的权重参数,将样本超声图像输入所述第一判别子网络 ψ_1 ,将样本目标域图像输入所述第二判别子网络 ψ_2 ,计算所述第一判别子网络 ψ_1 的输出与1(判断为真)之间的误差以及第二判别子网络 ψ_2 的输出与1(判断为真)之间的误差,将所述第一生成子网络 ϕ_1 所生成的伪目标域图像(例如伪CT图像)输入所述第二判别子网络 ψ_2 ,将第二生成子网络 ϕ_2 所生成的伪超声图像输入所述第一判别子网络 ψ_1 ,计算所述第一判别子网络 ψ_1 的输出与0(判断为假)之间的误差以及第二判别子网络 ψ_2 的输出与0(判断为假)之间的误差,根据这些误差的和计算梯度反传更新所述第一判别子网络 ψ_1 和第二判别子网络 ψ_2 的权重参数,即这一步让所述第一判别子网络 ψ_1 识别伪超声图像以及所述第二判别子网络 ψ_2 识别伪目标域图像(例如伪CT图像)的能力提高。通过交替重复以上两个步骤,可以使神经网络模型的生成部分(所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2)和判别部分(所述第一判别子网络 ψ_1 和所述第二判别子网络 ψ_2)的能力都越来越强,从而使得所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2 可以输出逼真的图像。当应用训练好的神经网络模型时,仅需要所述第一生成子网络 ϕ_1 ,通过将一次目标器官扫描(例如一次心脏扫描)的一组超声图像(即超声图像序列) $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 逐张输入所述第一生成子网络 ϕ_1 (即第一生成模型),即可得到一组伪目标域(例如伪CT)图像 $\{y'_1, y'_2, \dots, y'_n\}$ 。

[0096] 在一些示范性的实施方式中,根据如下损失函数对所述神经网络模型进行训练:

$$[0097] \quad L = \lambda_{\text{cycle}} * L_{\text{cycle}} + \lambda_{\text{shape}} * L_{\text{shape}} + \lambda_{\text{gan}} * L_{\text{gan}}$$

$$[0098] \quad L_{\text{cycle}} = ||\phi_2(\phi_1(x) - x)||_1 + ||\phi_1(\phi_2(y) - y)||_1$$

$$[0099] \quad L_{\text{shape}} = \text{Dice}(\phi_2(y), s) + \text{Dice}(\phi_1(\phi_2(y)), s) + ||\phi_1(x) - \phi_2(\phi_1(x))||_1$$

$$[0100] \quad L_{\text{gan}} = \log\psi_1(x) + \log(1 - \psi_1(\phi_2(y))) + \log\psi_2(y) + \log(1 - \psi_2(\phi_1(x)))$$

[0101] 其中, L_{cycle} 为循环一致性损失, L_{shape} 为分割损失, L_{gan} 为对抗损失, λ_{cycle} 为 L_{cycle} 的权重, λ_{shape} 为 L_{shape} 的权重, λ_{gan} 为 L_{gan} 的权重, x 为样本超声图像, y 为样本目标域图像, s 表示目标器官标签图像, $\phi_1(x)$ 表示所述第一生成子网络对样本超声图像进行域转换所生成的第一伪目标域图像, $\phi_2(y)$ 表示所述第二生成子网络对样本目标域图像进行域转换所生成的第一伪超声图像, $\phi_2(\phi_1(x))$ 表示所述第二生成子网络对所述第一伪目标域图像进行域

转换所生成的第二伪超声图像, $\phi_1(\phi_2(y))$ 表示所述第一生成子网络对所述第一伪超声图像进行域转换所生成的第二伪目标域图像, $\phi_2(y)$ 表示所述第二分割子网络对所述样本目标域图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\phi_1(\phi_2(y))$ 表示所述第一分割子网络对所述第一伪超声图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\phi_1(x)$ 表示所述第一分割子网络对所述样本超声图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\phi_2(\phi_1(x))$ 表示所述第二分割子网络对所述第一伪目标域图像进行目标器官解剖结构的分割的分割结果, $\psi_1(x)$ 表示所述第一判别子网络对所述样本超声图像的真假判断结果, $\psi_1(\phi_2(y))$ 表示所述第一判别子网络对所述第一伪超声图像的真假判断结果, $\psi_2(y)$ 表示所述第二判别子网络对所述样本目标域图像的真假判断结果, $\psi_2(\phi_1(x))$ 表示所述第二判别子网络对所述第一伪目标域图像的真假判断结果。

[0102] 具体地,为了确保图像转换过程后图像内容的一致性,对两次转换后的图像 $\phi_2(\phi_1(x))$ 、 $\phi_1(\phi_2(y))$ 和原图 x 、 y 间施加L1损失(也被称为最小绝对值偏差),作为循环一致性损失 L_{cycle} 。为了训练不同的分割器,在来自于目标域(例如CT域)的图像的分割结果和目标器官标签图像 s 上施加Dice损失,同时,由于解剖结构在图像重建和图像转换中的一致不变性,使用L1损失来最小化相关分割结果之间的距离,从而得到分割损失 L_{shape} 。进一步地,通过施加对抗损失 L_{gan} 来约束跨域的图像转换。由此,通过采用同时包括 L_{cycle} 、 L_{shape} 和 L_{gan} 这三个损失的总损失函数 L 进行神经网络模型的训练,可以有效保证神经网络模型的生成部分(所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2) 和判别部分(所述第一判别子网络 ψ_1 和所述第二判别子网络 ψ_2) 的能力都越来越强,从而使得所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2 可以输出逼真的图像。进一步地,在训练过程中,可以使用Adam优化器对权重参数进行优化。需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的, λ_{cycle} 、 λ_{shape} 和 λ_{gan} 的具体取值可以根据实际情况进行设置,本发明对此并不进行限定。需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,在训练所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2 时,可以基于循环一致性损失 L_{cycle} 、分割损失 L_{shape} 和对抗损失 L_{gan} 这三个损失来更新所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2 的权重参数(也即可以基于总损失函数 L 来更新所述第一生成子网络 ϕ_1 和所述第二生成子网络 ϕ_2 的权重参数)。在训练所述第一判别子网络 ψ_1 、所述第二判别子网络 ψ_2 时,可以基于对抗损失 L_{gan} 来更新所述第一判别子网络 ψ_1 和所述第二判别子网络 ψ_2 的权重参数。在训练所述第一分割子网络 ϕ_1 和所述第二分割子网络 ϕ_2 时,可以基于分割损失 L_{shape} 来更新所述第一分割子网络 ϕ_1 和所述第二分割子网络 ϕ_2 的权重参数。

[0103] 进一步地,Dice损失的计算公式如下所示:

$$[0104] \quad \text{Dice}(a,b) = 1 - \frac{2ab + \varepsilon}{a + b + \varepsilon}$$

[0105] 其中, ε 为常数,防止分母为0。

[0106] 需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的, ε 的取值可以为0.001或者其它数值,具体可以根据实际情况进行设置,本发明对此并不进行限定。

[0107] 在一些示范性的实施方式中,所述根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,包括:

[0108] 针对所述伪目标域图像序列中的每一帧伪目标域图像,基于该帧伪目标域图像所对应的超声探头的位姿信息和深度信息,将该帧伪目标域图像转换至三维空间坐标系下;

[0109] 对转换至所述三维空间坐标系下的目标域图像序列进行插值处理,以获取稀疏伪目标域三维图像。

[0110] 由此,本发明通过实时跟踪超声探头的位置和姿态,并将其与超声图像进行精准融合,可以实现更精确的目标器官(例如心脏)三维建模,便于医生实时观察和分析目标器官(例如心脏)。通过使用超声探头的位姿信息将二维的图像数据组合到三维空间,可以利用不同角度二维数据的空间一致性来更容易地恢复图像内容信息。

[0111] 具体地,针对所述伪目标域图像序列中的每一帧伪目标域图像,基于该帧伪目标域图像所对应的超声探头采集对应的超声图像时的深度信息,可以获取该帧伪目标域图像的空间分辨率信息,进而基于该空间分辨率信息可以将该帧伪目标域图像由像素图像坐标系转换至物理图像坐标系,进一步地,基于该帧伪目标域图像所对应的超声探头采集对应的超声图像时的位姿信息(在所述三维空间坐标系下的位姿信息),即可将该帧伪目标域图像由物理图像坐标系转换至所述三维空间坐标系下。由于变换后的伪目标域图像序列中的每一个像素点的坐标,其位置不一定刚好落在整数坐标上,这些未落在整数坐标上的点即为亚像素点,因此需要对变换后得到的目标域图像序列中的此类亚像素点进行插值,根据此类亚像素点的像素值(例如CT值或HU值)和空间信息估计邻近的像素点的像素值(例如CT值或HU值)。具体地,可以采用现有技术中的插值方法进行插值处理,例如最近邻插值法、三线性插值法、PV插值法(部分体积插值法)等。

[0112] 在一些示范性的实施方式中,所述根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像,包括:

[0113] 采用补全模型对所述稀疏伪目标域三维图像进行图像内容的补全,以获取所述稠密伪目标域三维图像,其中,所述补全模型采用第二训练样本训练得到。

[0114] 具体地,所述补全模型的网络结构可以为但不限于为三维U-Net。请参考图3,其为本发明一实施方式提供的采用补全模型进行图像内容补全的示意图。如图3所示,通过采用补全模型对稀疏伪目标域三维图像进行图像内容的补全,可以利用更易采集的目标域(例如CT)的先验知识补全稀疏信息,进而可以为后续的目标器官三维模型(例如心脏三维模型)的重建提供更为精细和清晰的目标器官结构(例如心脏结构)图像,有助于医生准确分析微小病变和异常区域。需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,稀疏伪目标域三维图像可以看做是由多层二维图像叠加而成,图3中是以补全模型对稀疏伪目标域三维图像中的某一层二维图像进行图像内容的补全为例进行说明。

[0115] 在一些示范性的实施方式中,所述第二训练样本通过以下步骤得到:

[0116] 获取多例真实目标域三维医学图像和多例三维白噪声图像;

[0117] 针对每一所述真实目标域三维医学图像,对该真实目标域三维医学图像进行添加噪声处理,以获取对应的噪声样本图像;

[0118] 针对每一所述真实目标域三维医学图像,将该真实目标域三维医学图像作为标签以与其所对应的噪声样本图像组成一例第三训练样本;

[0119] 根据所述第三训练样本对预先创建的第二生成模型进行训练,以得到训练好的第二生成模型;

[0120] 采用第二生成模型分别对每一所述三维白噪声图像分别进行降噪处理,以获取对应的扩充目标域三维医学图像;

[0121] 将所述真实目标域三维医学图像和所述扩充目标域三维医学图像均作为样本目标域三维医学图像;

[0122] 针对每一所述样本目标域三维医学图像,对该样本目标域三维医学图像进行降采样处理,以获取对应的样本稀疏目标域三维医学图像;

[0123] 针对每一所述样本目标域三维医学图像,将该样本目标域三维医学图像作为标签以与其所对应的样本稀疏目标域三维医学图像组成一例第二训练样本。

[0124] 由此,通过采用第二生成模型进行补全模型训练所需的训练数据集的扩充,可以扩充训练数据集的多样性,从而可以提高算法的鲁棒度,避免数据集少带来的鲁棒性低的问题,从而使得训练好的补全模型能够更好地对稀疏伪目标域三维图像进行图像内容的补全。需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,关于如何对真实目标域三维医学图像进行添加噪声处理的相关内容可以参考为领域技术人员所熟知的相关技术,在此不再进行赘述。还需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,可以通过模拟超声数据采集过程,对样本目标域三维医学图像进行降采样处理,以得到样本稀疏目标域三维医学图像。

[0125] 具体地,所述第二生成模型可以包括但不限于为生成对抗网络(Generative adversarial network)中的生成子网络、VAE(Variational Autoencoder,变分自编码器)、扩散模型(Diffusion Model)等。

[0126] 进一步地,以所述第二生成模型为扩散模型为例。扩散模式是一种无条件的生成方法,这种方法可以将一个高斯分布转换成一个经验数据的分布。特别的,前向扩散过程是一个马尔可夫链,是一个对干净图像逐步加噪声的过程,可以被表达为:

$$[0127] \quad q(Y_{dense}^t | Y_{dense}^{t-1}) = N(Y_{dense}^t; \sqrt{1 - \beta^t} Y_{dense}^{t-1}, \beta^t I)$$

$$[0128] \quad q(Y_{dense}^0 | Y_{dense}^{t-1}) = N(Y_{dense}^0; \sqrt{\alpha^t} Y_{dense}^{t-1}, (1 - \alpha^t) I)$$

[0129] 这里 Y_{dense}^t 表示为第 t 步加噪声的中间图像, Y_{dense}^0 表示第0步的图像,也就是真实的目标域图像(例如真实的CT图像), β^t 表示噪声水平, $\alpha^t = 1 - \beta^t$, $\bar{\alpha}^t = \prod_{s=1}^t \alpha^s$, N 为正态分布, I 为单位矩阵。一般地,为了简便, β^t 遵循固定衰减模式。当总迭代步数 T 足够大时, Y_{dense}^T 中只能观测到噪声。使用CNN模型逐步逆向这个前向扩散过程,也就是对 Y_{dense}^t 进行降噪,通过下式估计逆向扩散过程:

$$[0130] \quad p_{\theta}(Y_{dense}^{t-1} | Y_{dense}^t) = N(Y_{dense}^{t-1}; \epsilon_{\theta}(Y_{dense}^t, t), (\sigma^t)^2 I),$$

[0131] 其中, $(\sigma^t)^2 = \bar{\beta}^t = \frac{1 - \bar{\alpha}^{t-1}}{1 - \bar{\alpha}^t} \beta^t$, ϵ_{θ} 可以通过L2损失函数(即L2范数损失函数,也被称为最小平方误差)对扩散噪声训练得到(即对第二生成模型训练得到, ϵ_{θ} 为训练好的第二生成模型的权重参数)。由此,可以通过逆向扩散过程,从随机采样的白噪声中得到逼真的目标域数据(例如CT数据),扩充补全模型训练所需的样本集。

[0132] 进一步地,补全模型的训练过程可以使用L2损失函数并结合Adam优化器进行优化。需要说明的是,关于如何采用第二训练样本进行补全模型的训练的更多内容可以参考为本领域技术人员所熟知的相关技术,在此不再进行赘述。

[0133] 在一些示范性的实施方式中,所述根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以

获取目标器官三维模型,包括:

[0134] 根据所述目标器官结构图像采用表面重建算法进行三维重建,以获取所述目标器官三维模型。

[0135] 由此,通过采用表面重建算法对所述目标器官结构图像进行三维重建,可以将所述目标器官结构图像转成可视化的目标器官三维模型(例如心脏三维模型)供医生查看,从而更加便于医生进行分析和处理。

[0136] 具体地,目标器官结构图像中的目标器官一般为一个实心体,这是因为CT或MRI等医学影像设备扫描获取的图像是以体素为单位进行表示的,体素是三维空间中的一个离散点,具有均匀的体积大小,CT或MRI图像中的每个体素包含了关于组织的吸收和密度信息。通过表面重建算法,例如常见的三角剖分法、泊松重建算法等,可以将提取到的边界和表面信息转换为更加几何化的模型表示。这些算法可以使用点云或三角网格等形式表示模型的表面,实现可视化效果,进而便于医生进行分析和处理。需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,还可以采用除表面重建算法以外的建模方法进行目标器官三维模型的重建,具体可以参考为本领域技术人员所悉知的三维建模技术,在此不再进行赘述。还需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,关于表面重建算法的更多内容也可以参考为本领域技术人员所悉知的技术,在此不再进行赘述。

[0137] 在一些示范性的实施方式中,所述对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像,包括:

[0138] 采用预先训练好的分割模型对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取所述目标器官结构图像。

[0139] 具体地,所述分割模型的网络结构为三维网络结构,进一步地,所述分割模型的网络结构可以为但不限于为三维U-Net。请参考图4,其为本发明一实施方式提供的采用分割模型进行目标器官解剖结构的分割的示意图。如图4所示,采用所述分割模型可以快速且准确地分割出目标器官解剖结构,从而可以缩短医生的学习曲线,有利于精准、高效、安全地辅助医生进行临床诊疗。需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,图4仅展示了输入输出三维数据的一个切面的示意图。

[0140] 进一步地,分割模型的训练需要准备多个目标域扫描数据(例如CT或MRI扫描数据)作为输入,目标器官解剖结构的分割数据作为标签,网络训练过程中使用Dice损失结合Adam优化器进行优化。需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,关于分割模型的具体训练过程可以参考为本领域技术人员所悉知的技术,在此不再进行赘述。

[0141] 基于同一发明构思,本发明还提供一种三维超声建模系统,请参考5,其为本发明一实施方式提供的三维超声建模系统的方框结构示意图。如图5所示,本发明提供的三维超声建模系统包括生成模块110、修复模块120、分割模块130和建模模块140,其中,所述生成模块110配置为采用第一生成模型对所获取的目标器官超声图像序列中的每一帧超声图像均进行域转换,以获取对应的伪目标域图像序列,其中,所述目标器官超声图像序列包括超声探头在所述目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集的多帧超声图像;所述修复模块120配置为根据所述伪目标域图像序列获取稀疏伪目标域三维图像,并根据所述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像;所述分割模块130配置为对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取目标器官结构图像;所述建模模块140配置

为根据所述目标器官结构图像进行三维重建,以获取目标器官三维模型。

[0142] 由此,本发明通过结合CT、MRI等目标域的三维医学影像的高空间分辨率特点,将超声图像序列处理为稠密目标域(例如CT域)三维图像,可以为后续的目标器官三维模型(例如心脏三维模型)的重建提供更为精细和清晰的目标器官结构(例如心脏结构)图像,有助于医生准确分析微小病变和异常区域,减少图像质量等带来的诊断效率影响,提高诊断和治疗效率。此外,本发明通过采用三维超声技术可以实时获取目标器官(例如心脏)的腔内情况,且由于超声技术没有放射性,从而可以在术中全程使用,可以有效起到提高手术效率、减少手术并发症的作用,大大提高了手术的安全性。另外,由于本发明中的目标器官超声图像序列是通过采用超声探头在目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集多帧超声图像所得到的,由此可以对目标器官(例如心脏)的靠近超声探头的近端结构(即深度较浅处的结构)进行精细化处理,以提高三维建模的精度,同时通过获取目标器官(例如心脏)的远离超声探头的远端结构(即深度较深处的结构)的相关信息可以起到辅助作用,以提升三维建模的整体准确度。此外,本发明基于超声图像处理及三维重建,可以在术中快速完成目标器官解剖结构的重建,尤其是复杂的心腔结构的重建,通过将重建结果于三维标测系统中显示,可以使得整个手术过程清晰可视,有助于辅助医生更安全地进行房间隔穿刺,完成消融,有效监控血栓、心包填塞等不良事件。

[0143] 在一些示范性的实施方式中,在一些示范性的实施方式中,所述修复模块120配置为通过以下步骤获取稀疏伪目标域三维图像:

[0144] 针对所述伪目标域图像序列中的每一帧伪目标域图像,基于该帧伪目标域图像所对应的超声探头的位姿信息和深度信息,将该帧伪目标域图像转换至三维空间坐标系下;

[0145] 对转换至所述三维空间坐标系下的目标域图像序列进行插值处理,以获取稀疏伪目标域三维图像。

[0146] 在一些示范性的实施方式中,所述修复模块120配置为通过以下步骤获取稠密伪目标域三维图像:

[0147] 述稀疏伪目标域三维图像获取稠密伪目标域三维图像,包括:

[0148] 采用补全模型对所述稀疏伪目标域三维图像进行图像内容的补全,以获取所述稠密伪目标域三维图像,其中,所述补全模型采用第二训练样本训练得到。

[0149] 在一些示范性的实施方式中,所述分割模块130配置为采用预先训练好的分割模型对所述稠密伪目标域三维图像进行目标器官解剖结构的分割,以获取所述目标器官结构图像。

[0150] 在一些示范性的实施方式中,所述建模模块140配置为根据所述目标器官结构图像采用表面重建算法进行三维重建,以获取所述目标器官三维模型。

[0151] 基于同一发明构思,本发明还提供一种电子设备,请参考图6,其示意性地给出了本发明一实施方式提供的电子设备的方框结构示意图。如图6所示,所述电子设备包括处理器210和存储器230,所述存储器230上存储有计算机程序,所述计算机程序被所述处理器210执行时,实现上文所述的三维超声建模方法。由于本发明提供的电子设备与本发明提供的三维超声建模方法属于同一发明构思,因此本发明提供的电子设备至少具有本发明提供的三维超声建模方法的所有有益效果,具体可以参考上文中有关本发明提供的三维超声建模方法所具有的有益效果的相关描述,故在此不再对本发明提供的电子设备所具有的有益

效果进行赘述。

[0152] 如图6所示,所述电子设备还包括通信接口220和通信总线240,其中所述处理器210、所述通信接口220、所述存储器230通过通信总线240完成相互间的通信。所述通信总线240可以是外设部件互连标准(Peripheral Component Interconnect,PCI)总线或扩展工业标准结构(Extended Industry Standard Architecture,EISA)总线等。该通信总线240可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示,图中仅用一条粗线表示,但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。所述通信接口220用于上述电子设备与其他设备之间的通信。

[0153] 本发明中所称处理器210可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等,所述处理器210是所述电子设备的控制中心,利用各种接口和线路连接整个电子设备的各个部分。

[0154] 所述存储器230可用于存储所述计算机程序,所述处理器210通过运行或执行存储在所述存储器230内的计算机程序,以及调用存储在存储器230内的数据,实现所述电子设备的各种功能。

[0155] 所述存储器230可以包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、电可编程ROM(EPROM)、电可擦除可编程ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM以多种形式可得,诸如静态RAM(SRAM)、动态RAM(DRAM)、同步DRAM(SDRAM)、双数据率SDRAM(DDRSDRAM)、增强型SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink)DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接RAM(RDRAM)、直接存储器总线动态RAM(DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM(RDRAM)等。

[0156] 本发明还提供了一种可读存储介质,所述可读存储介质内存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时可以实现上文所述的三维超声建模方法。由于本发明提供的可读存储介质与本发明提供的三维超声建模方法属于同一发明构思,因此本发明提供的可读存储介质至少具有本发明提供的三维超声建模方法的所有有益效果,具体可以参考上文中有关本发明提供的三维超声建模方法所具有的有益效果的相关描述,故在此不再对本发明提供的可读存储介质所具有的有益效果进行赘述。

[0157] 需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,本发明提供的可读存储介质,可以采用一个或多个计算机可读的介质的任意组合。可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质。计算机可读存储介质例如可以是但不限于电、磁、光、电磁、红外线或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机硬盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本文中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执

行系统、装置或者器件使用或者与其组合使用。

[0158] 进一步地,计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括但不限于无线、电线、光缆、RF等等,或者上述的任意合适的组合。

[0159] 综上所述,与现有技术相比,本发明提供的三维超声建模方法、系统、电子设备和可读存储介质具有以下有益效果:

[0160] (1) 本发明通过结合CT、MRI等目标域的三维医学影像的高空间分辨率特点,将超声图像序列处理为稠密目标域(例如CT域)三维图像,可以为后续的目标器官三维模型(例如心脏三维模型)的重建提供更为精细和清晰的目标器官结构(例如心脏结构)图像,有助于医生准确分析微小病变和异常区域。

[0161] (2) 本发明通过采用三维超声技术可以实时获取目标器官(例如心脏)的腔内情况,且由于超声技术没有放射性,从而可以在术中全程使用,可以有效起到提高手术效率、减少手术并发症的作用,大大提高了手术的安全性。

[0162] (3) 由于本发明中的目标器官超声图像序列是通过采用超声探头在目标器官的腔内以不同位姿、不同深度采集多帧超声图像所得到的,由此可以对目标器官(例如心脏)的靠近超声探头的近端结构(即深度较浅处的结构)进行精细化处理,以提高三维建模的精度,同时通过获取目标器官(例如心脏)的远离超声探头的远端结构(即深度较深处的结构)的相关信息可以起到辅助作用,以提升三维建模的整体准确度。

[0163] (4) 本发明基于超声图像处理及三维重建,可以在术中快速完成目标器官解剖结构的重建,尤其是复杂的心腔结构的重建,通过将重建结果于三维标测系统中显示,可以使得整个手术过程清晰可视,有助于辅助医生更安全地进行房间隔穿刺,完成消融,有效监控血栓、心包填塞等不良事件。

[0164] (5) 本发明通过实时跟踪超声探头的位置和姿态,并将其与超声图像进行精准融合,可以实现更精确的目标器官(例如心脏)三维建模,便于医生实时观察和分析目标器官(例如心脏)。

[0165] (6) 通过使用超声探头的位姿信息将二维的图像数据组合到三维空间,可以利用不同角度二维数据的空间一致性来更容易地恢复图像内容信息,同时使用利用目标域的数据(例如CT数据)训练得到的补全模型补全稀疏的信息,可以可用更易采集的目标域的数据(例如CT数据)来提供更多先验知识,避免超声数据少带来的鲁棒性低的问题。

[0166] (7) 本发明通过借助人工智能算法的强大分析能力,能够实时处理和分析大量的心内超声数据,并实时生成精准的心脏模型,通过对实时数据的处理和建模,有助于医生更加准确地评估心脏结构的结构、功能和血流动力学,从而可以更好地指导医生进行诊断和治疗决策,本发明可以为心脏疾病的诊断和治疗提供更准确、全面的指导作用,有助于推动心脏医生影像学的发展和临床实践的进步。

[0167] 需要说明的是,如本领域技术人员所能理解的,可以以一种或多种程序设计语言

或其组合来编写用于执行本发明操作的计算机程序代码,所述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言-诸如Java、Smalltalk、C++,还包括常规的过程式程序设计语言-诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网(LAN)或广域网(WAN)连接到用户计算机,或者可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

[0168] 应当注意的是,在本文的实施方式中所揭露的装置和方法,也可以通过其他的方式实现。以上所描述的装置实施方式仅仅是示意性的,例如,附图中的流程图和框图显示了根据本文的多个实施方式的装置、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序或代码的一部分,所述模块、程序段或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令,所述模块、程序段或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为替换的实现方式中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个连续的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意的,框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合,可以用于执行规定的功能或动作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。另外,在本文各个实施方式中的各功能模块可以集成在一起形成一个独立的部分,也可以是各个模块单独存在,也可以两个或两个以上模块集成形成一个独立的部分。

[0169] 需要说明的是,上述描述仅是对本发明较佳实施方式的描述,并非对本发明范围的任何限定,本发明领域的普通技术人员根据上述揭示内容做的任何变更、修饰,均属于本发明的保护范围。显然,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若这些修改和变型属于本发明及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包括这些改动和变型在内。

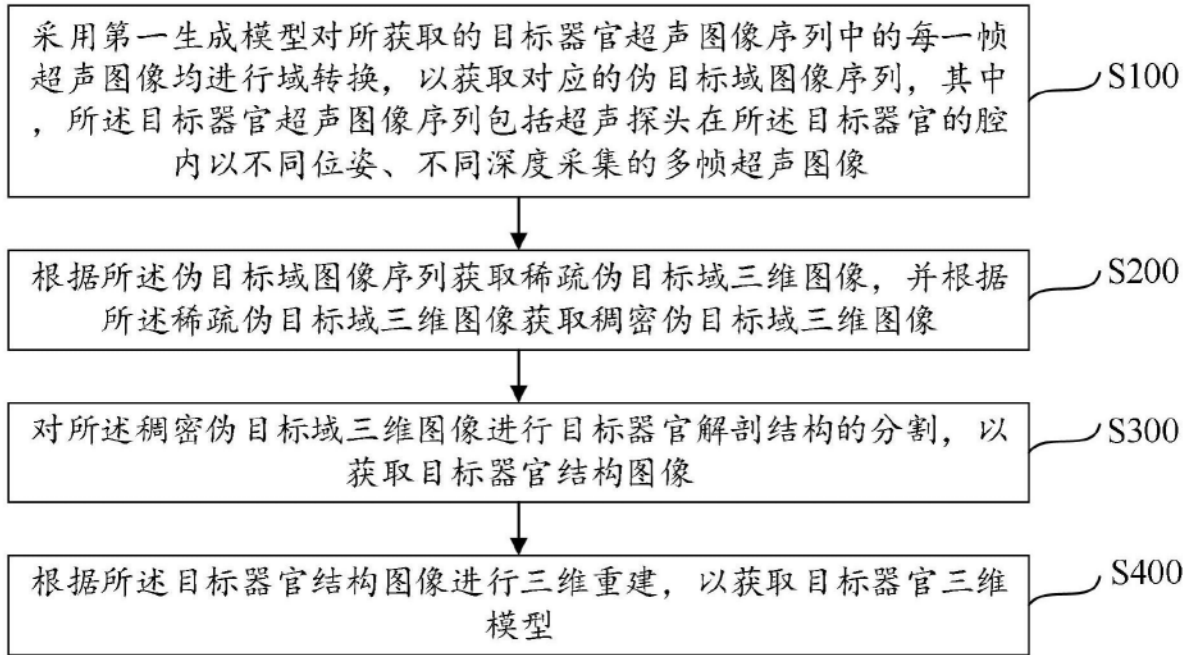


图1

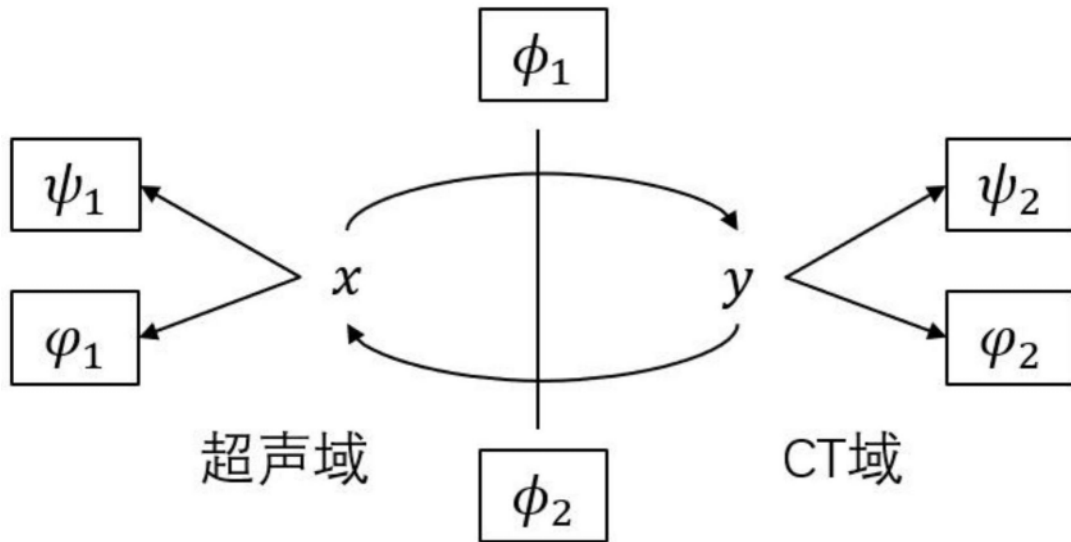


图2

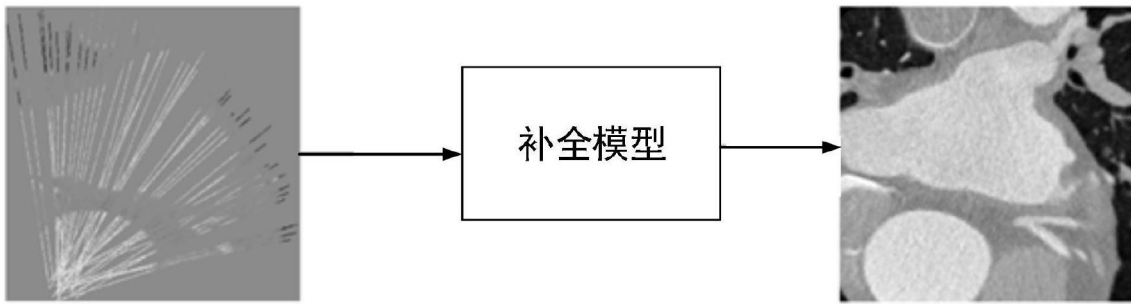


图3

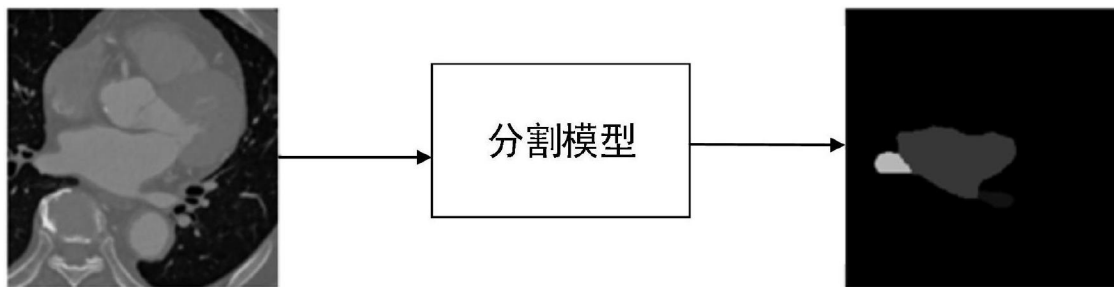


图4



图5

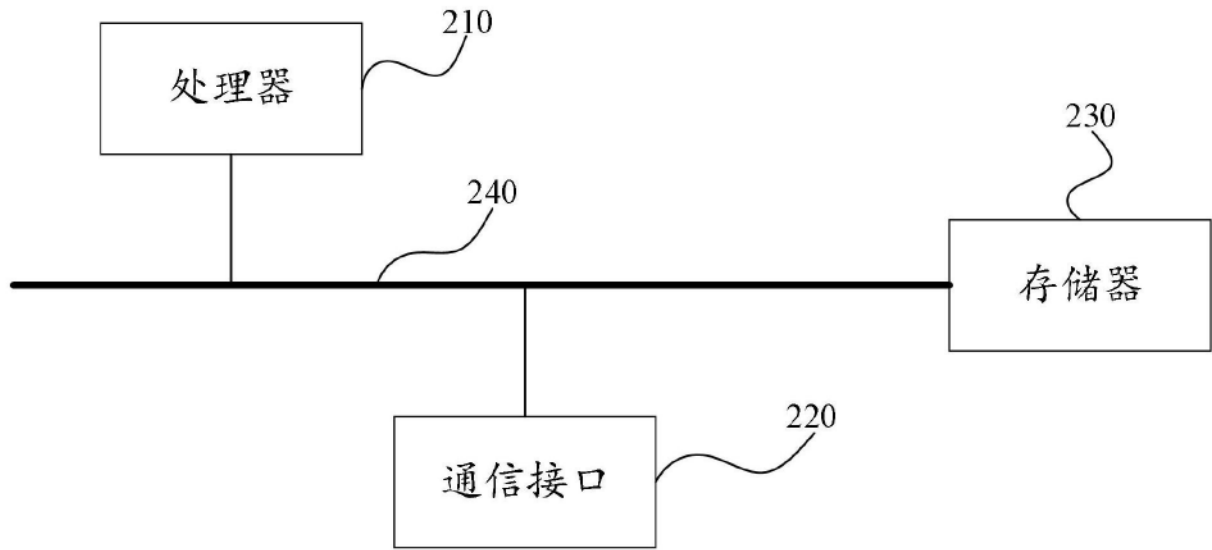


图6