



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115553816 A

(43) 申请公布日 2023. 01. 03

(21) 申请号 202211262883.4

(22) 申请日 2022.10.14

(71) 申请人 上海科技大学

地址 201210 上海市浦东新区华夏中路393号

申请人 上海市同仁医院

(72) 发明人 郑锐 李佳文 陈曼 黄芸谦

(74) 专利代理机构 上海申汇专利代理有限公司
31001

专利代理师 翁若莹 柏子雯

(51) Int.Cl.

A61B 8/08 (2006.01)

A61B 8/00 (2006.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/11 (2017.01)

G06T 7/55 (2017.01)

G06T 5/00 (2006.01)

G06V 10/44 (2022.01)

G06V 10/80 (2022.01)

G06V 10/34 (2022.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

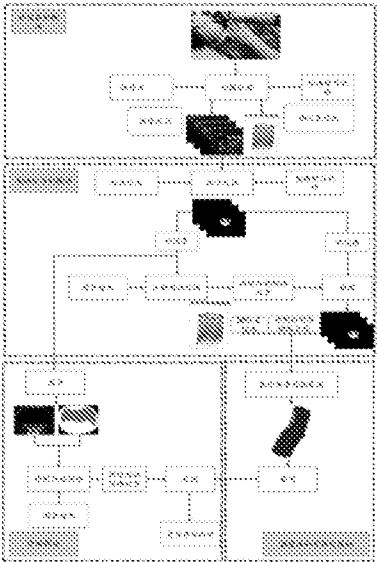
权利要求书3页 说明书10页 附图4页

(54) 发明名称

一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统
以及方法

(57) 摘要

本发明的一个技术方案是提供了一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统,其特征在于,包括数据获取模块、自动分割网络、自动诊断网络、三维重建及可视化模块。本发明的另一个技术方案是提供了一种基于前述系统实现的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断方法。在数据获取方面,本发明通过规定标准的扫描流程以减少重建过程中的伪影。同时,本发明通过对于位置信息进行滤波等方法使得三维重建结果更加平滑。除此之外,在数据的后处理方面,本发明通过利用深度学习技术,实现三维颈动脉超声图像分割与分析的自动化、智能化、可视化。



1. 一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统,其特征在于,包括数据获取模块、自动分割网络、自动诊断网络、三维重建及可视化模块,其中:

数据获取模块,用于获取受试者的一系列颈动脉血管二维B-mode图像以及其相应的位置信息,将这一系列颈动脉血管二维B-mode图像进一步定义为二维超声B-mode图像序列;

自动分割网络,用于推理出二维超声B-mode图像序列中每一张二维超声B-mode图像中的LIB区域和MAB区域,并生成与之对应的掩膜,其中,MAB区域为血管中外膜边界之间区域,LIB区域为血管内膜与管腔边界之间区域;

自动分割网络推理得到的LIB区域和MAB区域以及与之对应的掩膜作为自动诊断网络的输入,其中,LIB区域和MAB区域作为图像输入,掩膜作为标签输入;自动诊断网络由两个对称的特征提取网络和一个特征融合网络构成,图像输入以及标签输入分别输入两个特征提取网络得到相同维度的图像特征和标签特征,将图像特征和标签特征进行通道维度的拼接作为特征融合网络的输入,由特征融合网络输出分类结果,即有无斑块;

三维重建及可视化模块先将三维位置信息做滤波平滑化或正则化后,再进行三维重建,包括以下步骤:

对采集到的三维位置信息进行低通滤波,滤除三维位置信息中的高频分量,即操作者的手部抖动,得到平滑的三维位置信息;

对于出现轨迹回退的三维位置信息,采用关键帧分析,将出现回退的三维位置信息以及相应的二维图像按照位置的前后信息进行数据重排,以避免出现相同或相近位置二维图像不同,从而导致三维重建伪影;

在获得了二维MAB区域和LIB区域后,结合平滑后的三维位置信息,利用基于体素的反向映射法重建得到颈动脉血管真实的三维模型;

将重建完成的三维模型进行体渲染即可得到颈动脉血管的三维可视化模型。

2. 如权利要求1所述的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统,其特征在于,自动分割网络采用U-Net结构,在U-Net结构的每一层卷积层后面接入批归一化层。

3. 如权利要求1所述的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统,其特征在于,所述自动分割网络包括卷积单元一、池化层一、卷积单元二、池化层二、卷积单元三、池化层三、卷积单元四、池化层四、卷积单元五、上采样层一、卷积单元六、上采样层二、卷积单元七、上采样层三、卷积单元八、上采样层四、卷积单元九以及全连接层,将卷积单元一、卷积单元二、卷积单元三以及卷积单元四的输出分别与上采样层一、上采样层二、上采样层三以及上采样层四的输出按照通道维度进行直接拼接后再输入至卷积单元六、卷积单元七、卷积单元八以及卷积单元九,卷积单元六、卷积单元七、卷积单元八以及卷积单元九的输出经过上采样层逐步上采样,扩大图像的尺寸,其中:

图像输入卷积单元一;卷积单元一的输出:一方面经过池化层一输出至卷积单元二;另一方面输出至卷积单元九,与上采样层四的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元九;

卷积单元二的输出:一方面经过池化层二输出至卷积单元三;另一方面输出至卷积单元八,与上采样层三的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元八;

卷积单元三的输出:一方面经过池化层三输出至卷积单元四;另一方面输出至卷积单元七,与上采样层二的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元七;

卷积单元四的输出：一方面经过池化层四输出至卷积单元五；另一方面输出至卷积单元六，与上采样层一的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元六；

卷积单元五的输出输入上采样层一，卷积单元六的输出输入上采样层二，卷积单元七的输出输入上采样层三，卷积单元八的输出输入上采样层四；

卷积单元九的输出经过一个全连接层后输出分割图。

4. 如权利要求1所述的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统，其特征在于，对所述自动分割网络的训练包括以下步骤：

获取二维超声B-mode图像序列和相应的位置信息后，人工手动标注出每一张二维超声B-mode图像的MAB区域和LIB区域；

在标记完成后，对二维超声B-mode图像进行预处理，预处理包括图像大小标准化、灰度拉伸以及数据增强，其中：

图像大小标准化处理：将二维超声B-mode图像通过最近邻插值重置；

灰度拉伸：将图像强度改变至0到1之间；

数据增强：进行数据在线增强。

所有经过预处理的二维超声B-mode图像组成二维超声图像序列，将二维超声图像序列和手动标注的MAB区域和LIB区域的标签信息输入自动分割网络进行训练，自动分割网络的损失函数由Dice损失函数和交叉熵损失函数组成。

5. 如权利要求1所述的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统，其特征在于，将所述自动分割网络推理得到的LIB区域和MAB区域以及与之对应的掩膜分别裁剪调整至相同大小后再作为图像输入以及标签输入分别输入两个所述特征提取网络。

6. 如权利要求1所述的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统，其特征在于，对所述自动诊断网络的训练包括以下步骤：

通过数据获取模块获得的二维超声B-mode图像；

对二维超声B-mode图像进行预处理后，所有经过预处理的二维超声B-mode图像组成二维超声图像序列，其中，对二维超声B-mode图像进行预处理具体包括以下步骤：

裁剪每一张二维超声B-mode图像中的MAB区域和LIB区域，并将LIB区域内的图像强度设为0，MAB区域的图像强度设为原血管壁区域图像强度；将MAB区域和LIB区域的掩膜裁剪并调整大小至与MAB区域和LIB区域图像相同大小后得到标签输入；

对自动诊断网络的图像输入以及标签输入进行训练数据在线增强；

人工标注每一张二维超声B-mode图像是否存在斑块，生成与二维超声图像序列相对应的标签，将二维超声图像序列和对应的标签输入自动诊断网络进行训练，自动诊断网络的损失函数采用交叉熵损失函数。

7. 基于权利要求1所述系统实现的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断方法，其特征在于，包括以下步骤：

步骤1、受试者仰卧位，将头部向被扫描一侧的方向旋转，露出一侧的颈部皮肤。随后研究者手持便携式超声探头，沿着颈部动脉血管从分叉处远端颈总动脉匀速直线地扫到分叉处，从而采集一系列颈动脉血管二维B-mode图像以及其相应的位置信息，将这一系列颈动脉血管二维B-mode图像进一步定义为二维超声B-mode图像序列；

为获取更加清晰的三维重建图像质量，在进行颈动脉扫查时遵循以下扫描方式：

保持扫描速度均匀不变。控制一次颈动脉扫描的时间在5秒到10秒之间；

保持扫描方向不变，避免扫描轨迹回退；

保持扫描轨迹的平滑变化，避免扫描过程中出现大幅度的抖动；

步骤2、将获取到的二维超声B-mode图像序列输入训练好的自动分割网络，由自动分割网络推理出二维超声B-mode图像序列中每一张二维超声B-mode图像中的LIB区域和MAB区域，生成与之对应的掩膜；

步骤3、基于步骤2得到的二维超声B-mode图像序列的LIB区域和MAB区域，利用三维重建及可视化模块生成颈动脉血管的三维可视化模型；

步骤4、颈动脉血管的三维可视化模型每一横截面图像为一个切片图像，将切片图像以及步骤2得到的掩膜一起输入训练好的自动诊断网络，推理得到每一个切片的诊断结果，若连续N个切片被自动诊断网络判断为存在斑块，则判断该受试者患有颈动脉粥样硬化，否则判断该受试者没有颈动脉粥样硬化，其中，N为经验阈值。

一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统以及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医学影像以及超声颈动脉血管成像技术。

背景技术

[0002] 近年来,颈动脉粥样硬化导致的脑卒中是造成死亡的主要原因之一。颈动脉粥样硬化的病理表现为颈动脉内中膜厚度增加以及斑块的出现。随着斑块的不断发展,一方面颈动脉血管管腔变窄甚至完全堵塞,阻碍血管内血液流动从而影响人脑部氧气供应。另一方面,斑块可能出现脱落、溃疡、局部损伤从而使得血液呈高凝状态,引起红细胞和血小板的聚集,形成血栓导致脑卒中。根据2018中国心血管疾病报告,中国约有2.9亿人患有心血管疾病,其中脑卒中患者有1300 万人,颈动脉粥样硬化在40岁以上人群的发病率约为36.2%。

[0003] 临床中使用的超声大多为二维超声,虽然有着速度快等优势,但是其图像质量差,提供信息维度有限,而且容易受到操作者经验影响。另一方面,由于颈动脉粥样硬化的检查主要由有经验的超声医生在医院中进行,使得欠发达或者偏远地区的患者难以得到及时的诊断与治疗。同时,由于目前中国人口基数大,老龄化严重导致颈动脉超声检查人数众多,预约时间长,就诊程序繁琐,且大量的颈动脉患者给医疗系统带来了巨大负担。

[0004] 三维超声成像可以提供更加丰富的维度信息,减少对操作者经验的依赖性,同时可以定量地给出感兴趣区域(ROI)的体积大小。在颈动脉粥样硬化的诊断中,三维超声可以直接提供斑块的体积大小、形态特征、回声强度等信息,有助于超声医生做出更加准确的诊断。同时,便携式设备有着更加广泛的应用场景,使得大规模社区,偏远地区颈动脉粥样硬化筛查成为可能。

[0005] 目前的三维颈动脉超声常常采用机械臂式扫描成像,虽然其有着成像稳定,重建算法简单等优势,但是机械臂式扫描自由度受限以至于二维成像质量差。便携式三维无约束式超声利用磁定位式三维定位方法,可以使扫描方式更加自由。目前的便携式无约束三维超声成像的相关方法主要有无约束式扫描和基于体素的三维实时骨骼成像方法,例如申请号为CN201911132940.5的发明专利申请公开了一种无约束式扫描和基于体素的三维实时骨骼成像方法以及申请号为 CN202010165914.9的发明专利申请公开了一种手持式无约束扫描无线三维超声实时体素成像系统,但是相关方法或系统在三维颈动脉超声重建和自动识别中有以下问题:

[0006] 1) 由于三维颈动脉超声成像较为精细,故所用探头需更换为成像分辨率更高的线阵探头。

[0007] 2) 若使用相关方法中的三维成像步骤进行颈动脉超声成像,由于颈动脉在扫查过程中受试者会不自主呼吸,血管跳动等因素会使得同一位置不同时间内的颈动脉超声图像不一致从而使得重建出现伪影。

[0008] 3) 由于颈动脉三维超声对于重建的分辨率要求较高,因此在扫查过程中的扫查者手部的不自觉抖动会影响重建的图像质量。

[0009] 4) 相关系统只能提供三维超声成像的结果,并没有颈动脉自动分割和诊断的具体算法和流程,不能实现颈动脉斑块的自动分割、识别以及可视化。

发明内容

[0010] 本发明的目的是:提供一种结合便携式手持三维超声系统和深度学习技术的三维超声颈动脉粥样硬化自动诊断技术。

[0011] 为了达到上述目的,本发明的一个技术方案是提供了一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统,其特征在于,包括数据获取模块、自动分割网络、自动诊断网络、三维重建及可视化模块,其中:

[0012] 数据获取模块,用于获取受试者的一系列颈动脉血管二维B-mode图像以及其相应的位置信息,将这一系列颈动脉血管二维B-mode图像进一步定义为二维超声B-mode图像序列;

[0013] 自动分割网络,用于推理出二维超声B-mode图像序列中每一张二维超声 B-mode 图像中的LIB区域和MAB区域,并生成与之对应的掩膜,其中,MAB 区域为血管中外膜边界之间区域,LIB区域为血管内膜与管腔边界之间区域;

[0014] 自动分割网络推理得到的LIB区域和MAB区域以及与之对应的掩膜作为自动诊断网络的输入,其中,LIB区域和MAB区域作为图像输入,掩膜作为标签输入;自动诊断网络由两个对称的特征提取网络和一个特征融合网络构成,图像输入以及标签输入分别输入两个特征提取网络得到相同维度的图像特征和标签特征,将图像特征和标签特征进行通道维度的拼接作为特征融合网络的输入,由特征融合网络输出分类结果,即有无斑块;

[0015] 三维重建及可视化模块先将三维位置信息做滤波平滑化或正则化后,再进行三维重建,包括以下步骤:

[0016] 对采集到的三维位置信息进行低通滤波,滤除三维位置信息中的高频分量,即操作者的手部抖动,得到平滑的三维位置信息;

[0017] 对于出现轨迹回退的三维位置信息,采用关键帧分析,将出现回退的三维位置信息以及相应的二维图像按照位置的前后信息进行数据重排,以避免出现相同或相近位置二维图像不同,从而导致三维重建伪影;

[0018] 在获得了二维MAB区域和LIB区域后,结合平滑后的三维位置信息,利用基于体素的反向映射法重建得到颈动脉血管真实的三维模型;

[0019] 将重建完成的三维模型进行体渲染即可得到颈动脉血管的三维可视化模型。

[0020] 优选地,自动分割网络采用U-Net结构,在U-Net结构的每一层卷积层后面接入批归一化层。

[0021] 优选地,所述自动分割网络包括卷积单元一、池化层一、卷积单元二、池化层二、卷积单元三、池化层三、卷积单元四、池化层四、卷积单元五、上采样层一、卷积单元六、上采样层二、卷积单元七、上采样层三、卷积单元八、上采样层四、卷积单元九以及全连接层,将卷积单元一、卷积单元二、卷积单元三以及卷积单元四的输出分别与上采样层一、上采样层二、上采样层三以及上采样层四的输出按照通道维度进行直接拼接后再输入至卷积单元六、卷积单元七、卷积单元八以及卷积单元九,卷积单元六、卷积单元七、卷积单元八以及卷积单元九的输出经过上采样层逐步上采样,扩大图像的尺寸,其中:

[0022] 图像输入卷积单元一；卷积单元一的输出：一方面经过池化层一输出至卷积单元二；另一方面输出至卷积单元九，与上采样层四的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元九；

[0023] 卷积单元二的输出：一方面经过池化层二输出至卷积单元三；另一方面输出至卷积单元八，与上采样层三的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元八；

[0024] 卷积单元三的输出：一方面经过池化层三输出至卷积单元四；另一方面输出至卷积单元七，与上采样层二的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元七；

[0025] 卷积单元四的输出：一方面经过池化层四输出至卷积单元五；另一方面输出至卷积单元六，与上采样层一的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元六；

[0026] 卷积单元五的输出输入上采样层一，卷积单元六的输出输入上采样层二，卷积单元七的输出输入上采样层三，卷积单元八的输出输入上采样层四；

[0027] 卷积单元九的输出经过一个全连接层后输出分割图。

[0028] 优选地，对所述自动分割网络的训练包括以下步骤：

[0029] 获取二维超声B-mode图像序列和相应的位置信息后，人工手动标注出每一张二维超声B-mode图像的MAB区域和LIB区域；

[0030] 在标记完成后，对二维超声B-mode图像进行预处理，预处理包括图像大小标准化、灰度拉伸以及数据增强，其中：

[0031] 图像大小标准化处理：将二维超声B-mode图像通过最近邻插值重置；

[0032] 灰度拉伸：将图像强度改变至0到1之间；

[0033] 数据增强：进行数据在线增强。

[0034] 所有经过预处理的二维超声B-mode图像组成二维超声图像序列，将二维超声图像序列和手动标注的MAB区域和LIB区域的标签信息输入自动分割网络进行训练，自动分割网络的损失函数由Dice损失函数和交叉熵损失函数组成。

[0035] 优选地，将所述自动分割网络推理得到的LIB区域和MAB区域以及与之对应的掩膜分别裁剪调整至相同大小后再作为图像输入以及标签输入分别输入两个所述特征提取网络。

[0036] 优选地，对所述自动诊断网络的训练包括以下步骤：

[0037] 通过数据获取模块获得的二维超声B-mode图像；

[0038] 对二维超声B-mode图像进行预处理后，所有经过预处理的二维超声B-mode 图像组成二维超声图像序列，其中，对二维超声B-mode图像进行预处理具体包括以下步骤：

[0039] 裁剪每一张二维超声B-mode图像中的MAB区域和LIB区域，并将LIB区域内的图像强度设为0，MAB区域的图像强度设为原血管壁区域图像强度；将 MAB区域和LIB区域的掩膜裁剪并调整大小至与MAB区域和LIB区域图像相同大小后得到标签输入；

[0040] 对自动诊断网络的图像输入以及标签输入进行训练数据在线增强；

[0041] 人工标注每一张二维超声B-mode图像是否存在斑块，生成与二维超声图像序列相对应的标签，将二维超声图像序列和对应的标签输入自动诊断网络进行训练，自动诊断网络的损失函数采用交叉熵损失函数。

[0042] 本发明的另一个技术方案是提供了一种基于前述系统实现的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断方法，其特征在于，包括以下步骤：

[0043] 步骤1、受试者仰卧位,将头部向被扫描一侧的方向旋转,露出一侧的颈部皮肤。随后研究者手持便携式超声探头,沿着颈部动脉血管从分叉处远端颈总动脉匀速直线地扫到分叉处,从而采集一系列颈动脉血管二维B-mode图像以及其相应的位置信息,将这一系列颈动脉血管二维B-mode图像进一步定义为二维超声B-mode图像序列;

[0044] 为获取更加清晰的三维重建图像质量,在进行颈动脉扫描时遵循以下扫描方式:

[0045] 保持扫描速度均匀不变。控制一次颈动脉扫描的时间在5秒到10秒之间;

[0046] 保持扫描方向不变,避免扫描轨迹回退;

[0047] 保持扫描轨迹的平滑变化,避免扫描过程中出现大幅度的抖动;

[0048] 步骤2、将获取到的二维超声B-mode图像序列输入训练好的自动分割网络,由自动分割网络推理出二维超声B-mode图像序列中每一张二维超声B-mode图像中的LIB区域和MAB区域,生成与之对应的掩膜;

[0049] 步骤3、基于步骤2得到的二维超声B-mode图像序列的LIB区域和MAB 区域,利用三维重建及可视化模块生成颈动脉血管的三维可视化模型;

[0050] 步骤4、颈动脉血管的三维可视化模型每一横截面图像为一个切片图像,将切片图像以及步骤2得到的掩膜一起输入训练好的自动诊断网络,推理得到每一个切片的诊断结果,若连续N个切片被自动诊断网络判断为存在斑块,则判断该受试者患有颈动脉粥样硬化,否则判断该受试者没有颈动脉粥样硬化,其中, N为经验阈值。

[0051] 在数据获取方面,本发明通过规定标准的扫描流程以减少重建过程中的伪影。同时,本发明通过对于位置信息进行滤波等方法使得三维重建结果更加平滑。除此之外,在数据的后处理方面,本发明通过利用深度学习技术,实现三维颈动脉超声图像分割与分析的自动化、智能化、可视化。

附图说明

[0052] 图1为系统使用整体流程图;

[0053] 图2为自动分割网络结构图;

[0054] 图3为自动诊断网络结构图;

[0055] 图4示意了自动分割结果与手动标记结果对比,图中,颜色较亮的线为算法自动识别的结果,较暗的线为人工手动标注的结果,可以看出算法自动分割与手动标记分割基本保持一致;

[0056] 图5示意了滤波前后的位置信息对比,其中,抖动较大的曲线是滤波前的位置信息,较为平滑的曲线是滤波后的相对位置信息;

[0057] 图6A以及图6B为滤波前后血管三维重建纵切面对比图,图6A为滤波后重建,图6B为直接重建,可以观察到滤波后的重建图像更加平滑;

[0058] 图7A以及图7B为自动分割结果与手动标记结果的三维可视化对比,图7A 为自动分割结果,图7B为手动标记分割结果。

具体实施方式

[0059] 下面结合具体实施例,进一步阐述本发明。应理解,这些实施例仅用于说明本发明而并不用于限制本发明的范围。此外应理解,在阅读了本发明讲授的内容之后,本领域技术人

员可以对本发明作各种改动或修改,这些等价形式同样落于本申请所附权利要求书所限定的范围。

[0060] 本实施例公开的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断系统,包括:

[0061] 一) 数据获取模块

[0062] 数据获取模块用于通过便携式超声探头进行颈动脉扫查,从而采集受试者的从颈总动脉到分叉处约4cm的一系列颈动脉血管二维B-mode图像以及其相应的位置信息,将这一系列颈动脉血管二维B-mode图像进一步定义为二维超声 B-mode图像序列。

[0063] 进行颈动脉扫查时,受试者仰卧位,将头部向被扫描一侧的方向旋转,露出一侧的颈部皮肤。随后研究者手持便携式超声探头,沿着颈部动脉血管从分叉处远端颈总动脉匀速直线地扫到分叉处,从而采集从颈总动脉到分叉处约4cm的一系列颈动脉血管二维B-mode图像以及其相应的位置信息。

[0064] 为获取更加清晰的三维重建图像质量,在进行颈动脉扫查时应遵循以下扫描方式:

[0065] 保持扫描速度均匀不变。控制一次颈动脉扫描的时间在5秒到10秒之间。

[0066] 保持扫描方向不变,避免扫描轨迹回退。

[0067] 保持扫描轨迹的平滑变化,避免扫描过程中出现大幅度的抖动。

[0068] 二) 自动分割网络

[0069] 自动分割网络采用改进的U-Net结构。相比于原始的U-Net网络,本发明中的自动分割网络在每一层卷积层后面接入了批归一化 (Batchnorm) 层以加速网络收敛,提高分割准确率。具体而言,如图2所示,自动分割网络由9个卷积单元,4个最大池化层,4个上采样层和1个全连接层(为大小为1*1的卷积层) 组成,其中,卷积单元一、池化层一、卷积单元二、池化层二、卷积单元三、池化层三、卷积单元四、池化层四、卷积单元五、上采样层一、卷积单元六、上采样层二、卷积单元七、上采样层三、卷积单元八、上采样层四、卷积单元九以及全连接层依次连接。卷积单元一、卷积单元二、卷积单元三以及卷积单元四的输出维度分别为224*224*64、112*112*128、56*56*256以及28*28*512,将卷积单元一、卷积单元二、卷积单元三以及卷积单元四的输出分别与上采样层一、上采样层二、上采样层三以及上采样层四的输出按照通道维度进行直接拼接后再输入至卷积单元六、卷积单元七、卷积单元八以及卷积单元九。经过卷积单元六、卷积单元七、卷积单元八以及卷积单元九的处理后,其输出维度分别为 28*28*512、56*56*256、112*112*128以及224*224*64。卷积单元六、卷积单元七、卷积单元八以及卷积单元九的输出经过上采样层逐步上采样,扩大图像的尺寸。图像输入卷积单元一。卷积单元一的输出:一方面经过池化层一输出至卷积单元二;另一方面输出至卷积单元九,与上采样层四的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元九。卷积单元二的输出:一方面经过池化层二输出至卷积单元三;另一方面输出至卷积单元八,与上采样层三的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元八。卷积单元三的输出:一方面经过池化层三输出至卷积单元四;另一方面输出至卷积单元七,与上采样层二的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元七。卷积单元四的输出:一方面经过池化层四输出至卷积单元五;另一方面输出至卷积单元六,与上采样层一的输出按照通道维度进行直接拼接后输入卷积单元六。卷积单元五的输出输入上采样层一,卷积单元六的输出输入上采样层二,卷积单元七的输出输入上采样层三,卷积单元八的输出输入上采样层四。卷积单

元九的输出经过一个全连接层后输出分割图。

[0070] 本实施例中,每个卷积单元由两个基本卷积层构成。每个基本卷积层包括一个卷积层,在该卷积层后面接批归一化层和线性激活单元 (Linear rectification function, ReLU)。

[0071] 自动分割网络中:所有卷积层的核大小均为3*3,步长为1,padding为1;所有池化层的核大小为2*2,步长为2。

[0072] 对自动分割网络的训练包括以下步骤:

[0073] 利用数据获取模块获得了颈动脉血管的二维超声B-mode图像和相应的位置信息后,采用标注软件人工手动标注出每一张二维超声B-mode图像的血管中外膜边界之间区域 (media-adventitia boundary,下文简称MAB区域) 和血管内膜与管腔边界之间区域 (lumen intima boundary,下文简称LIB区域)。

[0074] 在标记完成后,对二维超声B-mode图像进行预处理。预处理包括图像大小标准化、灰度拉伸以及数据增强。

[0075] 图像大小标准化处理:将二维超声B-mode图像通过最近邻插值重置。

[0076] 灰度拉伸:利用以下公式将图像强度改变至0到1之间:

$$[0077] \quad I = \frac{I - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \quad \#(1)$$

[0078] 式中,I表示图像强度。

[0079] 数据增强:采用随机图像缩放、反转、旋转、伽马灰度变换等进行数据在线增强。

[0080] 所有经过预处理的二维超声B-mode图像组成二维超声图像序列,将二维超声图像序列和手动标注的MAB和LIB的标签信息输入前述的自动分割网络进行训练。自动分割网络的损失函数由Dice损失函数和交叉熵损失函数组成。训练完成后,保存自动分割网络的模型参数以进行后续步骤。

[0081] 三) 自动诊断网络

[0082] 自动诊断网络由两个对称的特征提取网络和一个特征融合网络构成,如图3 所示。具体而言,每个特征提取网络由基本卷积单元一、基本卷积单元二、最大池化层一、基本卷积单元三、基本卷积单元四、最大池化层二、基本卷积单元五、基本卷积单元六以及最大池化层三依次连接而成。自动诊断网络的输入包括图像输入以及标签输入,其中,图像输入为自动分割网络输出的分割图,标签输入通过将自动分割网络输出的MAB区域和LIB区域的标签裁剪并调整大小至 128*128得到。图像输入以及标签输入分别输入两个特征提取网络后得到图像特征和标签特征,其中图像特征和标签特征的维度为16*16*96。将图像特征和标签特征进行通道维度的拼接作为特征融合网络的输入。

[0083] 特征融合网络由基本卷积单元十三,基本卷积单元十四,最大池化层七,全局平均池化层以及全连接层依次连接而成。最大池化层七的输出维度为 96*16*16,经过全局平均池化层后,输出维度变为96*1,再经过全连接层后输出分类的结果,即有无斑块。

[0084] 自动诊断网络中的基本卷积单元由两个基本卷积层构成,每个基本卷积层包括一个卷积层,该卷积层后面接批归一化 (Batchnorm) 层和线性激活单元 (Linear rectification function,ReLU)。

[0085] 自动诊断网络中:所有卷积层的核大小均为3*3,步长为1,padding为1;所有最大

池化层的核大小为 2×2 ,步长为2。

[0086] 对自动诊断网络的训练包括以下步骤:

[0087] 通过数据获取模块获得的二维超声B-mode图像;

[0088] 对二维超声B-mode图像进行预处理后,所有经过预处理的二维超声B-mode 图像组成二维超声图像序列;

[0089] 超声图像中存在斑块与否,与血管外膜边界之外以及血管内膜之内的图像信息无关,去除无用的图像区域可以加速网络的训练,提高准确率。因此,本实施例中,对二维超声B-mode图像进行预处理具体包括以下步骤:

[0090] 裁剪每一张二维超声B-mode图像中的MAB区域和LIB区域,并将LIB区域内的图像强度设为0,MAB区域的图像强度设为原血管壁区域图像强度,再调整大小至 128×128 ,即可得到自动诊断网络的图像输入;将当前二维超声B-mode 图像对应的MAB区域和LIB区域的标签裁剪并调整大小至 128×128 得到标签输入;

[0091] 对自动诊断网络的图像输入以及标签输入进行采用随机图像反转、图像旋转变换等进行训练数据在线增强;

[0092] 人工标注每一张二维超声B-mode图像是否存在斑块,生成与二维超声图像序列相对应的标签,将二维超声图像序列和对应的标签输入自动诊断网络进行训练。自动诊断网络的损失函数采用交叉熵损失函数。训练完成后,保存自动诊断网络的模型参数以进行后续步骤。

[0093] 四) 三维重建及可视化模块

[0094] 基于二维超声B-mode图像序列的MAB区域和LIB区域,进行颈动脉区域三维重建。由于在扫描过程中,操作者会出现不自觉的手部抖动,直接使用三维位置信息做重建可能会导致重建图像出现伪影。因此,三维重建及可视化模块先将三维位置信息做滤波平滑化或正则化后,再进行三维重建。具体来说,三维重建及可视化模块实现三维重建包括以下步骤:

[0095] 对采集到的二维位置信息进行低通滤波,滤除二维位置信息中的高频分量,即操作者的手部抖动,得到平滑的三维位置信息;

[0096] 对于出现轨迹回退的三维位置信息,采用关键帧分析,将出现回退的三维位置信息以及相应的二维图像按照位置的前后信息进行数据重排,以避免出现相同或相近位置二维图像不同,从而导致三维重建伪影。具体来说,可以先对扫描得到的三维位置信息点的Z轴向值进行排序,同时将相对应的三维位置点的二维图像进行排序,从而得到较为清晰的三维重建血管图像。

[0097] 滤波前后的三维轨迹对比图如图5中浅色和深色曲线所示所示,滤波前后的血管三维重建对比图如图6A以及图6B所示。

[0098] 在获得了二维MAB区域和LIB区域后,结合平滑后的三维位置信息,利用基于体素的反向映射法重建得到颈动脉血管真实的三维模型。

[0099] 将重建完成的三维模型进行体渲染即可得到颈动脉血管的三维可视化模型。

[0100] 基于上述系统实现的一种便携式三维颈动脉超声自动诊断方法,其特征在于,包括以下步骤:

[0101] 步骤1、受试者仰卧位,将头部向被扫描一侧的方向旋转,露出一侧的颈部皮肤。随

后研究者手持便携式超声探头,沿着颈部动脉血管从分叉处远端颈总动脉匀速直线地扫到分叉处,从而采集从颈总动脉到分叉处约4cm的一系列颈动脉血管二维B-mode图像以及其相应的位置信息,将这一系列颈动脉血管二维 B-mode图像进一步定义为二维超声B-mode图像序列。

[0102] 为获取更加清晰的三维重建图像质量,在进行颈动脉扫查时应遵循以下扫描方式:

[0103] 保持扫描速度均匀不变。控制一次颈动脉扫描的时间在5秒到10秒之间。

[0104] 保持扫描方向不变,避免扫描轨迹回退。

[0105] 保持扫描轨迹的平滑变化,避免扫描过程中出现大幅度的抖动。

[0106] 步骤2、将获取到的二维超声B-mode图像序列输入训练好的自动分割网络,由自动分割网络推理出二维超声B-mode图像序列中每一张二维超声B-mode图像中的LIB区域和MAB区域,生成与之对应的掩膜(Mask)。

[0107] 步骤3、基于步骤2得到的二维超声B-mode图像序列的LIB区域和MAB 区域,利用三维重建及可视化模块生成颈动脉血管的三维可视化模型。

[0108] 步骤4、将颈动脉血管的三维可视化模型每一横截面图像进行裁剪并调整图像大小,输入训练好的自动诊断网络,推理得到每一个切片的诊断结果,即有无斑块。本实施例中,若连续5个切片被自动诊断网络判断为存在斑块,则判断该受试者患有颈动脉粥样硬化,否则判断该受试者没有颈动脉粥样硬化。

[0109] 应用便携式手持三维超声颈动脉粥样硬化自动诊断技术,可以实现无经验的操作者对颈动脉血管区域的快速三维成像,同时结合人工智能技术可以实现对于颈动脉粥样硬化的辅助诊断和三维可视化。这里通过临床中的15个颈动脉数据应用该系统来验证该系统的有效性。

[0110] 步骤一:数据获取

[0111] 超声图像数据均由一个频率为8M的线阵超声探头(Clarius,L738-K,Canada) 获得,同时每一张二维图像对应的位置信息由电磁式定位系统(Polhemus,G4 unit,U.S.A) 获得。最终获得的二维图像大小为640*480,256灰度级。

[0112] 步骤二:自动分割网络训练

[0113] 在获得40个颈动脉超声扫描数据后,利用标注软件对获得二维超声图像序列进行标注。随机选取25个超声扫描数据做训练集,15个超声扫描数据做验证集。将训练集中的颈动脉二维图像及其标签作为输入数据,训练得到自动分割网络的深度学习模型。

[0114] 步骤三:自动诊断网络训练

[0115] 对获得的二维超声图像序列做有无斑块的标记。将步骤二中选取的25个超声扫描数据的对应图像进行预处理,将预处理后的超声图像及其对应的标签做输入,训练得到自动诊断网络的深度学习模型。

[0116] 步骤四:图像自动分割推理

[0117] 将随机选取的15个验证集的超声图像序列输入训练所得到的自动分割深度学习模型,得到相应的输出标签。使用表达式(2)(3)对自动分割的结果进行评估。

[0118]
$$DSC = \frac{2(P \cap L)}{P \cup L} \quad \#(2)$$

[0119] $HD(A, B) = \max(hd(A, B), hd(B, A)) \# (3)$

[0120] 其中

[0121] $hd(A, B) = \max_{a \in A} (\min_{b \in B} ||a - b||) \# (4)$

[0122] $hd(B, A) = \max_{b \in B} (\min_{a \in A} ||b - a||) \# (5)$

[0123] 其中,P和L分别为自动分割网络预测和标记的结果。DSC为评价分割算法的性能指标,A表示标记的真子集,B表示分割网络的真子集,HD(A,B)为度量空间中真子集A、B之间的距离的评价指标,hd(A,B)、hd(B,A)分别表示从集合A到集合B和从集合B到集合A的单向豪斯道夫距离,||a-b||表示点集a与点集b的距离范式。

[0124] 自动分割的结果如图4所示。自动分割的数值结果如下表1所示。

Metrics	category	
	MAB	Lumen
DSC	95.00%	93.30%
HD95(pixel)	4.34	4.65

[0126] 表1自动分割结果与手动标记结果的数值对比

[0127] 步骤五:三维重建及可视化

[0128] 将步骤四中自动分割得到的MAB和LIB的标签进行三维重建得到血管的三维结构,再利用体渲染将血管三维结构进行可视化。手动标注的血管三维结构的可视化结果图和自动分割算法的三维结构的可视化结果图如图6A以及图6B所示。

[0129] 步骤六:自动诊断网络推理

[0130] 在步骤四完成了图像自动分割推理后,得到15个验证集的超声图像序列经预测得到的血管的MAB和LIB标签。将预处理后的血管三维图像的横截面切片输入自动诊断深度学习模型,得到每一张二维超声图像自动诊断的预测结果。自动诊断结果与标记结果的比较如下表2所示。

Labels	Predictions	
	Positive (plaque)	Negative
Positive (plaque)	454	171
Negative	50	1687

[0132] 表2图像级自动诊断结果与手动标记诊断结果的列联表

[0133] 预测结果的敏感性、特异性和准确率分别为0.73,0.97和0.91。对于病人个体的自动诊断结果,首先将步骤五中得到的三维血管结构进行横截面切片,对于每一个切片进行自动诊断网络推理,如果连续的5个切片被自动诊断网络预测为有斑块,则判断该数据是有斑块的。数据级自动诊断结果与标记结果的对比如下表3所示。预测结果的敏感性,特异性和准确率分别为0.81,0.75和0.80。

Labels	Predictions	
	Positive (plaque)	Negative
Positive (plaque)	9	2
Negative	1	3

[0135] 表3数据级自动诊断结果与手动标记诊断结果的列联表。

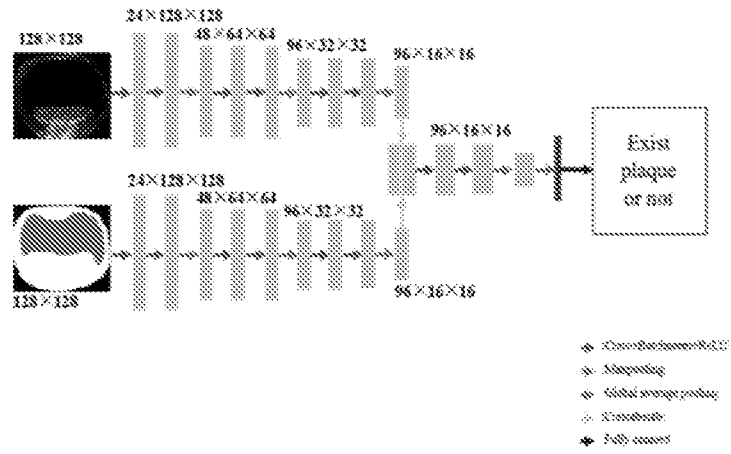


图3

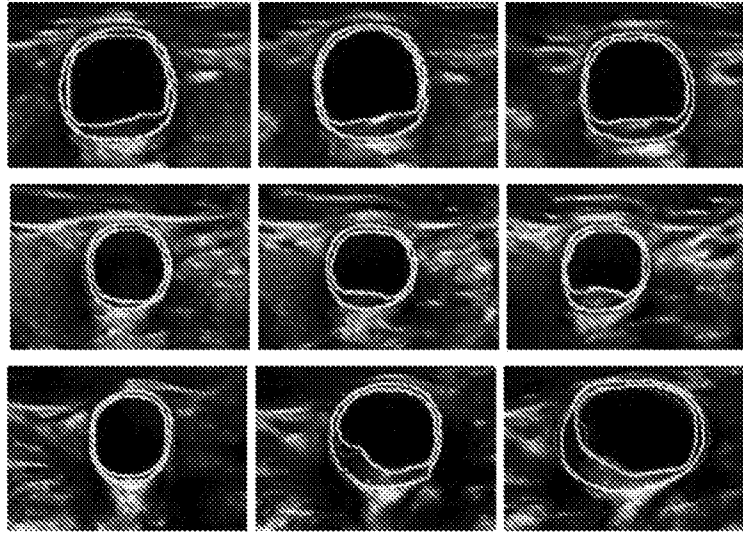


图4

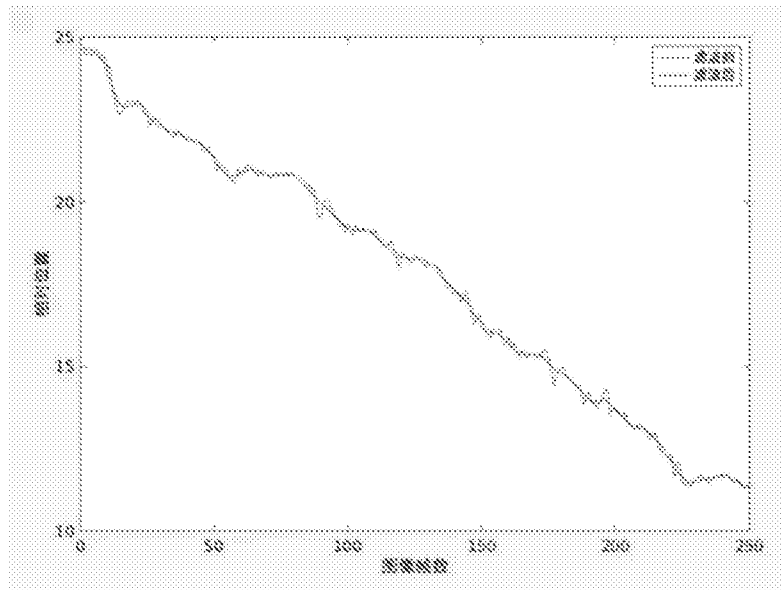


图5

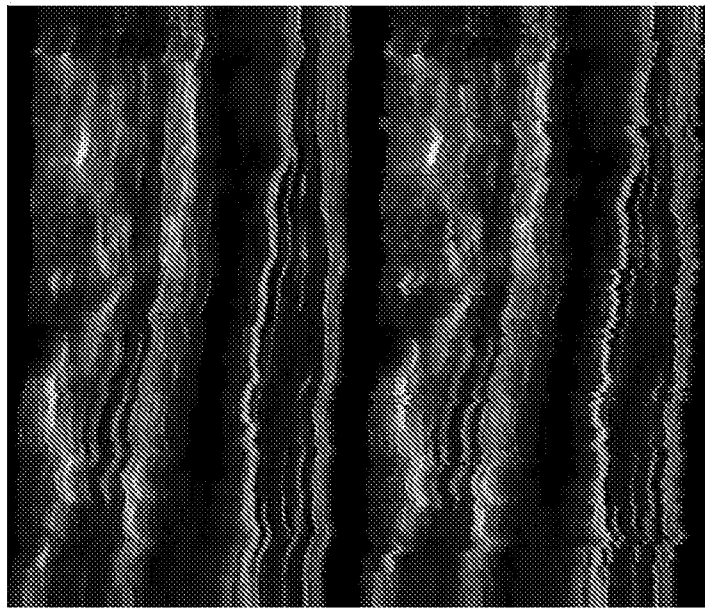


图 6A 图 6B

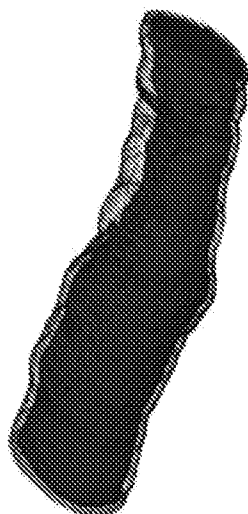


图7A

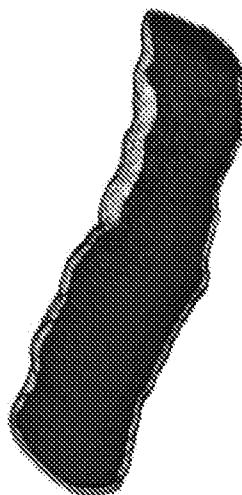


图7B