



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111012377 A

(43)申请公布日 2020.04.17

(21)申请号 201911242976.9

(22)申请日 2019.12.06

(71)申请人 北京安德医智科技有限公司

地址 100310 北京市顺义区临空经济核心区
安祥街10号8层806室

(72)发明人 陈晓天 罗志鹏 张培芳 吴振洲

(74)专利代理机构 北京林达刘知识产权代理事务
所(普通合伙) 11277

代理人 刘新宇

(51)Int.Cl.

A61B 8/00(2006.01)

A61B 8/08(2006.01)

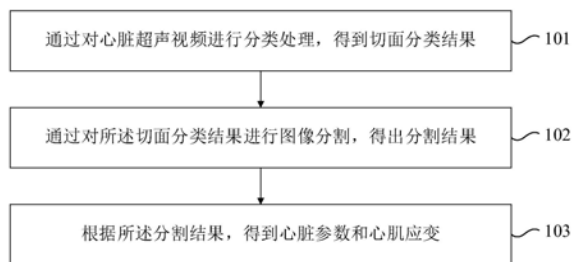
权利要求书2页 说明书9页 附图5页

(54)发明名称

超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法、装置

(57)摘要

本公开涉及一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法、装置,其中,所述方法通过训练后的神经网络执行处理,所述处理至少包括:通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果;通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果;根据所述分割结果,得到心脏参数和心肌应变。本公开实施例中,通过训练后的神经网络对心脏超声视频进行自动切面分类处理和图像分割,并进一步自动得出心脏参数和心肌应变的测量结果,从而有效地减少医生的工作量,提高了工作效率。



1. 一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法,其特征在于,所述方法通过训练后的神经网络执行处理,所述处理至少包括:

通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果;

通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果;

根据所述分割结果,得到心脏参数和心肌应变。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述训练后的神经网络包括:分类网络及分割网络。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果,包括:

获取心脏超声原始图像;

将所述超声原始图像中各切面序列转化为具有相同分辨率、相同帧数的切面视频;

将所述切面视频输入到所述分类网络,得到切面分类结果。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果,包括:

通过对所述切面分类结果进行筛选,得到指定切面;

所述指定切面包括:心尖两腔心二维切面、心尖三腔心二维切面、心尖四腔心二维切面中的至少一种;

通过所述分割网络对所述指定切面进行分割处理,得出分割结果;

所述分割结果包括:左心室内膜、左心室外膜、左心房内膜、右心室内膜、右心室外膜的轮廓中的至少一种。

5. 根据权利要求1-4中任一项所述的方法,其特征在于,所述根据所述分割结果,得到心脏参数和心肌应变,包括:

根据所述分割结果,计算心脏参数;

根据所述分割结果和斑点追踪,计算左心室心肌应变。

6. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述通过所述分割网络对所述指定切面进行分割处理,得出分割结果,包括:

通过对所述指定切面进行预处理,得到预处理后的指定切面序列;

将所述指定切面序列输入到所述分割网络,得到心脏各结构的掩膜;

根据所述掩膜得到心脏各结构区域;

根据所述心脏各结构区域,得到心动周期的起始帧数以及心尖和二尖瓣根部位置。

7. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述分类网络为三维卷积神经网络。

8. 一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量装置,其特征在于,所述装置通过训练后的神经网络执行处理,包括:

分类模块,用于通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果;

分割模块,用于通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果;

计算模块,用于根据所述分割结果,得到心脏参数和心肌应变。

9. 一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量装置,其特征在于,包括:

处理器;

用于存储处理器可执行指令的存储器;

其中,所述处理器被配置为执行所述存储器存储的可执行指令时实现权利要求1至权利要求7中任意一项所述的方法。

10.一种非易失性计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,其特征在于,所述计算机程序指令被处理器执行时实现权利要求1至7中任意一项所述的方法。

超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法、装置

技术领域

[0001] 本公开涉及计算机图像处理领域,尤其涉及一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法、装置。

背景技术

[0002] 近年来,以深度学习神经网络为代表的人工智能技术经历了飞跃式发展,其在医学影像处理领域的应用目前也成为研究的热点。超声心动图作为一种常用的医学检查方法,也开始被作为深度学习模型的分析对象,然而,相关技术中无法进行超声心动图的心脏参数自动测量和心肌应变自动计算。

发明内容

[0003] 有鉴于此,本公开提出了一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法、装置。

[0004] 根据本公开的一方面,提供了一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法,所述方法通过训练后的神经网络执行处理,所述处理至少包括:

[0005] 通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果;

[0006] 通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果;

[0007] 根据所述分割结果,得到心脏参数和心肌应变。

[0008] 在一种可能的实现方式中,所述训练后的神经网络包括:分类网络及分割网络。

[0009] 在一种可能的实现方式中,所述通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果,包括:

[0010] 获取心脏超声原始图像;

[0011] 将所述超声原始图像中各切面序列转化为具有相同分辨率、相同帧数的切面视频;

[0012] 将所述切面视频输入到所述分类网络,得到切面分类结果。

[0013] 在一种可能的实现方式中,所述通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果,包括:

[0014] 通过对所述切面分类结果进行筛选,得到指定切面;

[0015] 所述指定切面包括:心尖两腔心二维切面、心尖三腔心二维切面、心尖四腔心二维切面中的至少一种;

[0016] 通过所述分割网络对所述指定切面进行分割处理,得出分割结果;

[0017] 所述分割结果包括:左心室内膜、左心室外膜、左心房内膜、右心室内膜、右心室外膜的轮廓中的至少一种。

[0018] 在一种可能的实现方式中,所述根据所述分割结果,得到心脏参数和左心室心肌应变,包括:

[0019] 根据所述分割结果,计算心脏参数;

- [0020] 根据所述分割结果和斑点追踪,计算左心室心肌应变。
- [0021] 在一种可能的实现方式中,所述通过所述分割网络对所述指定切面进行分割处理,得出分割结果,包括:
- [0022] 通过对所述指定切面进行预处理,得到预处理后的指定切面序列;
- [0023] 将所述指定切面序列输入到所述分割网络,得到心脏各结构的掩膜;
- [0024] 根据所述掩膜得到心脏各结构区域;
- [0025] 根据所述心脏各结构区域,得到心动周期的起始帧数以及心尖和二尖瓣根部位置。
- [0026] 在一种可能的实现方式中,所述分类网络为三维卷积神经网络。
- [0027] 根据本公开的另一方面,提供了一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量装置,所述装置通过训练后的神经网络执行处理,包括:
- [0028] 分类模块,用于通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果;
- [0029] 分割模块,用于通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果;
- [0030] 计算模块,用于根据所述分割结果,得到心脏参数和心肌应变。
- [0031] 根据本公开的另一方面,提供了一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量装置,包括:处理器;用于存储处理器可执行指令的存储器;其中,所述处理器被配置为执行上述方法。
- [0032] 根据本公开的另一方面,提供了一种非易失性计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,其中,所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。
- [0033] 在本公开实施例中,通过训练后的神经网络对心脏超声视频进行自动切面分类处理和图像分割,并进一步自动得出心脏参数和心肌应变的测量结果,从而有效地减少医生的工作量,提高了工作效率。
- [0034] 根据下面参考附图对示例性实施例的详细说明,本公开的其它特征及方面将变得清楚。

附图说明

- [0035] 包含在说明书中并且构成说明书的一部分的附图与说明书一起示出了本公开的示例性实施例、特征和方面,并且用于解释本公开的原理。
- [0036] 图1示出2D卷积神经网络VGGNET的结构图;
- [0037] 图2示出利用卷积神经网络模型Unet进行超声图像分割的示意图;
- [0038] 图3示出根据本公开一实施例的一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法的流程图;
- [0039] 图4示出根据本公开一实施例的三维卷积神经网络模型的结构图;
- [0040] 图5示出根据本公开一实施例的多任务卷积神经网络模型的结构图;
- [0041] 图6示出根据本公开一实施例的左心室心肌分段示意图;
- [0042] 图7示出根据本公开一实施例的一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法的流程图;
- [0043] 图8示出根据本公开一实施例的一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量装置的结构图;

[0044] 图9示出根据本公开一实施例的一种用于超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量的装置的框图。

具体实施方式

[0045] 以下将参考附图详细说明本公开的各种示例性实施例、特征和方面。附图中相同的附图标记表示功能相同或相似的元件。尽管在附图中示出了实施例的各种方面,但是除非特别指出,不必按比例绘制附图。

[0046] 在这里专用的词“示例性”意为“用作例子、实施例或说明性”。这里作为“示例性”所说明的任何实施例不必解释为优于或好于其它实施例。

[0047] 另外,为了更好的说明本公开,在下文的具体实施方式中给出了众多的具体细节。本领域技术人员应当理解,没有某些具体细节,本公开同样可以实施。在一些实例中,对于本领域技术人员熟知的方法、手段、元件和电路未作详细描述,以便于凸显本公开的主旨。

[0048] 近年来,以深度学习神经网络为代表的人工智能技术经历了飞跃式发展,其在医学影像处理领域的应用目前也成为研究的热点。而超声心动图作为一种常用的医学检查方法,也开始被作为深度学习模型的分析对象。

[0049] 一方面,相关技术中,在利用深度学习模型对超声切面进行自动分类时,通常直接从超声视频文件中随机抽取一张图像,利用图1中所示的2D卷积神经网络VGGNET对该图像进行分类,得出超声切面分类结果。然而,这种通过抽取视频中的图像,输入2D卷积神经网络进行切面分类的方式,丢失了心脏的运动信息,造成分类不够准确。

[0050] 另一方面,相关技术中,在进行超声图像分割时,通常利用卷积神经网络模型对超声图像进行左心室的分割,以计算一些心脏参数。如图2所示的利用卷积神经网络模型Unet对心尖四腔心切面的左心室心腔进行分割,采用原始超声图像(Echo Cine Raw Frames)和光流(Echo Cine Optical Flow)作为输入,采用滑动时间窗(sliding temporal window)及两个Unet的编码器(U-net Encoder)作为视频中每一张图像的卷积编码器(Convolutional Encoder),进行编码处理,将编码结果级联(concatenation)后,通过双向CONVLSTM层(bidirectional convolutional LSTM)对得到的特征图进行处理,或者直接跳转级联(concatenation of skip connections from encoding of cursor frame)到卷积解码器,再用Unet的解码器(U-net Decoder)作为卷积解码器(Convolutional Decoder)对每一张图像的特征图进行解码,以得出最终的图像分割结果(segmentation of LV from cursor frame)。然而这种超声图像分割方式,主要对心尖四腔心切面进行分割,同时只能分割图像中的左心室结构,有较强的局限性。

[0051] 另外,相关技术中,通常采用斑点追踪方法跟踪超声视频中心肌内像素点的运动得出心肌应变计算结果。以TOMTEC等商业超声分析软件为代表,采用斑点追踪技术,追踪超声图像中心肌中的斑点运动,以得出在心肌运动过程中的应变指标。然而在这种方式中,应变的计算结果受图像质量影响较大,需要人工指定左心室心腔的位置作为初始化,操作繁琐,可重复性差,准确性较差。

[0052] 因此,本公开实施例提供了基于人工智能的超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方案,通过训练后的神经网络对心脏超声视频进行自动切面分类处理和图像分割,并进一步自动得出心脏参数和心肌应变的测量结果,从而有效地减少医生的工作量,提高

了工作效率。

[0053] 图3示出根据本公开一实施例的一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法的流程图。如图3所示,该方法通过训练后的神经网络执行处理,所述处理至少可以包括:

[0054] 步骤101、通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果;

[0055] 步骤102、通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果;

[0056] 步骤103、根据所述分割结果,得到心脏参数和心肌应变。

[0057] 为了实现心脏参数自动测量和心肌应变自动计算,本公开实施例中,利用训练后的神经网络,首先对心脏超声视频进行自动切面分类,基于分类好的图像,选择部分切面进行图像分割,得出分割结果(如图像中左心室、右心室、左心房和右心房等心脏结构的轮廓);进一步基于该分割结果,计算得出多种心脏参数,并且自动得出心肌应变的测量结果。

[0058] 在一种可能的实现方式中,所述训练后的神经网络可以包括:分类网络及分割网络。分类网络及分割网络均可以为一种卷积神经网络,具体可以包括并不限于V-NET,U-NET,VGG,ResNet,DenseNet等卷积神经网络,本实施例对此不作限定。其中,分类网络用于对心脏超声视频进行分类处理,从而得到切面分类结果;分割网络用于对分类网络输出的切面分类结果进行图像分割,从而得出分割结果。

[0059] 在一种可能的实现方式中,在步骤101中,所述通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果,可以包括以下步骤:

[0060] 步骤10101、获取心脏超声原始图像;

[0061] 步骤10102、将所述超声原始图像中各切面序列转化为具有相同分辨率、相同帧数的切面视频;

[0062] 步骤10103、将所述切面视频输入到所述分类网络,得到切面分类结果。

[0063] 其中,心脏超声原始图像(即超声心动图)是指应用超声测距原理脉冲超声波透过胸壁、软组织测量其下各心壁、心室及瓣膜等结构的周期性活动,在显示器上显示为各结构相应的活动和时间之间的关系曲线。在超声心动图的原始图像中通常包含多个序列,每个序列对应超声检查中的一个切面。为了充分利用心脏的运动信息,本公开实施例中,在通过训练后的神经网络进行分类处理之前,对获取的心脏超声原始图像进行预处理,将每个待分类切面序列转化为具有相同分辨率、相同帧数的视频,从而使用处理得到的切面视频而非切面图片作为神经网络的输入,以便充分利用切面视频中包含的信息,提高分类准确率。

[0064] 在一种可能的实现方式中,所述分类网络为三维卷积神经网络。图4示出根据本公开一实施例的三维卷积神经网络模型的结构图;如图4所示,该三维卷积神经网络包括:卷积层(Separable convolution、Convolution)、池化层(Max-pooling、Average-pooling)及Inception分离卷积模块(Separable inception module),事先通过样本切面视频文件对该三维卷积神经网络进行训练,得到训练好的3D卷积神经网络。将上述预处理后的具有相同分辨率、相同帧数的各切面视频输入到训练好的3D卷积神经网络,进行切面分类处理,得出超声切面的分类结果(即每一个视频文件对应的切面类别)。这样,通过使用3D卷积神经网络,对超声切面视频进行分类,可以有效利用超声视频中的心脏运动信息,更加准确地判断切面的种类。

[0065] 其中,三维卷积神经网络可以分类的超声切面包含大部分常规心脏超声视频切

面,示例性地,可以为:胸骨旁长轴二维、胸骨旁长轴升主动脉二维、胸骨旁长轴彩色、胸骨旁大动脉短轴二维、胸骨旁大动脉短轴彩色、胸骨旁大动脉短轴肺动脉瓣彩色、胸骨旁大动脉短轴三尖瓣彩色、胸骨旁左室短轴二尖瓣水平、胸骨旁左室短轴乳头肌水平、胸骨旁左室短轴心尖水平、斜四腔二维、斜四腔彩色、心尖四腔心二维、心尖四腔心二尖瓣彩色、心尖四腔心三尖瓣彩色、心尖五腔心二维、心尖五腔心彩色、心尖两腔心二维、心尖两腔心彩色、心尖三腔心二维、心尖三腔心彩色、剑下四腔心二维、剑下四腔心彩色、剑下双房心二维、剑下双房心彩色、剑下下腔静脉二维等。

[0066] 在一种可能的实现方式中,在步骤102中,所述通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果,可以包括以下步骤:

[0067] 步骤10201、通过对所述切面分类结果进行筛选,得到指定切面;所述指定切面包括:心尖两腔心二维切面(A2C,Apical 2 chamber)、心尖三腔心二维切面(A3C,Apical 3 chamber)、心尖四腔心二维切面(A4C,Apical 4 chamber)中的至少一种;

[0068] 示例性地,可以根据所需计算的心脏参数及心肌应变的位置,对所述切面分类结果进行筛选,本实施中可以根据步骤101中得到的各切面视频对应的切面类别,自动筛选出每个病例中的心尖两腔心二维切面、心尖三腔心二维切面、心尖四腔心二维切面,供后续进行图像分割使用。

[0069] 步骤10202、通过所述分割网络对所述指定切面进行分割处理,得出分割结果;所述分割结果包括:左心室内膜、左心室外膜、左心房内膜、右心室内膜、右心室外膜的轮廓中的至少一种。

[0070] 本公开实施例中,分割网络可以是一种分类网络,也可以是一种回归网络,还可以同时包含分类网络和回归网络。举例来说,分割网络可以为多任务卷积神经网络;图5示出根据本公开一实施例的多任务卷积神经网络模型的结构图;如图5所示,该多任务卷积神经网络模型可以包括:卷积神经网络(Conv)、转置神经网络(TransposedConv)、卷积长短期记忆网络(ConvLSTM,Convolutional long-short term memory)、池化层(Maxpooling)及分类器(Classifier),通过分割样本事先对该多任务卷积神经网络模型进行训练,得到训练好的分割网络,将上述步骤得到的指定切面视频输入到该训练好的分割网络中,进行分割处理,得出视频中每一帧上的左心室内膜,左心室外膜,左心房内膜,右心室内膜,右心室外膜的轮廓。这样,多任务分割网络利用空洞卷积、多任务学习,在输出分割结果的同时,输出距离图和曲率图,有效地指导分割的运算,从而生成更加准确和连续性更强的分割结果。其中,距离图为图像中每个像素点到所分割物体轮廓的最短直线距离,曲率图为所分割物理轮廓上每一点的弯曲程度的大小。

[0071] 在一种可能的实现方式中,在步骤10202中,所述通过所述分割网络对所述指定切面进行分割处理,得出分割结果,可以包括:

[0072] 步骤1020201、通过对所述指定切面进行预处理,得到预处理后的指定切面序列;

[0073] 步骤1020202、将所述指定切面序列输入到所述分割网络,得到心脏各结构的掩膜;

[0074] 步骤1020203、根据所述掩膜得到心脏各结构区域;

[0075] 步骤1020204、根据所述心脏各结构区域,得到心动周期的起始帧数以及心尖和二尖瓣根部位置。

[0076] 举例来说,可以运用图像处理技术对上述筛选出的指定切面视频进行预处理,例如:排除掉与图像分割无关的外围文字信息,统一图像的像素间距,并对像素灰度做归一化处理,从而提高图像分割的准确度性。

[0077] 进一步地,将筛选出的指定切面视频中的每一张图片通过上述方式做预处理后依次输入到训练好的分割网络(多任务卷积神经网络),经过分割处理,输出心脏各结构区域的掩膜,进而通过各掩膜及原始图片相乘,分别提取出心脏的各个结构区域。在处理完指定切面视频中的全部图片后,可以得到整个视频时间段内心脏结构的分割结果。这样,本公开实施例分割网络在完成像素级的分类任务的基础上,同时完成了对于轮廓的距离和曲率回归任务,从而有效提高了分割准确率,并且该分割结果可以进一步辅助确定心尖和二尖瓣根部位置。

[0078] 基于此,可以根据上述得到的整个视频时间段内心脏结构的分割结果,进一步利用图像处理技术确定一个心动周期的起始帧数以及心尖和二尖瓣根部位置,为后续应变测量提供基础。举例来说,可以在上述分割结果中划分出每一帧中左心室对应的区域,计算该区域包含的像素点个数,然后找出视频中左心室区域包含像素点个数的极大值对应的帧数,并在其中选取相邻的两个帧数作为一个心动周期。同时,根据分割结果还可以划分出左心房对应的区域,利用支持向量机确定左心室和左心房的分界线,然后根据图像尺寸调整分界线的位置,并且求出该分界线与左心房的两个交点作为二尖瓣根部的位置;进而将左心室区域中离二尖瓣根部连线最远的点确定为心尖。

[0079] 在一种可能的实现方式中,在步骤103中,所述根据所述分割结果,得到心脏参数和左心室心肌应变,可以包括:

[0080] 步骤10301、根据所述分割结果,计算心脏参数;

[0081] 可以根据上述步骤1020204中得到的心动周期的起始帧数以及心尖和二尖瓣根部位置,计算得出包括以下在内的各种心脏参数:室间隔厚度、射血分数、左室舒末径、左室收末径、左室舒末容积、左室收末容积、右室侧径、左房前后径等。

[0082] 步骤10302、根据所述分割结果和斑点追踪,计算左心室心肌应变。

[0083] 在上述分割结果基础上,应用斑点追踪和分割网络结果相结合的方式,计算上述筛选出的三个切面的左心室心肌应变(如:中心肌17节段的应变),示例性地,图6示出根据本公开一实施例的左心室心肌分段示意图,利用上述分割得到的左心室心肌的掩膜提取出视频中每一帧中的左心室心肌部分。利用上述得到的心尖和二尖瓣根部位置将心肌按照17节段模型分段(如图6所示),进而利用斑点追踪技术得到心肌各个节段中的特征点的运动信息,然后利用分割结果中的左心室心肌掩膜对特征点的运动信息进行修正(例如:在根据图像前一帧中的某一特征点,得到当前帧中对应的特征点后,将该特征点位置与掩膜轮廓进行比较,若超过一定阈值,则将该特征点位置修正到掩膜轮廓上),减小斑点追踪的误差,最终根据追踪结果计算各节段的应变。需要说明的是,在本公开实施例中,利用深度学习得到的心脏结构分割结果确定左心室心肌范围、心内膜轮廓以及心尖、二尖瓣根部位置,在此基础上进行斑点追踪并且利用深度学习分割得到的心内膜轮廓修正追踪结果,最终计算得到左心室心肌应变结果;这样,通过采用深度学习与斑点追踪相结合的方式,提高应变计算的准确性和可靠性,应变计算的可重复性更强。

[0084] 示例性地,图7示出根据本公开一实施例的一种超声心动图心脏参数计算以及心

肌应变测量方法的流程图。如图7所示,首先获取心脏超声原始图像,通过3D卷积神经网络对心脏超声图像进行自动切面分类,基于分类好的图像,选择指定切面,利用卷积神经网络对指定切面进行图像分割和心脏参数计算,并且通过斑点追踪和神经网络相结合的方法,自动得出心肌应变的测量结果。这样,全自动完成基于心脏超声原始图像的心脏参数计算和应变计算,无需人工干预,从而有效地减少医生的工作量,大大提高了工作效率。

[0085] 需要说明的是,尽管以上述实施例作为示例介绍了超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法如上,但本领域技术人员能够理解,本公开应不限于此。事实上,用户完全可根据个人喜好和/或实际应用场景灵活设定各实施方式,只要符合本公开的技术方案即可。

[0086] 这样,本公开实施例可以通过训练后的神经网络对心脏超声视频进行自动切面分类处理和图像分割,并进一步自动得出心脏参数和心肌应变的测量结果,从而有效地减少医生的工作量,提高了工作效率。

[0087] 图8示出根据本公开一实施例的超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量装置的结构图;所述装置通过训练后的神经网络执行处理,该装置可以包括:分类模块81,用于通过对心脏超声视频进行分类处理,得到切面分类结果;分割模块82,用于通过对所述切面分类结果进行图像分割,得出分割结果;计算模块83,用于根据所述分割结果,得到心脏参数和心肌应变。

[0088] 在一种可能的实现方式中,所述训练后的神经网络包括:分类网络及分割网络。

[0089] 在一种可能的实现方式中,分类模块,可以包括:获取单元,用于获取心脏超声原始图像;转化单元,用于将所述超声原始图像中各切面序列转化为具有相同分辨率、相同帧数的切面视频;分类单元,用于将所述切面视频输入到所述分类网络,得到切面分类结果。

[0090] 在一种可能的实现方式中,分割模块,可以包括:筛选子模块,用于通过对所述切面分类结果进行筛选,得到指定切面;所述指定切面包括:心尖两腔心二维切面、心尖三腔心二维切面、心尖四腔心二维切面中的至少一种;分割子模块,用于通过所述分割网络对所述指定切面进行分割处理,得出分割结果;所述分割结果包括:左心室内膜、左心室外膜、左心房内膜、右心室内膜、右心室外膜的轮廓中的至少一种。

[0091] 在一种可能的实现方式中,计算模块,可以包括:心脏参数计算单元,用于根据所述分割结果,计算心脏参数;心肌应变计算单元,用于根据所述分割结果和斑点追踪,计算左心室心肌应变。

[0092] 在一种可能的实现方式中,分割子模块,可以包括:预处理单元,用于通过对所述指定切面进行预处理,得到预处理后的指定切面序列;掩膜单元,用于将所述指定切面序列输入到所述分割网络,得到心脏各结构的掩膜;心脏区域单元,用于根据所述掩膜得到心脏各结构区域;心尖和二尖瓣根部位置单元,用于根据所述心脏各结构区域,得到心动周期的起始帧数以及心尖和二尖瓣根部位置。

[0093] 在一种可能的实现方式中,所述分类网络为三维卷积神经网络。

[0094] 需要说明的是,尽管以上述实施例作为示例介绍了超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量装置如上,但本领域技术人员能够理解,本公开应不限于此。事实上,用户完全可根据个人喜好和/或实际应用场景灵活设定各实施方式,只要符合本公开的技术方案即可。

[0095] 这样,本公开实施例可以通过训练后的神经网络对心脏超声视频进行自动切面分类处理和图像分割,并进一步自动得出心脏参数和心肌应变的测量结果,从而有效地减少医生的工作量,提高了工作效率。

[0096] 图9示出根据本公开一实施例的一种用于超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量的装置1900的框图。例如,装置1900可以被提供为一服务器。参照图9,装置1900包括处理组件1922,其进一步包括一个或多个处理器,以及由存储器1932所代表的存储器资源,用于存储可由处理组件1922的执行的指令,例如应用程序。存储器1932中存储的应用程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的模块。此外,处理组件1922被配置为执行指令,以执行上述方法。

[0097] 装置1900还可以包括一个电源组件1926被配置为执行装置1900的电源管理,一个有线或无线网络接口1950被配置为将装置1900连接到网络,和一个输入输出(I/O)接口1958。装置1900可以操作基于存储在存储器1932的操作系统,例如Windows Server™,Mac OS X™,Unix™,Linux™,FreeBSD™或类似。

[0098] 在示例性实施例中,还提供了一种非易失性计算机可读存储介质,例如包括计算机程序指令的存储器1932,上述计算机程序指令可由装置1900的处理组件1922执行以完成上述方法。

[0099] 本公开可以是系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质,其上载有用于使处理器实现本公开的各个方面的计算机可读程序指令。

[0100] 计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是一—但不限于——电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:便携式计算机盘、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)、静态随机存取存储器(SRAM)、便携式压缩盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能盘(DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身,诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波(例如,通过光纤电缆的光脉冲)、或者通过电线传输的电信号。

[0101] 这里所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备,或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收计算机可读程序指令,并转发该计算机可读程序指令,以供存储在各个计算/处理设备中的计算机可读存储介质中。

[0102] 用于执行本公开操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构(ISA)指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码,所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如Smalltalk、C++等,以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令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)。在一些实施例中,通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路,例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列(FPGA)或可编程逻辑阵列(PLA),该电子电路可以执行计算机可读程序指令,从而实现本公开的各个方面。

[0103] 这里参照根据本公开实施例的方法、装置(系统)和计算机程序产品的流程图和/或框图描述了本公开的各个方面。应当理解,流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合,都可以由计算机可读程序指令实现。

[0104] 这些计算机可读程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其它可编程数据处理装置的处理器,从而生产出一种机器,使得这些指令在通过计算机或其它可编程数据处理装置的处理器执行时,产生了实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的装置。也可以把这些计算机可读程序指令存储在计算机可读存储介质中,这些指令使得计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式工作,从而,存储有指令的计算机可读介质则包括一个制品,其包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的各个方面的指令。

[0105] 也可以把计算机可读程序指令加载到计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上,使得在计算机、其它可编程数据处理装置或其它设备上执行一系列操作步骤,以产生计算机实现的过程,从而使得在计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上执行的指令实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

[0106] 附图中的流程图和框图显示了根据本公开的多个实施例的系统、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、程序段或指令的一部分,所述模块、程序段或指令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。在有些作为替换的实现中,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。

[0107] 以上已经描述了本公开的各实施例,上述说明是示例性的,并非穷尽性的,并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下,对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中所用术语的选择,旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术改进,或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。

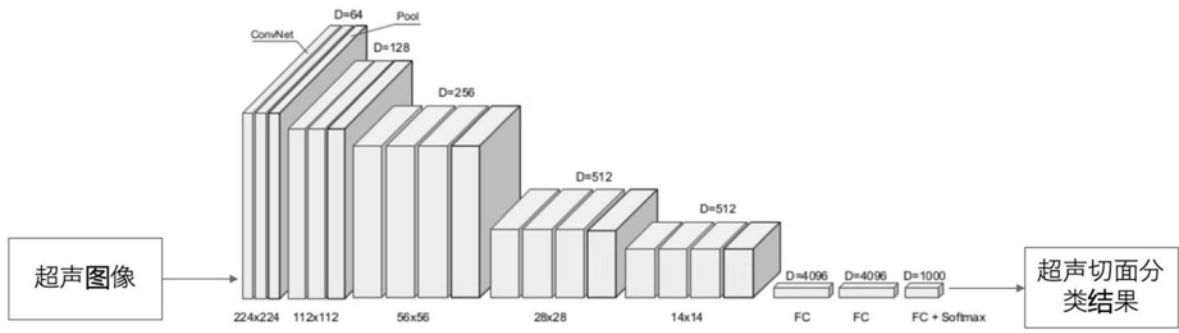


图1

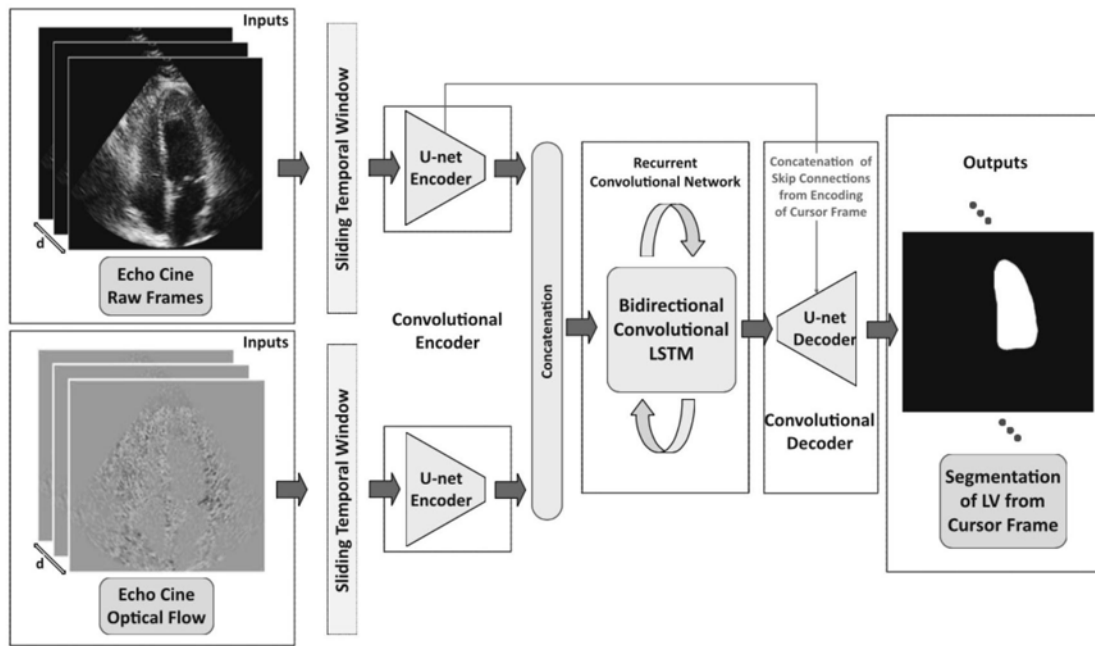


图2

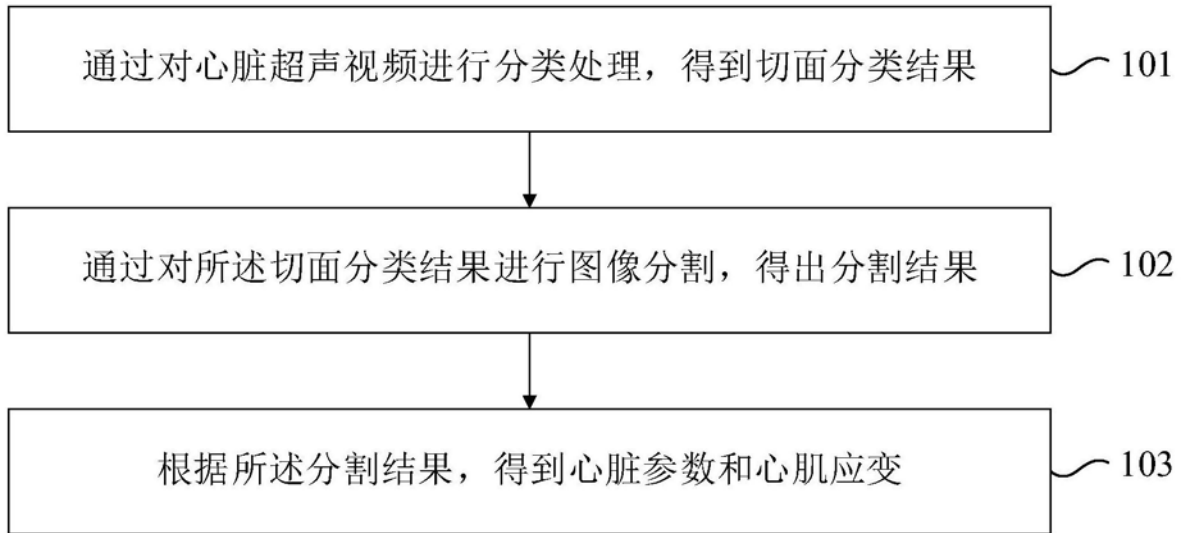


图3

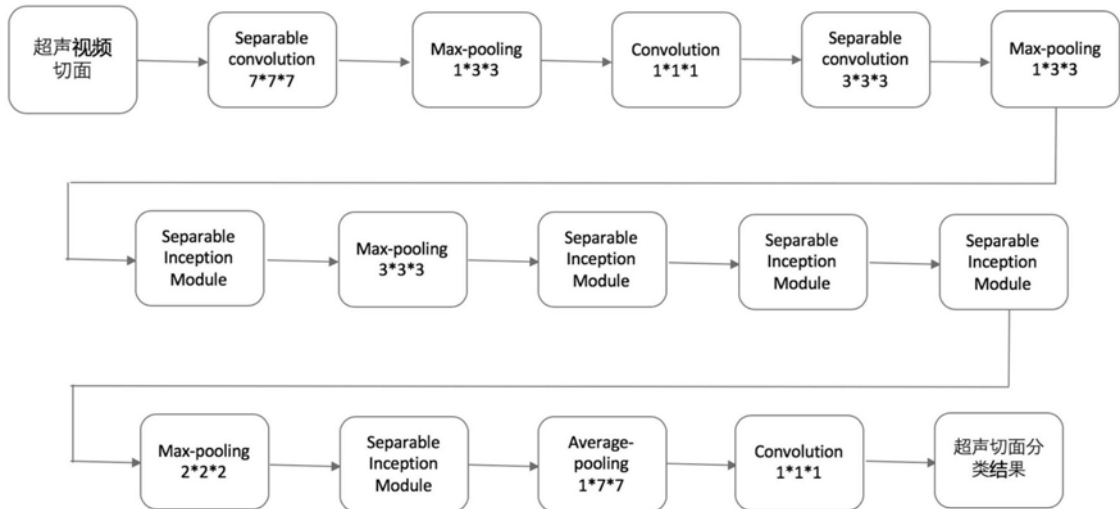


图4

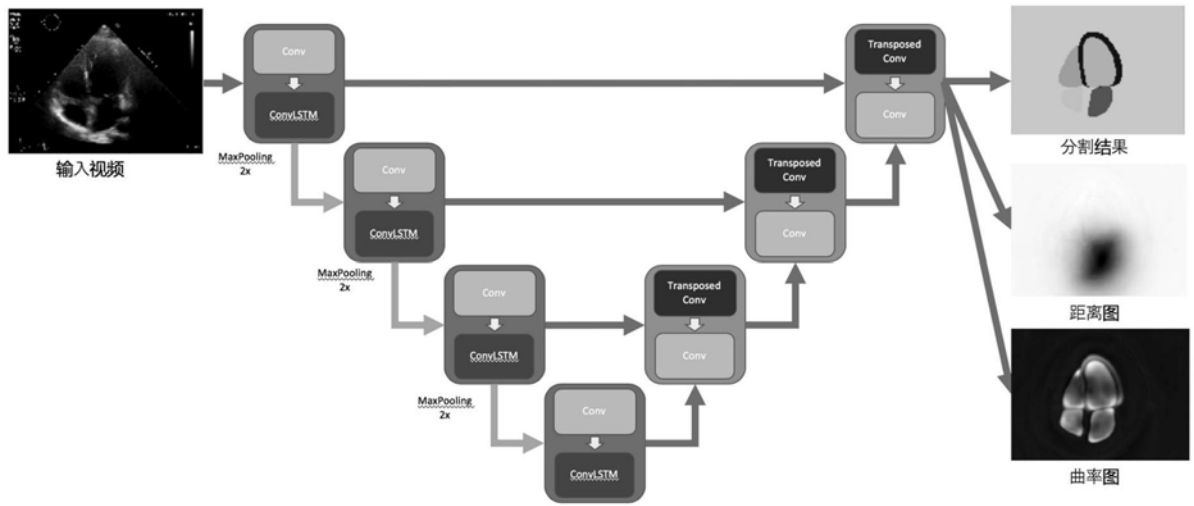


图5

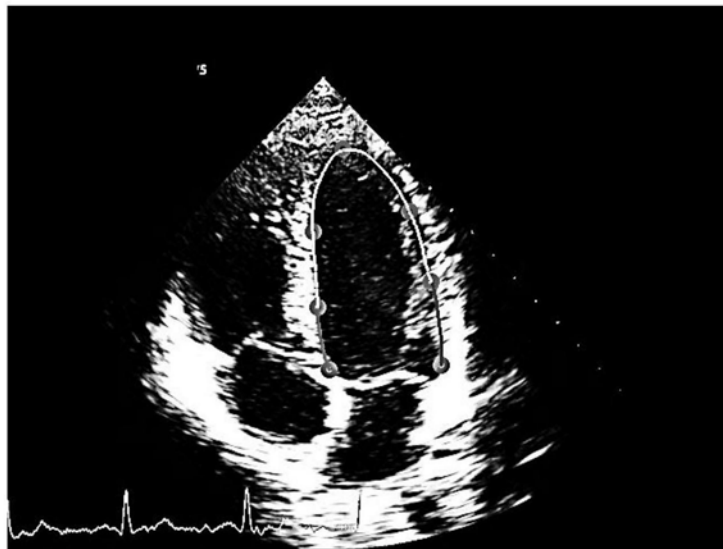


图6

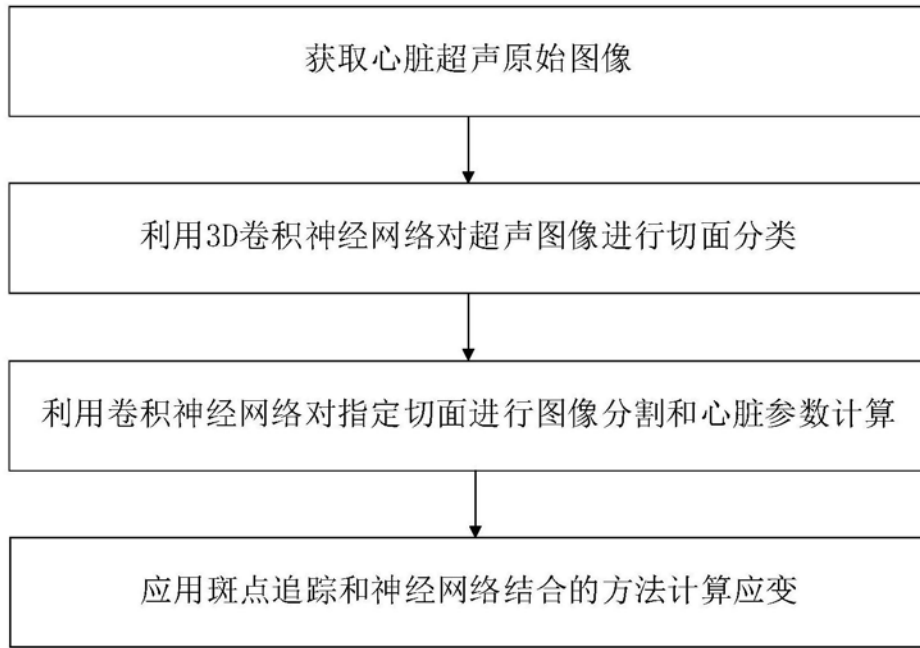


图7

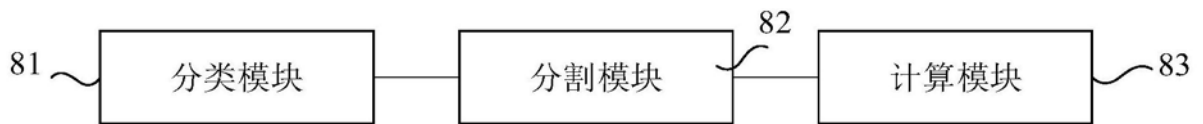


图8

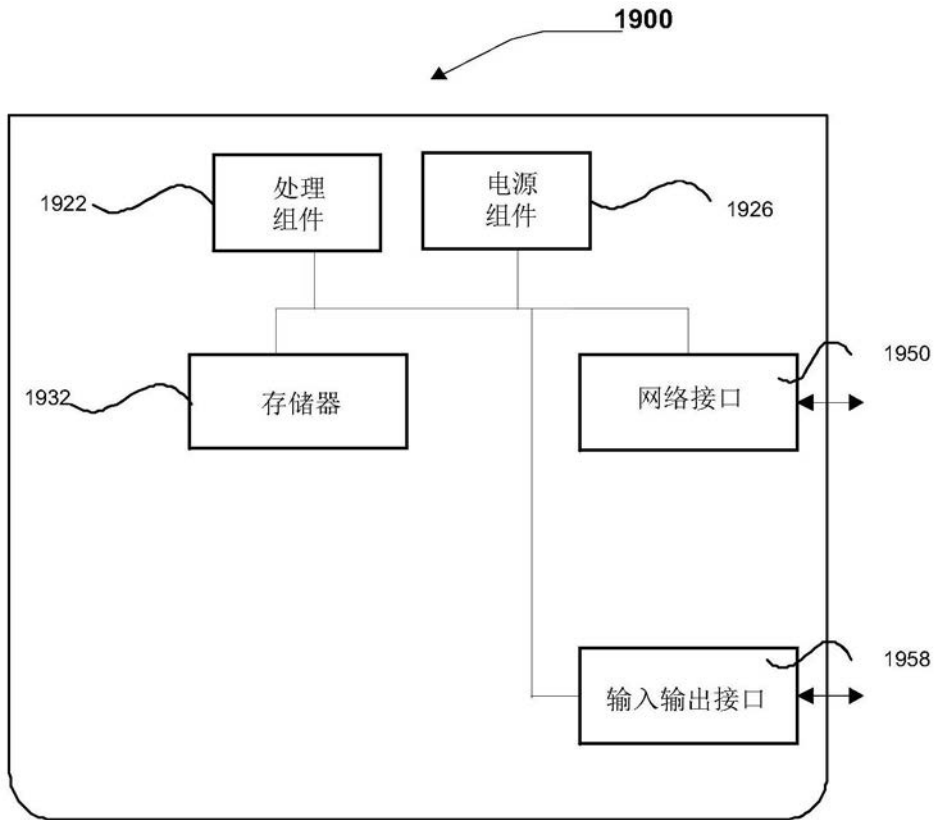


图9

专利名称(译)	超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法、装置		
公开(公告)号	CN111012377A	公开(公告)日	2020-04-17
申请号	CN201911242976.9	申请日	2019-12-06
[标]发明人	陈晓天 罗志鹏 张培芳 吴振洲		
发明人	陈晓天 罗志鹏 张培芳 吴振洲		
IPC分类号	A61B8/00 A61B8/08		
CPC分类号	A61B8/0883 A61B8/5215		
代理人(译)	刘新宇		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本公开涉及一种超声心动图心脏参数计算以及心肌应变测量方法、装置，其中，所述方法通过训练后的神经网络执行处理，所述处理至少包括：通过对心脏超声视频进行分类处理，得到切面分类结果；通过对所述切面分类结果进行图像分割，得出分割结果；根据所述分割结果，得到心脏参数和心肌应变。本公开实施例中，通过训练后的神经网络对心脏超声视频进行自动切面分类处理和图像分割，并进一步自动得出心脏参数和心肌应变的测量结果，从而有效地减少医生的工作量，提高了工作效率。

