



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110974302 A

(43)申请公布日 2020.04.10

(21)申请号 201910997674.6

(22)申请日 2019.10.21

(71)申请人 李胜利

地址 518028 广东省深圳市福田区红荔路  
2004号深圳市妇幼保健院1栋4楼超声  
科

(72)发明人 李肯立 李胜利 翟宇轩 朱宁波  
文华轩

(74)专利代理机构 武汉臻诚专利代理事务所  
(普通合伙) 42233

代理人 宋业斌

(51)Int.Cl.

A61B 8/08(2006.01)

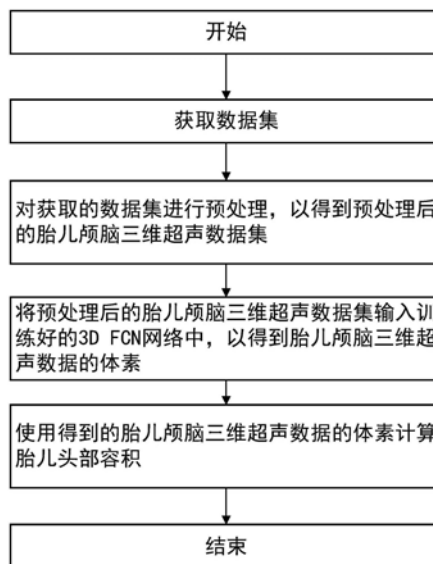
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法和系统

(57)摘要

本发明公开了一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,旨在从胎儿颅脑的三维超声容积数据中智能检测胎儿的头部容积,该方法包括以下步骤:首先,获取大量胎儿颅脑三维超声容积数据和医生标注的胎儿颅脑的位置构成的数据集;随后,用获取的数据集训练3D FCN网络;最后,将新的胎儿颅脑三维超声数据输入到训练好的3D FCN网络中,以检测出每个胎儿颅脑三维超声数据中的胎儿头部容积。本发明能够解决现有胎儿颅脑容积的检测方法中存在的图像清晰度和准确性较差的技术问题,以及超声医师的工作量大导致影响该检测方法广泛应用的技术问题,以及由于不同水平的超声医生使用该检测方法会得到不同的诊断结果所导致的检测结果不一致的技术问题。



1. 一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

(1) 获取数据集;

(2) 对步骤(1)获取的数据集进行预处理,以得到预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集。

(3) 将步骤(2)预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集输入训练好的3D FCN网络中,以得到胎儿颅脑三维超声数据的体素。

(4) 使用步骤(3)中得到的胎儿颅脑三维超声数据的体素计算胎儿头部容积。

2. 根据权利要求1所述的超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,其特征在于,数据集包括从三维超声设备获取的胎儿颅脑三维超声数据、以及超声医师为每个胎儿颅脑三维超声数据手工标注的胎儿颅脑位置信息。

3. 根据权利要求1所述的超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,其特征在于,步骤(2)中对步骤(1)获取的数据集进行预处理包括先后执行的中值滤波处理和归一化处理。

4. 根据权利要求1所述的超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,其特征在于,头部容积 $V$ 的计算公式为: $V=V_p \times U_v$ ,其中 $V_p$ 为步骤(3)中得到的体素, $U_v$ 为单位体素的体积。

5. 根据权利要求1所述的超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,其特征在于,3D FCN网络是通过如下步骤训练得到的:

A、获取数据集,其包括从三维超声设备获取的胎儿颅脑三维超声数据、以及超声医师为每个胎儿颅脑三维超声数据手工标注的胎儿颅脑位置信息;

B、对步骤A获取的数据集采用中值滤波法进行去噪处理,对去噪后的数据集进行归一化处理,并将归一化处理后的数据集随机划分为训练集、验证集、以及测试集;

C、将步骤B归一化处理后的数据集中的训练集输入到3D FCN网络中,以获得胎儿头部容积的推理输出,将该推理输出输入到3D FCN网络中的损失函数中,以获取损失值。

D、根据随机梯度下降算法并使用步骤C得到的损失值对3D FCN网络中的损失函数进行优化,以更新3D FCN网络;

E、针对步骤B得到的数据集中的训练集部分中的剩余数据集,重复执行上述步骤C和步骤D,直到3D FCN网络收敛到最佳为止,从而得到训练好的3D FCN网络。

6. 根据权利要求5所述的超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,其特征在于,损失函数是: $L(x,y) = (x-y)^2$ ,其中 $x$ 是超声医师根据手工标注的胎儿颅脑位置信息获取的胎儿头部容积,其具体等于超声医师根据手工标注的胎儿颅脑位置信息获取的体素与单位体素的体积之间的乘积, $y$ 是胎儿头部容积的推理输出。

7. 根据权利要求5所述的超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,其特征在于,3D FCN网络的网络结构如下:

第一层是输入层,其输入为 $128 \times 128 \times 128 \times 1$ 像素的矩阵;

第二层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ ,卷积核个数为32,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128 \times 128 \times 128 \times 32$ 的矩阵;

第三层是池化层,池化窗口尺寸为 $2 \times 2 \times 2$ ,步长为(2,2,2),该层输出矩阵为 $64 \times 64 \times 64 \times 32$ ;

第四层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64 \times 64 \times 64 \times 64$ 的矩阵;

第五层是池化层,池化窗口尺寸为 $2*2*2$ ,步长为 $(2,2,2)$ ,该层输出矩阵为 $32*32*32*64$ ;

第六层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

第七层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

第八层是池化层,池化窗口尺寸为 $2*2*2$ ,步长为 $(2,2,2)$ ,该层输出矩阵为 $16*16*16*128$ ;

第九层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为256,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $16*16*16*256$ 的矩阵;

第十层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为256,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $16*16*16*256$ 的矩阵;

第十一层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为128,该层使用2倍上采样操作,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

第十二层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

第十三层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

第十四层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为64,该层使用2倍上采样操作,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

第十五层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

第十六层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

第十七层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为32,该层使用2倍上采样操作,输出大小为 $128*128*128*32$ 的矩阵;

第十八层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,步长为1,卷积核个数为32,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128*128*128*32$ 的矩阵;

第十九层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为32,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128*128*128*32$ 的矩阵;

第二十层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,卷积核个数为1,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128*128*128*1$ 的矩阵。

8. 一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测系统,其特征在于,包括:

第一模块,用于获取数据集;

第二模块,用于对第一模块获取的数据集进行预处理,以得到预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集;

第三模块,用于将第二模块预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集输入训练好的3D FCN网络中,以得到胎儿颅脑三维超声数据的体素;

第四模块,用于使用第三模块得到的胎儿颅脑三维超声数据的体素计算胎儿头部容积。

## 一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法和系统

### 技术领域

[0001] 本发明属于产前超声检查技术领域,更具体地,涉及一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法和系统。

### 背景技术

[0002] 胎儿颅内结构异常是最常见的先天畸形之一,其发生率为1%-3%,不同程度的影响胎儿母体内及出生后的神经功能。因此孕期胎儿颅脑发育状态的检测具有重要的临床意义。除了结构评价外,颅内各结构发育的大小也具有重要的临床意义,可用于评估多种颅脑结构(包括全脑、小脑半球和小脑蚓部等)是否存在发育不全。目前在常规胎儿超声中评价胎儿颅脑发育情况最常用的指标是双顶径、头围和小脑横径。可是从严格意义上而言,容积数值能比径线数值更准确的反映器官的生长水平,这也在一些胎儿的其他器官评价中得到证实。

[0003] 现有的胎儿颅脑容积的检测方法是假设胎儿颅脑为一个规则形态球体,以二维径线的方式推算胎儿的头部容积。然而,该方法存在一些不可忽略的缺陷:第一,由于手动检测的速度及方向的不稳定性,以及因为检测过程耗时过长导致孕妇或胎儿活动进而造成运动伪像等不可控因素,会导致最终得到的图像清晰度差,检测准确性不高;第二,由于胎儿颅脑是三维立体结构,转换为二维切面由医生进行标注时需要耗费很长时间,导致超声医师的工作量大,进而影响了该方法的广泛应用;第三,不同水平的超声医生使用该方法会得到不同的诊断结果,造成了检测结果的不一致。

### 发明内容

[0004] 针对现有技术的以上缺陷或改进需求,本发明提供了一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法和系统,其目的在于,通过获取大量胎儿颅脑三维超声数据,用获取的数据集训练全卷积网络,将新的胎儿颅脑三维超声影像输入到训练好的全卷积网络中,以计算出每个三维超声影像中的头部容积,解决现有胎儿颅脑容积的检测方法中存在的图像清晰度和准确性较差的技术问题,以及超声医师的工作量大导致影响该检测方法广泛应用的技术问题,以及由于不同水平的超声医生使用该检测方法会得到不同的诊断结果所导致的检测结果不一致的技术问题。

[0005] 为实现上述目的,按照本发明的一个方面,提供了一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,包括以下步骤:

[0006] (1) 获取数据集;

[0007] (2) 对步骤(1)获取的数据集进行预处理,以得到预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集。

[0008] (3) 将步骤(2)预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集输入训练好的 3D FCN网络中,以得到胎儿颅脑三维超声数据的体素。

[0009] (4) 使用步骤(3)中得到的胎儿颅脑三维超声数据的体素计算胎儿头部容积。

[0010] 优选地,数据集包括从三维超声设备获取的胎儿颅脑三维超声数据、以及超声医师为每个胎儿颅脑三维超声数据手工标注的胎儿颅脑位置信息。

[0011] 优选地,步骤(2)中对步骤(1)获取的数据集进行预处理是采用中值滤波法。

[0012] 优选地,头部容积 $V$ 的计算公式为: $V=V_p \times U_v$ ,其中 $V_p$ 为步骤(3)中得到的体素, $U_v$ 为单位体素的体积。

[0013] 优选地,3D FCN网络是通过如下步骤训练得到的:

[0014] A、获取数据集,其包括从三维超声设备获取的胎儿颅脑三维超声数据、以及超声医师为每个胎儿颅脑三维超声数据手工标注的胎儿颅脑位置信息;

[0015] B、对步骤A获取的数据集采用中值滤波法进行去噪处理,对去噪后的数据集进行归一化处理,并将归一化处理后的数据集随机划分为训练集、验证集、以及测试集;

[0016] C、将步骤B归一化处理后的数据集中的训练集输入到3D FCN网络中,以获得胎儿头部容积的推理输出,将该推理输出输入到3D FCN网络中的损失函数中,以获取损失值。

[0017] D、根据随机梯度下降算法并使用步骤C得到的损失值对3D FCN网络中的损失函数进行优化,以更新3D FCN网络;

[0018] E、针对步骤B得到的数据集中的训练集部分中的剩余数据集,重复执行上述步骤C和步骤D,直到3D FCN网络收敛到最佳为止,从而得到训练好的3D FCN网络。

[0019] 优选地,损失函数是: $L(x, y) = (x-y)^2$ ,其中 $x$ 是超声医师根据手工标注的胎儿颅脑位置信息获取的胎儿头部容积,其具体等于超声医师根据手工标注的胎儿颅脑位置信息获取的体素与单位体素的体积之间的乘积, $y$ 是胎儿头部容积的推理输出。

[0020] 优选地,3D FCN网络的网络结构如下:

[0021] 第一层是输入层,其输入为 $128 \times 128 \times 128 \times 1$ 像素的矩阵;

[0022] 第二层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ ,卷积核个数为32,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128 \times 128 \times 128 \times 32$ 的矩阵;

[0023] 第三层是池化层,池化窗口尺寸为 $2 \times 2 \times 2$ ,步长为(2,2,2),该层输出矩阵为 $64 \times 64 \times 64 \times 32$ ;

[0024] 第四层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64 \times 64 \times 64 \times 64$ 的矩阵;

[0025] 第五层是池化层,池化窗口尺寸为 $2 \times 2 \times 2$ ,步长为(2,2,2),该层输出矩阵为 $32 \times 32 \times 32 \times 64$ ;

[0026] 第六层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32 \times 32 \times 32 \times 128$ 的矩阵;

[0027] 第七层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32 \times 32 \times 32 \times 128$ 的矩阵;

[0028] 第八层是池化层,池化窗口尺寸为 $2 \times 2 \times 2$ ,步长为(2,2,2),该层输出矩阵为 $16 \times 16 \times 16 \times 128$ ;

[0029] 第九层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ ,卷积核个数为256,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $16 \times 16 \times 16 \times 256$ 的矩阵;

[0030] 第十层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ ,卷积核个数为256,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $16 \times 16 \times 16 \times 256$ 的矩阵;

[0031] 第十一层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为128,该层使用2倍上采样操作,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

[0032] 第十二层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

[0033] 第十三层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

[0034] 第十四层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为64,该层使用2倍上采样操作,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

[0035] 第十五层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

[0036] 第十六层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

[0037] 第十七层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为32,该层使用2倍上采样操作,输出大小为 $128*128*128*32$ 的矩阵;

[0038] 第十八层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,步长为1,卷积核个数为 32,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128*128*128*32$ 的矩阵;

[0039] 第十九层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为32,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128*128*128*32$ 的矩阵;

[0040] 第二十层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,卷积核个数为1,步长为 1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128*128*128*1$ 的矩阵。

[0041] 按照本发明的另一方面,提供了一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测系统,包括:

[0042] 第一模块,用于获取数据集;

[0043] 第二模块,用于对第一模块获取的数据集进行预处理,以得到预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集;

[0044] 第三模块,用于将第二模块预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集输入训练好的3D FCN网络中,以得到胎儿颅脑三维超声数据的体素;

[0045] 第四模块,用于使用第三模块得到的胎儿颅脑三维超声数据的体素计算胎儿头部容积。

[0046] 总体而言,通过本发明所构思的以上技术方案与现有技术相比,能够取得下列有益效果:

[0047] (1) 由于本发明使用的是三维成像技术,可以提供任意层面的独立影像,消除前后重叠组织对影像的影响,因此能够解决现有胎儿颅脑影像获取中存在的图像的清晰度和准确性不高的技术问题;

[0048] (2) 由于本发明是通过深度学习智能化、自动化检测出胎儿头部容积,该方法能够降低对医生的技术要求和工作量,因此能够解决现有胎儿头部容积测量方法中对医生专业水平要求高,导致其难以广泛应用的技术问题;

[0049] (3) 由于本发明采用的胎儿颅脑容积数据集都是由专业的超声医师所筛选的,训练所使用的数据对容积的评估有唯一确定的标准,因此能够解决现有胎儿头部容积测量方

法中不同医生的评估结果之间的差异造成的检测结果不一致的技术问题。

## 附图说明

[0050] 图1是本发明超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法的流程图；

[0051] 图2(a)和图2(b)示出本发明的自动检测方法的步骤(1)中获取的数据集,其中图2(a)是胎儿颅脑三维超声数据,图2(b)是超声医师手工标注的胎儿颅脑位置信息。

## 具体实施方式

[0052] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。此外,下面所描述的本发明各个实施方式中所涉及到的技术特征只要彼此之间未构成冲突就可以相互组合。

[0053] 本发明的目的在于提供一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,通过深度学习大量的早孕期正常和异常的胎儿颅面三维超声影像数据,实现了三维容积数据自动化、智能化快速识别一系列胎儿颜面部标准切面的方法。

[0054] 本发明的基本思路在于,通过三维超声获取胎儿头部容积,然后通过人工智能超声对该容积进行分析,自动快速计算出头颅以及颅脑多个结构体积大小。这样,就能够准确地检测胎儿颅脑体积大小,并克服现有胎儿颅脑容积的检测方法中当胎头受压变形时出现测量假阳性或假阴性结果的技术缺陷。

[0055] 如图1所示,本发明提供了一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法,包括以下步骤:

[0056] (1) 获取数据集;

[0057] 具体而言,数据集包括从市场上主流厂商(包括迈瑞、联影、西门子等)制造的三维超声设备获取的胎儿颅脑三维超声数据(如图2(a)所示)、以及超声医师为每个胎儿颅脑三维超声数据手工标注的胎儿颅脑位置信息(如图2(b)所示)。

[0058] (2) 对步骤(1)获取的数据集进行预处理,以得到预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集。

[0059] 具体而言,本步骤对步骤(1)获取的数据集进行预处理的方法是首先采用中值滤波法进行去噪处理,然后对去噪后的数据集进行归一化处理。

[0060] (3) 将步骤(2)预处理后的胎儿颅脑三维超声数据集输入训练好的三维全卷积网络(Three-dimensional fully Convolutional Network,简称3D FCN网络)中,以得到胎儿颅脑三维超声数据的体素。

[0061] (4) 使用步骤(3)中得到的胎儿颅脑三维超声数据的体素计算胎儿头部容积。

[0062] 具体而言,头部容积 $V$ 的计算公式为: $V=V_p \times U_v$ 。其中, $V_p$ 为步骤(3)中得到的体素, $U_v$ 为单位体素的体积(该数值已知,通常每单位体素对应 $2\text{cm}^3$ - $3\text{cm}^3$ )。

[0063] 具体而言,本发明中的3D FCN网络是通过如下步骤训练得到的:

[0064] A、获取数据集,其包括从市场上主流厂商(包括迈瑞、联影、西门子等)制造的三维超声设备获取的胎儿颅脑三维超声数据、超声医师为每个胎儿颅脑三维超声数据手工标注的胎儿颅脑位置信息和超声医师标注出胎儿颅脑后计算出的体素。

[0065] B、对步骤A获取的数据集采用中值滤波法进行去噪处理,对去噪后的数据集进行归一化处理,并将归一化处理后的数据集随机划分为训练集、验证集、以及测试集;

[0066] 具体而言,预处理后的数据集被随机划分为3部分,其中70%作为训练集(Train set),20%作为验证集(Validation set),10%作为测试集(Test set)。在本示例中,一共有800个数据集,其训练集包括560个数据集,其验证集包括160个数据集,其测试集包括80个数据集。

[0067] 对于本发明中使用的3D FCN网络而言,其网络结构如下:

[0068] 第一层是输入层,其输入为 $128*128*128*1$ 像素的矩阵;

[0069] 第二层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为32,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $128*128*128*32$ 的矩阵;

[0070] 第三层是池化层,池化窗口尺寸为 $2*2*2$ ,步长为(2,2,2),该层输出矩阵为 $64*64*64*32$ ;

[0071] 第四层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

[0072] 第五层是池化层,池化窗口尺寸为 $2*2*2$ ,步长为(2,2,2),该层输出矩阵为 $32*32*32*64$ ;

[0073] 第六层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

[0074] 第七层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

[0075] 第八层是池化层,池化窗口尺寸为 $2*2*2$ ,步长为(2,2,2),该层输出矩阵为 $16*16*16*128$ ;

[0076] 第九层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为256,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $16*16*16*256$ 的矩阵;

[0077] 第十层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为256,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $16*16*16*256$ 的矩阵;

[0078] 第十一层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为128,该层使用2倍上采样操作,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

[0079] 第十二层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

[0080] 第十三层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为128,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $32*32*32*128$ 的矩阵;

[0081] 第十四层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为64,该层使用2倍上采样操作,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

[0082] 第十五层是卷积层,其卷积核尺寸为 $1*1*1$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

[0083] 第十六层是卷积层,其卷积核尺寸为 $3*3*3$ ,卷积核个数为64,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为 $64*64*64*64$ 的矩阵;

[0084] 第十七层是反卷积层,其反卷积核尺寸为 $4*4*4$ ,反卷积核个数为32,该层使用2倍

上采样操作,输出大小为128\*128\*128\*32的矩阵;

[0085] 第十八层是卷积层,其卷积核尺寸为1\*1\*1,步长为1,卷积核个数为 32,该层使用SAME模式填充,输出大小为128\*128\*128\*32的矩阵;

[0086] 第十九层是卷积层,其卷积核尺寸为3\*3\*3,卷积核个数为32,步长为1,该层使用SAME模式填充,输出大小为128\*128\*128\*32的矩阵;

[0087] 第二十层是卷积层,其卷积核尺寸为1\*1\*1,卷积核个数为1,步长为 1,该层使用SAME模式填充,输出大小为128\*128\*128\*1的矩阵。

[0088] C、将步骤B归一化处理后的数据集中的训练集(在本示例中是560 个数据集)输入到3D FCN网络中,以获得胎儿头部容积的推理输出,将该推理输出输入到3D FCN网络中的损失函数中,以获取损失值。

[0089] 具体而言,损失函数是: $L(x, y) = (x-y)^2$ ,其中x是超声医师根据手工标注的胎儿颅脑位置信息获取的胎儿头部容积,其具体等于超声医师根据手工标注的胎儿颅脑位置信息获取的体素与单位体素的体积之间的乘积,y 是胎儿头部容积的推理输出。

[0090] D根据随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent,简称SGD)算法并使用步骤C得到的损失值对3D FCN网络中的损失函数进行优化,以更新 3D FCN网络;

[0091] E、针对步骤B得到的数据集中的训练集部分中的剩余数据集,重复执行上述步骤C和步骤D,直到3D FCN网络收敛到最佳为止,从而得到训练好的3D FCN网络。

[0092] F、使用步骤B中得到的数据集中的验证集对训练好的3D FCN网络进行验证;

[0093] G、使用步骤B中得到的数据集中的测试集对训练好的3D FCN网络进行测试。

[0094] 测试结果

[0095] 将测试集中的三维超声影像输入到训练好的3D FCN网络中,3D FCN 网络可以自动识别出胎儿的头部容积。

[0096] 本发明使用均方误差(Mean square error,简称MSE)来衡量胎儿颅脑超声图像的相似度,用平均绝对百分误差(Mean absolute percent error,简称MAPE)来衡量胎儿头部容积的检测率。

[0097] 具体而言,均方误差的计算公式是: $MSE = \sum_{i=1}^n 1/n(y_i - \hat{y}_i)^2$ ,其中n是数据集中的样本个数、 $y_i$ 是胎儿头部容积的实际值、 $\hat{y}_i$ 是胎儿头部容积的推理输出。平均绝对百分误差的

计算公式是: $MAPE = 1/n(\sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i| / |x_i|) \times 100\%$ ,其中n是数据集中的样本个数、 $x_i$ 是

胎儿头部容积的实际值、 $\hat{x}_i$ 是胎儿头部容积的推理输出。头部容积检测率=1-MAPE。训练好的模型在新的测试集上的均方误差(MSE)、平均绝对百分误差(MAPE)、头部容积检测率如下表1所示。

[0098] 表1

|        | 均方误差 (MSE) | 平均绝对百分误差 (MAPE) | 头部容积检测率 |
|--------|------------|-----------------|---------|
| [0099] | 135        | 12.35%          | 87.65%  |

[0100] 从表1可以看出,本发明方法的头部容积检测率很高,且均方误差(MSE) 和平均绝

对百分误差 (MAPE) 很低。

[0101] 本领域的技术人员容易理解,以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

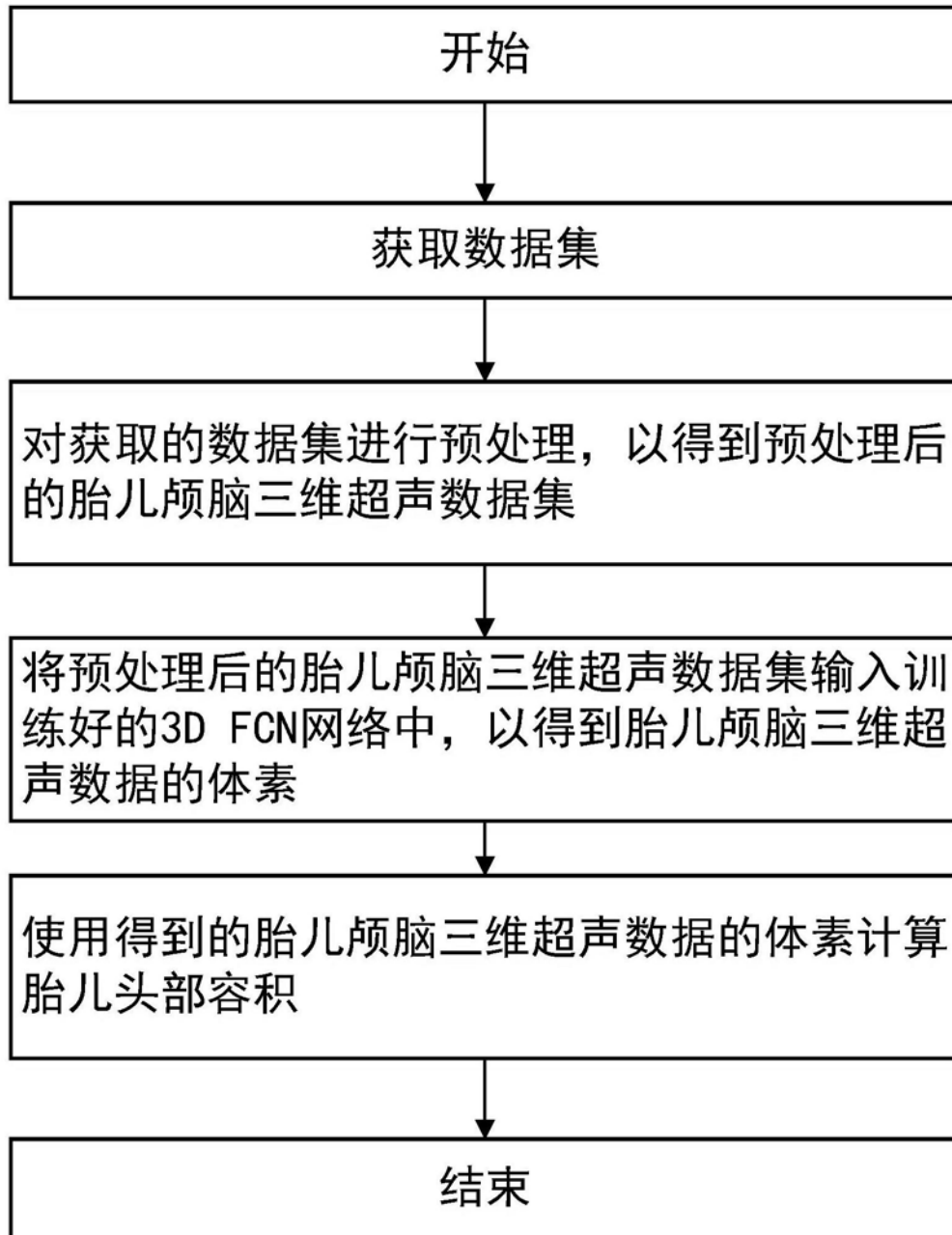


图1

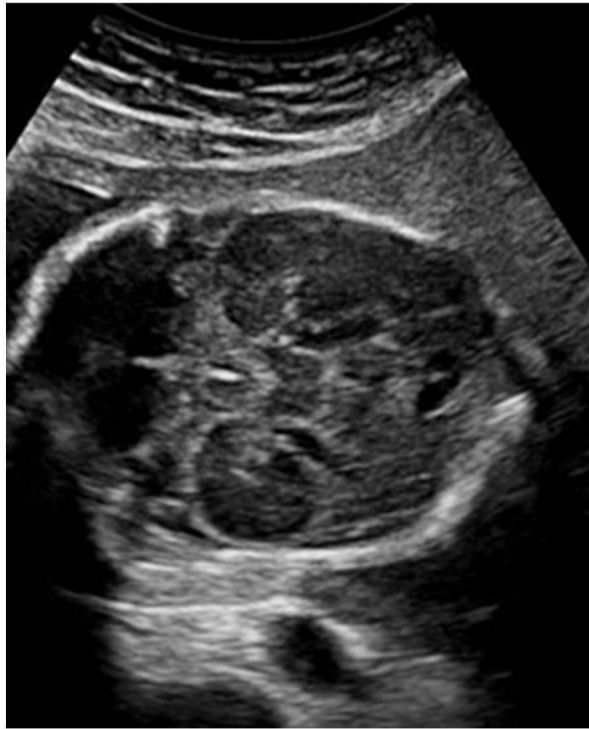


图2 (a)

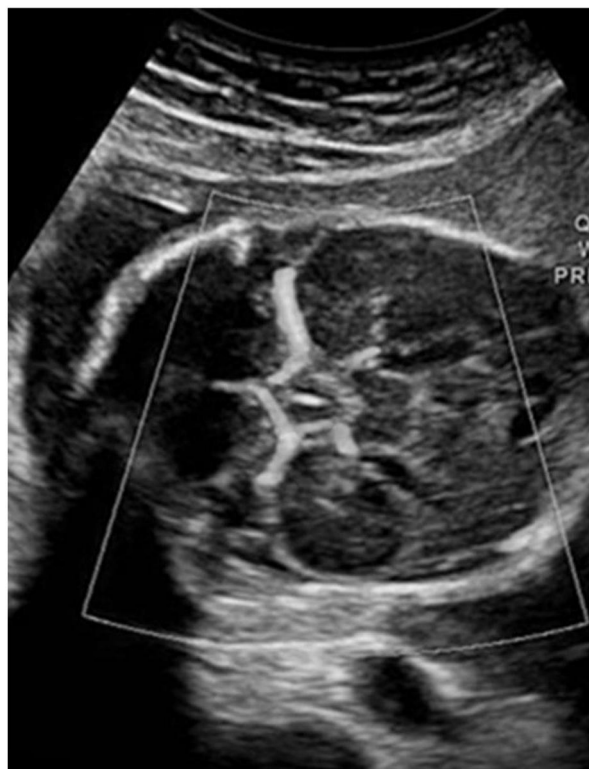


图2 (b)

|               |   |         |            |
|---------------|---|---------|------------|
| 专利名称(译)       | 一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法和系统                             |         |            |
| 公开(公告)号       | <a href="#">CN110974302A</a>                        | 公开(公告)日 | 2020-04-10 |
| 申请号           | CN201910997674.6                                    | 申请日     | 2019-10-21 |
| 申请(专利权)人(译)   | 李胜利   |         |            |
| 当前申请(专利权)人(译) | 李胜利   |         |            |
| [标]发明人        | 李肯立<br>李胜利<br>翟宇轩<br>朱宁波                            |         |            |
| 发明人           | 李肯立<br>李胜利<br>翟宇轩<br>朱宁波<br>文华轩                     |         |            |
| IPC分类号        | A61B8/08  |         |            |
| CPC分类号        | A61B8/0808 A61B8/0866 A61B8/483 A61B8/52 A61B8/5223 |         |            |
| 外部链接          | <a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>      |         |            |

#### 摘要(译)

本发明公开了一种超声图像中胎儿头部容积的自动检测方法，旨在从胎儿颅脑的三维超声容积数据中智能检测胎儿的头部容积，该方法包括以下步骤：首先，获取大量胎儿颅脑三维超声容积数据和医生标注的胎儿颅脑的位置构成的数据集；随后，用获取的数据集训练3D FCN网络；最后，将新的胎儿颅脑三维超声数据输入到训练好的3D FCN网络中，以检测出每个胎儿颅脑三维超声数据中的胎儿头部容积。本发明能够解决现有胎儿颅脑容积的检测方法中存在的图像清晰度和准确性较差的技术问题，以及超声医师的工作量大导致影响该检测方法广泛应用的技术问题，以及由于不同水平的超声医生使用该检测方法会得到不同的诊断结果所导致的检测结果不一致的技术问题。

