



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110432929 A

(43)申请公布日 2019. 11. 12

(21)申请号 201910624587.6

(22)申请日 2019.07.11

(71)申请人 暨南大学

地址 510632 广东省广州市天河区黄埔大道西601号

(72)发明人 陆尧胜 周铭鸿 袁超 齐建国

(74)专利代理机构 广州市华学知识产权代理有限公司 44245

代理人 刘巧霞

(51)Int.Cl.

A61B 8/08(2006.01)

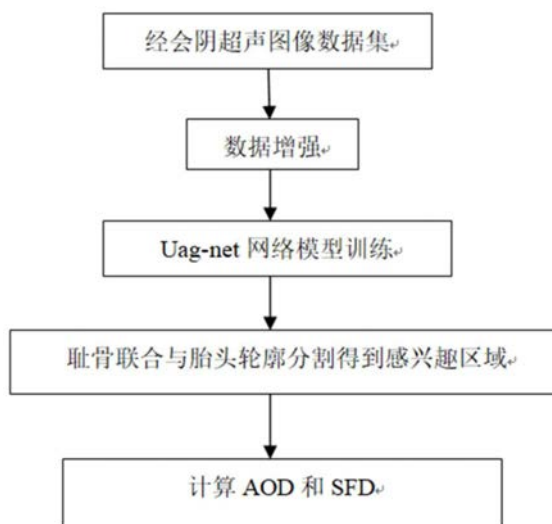
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法和装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法和装置,方法包括步骤:获取用于训练的产妇经会阴超声图像数据集,作为训练集;将训练集中的数据输入到构建的神经网络模型中,训练端到端的分割模型,分割出耻骨联合和胎儿头部的感兴趣区域;反复训练,得到训练好的神经网络模型;在实际应用时,将实时采集的超声图像输入到训练好的神经网络模型中,得到耻骨联合和胎儿头部的感兴趣区域,对感兴趣区域进行增强和边界拟合,计算胎儿头部下降角AOD和耻骨联合-胎儿头部距离SFD。相对于现有的产时胎儿参数测量方法,本发明能准确、客观地对产时胎儿参数进行实时测量,不需要任何先验知识和人为干预,且能达到实时应用要求,具有临床使用前景。



1. 基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 包括以下步骤:

S1: 获取产妇经会阴超声图像数据;

S2: 提取出耻骨联合和胎儿头部的感兴趣区域ROI1和ROI2;

S3: 根据ROI1和ROI2区域, 计算头盆关系参数。

2. 根据权利要求1所述的基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 所述的步骤S2如下:

S201、构建用于ROI区域分割的神经网络模型;

S202、采集将用于训练网络模型的经会阴超声图像, 作为训练集;

S203、使用训练集训练所述构建的神经网络模型, 使用训练好的模型对产时经会阴超声图像进行分割, 分割出耻骨联合和胎儿头部的感兴趣区域。

3. 根据权利要求2所述的基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 步骤S202中, 对采集到的将用于训练网络模型的经会阴超声图像进行数据增强, 用于增加训练数据, 将数据增强后的数据集作为训练集, 数据增强方法包括: 翻转、平移、旋转、加噪和弹性形变。

4. 根据权利要求2所述的基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 步骤S201中, 所述神经网络模型采用基于Uag-net的全卷积神经网络, 所述基于Uag-net的全卷积神经网络是指把注意力门控模块集成到U-Net模型中; U-Net模型包括收缩路径、扩张路径, 收缩路径用来捕捉图片中的上下文信息, 而与之相对称的扩张路径则是为了对图片中所需要分割出来的部分进行精准定位; Uag-net模型将扩张路径的特征图与收缩路径的特征图一起送入注意力门控模块, 注意力门控模块用于自动聚焦耻骨联合和胎儿头部结构, 抑制输入图像中与特定目标任务无关的区域, 同时突出对检测特定目标有用的显著特征。

5. 根据权利要求4所述的基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 所述收缩路径基于卷积网络架构搭建, 收缩路径中包含多个结构相同的卷积模块, 每个卷积模块都由两个3*3卷积层、一个2*2池化层组成, 卷积层使用非线性ReLU作为激活函数。

6. 根据权利要求5所述的基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 所述卷积层是无padding卷积, 池化层采用最大值池化, 每一次池化后都把特征通道的数量加倍。

7. 根据权利要求5所述的基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 所述扩张路径包括若干个上卷积层, 其中每个上采样层均为反卷积层, 每一步首先使用反卷积, 每次使用反卷积都将特征通道数量减半, 特征图大小加倍, 然后将反卷积的结果与收缩路径中对应阶段的特征图拼接起来, 对拼接后的特征图再进行2次3*3的卷积。

8. 根据权利要求5所述的基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 扩张路径上采样后的特征图作为 g , 收缩路径的特征图作为 x^l , 二者一同送入注意力门控模块, 在注意力门控模块中执行下述操作: 令 g 通过 $1*1$ 卷积 W_g , x^l 通过 $1*1$ 卷积 W_x , 再将 W_g 和 W_x 输出逐点相加后输入ReLU函数, 再经过 $1*1$ 卷积 ϕ 后输入Sigmoid函数, 然后进行重采样计算出注意力系数 α , 再将 α 与 x^l 进行点乘, 输出 $\hat{x}^l$ 。

9. 根据权利要求1所述的基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法, 其特征在于, 步

骤S3中,所述头盆关系参数的计算方法是:

(3-1) 对分割出的耻骨联合感兴趣区域进行增强,用椭圆拟合耻骨联合结构,得到椭圆长轴两个端点为耻骨联合上下缘;

(3-2) 计算耻骨联合下缘与胎儿头部ROI区域切线和耻骨联合上下缘连线之间的夹角,得到胎儿头部下降角AOD;

(3-3) 过耻骨联合下缘端点作耻骨联合上下缘连线的切线,即得到耻骨下边缘线,测量从耻骨联合下缘端点开始,沿耻骨下边缘线到胎儿头部轮廓外边缘的距离,即为耻骨联合-胎儿头部距离SFD。

10. 基于超声图像的产时头盆关系自动测量装置,其特征在于,包括:

训练集构建模块,用于获取用于训练的产妇经会阴超声图像数据集,作为训练集;

神经网络模型训练模块,用于根据训练集中的数据训练端到端的分割模型,分割出耻骨联合的感兴趣区域和胎儿头部的感兴趣区域;反复训练,得到训练好的神经网络模型;

参数计算模块,用于将实时采集的超声图像输入到训练好的神经网络模型中,得到耻骨联合的感兴趣区域和胎儿头部的感兴趣区域,对感兴趣区域进行增强和边界拟合,计算头盆关系参数。

基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法和装置

技术领域

[0001] 本发明属于计算机视觉辅助诊断领域,具体涉及产时经会阴超声图像分割方法的研究,特别涉及一种基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法和装置。

背景技术

[0002] 影响分娩的要素包括产力、产道、胎儿和精神心理四个因素,正常的头位分娩机制可描述为:胎儿先露部在通过产道时,为适应骨盆各平面的不同形态,被动地进行一系列适应性转动,以其最小径线通过产道的过程。可以看出,分娩机制的核心是胎儿头部下降,头位分娩直观的描述方式即为胎儿头部中心的运动轨迹。因此,密切监视产程中的胎儿头部位置有助于了解胎儿的实时状况并及时应对,从而有效降低分娩风险、减少不必要的剖宫产、降低母胎伤害。医护人员及时、准确地评估分娩参数在临床实践中非常重要。

[0003] 在实际操作中,目前产程进展的评估主要依靠医护人员进行“阴道指检”。阴道指检是医生用戴指套的食指插入产妇阴道来了解胎儿头部位置和宫口扩张常用的方法。但该类方法不够客观,产科医生或助产士需定时通过阴道指检来估测产程进展,高达6~8次。该产程评估方法依赖助产科医生或助产士的工作经验,存在较大的主观性,同时被检产妇需承受侵入性操作的痛苦,且增加了宫腔感染的风险。

[0004] 有研究对比了2D和3D会阴超声的观察者内、观察者间的相关性以及方法间的一致性,发现2D和3D超声无明显的差异,但2D超声设备相对便宜且操作简单,可在分娩室床旁进行分析,因此临床操作时可优先选择2D超声设备进行测量。与传统阴道指检相比,2D超声检查可以准确提供胎方位、宫口大小和产程进展角等有效的客观分娩参数,同时还能动态显示头盆关系及产程进展情况,可为临床医师提供有力的决策依据,同时超声检查可减少阴道检查的几率,降低产妇的宫腔感染率,减少产妇对阴道试产的恐惧感,提高阴道试产率,有助于降低非医学指征的剖宫产率。故超声检查可应用于产程观察中,替代阴道指检来评估产程进展,且2D超声在基层医院已普及,超声监测一次性耗材少、经济、操作流程简单易行,易于在基层医院普及和推广。

[0005] 最近的研究已表明经会阴的超声成像可实现对产道中胎儿头部下降水平的客观量化。2D超声可用于对胎儿位置以及下降的检查,可辅助评估分娩的进程和其它胎儿生物参数的测量。一些超声参数,包括产时经会阴超声中的进展角(AOD)、和联合-胎儿头部距离(SFD),已被建议用于评估胎儿分娩时的头位。包含胎儿头部会阴距离以及测量AOD和SFD的多个参数已被提出用来评估分娩进程。

[0006] 关于AOD,已被表明的是,分娩的第二阶段中AOD越大,则成功的辅助或自然接生的概率就越大。已经有大量胎儿相关的研究表明,AOD与选取自然阴道或器械接生或剖腹产的决定具有很大的关联性。

[0007] 实现产时胎儿超声参数的自动测量能够使胎儿头部位置评估更加客观。但由于超声图像中耻骨联合特征不明显,形态差异较大,边缘缺失严重以及胎儿头部轮廓边缘缺失严重等问题使得实现产时胎儿超声参数的自动测量难度很大,所以目前产时胎儿超声参数

自动测量的相关研究很少,并且多停留在理论阶段,实时性不好,难以在临床上应用。而且目前存在的测量方法都需要人工标记进行辅助或利用先验知识进行测量,具有局限性,不存在一种无需人工干预的自动测量方法

[0008] 产科临床需要一种切实可行的产时胎儿超声参数自动测量方法来客观、快速、精确地测量胎儿头部位置,辅助医生对分娩进程进行科学决策,从而有效降低母胎伤害、减少不必要的剖宫产,提高生育质量。因此,提供一种用于产时胎儿头盆关系的自动测量的方法,从而实现产程辅助诊断是很有必要的。

发明内容

[0009] 本发明的目的在于克服现有产时胎儿参数测量中的不足,提供一种基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法和装置,其具有准确、客观、快速的优点、

[0010] 本发明的目的通过以下的技术方案实现:基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法,包括步骤:

[0011] S1:获取产妇经会阴超声图像数据;

[0012] S2:提取出耻骨联合和胎儿头部的感兴趣区域ROI1和ROI2;

[0013] S3:根据ROI1和ROI2区域,计算头盆关系参数。

[0014] 相对于现有的产时胎儿参数测量方法,本发明能准确、客观地对产时胎儿参数进行实时测量,不需要任何先验知识和人为干预,且方法能达到实时应用要求,具有临床使用前景。

[0015] 优选的,所述的步骤S2如下:

[0016] S201、构建用于ROI区域分割的神经网络模型;

[0017] S202、采集将用于训练网络模型的经会阴超声图像,作为训练集;

[0018] S203、使用训练集训练构建的神经网络模型,使用训练好的模型对产时经会阴超声图像进行分割,分割出耻骨联合和胎儿头部ROI区域。

[0019] 优选的,步骤S202中,为了更有效的利用标注数据,对采集到的将用于训练网络模型的经会阴超声图像进行数据增强,用于增加训练数据,将数据增强后的数据集作为训练集,数据增强方法包括:翻转、平移、旋转、加噪和弹性形变。

[0020] 优选的,步骤S201中,所述神经网络模型采用基于Uag-net的全卷积神经网络,所述基于Uag-net的全卷积神经网络是指把注意力门(AG)模块集成到U-Net模型中。U-Net模型包括收缩路径、扩张路径,收缩路径主要是用来捕捉图片中的上下文信息,而与之相对称的扩张路径则是为了对图片中所需要分割出来的部分进行精准定位。Uag-net模型将扩张路径的特征图与收缩路径的特征图一起送入注意力门控模块,注意力门模块用于自动聚焦耻骨联合和胎儿头部结构,抑制输入图像中与特定目标任务无关的区域,同时突出对检测特定目标有用的显著特征。

[0021] 其中,所述收缩路径基于卷积网络架构搭建,收缩路径中包含多个结构相同的卷积模块,每个卷积模块都由两个3*3卷积层、一个2*2池化层组成,卷积层使用非线性ReLU作为激活函数。

[0022] 更进一步的,所述卷积层是无padding卷积,池化层采用最大值池化,每一次池化后都把特征通道的数量加倍。

[0023] 其中,所述扩张路径包括若干个上卷积层,其中每个上采样层均为反卷积层,每一步首先使用反卷积(up-convolution),每次使用反卷积都将特征通道数量减半,特征图大小加倍,然后将反卷积的结果与收缩路径中对应阶段的特征图拼接起来,对拼接后的特征图再进行2次3*3的卷积。

[0024] 其中,扩张路径上采样后的特征图作为 g ,收缩路径的特征图作为 x^l ,二者一同送入注意力门控模块,在注意力门控模块中执行下述操作:令 g 通过1*1卷积 W_g , x^l 通过1*1卷积 W_x ,再将 W_g 和 W_x 输出逐点相加后输入ReLU函数,再经过1*1卷积 ψ 后输入Sigmoid函数,然后进行重采样计算出注意力系数 α ,再将 α 与 x^l 进行点乘,输出 $\hat{x}^l$ 。

[0025] 优选的,步骤S3中,所述头盆关系参数的计算方法是:

[0026] (3-1) 对分割出的耻骨联合感兴趣区域进行增强,用椭圆拟合耻骨联合结构,得到椭圆长轴两个端点为耻骨联合上下缘。

[0027] (3-2) 计算耻骨联合下缘与胎儿头部ROI区域切线和耻骨联合上下缘连线之间的夹角,得到胎儿头部下降角AOD。

[0028] (3-3) 过耻骨联合下缘端点作耻骨联合上下缘连线的切线,即得到耻骨下边缘线,测量从耻骨联合下缘端点开始,沿耻骨下边缘线到胎儿头部轮廓外边缘的距离,即为耻骨联合-胎儿头部距离SFD。

[0029] 一种基于超声图像的产时头盆关系自动测量装置,包括:

[0030] 训练集构建模块,用于获取用于训练的产妇经会阴超声图像数据集,作为训练集;

[0031] 神经网络模型训练模块,用于根据训练集中的数据训练端到端的分割模型,分割出耻骨联合的感兴趣区域和胎儿头部的感兴趣区域;反复训练,得到训练好的神经网络模型;

[0032] 参数计算模块,用于将实时采集的超声图像输入到训练好的神经网络模型中,得到耻骨联合的感兴趣区域和胎儿头部的感兴趣区域,对感兴趣区域进行增强和边界拟合,计算头盆关系参数。

[0033] 本发明与现有技术相比,具有如下优点和有益效果:

[0034] 1、本发明提出了一种基于U-net可以端到端训练的经会阴胎儿超声图像识别方法,不像传统方法需要先验知识,具有局限性。本发明方法不需要任何先验知识和人为干预,可实现全自动的端到端参数测量,且算法能达到实时应用要求,具有临床使用前景。该方案能准确、客观地对产时胎儿参数进行实时测量,辅助医生对分娩进程进行分析决策,降低剖宫产率,守护母婴健康。

[0035] 2、本发明提出了一种利用注意力门模型改进胎儿超声图像分割效果的方法,使用注意力门控模块自动聚焦不同形状和大小的目标结构。用AG训练的模型可以抑制输入图像中的不相关区域,同时突出显示对特定任务有用的显著特征。把注意力门控模块集成到U-Net模型中,降低计算开销,同时提高模型灵敏度和预测精度。

附图说明

[0036] 图1是本发明基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法的流程步骤图。

[0037] 图2是本实施例Uag-net的架构参考说明图。

[0038] 图3是本实施例注意力门控模块的内部结构原理图。

[0039] 图4是本实施例胎儿头部下降角AOD和耻骨联合-胎儿头部距离SFD的测量示意图。

具体实施方式

[0040] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,但所描述的实施例仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0041] 实施例1

[0042] 如图1所示,一种基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法,主要包括以下步骤:

[0043] S1、获取用于训练的产妇经会阴超声图像数据集,对产时经会阴超声图像数据集进行数据增强,得到增强后的数据集,作为训练集;

[0044] S2、将训练集中的数据输入到构建的神经网络模型Uag-net中,训练端到端的分割模型,分割出耻骨联合的感兴趣区域和胎儿头部的感兴趣区域;反复训练,得到训练好的神经网络模型;

[0045] S3、在实际应用时,将实时采集的超声图像输入到训练好的神经网络模型中,得到耻骨联合的感兴趣区域和胎儿头部的感兴趣区域,对感兴趣区域进行增强和边界拟合,计算胎儿头部下降角AOD和耻骨联合-胎儿头部距离SFD。

[0046] 步骤S1中采集产妇的经会阴超声图像方法如下:经会阴超声图像的采集方法为让孕产妇双腿与臀部呈45度角、双腿与膝盖呈90度角,以半卧位姿势躺在床上,超声探头使用曲面的超声探头,以矢状面的形式放置在耻骨联合下方,微微移动探头,直到能够在超声图像上清晰地观察到耻骨联合解剖结构和胎儿头部轮廓解剖结构。共采集150幅超声图像,每幅图像的大小为1024*768。

[0047] 步骤S1中数据增强的方法如下:将采到的产时经会阴超声图像分成训练集和测试集,训练集120张,测试集30张。

[0048] 为了更有效的利用标注数据,对训练集使用了数据增强的方法,增加训练数据。数据增强的具体方法包括:翻转、平移、旋转、加噪和弹性形变。采用弹性形变的方式增加数据,让模型学习得到形变不变性。用计算机去有效的模拟真实情况下组织和人体结构的常见的形变,使训练出来的模型更有鲁棒性。

[0049] 步骤S2中将数据增强后的数据集输入到Uag-net中,Uag-net模型的架构如图2所示,其由多层组成,实质是指把注意力门(AG)模块集成到U-Net模型中,包括收缩路径、扩张路径和注意力门控模块。

[0050] 本实施例中U-Net模型结构包括收缩路径和扩张路径,其中收缩路径用于下采样,包括五次卷积,扩张路径用于上采样,包括五次上采样层。该模型使用五次卷积和池化对输入图片进行下采样以提取深层特征,用于对不同类别的像素进行神经网络的像素分类;再将每次池化下采样的特征图依次与上采样中的特征图进行插值,再将上采样特征图逐步还原到原图分辨率的过程中补充浅层细节信息。

[0051] 卷积核在原始图像上滑动,得到原始图像的特征图。特征图的深度对应卷积核个数,表示原图像不同类别的特征。卷积核大小与卷积感受野(其中,卷积感受野为本领域公

知的技术术语,本发明实施例对此不做赘述)大小以及参数的数量呈正相关,大卷积核可以提取到更全面的特征,但是同时也包含了更多的参数导致模型的训练速度和计算效率降低。

[0052] 其中,收缩路径包括五次卷积模块,每个卷积模块由两个3*3的卷积层(conv1_1、conv1_2、conv4_1、以及conv4_2等,例如:3×3×64,3×3×128等)和一个2*2max pooling池化层(pool1、pool2、以及pool5等,例如:112×112×128等)组成,每个卷积层(conv)均使用非线性ReLU作为激活函数。

[0053] 本实施例中,上述卷积模块中的卷积层是无padding卷积

[0054] 本实施例中,每一次池化后都把特征通道的数量加倍。池化的本质是采样,对于输入的特征图,选择一种算法对其进行压缩,max pooling,即最大值池化是常用的池化算法之一,如下式所示:

[0055] $y = \text{Max}(a, b, c, d)$

[0056] 其中,a,b,c,d为2*2大小的池化矩阵对应的局部区域的四个位置。

[0057] 池化可以在增大后续卷积层的卷积感受野的同时,减少参数数量,从而减少模型的复杂度。输入图像的像素在邻域内发生微小位移时,池化层的输出可以保持不变,因而池化也有一定的抗扰动作用。可以提高网络的鲁棒性。

[0058] 其中,扩张路径包括五次上采样层,其中五次上采样层均为反卷积层,每一步首先使用反卷积(up-convolution),每次使用反卷积都将特征通道数量减半,特征图大小加倍。

[0059] 在反卷积后将反卷积的结果与收缩路径中对应阶段的特征图拼接起来。收缩路径中的特征图尺寸稍大,为了使其尺寸更匹配,将其修剪过后再进行拼接。

[0060] 在Uag-net模型中,对拼接后的特征图再进行2次3*3的卷积。

[0061] 在Uag-net模型最后一层的卷积核大小为1*1,将64通道的特征图转化为特定类别数量,为了得到更好的分割效果,设置分类数量为3,分别代表背景、耻骨联合区域、胎儿头部区域三个类别。网络最后一层使用交叉熵函数和softmax。交叉熵函数如下:

[0062] $L = -[y * \log \hat{y} + (1 - y) * \log(1 - \hat{y})]$

[0063] 其中y代表真实值, $\hat{y}$ 代表softmax求出的值。

[0064] softmax的函数为:

[0065]
$$P(i) = \frac{\exp(\theta_i^T x)}{\sum_{k=1}^K \exp(\theta_k^T x)}$$

[0066] 其中 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 是模型的参数,x为softmax层的输入, $1/(\sum_{k=1}^K \exp(\theta_k^T x))$ 这一项对概率分布进行归一化,使得所有概率之和为1。

[0067] 输入softmax分析器可以得到不同条件下的概率,这里分成三个类别,最后得到y=0、y=1、y=2的概率值,分别代表背景、耻骨联合区域、胎儿头部区域。

[0068] 为增大感受野并捕获语义上下文信息,卷积神经网络结构多进行逐步下采样。这样,深层次的特征就建模了全局中组织之间的位置和关系,然而当小物体在图片中很大时,仍然很难减少假阳性预测,为提高准确性,当前的分割框架往往先执行独立的定位步骤,再进行后续的分割步骤。

[0069] 而在卷积神经网络结构模型中集成注意力门控可以实现相同的目标,不需要训练

多个模型和大量额外的参数,注意力门控在不相关的背景区域中逐渐抑制特征响应,不需要在网络之间裁剪出ROI。

[0070] 注意力门控模型能自动聚焦不同形状和大小的目标结构。用注意力门控训练的模型可以抑制输入图像中的不相关区域,同时突出显示对特定任务有用的显著特征,这使得无需使用级联卷积神经网络并级联组织定位模块。

[0071] 本实施例注意力门控可以很容易地集成到U-Net模型中,具有很小的计算开销,同时提高模型灵敏度和预测精度。进一步地,采用基于网格的门控,使注意力系数更加特定于局部区域,与基于全局特征向量的门控相比提高了性能。

[0072] 参见图3,本实施例中,注意力门控内具体步骤为:令 g 通过 1×1 卷积 W_g , x^l 通过 1×1 卷积 W_x ,再将二者输出逐点相加后输入ReLU函数,得到的输出再经过 1×1 卷积 ψ ,再输入Sigmoid,经过重采样(Resampler)后计算出注意力系数 α ,再将 α 与 x^l 进行点乘,得到输出 $\hat{x}^l$ 。

[0073] 在Uag-net中扩张路径的特征图上采样并卷积后与收缩路径的特征图一起送入AG,解码侧上采样后的特征图作为 g ,编码侧的特征图作为 x^l ,二者一同经过AG计算出 $\hat{x}^l$ 。

[0074] 在S3步骤中,得出耻骨联合结构边界后,提取出边界上的点,用最小二乘法进行椭圆拟合,拟合得到的椭圆长半轴的两个端点即为耻骨联合上下缘。计算过耻骨联合下缘且与胎儿头部轮廓相切的切线,根据该切线与耻骨联合上下缘的连线所成的夹角得到胎儿头部下降角AOD。

[0075] 过耻骨联合下缘端点作耻骨联合上下缘连线的切线,即得到耻骨下边缘线,测量从耻骨联合下缘端点开始,沿耻骨下边缘线到胎儿头部轮廓外边缘的距离,即为SFD。

[0076] 为了得到更精确的参数值,在计算SFD时胎儿头部轮廓外边缘不用拟合出的椭圆代替,而是用真实的胎儿头部头骨外缘计算。参数测量方法如图4所示。

[0077] 实施例2

[0078] 本实施例除下述特征外其他结构同实施例1:

[0079] 一种基于超声图像的产时头盆关系自动测量装置,包括:

[0080] 训练集构建模块,用于获取用于训练的产妇产会阴超声图像数据集,作为训练集;

[0081] 神经网络模型训练模块,用于根据训练集中的数据训练端到端的分割模型,分割出耻骨联合的感兴趣区域和胎儿头部的感兴趣区域;反复训练,得到训练好的神经网络模型;

[0082] 参数计算模块,用于将实时采集的超声图像输入到训练好的神经网络模型中,得到耻骨联合的感兴趣区域和胎儿头部的感兴趣区域,对感兴趣区域进行增强和边界拟合,计算头盆关系参数,这里的头盆关系参数包括但不限于:胎儿头部下降角AOD和耻骨联合-胎儿头部距离SFD。

[0083] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为了描述的方便和简洁,上述描述的装置和模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。本领域普通技术人员可以意识到,结合本发明中所公开的实施例描述的各示例的模块及算法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现,为了清楚地说明硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可

以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0084] 在本发明所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的设备、装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述模块的划分,仅仅为逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,也可以将具有相同功能的模块集成为一个单元,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另外,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口、装置或单元的间接耦合或通信连接,也可以是电的,机械的或其它的形式连接。

[0085] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到各种等效的修改或替换,这些修改或替换都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

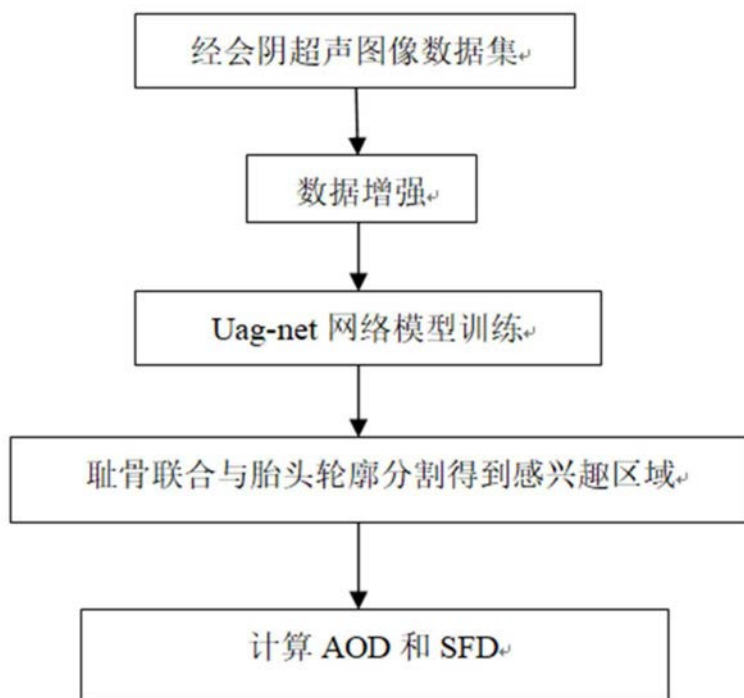


图1

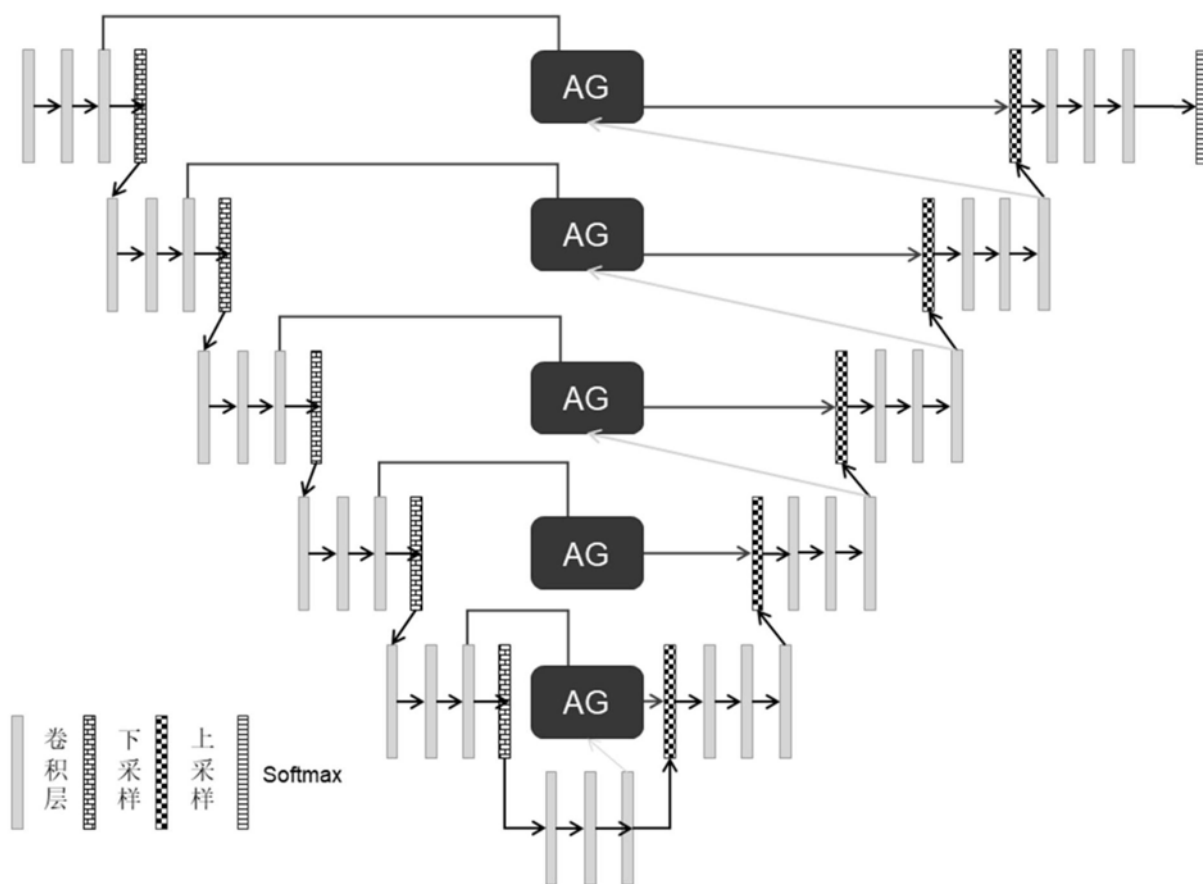


图2

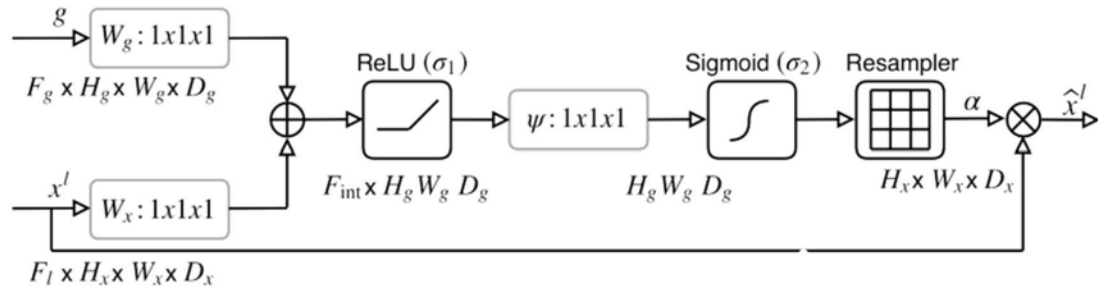


图3

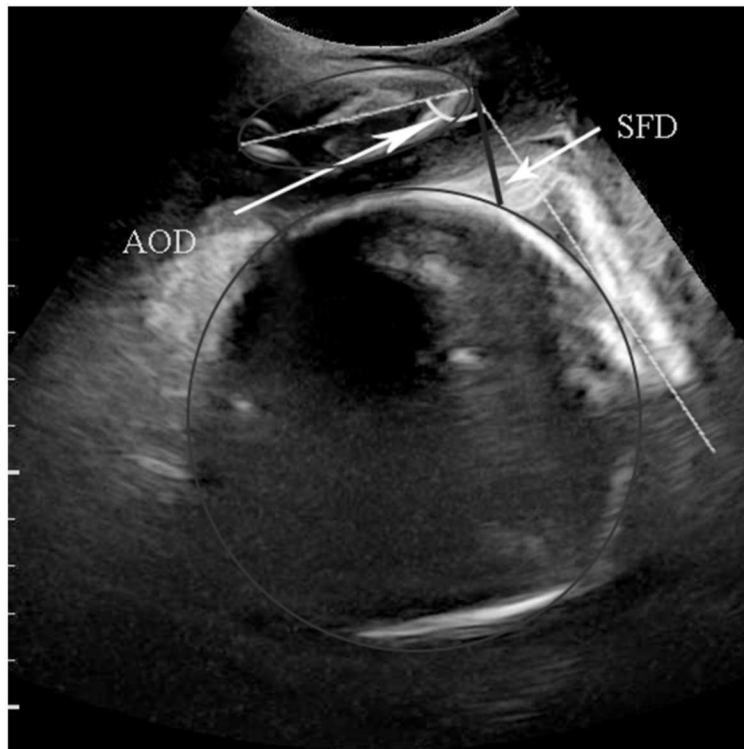


图4

专利名称(译)	基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法和装置		
公开(公告)号	CN110432929A	公开(公告)日	2019-11-12
申请号	CN201910624587.6	申请日	2019-07-11
[标]申请(专利权)人(译)	暨南大学		
申请(专利权)人(译)	暨南大学		
当前申请(专利权)人(译)	暨南大学		
[标]发明人	陆尧胜 周铭鸿 袁超 齐建国		
发明人	陆尧胜 周铭鸿 袁超 齐建国		
IPC分类号	A61B8/08		
CPC分类号	A61B8/0866 A61B8/5215		
代理人(译)	刘巧霞		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于超声图像的产时头盆关系自动测量方法和装置，方法包括步骤：获取用于训练的产妇经会阴超声图像数据集，作为训练集；将训练集中的数据输入到构建的神经网络模型中，训练端到端的分割模型，分割出耻骨联合和胎儿头部的感兴趣区域；反复训练，得到训练好的神经网络模型；在实际应用时，将实时采集的超声图像输入到训练好的神经网络模型中，得到耻骨联合和胎儿头部的感兴趣区域，对感兴趣区域进行增强和边界拟合，计算胎儿头部下降角AOD和耻骨联合-胎儿头部距离SFD。相对于现有的产时胎儿参数测量方法，本发明能准确、客观地对产时胎儿参数进行实时测量，不需要任何先验知识和人为干预，且能达到实时应用要求，具有临床使用前景。

