



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 110279433 B  
(45)授权公告日 2020.03.27

(21)申请号 201910384672.X  
(22)申请日 2019.05.09  
(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 110279433 A  
(43)申请公布日 2019.09.27  
(66)本国优先权数据  
201811108648.5 2018.09.21 CN  
(73)专利权人 四川大学华西第二医院  
地址 610000 四川省成都市人民南路3段20号  
专利权人 成都市汪汪科技有限公司  
(72)发明人 罗红  
(74)专利代理机构 成都路航知识产权代理有限公司 51256  
代理人 何筱茂  
(51)Int.Cl.  
A61B 8/08(2006.01)

(56)对比文件  
CN 108288271 A,2018.07.17,说明书第【0048】段.  
CN 106897573 A,2017.06.27,全文.  
CN 108053410 A,2018.05.18,全文.  
CN 106600595 A,2017.04.26,全文.  
WO 2018009405 A1,2018.01.11,全文.  
吴凌云.胎儿腹部超声图像自动质量控制与参数测量.《中国优秀硕士学位论文全文数据库医药卫生科技辑(月刊)》.2017,(第07期),第E068-48页.  
Chen L C et al..DeepLab:Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets,Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs.《IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence》.2018,第40卷(第4期),第834-848页.

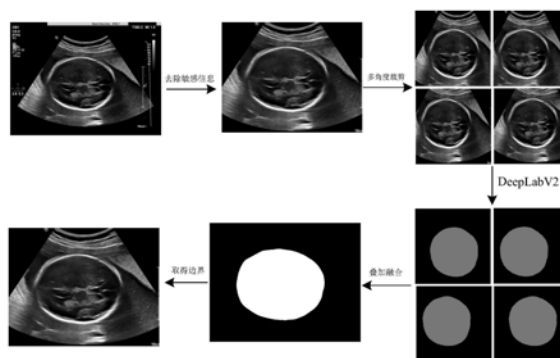
审查员 许流芳

权利要求书1页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称  
一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法

(57)摘要  
本发明公开了一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,依次包括以下步骤:输入原始胎儿超声丘脑切面超声扫查图像;去除输入图像的敏感信息;多角度裁剪去敏超声图像;输入给已训练好的DeepLabv2,得到多角度图像分割结果;对多角度图像分割结果进行叠加融合;提取分割边界后完成测量。本发明实现对胎儿超声丘脑切面头围精确测量,使用DeepLabV2卷积神经网络模型有效分割识别胎儿丘脑切面的颅脑区域,准确找出超声图像中呈强回声的颅骨的边缘,进而实现了胎儿头围的精确测量,适用于产前超声检查,对缓解医生工作压力、提高产前超声诊断工作效率具有积极作用,同时还能够缓解日益尖锐的医患矛盾和提高医疗资源的

有效利用,具有较大的社会价值和实际使用价值。



CN 110279433 B

1. 一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,其特征在于,包括以下步骤:  
Setp1,输入原始胎儿超声丘脑切面超声扫查图像;  
Setp2,多角度裁剪超声图像;  
Setp3,输入给已训练好的DeepLabv2,得到多角度图像分割结果;  
Setp4,对多角度图像分割结果进行叠加融合;  
Setp5,提取叠加融合图像的边界,获取图像边界像素长度后完成测量。
2. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,其特征在于,所述测量方法是在深度学习框架TensorFlow下,进行头围自动测量系统设计与测试。
3. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,其特征在于,在Setp1和Setp2之间还包括去除输入图像的敏感信息,所述敏感信息包括关于患者隐私信息。
4. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,其特征在于,所述Setp2多角度裁剪指的是选取图像上方多个角度方向进行裁剪。
5. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,其特征在于,所述Setp3中,DeepLabv2模型训练方法包括以下步骤:  
Setp31,搭建DeepLabv2网络模型;  
Setp32,采用预训练集进行微调,以完成预训练的DeepLabv2网络模型;  
Setp33,测定预测值与实际值之间的差异,以修正DeepLabv2网络模型;  
Setp34,训练过程中,原始图像与标记图像成对的输入训练,图像中的每个像素对损失函数交叉熵是等同权重;  
Setp35,使用随机梯度下降算法优化DeepLabv2网络模型参数。
6. 根据权利要求5所述的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,其特征在于,所述DeepLabv2模型训练方法具体操作为: Setp31,使用ImageNet数据集对DeepLabv2网络模型进行预训练,完成初始化,达到迁移学习的目的; Setp32,完成预训练的DeepLabv2网络模型,继续在胎儿超声图像上训练,进行微调,以适应胎儿超声丘脑切面图像的颅脑分割任务; Setp33,训练过程中,我们使用交叉熵代价函数作为损失函数,来衡量预测值与实际值之间的差异; Setp34,训练过程中,原始图像与标记图像成对的输入训练,图像中的每个像素对损失函数交叉熵是等同权重; Setp35,使用随机梯度下降算法,优化DeepLabv2网络模型参数,来达到最优,整个训练过程,总计迭代  $2 \times 10^5$ 次,初始学习率为  $2.5 \times 10^{-4}$ ,每  $1 \times 10^4$  学习率下降  $5 \times 10^{-4}$ 倍。
7. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,其特征在于,所述Setp4中,具体操作方法为:按照多角度裁剪的方式,逆向将二值化的分割图像拼接还原成原图,与多角度裁剪的输入图像在原图上一一对应。
8. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,其特征在于,所述Setp5中,提取叠加融合图像的边界的具体操作为:对于Setp4得到的叠加融合后的图像先进行膨胀,然后用膨胀后的图像减去Setp4得到的叠加融合后的图像。

## 一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及医疗超声诊断技术领域,具体涉及一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法。。

### 背景技术

[0002] 准确评估胎儿发育情况对于确保母亲和新生儿在怀孕期间和怀孕后的持续健康至关重要。二维超声由于具有实时性强,成本低,可用性广,不存在有害辐射等优点,所以被广泛用于产前检查。产前超声检查是观察胎儿生长发育情况最常用的方法,也是防止缺陷胎儿出生,评价胎儿发育程度的重要依据。

[0003] 产前超声检查的主要流程包括:第一,胎儿关键部位超声标准切面的获取;第二,基于胎儿超声标准切面的生物学参数测量;第三,使用胎儿的胎龄体重估测,判断胎儿的生长发育状况。由产前超声检查的过程可知,医生利用二维超声获取胎儿各个部位的超声标准切面,并在此基础上进行生物参数测量,如文献Chen Hao, Dou Qi, Ni Dong, et al. Automatic fetal ultrasound standard plane detection using knowledge transferred recurrent neural networks [C] //Nassir Navab, Joachim Hornegger, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich:Springer International Publishing, 2015: 507-514.中,在上腹部切面上测量腹围;在丘脑切面上测量头围;在股骨切面上测量股骨长;在正中矢状切面上测量头臀长和颈项透明层厚度等。

[0004] 目前,在临床实际诊断中,丘脑切面上的头围测量是由超声医师手动实现图2所示,这就造成以下五个方面不足:

[0005] 1、超声影像检查质量难以有效控制;获取参数测量有赖于超声医师的临床经验及专业水平,如果经验水平不足,超声影像质量难以保证;

[0006] 2、超声检查结果不具备统一性;由于不同的超声医师能力及经验不同,对胎儿的头围测量结果也不尽相同;

[0007] 3、难以有效提高超声检查工作效率;由于完整的产前超声检查需要获取胎儿头围参数,手动测量的方式导致效率低下;

[0008] 4、超声医生易患职业病;一方面目前超声医生数量缺乏,工作频率很高,同时超声医师需大量进行如移动探头、冻结图像等重复性工作,易患重复性压力损伤;

[0009] 5、基层医院超声影像诊断技术有待提高;基层医院超声医生诊断技术需要进一步提高,特别针对高龄产妇诊断,需要到三甲医院诊断,导致患者就医问诊不方便,三甲医院工作强度增大,医疗资源没有真正下沉到基层。

[0010] 近年来,已有许多基于霍夫变换(Hough transform)、Haar特征(Haar-Like features)、多阈值(Multilevel thresholding)、圆形最短路径(Circular shortest paths)、主动轮廓模型, (Active contouring)等自动头围测量系统被提出。但这些方法,都是基于椭圆拟合的近似测量方式,尚未有基于颅骨轮廓线全自动精准测量的方案,这也是

“智能超声”领域值得突破的难题。

[0011] 计算机视觉技术(Computer Vision, CV)快速发展,其中深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Networks, DCNN)发展最为迅速。DCNN在传统多层感知器的基础上受大脑神经元结构启发变异而来,它通过卷积核和池化核的组合应用,从大量复杂高维数据中提取的抽象特征,挖掘其中的空间关联性。DCNN已成功应用于医学图像领域,如在图像配准、定位、解剖/细胞结构检测、组织分割、计算机辅助疾病诊断和预后评估等。但针对胎儿超声丘脑标准切面上的头围测量,仍没有基于DCNN的全自动测量方法出现。

## 发明内容

[0012] 本发明所要解决的技术问题是:现有对胎儿头围测量的临床实际诊断过程中,存在效率较低、医生主观因素影响较大不利于准确检测等问题,本发明提供了解决上述问题的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,所以本发明提出基于深度卷积神经网络—DeepLabv2的胎儿头围全自动精确测量方法。

[0013] 本发明通过下述技术方案实现:

[0014] 一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,包括以下步骤:

[0015] Setp1,输入原始胎儿超声丘脑切面超声扫查图像;

[0016] Setp2,多角度裁剪超声图像;

[0017] Setp3,输入给已训练好的DeepLabv2,得到多角度图像分割结果;

[0018] Setp4,对多角度图像分割结果进行叠加融合;

[0019] Setp5,提取叠加融合图像的边界,获取图像边界像素长度后完成测量。

[0020] 进一步地,所述测量方法是在深度学习框架TensorFlow下,进行头围自动测量系统设计与测试。

[0021] 进一步地,在Setp1和Setp2之间还包括去除输入图像的敏感信息,所述敏感信息包括关于患者隐私信息。

[0022] 进一步地,所述Setp2多角度裁剪指的是选取图像上方多个角度方向进行裁剪。即在图像上方选取任意位置处进行裁剪,选取的裁剪位置的正投影点与图像上目标物之间的距离 $\geq 0$ 。

[0023] 进一步地,所述Setp3中,DeepLabv2模型训练方法包括以下步骤:

[0024] Setp31,搭建DeepLabv2网络模型;

[0025] Setp32,采用预训练集进行微调,以完成预训练的DeepLabv2网络模型;

[0026] Setp33,测定预测值与实际值之间的差异,以修正DeepLabv2网络模型;

[0027] Setp34,训练过程中,原始图像与标记图像成对的输入训练,图像中的每个像素对损失函数交叉熵是等同权重;

[0028] Setp35,使用随机梯度下降算法优化DeepLabv2网络模型参数。

[0029] 进一步地,所述DeepLabv2模型训练方法具体操作为:Setp31,使用ImageNet数据集对DeepLabv2网络模型进行预训练,完成初始化,达到迁移学习的目的;Setp32,完成预训练的DeepLabv2网络模型,继续在胎儿超声图像上训练,进行微调,以适应胎儿超声丘脑切面图像的颅脑分割任务;Setp33,训练过程中,我们使用交叉熵代价函数作为损失函数,来衡量预测值与实际值之间的差异;Setp34,训练过程中,原始图像与标记图像成对的输入训

练,图像中的每个像素对损失函数交叉熵是等同权重;Setp35,使用随机梯度下降算法,优化DeepLabv2网络模型参数,来达到最优,整个训练过程,总计迭代  $2 \times 10^5$ 次,初始学习率为  $2.5 \times 10^{-4}$ ,每  $1 \times 10^4$  学习率下降  $5 \times 10^{-4}$ 倍。

[0030] 进一步地,所述Setp4中,具体操作方法为:按照多角度裁剪的方式,逆向将二值化的分割图像拼接还原成原图,与多角度裁剪的输入图像在原图上一一对应。

[0031] 进一步地,所述Setp5中,提取叠加融合图像的边界的具体操作为:对于Setp4得到的叠加融合后的图像先进行膨胀,然后用膨胀后的图像减去Setp4得到的叠加融合后的图像。

[0032] 本发明具有如下的优点和有益效果:

[0033] 本发明实现对胎儿超声丘脑切面头围精确测量,使用DeepLabV2卷积神经网络模型有效分割识别胎儿丘脑切面的颅脑区域,准确找出超声图像中呈强回声的颅骨的边缘,进而实现了胎儿头围的精确测量,适用于产前超声检查,对缓解医生工作压力、提高产前超声诊断工作效率具有积极作用,同时还能够缓解日益尖锐的医患矛盾和提高医疗资源的有效利用,具有较大的社会价值和实际使用价值。

### 附图说明

[0034] 此处所说明的附图用来提供对本发明实施例的进一步理解,构成本申请的一部分,并不构成对本发明实施例的限定。在附图中:

[0035] 图1为丘脑切面模式图;

[0036] 图2为现有技术中医生手动椭圆测量图;

[0037] 图3为多角度裁剪原图像;

[0038] 图4为多角度裁剪后图像;

[0039] 图5为本发明的头围测量方法流程图;

[0040] 图6为胎儿超声头围标注图对比图。

### 具体实施方式

[0041] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,下面结合实施例和附图,对本发明作进一步的详细说明,本发明的示意性实施方式及其说明仅用于解释本发明,并不作为对本发明的限定。

[0042] 实施例1

[0043] 本实施例提供了一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,操作步骤依次如下:

[0044] Setp1,输入原始胎儿超声丘脑切面超声扫查图像;所述一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法是在深度学习框架TensorFlow下,进行头围自动测量系统设计与测试;

[0045] Setp2,去除输入图像的敏感信息,所述敏感信息包括图像边缘的患者姓名、年龄等隐私信息;

[0046] Setp3,多角度裁剪去敏超声图像;如图3和图4所示,对一张长为W、宽为H的原图,从左上、右上、右下、左下四个角度以比例Q( $0 < Q < 1$ ,本发明 $Q=0.9$ )进行裁剪,再将裁剪得到

的图像,以321\*321的大小输入到模型中;

[0047] Setp4,输入给已训练好的DeepLabv2,得到多角度图像分割结果,对图像的目标区域和背景区域的混淆区域的边界进行分割;DeepLabv2相关技术可参见文献Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.

[0048] 该系统实验运行硬件环境为 32 核 2.9GHz Intel Xeon E5-2670 CPU、NVIDIA 1080TI GPU 和64GB 内存的计算机。为了避免出现过拟合问题,本发明使用的DeepLabv2模型并未采取高斯分布来初始化,而是直接使用迁移学习的方式,将在自然图像上学习到的各层参数迁移初始化,并在胎儿超声图像训练过程中进行微调,具体如下。

[0049] DeepLabv2模型训练过程:1.先使用ImageNet数据集对DeepLabv2网络模型进行预训练,完成初始化,达到迁移学习的目的;2.完成预训练的DeepLabv2网络模型,继续在胎儿超声图像上训练,进行微调,以适应胎儿超声丘脑切面图像的颅脑分割任务;3.训练过程中,使用交叉熵代价函数作为损失函数,来衡量预测值与实际值之间的差异;4.训练过程中,原始图像与标记图像成对的输入训练,图像中的每个像素对损失函数交叉熵是等同权重的;5.使用随机梯度下降算法(Stochastic gradient descent,SGD)优化DeepLabv2网络模型参数,来达到最优;6.整个训练过程,总计迭代  $2 \times 10^5$ 次,初始学习率为 $2.5 \times 10^{-4}$ ,每  $1 \times 10^4$  学习率下降  $5 \times 10^{-4}$ 倍。

[0050] Setp5,对多角度分割结果进行叠加融合;即按照多角度裁剪的方式,逆向将二值化的分割图像拼接还原成原图,与多角度裁剪的输入图像在原图上一一对应;对于重叠的部分,使用除法操作使得到的与原图对应的分割图各点像素值保持在0-255范围内。

[0051] Setp6,提取叠加融合图像的边界后完成测量;对于步骤5得到的叠加融合后的图A,先对A进行膨胀,然后用膨胀后的图像B减去原图像A即可;最后获取边界像素长度,完成测量。

[0052] 实施例2

[0053] 基于实施例1提供的一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法,进行结果评估:

[0054] 本发明使用的胎儿超声丘脑数据集,总计1261张,其中1145张为训练集,116张为测试集。

[0055] 1、定性评估

[0056] 图6为胎儿超声头围标注图。依次由左向右排列,第一列为临床常用的椭圆半自动标注(虚线),第二列为手动轮廓标注(实线),第三列为算法的自动标注结果(实线)。可以很明显的发现,我们的算法成功将胎儿颅脑识别分割出来,并准确找出超声图像中呈强回声的颅骨的边缘。与此同时,算法的分割结果比临床常用的椭圆标注更加准确,与手动标注基本一致,说明了本算法在此问题上的可行性。

[0057] 2、定量评估

[0058] 本发明使用基于区域的评价指标:重合率(Dice)、相似度(Jaccard),来评估分割结果;使用均值(d)、标准差(s)来评估测量结果。

[0059] 假设A为手动标记的目标区域,B为算法自动分割的目标区域。Dice与Jaccard计算公式如下:

$$[0060] \quad \text{Dice} = \frac{2 \times \text{Area}(A \cap B)}{\text{Area}(A) + \text{Area}(B)}$$

$$[0061] \quad \text{Jaccard} = \frac{\text{Area}(A \cap B)}{\text{Area}(A \cup B)}$$

[0062] 其中,Area(\*)表示面积计算符。评估结果如表1所示:

[0063] 表1 定量评估

[0064]	Dice	Jaccard	d (cm)	S (cm)
椭圆标注	—	—	+1.5621	0.2557
手动标注	0.9758	0.9530	-0.3517	0.2816

[0065] 由表1可知,本发明的结果与人工手动标注的重合率、相似度均超过0.95,测量的均值误差为-0.3517cm(-表示手动标注的测量结果小于本发明的测量结果),标准差为0.2816,表示本发明与人工手动标注具有较好的一致性;与此同时,临床常用的椭圆标注测量结果比本发明的测量结果普遍偏大,均值误差为+1.5621cm,与手动标注测量的均值误差达到+1.9128cm,说明了本发明精确测量头围的有效性。

[0066] 以上所述的具体实施方式,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,所应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施方式而已,并不用于限定本发明的保护范围,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

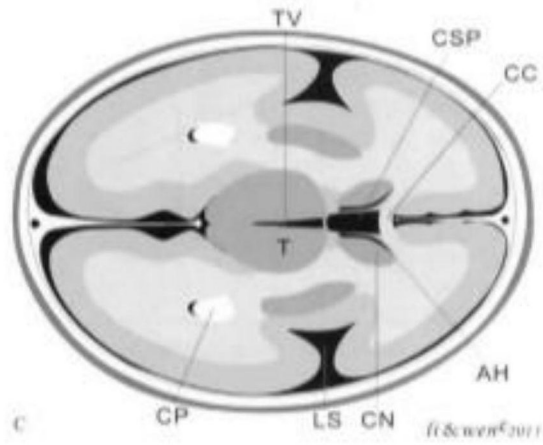


图1



图2

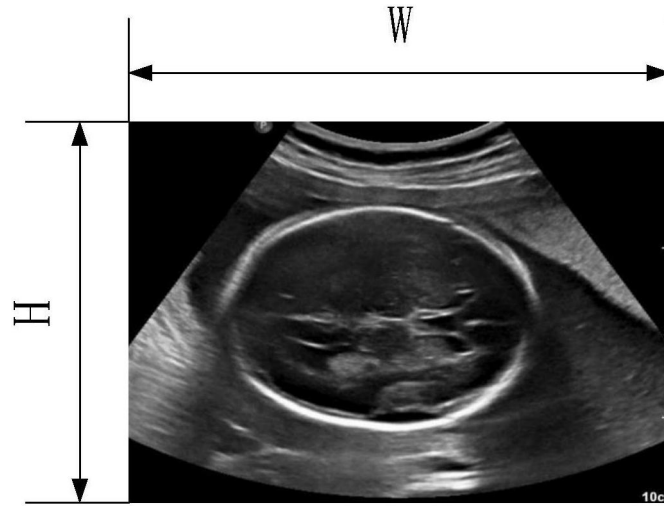


图3

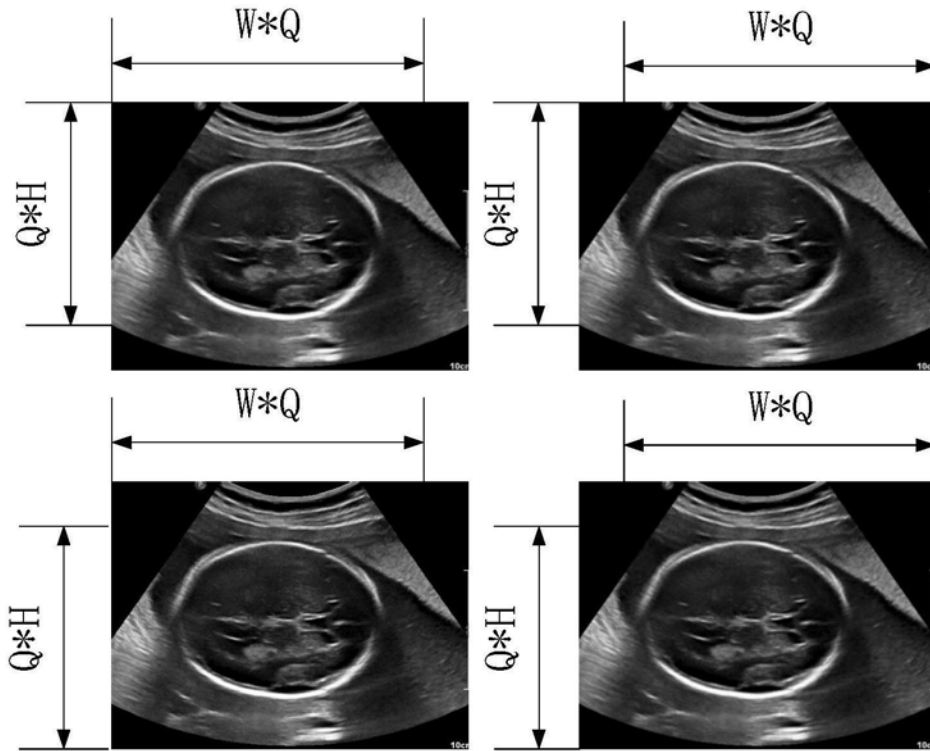


图4

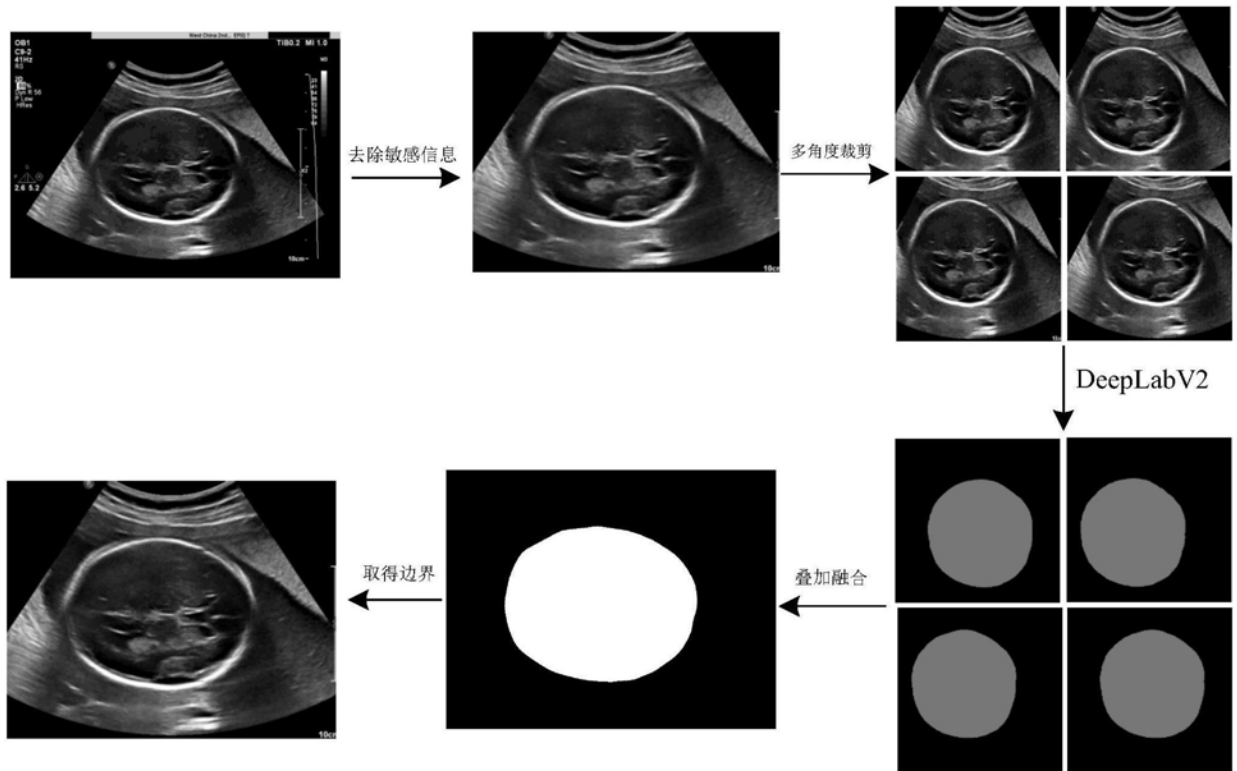


图5

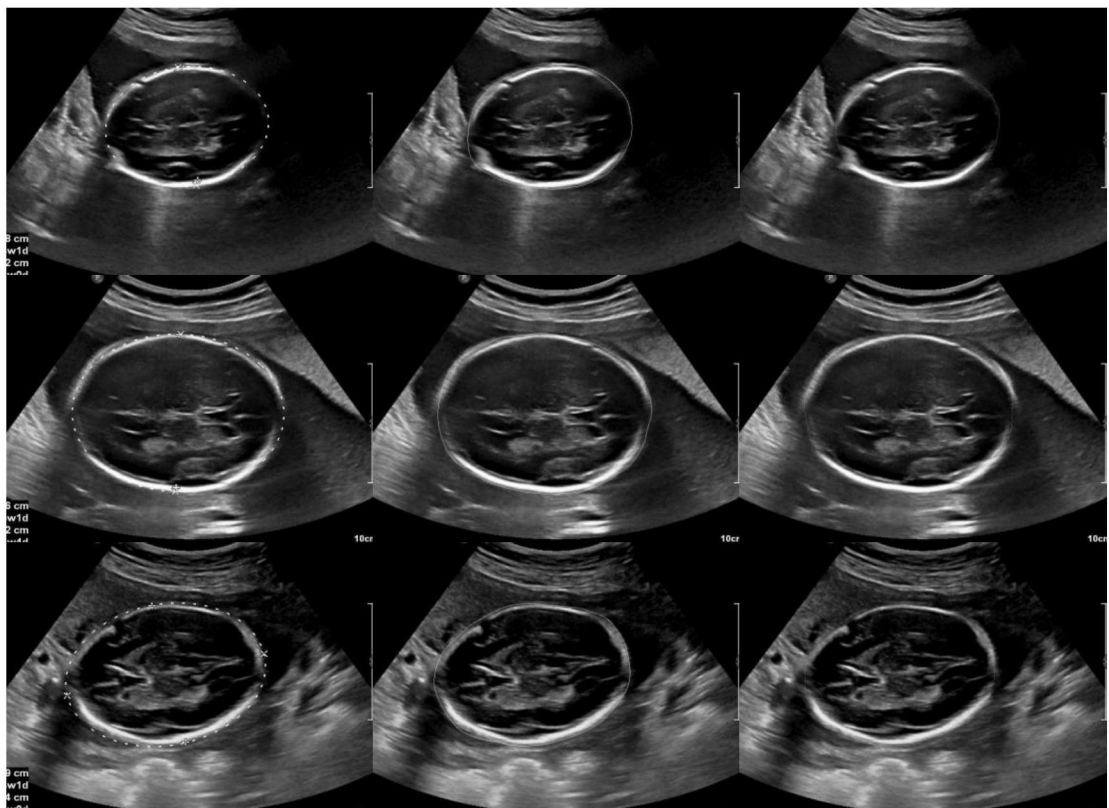


图6

专利名称(译)	一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110279433B</a>	公开(公告)日	2020-03-27
申请号	CN201910384672.X	申请日	2019-05-09
[标]申请(专利权)人(译)	四川大学华西第二医院		
申请(专利权)人(译)	四川大学华西第二医院		
当前申请(专利权)人(译)	四川大学华西第二医院		
[标]发明人	罗红		
发明人	罗红		
IPC分类号	A61B8/08		
CPC分类号	A61B8/0866 A61B8/5215		
优先权	201811108648.5 2018-09-21 CN		
其他公开文献	CN110279433A		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a>	<a href="#">SIPO</a>	

摘要(译)

本发明公开了一种基于卷积神经网络的胎儿头围自动精确测量方法，依次包括以下步骤：输入原始胎儿超声丘脑切面超声扫查图像；去除输入图像的敏感信息；多角度裁剪去敏超声图像；输入给已训练好的DeepLabv2，得到多角度图像分割结果；对多角度图像分割结果进行叠加融合；提取分割边界后完成测量。本发明实现对胎儿超声丘脑切面头围精确测量，使用DeepLabV2卷积神经网络模型有效分割识别胎儿丘脑切面的颅脑区域，准确找出超声图像中呈强回声的颅骨的边缘，进而实现了胎儿头围的精确测量，适用于产前超声检查，对缓解医生工作压力、提高产前超声诊断工作效率具有积极作用，同时还能够缓解日益尖锐的医患矛盾和提高医疗资源的有效利用，具有较大的社会价值和实际使用价值。

