



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110448335 A

(43)申请公布日 2019.11.15

(21)申请号 201910624322.6 *G06T 7/00*(2017.01)

(22)申请日 2019.07.11 *G06T 7/11*(2017.01)

(71)申请人 暨南大学 *G06T 7/12*(2017.01)

地址 510632 广东省广州市天河区黄埔大道西601号 *G06T 7/181*(2017.01)

*G06T 7/187*(2017.01)

(72)发明人 陆尧胜 袁超 周铭鸿 齐建国  
杨梓铎 黄晓聪

(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)  
*A61B 8/00*(2006.01)  
*G06N 3/04*(2006.01)  
*G06N 3/08*(2006.01)

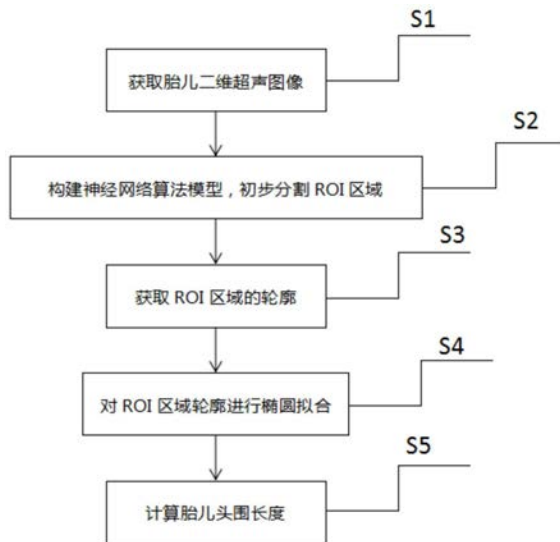
权利要求书2页 说明书6页 附图7页

(54)发明名称

一种基于超声图像的胎儿头围全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胎儿头围全自动测量方法和装置,方法包括步骤:S1、获取胎儿头部二维超声图像;S2、构建全卷积神经网络,根据全卷积神经网络对胎儿头部的二维超声图像进行语义分割,从中初步分割出ROI区域;S3、获取ROI区域的轮廓;S4、对上述胎儿头部的ROI区域的轮廓进行椭圆拟合;S5、根据椭圆计算胎儿头围长度。本发明基于深度学习和图像处理技术实现,可以快速准确的集合超声图像中的胎儿颅骨,根据像素之间与实际长度的对应关系可计算出胎儿的头围。



1. 一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,包括步骤:
  - S1、获取胎儿头部二维超声图像;
  - S2、分割出ROI区域;
  - S3、获取ROI区域的轮廓;
  - S4、对上述胎儿头部的ROI区域的轮廓进行椭圆拟合;
  - S5、计算胎儿头围长度。
2. 根据权利要求1所述的基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,所述的步骤S2如下:
  - S201、构建用于二维图像分割的强化监督全卷积神经网络模型;
  - S202、通过数据增强的方式将用于训练神经模型的二维超声图像及其对应的二值标记图像进行等数量的扩增;
  - S203、使用反向传播算法对网络进行迭代优化;
  - S204、使用经优化的网络模型对二维超声图像进行语义分割,初步得到胎儿头部的ROI区域。
3. 根据权利要求2所述的基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,所述的步骤S201中通过调整不同数量的网络输出层以计算出多误差,通过多误差函数加权求和并同时优化实现加强网络的监督,误差函数均采用Dice coefficient形式。
4. 根据权利要求2所述的基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,所述的步骤S201中全卷积神经网络模型卷积层中采用维度为三维及以上维度的卷积核;  
所述的步骤S201中全卷积神经网络模型加入dropout方法抑制过拟合现象,和batch normalization方法加快网络传播速度,并在网络的各阶段加入了残差连接。
5. 根据权利要求2所述的基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,所述的步骤S202中数据增强的方式包括以下任意一种或多种:
  - 图像几何变换方法;
  - 图像灰度增强方法;
  - 图像复原处理方法。
6. 根据权利要求2所述的基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,所述的步骤S203中所用反向传播算法为adam算法,通过调整多个误差函数的权重,实现整个网络的误差优化。
7. 根据权利要求1所述的基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,所述的步骤S3包括以下步骤:
  - S301、对步骤S2分割出的ROI区域进行筛选,首先将ROI区域进行连通域标记,记数量为M,分别计算M个连通域区域像素点面积,选取像素点面积最大的连通域保留,删除其他连通域并输出图像,记筛选出的图像为 $I_t$ ;
  - S302、选取图像 $I_t$ 中的目标区域,记图像为 $I_e$ ,将图像 $I_e$ 与未经处理的原始超声图像进行与运算,接着将运算后的结果图像以目标区域的中点为圆心进行极坐标变换,记图像为 $I_f$ ,然后对图像 $I_f$ 进行两次路径动态规划算法处理,获取胎儿颅骨最外层边界轮廓,记图像为 $I_z$ ,最后将图像 $I_z$ 进行图像的极坐标反变换,得到胎儿头部最终轮廓。
8. 根据权利要求7所述的基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,所述

的步骤S302中,图像It的目标区域的选取方法包括以下任意一种或多种:

- 选取图像It中连通区域的最大外截矩形区域;
- 选取图像It中连通区域轮廓的椭圆圆环区域。

9. 根据权利要求7所述的基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,其特征在于,所述的步骤S302中的路径动态规划算法,其方式包括以下任意一种或多种:

- 基于二维图像灰度的路径动态规划;
- 基于二维图像概率图的路径动态规划;
- 基于二维图像梯度的路径动态规划。

10. 一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量装置,其特征在于,包括:

- 图像采集模块,用于获取胎儿头部二维超声图像;
- 模型分割模块,用于构建全卷积神经网络,根据全卷积神经网络对胎儿头部的二维超声图像进行语义分割,从中初步分割出ROI区域;
- 轮廓提取模块,用于获取ROI区域的轮廓;
- 轮廓拟合模块,用于对轮廓提取模块提取的胎儿头部的ROI区域的轮廓进行椭圆拟合;
- 胎儿头围计算模块,用于根据椭圆计算胎儿头围长度。

## 一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法和装置

### 技术领域

[0001] 本发明涉及分娩监护和超声图像处理研究领域,特别涉及一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法和装置。

### 背景技术

[0002] B型超声诊断系统由于具有无创、价廉和安全等优点,越来越多的应用于医学诊断中,尤其是在产科检查中被广泛应用。医生利用B超可以检测胎儿发育过程中各项生长参数指标,以达到优生的目的。在产科检查的超声图像中,胎儿的头围显示清晰,易于测量,通过测量胎儿的头围可以估算胎儿的胎重或胎龄;因此,胎儿头围是衡量胎儿生长发育的重要参数。

[0003] 目前,临床医生主要是通过移动轨迹球的方式手动确定胎儿头围的长轴和短轴,得到胎儿头围的椭圆形状,再通过椭圆周长公式计算胎儿头围周长,从而得到胎儿头围的测量结果,并进一步估算胎儿的胎重和胎龄。由于在上述操作过程中,临床医生的操作手法和熟练程度会影响对目标对象的定位,其测量结果会存在误差;同时,由于临床医生需要不间断地重复上述操作,枯燥单调,浪费时间,严重使得肢体重复性损伤。

[0004] 自动测量胎儿头围是发展的方向,胎儿头围的椭圆定位与椭圆边缘分割是自动测量胎儿头围的关键步骤,现已成为胎儿头围自动测量的研究热点,国内外学者对此进行了深入的研究。Lu利用K-means算法和形态学运算得到颅骨段,然后利用迭代随机霍夫变换检测出椭圆形头部形状。该方法的主要问题是基于强度的k-means聚类方法不能有效地从含噪的超声图像中提取颅骨段,从而降低了霍夫变换对头部检测的鲁棒性。Stebbing和McManigle提出了随机森林边缘分类的边界碎片模型。然而,与颅骨结构强度相似的解剖结构的存​​在可能会降低该方法的鲁棒性。Ciurte等人提出将胎儿头部分割的任务定义为一个连续的最小切割问题。然而,这种方法需要用户辅助标记过程来初始化分割,因此使得测量过程非常繁琐。Foi等人建议采用多起点多尺度Nelder-Mead算法将成本函数最小化,将胎儿头部从超声图像中分割出来。成本函数是基于头骨像素的强度平均大于周围组织的假设。然而,由于周围存在高强度的组织,这种假设可能并不总是正确的。

[0005] 综上,现存的头围拟合算法具有鲁棒性差且耗时较长的缺点。实现对胎儿超声图像的快速、精确的测量是亟待解决的问题。

### 发明内容

[0006] 本发明的目的在于克服现有技术的缺点与不足,提供一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法和装置,其可克服现有技术中胎儿超声图像的测量方法时间长、精确度低、缺乏临床应用的缺陷,具有快速、准确的优点。

[0007] 本发明的目的通过以下的技术方案实现:一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法,包括步骤:

[0008] S1、获取胎儿头部二维超声图像;

- [0009] S2、分割出ROI区域；
- [0010] S3、获取ROI区域的轮廓；
- [0011] S4、对上述胎儿头部的ROI区域的轮廓进行椭圆拟合；
- [0012] S5、计算胎儿头围长度。
- [0013] 本发明方法基于深度学习方法和图像处理技术实现，可以快速准确的集合超声图像中的胎儿颅骨，根据像素之间与实际长度的对应关系可计算出胎儿的头围。
- [0014] 进一步地，所述的步骤S2如下：
- [0015] S201、构建用于二维图像分割的强化监督全卷积神经网络模型；
- [0016] S202、通过数据增强的方式将用于训练神经模型的二维超声图像及其对应的二值标记图像进行等数量的扩增；
- [0017] S203、使用反向传播算法对网络进行迭代优化；
- [0018] S204、使用经优化的网络模型对二维超声图像进行语义分割，初步得到胎儿头部的ROI区域。
- [0019] 更进一步地，所述的步骤S201中通过调整不同数量的网络输出层以计算出多误差，通过多误差函数加权求和并同时优化实现加强网络的监督，误差函数均采用Dice coefficient形式。
- [0020] 更进一步地，所述的步骤S201中全卷积神经网络模型卷积层中采用维度为三维及以上维度的卷积核。
- [0021] 更进一步地，所述的步骤S201中全卷积神经网络模型加入dropout方法抑制过拟合现象，和batch normalization方法加快网络传播速度，并在网络的各阶段加入了残差连接。
- [0022] 更进一步地，所述的步骤S202中数据增强的方式包括以下任意一种或多种：
- [0023] 采用图像几何变换方法，包括：旋转、缩放、平移；
- [0024] 采用图像灰度增强方法，包括：灰度拉伸、灰度压缩、灰度裁剪、灰度平移；
- [0025] 采用图像复原处理方法，包括：添加噪声、图像滤波等方式实现对图像数量的扩增。
- [0026] 更进一步地，所述的步骤S203中所用反向传播算法为adam算法，通过调整多个误差函数的权重，实现整个网络的误差优化。
- [0027] 进一步地，所述的步骤S3包括以下步骤：
- [0028] S301、对步骤S2分割出的ROI区域进行筛选，首先将ROI区域进行连通域标记，记数量为M，分别计算M个连通域区域像素点面积，选取像素点面积最大的连通域保留，删除其他连通域并输出图像，记筛选出的图像为 $I_t$ ；
- [0029] S302、选取图像 $I_t$ 中的目标区域，记图像为 $I_e$ ，将图像 $I_e$ 与未经处理的原始超声图像进行与运算，接着将运算后的结果图像以目标区域的中点为圆心进行极坐标变换，记图像为 $I_f$ ，然后对图像 $I_f$ 进行路径动态规划算法处理，获取胎儿颅骨最外层边界轮廓，记图像为 $I_z$ ，最后将图像 $I_z$ 进行图像的极坐标反变换，得到胎儿头部最终轮廓。
- [0030] 更进一步地，所述的步骤S302中的图像 $I_t$ 的目标区域的选取方法包括以下任意一种或多种：
- [0031] 选取图像 $I_t$ 中连通区域的最大外截矩形区域；

- [0032] 选取图像It中连通区域轮廓的椭圆圆环区域。
- [0033] 更进一步地,所述的步骤S302中的路径动态规划算法,其方式包括以下任意一种或多种:
- [0034] 基于二维图像灰度的路径动态规划;
- [0035] 基于二维图像概率图的路径动态规划;
- [0036] 基于二维图像梯度的路径动态规划。
- [0037] 一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量装置,包括:
- [0038] 图像采集模块,用于获取胎儿头部二维超声图像;
- [0039] 模型分割模块,用于构建全卷积神经网络,根据全卷积神经网络对胎儿头部的二维超声图像进行语义分割,从中初步分割出ROI区域;
- [0040] 轮廓提取模块,用于获取ROI区域的轮廓;
- [0041] 轮廓拟合模块,用于对轮廓提取模块提取的胎儿头部的ROI区域的轮廓进行椭圆拟合;
- [0042] 胎儿头围计算模块,用于根据椭圆计算胎儿头围长度。
- [0043] 本发明与现有技术相比,具有如下优点和有益效果:
- [0044] 本发明公开了一种胎儿二维超声图像的快速全自动测量方法,通过构建胎儿头围ROI区域的机器学习分割网络,对超声图像中的像素点进行分类,得到胎儿头围初步的ROI区域,然后应用二值图像的形态学处理方法滤除图像噪声,从而获取获得胎儿部准确的ROI区域,再对ROI图像基于二维图像的路径规划算法处理,得到胎儿头部的边缘特征,并对边缘特征进行椭圆拟合算法拟合,得到头围的椭圆,最终计算得到头围的长度。另外,本发明采用图像分割算法对胎儿头部感兴趣区域进行分割,同时动态规划算法进行ROI区域轮廓提取,提高了检测速度和准确率,也避免了繁琐的图像特征值提取工作。

#### 附图说明

- [0045] 图1为本发明实施例1所述胎儿头围全自动测量方法的流程图。
- [0046] 图2为实施例1的一种神经网络模型图。
- [0047] 图3(a)是采用本实施例1方法对目标区域提取结果示意图。
- [0048] 图3(b)是采用本实施例1方法对目标区域在极坐标展开下进行轮廓提取的结果示意图。
- [0049] 图3(c)是采用本实施例1方法对胎儿头部ROI区域提取轮廓的结果示意图。
- [0050] 图4是采用本实施例1方法对ROI区域轮廓拟合结果示意图。
- [0051] 图5是实施例2所述胎儿头围全自动测量方法的结构图。

#### 具体实施方式

[0052] 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,显然,所描述的实施例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。

[0053] 实施例1

[0054] 本实施例公开了一种基于二维超声图像胎儿头围的快速全自动测量方法,如图1所示,主要包括以下步骤:

[0055] S1、采集胎儿超声二维图像,记为原始图像。在接收外部启动信号之后,超声诊断系统开始工作,生成并显示待测胎儿的超声图像,并将胎儿的头围置于图像的中间位置。共采集500幅超声图像,每幅图像的大小为768\*512。

[0056] S2、构建基于如图2所示的全卷积神经网络,根据全卷积神经网络对胎儿头部超声数据中的超声图像进行语义分割,从中初步分割出ROI区域。

[0057] 在本实施例中,所述的步骤S2包括以下步骤:

[0058] S201、构建用于二维图像分割的强化监督全卷积神经网络模型,模型网络结构如图2所示。

[0059] 算法网络加入dropout方法抑制过拟合现象,和batch normalization方法加快网络传播速度,并在网络的各阶段加入了残差连接。

[0060] 算法网络中采用强化监督机制优化算法模型,即有多个预测输出和多个误差,多个误差函数通过加权求和的形式得到造整个网络的误差函数:

$$[0061] \quad l = D_0 + \alpha * (D_1 + D_2 + D_3 + D_4)$$

[0062] 其中 $D_0$ 为主网络误差函数, $D_1$ - $D_4$ 位分支网络误差函数, $\alpha$ 为分支网络误差函数的权重

[0063]  $D_1$ - $D_4$ 的函数构造采用Dice coefficient形式:

$$[0064] \quad D = \frac{2 \sum_j \sum_i p_{ij} g_{ij} + \varepsilon}{\sum_j \sum_i p_{ij}^2 + \sum_j \sum_i g_{ij}^2 + \varepsilon}$$

[0065] 其中 $p_{ij}$ 为预测图像的前景像素点的值, $g_{ij}$ 为标记图像的前景像素的值, $M$ 和 $N$ 为图像的尺寸, $\varepsilon$ 为防止损失函数分母为0时导致错误而加的一个很小的常数。

[0066] S202、通过数据增强的方式将用于训练神经模型的二维超声图像及其对应的二值标记图像进行等数量的扩增,其方法包括以下任意一种或多种:

[0067] 二维图像几何变换方法,包括:旋转、缩放、平移;

[0068] 二维图像灰度增强方法,包括:灰度拉伸、灰度压缩、灰度裁剪、灰度平移;

[0069] 二维图像复原处理方法,包括:添加噪声、图像滤波等方式实现对图像数量的扩增。

[0070] S203、使用DCNN正向传播算法和反向传播算法进行迭代优化对算法网络进行迭代优化。

[0071] 求解最优模型的方法采用adam优化算法,求解目的函数为:

$$[0072] \quad \min(-l)$$

[0073] 其中 $l$ 为整网络的误差函数。

[0074] S203、使用经优化的算法模型对超声图像分割初步的得到胎儿头部的ROI区域。

[0075] S3、获取ROI区域的轮廓。

[0076] 包括以下步骤:

[0077] S301、使用图像处理技术对图像分割的所提取的ROI区域进行筛选,首先将ROI区

域进行连通域标记,记数量为M,分别计算M个连通域区域像素点面积选取像素点面积最大的连通域保留,删除其他连通域并输出图像,记筛选出的图像为It。

[0078] S302、选取图像It中的目标区域,记图像为Ie,将图像Ie与未经处理的原始超声图像进行与运算,结果如图3(a)所示,接着将运算后的结果图像以目标区域的中点为圆心进行极坐标变换,记图像为If,然后对图像If进行路径动态规划算法处理,获取胎儿颅骨最外层边界轮廓,记图像为Iz,结果如图3(b)所示,最后将图像Iz进行图像的极坐标反变换,得到胎儿头部最终轮廓,得到图像如图3(c)所示。

[0079] S4、对上述胎儿头部的ROI区域的边界进行椭圆拟合。

[0080] 可使用基于最小二乘法的快速椭圆拟合算法,假设椭圆的方程为:

$$[0081] \quad F(x, y) = Ax^2 + Bxy + Cy^2 + Dx + Ey + 1 = 0$$

[0082] 其中A, B, C, D, E为椭圆的参数, (x, y) 是椭圆曲线上的坐标, 令  $a = [A, B, C, D, E, 1]$   $T, x = [x^2, x*y, y^2, x, y, 1]$ , 对于一个给定的点集  $(x_i, y_i)$ , 其中,  $i = 1 \cdots N$ , 对该点集进行椭圆拟合可以通过最小化点到椭圆的代数距离的平方和来实现:

$$[0083] \quad \min_a \sum_{i=1}^N F(x_i, y_i)^2 = \min_a \sum_{i=1}^N (F_a(x_i))^2 = \min_a \sum_{i=1}^N (x_i * a)^2$$

[0084] 根据极值原理,使F(x, y)最小的条件为:

$$[0085] \quad \frac{\partial F}{\partial A} = \frac{\partial F}{\partial B} = \frac{\partial F}{\partial C} = \frac{\partial F}{\partial D} = \frac{\partial F}{\partial E} = 0$$

[0086] 由此可以得到正规方程组:

$$[0087] \quad \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i y_i^3 & \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i & \sum_{i=1}^N x_i y_i^3 & \sum_{i=1}^N x_i y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i y_i^3 & \sum_{i=1}^N y_i^4 & \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 & \sum_{i=1}^N y_i^3 & \sum_{i=1}^N y_i^2 \\ \sum_{i=1}^N x_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i y_i & \sum_{i=1}^N x_i \\ \sum_{i=1}^N x_i y_i^2 & \sum_{i=1}^N y_i^3 & \sum_{i=1}^N x_i y_i & \sum_{i=1}^N y_i^3 & \sum_{i=1}^N y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i y_i & \sum_{i=1}^N y_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i & \sum_{i=1}^N y_i & N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \\ D \\ E \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N x_i y_i^3 \\ \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i^2 \\ \sum_{i=1}^N x_i^3 \\ \sum_{i=1}^N x_i^2 y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i^2 \end{bmatrix}$$

[0088] 该线性方程组可以得到方程系数A, B, C, D, E的值,椭圆的长短轴a与b和旋转角度 $\theta$ 可以通过下列的式子来计算:

$$[0089] \quad a^2 = \frac{2(Ax_0 + Cy_0^2 + Bx_0 y_0 - 1)}{A + C - \sqrt{(A - C)^2 + B^2}}$$

$$[0090] \quad b^2 = \frac{2(Ax_0 + Cy_0^2 + Bx_0 y_0 - 1)}{A + C + \sqrt{(A - C)^2 + B^2}}$$

$$[0091] \quad \theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{B}{A - C} \right)$$

[0092] 椭圆拟合结果如图4所示。

[0093] S5、基于上述步骤得到的胎儿头部的椭圆方程,依据医学原理,将椭圆的周长乘以超声图像中每个像素对应的物理长度,即可得到胎儿头围大小。

[0094] 实施例2

[0095] 本实施例除下述特征外其他结构同实施例1:

[0096] 一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量装置,包括步骤:

[0097] 图像采集模块,用于获取胎儿头部二维超声图像;

[0098] 模型分割模块,用于构建全卷积神经网络,根据全卷积神经网络对胎儿头部的二维超声图像进行语义分割,从中初步分割出ROI区域;

[0099] 轮廓提取模块,用于获取ROI区域的轮廓;

[0100] 轮廓拟合模块,用于对轮廓提取模块提取的胎儿头部的ROI区域的轮廓进行椭圆拟合;

[0101] 胎儿头围计算模块,用于根据椭圆计算胎儿头围长度。

[0102] 参见实施例1的内容,该装置中的各个模块均采用对应的方法实现对应的功能。这里不再重复。

[0103] 上述实施例为本发明较佳的实施方式,但本发明的实施方式并不受上述实施例的限制,其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化,均应为等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。

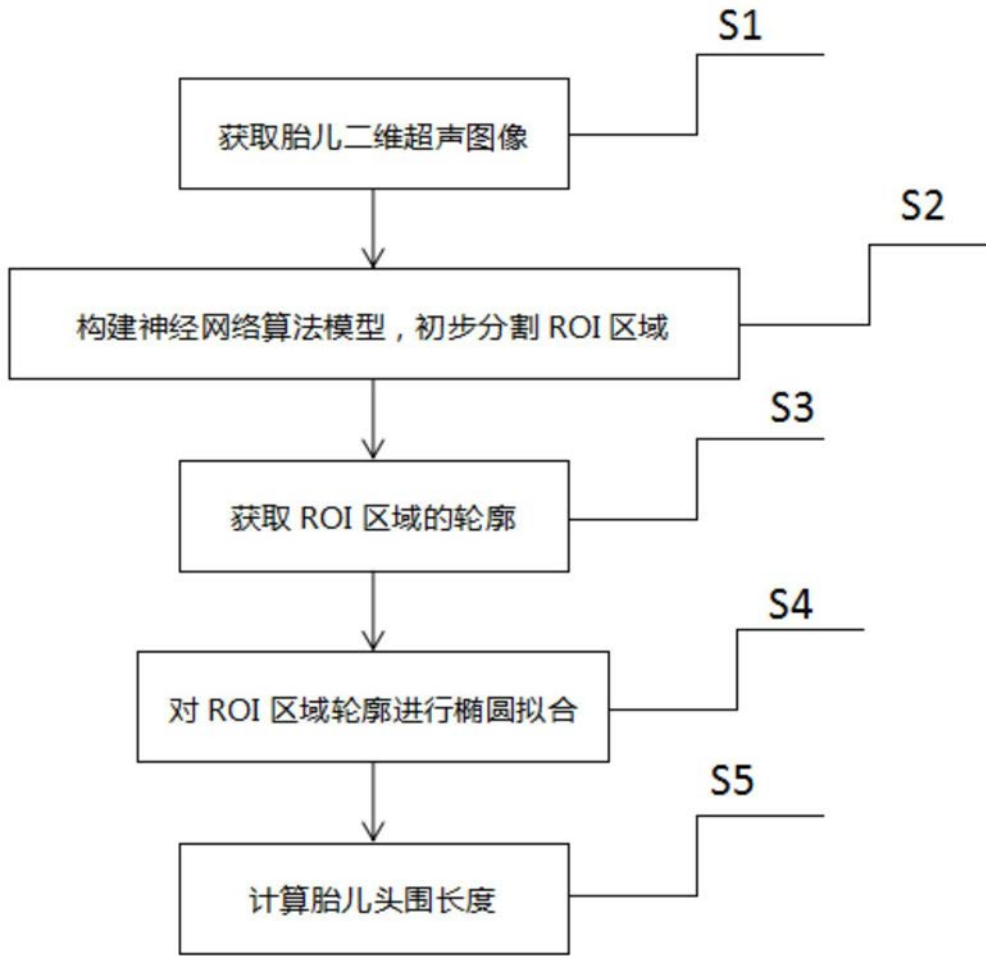


图1

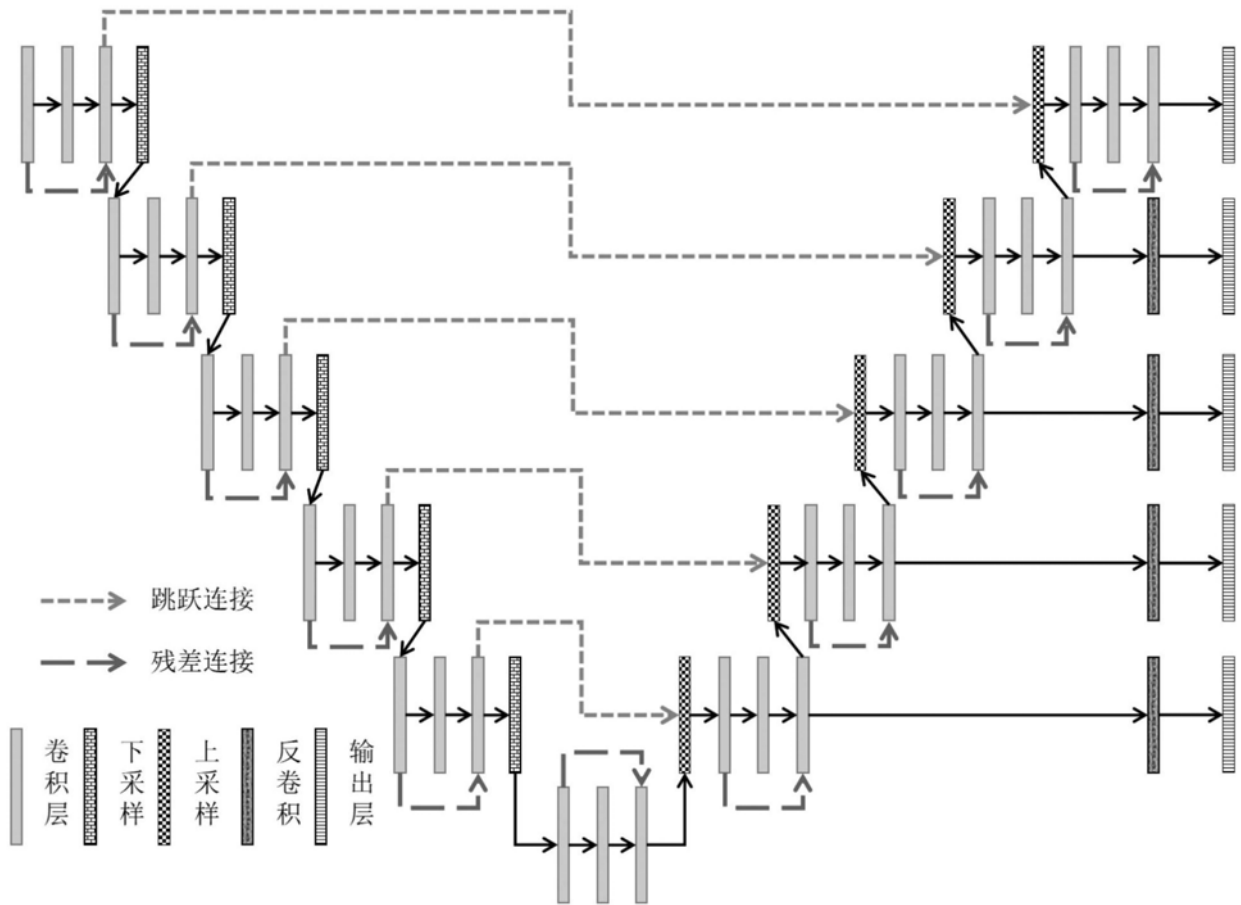


图2

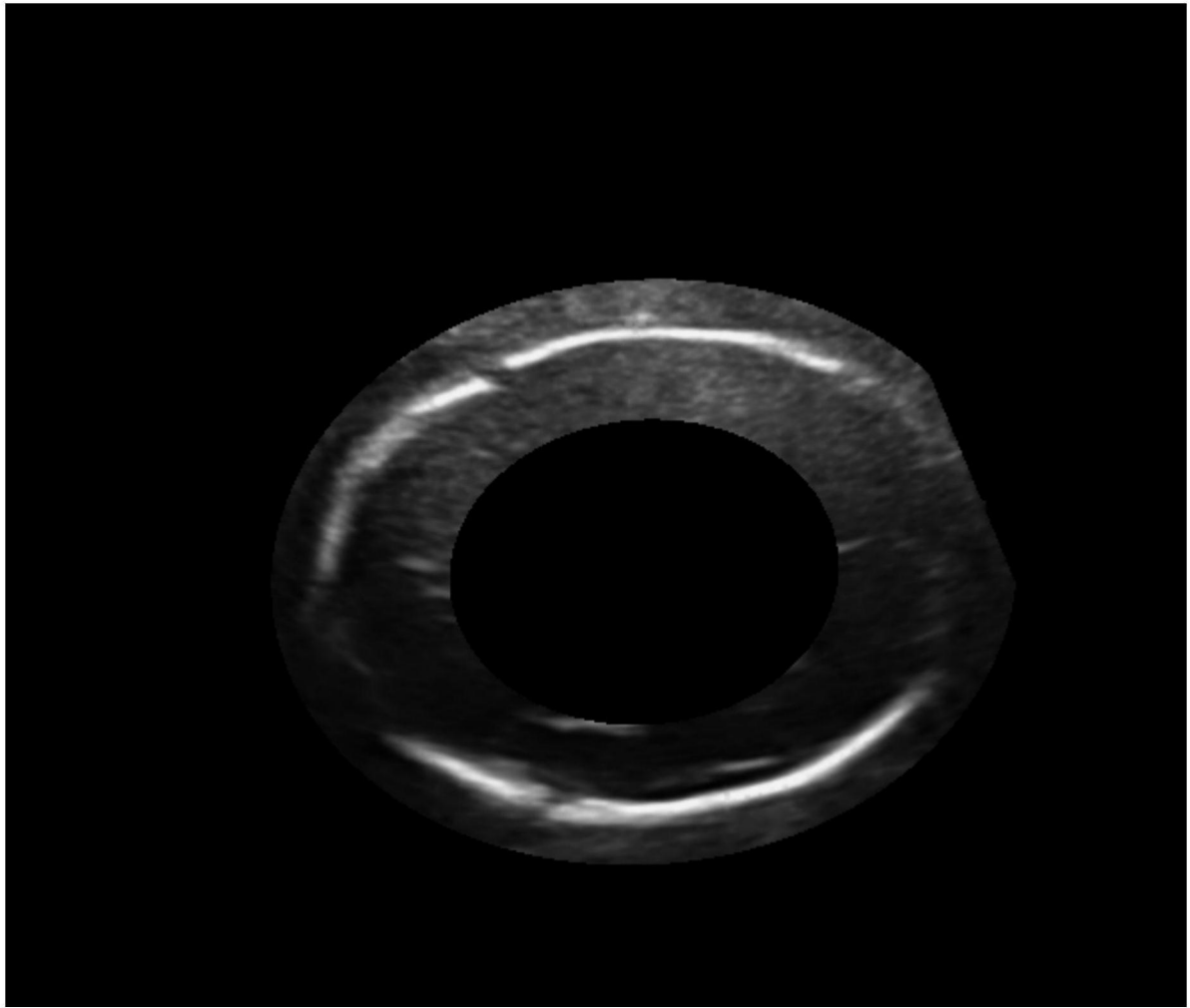


图3(a)

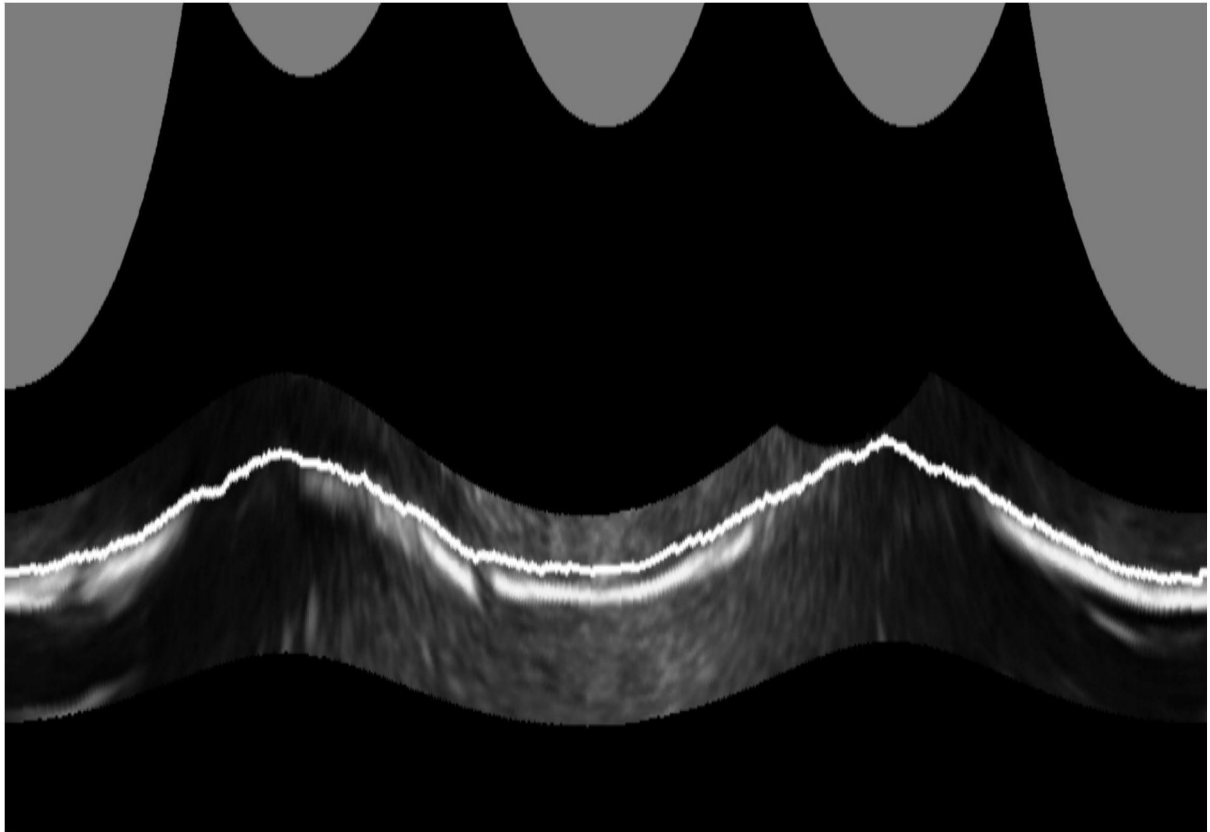


图3 (b)



图3(c)



图4

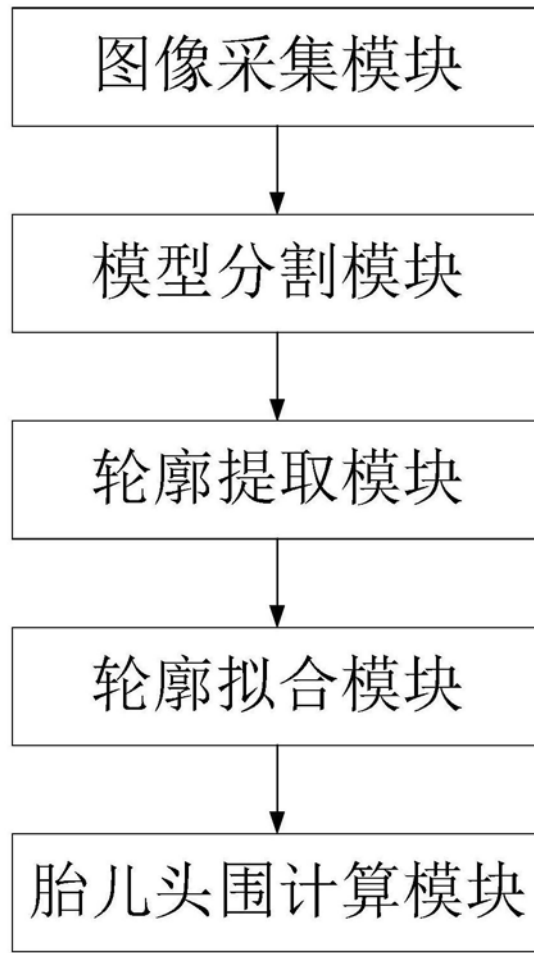


图5

专利名称(译)	一种基于超声图像的胎儿头围全自动测量方法和装置		
公开(公告)号	<a href="#">CN110448335A</a>	公开(公告)日	2019-11-15
申请号	CN201910624322.6	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 袁超 周铭鸿 齐建国 黄晓聪		
发明人	陆尧胜 袁超 周铭鸿 齐建国 杨梓铎 黄晓聪		
IPC分类号	A61B8/08 A61B8/00 G06N3/04 G06N3/08 G06T7/00 G06T7/11 G06T7/12 G06T7/181 G06T7/187		
CPC分类号	A61B8/0808 A61B8/0866 A61B8/5223 G06N3/0454 G06N3/084 G06T7/0012 G06T7/11 G06T7/12 G06T7/181 G06T7/187 G06T2207/10132 G06T2207/20104 G06T2207/30044		
代理人(译)	刘巧霞		
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超声图像的胎儿头围全自动测量方法和装置，方法包括步骤：S1、获取胎儿头部二维超声图像；S2、构建全卷积神经网络，根据全卷积神经网络对胎儿头部的二维超声图像进行语义分割，从中初步分割出ROI区域；S3、获取ROI区域的轮廓；S4、对上述胎儿头部的ROI区域的轮廓进行椭圆拟合；S5、根据椭圆计算胎儿头围长度。本发明基于深度学习方法和图像处理技术实现，可以快速准确的集合超声图像中的胎儿颅骨，根据像素之间与实际长度的对应关系可计算出胎儿的头围。

