



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109215040 A

(43)申请公布日 2019.01.15

(21)申请号 201811398921.2

(22)申请日 2018.11.22

(71)申请人 济南浪潮高新科技投资发展有限公司

地址 250100 山东省济南市高新区孙村镇科航路2877号研发楼一楼

(72)发明人 裘肖明 于治楼

(74)专利代理机构 济南信达专利事务所有限公司 37100

代理人 冯春连

(51)Int.Cl.

G06T 7/11(2017.01)

A61B 8/08(2006.01)

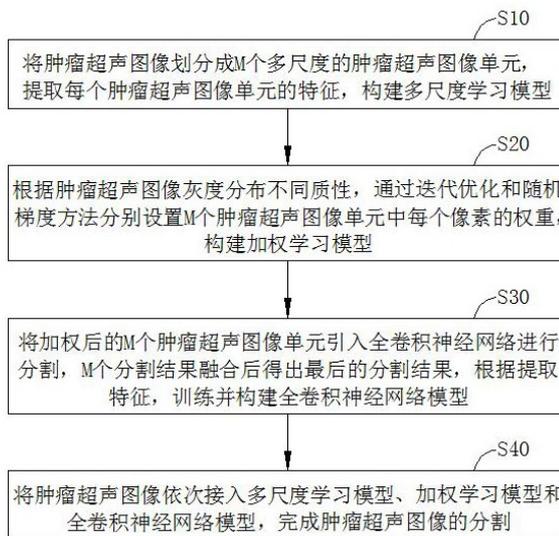
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法

(57)摘要

本发明公开一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,涉及图像分割技术领域,本分割方法首先需要收集肿瘤超声图像,将肿瘤超声图像划分成M个多尺度的肿瘤超声图像单元,提取每个单元的特征,构建多尺度学习模型,随后,根据肿瘤超声图像灰度分布不同质性,设定图像中每个像素的权重,构建加权学习模型,最后,将加权后的M个肿瘤超声图像单元引入全卷积神经网络进行分割,M个分割结果融合后得出最后的分割结果,根据提取特征,训练并构建全卷积神经网络模型,初步工作完成后,即可将待测试的肿瘤超声图像依次输入多尺度学习模型、加权学习模型、全卷积神经网络模型,完成肿瘤图像的自动分割,具有分割准确率高的优点。



1. 一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,其特征在於,该方法包括如下步骤:

1) 收集肿瘤超声图像,将每张肿瘤超声图像划分成M个多尺度的肿瘤超声图像单元,提取每个肿瘤超声图像单元的特征,构建多尺度学习模型;

2) 根据肿瘤超声图像灰度分布不同质性,通过迭代优化和随机梯度方法分别设置M个肿瘤超声图像单元中每个像素的权重,构建加权学习模型;

3) 将加权后的M个肿瘤超声图像单元引入全卷积神经网络进行分割,M个分割结果融合后得出最后的分割结果,根据提取特征,训练并构建全卷积神经网络模型;

4) 将肿瘤超声图像依次接入多尺度学习模型、加权学习模型和全卷积神经网络模型,完成肿瘤超声图像的分割。

2. 根据权利要求1所述的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,其特征在於,将肿瘤超声图像多尺度划分成M个肿瘤超声图像单元时,每个肿瘤超声图像单元的面积 $S = n * n$, n 为任一自然数,M个肿瘤超声图像单元的面积之和等于肿瘤超声图像的面积。

3. 根据权利要求2所述的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,其特征在於,设定肿瘤超声图像包含1和0两个值,将要选择某个肿瘤超声图像单元时,该肿瘤超声图像单元为1,其余肿瘤超声图像单元为0,通过卷积运算即可将肿瘤超声图像划分成不同区域,并提取非0特征。

4. 根据权利要求1或2或3所述的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,其特征在於,所述多尺度学习模型对同一张肿瘤超声图像进行至少两次不同尺度的划分,每次划分的所有肿瘤超声图像单元分别经过加权学习模型和全卷积神经网络模型,得到分割结果,对比至少两次不同尺度划分后图像的分割结果,若分割结果出现的偏差可以肉眼忽略,则分割结果合格,若分割结果出现的偏差不可忽略,则再进行至少两次不同尺度的划分,直至多个分割结果出现的偏差均可忽略。

5. 根据权利要求1所述的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,其特征在於,按照公式(1)初始化每个像素的权重:

$$u_0(x) = \begin{cases} \frac{q}{N} & x \in \Omega_C \\ \frac{p}{N} & x \in \Omega_B \end{cases} \quad (1)$$

在上式中,变量 x 表示图像中的一个像素,变量 q 表示容易分对的像素的个数,变量 p 表示易分割错误的像素个数, Ω_C 表示易被分错像素的集合, Ω_B 表示较易分对像素的集合。

6. 根据权利要求5所述的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,其特征在於,按照公式(2)对权重进行迭代优化:

$$u_n(x) = \begin{cases} u_{n-1} \times \text{acc} & x \in \Omega_{err} \\ u_{n-1} \times (1 - \text{acc}) & x \in \Omega_{acc} \end{cases} \quad (2)$$

在上式中,变量 u_{n-1} 表示上一次迭代样本 x 的权重, acc 表示被上次迭代中像素分割的正确率, Ω_{err} 表示上次迭代中易被分错的像素集合, Ω_{acc} 表示上次迭代中被分割正确的像素集合。

7. 根据权利要求6所述的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,其特征在於,利用随机梯度方法对权重进行优化,优化公式(4)如下:

$$\text{Min } u_i (y_i - w^T x_i)^2 + \|w\|_2 \quad (3)$$

在上式中, y_i 是第 i 个样本的标记, x_i 是第 i 个样本的特征, 通过求解参数 w , 完成训练过程, 并最终构建加权学习模型。

8. 根据权利要求1所述的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法, 其特征在于, 所述肿瘤超声图像从肿瘤的大小来说包括大肿瘤超声图像和小肿瘤超声图像, 所述肿瘤超声图像从图像的灰度分布来说包括灰度值分布均一的肿瘤超声图像和灰度分布不同质性较为严重的肿瘤超声图像。

一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像分割技术领域,具体的说是一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法。

背景技术

[0002] 对于女性来说,乳腺癌已成为女性的头号杀手,乳腺癌是发病率和致死率较高的疾病之一,其发病数以年均3%-5%的速度显著上升,且有日益严峻的趋势。研究表明,如果能早期及时检查,癌症是可以治愈的,且治愈率高达92%以上。可见,乳腺肿瘤的早期检测对治愈病人有着至关重要的作用,且早发现早治疗是提高治疗效率的关键。

[0003] 医学影像已成为临床上辅助疾病诊断的主要方式。相比较钼靶、核磁共振等其他影像,超声具有辐射少、价格便宜、对致密性组织检测敏感等优点。因此,超声图像已成为辅助乳腺癌早期诊断的主要工具之一。由于影像医生的经验不同,使得人工对乳腺超声图像进行诊断具有一定的主观性。而利用计算机辅助诊断技术能够对乳腺超声图像进行自动分析,从而可以为临床医生提供一个客观的诊断结果。

[0004] 在基于超声图像的乳腺癌分析中,肿瘤分割是重要的一环,肿瘤的形态各异,大小不同,另外,超声图像由于斑噪声较多,使得灰度不同质性较为严重。因此,如何对乳腺超声图像进行准确分割,具有重要的研究意义和应用价值。

发明内容

[0005] 本发明针对目前技术发展的需求和不足之处,提供一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法。

[0006] 本发明的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,解决上述技术问题采用的技术方案如下:

[0007] 一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,该方法包括如下步骤:

[0008] 1) 收集肿瘤超声图像,将每张肿瘤超声图像划分成M个多尺度的肿瘤超声图像单元,提取每个肿瘤超声图像单元的特征,构建多尺度学习模型;

[0009] 2) 根据肿瘤超声图像灰度分布不同质性,通过迭代优化和随机梯度方法分别设置M个肿瘤超声图像单元中每个像素的权重,构建加权学习模型;

[0010] 3) 将加权后的M个肿瘤超声图像单元引入全卷积神经网络进行分割,M个分割结果融合后得出最后的分割结果,根据提取特征,训练并构建全卷积神经网络模型;

[0011] 4) 将肿瘤超声图像依次接入多尺度学习模型、加权学习模型和全卷积神经网络模型,完成肿瘤超声图像的分割。

[0012] 可选的,将肿瘤超声图像多尺度划分成M个肿瘤超声图像单元时,每个肿瘤超声图像单元的面积 $S=n*n$,n为任一自然数,M个肿瘤超声图像单元的面积之和等于肿瘤超声图像的面积。

[0013] 可选的,设定肿瘤超声图像包含1和0两个值,将要选择某个肿瘤超声图像单元时,

该肿瘤超声图像单元为1,其余肿瘤超声图像单元为0,通过卷积运算即可将肿瘤超声图像划分成不同区域,并提取非0特征。

[0014] 可选的,多尺度学习模型对同一张肿瘤超声图像进行至少两次不同尺度的划分,每次划分的所有肿瘤超声图像单元分别经过加权学习模型和全卷积神经网络模型,得到分割结果,对比至少两次不同尺度划分后图像的分割结果,若分割结果出现的偏差可以肉眼忽略,则分割结果合格,若分割结果出现的偏差不可忽略,则再进行至少两次不同尺度的划分,直至多个分割结果出现的偏差均可忽略。

[0015] 可选的,按照公式(1)初始化每个像素的权重:

$$[0016] \quad u_0(x) = \begin{cases} \frac{q}{N} & x \in \Omega_C \\ \frac{p}{N} & x \in \Omega_B \end{cases} \quad (1)$$

[0017] 在上式中,变量x表示图像中的一个像素,变量q表示容易分对的像素的个数,变量p表示易分割错误的像素个数, Ω_C 表示易被分错像素的集合, Ω_B 表示较易分对像素的集合。由于易被分错像素的数目要小于易被分对的像素数,所以由上式可以看出,在训练过程中,易被分错的像素权重要大于容易分割像素的权重。

[0018] 可选的,按照公式(2)对权重进行迭代优化:

$$[0019] \quad u_n(x) = \begin{cases} u_{n-1} \times \text{acc} & x \in \Omega_{err} \\ u_{n-1} \times (1 - \text{acc}) & x \in \Omega_{acc} \end{cases} \quad (2)$$

[0020] 在上式中,变量 u_{n-1} 表示上一次迭代样本x的权重,acc表示被上次迭代中像素分割的正确率, Ω_{err} 表示上次迭代中易被分错的像素集合, Ω_{acc} 表示上次迭代中被分割正确的像素集合。由于训练时分割精度一般是大于50%的,所以被分错的样本的权重要大于分对样本的权重。

[0021] 可选的,利用随机梯度方法对权重进行优化,优化公式(4)如下:

$$[0022] \quad \text{Min } u_i (y_i - w^T x_i)^2 + \|w\|_2 \quad (3)$$

[0023] 在上式中, y_i 是第i个样本的标记, x_i 是第i个样本的特征,通过求解参数w,完成训练过程,并最终构建加权学习模型。

[0024] 可选的,肿瘤超声图像从肿瘤的大小来说包括大肿瘤超声图像和小肿瘤超声图像,肿瘤超声图像从图像的灰度分布来说包括灰度值分布均一的肿瘤超声图像和灰度分布不同质性较为严重的肿瘤超声图像。

[0025] 本发明的一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,与现有技术相比具有的有益效果是:

[0026] 本发明的分割方法用于对肿瘤超声图像进行分割,肿瘤超声图像不限于大肿瘤超声图像和小肿瘤超声图像,以及灰度值分布均一的肿瘤超声图像和灰度分布不同质性较为严重的肿瘤超声图像;本发明的分割方法首先需要收集大量的肿瘤超声图像,将肿瘤超声图像划分成M个多尺度的肿瘤超声图像单元,提取每个肿瘤超声图像单元的特征,从而构建多尺度学习模型,随后,根据肿瘤超声图像灰度分布不同质性,设定肿瘤超声图像单元中每个像素的权重,构建加权学习模型,最后,将加权后的M个肿瘤超声图像单元引入全卷积神经网络进行分割,M个分割结果融合后得出最后的分割结果,根据提取特征,训练并构建全卷积神经网络模型,初步工作完成后,即可将待测试的肿瘤超声图像依次输入多尺度学习

模型、加权学习模型、全卷积神经网络模型,完成肿瘤图像的自动分割,本分割方法适用于乳腺肿瘤超声图像,尤其适用于灰度不同质性影响的肿瘤超声图像,具有分割准确率高优点。

附图说明

[0027] 附图1是本发明实施例一的流程框图。

具体实施方式

[0028] 为使本发明的技术方案、解决的技术问题和技术效果更加清楚明白,以下结合具体实施例,对本发明的技术方案进行清查、完整的描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明的一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明的实施例,本领域技术人员在没有做出创造性劳动的前提下获得的所有实施例,都在本发明的保护范围之内。

[0029] 实施例一:

[0030] 参考附图1,本实施例提出一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,该方法包括如下步骤:

[0031] S10:收集肿瘤超声图像,将每张肿瘤超声图像划分成M个多尺度的肿瘤超声图像单元,提取每个肿瘤超声图像单元的特征,构建多尺度学习模型;

[0032] S20:根据肿瘤超声图像灰度分布不同质性,通过迭代优化和随机梯度方法分别设置M个肿瘤超声图像单元中每个像素的权重,构建加权学习模型;

[0033] S30:将加权后的M个肿瘤超声图像单元引入全卷积神经网络进行分割,M个分割结果融合后得出最后的分割结果,根据提取特征,训练并构建全卷积神经网络模型;

[0034] S40:将肿瘤超声图像依次接入多尺度学习模型、加权学习模型和全卷积神经网络模型,完成肿瘤超声图像的分割。

[0035] 实施例二:

[0036] 参考附图1,本实施例提出一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法,该方法包括如下步骤:

[0037] S10:收集肿瘤超声图像,将每张肿瘤超声图像划分成M个多尺度的肿瘤超声图像单元,提取每个肿瘤超声图像单元的特征,构建多尺度学习模型;

[0038] S20:根据肿瘤超声图像灰度分布不同质性,通过迭代优化和随机梯度方法分别设置M个肿瘤超声图像单元中每个像素的权重,构建加权学习模型;

[0039] S30:将加权后的M个肿瘤超声图像单元引入全卷积神经网络进行分割,M个分割结果融合后得出最后的分割结果,根据提取特征,训练并构建全卷积神经网络模型;

[0040] S40:将肿瘤超声图像依次接入多尺度学习模型、加权学习模型和全卷积神经网络模型,完成肿瘤超声图像的分割。

[0041] 在步骤S10中,将肿瘤超声图像多尺度划分成M个肿瘤超声图像单元时,每个肿瘤超声图像单元的面积 $S=n*n$, n 为任一自然数,M个肿瘤超声图像单元的面积之和等于肿瘤超声图像的面积。

[0042] 在步骤S10中,设定肿瘤超声图像包含1和0两个值,将要选择某个肿瘤超声图像单元时,该肿瘤超声图像单元为1,其余肿瘤超声图像单元为0,通过卷积运算即可将肿瘤超声

图像划分成不同区域,并提取非0特征。

[0043] 在本实施例中,多尺度学习模型对同一张肿瘤超声图像进行至少两次不同尺度的划分,每次划分的所有肿瘤超声图像单元分别经过加权学习模型和全卷积神经网络模型,得到分割结果,对比至少两次不同尺度划分后图像的分割结果,若分割结果出现的偏差可以肉眼忽略,则分割结果合格,若分割结果出现的偏差不可忽略,则再进行至少两次不同尺度的划分,直至多个分割结果出现的偏差均可忽略。

[0044] 在步骤S20中,按照公式(1)初始化每个像素的权重:

$$[0045] \quad u_0(x) = \begin{cases} \frac{q}{N} & x \in \Omega_C \\ \frac{p}{N} & x \in \Omega_B \end{cases} \quad (1)$$

[0046] 在上式中,变量x表示图像中的一个像素,变量q表示容易分对的像素的个数,变量p表示易分割错误的像素个数, Ω_C 表示易被分错像素的集合, Ω_B 表示较易分对像素的集合。由于易被分错像素的数目要小于易被分对的像素数,所以由上式可以看出,在训练过程中,易被分错的像素权重要大于容易分割像素的权重。

[0047] 在步骤S20中,按照公式(2)对权重进行迭代优化:

$$[0048] \quad u_n(x) = \begin{cases} u_{n-1} \times \text{acc} & x \in \Omega_{err} \\ u_{n-1} \times (1 - \text{acc}) & x \in \Omega_{acc} \end{cases} \quad (2)$$

[0049] 在上式中,变量 u_{n-1} 表示上一次迭代样本x的权重,acc表示被上次迭代中像素分割的正确率, Ω_{err} 表示上次迭代中易被分错的像素集合, Ω_{acc} 表示上次迭代中被分割正确的像素集合。由于训练时分割精度一般是大于50%的,所以被分错的样本的权重要大于分对样本的权重。

[0050] 在步骤S20中,利用随机梯度方法对权重进行优化,优化公式(4)如下:

$$[0051] \quad \text{Min } u_i (y_i - w^T x_i)^2 + \|w\|_2 \quad (3)$$

[0052] 在上式中, y_i 是第i个样本的标记, x_i 是第i个样本的特征,通过求解参数w,完成训练过程,并最终构建加权学习模型。

[0053] 在本实施例中,肿瘤超声图像从肿瘤的大小来说包括大肿瘤超声图像和小肿瘤超声图像,肿瘤超声图像从图像的灰度分布来说包括灰度值分布均一的肿瘤超声图像和灰度分布不同质性较为严重的肿瘤超声图像。

[0054] 结合上述两个实施例,本发明的分割方法用于对肿瘤超声图像进行分割,肿瘤超声图像不限于大肿瘤超声图像和小肿瘤超声图像,以及灰度值分布均一的肿瘤超声图像和灰度分布不同质性较为严重的肿瘤超声图像;本发明的分割方法首先需要收集大量的肿瘤超声图像,将肿瘤超声图像划分成M个多尺度的肿瘤超声图像单元,提取每个肿瘤超声图像单元的特征,从而构建多尺度学习模型,随后,根据肿瘤超声图像灰度分布不同质性,设定肿瘤超声图像单元中每个像素的权重,构建加权学习模型,最后,将加权后的M个肿瘤超声图像单元引入全卷积神经网络进行分割,M个分割结果融合后得出最后的分割结果,根据提取特征,训练并构建全卷积神经网络模型,初步工作完成后,即可将待测试的肿瘤超声图像依次输入多尺度学习模型、加权学习模型、全卷积神经网络模型,完成肿瘤图像的自动分割,本分割方法适用于乳腺肿瘤超声图像,尤其适用于灰度不同质性影响的肿瘤超声图像,具有分割准确率高的优点。

[0055] 以上应用具体个例对本发明的原理及实施方式进行了详细阐述,这些实施例只是用于帮助理解本发明的核心技术内容,并不用于限制本发明的保护范围,本发明的技术方案不限制于上述具体实施方式内。基于本发明的上述具体实施例,本技术领域的技术人员在不脱离本发明原理的前提下,对本发明所作出的任何改进和修饰,皆应落入本发明的专利保护范围。

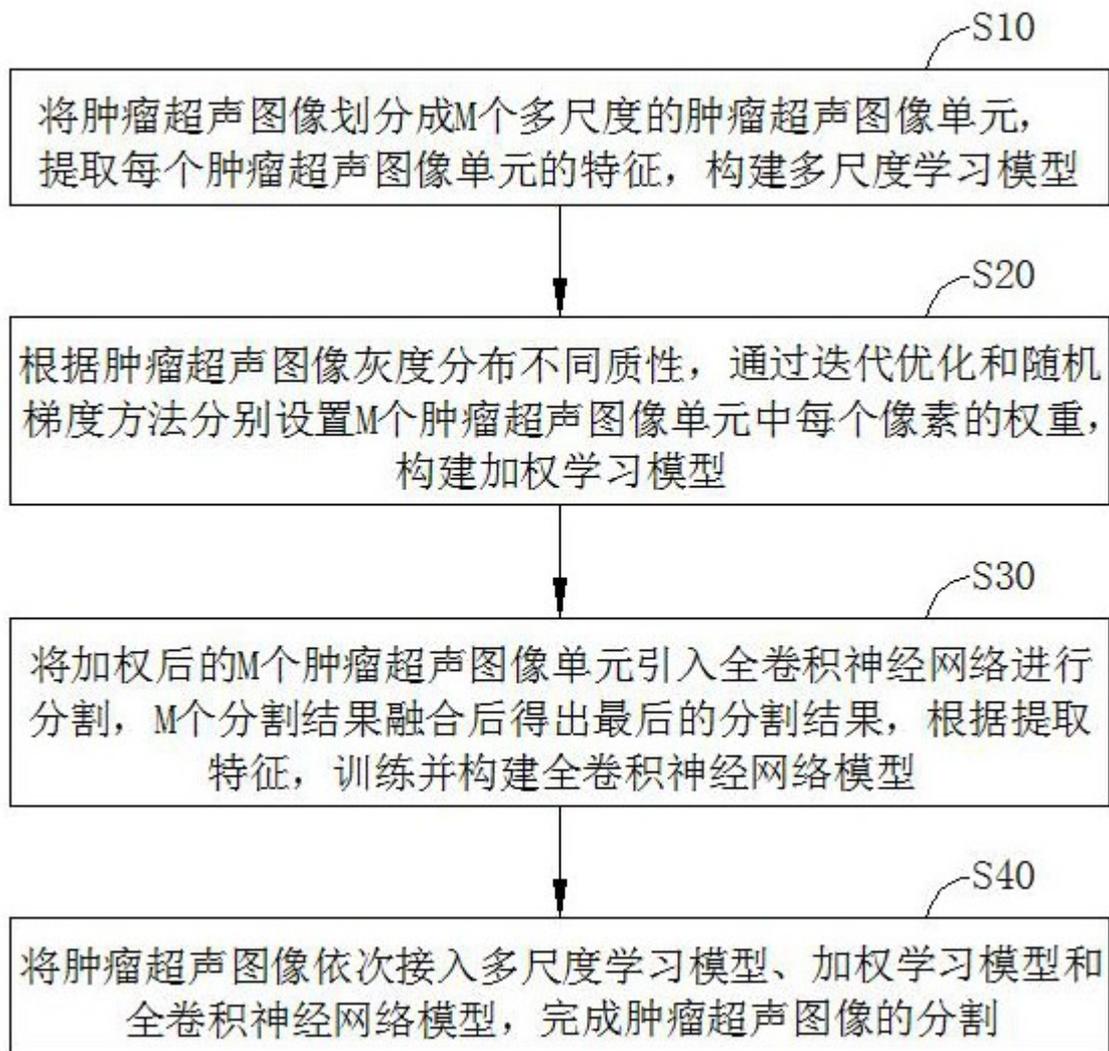


图1

专利名称(译)	一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法		
公开(公告)号	CN109215040A	公开(公告)日	2019-01-15
申请号	CN2018111398921.2	申请日	2018-11-22
[标]申请(专利权)人(译)	济南浪潮高新科技投资发展有限公司		
申请(专利权)人(译)	济南浪潮高新科技投资发展有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	济南浪潮高新科技投资发展有限公司		
[标]发明人	裘肖明 于治楼		
发明人	裘肖明 于治楼		
IPC分类号	G06T7/11 A61B8/08		
CPC分类号	G06T7/11 A61B8/0825 A61B8/085 G06T2207/20081 G06T2207/30068 G06T2207/30096		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开一种基于多尺度加权学习的乳腺肿瘤分割方法，涉及图像分割技术领域，本分割方法首先需要收集肿瘤超声图像，将肿瘤超声图像划分成M个多尺度的肿瘤超声图像单元，提取每个单元的特征，构建多尺度学习模型，随后，根据肿瘤超声图像灰度分布不同质性，设定图像中每个像素的权重，构建加权学习模型，最后，将加权后的M个肿瘤超声图像单元引入全卷积神经网络进行分割，M个分割结果融合后得出最后的分割结果，根据提取特征，训练并构建全卷积神经网络模型，初步工作完成后，即可将待测试的肿瘤超声图像依次输入多尺度学习模型、加权学习模型、全卷积神经网络模型，完成肿瘤图像的自动分割，具有分割准确率高的优点。

