



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104021539 A

(43) 申请公布日 2014. 09. 03

(21) 申请号 201310064300. 1

(22) 申请日 2013. 02. 28

(71) 申请人 北京三星通信技术研究有限公司

地址 100016 北京市朝阳区霞光里 9 号中电
发展大厦 12 层

申请人 三星电子株式会社

(72) 发明人 张丽丹 刘志花 任海兵 张红卫
金智渊 禹景久

(74) 专利代理机构 北京铭硕知识产权代理有限
公司 11286

代理人 张云珠 常桂珍

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006. 01)

A61B 8/08(2006. 01)

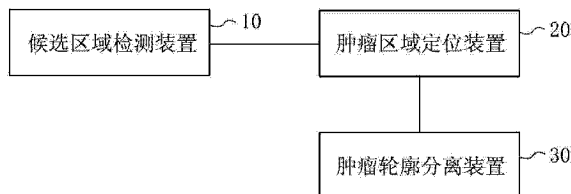
权利要求书2页 说明书7页 附图4页

(54) 发明名称

用于在超声图像中自动检测肿瘤的系统

(57) 摘要

提供一种用于在超声图像中自动检测肿瘤的系统。所述系统包括：候选区域检测装置，用于基于可变形部件模型（DPM）从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域；肿瘤区域定位装置，用于从检测到的所述至少一个候选区域确定肿瘤区域；肿瘤轮廓分离装置，用于通过基于确定的肿瘤区域分离肿瘤的轮廓来检测肿瘤。通过所述系统，可在不需要人为参与的情况下，有效地从超声图像中检测出包括肿瘤的区域，并在此基础上相对准确地分离出肿瘤的轮廓，以作为肿瘤确诊的依据之一。



1. 一种用于在超声图像中自动检测肿瘤的系统,包括:

候选区域检测装置,用于基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域;

肿瘤区域定位装置,用于从检测到的所述至少一个候选区域确定肿瘤区域;

肿瘤轮廓分离装置,用于通过基于确定的肿瘤区域分离肿瘤的轮廓来检测肿瘤。

2. 如权利要求1所述的系统,其中,候选区域检测装置通过改变DPM中的根模板的宽高比来从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域。

3. 如权利要求1所述的系统,其中,肿瘤区域定位装置使用基于支持向量机(SVM)的二值分类器从检测到的所述至少一个候选区域确定肿瘤区域。

4. 如权利要求3所述的系统,其中,所述二值分类器的特征向量基于候选区域的上下文特征。

5. 如权利要求4所述的系统,其中,所述特征向量包括以下项中的至少一个:候选区域的DPM检测分值、候选区域的位置和大小、候选区域中各个部件相对于根的偏移量、候选区域中前景与背景之间的强度差、候选区域与DPM检测分值最高的候选区域之间的共存部分。

6. 如权利要求5所述的系统,其中,肿瘤区域定位装置使用多核学习(MKL)方法将二值分类器的核函数定义为多个基本核函数的线性组合。

7. 如权利要求6所述的系统,其中,肿瘤区域定位装置将三种带宽的RBF核函数以及三个维度的多项式核函数进行线性组合,从而针对特征向量中的每一个特征分量以及特征向量整体进行训练,以获得二值分类器的核函数。

8. 如权利要求1所述的系统,其中,肿瘤轮廓分离装置使用水平集方法分离肿瘤的轮廓,其中,肿瘤的轮廓曲线以肿瘤区域的边界作为初始曲线进行迭代。

9. 如权利要求8所述的系统,其中,肿瘤轮廓分离装置通过使得肿瘤图像的前景与背景之间的距离最大化来构建水平集方法中采用的能量函数。

10. 一种用于在超声图像中自动检测对象的系统,包括:

候选区域检测装置,用于基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括对象的至少一个候选区域;

对象区域定位装置,用于从检测到的所述至少一个候选区域确定对象区域;

对象轮廓分离装置,用于通过基于确定的对象区域分离对象的轮廓来检测对象。

11. 如权利要求10所述的系统,其中,候选区域检测装置通过改变DPM中的根模板的宽高比来从超声图像检测包括对象的至少一个候选区域。

12. 如权利要求10所述的系统,其中,对象区域定位装置使用基于支持向量机(SVM)的二值分类器从检测到的所述至少一个候选区域确定对象区域。

13. 如权利要求12所述的系统,其中,所述二值分类器的特征向量基于候选区域的上下文特征。

14. 如权利要求13所述的系统,其中,对象区域定位装置使用多核学习(MKL)方法将二值分类器的核函数定义为多个基本核函数的线性组合。

15. 一种用于在超声图像中自动检测对象的方法,包括:

基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括对象的至少一个候选区域;

从检测到的所述至少一个候选区域确定对象区域；
通过基于确定的对象区域分离对象的轮廓来检测对象。

用于在超声图像中自动检测肿瘤的系统

技术领域

[0001] 本发明涉及医学图像处理技术,尤其涉及一种从超声图像中检测出肿瘤部分的系统。

背景技术

[0002] 在现代医学中,超声成像是用于诊断各种肿瘤(例如,乳腺肿瘤等胸腔肿瘤)的重要手段,因为超声检查相对方便,不侵入人体且成本较低。然而,影像科的医生需要针对每幅超声图像人工地进行标注,以反映出相应器官的影像特性,作为判断肿瘤的影像基础。然而,对大量患者的超声检查结果逐一进行手动标注需要耗费大量的时间,人力成本较高。

[0003] 因此,人们关注于用于从超声图像中自动检测肿瘤的方案。例如,Drukker,K. 等人在“Computerized lesion detection on breastultrasound”,Med. Phys., 29(7):1438-46(2002)中提出病变区几乎不同程度地比背景区域更暗,并基于这一严格的假设来生成肿瘤区域。

[0004] 然而,在例如以上描述的现有肿瘤自动检测方案中,由于超声检测结果本身的图像质量较差,而且,肿瘤的形态非常复杂,不仅多为不规则图形,而且常常伴随钙化,因此,难以有效地在超声图像中检测出肿瘤所在的区域。

[0005] 此外,由于相关区域是否为肿瘤还与其所在的特定组织有密切关系,因此,现有的肿瘤检测技术中也很容易出现误判。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种能够从超声图像中有效地自动检测肿瘤的系统。

[0007] 根据本发明的一方面,提供一种用于在超声图像中自动检测肿瘤的系统,包括:候选区域检测装置,用于基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域;肿瘤区域定位装置,用于从检测到的所述至少一个候选区域确定肿瘤区域;肿瘤轮廓分离装置,用于通过基于确定的肿瘤区域分离肿瘤的轮廓来检测肿瘤。

[0008] 候选区域检测装置可通过改变DMP中的根模板的宽高比来从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域。

[0009] 肿瘤区域定位装置可使用基于支持向量机(SVM)的二值分类器从检测到的所述至少一个候选区域确定肿瘤区域。

[0010] 所述二值分类器的特征向量可基于候选区域的上下文特征。

[0011] 所述特征向量可包括以下项中的至少一个:候选区域的DPM检测分值、候选区域的位置和大小、候选区域中各个部件相对于根的偏移量、候选区域中前景与背景之间的强度差、候选区域与DPM检测分值最高的候选区域之间的共存部分。

[0012] 肿瘤区域定位装置可使用多核学习(MKL)方法将二值分类器的核函数定义为多个基本核函数的线性组合。

[0013] 肿瘤区域定位装置可将三种带宽的RBF核函数以及三个维度的多项式核函数进

行线性组合,从而针对特征向量中的每一个特征分量以及特征向量整体进行训练,以获得二值分类器的核函数。

[0014] 肿瘤轮廓分离装置可使用水平集方法分离肿瘤的轮廓,其中,肿瘤的轮廓曲线以肿瘤区域的边界作为初始曲线进行迭代。

[0015] 肿瘤轮廓分离装置可通过使得肿瘤图像的前景与背景之间的距离最大化来构建水平集方法中采用的能量函数。

[0016] 根据本发明的另一方面,提供一种用于在超声图像中自动检测对象的系统,包括:候选区域检测装置,用于基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括对象的至少一个候选区域;对象区域定位装置,用于从检测到的所述至少一个候选区域确定对象区域;对象轮廓分离装置,用于通过基于确定的对象区域分离对象的轮廓来检测对象。

[0017] 候选区域检测装置可通过改变 DMP 中的根模板的宽高比来从超声图像检测包括对象的至少一个候选区域。

[0018] 对象区域定位装置可使用基于支持向量机(SVM)的二值分类器从检测到的所述至少一个候选区域确定对象区域。

[0019] 所述二值分类器的特征向量可基于候选区域的上下文特征。

[0020] 对象区域定位装置可使用多核学习(MKL)方法将二值分类器的核函数定义为多个基本核函数的线性组合。

[0021] 根据本发明的另一方面,提供一种用于在超声图像中自动检测对象的方法,包括:基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括对象的至少一个候选区域;从检测到的所述至少一个候选区域确定对象区域;通过基于确定的对象区域分离对象的轮廓来检测对象。

[0022] 根据上述示例性实施例,可在不需要人为参与的情况下,有效地从超声图像中检测出包括肿瘤的区域,并在此基础上相对准确地分离出肿瘤的轮廓,以作为肿瘤确诊的依据之一。

附图说明

[0023] 通过下面结合附图对示例性实施例进行的详细描述,本发明的上述和其它目的和特点将会变得更加清楚,其中:

[0024] 图 1 示出根据本发明示例性实施例的肿瘤检测系统的框图;

[0025] 图 2 示出根据本发明示例性实施例的由肿瘤检测系统来检测肿瘤的处理流程;

[0026] 图 3 示出根据本发明示例性实施例检测到的肿瘤候选区域的示例;

[0027] 图 4 示出根据本发明示例性实施例确定的肿瘤区域的示例;

[0028] 图 5 示出根据本发明示例性实施例分离的肿瘤轮廓的示例;

[0029] 图 6 示出根据本发明示例性实施例的对象检测系统的框图;以及

[0030] 图 7 示出根据本发明示例性实施例的由对象检测系统来检测对象的处理流程。

具体实施方式

[0031] 现将详细描述本发明的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中,相同的标号始终指的是相同的部件。以下将通过参照附图来说明所述实施例,以便解释本发明。

[0032] 图 1 示出根据本发明示例性实施例的肿瘤检测系统的框图。如图 1 所示,根据本发明示例性实施例的肿瘤检测系统包括:候选区域检测装置 10,用于基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域;肿瘤区域定位装置 20,用于从检测到的所述至少一个候选区域确定肿瘤区域;肿瘤轮廓分离装置 30,用于通过基于确定的肿瘤区域分离肿瘤的轮廓来检测肿瘤。这里,作为示例,超声图像可指示针对乳腺肿瘤的胸部超声检查结果,然而应注意:本发明并不受限于此,根据本发明示例性实施例的肿瘤检测系统可应用于对其它器官的肿瘤检测。

[0033] 在上述肿瘤检测系统中,候选区域检测装置 10 利用可变形部件模型(DPM)方法,能够有效地检测出可能出现肿瘤的候选区域,在此基础上,再由肿瘤区域定位装置 20 进一步确定肿瘤区域,并通过肿瘤轮廓分离装置 30 提取肿瘤轮廓,从而能够有效地完成对超声图像中的肿瘤的自动检测。

[0034] 以下,将结合图 2 来描述根据本发明示例性实施例进行肿瘤检测的示例。

[0035] 图 2 示出根据本发明示例性实施例的由肿瘤检测系统来检测肿瘤的处理流程。

[0036] 参照图 2,在步骤 S100,由候选区域检测装置 10 基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域。

[0037] 具体说来,如本领域技术人员所知,在 DPM 方法中,存在一个精度较为粗略的根滤波器和多个精度较为精细的部件滤波器,相应地,存在一个根部以及多个部件,其中, p_0 指示旨在近似覆盖将被检测的整个对象(例如,肿瘤所在的整个区域)的根部,而 $p_1, p_2, \dots, p_n$ 指示旨在精细地覆盖将被检测的对象的各个不同部件,相应地,候选区域检测装置 10 可通过等式(1)来计算各个候选区域的 DPM 检测分值:

$$[0038] \quad score(p_0, p_1, \dots, p_n) = \sum_{i=0}^n F_i(p_i) \bullet G_i(p_i) - \sum_{i=1}^n score(dx_i, dy_i) + b \quad (1)$$

[0039] 从等式(1)可以看出,候选区域的 DPM 检测分值 $score(p_0, p_1, \dots, p_n)$ 可主要被表示为根滤波器/部件滤波器在各自位置的外观分数 $\sum_{i=0}^n F_i(p_i) \bullet G_i(p_i)$ (其中, $F_i(p_i)$ 为根部以及各个部件的滤波器响应, $G_i(p_i)$ 为根部以及各个部件的特征)与变形项(用于表示各个部件偏离它的锚定位置的位置偏离代价) $\sum_{i=1}^n score(dx_i, dy_i)$ (其中, x_i 和 y_i 指示各个部件的像素位置)之间的差值,在此基础上,可通过将实值偏离项 b (其中, b 可通过实验来确定)添加到所述差值来获取最终的 DPM 检测分值。

[0040] 作为优选方式,可对上述 DPM 方法进行改进,以更加符合肿瘤本身的生长特性。也就是说,由于肿瘤本身形态各异且宽高比变化较大,而 DPM 中与根滤波器相应的根模板数量较少(通常为 2 或 3 个),因此,很容易检测不到不同宽高比的肿瘤。针对上述情况,根据本发明示例性实施例的候选区域检测装置 10 可通过改变 DPM 中的根模板的宽高比来从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域。

[0041] 具体说来,在针对根部 p_0 计算 $F_0(p_0)$ 与 $G_0(p_0)$ 的点积时,可按照等式(2)将所述点积结果确定为在特定偏转范围内的最大值:

$$[0042] \quad F_0(p_0) \bullet G_0(p_0) = \max_{p_0 - p'_0 \leq r} (F_0(p_0) \bullet G_0(p'_0)) \quad (2)$$

[0043] 从等式(2)可以看出,通过将 $F_0(p_0)$ 与 $G_0(p_0)$ 的点积确定为在预定偏移范围内(其中, τ 指示偏转范围,可根据实验来针对不同的应用确定 τ 的具体取值)的最大点积值,使得 DMP 中的根模板不再受限于固定值,而可在预定范围内进行一定程度的调整,从而有助于针对各种宽高比的肿瘤进行有效的检测。

[0044] 作为优选方式,在按照如上所述的方式获取 DMP 检测分值较高的各个候选区域之后,可对获取的候选区域进行进一步的筛选,以获得更为可靠的检测结果,例如,可去除与 DPM 检测分值较高的特定候选区域重叠不足 50% 的 DPM 检测分值较低的候选区域,从而实现对候选区域的有效筛选。

[0045] 图 3 示出根据本发明示例性实施例检测到的肿瘤候选区域的示例。如图 3 所示,相对于实际肿瘤及其所在的区域,可检测到若干肿瘤候选区域,其中,每个矩形区域对应于在步骤 S100 中检测到的一个候选区域。

[0046] 然后,在步骤 S200,由肿瘤区域定位装置 20 从检测到的至少一个候选区域确定肿瘤区域。

[0047] 具体说来,肿瘤区域定位装置 20 可使用基于支持向量机(SVM)的二值分类器从检测到的至少一个候选区域确定肿瘤区域。

[0048] 可采用各种适当的方式来获取针对所述二值分类器的特征向量,例如,可从对应于根滤波器/部件滤波器而输出的根模板/部件模板的位置和大小来提取所述特征向量。

[0049] 此外,为了进一步提高肿瘤区域定位的准确性,所述基于支持向量机(SVM)的二值分类器的特征向量可基于候选区域的上下文特征。例如,以下的等式(3)可表示所述二值分类器的特征向量 f :

$$f=(s, r, \text{offset}_i, I, S_{\text{MAX}}, r_{\text{MAX}}) \quad (3)$$

[0051] 上述特征向量 f 涉及以下项:候选区域的 DPM 检测分值 s 、表示候选区域的位置和大小的向量 r 、候选区域中各个部件相对于根的偏移量 offset_i 、候选区域中前景与背景之间的强度差 I 、候选区域与 DPM 检测分值最高的候选区域之间的共存部分 $(S_{\text{MAX}}, r_{\text{MAX}})$ 。通过根据本发明示例性实施例的上述特征向量 f ,可利用候选区域的上下文特征来进行分类,从而不仅考虑了候选区域的位置跟大小,还考虑了候选区域所在的周边组织。此外,由于在同一幅超声图像中通常不会存在三个以上的肿瘤,因此,考虑当前候选区域与 DPM 检测分值最高的候选区域之间的共存部分来进行分类有助于进一步加强分类的准确性。

[0052] 然而,本领域技术人员应理解:特征向量 f 并不受限于以上列出的各项,例如,特征向量 f 可仅包括以上列出的各项中的至少一项或多项,而不必包括等式(3)中列出的全部项。此外,任何体现候选区域的上下文特征的相关向量均可应用于特征向量 f 。

[0053] 基于如上确定的特征向量 f ,肿瘤区域定位装置 20 可使用多核学习(MKL)方法将二值分类器的核函数定义为多个基本核函数的线性组合。具体说来,在多核学习 MKL 方法中,可通过训练数据来学习所述多个基本核函数的参数以及各个基本核函数的权重。例如,肿瘤区域定位装置 20 可将三种带宽的 RBF(径向基)核函数以及三个维度的多项式核函数进行线性组合,从而针对特征向量 f 中的每一个特征分量以及特征向量 f 整体进行训练,以获得二值分类器的核函数。这里,可根据实验来确定 RBF 核函数的具体带宽。

[0054] 在确定了二值分类器的特征向量和核函数之后,肿瘤区域定位装置 20 可使用相应的二值分类器从检测到的至少一个候选区域中确定出肿瘤区域,即,候选区域中出现肿

瘤概率最大的候选区域。

[0055] 图 4 示出根据本发明示例性实施例确定的肿瘤区域的示例。如图 4 所示,包括在左上方的矩形区域中的不规则图形指示实际的肿瘤,而右下方的矩形区域为肿瘤区域定位装置 20 在步骤 S200 确定的肿瘤区域。

[0056] 然后,在步骤 S300,由肿瘤轮廓分离装置 30 通过基于确定的肿瘤区域分离肿瘤的轮廓来检测肿瘤。

[0057] 具体说来,通过采用水平集方法,可将肿瘤的轮廓曲线表示为较高维度函数(称为水平集函数)的零水平集。这里,可使得水平集函数按照它所满足的发展方程进行演化或迭代(其中,以在步骤 S200 确定的肿瘤区域的边界作为初始曲线进行迭代),由于水平集函数不断进行演化,所以对应的零水平集也在不断变化,当水平集演化趋于平稳时,演化停止,得到肿瘤的最终轮廓曲线。

[0058] 根据本发明的示例性实施例,可通过使得等式(4)所表示的能量函数最小化来获得肿瘤的轮廓曲线:

[0059]

$$F(c_1, c_2, C) = \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0(X, t) - c_1|^2 dXdt + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0(X, t) - c_2|^2 dXdt + \mu \cdot \text{Length}(C) + v \cdot \text{Area}(\text{inside}(C))$$

(4)

[0060] 在等式(4)中,C指示肿瘤的轮廓曲线,其中,肿瘤的轮廓曲线C以肿瘤区域的边界作为初始曲线进行迭代, c_1 指示第t次迭代中肿瘤的轮廓曲线C的内部区域的像素的平均强度, c_2 指示第t次迭代中肿瘤的轮廓曲线C的外部区域的像素的平均强度,inside(C)指示肿瘤的轮廓曲线C的内部区域,outside(C)指示肿瘤的轮廓曲线C的外部区域, $u_0(X, t)$ 指示第t次迭代中位于X位置的像素的强度,Length(C)指示肿瘤的轮廓曲线C的长度,Area(inside(C))指示肿瘤的轮廓曲线C的内部区域的面积,此外, λ_1 、 λ_2 、 μ 、 v 是大于或等于0的固定参数。从等式(4)可以看出,水平集方法中采用的能量函数可表示为以下几项

的和:肿瘤的轮廓曲线C的内部区域中的像素强度差异性 $\lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0(X, t) - c_1|^2 dXdt$ 、肿瘤的

轮廓曲线C的外部区域中的像素强度差异性 $\lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0(X, t) - c_2|^2 dXdt$ 、肿瘤的轮廓曲线C的

长度因素 $\mu \cdot \text{Length}(C)$ 、肿瘤的轮廓曲线C的内部区域的面积因素 $v \cdot \text{Area}(\text{inside}(C))$ 。

[0061] 在上述等式(4)中,能量函数 $F(c_1, c_2, C)$ 主要反映了进行迭代的轮廓曲线在内部和外部的全局图像统计及特性。作为示例,可将参数 λ_1 、 λ_2 分别设置为1,并将参数 v 设置为0。

[0062] 在此基础上,为了进一步提高分离肿瘤的准确性,针对肿瘤图像的特点,例如,肿瘤中间往往因为钙化而导致图像的强度不均匀,肿瘤轮廓分离装置30可优选地通过使得肿瘤图像的前景与背景之间的距离最大化来构建水平集方法中采用的能量函数。

[0063] 作为示例,肿瘤轮廓分离装置30可通过在等式(4)的能量函数的基础上添加依据巴塔恰里雅距离(Bhattacharyya distance)的正则项来使得肿瘤图像的前景与背景之间的距离最大化,相应得到的能量函数被优化为如以下的等式(5)所示:

[0064] $E(C) = \beta F(c_1, c_2, C) + (1 - \beta) B(C)$ (5)

[0065] 在等式(5)中, $B(C) = \int_X p_{in}(X)p_{out}(X)dX$ 表示轮廓曲线 C 的概率密度函数 $p_{in}(X)$ 与概率密度函数 $p_{out}(X)$ 之间的巴塔恰里雅距离, 其中, $p_{in}(X)$ 表示位于 X 位置的像素在轮廓曲线 C 内部(即, 位于肿瘤图像的前景)的概率密度函数, $p_{out}(X)$ 表示位于 X 位置的像素在轮廓曲线 C 外部(即, 位于肿瘤图像的背景)的概率密度函数。此外, $\beta \in [0, 1]$ 用于控制巴塔恰里雅项 $B(C)$ 的参与程度。

[0066] 在此基础上, 为了满足符号距离函数 ϕ 的属性 $|\nabla \phi| = 1$, 并避免重新初始化, 可考虑对等式(5)的能量函数增加附加的惩罚函数 $R_p(\phi)$, 从而得到如等式(6)所示的能量函数:

$$E(C) = \beta F(c_1, c_2, C) + (1 - \beta) B(C) + \alpha R_p(\phi) \quad (6)$$

[0068] 在等式(6)中, $\alpha > 0$, 并且, 惩罚函数 $R_p(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (\nabla \phi - 1)^2 dX$, 其中, Ω 表示整幅图像。

[0069] 作为优选方式, 可在窄带范围内进行上述处理, 以提高迭代处理的速度。通过上述方式, 肿瘤轮廓分离装置 30 可分离出肿瘤的轮廓, 以作为检测到的肿瘤。

[0070] 图 5 示出根据本发明示例性实施例分离的肿瘤轮廓的示例。如图 5 所示, 在步骤 S300 分离出的肿瘤轮廓与实际的肿瘤相比, 近似程度较高。

[0071] 应注意, 除了图 1 所示的检测系统之外, 图 2 所示的方法还可通过计算机编程来实现, 也可经由特定硬件构成的专有处理器来执行。本领域技术人员可采用任何在本领域中已知或可用的手段来执行图 2 所示的方法。

[0072] 通过设计专门的实验(例如, 针对来自 1941 个病人(其中, 913 名良性肿瘤患者, 1028 名恶性肿瘤患者)的 2758 幅超声图像), 可以看出: 与现有的肿瘤区域定位方式和肿瘤分离方式相比, 根据本发明示例性实施例的肿瘤区域定位方式不仅针对肿瘤的命中率明显增加, 而且遗漏或者定位错误的情况显著降低, 而根据本发明示例性实施例的肿瘤分离方法能够获得比现有方式更好的准确率。

[0073] 由此可见, 根据以上描述的自动检测肿瘤的系统, 可在不需要人为参与的情况下, 有效地从超声图像中检测出包括肿瘤的区域, 并在此基础上相对准确地分离出肿瘤的轮廓, 以作为肿瘤确诊的依据之一。

[0074] 以上针对肿瘤检测描述了根据本发明示例性实施例的自动检测系统和方法, 然而, 应理解, 上述示例性实施例还可应用于超声图像中的其它对象检测, 具体说来, 超声图像作为一种无损检测手段可应用于诸多领域, 如, 可用于检测机械、冶金、航空航天、铁道、煤炭、有色金属、建筑等行业的铸件、锻件、板材、复合材料、管材、棒材、型材、焊接件、机加工件及使用中的上述工件检测。因此, 可将以上描述的肿瘤自动检测系统和方法应用于针对超声图像中的其它对象检测, 而不必将被检测的对象限制为肿瘤。

[0075] 以下将参照图 6 和图 7 来描述根据本发明示例性实施例的对象检测系统以及由对象检测系统来检测对象的处理流程。

[0076] 图 6 示出根据本发明示例性实施例的对象检测系统的框图。如图 6 所示, 根据本发明示例性实施例的对象检测系统包括: 候选区域检测装置 101, 用于基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括对象的至少一个候选区域; 对象区域定位装置 201, 用于从检

测到的所述至少一个候选区域确定对象区域；对象轮廓分离装置 301，用于通过基于确定的对象区域分离对象的轮廓来检测对象。

[0077] 图 7 示出根据本发明示例性实施例的由对象检测系统来检测对象的处理流程。

[0078] 参照图 7，在步骤 S101，由候选区域检测装置 101 基于可变形部件模型 (DPM) 从超声图像检测包括对象的至少一个候选区域。

[0079] 然后，在操作 S201，由对象区域定位装置 201 从检测到的至少一个候选区域确定对象区域。

[0080] 最后，在操作 S301，由对象轮廓分离装置 301 通过基于确定的对象区域分离对象的轮廓来检测对象。

[0081] 应注意，图 6 所示的检测系统中的各装置在执行图 7 所示的操作流程时，采用与图 1 和图 2 所示的类似方式，区别仅在于将关于肿瘤的各个参数和处理变更为针对任意对象的参数和处理。

[0082] 尽管已经参照其示例性实施例具体显示和描述了本发明，但是本领域的技术人员应该理解，在不脱离权利要求所限定的本发明的精神和范围的情况下，可以对其进行形式和细节上的各种改变。

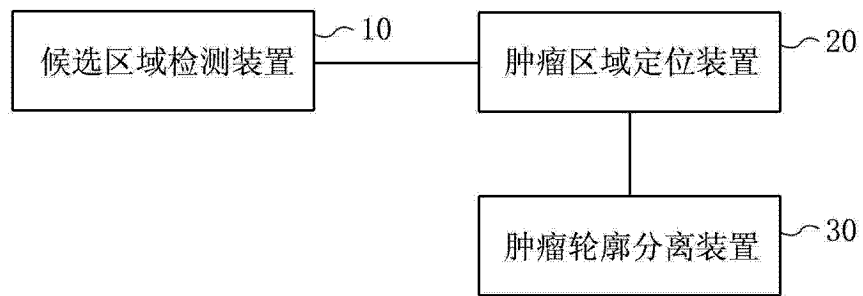


图 1

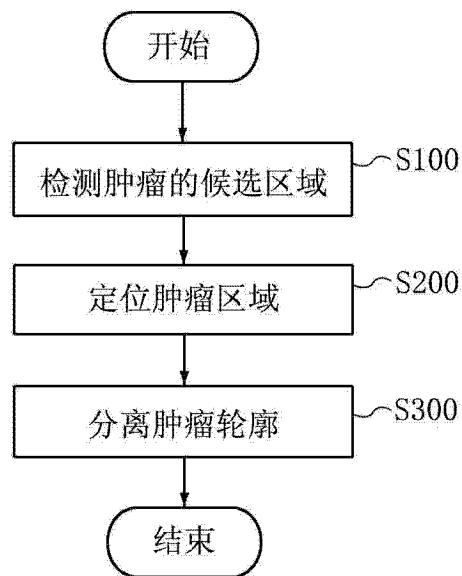


图 2

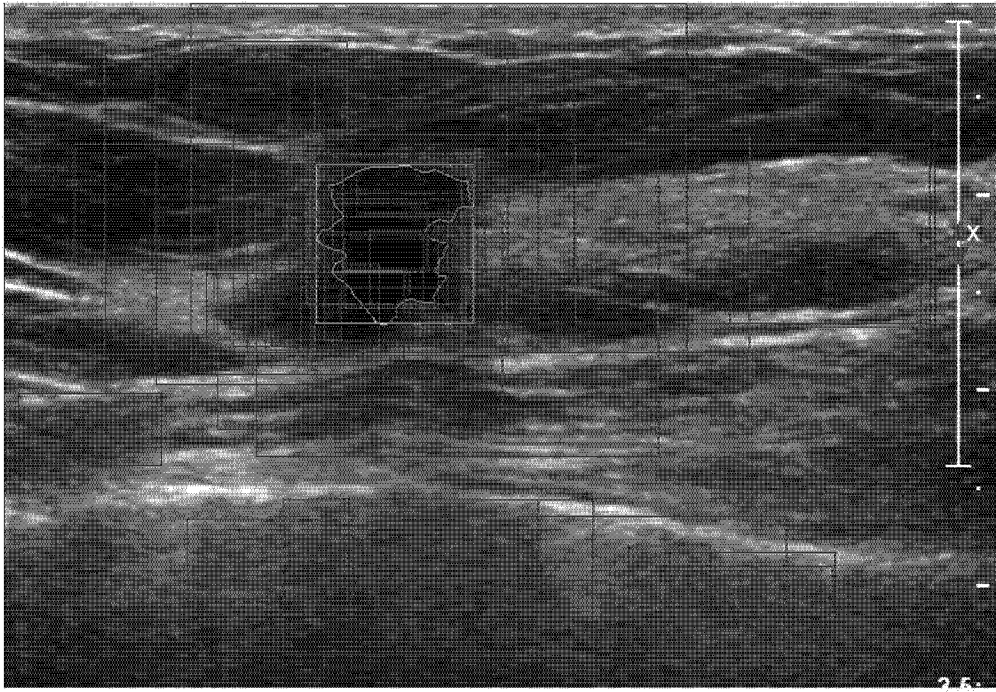


图 3

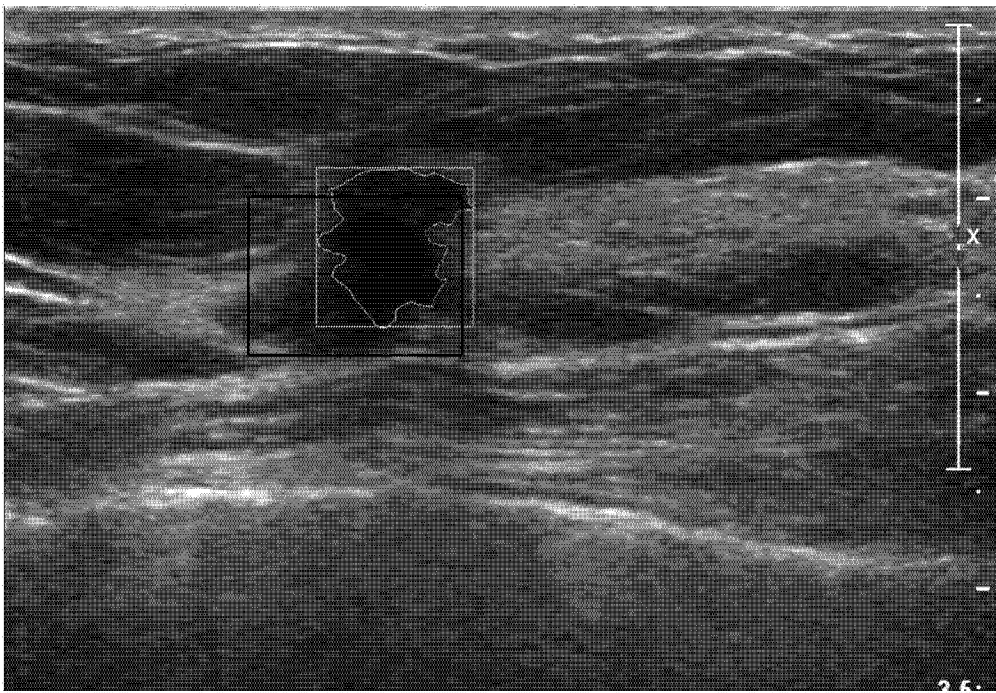


图 4

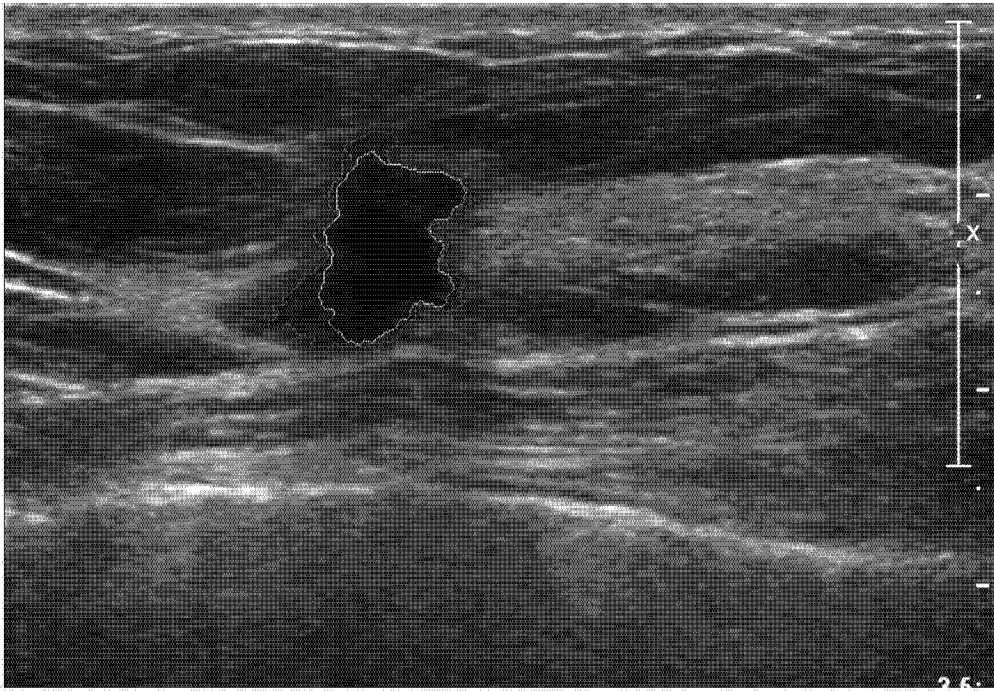


图 5

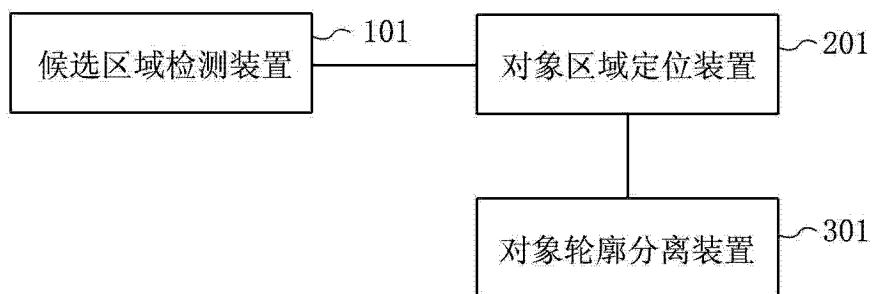


图 6

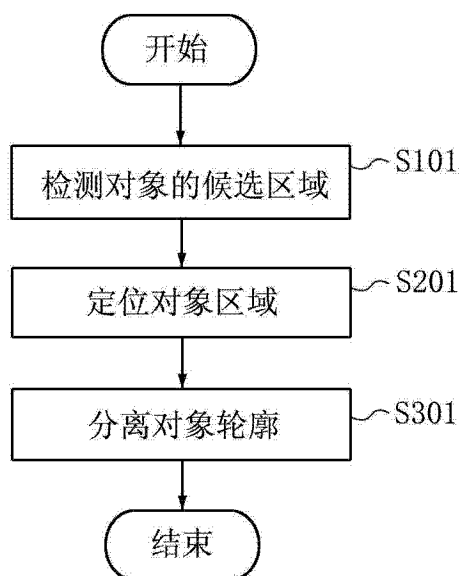


图 7

专利名称(译)	用于在超声图像中自动检测肿瘤的系统		
公开(公告)号	CN104021539A	公开(公告)日	2014-09-03
申请号	CN201310064300.1	申请日	2013-02-28
[标]申请(专利权)人(译)	北京三星通信技术研究有限公司 三星电子株式会社		
申请(专利权)人(译)	北京三星通信技术研究有限公司 三星电子株式会社		
当前申请(专利权)人(译)	北京三星通信技术研究有限公司 三星电子株式会社		
[标]发明人	张丽丹 刘志花 任海兵 张红卫 金智渊 禹景久		
发明人	张丽丹 刘志花 任海兵 张红卫 金智渊 禹景久		
IPC分类号	G06T7/00 A61B8/08		
代理人(译)	张云珠		
其他公开文献	CN104021539B		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

提供一种用于在超声图像中自动检测肿瘤的系统。所述系统包括：候选区域检测装置，用于基于可变形部件模型(DPM)从超声图像检测包括肿瘤的至少一个候选区域；肿瘤区域定位装置，用于从检测到的所述至少一个候选区域确定肿瘤区域；肿瘤轮廓分离装置，用于通过基于确定的肿瘤区域分离肿瘤的轮廓来检测肿瘤。通过所述系统，可在不需要人为参与的情况下，有效地从超声图像中检测出包括肿瘤的区域，并在此基础上相对准确地分离出肿瘤的轮廓，以作为肿瘤确诊的依据之一。

