



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104915950 A

(43) 申请公布日 2015. 09. 16

(21) 申请号 201510212533. 0

(22) 申请日 2015. 04. 29

(71) 申请人 华南理工大学

地址 510640 广东省广州市天河区五山路
381 号

(72) 发明人 王伟凝 李家昌 姜怡孜

(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 陈文姬

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006. 01)

G06T 5/00(2006. 01)

A61B 8/00(2006. 01)

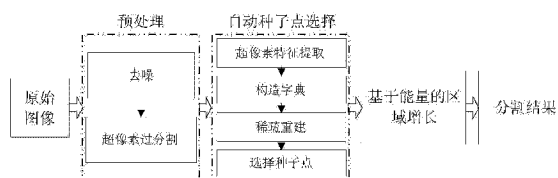
权利要求书3页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于能量约束的区域增长超声图像自动
分割方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,包括以下步骤:(1)对原始超声图像进行预处理;(2)对预处理后的超声图像进行种子点自动选取;(3)利用步骤(2)中得到的种子点作为区域增长的起点,在本发明的能量函数下进行约束增长,达到约束条件则停止增长得到最终分割结果。本发明得到的分割结果精确,分割过程无需人工参与,真正实现了全自动超声图像分割,有利于后续诸如病灶区域特征提取等处理。



1. 一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,其特征在于,包括以下步骤:

(1) 对原始超声图像进行预处理,生成超像素;

(2) 对预处理后的超声图像进行种子点自动选取,具体为:

(2-1) 用一个 22 维的特征向量 y_v 表示超像素 v , $v \in V$, V 为图像的超像素集合, $y_v = \{T_a, T_d, T_h\}$, 其中, T_a 为超像素的平均亮度、 T_d 为超像素的亮度方差、 T_h 为超像素的亮度分布; T_a 为一维向量, T_d 为一维向量, T_h 为 20 维向量;

(2-2) 构造背景字典:选择图像边缘四周的超像素作为背景候选超像素,并将背景候选超像素中亮度最大的 10% 和最小的 10% 超像素去掉,余下的背景候选超像素作为背景超像素,以背景超像素的特征 y_b 作为列向量组合成背景字典矩阵 D , 即 $D = [y_{b1}, y_{b2}, \dots, y_{bm}]$, m 为背景超像素个数;

(2-3) 利用步骤 (2-2) 中得到的背景字典进行稀疏重建,得到显著图;

(2-4) 选择种子点:利用大津法对步骤 (2-3) 中得到的显著图进行二值化,将最大的连续区域作为感兴趣区域,该感兴趣区域的重心超像素则为种子点;

(3) 利用步骤 (2) 中得到的种子点作为区域增长的起点,在能量函数下进行约束增长,达到约束条件则停止增长得到最终分割结果,具体为:

(3-1) 以整幅图像中的每个超像素作为节点将图像表示为无向图 $G = (V; E)$, 表示节点集合,即超像素集合,表示边集合,若两个超像素相邻则边存在,否则不存在边,每条边 $e_{i,j}$ ($e_{i,j} \in E$) 都有一个非负权值 $w(v_i, v_j)$ 来表示超像素间的联系,如下式所示:

$$w(e_{ij}) = w(v_i, v_j) = \begin{cases} |I(v_i) - I(v_j)|, & v_i, v_j \text{ 相邻} \\ \infty, & v_i, v_j \text{ 不相邻} \end{cases}$$

$w(v_i, v_j)$ 表示边权值, v_i, v_j 分别为图像中的任意超像素点, $I(v_i), I(v_j)$ 分别表示超像素 v_i, v_j 的平均亮度, $i, j \in [0, N)$, N 表示图像中所包含超像素的总数;

将图像的超像素点分为 3 部分,融合区域 R 的超像素 v_r 、与融合区域相连的邻近区域 L 的超像素 v_l 以及背景区域 B 的超像素 v_b ;

(3-2) 点差异度、内部差异度与边缘对比度的定义

点差异度 $Node_diff(v_l)$: 表示邻近区域 L 中的节点 v_l 与融合区域 R 的差异度,计算公式如下:

$$Node_diff(v_l) = \min_{v_r \in R} w(e_{lr})$$

其中, e_{lr} 为连接超像素 v_l, v_r 的边, $w(e_{lr})$ 为边 e_{lr} 权值;

内部差异度 Int_dif : 表示融合区域 R 内所有节点的差异程度,计算公式如下:

$$Int_dif = \max_{e \in MST(R; E)} w(e)$$

$MST(R; E)$ 代表融合区域 R 的最小生成树, e 表示属于最小生成树的一条边, $w(e)$ 为边 e 的权值;

边缘对比度 $Edge_dif$: 表示邻近区域中的所有节点与融合区域 R 的差异度的平均值,计算公式如下:

$$Edge_dif = \frac{1}{k} \sum_{v_l \in L} (Node_diff(v_l))$$

其中, k 表示邻近区域 L 中节点的个数, v_l 表示邻近区域 L 中的任意节点;

(3-3) 能量函数的定义

所述能量函数定义如下:

$$Energy = E_{int} + E_{ext}$$

其中, E_{int} 为内部能量, 具体计算公式为:

$$E_{int} = \frac{pa1}{C}$$

其中, C 是融合区域的节点个数, $pa1$ 是正常数;

E_{ext} 为外部能量, 具体计算公式为:

$$E_{ext} = Int_dif - pa2 * Edge_dif$$

其中, $pa2$ 是正常数;

(3-4) 区域增长过程

区域增长过程是不断地将邻近区域 L 中差异度 $Node_diff(v_l)$ 较小的超像素加入到融合区域中, 当能量函数的值到达极小值时, 融合区域停止生长, 具体步骤如下:

(3-4-1) 初始化: 以种子点超像素 v_s 作为当前融合区域 R , 与种子点邻近的所有超像素为邻近区域 L , 对 L 中的节点按照差异度 $Node_diff(v_l)$ 由小到大排序, 并计算能量函数 $Energy$ 的值, 设置游标 $index = 1$, 内部差异度 $Int_dif = 0$;

(3-4-2) 用 R' 、 L' 、 $Energy'$ 对上面的 R 、 L 、 $Energy$ 进行备份, 以便融合失败后, 恢复融合前的状态;

(3-4-3) 将 L 中第 $index$ 个节点 v_{index} 加入到融合区域 R , $R = R + v_{index}$, 更新 L , 并且对 L 中的节点按照 $Node_diff(v_l)$ 由小到大排序; 计算能量函数 $Energy$ 的值;

(3-4-4) 如果 $Energy \leq Energy'$, 设置 $index = 1$, 转到 (3-4-2); 否则, 融合失败, 对融合后的状态进行还原, 即令 $R = R'$, $L = L'$, $Energy = Energy'$, 设置 $index = index + 1$; 如果 $index$ 小于等于 L 中节点个数 K , 则转到 (3-4-3), 如果 $index$ 大于 L 中节点个数 K , R 即为分割结果。

2. 根据权利要求要求 1 所述的基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法, 其特征在于, 步骤 (2-1) 所述超像素 v 的特征向量 $y_v = \{T_a, T_d, T_h\}$, 计算公式如下,

超像素 v 的平均亮度 T_a :

$$T_a = \frac{1}{n} \sum s_i$$

超像素 v 的亮度方差 T_d :

$$T_d = \frac{1}{n} \sum (s_i - T_a)^2$$

其中, n 为超像素 v 中所包含的像素点总数, s_t 表示超像素中第 t ($t \in (0, n]$) 个像素点的亮度;

亮度分布 T_h 为一个 20 维的向量, 具体提取过程为: 通过将图像的最小亮度到最大亮

度之间的范围均匀划分 20 个亮度区间,统计每个超像素在这 20 个亮度区间的直方图作为亮度分布 T_h 。

3. 根据权利要求 1 所述的基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,其特征在于,步骤 (2-3) 所述利用步骤 (2-2) 中得到的背景字典进行稀疏重建,得到显著图,具体为:

(2-3-1) 按照稀疏分解公式,计算每个超像素 v 在背景字典下的稀疏系数 x_v ,如下式所示:

$$x_v = \underset{x_v}{\operatorname{argmin}} \|y_v - Dx_v\|_2^2 + \lambda \|x_v\|_1$$

图像上每个超像素 v 在背景字典 D 的稀疏重建残差表示为:

$$\varepsilon_v = \|y_v - Dx_v\|_2^2$$

其中, λ 参数用来分配误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 和稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的权重, λ 的值越大,稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的约束越大,误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 贡献越小;反之,稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的约束越小,误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 贡献越大;

(2-3-2) 将计算得到的残差 ε_v 作为超像素 v 的显著度,得到显著图。

4. 根据权利要求 1 所述的基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,其特征在于,步骤 (1) 所述对原始超声图像进行预处理,具体为:

首先对图像进行去噪处理,然后对去噪处理后的图像进行过分割,生成超像素。

5. 根据权利要求 4 所述的基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,其特征在于,所述去噪处理,具体为:

采用斑点降噪各向异性扩算法对图像进行去噪处理。

6. 根据权利要求 4 所述的基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,其特征在于,所述对去噪处理后的图像进行过分割,具体为:

利用简单的线性迭代聚类算法对图像进行分割。

一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法

技术领域

[0001] 本发明涉及超声图像处理的技术领域,特别涉及一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法。

背景技术

[0002] 在超声计算机辅助诊断系统中,需要首先实现的是从超声图像复杂的背景中提取出占位性病变区域,才能进一步对病灶进行分析、监控和治疗,图像分割就是实现这一功能的关键步骤。而目前关于超声图像占位性病变区域自动分割的研究极少,大多研究直接跳过这些步骤,依靠手工勾勒边缘,耗时耗力,远没有达到计算机辅助诊断的要求。因此有效的超声图像自动分割技术不仅对于后期处理及诊断具有重要意义,而且可以提高超声计算机辅助诊断系统自动化程度。

[0003] 由于超声图像具有大量斑点噪声和低对比度的特点,将病灶的边缘或者轮廓分割出来仍然是一个巨大的挑战。活动轮廓模型 (ACM) 也叫 snake 方法由 Kass 等 [Kass M, Witkin A, Terzopoulos D, "Snakes: Active contour models", International journal of computer vision, pp. 321-331, 1988] 提出,它利用最小化能量函数模型使初始轮廓不断收敛到目标轮廓,目前广泛运用在乳癌、心脏、颈动脉等超声图像分割中。但这种方法需要提供一个尽可能靠近目标物体边缘的初始轮廓,受超声图像成像原理的限制,很难自动地提供这样的一个轮廓,往往需要人工画出,导致自动化程度受限。

[0004] 此外,基于区域增长的分割方法也被运用在超声图像方面。如 Huang 等人 [Huang Q H, Lee S Y, Liu L Z, et al. "A robust graph-based segmentation method for breast tumors in ultrasound images," Ultrasonics, 52(2), pp. 266-275, 2012] 对有效率的基于图论的分割算法 (Effective Graph-based, EGB) 进行改进,提出了稳健的基于图论的方法 (Robust-graph-based method, RGB),该方法将区域增长与区域融合相结合对超声图像进行过分割,实现对乳癌超声图像的分割。但是,这种方法需要设置两个关键的参数,如果参数设置不当可能会出现过分割或欠分割的情况。此外,常用的聚类分割方法,如 K-均值聚类算法 (K-means)、模糊 C 均值算法 (FCM) 等也可以将图像分成几个区域。但是,这些都是半自动的方法,需要人工指定哪个区域是病灶区域。

[0005] 目前我国在该领域相关专利有:基于主动轮廓模型的超声图像分割中获取初始轮廓的方法 (专利号 201410141568.5)。该方法在包含肿瘤的 ROI 区域图像中,采用广义梯度矢量流 (generalized gradient vector flow, GGVF) Snake 模型进行肝脏肿瘤的自动分割,分割的初始轮廓采用线性判别分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA) 分类算法获得,可以取得较好的分割效果。但该方法事先需要对肿瘤和非肿瘤区域进行有监督的训练才能获得初始轮廓。

[0006] 综上所述,现有的超声图像分割算法大多需要人工参与,自动化程度不高。

发明内容

[0007] 为了克服现有技术的上述缺点与不足,本发明的目的在于提供一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,得到的分割结果精确,分割过程无需人工参与,真正实现了全自动超声图像分割,有利于后续诸如病灶区域特征提取等处理。

[0008] 本发明的目的通过以下技术方案实现:

[0009] 一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,包括以下步骤:

[0010] (1) 对原始超声图像进行预处理,生成超像素;

[0011] (2) 对预处理后的超声图像进行种子点自动选取,具体为:

[0012] (2-1) 用一个 22 维的特征向量 y_v 表示超像素 v , $v \in V$ (V 为图像的超像素集合), $y_v = \{T_a, T_d, T_h\}$, 其中, T_a 为超像素的平均亮度、 T_d 为超像素的亮度方差、 T_h 为超像素的亮度分布; T_a 为一维向量, T_d 为一维向量, T_h 为 20 维向量;

[0013] (2-2) 构造背景字典:选择图像边缘四周的超像素作为背景候选超像素,并将背景候选超像素中亮度最大的 10% 和最小的 10% 超像素去掉,余下的背景候选超像素作为背景超像素,以背景超像素的特征 y_b 作为列向量组合成背景字典矩阵 D , 即 $D = [y_{b1}, y_{b2}, \dots, y_{bm}]$, m 为背景超像素个数;

[0014] (2-3) 利用步骤 (2-2) 中得到的背景字典进行稀疏重建,得到显著图;

[0015] (2-4) 选择种子点:利用大津法 (OTSU) 对步骤 (2-3) 中得到的显著图进行二值化,将最大的连续区域作为感兴趣区域,该感兴趣区域的重心超像素则为种子点;

[0016] (3) 利用步骤 (2) 中得到的种子点作为区域增长的起点,在能量函数下进行约束增长,达到约束条件则停止增长得到最终分割结果,具体为:

[0017] (3-1) 以整幅图像中的每个超像素作为节点将图像表示为无向图 $G = (V; E)$, V 表示节点集合,即超像素集合, E 表示边集合,若两个超像素相邻则边存在,否则不存在边,每条边 $e_{i,j}$ ($e_{i,j} \in E$) 都有一个非负权值 $w(v_i, v_j)$ 来表示超像素间的联系,如下式所示:

[0018]

$$w(e_{ij}) = w(v_i, v_j) = \begin{cases} |I(v_i) - I(v_j)|, & v_i, v_j \text{ 相邻} \\ \infty, & v_i, v_j \text{ 不相邻} \end{cases}$$

[0019] $w(v_i, v_j)$ 表示边权值, v_i, v_j 分别为图像中的任意超像素点, $I(v_i), I(v_j)$ 分别表示超像素 v_i, v_j 的平均亮度, $i, j \in [0, N)$, N 表示图像中所包含超像素的总数;

[0020] 将图像的超像素点分为 3 部分,融合区域 R 的超像素 v_r 、与融合区域相连的邻近区域 L 的超像素 v_l 以及背景区域 B 的超像素 v_b ;

[0021] (3-2) 点差异度、内部差异度与边缘对比度的定义

[0022] 点差异度 $Node_diff(v_l)$: 表示邻近区域 L 中的节点 v_l 与融合区域 R 的差异度,计算公式如下

$$[0023] \quad Node_diff(v_l) = \min_{v_r \in R} w(e_{lr})$$

[0024] 其中, e_{lr} 为连接超像素 v_l, v_r 的边, $w(e_{lr})$ 为边 e_{lr} 权值;

[0025] 内部差异度 Int_dif : 表示融合区域 R 内所有节点的差异程度,计算公式如下,

$$[0026] \quad Int_dif = \max_{e \in MST(R; E)} w(e)$$

[0027] $MST(R; E)$ 代表融合区域 R 的最小生成树, e 表示属于最小生成树的一条边, $w(e)$

为边 e 的权值；

[0028] 边缘对比度 Edge_dif :表示邻近区域 L 中的所有节点与融合区域 R 的差异度的平均值，

$$[0029] \quad Edge_dif = \frac{1}{k} \sum_{v_i \in L} (Node_diff(v_i))$$

[0030] 其中, k 表示邻近区域 L 中节点的个数, v_i 表示邻近区域 L 中的任意节点；

[0031] (3-3) 能量函数的定义

[0032] 所述能量函数定义如下：

$$[0033] \quad Energy = E_{int} + E_{ext}$$

[0034] 其中, E_{int} 为内部能量, 具体计算公式为：

$$[0035] \quad E_{int} = \frac{pa1}{C}$$

[0036] 其中, C 是融合区域的节点个数, pa1 是正常数；

[0037] E_{ext} 为外部能量, 具体计算公式为：

$$[0038] \quad E_{ext} = Int_dif - pa2 * Edge_dif$$

[0039] 其中, pa2 是正常数；

[0040] (3-4) 区域增长过程

[0041] 区域增长过程是不断地将邻近区域 L 中差异度 $Node_diff(v_i)$ 较小的超像素加入到融合区域中, 当能量函数的值到达极小值时, 融合区域停止生长, 具体步骤如下：

[0042] (3-4-1) 初始化 :以种子点超像素 v_s 作为当前融合区域 R, 与种子点邻近的所有超像素为邻近区域 L, 对 L 中的节点按照差异度 $Node_diff(v_i)$ 由小到大排序, 并计算能量函数 Energy 的值, 设置游标 $index = 1$, 内部差异度 $Int_dif = 0$ ；

[0043] (3-4-2) 用 R' 、 L' 、 $Energy'$ 对上面的 R、L、Energy 进行备份, 以便融合失败后, 恢复融合前的状态；

[0044] (3-4-3) 将 L 中第 index 个节点 v_{index} 加入到融合区域 R, $R = R + v_{index}$, 更新 L, 并且对 L 中的节点按照 $Node_diff(v_i)$ 由小到大排序；计算能量函数 Energy 的值；

[0045] (3-4-4) 如果 $Energy \leq Energy'$, 设置 $index = 1$, 转到 (3-4-2)；否则, 融合失败, 对融合后的状态进行还原, 即令 $R = R'$, $L = L'$, $Energy = Energy'$, 设置 $index = index + 1$ ；如果 index 小于等于 L 中节点个数 K, 则转到 (3-4-3), 如果 index 大于 L 中节点个数 K, R 即为分割结果。

[0046] 步骤 (2-1) 所述超像素 v 的特征向量 $y_v = \{T_a, T_d, T_h\}$, 计算公式如下,

[0047] 超像素 v 的平均亮度 T_a ：

$$[0048] \quad T_a = \frac{1}{n} \sum s_t$$

[0049] 超像素 v 的亮度方差 T_d ：

$$[0050] \quad T_d = \frac{1}{n} \sum (s_t - T_a)^2$$

[0051] 其中, n 为超像素 v 中所包含的像素点总数, s_t 表示超像素 v 中第 t ($t \in (0, n]$)

个像素点的亮度；

[0052] 亮度分布 T_h 为一个 20 维的向量,具体提取过程为:通过将图像的最小亮度到最大亮度之间的范围均匀划分 20 个亮度区间,统计每个超像素在这 20 个亮度区间的直方图作为亮度分布 T_h 。

[0053] 步骤 (2-3) 所述利用步骤 (2-2) 中得到的背景字典进行稀疏重建,得到显著图,具体为:

[0054] (2-3-1) 按照稀疏分解公式,计算每个超像素 v 在背景字典下的稀疏系数 x_v ,如下式所示:

$$[0055] \quad x_v = \underset{x_v}{\operatorname{argmin}} \|y_v - Dx_v\|_2^2 + \lambda \|x_v\|_1$$

[0056] 图像上每个超像素 v 在背景字典 D 的稀疏重建残差表示为:

$$[0057] \quad \varepsilon_v = \|y_v - Dx_v\|_2^2$$

[0058] 其中, λ 参数用来分配误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 和稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的权重, λ 的值越大,稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的约束越大,误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 贡献越小;反之,稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的约束越小,误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 贡献越大;

[0059] (2-3-2) 将计算得到的残差 ε_v 作为超像素 v 的显著度,得到显著图。

[0060] 步骤 (1) 所述对原始超声图像进行预处理,具体为:

[0061] 首先对图像进行去噪处理,然后对去噪处理后的图像进行过分割,生成超像素。

[0062] 所述去噪处理,具体为:

[0063] 采用斑点降噪各向异性扩算法对图像进行去噪处理。

[0064] 所述对去噪处理后的图像进行过分割,具体为:

[0065] 利用简单的线性迭代聚类算法对图像进行分割。

[0066] 与现有技术相比,本发明具有以下优点和有益效果:

[0067] (1) 本发明的一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,分割处理过程完全自动化,无需人工参与,克服了现有分割方法需要提供初始轮廓或初始种子点的不足。

[0068] (2) 本发明通过利用占位性病变区域内部结构的一致性及占位性病变区域与背景的差异性,采用一个有效的能量函数从内部和外部同时约束区域增长,可以得到精确的分割结果。

[0069] (3) 本发明利用超像素代替单个像素点作为计算单元,极大地减少了运算量,同时很好地保留图像边缘信息和局部的结构信息,使得分割过程更加快速、有效。

[0070] (4) 本发明实现了种子点自动选择,通过利用稀疏重建的方法,得到显著图,并选择最大连续的感兴趣的重心超像素作为初始种子点。现有基于区域增长的分割方法,往往通过设置阈值得到初始种子点,导致种子点定位不够准确,本发明所提出的方法能够准确地定位初始种子点,使其落在感兴趣区域内保证后续区域增长过程正确。

[0071] (5) 本发明在构造背景字典时结合超声图像成像特点,为排除伪影、噪声等影响,利用图像边缘四周超像素建立背景字典时,将其中亮度最大 10% 和亮度最小的 10% 去掉,

使得构造的背景字典相关性更大,重建效果更好,显著区域更加突出。

附图说明

[0072] 图 1 为本发明的实施例的基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法的流程图。

[0073] 图 2 为本发明的实施例的区域划分示意图。

[0074] 图 3(a) 为本发明的实施例的肝脏血管瘤超声图像的待分割图像。

[0075] 图 3(b) 为本发明的实施例的肝脏血管瘤超声图像的去噪后图像。

[0076] 图 3(c) 为本发明的实施例的肝脏血管瘤超声图像过分割后的结果图。

[0077] 图 3(d) 为本发明的实施例的肝脏血管瘤超声图像的显著图。

[0078] 图 3(e) 为本发明的实施例的肝脏血管瘤超声图像的种子点选择结果图。

[0079] 图 3(f) 为本发明的实施例的肝脏血管瘤超声图像的分割结果图。

[0080] 图 3(g) 为本发明的实施例的肝脏血管瘤超声图像的医生手工分割图。

[0081] 图 4(a) 为本发明的实施例的肝脏囊肿超声图像的待分割图像。

[0082] 图 4(b) 为本发明的实施例的肝脏囊肿超声图像的去噪后图像。

[0083] 图 4(c) 为本发明的实施例的肝脏囊肿超声图像过分割后的结果图。

[0084] 图 4(d) 为本发明的实施例的肝脏囊肿超声图像的显著图。

[0085] 图 4(e) 为本发明的实施例的肝脏囊肿超声图像的种子点选择结果图。

[0086] 图 4(f) 为本发明的实施例的肝脏囊肿超声图像的分割结果图。

[0087] 图 4(g) 为本发明的实施例的肝脏囊肿超声图像的医生手工分割图。

具体实施方式

[0088] 下面结合实施例,对本发明作进一步地详细说明,但本发明的实施方式不限于此。

[0089] 实施例

[0090] 如图 1 所示,本实施例的基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法,包括以下步骤:

[0091] (1) 对原始超声图像(如图 3(a),图 4(a),其中 3(a) 为肝脏血管瘤超声图像,图 4(a) 肝脏囊肿超声图像)进行预处理,生成超像素;所述预处理为:首先对图像进行去噪处理,然后对去噪处理后的图像进行过分割,生成超像素;

[0092] 由于超声图像含有大量斑点噪声、伪影等会对超声图像分割造成较大干扰,因此需要在分割处理前对原图像进行去噪处理。本实施例选择斑点降噪各向异性扩散(Speckle Reducing Anisotropic Diffusion, SRAD)算法[Yu Y, Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion]进行去噪。图 3(b)、图 4(b) 为图 3(a), 图 4(a) 去噪处理后的效果图。

[0093] 去噪处理完成后对超声图像进行过分割,生成超像素,本实施例采用简单的线性迭代聚类算法(Simple Liner Iterative Clustering, SLIC)算法[Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. "SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 34(11):2274-2282, 2012]将图像分割成一个个大小相似并且边缘贴近图像边缘的超像

素。以超像素为基本操作单元,不仅能极大地减少运算量,而且能很好地保留图像边缘信息和局部的结构信息,甚至能增加算法对噪声的鲁棒性。本实施例将超声图像分割为 200 个超像素(可以根据实际图像需要选取超像素数目),如图 3(c)、图 4(c) 分别为图 3(a)、图 4(a) 分割后的超声图像。

[0094] (2) 对预处理后的超声图像进行种子点自动选取,具体为:

[0095] (2-1) 提取超像素特征;用一个 22 维的特征向量 y_v 表示超像素 v , $v \in V$ (V 为图像的超像素集合), $y_v = \{T_a, T_d, T_h\}$, 其中, T_a 为超像素的平均亮度、 T_d 为超像素的亮度方差、 T_h 为超像素的亮度分布; T_a 为一维向量, T_d 为一维向量, T_h 为 20 维向量;

[0096] 所述超像素 v 的特征向量 $y_v = \{T_a, T_d, T_h\}$, 计算公式如下,

[0097] 超像素 v 的平均亮度 T_a :

$$[0098] \quad T_a = \frac{1}{n} \sum s_t$$

[0099] 超像素 v 的亮度方差 T_d :

$$[0100] \quad T_d = \frac{1}{n} \sum (s_t - T_a)^2$$

[0101] 其中, n 为超像素 v 中所包含的像素点总数, s_t 表示超像素 v 中第 t ($t \in (0, n]$) 个像素点的亮度;

[0102] 亮度分布 T_h 为一个 20 维的向量,具体提取过程为:通过将图像的最小亮度到最大亮度之间的范围均匀划分 20 个亮度区间,统计每个超像素在这 20 个亮度区间的直方图作为亮度分布 T_h ;

[0103] (2-2) 构造背景字典:

[0104] 在超声图像中,占位性病变区域与周围背景区域,在灰度、纹理等特征上往往有较为明显的差异。这种与背景不一致的像素聚集区域,在图像处理中被视作感兴趣区域。而感兴趣区域往往位于图像中心位置,因此选择图像边缘四周的超像素作为背景候选超像素。考虑到噪声或伪影的影响以及占位性病变区域可能位于图像四周等情况,本实施例选择图像边缘四周的超像素作为背景候选超像素,并将背景候选超像素中亮度最大的 10% 和最小的 10% 超像素去掉,余下的背景候选超像素作为背景超像素,以背景超像素的特征 y_b 作为列向量组合成背景字典矩阵 D , 即 $D = [y_{b1}, y_{b2}, \dots, y_{bm}]$, m 为背景超像素个数;

[0105] (2-3) 利用步骤 (2-2) 中得到的背景字典进行稀疏重建,得到显著图,具体为:

[0106] (2-3-1) 按照稀疏分解公式,计算每个超像素 v 在背景字典下的稀疏系数 x_v , 如下式所示:

$$[0107] \quad x_v = \underset{x_v}{\operatorname{argmin}} \|y_v - Dx_v\|_2^2 + \lambda \|x_v\|_1$$

[0108] 图像上每个超像素 v 在背景字典 D 的稀疏重建残差表示为:

$$[0109] \quad \varepsilon_v = \|y_v - Dx_v\|_2^2$$

[0110] 其中, λ 参数用来分配误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 和稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的权重, λ 的值越大,稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的约束越大,误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 贡献越小;反之,稀疏项 $\|x_v\|_1$ 的约

束越小,误差项 $\|y_v - Dx_v\|_2^2$ 贡献越大;

[0111] (2-3-2) 将计算得到的残差 ε_v 作为超像素 v 的显著度,得到显著图;图 3(d)、图 4(d) 分别为图 3(a),图 4(a) 的显著图。

[0112] (2-4) 选择种子点:

[0113] 由于超声图像中噪声、伪影等与背景区域也具有差异,因此显著度也较大。但它们往往是一些不连续的较小区域,而占位性病变区域是一块较大的连续区域。

[0114] 本实施例利用大津法 (OTSU) [N.Otsu, Athreshold selection method from gray-level histograms] 对步骤 (2-3) 中得到的显著图进行二值化,将最大的连续区域作为感兴趣区域,该感兴趣区域的重心超像素则为种子点;图 3(e)、图 4(e) 分别为图 3(a),图 4(a) 的种子点选择结果图。

[0115] (3) 利用步骤 (2) 中得到的种子点作为区域增长的起点,在能量函数下进行约束增长,达到约束条件则停止增长得到最终分割结果。理想融合区域是内部差异比较小,并且边缘明显的区域。本实施例的分割算法,以种子点作为区域增长的起始点,通过最小化能量函数不断地融合邻近区域中差异度最小的超像素。

[0116] 分割步骤具体为:

[0117] (3-1) 以整幅图像中的每个超像素作为节点将图像表示为无向图 $G = (V; E)$, V 表示节点集合,即超像素集合, E 表示边集合,若两个超像素相邻则边存在,否则不存在边,每条边 $e_{i,j}$ ($e_{i,j} \in E$) 都有一个非负权值 $w(v_i, v_j)$ 来表示超像素间的联系,如下式所示:

[0118]

$$w(e_{ij}) = w(v_i, v_j) = \begin{cases} |I(v_i) - I(v_j)|, & v_i, v_j \text{ 相邻} \\ \infty, & v_i, v_j \text{ 不相邻} \end{cases}$$

[0119] $w(v_i, v_j)$ 表示边权值, v_i, v_j 分别为图像中的任意超像素点, $I(v_i), I(v_j)$ 分别表示超像素 v_i, v_j 的平均亮度, $i, j \in [0, N)$, N 表示图像中所包含超像素的总数;

[0120] 将图像的超像素分为 3 部分,融合区域 R 的超像素 v_r 、与融合区域相连的邻近区域 L 的超像素 v_l 以及背景区域 B 的超像素 v_b , 如图 2 所示,正方形标注的节点为超像素 v_r , 三角形标注的节点为超像素 v_l , 圆形标注的节点为超像素 v_b ;

[0121] (3-2) 点差异度、内部差异度与边缘对比度的定义

[0122] (3-2-1) 点差异度 $Node_diff(v_l)$: 表示邻近区域 L 中的节点 v_l 与融合区域 R 的差异度,计算公式如下,

$$[0123] \quad Node_diff(v_l) = \min_{v_r \in R} w(e_{lr})$$

[0124] 其中, e_{lr} 为连接超像素 v_l, v_r 的边, $w(e_{lr})$ 为边 e_{lr} 权值;

[0125] (3-2-2) 内部差异度 Int_dif : 表示融合区域 R 内所有节点的差异程度,计算公式如下,

$$[0126] \quad Int_dif = \max_{e \in MST(R; E)} w(e)$$

[0127] $MST(R; E)$ 代表融合区域 R 的最小生成树, e 表示属于最小生成树的一条边, $w(e)$ 为边 e 的权值。

[0128] 最小生成树在许多基于图的分割算法中得到广泛应用,其中有效率的基于图论

的分割算法 (Effective Graph-based, EGB) [K. B. Jayanthi, R. S. D. W. Banu, “Carotid artery boundary extraction using segmentation techniques: a comparative study,” Proceedings of ITNG, Las Vegas, NV, USA, pp. 1290 – 1295, 2009] 采用了融合区域的最小生成树的最大边表示融合区域的内部差异, 取得了较好的分割效果。

[0129] (3-2-3) 边缘对比度 $Edge_dif$: 表示邻近区域 L 中的所有节点与融合区域 R 的差异度的平均值,

$$[0130] \quad Edge_dif = \frac{1}{k} \sum_{v_l \in L} (Node_diff(v_l))$$

[0131] 其中, k 表示邻近区域 L 中节点的个数, v_l 表示邻近区域 L 中的任意节点;

[0132] (3-3) 能量函数的定义

[0133] 能量函数包括规范曲线形状为目的的“内部能量” E_{int} , 及规范曲线与目标物体轮廓线接近程度的“外部能量” E_{ext} 。在运算过程中, 最小化内部能量可令曲线持续向内部紧缩并保持平滑, 使得内部差异小; 而最小化外部能量则可令曲线持续贴近目标物体轮廓线而到达一致为止。

[0134] 所述能量函数定义如下:

$$[0135] \quad Energy = E_{int} + E_{ext}$$

[0136] 其中, E_{int} 为内部能量, 具体计算公式为:

$$[0137] \quad E_{int} = \frac{pa1}{C}$$

[0138] 其中, C 是融合区域的节点个数, $pa1$ 是正常数; 内部能量的主要作用是迫使融合区域不断向外增长。最小化能量函数, 就是使驱动项变小, 当融合的超像素个数即 C 比较小时, 驱动项很大, 迫使融合区域不断向外扩展即 C 变大, 融合邻近的节点。但是当扩张到一定程度时, 驱动项将随 C 的增大, 并缓慢变小, 这时能量函数主要取决于外部能量 E_{ext} 。至于参数 $pa1$ 的设置, 要根据实际情况而确定, $pa1$ 越大, 得到的融合区域越大。

[0139] E_{ext} 为外部能量, 具体计算公式为:

$$[0140] \quad E_{ext} = Int_dif - pa2 * Edge_dif$$

[0141] 其中, $pa2$ 是正常数; 本实施例设置为 7。外部能量的主要作用是约束区域增长, 迫使算法收敛到肿瘤边缘位置。外部能量变小, 就是要 $Edge_dif$ 变大, Int_dif 变小, 保证融合区域内部差异度小、边缘明显度大。

[0142] (3-4) 区域增长过程

[0143] 区域增长过程是不断地将邻近区域 L 中差异度 $Node_diff(v_l)$ 较小的超像素加入到融合区域中, 当能量函数的值到达极小值时, 融合区域停止生长, 具体步骤如下:

[0144] (3-4-1) 初始化: 以种子点超像素 v_s 作为当前融合区域 R , 与种子点邻近的所有超像素为邻近区域 L , 对 L 中的节点按照差异度 $Node_diff(v_l)$ 由小到大排序, 并计算能量函数 $Energy$ 的值, 设置游标 $index = 1$, 内部差异度 $Int_dif = 0$;

[0145] (3-4-2) 用 R' 、 L' 、 $Energy'$ 对上面的 R 、 L 、 $Energy$ 进行备份, 以便融合失败后, 恢复融合前的状态;

[0146] (3-4-3) 将 L 中第 $index$ 个节点 v_{index} 加入到融合区域 R , $R = R + v_{index}$, 更新 L , 并

且对 L 中的节点按照 $\text{Node_diff}(v_i)$ 由小到大排序 ; 计算能量函数 Energy 的值 ;

[0147] (3-4-4) 如果 $\text{Energy} \leq \text{Energy}'$, 设置 $\text{index} = 1$, 转到 (3-4-2) ; 否则, 融合失败, 对融合后的状态进行还原, 即令 $R = R'$, $L = L'$, $\text{Energy} = \text{Energy}'$, 设置 $\text{index} = \text{index} + 1$; 如果 index 小于等于 L 中节点个数 K, 则转到 (3-4-3), 如果 index 大于 L 中节点个数 K, R 即为分割结果。

[0148] 本实施例的图 3(a), 图 4(a) 的最终分割结果分别如图 3(f)、图 4(f) 所示, 图 3(g)、图 4(g) 为医生手工勾勒的占位性病变区域边缘。比较图 3(f) 和图 3(g)、图 4(f) 和图 4(g) 发现, 本实施例的分割结果与医生勾勒的结果吻合, 本发明具有良好的超声图像自动分割效果。

[0149] 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所述实施例的限制, 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。

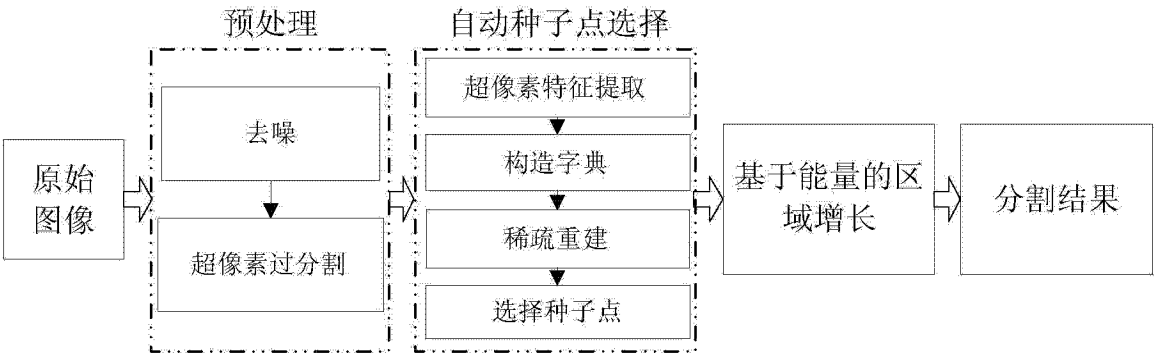


图 1

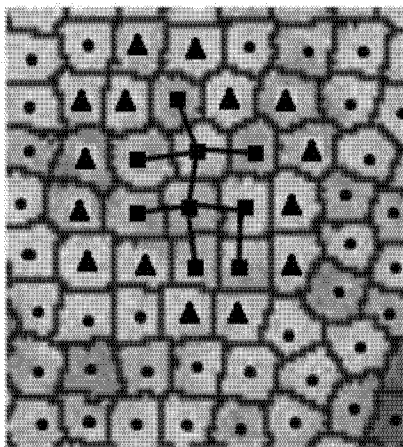


图 2

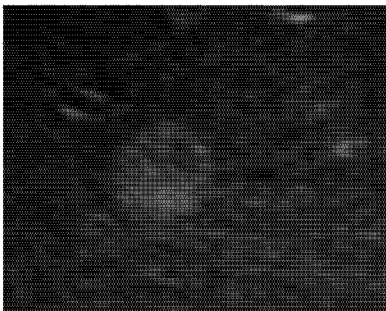


图 3(a)

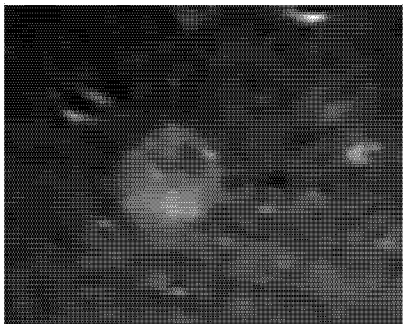


图 3(b)

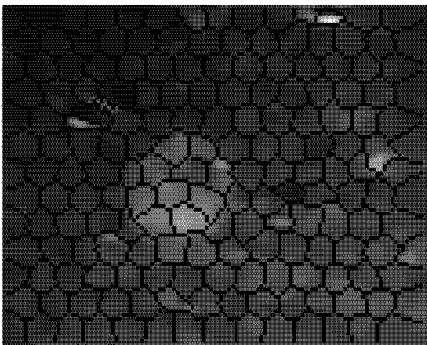


图 3(c)

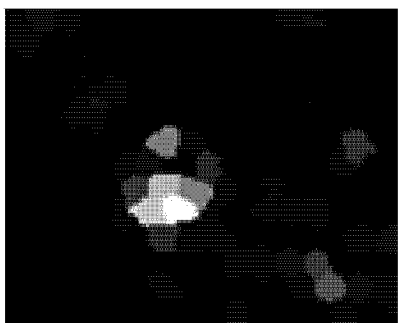


图 3(d)

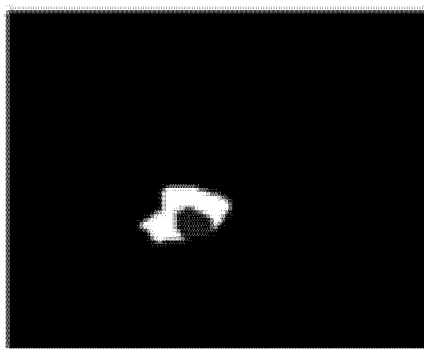


图 3(e)

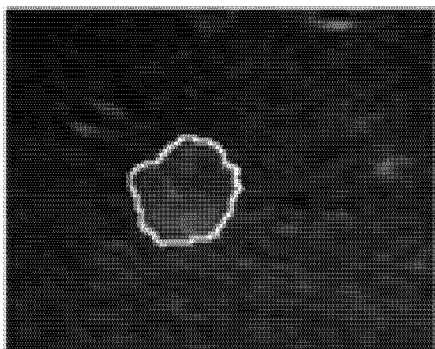


图 3(f)

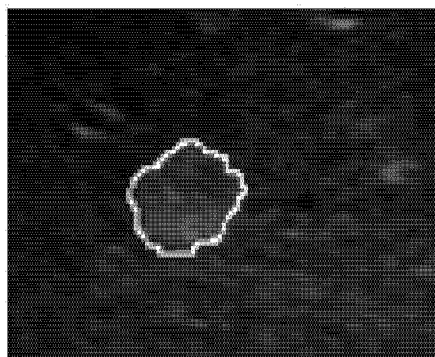


图 3(g)

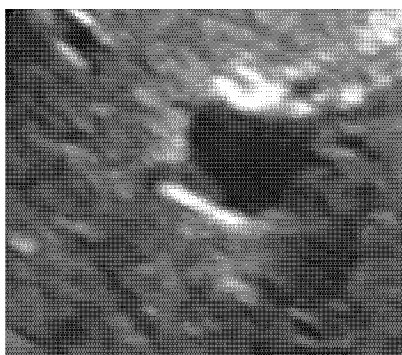


图 4(a)

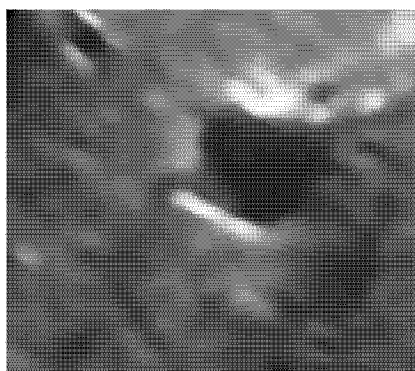


图 4(b)

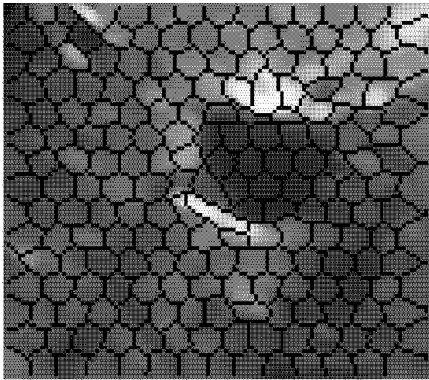


图 4(c)



图 4(d)

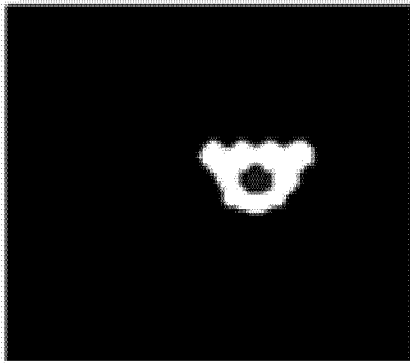


图 4(e)

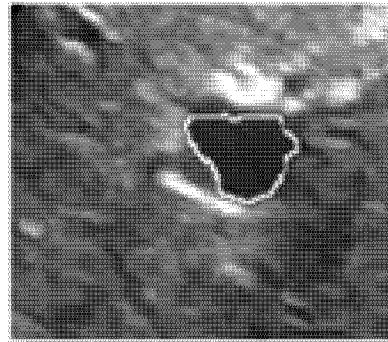


图 4(f)

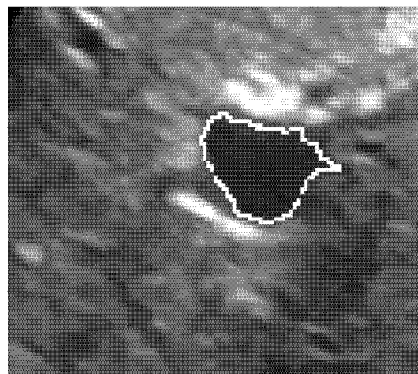


图 4(g)

专利名称(译)	一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法		
公开(公告)号	CN104915950A	公开(公告)日	2015-09-16
申请号	CN201510212533.0	申请日	2015-04-29
[标]申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
当前申请(专利权)人(译)	华南理工大学		
[标]发明人	王伟凝 李家昌 姜怡孜		
发明人	王伟凝 李家昌 姜怡孜		
IPC分类号	G06T7/00 G06T5/00 A61B8/00		
代理人(译)	陈文姬		
其他公开文献	CN104915950B		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于能量约束的区域增长超声图像自动分割方法，包括以下步骤：(1)对原始超声图像进行预处理；(2)对预处理后的超声图像进行种子点自动选取；(3)利用步骤(2)中得到的种子点作为区域增长的起点，在本发明的能量函数下进行约束增长，达到约束条件则停止增长得到最终分割结果。本发明得到的分割结果精确，分割过程无需人工参与，真正实现了全自动超声图像分割，有利于后续诸如病灶区域特征提取等处理。

