

• 计算机应用 •

改进区域生长的医学超声图像分割方法研究

安新军, 刘太安, 闫长青

(山东科技大学 信息工程系, 山东 泰安 271021)

摘 要: 基于区域生长的方法是一种比较有效的超声图像分割方法。针对区域生长时的几个关键问题, 优化选择一组能正确代表目标区域的种子像素。在分析像素邻域灰度的特点基础上, 采用最大类间方差法, 确定了目标区域的最佳分割阈值。通过改进区域生长中的邻域搜索策略, 结合梯度图确定合理的生长准则, 制定了一种新的区域生长的停止条件, 在种子点邻域像素与种子像素比较过程中, 对不符合生长条件的邻域像素不是直接排除在目标区域外, 而是以此邻域像素为中点进行二次比较。最后给出的实验结果表明该方法改善了图像分割的质量。

关键词: 图像分割; 区域生长; 种子点; 生长准则; 搜索策略

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7024 (2009) 06-1512-03

Study of improved region-growing algorithm used in ultrasound medical image segmentation

AN Xin-jun, LIU Tai-an, YAN Chang-qing

(Department of Info Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Tai'an 271021, China)

Abstract: Image segmentation based on region-growing is an efficient image segmentation approach. Several key techniques of the region-growing are dealt with, including selecting a group of the representative seed points in object region, adopting the OTSU c and determining the best segment threshold conveniently based on the features of neighborhoods' pixels gray, determining the new region-growing stopping conditions by improving the searching strategies of neighborhoods in region-growing and determining the reasonable growing criterion according to gradient map, making a comparison between the pixels of the neighborhood and the seed pixel, and making a second comparison between the pixels which are not fit for the growing conditions based on the mid-point of neighborhoods' pixels rather than ruling out by a non-target class. At last, some experimental data and results of image segmentation are presented and proven this algorithm improved the quality of image segmentation.

Key words: image segmentation; region-growing; seed point; growing rule; search strategy

0 引言

超声成像因其独特的无损性、实时性及廉价性, 在医学方面有着广泛的应用。但是由于其固有的声学特征, 因而得到原始图像噪声大、对比度低、成像质量差的问题, 需要对原始的超声图像进行分割, 图像分割的关键在于能够准确地从图像中提取出有用的信息, 保证医学系统的可靠性。目前主要图像分割方法可分为基于区域的分割方法和基于边界的分割方法^[1]。基于区域的分割方法, 依赖于图像的空间局部特征, 如灰度、纹理及其它像素统计特性的均匀性等。典型的基于区域的分割方法有区域生长、区域分裂以及两种相结合的方法等。

由于图像分割技术是医学超声图像的定量、定性分析的重要环节, 将直接影响到后续的分析、处理和重建工作。为了改善了分割质量, 提高分割的精度, 使得分割的效果更好的反

映特定器官或病灶的特征。该文研究了一种基于区域生长的改进算法, 通过改进种子点的选择和改进生长方法, 提高了分割效率和精度, 最后利用数学形态学的开运算对生长结果进行修正, 去除区域生长后的小孔状噪声, 得到了良好的分割效果。

1 区域生长的关键问题

现有的区域生长法计算较简便且不用考虑像素间的连通性和邻近性^[1]。因而超声成像的过程中会不可避免地产生斑点噪声, 降低了图像的质量, 也常会出现提取出的区域有空洞或局部体效应问题, 甚至会出现无意义的分割结果。区域生长算法需要解决3方面的问题: 选择种子像素、确定生长阈值^[2]、种子生长规则3个方面。

1.1 选择种子像素

选择种子像素的目的是选择合适的生长起点, 包括选择种

收稿日期: 2008-04-08 E-mail: sdkdaxj@126.com

基金项目: 山东省教育厅计划基金项目 (J05C10); 山东省煤炭工业局计划基金项目 (2006-99)。

作者简介: 安新军 (1972—), 男, 山东泰安人, 硕士, 讲师, 研究方向为数字图像处理、医学可视化; 刘太安 (1963—), 男, 山东泰安人, 硕士, 副教授, 研究方向为并行处理、数字图像处理; 闫长青 (1978—), 男, 山东梁山人, 硕士, 助教, 研究方向为数字图像处理、可视化技术。

子像素的位置和选择起始生长的灰度值^[10]。种子像素的选取常可借助具体问题的特点。如果对具体问题没有先验知识, 则常可借助生长所用准则对每个像素进行相应计算。如果计算结果呈现聚类情况则接近聚类重心的像素可取为种子像素。

1.2 确定生长阈值

区域生长的一个关键是选择合适的生长或相似准则, 大部分区域生长准则使用图像的局部性质^[7,12]。生长准则可根据不同原则制定, 而使用不同的生长准则会影响区域生长的过程和最终分割结果。若区域内灰度分布不均匀, 生长阈值设定偏大会造成欠分割; 若目标边界模糊, 生长阈值设定偏小会, 造成过分割, 甚至分割失败。

1.3 种子生长规则

因为区域生长算法对噪声很敏感^[3], 可能在分割后的图像中形成孔状甚至是根本不连续的区域, 造成孔状结构或图像不连续的原因可能是由于种子点邻域像素被噪声污染的结果^[4]。

2 改进的区域生长算法

2.1 选择种子像素及确定其灰度值

由于对医学超声图像分割的目的性, 提出人工干预的方式选择种子的生长位置, 设定选择要分割的目标区域, 在目标区域内选择4个点 $((x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3))$, 构成三角形中心 O

(如图1所示)作为种子点的坐标

$$\begin{aligned} O_x &= \frac{x_1 + x_2 + x_3}{3} \\ O_y &= \frac{y_1 + y_2 + y_3}{3} \end{aligned} \quad (1)$$

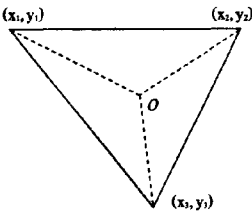


图1 区域生长过程中的特征三角形

种子点像素为中心像素的 5×5 邻域的平均灰度值 G_m , 再分别选取选择三角形顶点到中心点的线段中点 P, Q, R , 其灰度值记 G_P, G_Q, G_R 。那么为了避免将噪声的灰度值影响种子点的灰度取值, 采取了以下方法确定种子点的灰度值。

$$\begin{aligned} \Delta G_m &= |G_m - G_P| + |G_m - G_Q| + |G_m - G_R| \\ \Delta G_P &= |G_P - G_m| + |G_P - G_Q| + |G_P - G_R| \\ \Delta G_Q &= |G_Q - G_m| + |G_Q - G_P| + |G_Q - G_R| \\ \Delta G_R &= |G_R - G_m| + |G_R - G_P| + |G_R - G_Q| \end{aligned} \quad (2)$$

上式分别是 O, P, Q, R 种子点像素与其它3个参照点的灰度差值之和。取: $G_s = \max(\Delta G_m, \Delta G_P, \Delta G_Q, \Delta G_R)$, 则 G_s 所对应的点为受噪声影响最大的一个点, 种子点的灰度值最终设定为 G ,

$$G_s = \frac{G_m + G_P + G_Q + G_R - G_s}{3} \quad (3)$$

2.2 优化生长阈值

为了防止区域生长向附近误生长, 需要在进行区域生长之前先进行图像锐化、增强边缘, 再运用一维最大类间方差法

确定最佳分割阈值, 并以此作为区域生长的约束条件, 将目标区域精确、完整地分割出来^[5]。

选取分割阈值是阈值法的关键, 最大类间方差法是常用的阈值选取方法之一, 被认为是最优的阈值自动选取方法^[9]。在用直方图选取阈值时, 由于图像噪声的影响, 直方图通常会出现单峰或具有宽且平的峰谷的情况, 此时很难根据直方图的峰谷选取阈值; 最大熵法对诸如对比度和直方图分布这类图像特征敏感, 且涉及对数函数运算, 计算量大^[10]。采用的最大类间方差法充分考虑了像素邻域的灰度, 分割效果较好, 可方便的确定目标区域的最佳分割阈值。

设灰度变化范围为1到 L , 用集合表示为 $S = \{1, 2, 3, L\}$, 灰度值为 i 的像素数为 n_i , 则图像全部像素数为 $N = \sum_{i \in S} n_i$, 那么可计算出各像素概率为 $P_i = \frac{n_i}{N}$ 。

取集合 S 中的 $T(T \leq L)$ 作为阈值, 至此阈值把图像分为两个灰度级集合 $S_1 = \{1, 2, 3, L\}$ 和 $S_2 = \{T+1, T+2, L\}$ 的两类 C_1 和 C_2 , 其概率为 $\omega_k = P_i(C_k) = \sum_{i \in S_k} P_i(K=1, 2)$, 其灰度均值分别为 μ_1 和 μ_2 , 其对应的方差分别为 σ_1^2 和 σ_2^2 , 表示如下

$$\mu_k = \sum_{i \in S_k} i P_i(i/C_k) = \frac{\sum_{i \in S_k} i n_i}{\sum_{i \in S_k} n_i} \quad (k=1, 2) \quad (4)$$

$$\sigma_k^2 = \sum_{i \in S_k} (i - \mu_k)^2 P_i(i/C_k) = \frac{\sum_{i \in S_k} (i - \mu_k)^2 n_i}{\sum_{i \in S_k} n_i} \quad (k=1, 2) \quad (5)$$

图像的整体灰度平均值 μ_T , 总体方差 σ_T^2 分别表示为

$$\mu_T = \sum_{i \in S} i P_i \quad (6)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i \in S} (i - \mu_T)^2 P_i \quad (7)$$

其类内方差 σ_w^2 和类间方差 σ_b^2 分别表示为

$$\sigma_w^2 = \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2 \quad (8)$$

$$\sigma_b^2 = \sigma_T^2 - \sigma_w^2 \quad (9)$$

将 T 从图像的最小灰度值到最大灰度值进行遍历, 当 σ_b^2/σ_w^2 取得最大值时的 T 为最佳分割阈值。即

$$\eta(T) = \max \left[\frac{\sigma_b^2(T)}{\sigma_w^2(T)} \right] \quad (10)$$

令种子生长得到的区域为 R , 此区域的均值和标准方差记为 m, σ , 用 m, σ 作为衡量灰度一致性的特征量。其中

$$\begin{aligned} m &= \frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} f(k,l) \\ \sigma &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} [f(k,l) - m]^2} \end{aligned} \quad (11)$$

记一维最大类间方差比确定的最佳分割阈值为 T_1 , 取灰度变化阈值为 $T_2 = (1 - \frac{\sigma}{m})T_1$, 其中 T_1 是反应生长条件苛刻程度的量, 那么带约束条件的区域生长阈值可设定为

$$\begin{cases} |f(k,l) - m| \leq T_2 \\ |f(k,l)| \leq T_1 \end{cases} \quad (12)$$

最佳分割阈值 T_1 相当于目标类与背景类像素的边界灰度值, 由于有 T_1 的限制, T_1 可以取得大一些, 避免了目标本身灰度变化大造成欠分割的现象, 同时由于 T_1 的限制也避免了目标边界模糊造成过分割的现象。如果当前像素点的灰度值 $f(k,l)$

与区域灰度均值 m 接近,且小于最佳分割阈值 T_1 ,则当前像素点 (k,l) 满足了一致性测试,将其并入生长区域,并更新区域的均值 m 与方差 σ 。反复执行,直到无法生长为止,完成对目标区域的分割。

2.3 改进的区域生长策略

因为区域生长算法对噪声很敏感,可能在分割后的图像中形成孔状甚至是根本不连续的区域,造成孔状结构或图像不连续的原因可能是由于种子点邻域像素被噪声污染的结果^[10]。该文对生长策略进行一些改进,在种子点邻域像素与种子像素比较过程中,对不符合生长条件的邻域像素不是直接排除在目标区域外,而是以此邻域像素为中点,取一个 5×5 窗口,将该窗口的灰度均值赋值给此邻域像素,然后邻域像素以此新灰度值与种子像素进行二次比较,如果仍不符合生长条件,则此邻域像素就可视为在目标区域外;如果符合生长条件,则此邻域像素可视为被噪声污染的目标区域点,将此邻域像素合并。

3 实验结果

通过对胆囊的原始超声图像进行分割实例可以看出,由于生长阈值的选择和区域内部噪声的存在,对于区域生长以后提取到的连通域图像,存在着一些砂眼噪声,是图像内部存在的任意分布的小孔状的噪声,而且联通域的边界是曲折的,存在着一些小孔和缝隙,这是区域生长产生误差的表现,需要进一步的平滑和调整,以达到更好的分割效果。图2为一副旋转扫描生产的原始B超图像,图3为该文描述算法执行之后的结果图像。

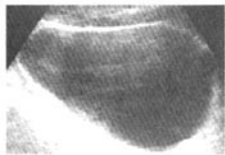


图2 区域生长前的超声图像 图3 区域生长后的超声图像

4 数学形态学理由进行分割后调整

在数学形态学的开运算一般能平滑图像的轮廓,削弱狭窄的部分,去掉细的突出。闭运算也是平滑图像的轮廓,与开运算相反,它一般融合窄的缺口去掉小洞,填补轮廓上的缝隙。显然,可以采用闭运算来去掉区域生长后得到联通域的砂眼噪声,平滑连通域边界中含有的缝隙和小孔,同时又对图像的大小形状没有大的改变,需要选取数学形态学的闭运算进行区域生长后联通域的调整。

通过图4可以看出,经过数学形态学调整后,分割结果中的砂眼噪声得到很好的消除效果,并且保持分割结果的边界没有大变化。调整后的图像符合对分割结果的要求。

5 结束语

在三维超声重建中,超声图像的分割具有非常重要的意义,是对三维数据进行可视化非常重要的一步。本章对常用



图4 利用数学形态学对区域生长后调整后的图像

图像分割方法和现代图像分割方法作了简单的介绍,针对超声图像的特点提出了一种改进的区域生长算法,对不满足生长条件的点不是直接划分到区域外,而是用以该点为中心的小邻域的灰度均值来替代该点的灰度值,然后与种子点进行二次比对,如果满足了生长条件就将此点归入区域,如果不满足则该点不属于区域。这种方法能避免由于噪声而造成生长后的区域中的空洞和不连续现象。最后再用数学形态学的方法对生长后的区域进行调整,得到较为理想的分割区域。

参考文献:

- [1] Amit Chakraborty, Lawrence H Staib, James S Duncan. Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information[J]. IEEE Trans Medical Imaging, 1996, 15(6): 859-870.
- [2] 邱明, 张二虎. 医学图像分割方法[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(6): 1557-1559.
- [3] Baillard C, Hellier P, Barillot C. Segmentation of brain 3D MR images using level sets and dense registration[J]. Medical Image Analysis, 2001, 5(3): 185-194.
- [4] Torsten B, Olivier C, Jean P T. Multi-modal medical image registration: from information theory to optimization objective [C]. Digital Signal Processing, 14th International Conference, 2002: 399-406.
- [5] 罗希平, 田捷, 诸葛婴, 等. 图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 1999, 12(3): 300-321.
- [6] Salih B G, Carlo T, Bernd G. Medical image compression based on region of interest, with application to colon CT images [C]. Engineering in Medicine and Biology Society, 2001: 2453-2456.
- [7] 郑宏, 潘励. 基于遗传算法的图像阈值的自动选取[J]. 中国图像图形学报, 1999, 4(4): 327-330.
- [8] Amatur S C, Piraino D, Takefuji Y. Optimization neural networks for the segmentation of magnetic resonance images [J]. IEEE Trans Medical Imaging, 1992, 11(2): 215-220.
- [9] 马峰, 唐泽圣. 多尺度几何活动曲线及MR图像边界提取[J]. 计算机学报, 2000, 23(8): 829-834.
- [10] Khanh Vu. A full automatic segmenting system for ultrasound images [C]. IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 2002: 90-94.
- [11] Matthew C Clark, Lawrence O Hall, Dmitry B Goldgof, et al. Automatic tumor segmentation using knowledge-based technique [J]. IEEE Trans Medical Imaging, 2006, 19(2): 287-299.
- [12] Wan SY, Higgins W. Symmetric region-growing [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(9): 1007-1013.