

多阈值优化交互式分割算法及其在医学图像中的应用

兰 红^{1,2*}, 闵乐泉^{1,3}

(1. 北京科技大学 自动化学院, 北京 100083; 2. 江西理工大学 信息工程学院, 江西 赣州 341000;

3. 北京科技大学 数理学院, 北京 100083)

(* 通信作者电子邮箱 lanhong69@163.com)

摘 要:针对交互式图像分割方法对边界模糊的医学图像进行分割时通常需要用户标记较多的初始种子或进行二次交互的不足,提出了一种简化标记的多阈值优化交互式分割算法。该算法在 GrowCut 交互式算法基础上通过引入图像灰度直方图的多个阈值自动生成初始种子模板,并利用改进的细胞自动机迭代算法实现图像分割。算法简化了用户操作,提高了分割精度。应用该算法分别对临床 100 张肝脏图像和牙菌斑图像进行分割,结果显示了该算法的良好性能。

关键词:交互;多阈值;灰度直方图;细胞自动机;医学图像分割

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Interactive segmentation algorithm optimized by multi-threshold with application in medical images

LAN Hong^{1,2*}, MIN Lequan^{1,3}

(1. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

2. School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi 341000, China;

3. School of Mathematics and Physics, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: Interactive image segmentation methods usually ask users to mark much more initial seeds or more than one interaction when they are used for medical image segmentation with fuzzy boundaries. This paper presented an optimized interactive image segmentation algorithm with multi-threshold technology. Based on GrowCut algorithm put forward by Vladimir, the optimized algorithm introduced image gray histogram with more than one threshold values to generate initial seeds template automatically and then used improved cellular automaton iterative algorithm to realize image segmentation. The algorithm simplified the user interactive operations and improved the segmentation accuracy. In applications, the algorithm was used to test on 100 plaque and liver image segmentations respectively, of which the results show that the optimized algorithm is of good performance.

Key words: interaction; multi-threshold; gray histogram; cellular automata; medical image segmentation

0 引言

交互式图像分割的研究目的就是尽可能简便而直观的人机交互,快速准确地提取出图像中用户感兴趣的前景物体。它可以弥补全自动分割由于缺少先验知识或用户交互等因素造成的分割不精确等问题^[1],因而交互式图像分割方法正在成为越来越流行的研究热点。

交互式分割因其标记方法的不同可以分为两类:一类是基于边界的局部方法,如智能剪刀(Intelligent Scissors)^[1]算法、Snake^[2-3]算法等;另一类是基于种子点的全局方法,如 Lazy Snapping^[4]算法、图割(GraphCut)^[5]算法和 GrabCut^[6]算法等。基于边界的方法以图像前景的边界为出发点,要求用户使用一条曲线大致标明边界位置,然后算法根据图像的特征对曲线进行优化,进而提取出前景物体边界^[1-3]。基于种子点的方法不需要用户标记整个前景物体的轮廓,只需在前景和(或)背景区域内粗略地标记一些种子点,系统根据这些种子点利用后台的全局优化算法提取出目标边界^[4-6]。

细胞自动机(Cellular Automata, CA)^[7]是由 Von Neumann

于 1966 年提出的一个在时间和空间上离散的非线性动力学模型,它能够通过简单的行为规则实现复杂计算。基于细胞自动机的图像处理自被提出以来已广泛应用于各种应用领域的动态系统中,包括图像去噪和边缘检测等^[8]。2006 年 Vezhnevets 等提出了基于细胞自动机的交互式图像分割算法,也称 GrowCut 方法^[9],该方法具有较强的鲁棒性,可以用于任意维图像,有能力解决较难分割的任务。然而 GrowCut 算法依赖于用户的初始种子标记,种子点过多或标记不准确直接影响算法的迭代速度和分割效果^[10]。为此本文提出一种基于多阈值优化的 GrowCut (Multi-Threshold GrowCut, MTGC)算法,多阈值方法可以融合图像自身信息,具有计算量小、性能稳定等特点^[11],采用多阈值方法自动生成初始种子模板,可以简化用户操作,提高 GrowCut 算法的鲁棒性和分割精度。

1 GrowCut 算法

1.1 GrowCut 算法的基本思想

GrowCut 算法^[9]的核心思想是利用细胞自动机原理迭代

收稿日期:2012-11-08;修回日期:2012-12-18。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61074192);北京科技大学冶金工程研究院基金资助项目(YJ2010-019);江西省教育厅项目(GJJ11465)。

作者简介:兰红(1969-),女,辽宁鞍山人,博士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别; 闵乐泉(1951-),男,北京人,教授,博士生导师,主要研究方向:图像处理、混沌密码学、细胞神经网络。

计算细胞及其邻域之间的强度关系,据此改变细胞状态,实现前景目标的分割。

数字图像可以看成是 $k \times m$ 像素的二维矩阵,因而 GrowCut 算法将其视作一个具有特殊结构状态的细胞自动机。细胞自动机用三元组表示^[7],对应到数字图像的二维矩阵中,设 P 为 $k \times m$ 像素的矩阵集合构成的细胞空间,每个细胞 $p \in P$ 对应二维矩阵中的一个像素点。图像细胞状态 S_p 的三元组定义为:

$$S_p = (l_p, \theta_p, C_p) \quad (1)$$

其中: l_p 为细胞标号; θ_p 为细胞强度,取 $[0, 1]$ 之间的数值; C_p 为细胞的特征向量,取图像的基本信息,如颜色、灰度等。当用户通过标记前景背景定义初始种子开始分割时,种子细胞标号 l_p 相应设定,细胞强度 θ_p 设为种子像素的强度值,这样就设置了细胞自动机的初始状态。

细胞状态的修改通过邻域模型迭代完成, GrowCut 算法中邻域模型采用 3×3 的 Moore 型邻域实现, Moore 型邻域模型定义如下:

$$N(p) = \{q \in Z^n: \|p - q\|_\infty = \max_{i=1..n} |p_i - q_i| = 1\} \quad (2)$$

其邻域距离通常采用无穷范数求解, GrowCut 算法中邻域距离定义为细胞 p 和邻域细胞 q 的特征向量 C_p 和 C_q 之间的差。在迭代过程的每个时刻,如果邻域细胞 q 的攻击强度大于防御细胞 p 的强度,防御细胞被攻破,细胞 p 的标号和强度都被改变。这样局部竞争的结果就是最强的细胞占领了邻域场,逐渐扩展到整个图像;迭代计算持续直至收敛到一个稳定结构,细胞状态不再改变。

1.2 GrowCut 的初始种子模板设计

GrowCut 算法是基于种子点的多标记算法,要求用户首先标记出目标前景和背景,如图 1(a)^[8] 所示,浅色点线标记前景,深色点线标记背景。

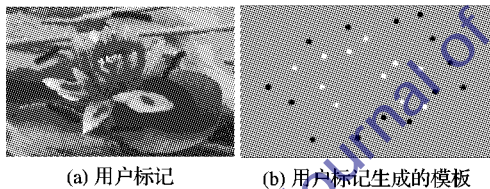


图1 GrowCut 算法的交互式初始化

根据用户标记的前景和背景, GrowCut 算法设计了一个与原图像大小相等,包含表示前景、背景和无关区域三个整数值种子模板图,如图 1(b) 所示。其中:白点表示前景,标记 $l_p = 1$; 黑点表示背景,标记 $l_p = -1$; 其余区域为无标记区域, $l_p = 0$ 。模板中白点和黑点的选取依据用户标记的像素点坐标。

1.3 GrowCut 算法存在的不足

GrowCut 算法中的目标分割依赖于初始种子点的设定。用户标记的种子点太少或者标记不准确,都会导致分割结果出现较大误差。虽然 GrowCut 算法提供分割过程中的二次交互,用户可以再增加新的标记点,但增加之后,算法还要重新再生成种子模板,这样不仅增加用户的负担,还影响了分割速度。图 2、3 是采用 GrowCut 算法定义不同种子点分割局部肝脏图像的效果图。

图 2 中根据用户标记生成了 5 个前景点 7 个背景点的种子模板,可以看出边界处的分割效果不好。图 3 用户在边界处增加了种子点,定义了 8 个前景点 12 个背景点,分割效果比图 3 好。但底部边缘的分割还是不理想,若要得到精确分割还需用户再增加种子点。

对比图 2(a) 和图 3(a) 的标记可以看出,种子点的数量和标记位置直接影响分割结果。特别是对于像素相似且距离很接近的前景和背景,如果要准确分割出目标边缘,就需要用户很仔细地标记初始前景点和背景点,给用户带来不便。对此,我们希望在初始种子模板设计中能够利用图像自身的信息,比如结合像素的颜色和亮度等信息,自动生成标记种子点,而不需要用户逐一标出,以简化用户的操作。

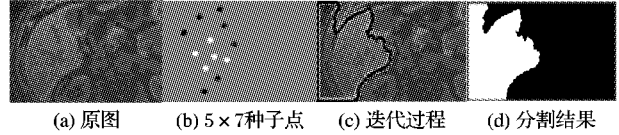


图2 5个前景点7个背景点的分割

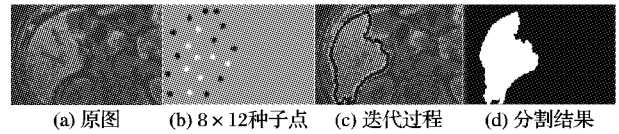


图3 8个前景点12个背景点的分割

2 多阈值优化的 GrowCut 图像分割算法

2.1 简化的初始种子设定

针对 GrowCut 中存在的初始种子设置需要用户较大工作量的问题,本文借鉴文献[5]中 GrabCut 的交互方法,提出一种改进的初始种子标记方法:首先使用矩形选取框工具 (marquee tool) 或者套索工具包围住目标区域,将此区域作为“背景”。图 4(a) ~ (c) 显示了矩形框的操作过程,用户只需利用选取框工具分别点击目标区域的左上角和右下角,就可以形成如图 4(c) 所示的矩形框闭合区域;再在包围区域内采用同样的矩形框或鼠标点线标记“前景”目标,如图 4(d) 所示。利用矩形选取框工具标记前景和背景对普通用户而言操作更为便捷,也更容易掌握。

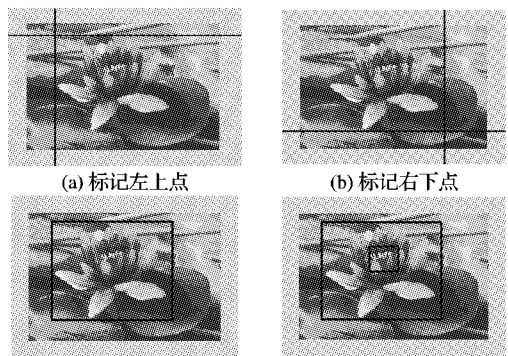


图4 简化的前景、背景标记

2.2 多阈值优化的初始种子模板自动生成

采用矩形框标记“前景”和“背景”在构建如图 2(b) 的初始种子模板时,需要选择具有代表性的合适的像素点作为细胞自动机中初始标号为 1 和 -1 的细胞。在此引入图像多阈值方法判断图像像素分布,根据图像灰度直方图中的局部阈值进行分类,求取每一类的均值点作为每种颜色像素的代表,自动生成初始种子模板。

首先定义一个三元图 $T = \{T_B, T_U, T_F\}$ 表示图像区域,其中: T_B 、 T_F 分别代表用户标记的背景区域和前景区域, T_U 为未标记的剩余区域。则利用灰度直方图自动生成初始种子模板的步骤如下:

1) 输入图像 I , 绘制图像 I 的直方图。直方图区间为 $[0,$

$L](L = 255)$,如图5所示,标星曲线表示归一化的直方图分布,其中横轴代表像素的灰度值($gray_level$),纵轴代表该像素的灰度值个数($number$)。

2) 计算直方图中的极大值点。遍历直方图区间 $[1, L-1]$ 中每一点 $gray_level(i)$, 比较该点与其左右邻点 $gray_level(i-1)$ 和 $gray_level(i+1)$ 的灰度值个数, 如果该点的 $number$ 值比其左右两点值都大, 则标记为极大值点, 如图5中圆点表示。

3) 计算直方图中的极小值点。与求取极大值点方法相同, 不同的是如果该点像素的 $number$ 值比其左右两点值都小, 则标记为极小值点, 如图5中方点表示。

4) 根据极大极小值点所对应的像素灰度值求取多个阈值 $Th_1, Th_2, \dots, Th_{n-1}$, 生成 n 个像素类, 方法如下:

a) 在极大值点集合中选取两个最大值, 比较两个最大值之间的极小值, 选取最小的极小值作为最小值, 以该最小值所对应的像素灰度值作为第一个阈值 Th_1 ; 该阈值将所有像素分为两类, 并形成两个像素区间。

b) 在 $[0, Th_1)$ 和 $(Th_1, 255]$ 区间内分别求取两个最大值之间的最小值, 选取最小值对应的像素灰度值得到 Th_2 和 Th_3 , 2 个类分裂成 4 个类。

c) 再分别在 $[0, Th_2)$ 、 (Th_2, Th_1) 、 (Th_1, Th_3) 、 $(Th_3, 255]$ 区间内求取阈值 $Th_4 \sim Th_7$, 若子区间内不存在阈值则不再搜索此区间, 4 个类分裂成 8 个类。

d) 根据 $Th_1 \sim Th_7$ 再划分子区间求取局部阈值, 为了避免过细分割, 设定最大分类数 C_{max} , 当子区间数超过 C_{max} 或者不再有新阈值生成时停止求取局部阈值。图5中设 $C_{max} = 8$ 。

5) 设起点灰度值为 Th_0 , 终点灰度值为 Th_n , 将 Th_0, Th_n 和阈值 $Th_1 \sim Th_7$ 按照“从小到大”重新排序, 生成像素区间 C_1, C_2, \dots, C_n ; 求取每个区间 $C_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 内直方图的“峰值” v_1, v_2, \dots, v_n , 以此作为像素区间内种子像素点的代表。

6) 分别计算用户定义的背景区域 T_B 和前景区域 T_F 的边界值, 并选取 T_B 和 T_F 区域内灰度值分别为 v_1, v_2, \dots, v_n 的像素点坐标, 任选两点分别作为背景种子和前景种子点。

7) 根据种子点自动生成初始种子模板, 初始标号为 0, 背景标号为 -1, 前景标号为 1, 其流程如图6所示。

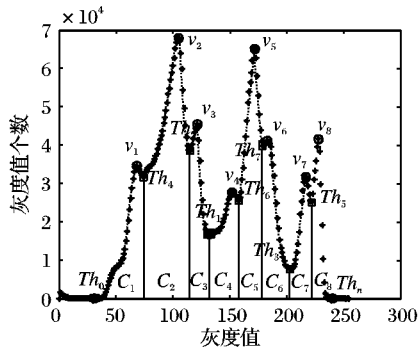


图5 灰度直方图的多阈值

基于灰度直方图的初始种子模板简化了用户的操作, 融合了图像像素信息。按照局部阈值进行分类, 选取局部阈值区间的均值作为前景和背景种子可以使初始种子模板拥有更多信息, 对后续迭代算法的快速分割提供基础。

2.3 迭代过程优化

GrowCut 算法依据细胞自动机的工作原理进行迭代。根

据式(1)的三元组定义和式(2)的邻域模型, 细胞 p 对其邻域细胞 q 的攻击强度通过以下公式进行计算:

$$\theta'_q = g(\|C_p - C_q\|_2) \cdot \theta_q \quad (3)$$

其中: $g(x) = 1 - x/\max\|C\|$, 是取值在 $[0, 1]$ 的单调下降函数。每一次迭代过程中比较 θ'_q 和 θ_p 的大小, 如果 $\theta'_q > \theta_p$, 则将邻域细胞 q 的标号和强度赋给 p , 然后进入下一轮迭代。

GrowCut 算法在迭代过程中遍历图像域 X 中的每个细胞 p , 计算细胞 p 及其邻域细胞 q 的强度值并比较大小。邻域通常取 3×3 邻域, 即每个细胞 p 要和其周围八个邻域细胞进行比较。这对于高精度复杂图像来说需要耗费较多的时间。为此本文对 GrowCut 的迭代过程进行了优化, 在计算邻域细胞 q 的强度之前, 增加对 q 标号值的判断。因为初始种子模板中标记为 0 的部分属于非前景又非背景的无关区域, 如果邻域细胞 q 当前时刻的标号为 0, 表明该邻域细胞 q 不会对细胞 p 产生“攻击”, 则无需比较该邻域细胞 q 对细胞 p 的攻击强度, 转而继续判断 p 的下一个邻域细胞。优化后的算法有助于减少算法的迭代次数, 提高运行速度。

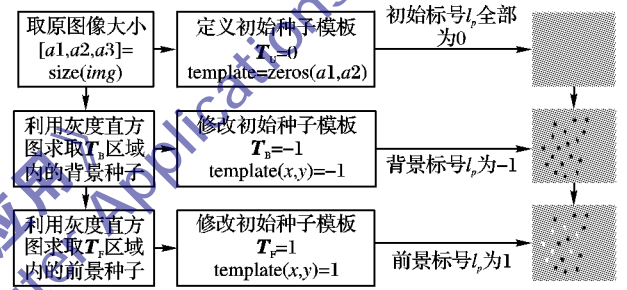


图6 初始种子模板生成流程

2.4 MTGC 算法的实现

总结上面的介绍, MTGC 算法的实现过程就是首先由用户利用简单的矩形框标记前景和背景区域, 算法通过求取图像多阈值自动生成初始种子模板, 然后利用改进的细胞自动机迭代算法修改种子细胞标号, 最终实现目标图像的分割。算法的具体流程如图7所示。

由于计算过程是根据图像像素映射的细胞进行扫描, 保证了算法的收敛性; 同时, 由于 g 是取值范围在 $[0, 1]$ 的单调递减函数, 每个细胞强度的增长是有界的。

3 实验及效果分析

为了验证本文算法的有效性, 算法在 Window XP 操作系统平台上, 采用 Matlab 工具和 VC 相结合实现, 实验数据来源于临床研究的医学图像数据库。以牙龈斑口腔图像和腹部 MRI 肝脏图像分割为例, 由于彩色图像的 RGB 三色板中绿色板的灰度直方图能够更好地反映像素分布情况^[12], 本文分别选取原图像的绿色板生成各自图像的灰度直方图, 设置牙龈斑图像的最大分类数 C_{max} 为 12, 肝脏图像的 C_{max} 为 8, 分别如图8(e)和图8(f)所示, 根据2.2节介绍的像素区间分类和种子像素点选取方法, 生成各自的初始种子模板, 如图8(b)和图8(d)所示, 其中用户标记分别如图9(c)和图10(c)所示。

利用自动生成的初始种子模板, MTGC 算法调用改进的细胞自动机迭代实现图像分割。图9和图10分别展示了牙龈斑口腔图像和肝脏图像的用户标记和分割结果, 并将本文算法与文献[5]的 GrabCut 算法和文献[8]的 GrowCut 算法进行了对比。

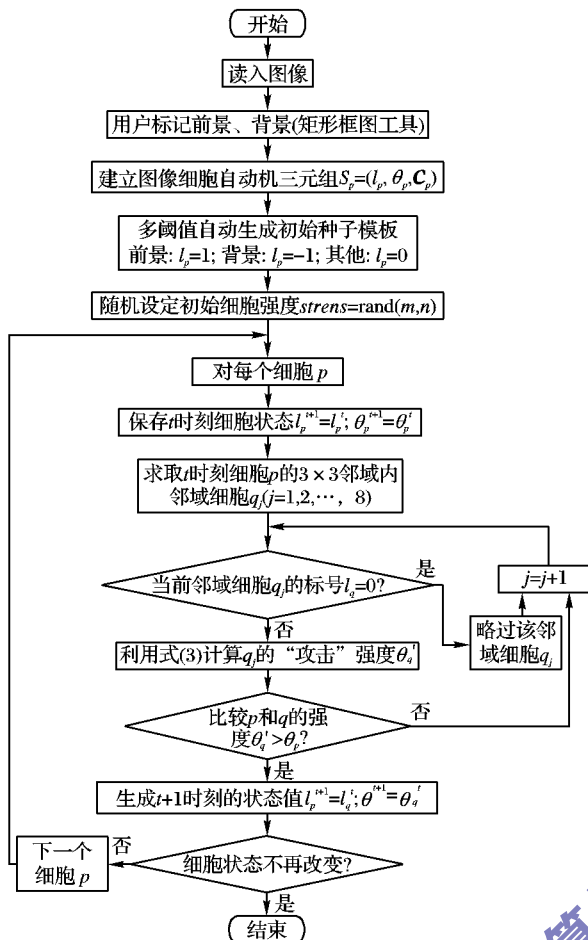


图7 MTGC 算法流程

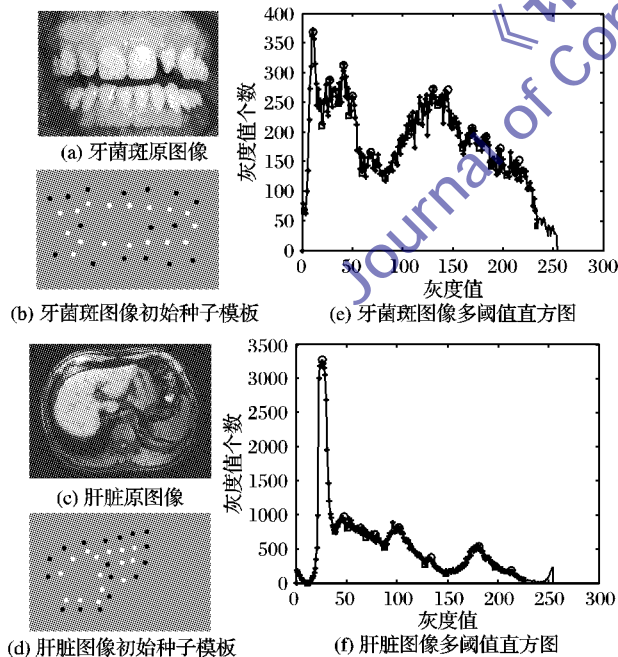


图8 牙菌斑图像和肝脏图像的多阈值初始种子模板生成

对于初始标记,从图9(a)~(c)和图10(a)~(c)可以看出,本文提出的方法比 GrowCut 方法在用户操作上更加简化。对比分割效果:图9(d)和图10(d)是 GrabCut 算法的分割结果,图9(d)中 GrabCut 分割无法区分出每颗牙,且上下牙之间的部分也作为前景提取了出来;图10(d)的分割轮廓不够清晰;图9(e)和图10(e)是 GrowCut 算法的分割结果,由于初始种子定义的不同,导致分割效果出现误差,如图9(e)中牙

齿图像的左上部、图10(e)中肝脏中间的沟回分割都不够精确;图9(f)和图10(f)是本文提出的改进算法的分割结果,由于利用灰度直方图生成种子模板,使得用户标记区域内的像素点均可以根据阈值分割的类别进行标记,从而得到较好的分割效果。

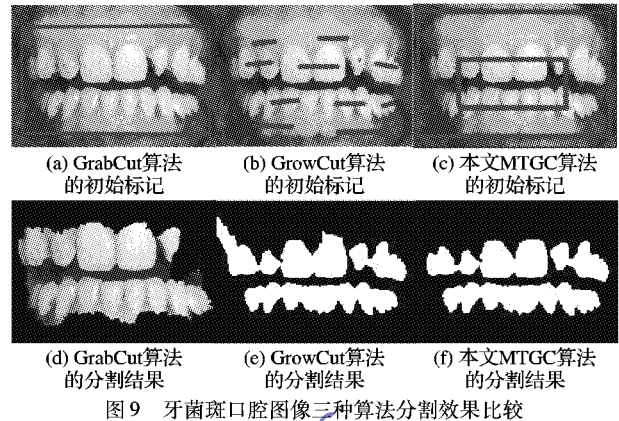


图9 牙菌斑口腔图像三种算法分割效果比较

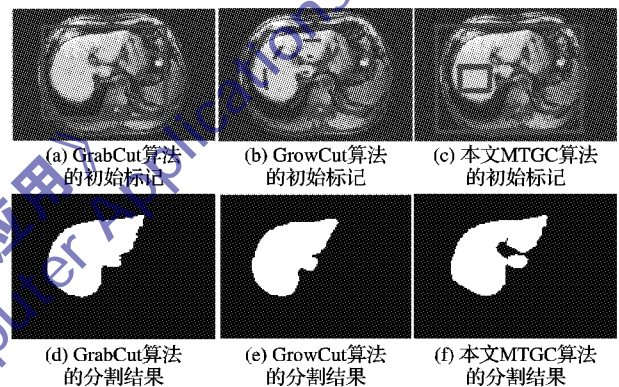


图10 肝脏图像分割三种算法分割效果比较

4 结语

本文针对 GrowCut 算法中初始种子标记要求用户较多工作量的问题,提出了简化标记、自动生成初始种子模板的多阈值优化交互式图像分割算法,算法结合了图像像素的灰度信息,简化了用户的操作,提高了算法的分割精度。交互式分割的优点在于可以融合用户的先验知识并提供分割过程中用户的二次交互,使得分割结果更符合用户需求,因而也具有更高的研究和应用价值。不过交互式分割的研究目的是通过尽可能简便而直观的人机交互,快速而准确地提取出目标前景。因此,尽可能使用户通过简明的交互方式对高分辨率图像进行快速准确分割也是未来进一步深化研究的重点。

参考文献:

- [1] MORTENSEN E N, BARRETT W A. Interactive segmentation with intelligent scissors[J]. Graphical Models and Image Processing, 1998, 60(5): 349-384.
- [2] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOUS D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [3] 兰红, 张璐. 分水岭优化的 Snake 模型肝脏图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(7): 873-879.
- [4] LI Y, SUN J, TANG C K, et al. Lazy snapping[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 24(3): 303-308.

的应变灵敏度 $K_\varepsilon = \Delta\lambda/\Delta\varepsilon = 1.2 \text{ pm}/\mu\varepsilon$, 将测量结果代入, 由解调系统得到 FBG2 和 FBG4 应变结果分别为 $40.7 \mu\varepsilon/\text{kg}$ 和 $47.3 \mu\varepsilon/\text{kg}$ 。由于光谱仪工作稳定, 测量精度高, 为了把解调系统的测量结果和光谱仪测量的结果进行比较, 使用光谱仪 AQ6317C 在相同加载条件下测量 FBG2 和 FBG4 各自的应变传感特性, 它们的波长漂移量随加载砝码质量的线性拟合如图 5 所示, 拟合方程分别为:

$$\Delta\lambda_2 = 47.5m + 4.8 \quad (3)$$

$$\Delta\lambda_4 = 56.1m + 0.9 \quad (4)$$

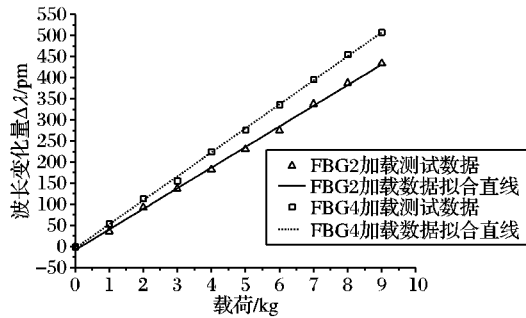


图4 FBG2 与 FBG4 动态解调结果

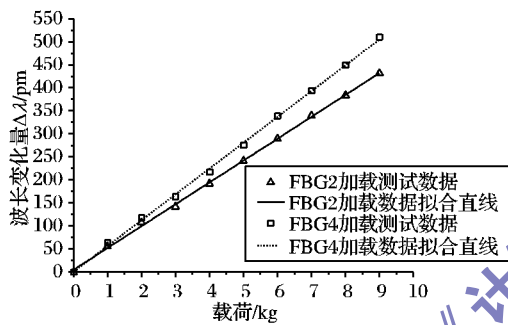


图5 用光谱仪测量 FBG2 和 FBG4 结果

光谱仪测量结果表明, FBG2 和 FBG4 的应变线性系数分别为 $47.5 \text{ pm}/\text{kg}$ 和 $56.1 \text{ pm}/\text{kg}$, 同理其应变特性分别为 $39.6 \mu\varepsilon/\text{kg}$ 和 $46.8 \mu\varepsilon/\text{kg}$ 。

通过设计的动态解调系统的测量结果和光谱仪的测量结果比较, 两者几乎一致, 细微的偏差是由于在动态测量时可调谐滤波器的非线性误差和其他因素引起的, 在以后的工作中将对其进行校正, 提高解调精度。

4 结语

根据光纤光栅传感光信号的特点, 设计了解调系统中的光电检测电路和信号采集电路, 利用 LabVIEW 编写 VI 程序,

通过硬件接口用计算机控制可调谐光滤波器, 使其在固定波长范围内扫描, 采集电路对光电转换后的信号进行采集后送到计算机中分析处理, 得到信号的反射波长, 最终获得应变量。测试结果表明, 解调系统的测量结果与光谱仪的测量结果几乎一致, 说明动态解调系统的设计是正确的。

参考文献:

- [1] MAJUMDER M, GANGOPADHYAY T K, CHAKRABORTY A K, *et al.* Fiber Bragg grating in structural health monitoring – present status and application[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2008, 147(1): 150 – 164.
- [2] NUNES L C S, VALENTE L C G, BRAGA A M B. Analysis of a demodulation system for fiber Bragg grating sensors using two fixed filters[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2004, 42(5): 529 – 542.
- [3] CRUNELLE C, WUILPART M, CAUCHETEUX C, *et al.* Original interrogation system for quasi-distributed FBG-based temperature sensor with fast demodulation technique[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2009, 150(1): 192 – 198.
- [4] 王敏, 乔学光, 贾振安, 等. 光纤布拉格光栅传感系统信号解调技术研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2004, 41(12): 54 – 58.
- [5] 张卫华, 童峥嵘, 苗银萍, 等. 基于倾斜光纤光栅的传感解调技术[J]. *纳米技术与精密工程*, 2008, 6(4): 284 – 287.
- [6] 乔学光, 冯宏飞, 贾振安, 等. 光纤光栅传感信号解调硬件电路的研究[J]. *光电子·激光*, 2009, 20(11): 1426 – 1429.
- [7] 詹亚歌, 裴金成, 杨熙春, 等. 双光栅匹配解调系统线性解调模型的研究[J]. *仪器仪表学报*, 2008, 29(12): 2612 – 2616.
- [8] 王云新, 刘铁根, 江俊峰. 便携式光纤 Bragg 光栅波长解调仪的研制[J]. *仪器仪表学报*, 2007, 28(6): 1104 – 1107.
- [9] LI E B, PENG G D, YAO J Q. Low-cost high-resolution wavelength demodulator for multi-channel dynamic FBG sensing[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(1): 1 – 5.
- [10] ZHU P Y, DHILLON B S, LI X J, *et al.* Reliability analysis of an interrogation instrument for optical fiber Bragg grating sensing[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, 29(4): 673 – 678.
- [11] 陈明星, 朱灵, 张龙, 等. 基于 LabVIEW 的光纤傅里叶变换光谱仪数据处理技术[J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(3): 488 – 492.
- [12] 邝业成, 余有龙, 胡亮, 等. 基于 LabVIEW 的光纤光栅传感干涉解调系统仿真设计[J]. *仪表技术与传感器*, 2008(4): 19 – 20.
- [13] 沈小燕, 林玉池, 付鲁华, 等. LabVIEW 实现光纤光栅传感解调[J]. *传感技术学报*, 2008, 21(1): 61 – 65.
- [14] 朱小平, 吴晓冬, 陈军. 基于 DWDM 和 LabVIEW 的新型光纤光栅传感技术[J]. *光学仪器*, 2004, 26(5): 21 – 25.

(上接第 1438 页)

- [5] BOYKOV Y Y, JOLLY M P. Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in N-D images[C]// ICCV 2001: International Conference on Computer Vision. Vancouver, Canada: IEEE, 2001: 105 – 112.
- [6] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLAKE A. GrabCut — Interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2004, 24(3): 309 – 314.
- [7] von NEUMANN J. Theory of self-reproducing automata [M]. Urbana-Champaign, Illinois, USA: University of Illinois Press, 1966
- [8] THOMAS C D. Evolution of cellular automata for image processing [D]. Birmingham, UK: University of Birmingham, 2000
- [9] VEZHNEVETS V, KONOUCHINE V. GrowCut – interactive multi-

label ND image segmentation by cellular automata[C]// Graphicon-2005. Novosibirsk Akademgorodok, Russia: [s. n.], 2006: 231 – 234.

- [10] GHOSH P, ANTANI S K, LONG R, *et al.* Unsupervised Grow-Cut: cellular automata-based medical image segmentation [C]// 2011 First IEEE International Conference on Healthcare Informatics, Imaging and Systems Biology. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011: 40 – 47.
- [11] 张新明, 李振云, 郑颖. 融合 Fisher 准则和势函数的多阈值图像分割[J]. *计算机应用*, 2012, 32(10): 2843 – 2847.
- [12] 康家银, 纪志诚. 利用 FCM 聚类结合直方图分析进行牙齿斑量化[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(20): 213 – 215.