

基于三维限制区域生长的 SD-OCT 中浆 NRD 病变区域分割

何晓俊¹ 吴梦麟² 范 雯³ 袁松涛³ 陈 强^{1,4}

(南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094)¹

(南京工业大学电子与信息工程学院 南京 211816)²

(南京医科大学第一附属医院江苏省人民医院眼科 南京 210029)³

(闽江学院福建省信息处理与智能控制重点实验室 福州 350121)⁴

摘 要 中浆(CSC)病变区域的大小对于病变的诊断及研究有着关键的作用,而视网膜神经上皮层脱离(NRD)形态在中浆病变中最为普遍且病变程度最为严重,因此快速准确地分割出 NRD 病变区域十分重要。给出一种全自动的频域光学相干断层(SD-OCT)中浆 NRD 病变分割方法。首次在三维空间进行 NRD 病变分割,将二维图像上的病变区域分割问题转化为三维空间的体分割问题,充分利用了数据的三维结构信息,提高了分割精度。18 组中浆 NRD 病变的 SD-OCT 图像的实验结果表明:该算法能够准确分割出中浆 NRD 病变,且平均覆盖率高达 89.5%。与其他 4 种分割方法相比,所提方法精度最高且耗时最短,在临床应用与研究中具有极大的优势。

关键词 中心性浆液性脉络膜视网膜病变,视网膜神经上皮层分离,频域光学相干断层图像,自适应阈值,三维区域生长
中图分类号 TP391 文献标识码 A

SD-OCT CSC NRD Region Segmentation Based on Region Restricted 3D Region Growing

HE Xiao-jun¹ WU Meng-lin² FAN Wen³ YUAN Song-tao³ CHEN Qiang^{1,4}

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)¹

(College of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China)²

(Department of Ophthalmology, The First Affiliated Hospital with Nanjing Medical University, Nanjing 210029, China)³

(Fujian Provincial Key Laboratory of Information Processing and Intelligent Control, Minjiang University, Fuzhou 350121, China)⁴

Abstract It is important to segment neurosensory retinal detachment (NRD) of central serous chorioretinopathy (CSC) region, because the volume of CSC region plays a very important role in the diagnosis and study of CSC, while NRD is the most common and serious situation in CSC. The paper presented an automated spatial-domain optical coherence tomography (SD-OCT) NRD segmentation method, which firstly segments NRD lesion in 3D space. And the segmentation of lesion in two-dimensional images is transformed into three-dimensional space segmentation problem, which makes full use of the three-dimensional structure information of data and improves the segmentation precision. The experiment results with 18 SD-OCT cubes indicate that the proposed method can segment the NRD accurately, and the average area coverage is as high as 89.5%. Compared to other four segmentation methods, the proposed algorithm achieves the highest accuracy and costs the least time, which has great advantages in clinical application and research.

Keywords Central serous chorioretinopathy, Neurosensory retinal detachment, Spatial-domain optical coherence tomography, Adaptive threshold, 3-D region growing

1 引言

中心性浆液性脉络膜视网膜病变(Central Serous Chorioretinopathy, CSC),简称“中浆”,是一种常见的损害视力的眼底黄斑部疾病^[1],常见于中青年男性,多为单眼发病,有自愈和复发倾向。对于该病的研究,至今尚无定性的组织病理学结论,因此其病因还未完全确定。

频域光学相干断层扫描(Spatial-Domain Optical Coherence Tomography, SD-OCT)具有高分辨率、高灵敏度、客观定量、非接触、无损伤、可重复等诸多优点,在显示活体眼内结构的断层图像尤其在分辨各层位置和结构方面具有不可替代的优势,已越来越多地被应用于临床。SD-OCT 的应用成功地将中浆患者的浆液性脱离的性质、部位、高度及宽度等清晰地显示出来,为 CSC 的诊断、随访、鉴别提供了新的手段^[2-4]。

本文受国家自然科学基金面上项目(61671242),中央高校基本科研业务费专项资金(30920140111004),六大人才高峰(2014-SWYY-024),福建省信息处理与智能控制重点实验室(闽江学院)开放课题基金(MJUKF201706)资助。

何晓俊(1993—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理, E-mail: hxtxj2017@163.com; 吴梦麟(1982—),男,讲师,主要研究方向为模式识别与医学图像分析; 范 雯(1986—),女,讲师,主要研究方向为玻璃体视网膜疾病、眼表疾病; 袁松涛(1974—),男,博士后,主要研究方向为视网膜疾病; 陈 强(1979—),男,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为模式识别、图像处理与分析, E-mail: chen2qiang@njnu.edu.cn (通信作者)。

中浆病变在 SD-OCT 图像中存在 3 种不同的形态^[5]: 1) 视网膜神经上皮层分离 (Neurosensory Retianl Detachment, NRD), 如图 1(a) 中箭头所示; 2) 视网膜色素上皮层分离 (Pigment Epithelium Detachment, PED), 如图 1(b) 中箭头所示; 3) 视网膜神经上皮层分离伴色素上皮层分离 (NRD & PED), 如图 1(c) 中箭头所示。其中 NRD 形态下的病变最严重, 因此本文主要研究 NRD 病变区域的分割。

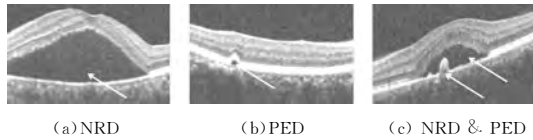


图1 中浆病变的3种形态示意图

利用 SD-OCT 观察 CSC 病变的大小及形状有利于医生对病变的过程有更加深入的了解, 而病变区域的体积又是判断病变程度的一个重要标准, 因此找到一种快捷有效的分割病变区域的方法显得尤为重要。

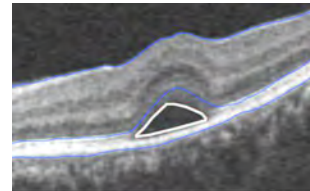
目前, 国内外将视网膜中发生的有关积液的异常情况统称为症状性相关渗出紊乱 (Symptomatic Exudate-Associated Derangements, SEAD)。Chen 等^[6]通过概率约束及图搜索-图割方法分割 SEAD, 并在含有 PED 的 OCT 图像中进行层分割^[7], 利用得到的 PED 修正层分割结果; Wilkins 等^[8]在限制区域的基础上采用阈值分割及边缘检测得到 SEAD; Ding 等^[9]应用布雷格曼-拆分分割方法找到层之间的暗区, 然后通过训练的随机森林分类器区分真假流体区域; 时佳佳等^[10]利用灰度及梯度信息分割 SEAD; Wu 等^[11]利用眼底图像, 采用带有空域平滑限制的模糊水平集 (EFI-FLS) 的方法对 NRD 进行分割; Xu 等^[12]提出了一种基于层结构的 K 最近邻分类 (SS-KNN) 方法, 改进了文献^[6]中 SEAD 检测的类不平衡问题; Sun^[13]等使用基于 62 个特征的 Ada-boost 方法提纯初始分割区域, 然后采用形状限制的图割方法分割 PED, 最后应用基于形态学的自适应结构元素方法去除误分割; Novosel^[14]利用各层附近局部衰减系数, 引入辅助层分割流体区域; Wang 等^[15]提出了一种基于标签传递及高阶限制 (LPHC) 的半自动方法来分割 SEAD。但目前专门分割 NRD 病变的研究还较少。

本文采用全自动的方法对中浆 NRD 病变的 SD-OCT 图像进行分割。首先, 采用双边滤波^[16]方法对 SD-OCT 图像进行去噪, 在保留图像层次信息的同时去除 SD-OCT 图像中的散斑噪声; 接着运用三维图搜索的方法得到 ILM 层、IS/OS 层及 RPE 层的位置, 限制分割区域; 借助病变区域的位置及灰度信息, 在 IS/OS 层与 RPE 层之间使用改进的 OTSU 方法找到自适应分割阈值, 并将两层之间灰度低于该阈值的像素作为候选种子点; 同时, 利用 IS/OS 及 RPE 层之间的灰度投影, 得到每个病变区域的限制范围; 通过对限制区域内的候选种子点进行 K-均值聚类, 得到每个病变区域的种子体素; 最后, 在 ILM 层及 RPE 层之间应用基于灰度信息的三维区域生长方法得到病变区域。

由于眼睛体数据帧与帧之间具有连续性, 本文方法首次提出在三维空间进行 NRD 病变区域的分割, 将传统的二维图像中的病变区域分割转化为三维空间的病变体分割, 充分

利用了数据的三维结构信息; 同时, 与其他分割方法相比, 本文提出的算法精度为 89.5%, 比目前最优的 EFI-FLS 方法高 0.4%, 且分割单只眼睛体数据所需的时间仅为 EFI-FLS 方法的 1/8, 综合考虑以上两个性能, 本文算法优于其他分割方法。

图 2 给出了中浆病变 NRD 形态的 SD-OCT 图像的主要部分, 图中分别标注了 ILM 层、IS/OS 层及 RPE 下边界的位置, 曲线包围的区域就是中浆 NRD 的病变区域。



注: ILM 为内界膜, IS/OS 为内外感光层, RPE 为视网膜色素上皮层

图2 病变所在区域示意图

2 NRD 病变区域分割

图 3 给出了本文算法的主要框架。首先, 通过双边滤波算法去除输入图像中的噪声, 双边滤波的参数设置如下: 滤波器半宽为 3, 定义域方差为 5, 值域方差为 0.1。其次, 采用最优三维图搜索方法进行层分割, 得到 ILM、IS/OS 及 RPE 层。然后, 对 IS/OS 及 RPE 层间的像素进行自适应阈值分割, 得到最佳分割阈值, 将灰度低于该阈值的像素设为候选种子点; 与此同时, 对 IS/OS 到 RPE 层之间的像素进行投影, 得到两层间的灰度投影图像, 利用病变区域低灰度的特性对投影图像进行分割, 得到每个病变区域的列限制及帧限制; 将各病变限制区域内的候选种子点进行 K 均值聚类, 得到每个病变区域的候选种子点的聚类中心, 将其作为三维区域生长的种子体素, 通过三维区域生长得到病变区域的分割结果。最后, 通过后处理对病变结果进行优化, 得到最终的分割结果。

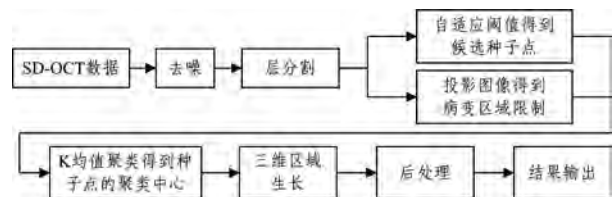


图3 算法基本框架

2.1 层分割

近年来, 应用于最优表面求解的三维图搜索算法^[17]被越来越广泛地应用于眼部 SD-OCT 图像的层分割^[18-20]。三维图搜索算法是基于图论构建的。在三维图搜索算法中, 当一个构图结构以顶点权重设计为基础时, 最优表面在多项式时间复杂度内可解, 因此在三维图的构造过程中给顶点赋予权值, 算法的求解也就是相应图结构的最大流/最小割问题^[21]。本文采用牛四杰等提出的多尺度三维图搜索^[22]算法进行层分割。

对于含有 NRD 病变的图像, 当病变区域较大时, 层分割算法超出其搜索范围的限制, IS/OS 层的边界分割不完全准确, 而其他层分割结果仍然准确。由于 IS/OS 层与 RPE 层之间仍然存在病变区域, 因此通过本文方法仍可实现分割。如图 4 所示, 分割出来的边界自上而下依次为: ILM, IS/OS 及 RPE 层上下边界。

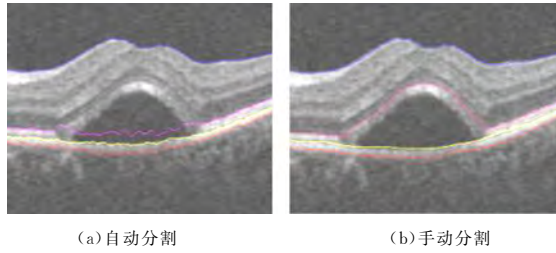


图 4 NRD 图像层分割结果的对比图

2.2 自适应阈值选取种子点

SD-OCT 成像时会受到各种干扰,导致不同眼睛的视网膜图像的亮暗存在差异,且同一图像也会存在不均匀的灰度分布。固定的阈值无法分割所有的病变图像,因此需要针对不同图像找到相应的阈值。本文采用了自适应阈值的分割方法^[23],通过 OTSU 迭代,不断逼近最佳阈值。

一幅图像的灰度范围为 $0 \sim L-1$, 图像中灰度为 j 的像素个数为 n_j , 则图像总的像素个数为 $N = \sum_{j=0}^{L-1} n_j$ 。灰度为 j 的像素出现的概率为:

$$p_j = n_j / N, p_j \geq 0, \sum_{j=0}^{L-1} p_j = 1 \quad (1)$$

设阈值为 t , 像素被划分为两类: $C_0 = \{0, 1, \dots, t\}$, $C_1 = \{t+1, t+2, \dots, L-1\}$, 则 C_0 和 C_1 类的概率分别为:

$$P_0(t) = \sum_{j=0}^t p_j, P_1(t) = \sum_{j=t+1}^{L-1} p_j \quad (2)$$

它们的均值分别为:

$$\mu_0(t) = \sum_{j=0}^t j p_j / P_0(t) \quad (3)$$

$$\mu_1(t) = \sum_{j=t+1}^{L-1} j p_j / P_1(t)$$

总体灰度均值为:

$$\mu_T = \sum_{j=0}^{L-1} j p_j \quad (4)$$

类间方差为:

$$\sigma_B^2(t) = P_0(t) [\mu_0(t) - \mu_T]^2 + P_1(t) [\mu_1(t) - \mu_T]^2 \quad (5)$$

当式(5)达到最大时所对应的阈值为最佳阈值,此时目标和背景的区别最大。

对 SD-OCT 体数据的像素进行阈值分割时,将病变区域看作目标,其余部分看作背景,则灰度直方图相当于目标和背景的像素灰度混合分布的概率密度函数。假定该混合分布的两个分量 $P(j|0)$ 和 $P(j|1)$ 都服从正态分布,则其均值为 μ_0 和 μ_1 , 标准差为 σ_0 和 σ_1 , 先验概率为 P_0 和 P_1 。其中,先验概率 P_0 和 P_1 由式(2)计算得到,均值 μ_0 和 μ_1 通过式(3)计算得到,标准差 σ_0 和 σ_1 的定义如下:

$$\sigma_0(t) = \left(\sum_{j=0}^t [j - \mu_0(t)]^2 p_j / P_0 \right)^{1/2} \quad (6)$$

$$\sigma_1(t) = \left(\sum_{j=t+1}^{L-1} [j - \mu_1(t)]^2 p_j / P_1 \right)^{1/2}$$

不失一般性,当目标和背景被明显区分时,均值与标准差应该满足下式:

$$\mu_1 - \mu_0 > \alpha(\sigma_0 + \sigma_1) \quad (7)$$

其中,参数 α 的取值取决于目标和背景的灰度分布特点,一般在 $2 \sim 3$ 之间取值,本文取值为 2.0。

当阈值 t 分割的图像的两部分的均值和标准差满足式(7)时,我们认为该阈值可区分目标和背景,不需要再对目标区域进行再次分割;反之,则需要对已经分割出来的目标区域进行进一步分割,直到完全分割出目标。该算法通过 OTSU 不断迭代,缩小目标区域,逐步逼近最佳阈值来分割出最终目标。

中浆病变区域在整个 SD-OCT 体数据中所占的比例较小且灰度较低,如果对整个体数据进行自适应阈值分割,那么大片的背景暗区会使我们无法获得准确的阈值,因此,将处理范围限制在 IS/OS 层以及 RPE 层之间,一方面大大减少了计算量,提高了算法的效率,另一方面去掉了大部分暗背景,提高了目标在待分割区域的比例,使得选取的阈值更加准确。本文中初始阈值设为 0。

通过自适应阈值得到最佳阈值,将 IS/OS 层及 RPE 层之间灰度低于最佳阈值的像素作为候选种子点。图 5 给出了两只眼睛体数据中的一帧上的候选种子点,用白色标注其位置。

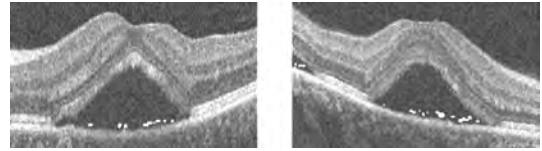


图 5 候选种子点在单帧图像中的位置

2.3 投影图像生成

对于一只眼睛体数据的 128 帧图像而言,并不是所有帧都包含有 NRD 病变,因此通过投影图像寻找各病变区域的列限制及帧限制。图 6 给出了投影图像生成的原理。但是,ILM 层到 RPE 层之间的投影图像并不理想,因为这两层之间包含了多个灰度差异较大的层结构,使得投影图像中包含大量噪声。因此,对 IS/OS 及 RPE 层之间的像素生成灰度投影图,大大减小了不相关背景区域的影响,提升了投影图像的质量,有利于后期处理。

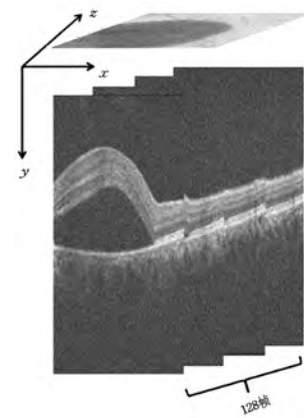
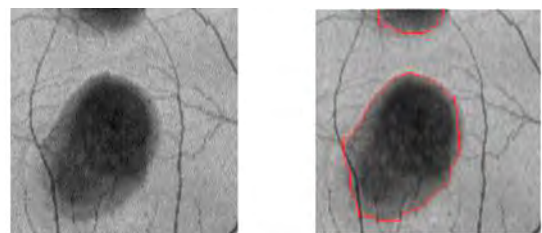


图 6 投影图像生成原理

如图 6 所示,在 y 方向的每一列上对 IS/OS 层及 RPE 层之间的像素求灰度平均值,则一只眼睛体数据的 128 帧图像就可以得到一幅 128×512 的投影图像,我们将其拉伸至 512×512 ,根据先验知识可知,投影图像中的低灰度区就是病变区域的位置,由此可以利用投影图像限制每个病变区域的大致范围。

图 7 给出了一只眼睛的投影图像及其分割结果。



(a) 投影图像

(b) 投影图像分割结果

图 7 IS/OS 到 RPE 层之间的投影图像及分割结果

图 7(a)是一只眼睛体数据在 IS/OS 到 RPE 之间生成的灰度投影图像,通过开运算及 OTSU 阈值分割得到图 7(b)的分割结果。

(1) 区域限制

投影图像 P 中的像素点 (x, y) 代表体数据中第 x 帧的第 y 列。当 $P(x, y)$ 的值为 1 时,代表体数据中第 x 帧的第 y 列包含 NRD 病变,若为 0 则不包含,据此可以在初始化时将体数据中第 x 帧的第 y 列从生长范围内去除,由此可以对 2.4 节中三维区域生长的区域加以限制,排除干扰,提高算法的效率。图 8 给出了两个根据投影图像限制区域生长范围的示例。

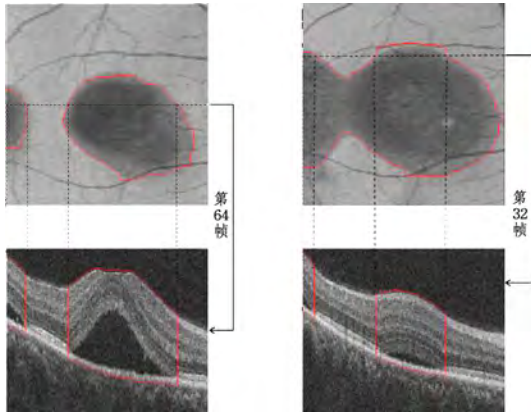


图 8 基于投影图像的区域限制

(2) 候选种子点聚类

对每个病变区域的限制范围内的候选种子点进行 K 均值聚类,得到每个病变区域的候选种子点的聚类中心,将其作为三维区域生长中该病变区域的初始种子体素。

图 9 给出了一个含有两个病变区域的体数据的生长体素选取过程示例。分别对两个病变限制区域内的候选种子点进行 K 均值聚类,得到每个病变区域内候选种子点的聚类中心 P_1 和 P_2 ,点 P_1 和 P_2 分别是两个病变区域的生长体素。部分投影图像由于血管等低灰度区的影响,导致过分割,但由于相应限制区域内没有候选种子点,因此不会影响分割结果。

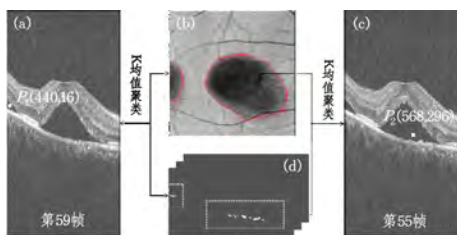


图 9 种子体素选取过程示例

2.4 三维区域生长

由于眼部结构是三维结构体,因此三维分割算法能够更加充分地利用成像设备采集到的三维数据信息,其分割结果在空间上也更加准确和连续。而 NRD 病变内部灰度保持基本一致,背景区域与病变区域之间存在较明显的灰度差。因此,本文采用三维区域生长算法来获得 NRD 病变区域。

区域生长算法是一种重要的图像分割方法,它能将某种相似性质的像素或体素集合起来构成区域。与二维区域生长类似,三维区域生长的应用需要解决 3 个问题:1)确定能够正确代表目标区域的种子体素;2)确定生长准则;3)制定让生长停止的条件或规则。

(1)种子体素的选择:将上文得到的每个病变区域的候选种子点的聚类中心作为三维区域生长的种子体素。

(2)生长准则:与二维区域生长不同的是,为了使生长完全,避免遗漏生长方向,将体素的 26-邻域都作为可生长体素。如式(8)所示,计算一个体素的 26-邻域体素的灰度平均值 μ ,并与该体素的灰度值 I 进行比较,如果两者的差值小于或等于 26-邻域体素的标准差 σ 的两倍,则该体素为可生长体素。

$$|I - \mu| \leq 2 \times \sigma \quad (8)$$

(3)停止准则:当不再有新的可生长体素生成时,算法停止。

同时,利用投影图像限制三维区域生长的范围,区域生长的结果就是 NRD 病变区域的分割结果。

2.5 后处理

(1) 孔洞填充

如图 10 所示,进行三维区域生长后,由于 SD-OCT 图像中噪声的存在,导致病变区域内部还存在一些孔洞,我们通过孔洞填充使病变区域变得完整。

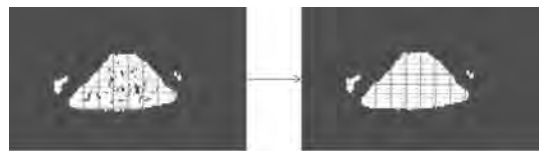


图 10 孔洞填充

(2) 去除过分割

1) 去除与病变区域不相连的过分割

当病变区域的某些边界模糊时,会出现生长区域溢出的情况,在局部帧中这些溢出的区域与病变区域不相连,且这些区域大都面积较小,这时可以根据病变区域的特性对其进行筛选:①当一个连通域面积小于 1000 且重心位于 IS/OS 边界上方时,该连通域不是病变区域;②当一个连通域下边界的 90% 以上都位于 IS/OS 边界上方时,该连通域不是病变区域。根据这两个特性,去除与病变区域不相连的过分割区域。图 11 是一个实例,由图可以看到,与病变区域不相连的两个过分割区域被成功去除。

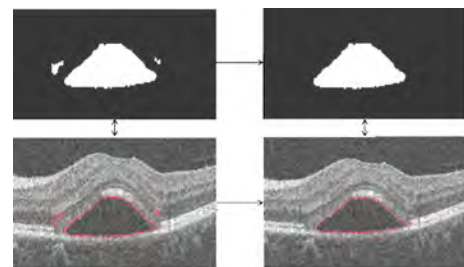


图 11 与病变区域不相连的过分割去除

2) 去除与病变区域相连的过分割

当 NRD 病变的局部边界灰度模糊时,会出现生长范围超出病变区域的情况,且过分割部分与病变区域相连,如图 12 所示。通过简单的过分割处理办法无法将其去除,因此本文提出一种基于窄边分割的边缘过分割区域切割算法。首先,通过连通域占其最小外接多边形的面积比判断其是否需要再次分割,如果面积比小于 0.85,则对该连通域进行不断腐蚀,直到该连通域被分割开;然后,分别计算各子连通域的面积占其最小外接多边形的面积比,若小于 0.85 则继续分割。在得到切割结果后,根据病变区域的特性对各连通域进

行筛选:①当一个连通域面积小于 1000 且重心位于 IS/OS 边界上方时,该连通域不是病变区域;②当一个连通域下边界的 90% 以上都位于 IS/OS 边界上方时,该连通域不是病变区域。根据这两个特性,去除与病变区域不相连的过分割区域,得到最终的分割结果。图 12 是区域分割及筛选的一个示例。

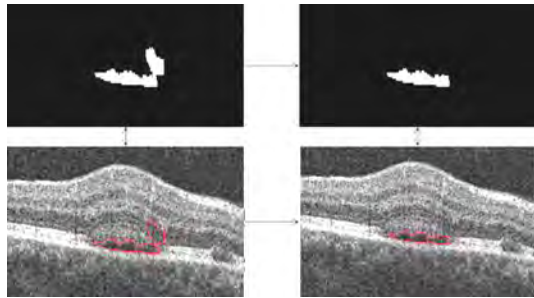


图 12 与病变区域相连的过分割去除示例

3 实验结果分析

本文对江苏省人民医院采集的中浆病变 NRD 的 SD-OCT 图像进行分割,共 18 个 NRD 病变体数据。每个三维 SD-OCT 体数据称为一个 Cube,由 128 幅图像组成,每幅图像的分辨率为 1024×512 。每个 Cube 是由商业 SD-OCT 设备(Cirrus OCT; Carl Zeiss Meditec, Inc., Dublin, CA)获得的一个大小为 $6 \text{ mm} \times 6 \text{ mm} \times 2 \text{ mm}$ 的区域。实验环境的配置为 Intel® Core® i3-2370M CPU 2.40 GHz, 8 GB 内存,使用 MATLAB 2016a 开发环境编程实现算法。我们将一名眼部专家手动标注的结果作为实验结果的金标准。此外,本文认为可分割 NRD 区域满足以下条件:已出现下积液,且在图像中表现为病变部位存在低灰度区。若出现如图 13 所示的情况,则认为该病变区域不可分割。

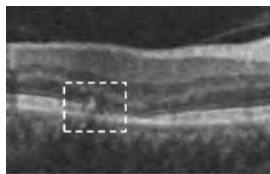


图 13 不可分割病变区域示例

为了更加客观准确地评估本文提出的算法,将实验结果与其他 4 种分割方法进行比较,分别为:基于随机森林^[24]的分类器(RF)、基于层结构采样的 k-最近邻分类器(SS-KNN)^[12]、基于标签传递和高阶约束的半自动分割方法(LPHC)^[15]、基于眼底图像的模糊水平集分割方法(EFI-FLS)^[11]。这 4 种方法都已经被提出用于不同的眼部下积液的分割。第一种方法最早用于分割糖尿病性黄斑水肿,而后两种方法则是为了解决症状性渗出物相关紊乱(SEAD),最后一种方法与本文一样,用于分割 NRD 病变。本文对这 4 种算法进行修改以适用于本文的数据。

3.1 定性分析

图 14 给出了 NRD 病变分割的 5 个实例,分别通过 5 种分割方法得到,第一列至第五列所采用的方法分别是:本文提出的方法,SS-KNN, LPHC, RF 和 EFI-FLS,第六列是专家的手动分割结果。基于层结构取样的 SS-KNN 方法会放大错误层分割带来的影响,且出现大量针对低灰度区的过分割。LPHC 方法受标签传递的严格限制,在视网膜结构发生巨大

变化时,分割出现错误,而本文的三维区域生长方法则没有这样的问题。RF 方法得到的结果仅比本文的结果略差,主要表现在错误层分割结果导致的分割错误以及部分小病变区域的欠分割。EFI-FLS 方法在处理一些极小的病变区域及形状特殊的病变区域时,结果不如本文方法,但对于其他情况的病变来说,由于 EFI-FLS 方法包含边缘平滑限制,因此与手动分割的结果更加相似。而本文方法不仅适用于各种形状的病变区域,在病变区域较小时也能进行正确的分割。

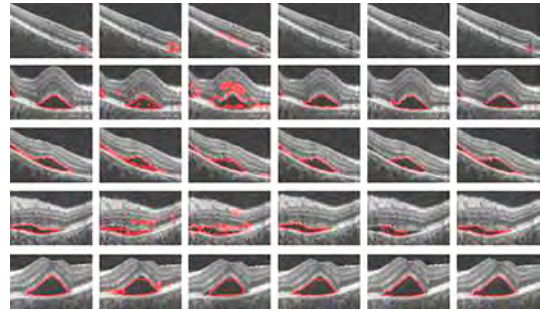


图 14 5 种方法分割 NRD 病变的结果示例

3.2 定量分析

本文利用面积覆盖率、过分割率和欠分割率 3 个指标对 5 种方法得到的实验结果进行定量评价,其中式(9)~式(11)分别为面积覆盖率、过分割率以及欠分割率的计算式,3 个参数的评价结果如表 1 所列。

$$\text{覆盖率} = (P \cap H) / (P \cup H) \quad (9)$$

$$\text{过分割率} = (H - (P \cap H)) / (P \cup H) \quad (10)$$

$$\text{欠分割率} = (P - (P \cap H)) / (P \cup H) \quad (11)$$

其中, P 和 H 分别为人工标注的病变坐标集合和算法得到的病变坐标集合。

表 1 给出了对 5 种方法进行定量分析的评价结果。LPHC 结果最差,因为错误的标签传递会引起大量的过分割。SS-KNN 的结果比 LPHC 略好,但远不如其余 3 种方法。RF 方法受到错误层分割的影响,导致欠分割率略高于本文方法,而其过分割率则是 5 种方法中最小的;EFI-FLS 方法的覆盖率比本文方法约高 0.4%,其主要原因在于,三维区域生长基于图像灰度进行,分割得到的病变区域边界并不平滑,而专家分割的结果比较平滑,因此与带有空域平滑限制的 EFI-FLS 方法相比,本文方法在边界的平滑处理上有所欠缺,但本文方法是基于三维空间的分割方法,与 EFI-FLS 方法相比,更好地保留了帧与帧之间的连续性,且对于小病变区域及特殊形状的病变区域的分割,本文更具优越性。

表 1 18 只带有 NRD 病变的眼睛在 5 种分割方法下的评价结果

(单位:%)

	覆盖率	过分割率	欠分割率
SS-KNN ^[12]	57.2±8.6	21.3±5.7	21.5±6.7
LPHC ^[15]	47.8±11.7	42.0±12.6	10.2±5.6
RF ^[25]	87.9±5.7	3.6±1.9	8.5±6.7
EFI-FLS ^[11]	89.9±2.7	5.4±1.6	4.7±2.3
本文方法	89.5±2.4	5.5±1.6	5.0±1.3

注:以均值±标准差形式表示

此外,本文提出的分割方法的过分割率与欠分割率相近,且 3 个评价指标的标准差都是最小的,因此本文提出的方法比较稳定。

就算法所需的时间而言,本文算法采用最简单的区域生长算法,所需的时间是 5 种算法中最短的,因此综合考虑算法所需的时间及结果的精度,本文算法最优。

3.3 时间复杂度分析

本文算法使用 MATLAB 2016a 开发环境编程实现,在配置为 Intel(R)Xeon(R)CPU E5-2683 v3(R)2.00 GHz,64 GB 内存的设备上运行,分割每只眼睛数据所需的平均时间为 214.76 ± 83.52 s(均值 $\pm$ 标准差),其中,预处理过程中的双边滤波及层分割分别需要 38.21 s 及 108.73 s,投影图像的生成耗时约 0.65 s,而三维区域生长及后处理部分平均耗时约 53.89 s 及 13.28 s;在相同的运行环境下,EFI-FLS 方法分割每只眼睛所需的时间约为 1766.4 ± 837.68 s(均值 $\pm$ 标准差),是本文方法耗时的 8.2 倍。表 2 列出了本文方法与 EFI-FLS 方法完成 18 只带有 NRD 病变的眼睛数据分割所需的平均时间。

表 2 18 只眼睛数据分割所需的平均时间的比较

(单位:s)

	EFI-FLS ^[11]	本文方法
平均时间 $\pm$ 标准差	1766.4 ± 837.68	214.76 ± 83.52

病变分割的最终目的是辅助医生进行病变的诊断及分析,而高处理速度及高分割精度是快速准确诊断的基本要求,综合考虑以上两个因素,EFI-FLS 等方法无法应用在临床上,而本文方法利用较短的时间实现了 89.5% 的分割精度,与现有方法相比精度最高且耗时最短,更加有利于辅助医生进行临床诊断及病变研究。

3.4 亟待解决的问题

虽然本文提出的方法与其他方法相比综合性能最优,但还存在一些不足。如图 15 所示,这两幅图中都包含两个病变区域,而较小的病变区域(虚线框标注的部分)都没有被分割出来,这是因为自适应阈值找到的阈值能将最黑的一部分像素区分出来,而当图像中包含两个病变区域且一个病变区域较亮时,自适应阈值无法在两个病变区域都找到候选种子点,所以会出现较小较亮的病变区域欠分割的情况。因此,后期我们会考虑更加准确地分割投影图像,不仅用于限制病变区域的范围,还用地实现病变区域和候选种子点区域的对应,即当一个病变区域没有候选种子点生成时,在该区域内重新进行自适应阈值分割寻找种子点,据此改进本文的实验结果。

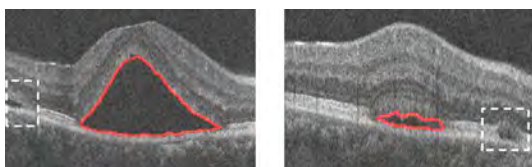


图 15 误分割结果示例

结束语 本文通过最优三维图搜索算法得到视网膜 ILM 层,IS/OS 层及 RPE 层的位置,从而限制病变存在的范围。通过自适应阈值得到候选种子点,利用投影图像得到各个病变区域的范围,在各病变区域的限制范围内通过 K-均值聚类得到每个病变区域的种子像素,最后利用三维区域生长分割出 NRD 病变区域。实验结果表明,该方法能够有效分割各种大小及形状的 NRD 病变区域,且误差较小。

与现存的其他方法相比,本文提出的方法有如下优势:1)通过投影图像进一步限制区域生长的范围,提高了算法的效率;2)利用三维区域生长分割出病变区域,更好地保留了数据的三维结构信息,得到的结果在三维空间上也具有更好地连续性。本文算法简单,分割一只眼睛所需的时间最短,在临床诊断及研究方面具有重大意义。

参考文献

- [1] YU J,JIANG C,XU G. Study of subretinal exudation and consequent changes in acute Central Serous Chorioretinopathy by Optical Coherence Tomography[J]. American Journal of Ophthalmology,2014,158(4):752-756.
- [2] 关新辉,张艳,梁勇. 浅谈光学相干断层扫描对中浆病变于视力诊断中的应用价值[J]. 中国医药导刊,2013(11):1744-1745.
- [3] HEE M R,PULIAFITO C A,WONG C,et al. Optical Coherence Tomography of Central Serous Chorioretinopathy-American Journal of Ophthalmology[J]. International Eye Science,2013,26(6):65-74.
- [4] 刘杏,凌运兰,李梅. 中心性浆液性脉络膜视网膜病变的光学相干断层扫描[J]. 中华眼底病杂志,1999,15(3):131-134.
- [5] 汪难珍,徐昕,贺景波,等. 119 例中心性浆液性脉络膜视网膜病变的 OCT 图像分析[J]. 浙江医学,2007,29(11):1173-1174.
- [6] CHEN X J,NIEMEIJER M,ZHANG L,et al. Three-Dimensional segmentation of fluid-associated abnormalities in retinal oct: probability constrained graph-search-graph-cut [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2012,31(8):1521-1531.
- [7] SHI F,CHEN X,ZHAO H,et al. Automated 3-D retinal layer segmentation of macular Optical Coherence Tomography images with serous Pigment Epithelial Detachments[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2014,34(2):441-452.
- [8] WILKINS G R,HOUGHTON O M,OLDENBURG A L. Automated segmentation of intraretinal cystoid fluid in optical coherence tomography[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2012,59(4):1109-1114.
- [9] DING W,YOUNG M,BOURGAULT S,et al. Automatic detection of subretinal fluid and sub-retinal pigment epithelium fluid in optical coherence tomography images[C]//Conference: International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society IEEE Engineering in Medicine & Biology Society Conference. 2013:7388-7391.
- [10] 时佳佳,陈强. 基于灰度和梯度的视网膜下积液分割[J]. 科技通报,2014(1):51-54.
- [11] WU M,CHEN Q,HE X,et al. Automatic subretinal fluid segmentation of retinal SD-OCT images with Neurosensory Retinal Detachment guided by enface fundus imaging[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2017(99):1-10.
- [12] XU X,LEE K,ZHANG L,et al. Stratified sampling voxel classification for segmentation of intraretinal and subretinal fluid in longitudinal clinical OCT data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2015,34(7):1616-1623.
- [13] SUN Z,CHEN H,SHI F,et al. An automated framework for 3D serous pigment epithelium detachment segmentation in SD-OCT images[J]. Scientific Reports,2016,6(298):243-244.

(下转第 219 页)

表 1 算法的合成时间比较

纹理样本	样本大小	合成大小	本文方法/s	Image Quilting/s	加速/倍
Knots	192×192	438×438	75.830	80.535	1.06
Woven	76×76	376×376	40.030	45.202	1.12
Tile	192×192	425×425	59.651	67.812	1.13
Floor	128×128	638×638	86.801	89.538	1.03
Floor2	128×128	638×638	95.872	103.239	1.08
zesta	221×224	550×550	240.264	265.631	1.11
gravel	95×95	475×475	96.588	104.765	1.08
Water	80×80	400×336	44.108	45.584	1.03
Water2	80×80	400×336	40.807	47.565	1.17
Water3	80×80	400×336	75.381	86.523	1.15
Flowers	192×192	351×407	51.094	56.137	1.10
Rice	133×197	326×430	69.205	76.132	1.10
point	129×129	644×644	367.103	405.207	1.10
gan	50×50	210×250	10.654	12.301	1.15
You	64×64	319×319	22.120	24.204	1.09
Tie	192×192	957×957	969.726	1023.504	1.06
Yogurt	37×37	182×182	7.758	8.982	1.16
li	63×63	313×313	20.729	23.564	1.14

使用 MATLAB 探查器对合成的过程进行数据分析^[13], 表 1 列出了图像的合成大小以及合成时间的对比, 可以得出如下结论:

(1) 寻找匹配块为最耗时的操作, 样本的大小与消耗的时间成正比;

(2) 当样本纹理较大时, 未改进的 Image Quilting 由于纹理块选取得太小, 导致候选的匹配块数量较多, 因此匹配块的寻找次数增加, 导致运行时间增加;

(3) 经过多个样本的测试之后, 可计算出改进后的算法比原始的 Image Quilting 算法平均快约 1.097 倍。

结束语 本文提出了一种基于自相似匹配的纹理合成的改进算法, 并将改进后的 Image Quilting 算法应用于多种类型图案的纹理合成。基于输入的不同纹理样本, 该算法可获得结构性较强、边界缝合较好的合成结果图像, 提高了处理效率, 实现了更多图案的纹理合成效果。在今后的工作中, 将着重对合成的细节信息进行处理, 对纹元结构性分布、密度进行优化, 以进一步提高合成速度和合成质量。此外, 从矢量的角

度进行纹理合成, 将图像信息进行矢量化处理以及将该算法扩展到更多领域也是需要重点研究的方向。

参 考 文 献

- [1] 杜常青, 钱文华. 二维纹理合成算法优化研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(4): 314-316.
- [2] EFROS A A, FREEMAN W T. Image Quilting for Texture Synthesis and Transfer[C]// Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphic Sand Interactive Techniques. 2001: 341-346.
- [3] KWATRA V, SCHODL A, ESSA I. Graph-cut Textures: Image and Video Synthesis Using Graph Cuts[J]. Proceedings of the ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 277-286.
- [4] COHENMF, SHADEJ, HILLERS, et al. Wang tiles for image and texture generation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 287-294.
- [5] 孙劲光, 刘双九. 块尺寸自适应的 Tile 纹理合成算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(11): 164-168.
- [6] 孟春芝, 何凯, 张伟伟. 自适应选取样本块大小的纹理合成方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(17): 170-173.
- [7] 聂俊岚, 王艳芬. 块纹理合成中纹理块尺寸自适应算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(10): 1353-1357.
- [8] 岳晓菊, 康宝生, 闫丽君. 利用相关性原理纹理合成的改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(10): 190-192.
- [9] 潘璐璐, 延伟东, 郑红婵. 基于多尺度局部自相似性和邻域嵌入的超分辨率算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2015(6): 1014-1019.
- [10] 胡修兵. 异源图像匹配自相似性测度的快速算法[J]. 科技创新与应用, 2017(6): 102.
- [11] 穆晓敏, 杨倩, 王植存. 图像的自相似性研究[J]. 郑州大学学报(理学版), 2005, 37(2): 67-69.
- [12] 林定, 陈崇成, 唐丽玉, 等. 基于 Image Quilting 算法的纹理合成[J]. 系统仿真学报, 2008(S1): 381-384.
- [13] 丛波. 基于 MATLAB 的数字图像处理技术及应用[J]. 中国科技信息, 2011(5): 85-86.
- [14] NOVOSEL J, WANG Z, JONG H D, et al. Locally-adaptive loosely-coupled level sets for retinal layer and fluid segmentation in subjects with central serous retinopathy[C]// IEEE, International Symposium on Biomedical Imaging. IEEE, 2016.
- [15] WANG T, JI Z, SUN Q, et al. Label propagation and higher-order constraint-based segmentation of fluid-associated regions in retinal SD-OCT images[J]. Information Sciences, 2016, 358(C): 92-111.
- [16] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images[C]// IEEE Computer Society, 1998: 839-846.
- [17] LI K, WU X, CHEN D Z, et al. Optimal surface segmentation in volumetric images-a graph-theoretic approach[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(1): 119-134.
- [18] GARVIN M K, ABRÁMOFF M D, KARDON R, et al. Intraretinal layer segmentation of macular optical coherence tomography images using optimal 3-D graph search[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008, 27(10): 1495-1505.
- [19] BOGUNOVICH, SONKA M, KWON Y H, et al. Multi-surface and multi-field co-segmentation of 3-D retinal optical coherence tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2014, 33(12): 2242-2253.
- [20] 樊鲁杰, 孙延奎, 张田, 等. 光学相干层析视网膜体数据的三维分割[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(3): 330-335.
- [21] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision[J]. Tissue Engineering, 2005, 11(12): 1631-1639.
- [22] 牛四杰, 陈强, 陆圣陶, 等. 应用多尺度三维图搜索的 SD-OCT 图像层分割方法[J]. 计算机科学, 2015, 42(9): 272-277.
- [23] 王茜, 彭中, 刘莉. 一种基于自适应阈值的图像分割算法[J]. 北京理工大学学报, 2003, 23(4): 521-524.
- [24] CARASS A, LANG A, SWINGLE E K, et al. Automatic segmentation of microcystic macular edema in OCT[J]. Biomedical Optics Express, 2015, 6(1): 155-169.

(上接第 192 页)