

应用多尺度三维图搜索的 SD-OCT 图像层分割方法

牛四杰 陈 强 陆圣陶 沈宏烈

(南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094)

摘要 频谱域光学相干层析技术(SD-OCT)是一种广泛应用于眼科领域的成像技术,视网膜组织层分割对视网膜疾病诊断起着至关重要的作用。传统的三维图搜索方法能够同时分割 $k(k \geq 1)$ 个三维面,但其存在时间复杂度高、分割病变图像鲁棒性弱等问题。在传统三维图搜索模型的基础上引入多尺度思想,提出应用多尺度三维图搜索的 SD-OCT 视网膜图像分割方法。首先根据每个组织层的特点,为每层构造一个合理的顶点权重;然后利用相邻列的最大与最小高度差构造列约束限制,改进表面的平滑约束条件;最后利用低尺度的图像,应用三维图搜索方法进行粗分割,逐步向高一尺度应用三维图搜索方法进行单表面细分割。使用改进算法对 3 组正常眼睛及 1 组老年黄斑变性视网膜图像进行分割,并将结果与手动分割及传统三维图搜索方法进行比较,实验结果表明,改进算法能够准确有效地分割出 3 个层边界(边界位置绝对误差是 $3.86 \pm 2.50 \mu\text{m}$),并且接近于手动分割结果($3.78 \pm 2.76 \mu\text{m}$),优于传统三维图搜索方法($7.92 \pm 3.31 \mu\text{m}$)。

关键词 SD-OCT 技术,视网膜图像分割,多尺度,三维图搜索

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.9.053

SD-OCT Image Layer Segmentation Using Multi-scale 3-D Graph Search Method

NIU Si-jie CHEN Qiang LU Sheng-tao SHEN Hong-lie

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

Abstract Spectral domain optical coherence tomography (SD-OCT) imaging technique is widely used in the field of ophthalmology. The segmentation of retinal tissue layers plays a vital role in the diagnosis of retinal disease. The traditional 3-D graph search method is able to segment k surfaces simultaneously. Problems of this algorithm associated with high time complexity and weak robustness of segmenting pathological retinal images have limited its utility. Multi-scale theory was introduced to the traditional 3-D graph search modal, and a 3-D graph search algorithm based on multi-scale for segmenting retinal images was proposed in this paper. Firstly, reasonable cost functions are constructed for each surface according to the characteristics of the layer. Then the minimum and maximum differences in height of adjacent columns are utilized to construct inter-column constraints to improve smoothness constraints of surfaces. Finally, 3-D graph search method is used for coarse segmentation of lower-scale images and then a search region of higher-scale images is redefined for a more accurate result. The improved algorithm was evaluated on 3 groups of normal eyes and 1 group of abnormal eye with age-related macular degeneration. The experimental results were compared with manual segmentation and traditional 3-D graph search method. The results demonstrate that the improved method can effectively detect 3 layer surfaces (the mean absolute boundary positioning difference is $3.86 \pm 2.50 \mu\text{m}$) more closely to manual segmentation ($3.78 \pm 2.76 \mu\text{m}$), and it is better than traditional 3-D graph search method ($7.92 \pm 3.31 \mu\text{m}$).

Keywords Spectral domain optical coherence tomography, Retinal image segmentation, Multi-scale, 3-D graph search

1 引言

近几年,光学相干层析(OCT)成像技术由于具有速度快、分辨率高、非侵入性等特点,成为了眼科领域一种重要的成像方式,尤其是频谱域 OCT(SD-OCT)三维成像技术能够为医生提供高分辨率的横向断层图像^[1],视网膜横向断层图像结构如图 1 所示。SD-OCT 视网膜图像主要用于辅助临床疾病

诊断或研究,如果不能准确地量化这些图像,临床医生或科学家很难诊断或研究视网膜疾病。于是,提取 SD-OCT 视网膜图像的结构信息已变得越来越重要,比如测量视网膜各层厚度,观察视网膜各层的细微结构,以此判断病变的具体位置。因此,视网膜组织层的分割是实现定量分析的关键步骤。而斑点噪声、血管、图像传感器的移动及光照等的影响降低了 SD-OCT 视网膜图像质量,所以实现 SD-OCT 视网膜组织层

收稿日期:2014-04-28 返修日期:2014-07-13 本文受青蓝工程(D040201),中央高校基本科研业务费专项资金(30920140111004)资助。

牛四杰(1984-),男,博士生,主要研究方向为数字图像处理与分析、模式识别等,E-mail: sjniu@hotmail.com;陈 强(1979-),男,副教授,博士生导师,CCF 会员,主要研究方向为数字图像处理与分析、模式识别等;陆圣陶(1990-),男,硕士生,主要研究方向为模式识别等;沈宏烈(1992-),博士生,主要研究方向为数字图像处理与分析等。

结构的自动分割是一种挑战。

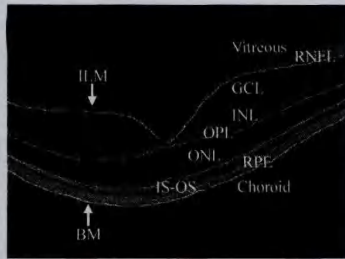


图1 黄斑中央凹区域的视网膜断层图像

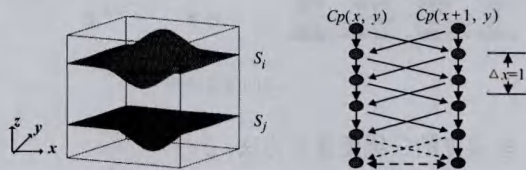
目前,视网膜组织层分割方法主要有以下5类:(1)基于灰度信息的SD-OCT视网膜层分割方法^[2-5];(2)基于活动轮廓模型的分割方法^[6];(3)基于机器学习与模式识别的方法^[7-10];(4)基于图搜索的分割方法^[11-20];(5)结合偏振不规则信息的方法^[21]。国内对OCT图像分割的研究相对较少^[4,5],而国外研究机构则对该课题进行了大量研究。近年来,基于图搜索的方法得到广泛的应用。Chiu等人^[12,13]提出了基于二维图搜索的视网膜组织层分割方法,该方法利用Dijkstra算法搜索最短路径,逐步限制搜索区域,提取各个组织层。而基于二维图搜索的方法未考虑图像的空间信息,促使研究学者提出了基于三维图搜索的图像分割方法,该类方法计算复杂度高,构造三维图繁琐,但三维图搜索方法能同时分割 $k(k \geq 1)$ 个光滑的表面。Wu等人^[11]证明了利用图论求解最优三维表面的可行性, Lee等人^[15]给出了多表面同时分割的概念并引入三维子图间限制,最终将其转换成求解一个四维结构图的最优解问题。Garvin等人^[18]在文献^[15]的基础上引入相邻列可变限制和图像区域信息的理念,针对梯度不明显区域引入区域权重; Song等人^[20]在三维图搜索模型中加入形状和背景先验知识,同时嵌入一些弧权重,以约束平面的光滑性。Dufour等人^[19]给出了先验信息模型的概念,并结合先验信息模型给出了软约束限制条件构造图模型,以保证最终求解的表面更加平滑。

以上研究尽管对三维图搜索方法提出了相应的改进,但仍然存在一些不足:(1)时间复杂度较高;(2)难以针对每层分割构建一个合理的权值函数;(3)很难直接将三维图搜索方法用于病变图像层的分割。因此,本文在已有三维图搜索模型的基础上引入多尺度的思想,提出多尺度三维图搜索方法,它在降低计算复杂度的同时,也能够分割病变图像;其次,根据视网膜图像的特点,改进权值函数,提高算法对图像的适应性;最后利用相邻列的最大与最小高度差构造相邻列约束限制,改进表面的平滑约束条件,从而提高了表面的光滑度。实验结果表明,改进的三维图搜索方法能够得到平滑的层边界,而且可以分割病变图像。

2 三维图搜索模型

假设三维图像数据表示为 $I(x, y, z)$, $x \in [0, X]$, $y \in [0, Y]$, $z \in [0, Z]$, X, Y, Z 分别代表三维图像数据的宽、维数、高。

在 $I(x, y, z)$ 中,存在 λ 个类似地形的表面 S_i 和 S_j ,如图2(a)所示。每一点对 (x, y) 表示为 $Cp(x, y)$,构成 (x, y) 列的体素集 $\{I(x, y) | 0 \leq z < Z\}$ 且平行于 z 轴。表面 S_i 可定义为一个函数 $S_i(x, y)$,因此任何一个表面与每一列只有一个交点,并且平行于 z 轴。对于每一列 $Cp(x, y)$,都存在一定的邻域,比如8邻域、4邻域等。定义每一个体素 $I(x, y, z)$ 的权值为 $c(x, y, z)$,其值表示属于表面 S_i 的相似性。在所有定义的可行面中代价最小的面即是查找的最优面,即对应的闭集为图中的最小闭集,可证明最小闭集的问题可转化成求图的s-t割问题^[11]。



(a)体数据中类似地形的表面 S_i 与 S_j (b)相邻两列弧构造示例
垂直线为列内弧,斜线为列间弧,指向基面的斜虚线可以省略,基面的弧是双向的,即水平虚线。

图2

为了计算三维图像 $I(x, y, z)$ 中的最优面,将三维图像 $I(x, y, z)$ 映射为一个顶点权重有向图 $G=(V, E)$, V 为顶点的集合, E 为弧的集合。 $I(x, y, z)$ 中每一个体素点定义为图的顶点 $V(x, y, z)$,相邻两点间对应一条边 $e_{i,j} \in E$,其权重设为 ∞ 。顶点权重计算如下:

$$w(x, y, z) = \begin{cases} c(x, y, z), & \text{if } z=0 \\ c(x, y, z) - c(x, y, z-1), & \text{others} \end{cases} \quad (1)$$

列内弧 E_{intra} :为了保证表面的单调性,将列内弧添加到图 G 中,如图2(b)所示。设每一列 $Cp(x, y)$ 上的两个顶点为 $V(x, y, z)$ 和 $V(x, y, z-1)$,构造 $V(x, y, z)$ 到 $V(x, y, z-1)$ 的一条有向弧,即为 $E_{intra} = \{ \langle V(x, y, z), V(x, y, z-1) \rangle | z > 0 \}$,弧的权重设为 ∞ 。

列间弧 E_{inter} :假设与 $Cp(x, y)$ 相邻的列(采用4邻域)为: $Cp(x+1, y), Cp(x-1, y), Cp(x, y+1), Cp(x, y-1)$ 。在 x 方向上构造如下列间限制:

$$E_{inter} = \begin{cases} \{ \langle V(x, y, z), V(x+1, y, \max(0, z-\Delta x)) \rangle | \\ x \in \{0, 1, \dots, X-2\} \} \cup \\ \{ \langle V(x, y, z), V(x-1, y, \max(0, z-\Delta x)) \rangle | \\ x \in \{0, 1, \dots, X-1\} \} \cup \\ \{ \langle V(x, y, z), V(x, y+1, \max(0, z-\Delta y)) \rangle | \\ y \in \{0, 1, \dots, Y-2\} \} \cup \\ \{ \langle V(x, y, z), V(x, y-1, \max(0, z-\Delta y)) \rangle | \\ y \in \{0, 1, \dots, Y-1\} \} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\Delta x, \Delta y$ 分别为表面上相邻列的高度差,用于约束表面的光滑度。此外,列间弧也能够保证表面在 $z=0$ 上具有强连通性,如图2(b)所示。在 y 方向上以同样的方式构造列间弧。

对于同时分割 k 个表面而言,需要构造 k 个子图,构造子图的方法如上面所述,这时需要考虑子图与子图之间的平滑约束限制。假设一对表面 S_i 和 S_j ,由于面与面不平行,表面间存在最大距离 δ^m 和最小距离 δ^l ,如图3所示。于是面间弧 E_{surf} 定义如下:

$$E_{surf} = \left\{ \begin{aligned} & \{ \langle V_1(x, y, z), V_2(x, y, z - \delta^u) \rangle \mid z \geq \delta^u \} \cup \\ & \{ \langle V_2(x, y, z), V_1(x, y, z + \delta^d) \rangle \mid z < Z - \delta^d \} \cup \\ & \{ \langle V_1(0, 0, \delta^d), V(0, 0, 0) \rangle \} \end{aligned} \right. \quad (3)$$

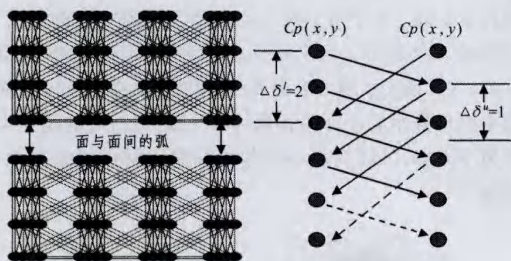


图3 面与面间的弧限制

3 多尺度的三维图搜索方法

3.1 改进的平滑约束条件

在三维图搜索模型中,通过相邻列间的高度差(即 Δx 与 Δy)对表面进行平滑约束。本文引用面与面间弧的约束思想,改进表面的平滑约束条件,使得三维图搜索模型能够自适应地分割起伏较大的表面。假设 $\Delta_r^{\min}(x, y)$ 、 $\Delta_r^{\max}(x, y)$ 分别表示 $Cp(x, y)$ 在 x 方向上相邻列间的最小与最大高度差。 $\Delta_r^{\min}(x, y)$ 指定了在 x 方向上最大的下降高度,而 $\Delta_r^{\max}(x, y)$ 指定了在 x 方向上最大的上升高度,改进的列间限制如图4所示。在 y 方向上以同样的方式构造帧间约束。

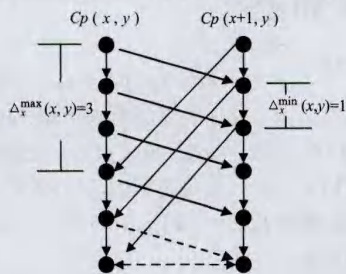


图4 改进的平滑约束条件构造示例

3.2 修改顶点权重

对滤波后的图像进行垂直方向上的边缘提取,获得两个垂直梯度矩阵,计算方法如下:

$$d2l = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} * I_o, l2d = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} * I_o \quad (4)$$

其中, $d2l$ 与 $l2d$ 分别表示由暗到亮和由亮到暗的梯度矩阵, I_o 表示去噪后的图像。如图1所示, ILM是一个由暗到亮的边界面,而 BM是一个由亮到暗的边界面。

利用上述得到的梯度矩阵计算权值,以分割 ILM 和 ONL-IS 边界,权值计算公式如下:

$$c(x, y) = \frac{d2l(x, y) - \min(\min(d2l))}{\max(\max(d2l)) - \min(\min(d2l))} + c_{\min} \quad (5)$$

式中, $c(x, y)$ 表示每帧图像像素点的权值, $c_{\min} = 10^{-5}$ 。

对于 BM 边界,权值构造如下:

$$c(x, y) = \frac{l2d(x, y) - \min(\min(l2d))}{\max(\max(l2d)) - \min(\min(l2d))} + c_{\min} \quad (6)$$

对于 RPE 上边界,即 OS-RPE,根据先验知识可知,RPE 层位于高反射层,也就是说 RPE 层的亮度值最大。因此将梯度和灰度信息加权来构造权值,计算公式如下:

$$c(x, y) = w_1 * \frac{d2l(x, y) - \min(\min(d2l))}{\max(\max(d2l)) - \min(\min(d2l))} + w_2 * I_o + c_{\min} \quad (7)$$

其中, w_1, w_2 表示权重参数。

3.3 多尺度三维图搜索方法

在改进的列间约束和像素点权值的基础上,把多尺度的思想引入到三维图搜索中。文献[12,13,18-20]采用多尺度的思想分割视网膜组织层,这些分割方法在 x 方向和 z 方向上同时降采样,生成粗尺度的图像,而文献[18-20]采用4倍降采样,然后将粗尺度的分割结果插值还原到原尺度,完成组织层的分割。本文采用的多尺度方法不同于上述多尺度方法,即仅对 z 方向进行 2^n 倍降采样,其它方向保持不变,并定义5个尺度($n=0,1,2,3,4$),例如 $n=0$ 表示原始图像大小, $n=1$ 表示在 z 方向上进行2倍降采样, $n=4$ 表示 2^4 倍降采样。在三维图搜索过程中,首先利用低尺度的图像进行表面分割,找出其粗糙目标面,然后将粗糙面还原(上采样)到高一尺度,以此为基准来限制搜索范围,采用三维图搜索方法逐步进行表面分割,最终实现组织层的分割。

(1) 分割 ILM 边界与 IOR 层

在 $n=4$ 尺度下, IS-OS 层和 RPE 层被合并为一个复合层,称为 IOR 层,如图5(a)所示。利用改进的三维图搜索方法同时分割 ILM 与 IOR 两个表面,如图5(c)所示。将分割结果还原到 $n=3$ 尺度,分别以 ILM 面和 IOR 面为基准,限制搜索区域,如图5(d)~图5(e)所示。利用改进的三维图搜索方法进行单表面分割,逐步进行表面分割,最终实现 ILM 边界与 IOR 层的分割,如图5(f)所示。

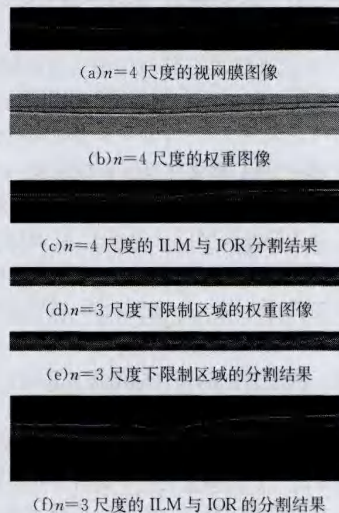


图5 $n=4$ 和 $n=3$ 下 ILM 与 IOR 的分割结果

(2) BM 边界分割

通过步骤(1)获得 IOR 层粗略边界,采用4阶多项式拟合,然后以此边界为基准,限制搜索区域,利用单表面的三维图搜索方法进行 BM 边界分割,边界定位准确,如图6(a)所示。

(3) ONL-IS 和 OS-RPE 边界分割

对于正常眼睛来说, IS-OS 和 RPE 层比较规则,因此根据步骤(2) BM 边界结果向上限制搜索区域,并使用多表面的三维图搜索方法进行 ONL-IS 和 OS-RPE 边界分割,如图6(b)所示;而对于 AMD 图像, IS-OS 与 RPE 层发生形变,因此在视网膜层分割的先后顺序上存在一定的差别,即将 IOR 层

作为基准构造搜索区域,并使用多表面的三维图搜索方法进行 ONL-IS 和 OS-RPE 边界分割。

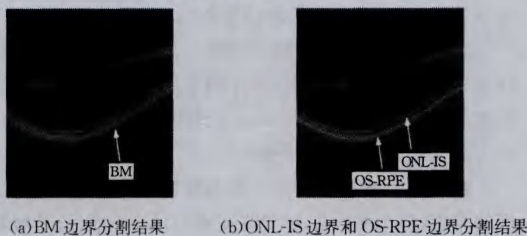


图 6

应用多尺度三维图搜索方法对视网膜组织层分割的流程如图 7 所示。

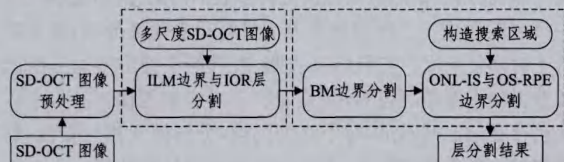


图 7 多尺度三维图搜索方法对视网膜组织层分割流程

(1) 首先采用双边滤波^[22]对 SD-OCT 图像进行去噪,提升图像质量,为后续组织层分割提供可靠的基础;其次通过两步实现视网膜组织层的分割。

(2) 在 $n=4$ 尺度下,应用改进方法同时分割 ILM 边界与 IOR 层;然后向高一尺度还原,利用单表面的三维图搜索方法进行 ILM 边界与 IOR 层的粗略分割;最后完成在原始图上 ILM 边界与 IOR 层的分割。

(3) 提取 BM 边界、ONL-IS 边界和 OS-RPE 边界。根据 IOR 层的位置,构造由亮到暗顶点权重,通过单表面的三维图搜索分割 BM 边界;此后,根据 BM 边界与 IOR 层的位置,构造搜索区域,利用三维图搜索完成 ONL-IS 边界与 OS-RPE 边界的同时分割。

4 实验结果及分析

本文采用了斯坦福大学 15 只眼睛的 SD-OCT 图像进行实验。3D OCT 体数据由 128 帧图像组成,每帧图像分辨率为 1024×512 。为了评价改进算法的性能,本文采用 6 只眼睛(共 768 帧图像)进行定量与定性评价。实验环境的配置为 Intel® Xeon® CPU E5630 2.53GHz, 16GB 内存,使用 Matlab 2012 开发环境,利用 Matlab 脚本编程与 C++ 混编实现算法。

4.1 定量评价

专家根据先验知识手动标记视网膜组织层边界,专家之间的标记是相互独立的,不存在任何的讨论,这样保证了分割结果的可比性。分析手动标记结果与本文算法的分割结果的边界位置精度。计算两种不同分割方法中边界面之间的误差,用均值和均方差表示。

$$\text{mean}(X, Y) = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_j^i - Y_j^i| \quad (8)$$

$$\text{std}(X, Y) = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_j^i - Y_j^i| - \text{mean}(X, Y) \right)^2} \quad (9)$$

其中, X_j^i 与 Y_j^i 分别表示使用 X 与 Y 方法获得第 j 帧第 i 列的位置, n 表示帧数, L 表示图像的宽度。

4.1.1 正常眼睛的评价

将两个专家手动分割结果的平均值作为黄金标准,并与

改进算法进行对比。通过比较两个专家手动标记的结果来评价专家之间的差异。本文随机选择 3 只眼睛进行定量评价,并使用式(8)计算边界位置绝对值误差来衡量本文算法的性能。

表 1 给出了 3 组 SD-OCT 图像(384 幅图像)的边界位置绝对值误差,均值误差图如图 8 所示。从表 1 可以看出,改进算法的平均误差为 $3.86 \pm 2.50 \mu\text{m}$,手动分割的平均误差为 $3.78 \pm 2.76 \mu\text{m}$,而传统的三维图搜索算法的误差是 $7.92 \pm 3.31 \mu\text{m}$ 。从均值误差图发现,本文算法在分割 ONL-IS 边界与 BM 边界时的误差低于手动分割方法与传统算法。

表 1 正常眼睛的边界位置绝对误差实验结果比较
(均值±标准差,单位 μm)

	手动标记 1 vs 手动标记 2	本文算法 vs 黄金标准	传统算法 vs 黄金标准
ONL-IS	2.99 ± 2.33	2.14 ± 1.81	5.19 ± 2.69
OS-RPE	3.74 ± 2.72	6.09 ± 3.08	10.04 ± 3.57
BM	4.59 ± 3.21	3.36 ± 2.62	8.92 ± 3.65
平均误差	3.78 ± 2.76	3.86 ± 2.50	7.92 ± 3.31

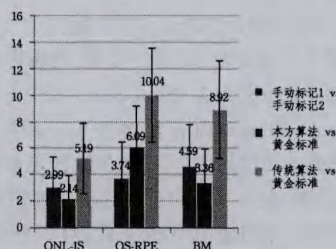


图 8 视网膜组织层边界均值误差

4.1.2 病变图像的评价

从 12 组病变图像中选择一组(128 帧)既存在玻璃疣(Drusen)病变,又存在地图萎缩(Geographic Atrophy, GA)病变的图像进行定量评价,其中 128 帧全部存在 Drusen, 55 帧存在 GA。表 2 是边界位置绝对误差结果。从表 2 可以看出,对于病变图像而言,手动分割与自动分割方法误差相对较大,这主要是因为病变的存在,使得相应的视网膜组织层发生形变,甚至一些组织层用肉眼也无法辨别,对层分割造成一定的困难,所以分割结果相对于正常眼睛来说,误差较大。

表 2 病变图像的边界位置绝对误差实验结果比较
(均值±标准差,单位 μm)

	手动标记 1 vs 手动标记 2	本文算法 vs 黄金标准
ONL-IS	6.92 ± 6.71	10.32 ± 10.64
OS-RPE	7.42 ± 6.83	10.12 ± 8.17
BM	7.22 ± 5.13	6.28 ± 4.66
平均误差	7.19 ± 6.22	8.90 ± 7.82

4.2 定性评价

为了更加直观地分析本文算法的有效性,图 9 给出了 4 幅横向断层图像的分割结果。实验结果表明,本文算法可以准确地分割出 IS-OS 与 RPE 层,并且边界比较光滑。将改进的算法应用于带有 GA 与 Drusen 病变的图像的分割,结果如图 10 所示。在 GA 区域,RPE 层变薄,如图 10(b)所示,而 Drusen 使 RPE 层向上拱起,如图 10(a)所示,这都使得中间层发生相应变化,因此只能提取 BM 边界与 OS-RPE 边界。从图 10 的分割结果看出,本文算法能够较好地病变区域的层分割出来。



(a)手动标记1的分割结果 (b)手动标记2的分割结果 (c)传统三维图搜索方法 (d)本文算法的分割结果

图9 SD-OCT 视网膜组织层的分割结果

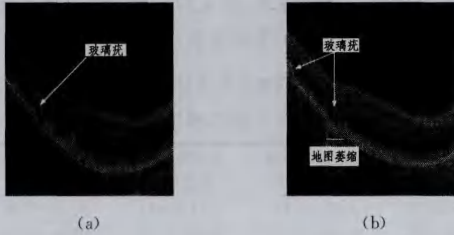


图10 SD-OCT 视网膜病变图像的分割结果

4.3 算法性能

从以下3个角度分析改进算法的性能。

(1)分割精度。分析表1和图8发现,改进算法对正常眼睛的分割结果(平均误差为 $3.86 \pm 2.50 \mu\text{m}$)低于传统三维图搜索算法 ($7.92 \pm 3.31 \mu\text{m}$),而非常接近于手动标记 ($3.78 \pm 2.76 \mu\text{m}$)。对于病变图像而言,传统的三维图搜索算法无法将病变区域分割出来,仅有文献[19]在传统三维图搜索算法的基础上加入硬约束条件和软约束条件,对高分辨率的带有 Drusen 病变的视网膜图像进行分割,而并没有指出其算法能够分割 GA 病变图像。从图10可以看出,本文算法能够同时分割 Drusen 与 GA 病变的视网膜图像,而且分割结果较准确。原因在于在多尺度下,利用三维多表面(RPE 与 IS-OS 复合层)分割,在此基础上,利用改进的顶点权重逐步向高尺度图像进行单表面分割,最后利用列间约束条件保证边界的平滑性。

(2)时间复杂度。由于利用三维图搜索方法分割视网膜之前,需要对 SD-OCT 图像进行预处理,因此在比较时间复杂度时,不考虑预处理阶段的时间。对于一组三维图像,其大小为 $X \times Y \times Z$,文献[11]证明传统三维图搜索方法的时间复杂度为 $T(n, m)$, $n = O(\lambda XYZ)$, $m = O(\lambda XYZ)$, λ 表示分割的表面数, n 和 m 分别表示顶点数和弧数。应用多尺度思想,缩小搜索区域范围,使得高度 Z 变小,即 $n' = O(\lambda XYH)$ 及 $m' = O(\lambda XYH)$, $H < Z/2$, 因此改进算法的时间复杂度为 $T(n', m')$, 从而改进算法的时间复杂度降低了。利用传统的三维图搜索方法分割一组视网膜图像(128 帧),同时分割三层的时间约为 1300s, 而本文算法的三层分割的时间约为 921s。

(3)参数分析。在构造顶点权重中,式(7)需要两个权重参数 w_1 和 w_2 , 经实验分析发现,图像梯度占的权重较大,因此在实验过程中,设定 $w_1 = 0.9$, $w_2 = 0.1$ 。将三维图像映射为一个三维顶点有向图时,设定相邻列间的最小与最大高度差 $\Delta_v^{\min}(x, y)$, $\Delta_v^{\max}(x, y)$, $\Delta_v^{\min}(x, y)$, $\Delta_v^{\max}(x, y)$, 以及面与面间的最大和最小距离 δ^r, δ^l 。根据先验知识(视网膜各层的厚度及总厚度)设定这些约束限制参数。在实验中, $\Delta_v^{\min}(x, y) = \Delta_v^{\max}(x, y) = 1$, $\Delta_v^{\min}(x, y) = \Delta_v^{\max}(x, y) = 2$, $\delta^r = 15$, $\delta^l = 2$ 。如果列间约束限制过大,会造成分割的表面不光滑;面与面间的约束过大,会增加算法的计算时间,甚至在梯度比较弱的层边

界使得表面越界,分割结果不准确。因此,今后将通过大量的手动分割结果建立训练模型,利用训练集计算出上述约束限制参数,以减小参数对分割结果的影响。

本文算法存在一定的局限性。如图10(b)所示,对于在 Drusen 病变区域同时存在 GA 病变的图像,本文算法的分割结果较粗糙,原因在于 Drusen 比较弱而 GA 比较明显,因此本文算法将进行 GA 病变处理。

结束语 本文在已有三维图搜索模型基础上,引入多尺度的思想,提出多尺度三维图搜索方法。首先利用相邻列间的最大与最小高度差构造列间约束,改进表面的平滑约束条件,从而提高了表面的光滑度;其次根据视网膜图像的特点,改进权值函数,提高算法对图像的自适应性;最后利用低尺度的图像,应用三维图搜索方法进行多表面的粗分割,逐步向高一尺度图像应用三维图搜索方法进行单表面细分割,从而降低了时间复杂度。实验结果表明,改进的三维图搜索方法能够获得较平滑的层边界,并且能够分割病变图像。而本文算法也存在一定的不足,对于病变图像,分割精度相对较低;算法仅仅改进列间硬约束,表面的平滑度仍然不理想。今后将从提高病变图像的分割精度和改进约束条件(如列间软约束、面间限制等)这两个方面深入研究三维图搜索模型。

参考文献

- [1] Wojtkowski M, Bajraszewski T, Targowski P, et al. Real time in vivo imaging by high-speed spectral optical coherence tomography [J]. Optics Letters, 2003, 28(19): 1745-1747
- [2] Ishikawa H, Stein D M, Wollstein G, et al. Macular Segmentation with Optical Coherence Tomography [J]. Invest. Ophthalmic Visual Science, 2005, 46(6): 2012-2017
- [3] Chen Q, Leng T, Zheng L, et al. Automated drusen segmentation and quantification in SD-OCT images [J]. Medical Image Analysis, 2013, 17(8): 1058-1072
- [4] 樊鲁杰, 孙延奎, 张田, 等. 光学相干层析视网膜体数据的3维分割[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(3): 330-335
Fan Lu-jie, Sun Yan-kui, Zhang Tian, et al. Three dimensional segmentation to detect retial boundary surfaces from OCT volume data[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(3): 330-335
- [5] 高用贺, 李跃杰, 王立伟, 等. 光学相干层析成像的视网膜层状结构自动分割[J]. 中国医疗器械杂志, 2014, 38(2): 94-101
Gao Yong-he, Li Yue-jie, Wang Li-wei, et al. Automated Segmentation of Retinal Layer Structures on Optical Coherence Tomography[J]. Chinese Journal of Medical Instrumentation, 2014, 38(2): 94-101
- [6] Yazdanpanah A, Hamarneh G, Smith B R, et al. Segmentation of intra-retinal layers from optical coherence tomography images using an active contour approach [J]. IEEE Trans. Medical Imaging, 2011, 30(2): 484-496
- [7] Vermeer K A, van der Schoot J, Lemij H G, et al. Automated segmentation by pixel classification of retinal layers in ophthalmic OCT images [J]. Biomedical Optics Express, 2011, 2(6): 1743-1756
- [8] Lang A, Carass A, Hauser M, et al. Retinal layer segmentation of macular OCT images using boundary classification [J]. Biomedical Optics Express, 2013, 4(7): 1133-1152
- [9] Cha Y-M, Han J-H. High-Accuracy retinal layer segmentation for optical coherence tomography using tracking kernels based

- on Gaussian mixture model [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum electronics*, 2013, 20(2)
- [10] Kafieh R, Rabbani H, Abramoff M D, et al. Intra-retinal layer segmentation of 3D optical coherence tomography using coarse grained diffusion map [J]. *Medical Image Analysis*, 2013, 17(8):907-928
- [11] Wu X D, Chen D Z. Optimal Net Surface Problems with Applications [C]//*Proceedings of the 29th Int'l Colloquium Automata, Languages and Programming (ICALP)*. Berlin Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 2002:1029-1042
- [12] Chiu S J, Li X T, Nicholas P, et al. Automatic segmentation of seven retinal layers in SDOCT images congruent with expert manual segmentation [J]. *Optics Express*, 2010, 18(18):19413-19428
- [13] Chiu S J, Izatt J A, O'Connell R V, et al. Validated Automatic Segmentation of AMD Pathology including Drusen and Geographic Atrophy in SDOCT Image [J]. *Investigative ophthalmology & visual science*, 2012, 53(1):53-61
- [14] Abràmoff M D, Lee K, Niemeijer M, et al. Automated segmentation of the cup and rim from spectral domain OCT of the optic nerve head [J]. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 2009, 50:5778-5784
- [15] Lee K, Niemeijer M, Garvin M K, et al. Segmentation of the optic disc in 3-D OCT scans of the optic nerve head [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(1):159-168
- [16] Quellec G, Lee K, Dolejsi M, et al. Three-dimensional analysis of retinal layer texture; identification of fluid-filled regions in SD-OCT of the macula [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(6):1321-1330
- [17] Haeker M, Abràmoff M D, Wu X, et al. Use of varying constraints in optimal 3-D graph search for segmentation of macular optical coherence tomography images [C]//*Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*. 2007:244-251
- [18] Garvin M K, Abràmoff M D, Wu X, et al. Automated 3-D intra-retinal layer segmentation of macular spectral-domain optical coherence tomography images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(9):1436-1447
- [19] Dufour P A, Ceklic L, Abdillahi H, et al. Graph-Based Multi-Surface Segmentation of OCT Data Using Trained Hard and Soft Constraints [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(3):531-543
- [20] Song Qi, Bai Jun-jie, Garvin M K, et al. Optimal multiple Surface Segmentation with Shape and Context Priors [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(2):376-386
- [21] Götzinger E, Pircher M, Geitzenauer W, et al. Retinal pigment epithelium segmentation by polarization sensitive optical coherence tomography [J]. *Opt Express*, 2008, 16(21):16410-16422
- [22] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]//*Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision*. Bombay, India, 1998:839-846

(上接第 248 页)

- [3] Zhu Guo-pu, Sam K. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 217(7):3166-3173
- [4] Xu C, Duan H, Liu F. Chaotic artificial bee colony approach to uninhabited combat air vehicle (ucav) path planning [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2010, 14(8):525-541
- [5] Szeto W Y, Wu Yong-zhong, Ho S C. An artificial bee colony algorithm for the capacitated vehicle routing problem [J]. *European Journal of Operational Research*, 2011, 215(1):126-135
- [6] Omkar S N, Senthilnath J, Rahul Khandelwal, et al. Artificial bee colony (ABC) for multi-objective design optimization of composite structures [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1):489-499
- [7] Akdagli A, Toktas A. A novel expression in calculating resonant frequency of h-shaped compact microstrip antennas obtained by using artificial bee colony algorithm [J]. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 2010, 24(14/15):2049-2061
- [8] Karaboga D, Ozturk C. A novel clustering approach: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1):652-657
- [9] Gao W, Liu S. Improved artificial bee colony algorithm for global optimization [J]. *Information Processing Letters*, 2011, 111(17):871-882
- [10] 罗钧, 李研. 具有混沌搜索策略的蜂群优化算法 [J]. *控制与决策*, 2010, 25(12):1913-1916
- Luo J, Li Y. Artificial bee colony algorithm with chaotic search strategy [J]. *Control and Decision*, 2010, 25(12):1913-1916
- [11] Gao Wei-feng, Liu San-yang. A modified artificial bee colony algorithm [J]. *Computers & Operations Research*, 2012, 39(3):687-697
- [12] 徐宗本, 聂赞坎, 张文修. 遗传算法的几乎必然强收敛性—新方法 [J]. *计算机学报*, 2002, 25(8):785-793
- Xu Zong-ben, Nie Zan-kan, Zhang Wen-xiu. Almost Stile convergence of genetic algorithms; a martingale approach [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2002, 25(8):785-793
- [13] 王霞, 周国标. 整体退火遗传算法的几乎处处强收敛性 [J]. *应用数学*, 2003, 16(3):1-7
- Wang Xia, Zhou Guo-biao. Strong convergence (a. s.) of global annealing genetic algorithm [J]. *Mathematica Applicata*, 2003, 16(3):1-7
- [14] 罗小平, 韦巍. 生物免疫遗传算法的几乎处处强收敛性分析及收敛速度估计 [J]. *电子学报*, 2005, 33(10):1803-1807
- Luo Xiao-ping, Wei Wei. The analysis on strong convergence (a. s.) and convergence rate estimate of inlnlune genetic algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(10):1803-1807
- [15] 苏兆品, 蒋建国, 梁昌勇, 等. 蚁群算法的几乎处处强收敛性分析 [J]. *电子学报*, 2009, 37(8):1646-650
- Su Zhao-pin, Jiang Jian-guo, Liang Chang-yong, et al. An Almost Everywhere Strong Convergence Proof for a Class of Ant Colony Algorithms [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(8):1646-1650
- [16] 宁爱平, 张雪英. 人工蜂群算法的收敛性分析 [J]. *控制与决策*, 2013, 28(10):1554-1558
- Ning A P, Zhang X Y. Convergence analysis of artificial bee colony algorithm [J]. *Control and Decision*, 2013, 28(10):1554-1558
- [17] 张波, 张景肖. 应用随机过程 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004
- Zhang Bo, Zhang Jing-xiao. *Applied Stochastic Processes* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004
- [18] Edward P C K. *An Introduction to Stochastic Processes* [M]. Belmont, Calif.: Duxbury Press, 1997