

基于光学相干层析成像的视网膜图像自动分层方法

贺琪欲^{1,2} 李中梁^{1,2} 王向朝^{1,2} 南楠¹ 卢宇^{1,2}

¹ 中国科学院上海光学精密机械研究所信息光学与光电技术实验室, 上海 201800

² 中国科学院大学, 北京 100049

摘要 利用光学相干层析成像(OCT)获得视网膜图像并对其进行分层, 进而获得各视网膜层的厚度, 在许多眼科疾病的临床诊断中具有重要作用。高散斑噪声、低图像对比度、存在血管等复杂结构等因素使得对视网膜的精确分层难以实现。提出了一种视网膜 OCT 图像的自动分层方法, 利用三维块匹配和均值滤波去噪对图像进行预处理, 分两步对视网膜图像分层, 在每个 A 扫描上设置可变阈值进行逐层分割作为初步分层结果, 然后对各层的初步分层结果进行连续性和完整性判断和修正。对健康和患病视网膜的 OCT 图像进行分层以验证提出方法的有效性。实验结果显示该方法能够精确地分出 9 层视网膜层, 平均层边界位置偏差为 (1.34 ± 0.24) pixel。该方法能够适应噪声高、对比度低的图像, 对存在血管等复杂结构的图像同样能够实现较好的分层。

关键词 成像系统; 光学相干层析成像; 视网膜自动分层; 眼科

中图分类号 O438 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201636.1011003

Automated Retinal Layer Segmentation Based on Optical Coherence Tomographic Images

He Qiyu^{1,2} Li Zhongliang^{1,2} Wang Xiangzhao^{1,2} Nan Nan¹ Lu Yu^{1,2}

¹ Laboratory of Information Optics and Opto-Electronic Technology, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China

² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract Segmentation of retinal images obtained by optical coherence tomography (OCT) and retinal thickness measurement has become an important clinical diagnostic tool for many diseases in ophthalmology. However, such factors as speckle noise, low image contrast, and irregularly shaped structural features including blood vessels make it difficult to segment retinal layers accurately. An automated retinal layer segmentation method is proposed by employing block-matching and 3D filtering along with mean filtering for preprocessing and a two-step optimal search. The two-step optimal search begins with individual retinal layer segmentation by setting a variable threshold on each A-scan as initial results, which are then checked and corrected for continuity and integrity. The performance of the proposed method is tested on a set of OCT retinal images acquired from healthy people and patients. The experimental results show that the proposed method provides accurate segmentation of nine retinal layers whose mean boundary position deviation is (1.34 ± 0.24) pixel. The method can be applied to OCT images affected by speckle noise, low image contrast, and even irregularly shaped structural features such as blood vessels.

Key words imaging systems; optical coherence tomography; automated retinal layer segmentation; ophthalmology

OCIS codes 110.4500; 170.5755; 100.6950; 170.4470

1 引言

光学相干层析成像(OCT)可以对生物组织进行在体非侵入式高分辨率成像^[1-3]。近年来, OCT 广泛应

收稿日期: 2016-05-17; 收到修改稿日期: 2016-06-08

基金项目: 上海市科学技术委员会创新行动计划(15441905600, 13441900500)

作者简介: 贺琪欲(1991—), 男, 硕士研究生, 主要从事光学相干层析成像方面的研究。E-mail: qiyuhe@hotmail.com

导师简介: 李中梁(1982—), 男, 博士, 副研究员, 硕士生导师, 主要从事光学干涉检测、生物医学光学成像等方面的研究。

E-mail: lizhongliang@siom.ac.cn(通信联系人)

用于人眼视网膜成像,高分辨率 OCT 视网膜图像在眼科疾病的临床诊断中发挥了重要作用^[1-2]。对视网膜层总厚度和其中一些特定层,诸如视网膜神经纤维层(RNFL)、视网膜色素上皮(RPE)层厚度的定量测量可应用于青光眼、糖尿病视网膜病变、糖尿病黄斑水肿等高致盲眼科疾病的诊断^[1,4-5]。医生对视网膜进行人工分层既耗时又不能精确到像素量级^[6],自动视网膜分层算法则可以同时提升分层效率及分层精度^[7]。目前自动分层算法已经得到广泛的研究和应用。但是,OCT 图像的成像质量极易受散斑噪声的影响,而且相邻层状结构的低图像对比度以及图像中的血管和其他结构都会使精确自动分层更加困难^[8-10]。为了解决上述问题,研究人员提出了一系列视网膜分层方法。

最初的分层方法基于图像的灰度变化。Fernández 等^[11]提出了首先用复扩散滤波减少散斑噪声,然后基于强度峰确定各层的方法;Ishikawa 等^[12]提出了用改进的中值滤波减少散斑噪声,然后利用 A 扫描上的直方图进行自适应阈值分层的方法;Ahlers 等^[13]应用自适应阈值和强度峰检测分割视网膜各层,并将形态学滤波应用于阈值结果;Fabritius 等^[14]提出了基于最大灰度的搜索算法分割内界膜(ILM)层和 RPE 层的方法,该方法降低了灰度变化的敏感程度,但仅能分割 RPE 和 ILM 这两个高灰度的视网膜层。总体看来,基于灰度变化的方法受制于图像的低对比度和复杂信息如血管等的影响,且所能分出的层数有限,难以分辨节细胞层(GCL)和内网层(IPL)的分界线以及 RPE 层和感光层内外连接部分(IS/OS)的分界线。

随着研究的深入,结合灰度、梯度信息和其他限制条件,研究人员提出了多种基于更复杂模型的分层方法,这些分层方法可以归为两类,一类是基于活动轮廓模型的方法,另一类是基于图论的方法。

Mujat 等^[15]提出了基于活动轮廓使用高斯和各向异性扩散滤波减少散斑噪声,然后用边界梯度信息确定边界轮廓的方法,该方法减少了灰度变化对分层的影响,但仍难以对存在血管和其他形态特征的视网膜图像进行准确的分层;Yazdanpanah 等^[16-17]在 2009 年和 2011 年分别改进了活动轮廓模型方法。基于活动轮廓模型的方法可以寻找局部最优解,但是初始点的预设必须离最优路径足够近。Mishra 等^[1]对此进行改进,首先定位待分割层的大概位置,再使用活动轮廓方法进行分层。但是,活动轮廓方法精度有限,没有精确到像素量级。

图论方法的能量函数和限制条件由梯度或灰度信息建立,与活动轮廓方法相比,图论方法可保证寻找到全局最小值。Garvin 等^[18]使用图论的搜索方法,在图像中寻找相关罚函数和限制条件的最小值;Chiu 等^[4]在 2010 年提出了基于最短路径算法的 2D 图论方法;Yang 等^[19]在 2010 年提出了同时考虑局部和全局梯度信息的图论搜索算法。然而,图论算法对噪声和图像退化非常敏感。

Fuller 等^[20]分别于 2007 年和 2008 年提出了模式识别分层方法,但是模式识别方法耗费时间太长。

另外,Götzinger 等^[21-22]尝试使用偏振敏感 OCT 减少由图像对比度变化带来的问题,更好地分割出一些视网膜层,例如 RPE 层和 RNFL,但该方法需要使用偏振敏感的 OCT 系统,较为复杂。

本文提出了一种视网膜 OCT 图像的自动分层方法,在利用三维块匹配(BM3D)和均值滤波去噪对图像进行预处理的基础上,分两步对视网膜图像进行分层,首先在每个 A 扫描上设置可变阈值进行逐层分割作为初步分层结果,然后对各层的初步分层结果进行连续性和完整性判断,修正不符合要求的分割点。该方法能够分出 9 层视网膜结构,适应高噪声和低对比度的图像,对存在血管等复杂结构的图像也能够较好地实现分层。

2 基本原理

分层方法的流程如下:

- 1) 对原始的视网膜 B 扫描图像进行 BM3D 去噪,然后进行均值滤波处理;
- 2) 采用分两步的分层算法对视网膜各层进行分割:
 - A. 在每个 A 扫描上设置可变阈值进行逐层分割作为初步分层结果;
 - B. 对各层初步分层结果进行连续性和完整性判断,修正不符合要求的分割点。

2.1 基于 BM3D 的散斑噪声消除方法

BM3D 去噪算法^[23-24]首先将视网膜 B 扫描图像分成固定大小的块,根据这些块的相似程度进行图像块的匹配,将结构相似的二维图像块组合在一起构建三维数组,然后对三维数组进行联合滤波处理,最后利用

滤波处理后的结果重构图像,实现对原始视网膜 B 扫描图像的去噪处理。

2.1.1 图像块的匹配

假设 X 表示整幅视网膜 B 扫描图像,将 X 分成固定大小为 $N_1 \times N_1$ 的块。分块完成后从整幅图像的左上角开始,按照从左至右、从上至下的顺序,对每个块进行匹配。假设 B_R 表示待匹配的图像块, \mathbf{Y}_R 表示待匹配图像块中所有像素组成的灰度矩阵, B 表示正在搜索的图像块, \mathbf{Y} 表示正在搜索的图像块中所有像素组成的灰度矩阵,则搜索过程中的步长距离 d 可表示为

$$d = \frac{\|\mathbf{Y}_R - \mathbf{Y}\|_2^2}{N_1^2}。 \quad (1)$$

将待匹配块 B_R 和其他所有块进行匹配后,将结构相似的块组合成为三维数组

$$S_{B_R} = \left\{ B \in X \mid \frac{\|\mathbf{Y}_R - \mathbf{Y}\|_2^2}{N_1^2} < \tau \right\}, \quad (2)$$

式中 τ 为阈值,用于判断正在搜索的图像块是否属于 S_{B_R} 。

2.1.2 联合滤波

利用运算符 $\kappa_{3D}^{[24]}$ 对三维数组 S_{B_R} 进行联合滤波,其变换过程可表示为

$$Z_{S_{B_R}} = \kappa_{3D}^{-1} \{ \gamma [\kappa_{3D}(S_{B_R})], \lambda_{thr} \sigma \sqrt{2 \ln N_1^2} \}, \quad (3)$$

式中 σ 为高斯白噪声的方差, λ 为联合滤波的参数, λ_{thr} 为联合滤波的阈值参数,硬阈值 γ 为

$$\gamma(\lambda, \lambda_{thr}) = \begin{cases} \lambda, & \text{if } |\lambda| < \lambda_{thr} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}。 \quad (4)$$

2.1.3 权重设置和重构图像

对三维数组 S_{B_R} 进行联合滤波后,由(4)式得到的矩阵中非零系数的个数越少,即在图像中包含的噪声能量越小,其设置的权重越大。若(4)式得到的矩阵非零系数的个数为 N_{nz} ,则其设置的权重可表示为

$$w_{B_R} = \begin{cases} \frac{1}{\sigma^2 N_{nz}}, & \text{if } N_{nz} \geq 1 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}。 \quad (5)$$

图像中所有块的匹配和三维联合滤波完成后,待匹配图像块是交叠排列的。图像中每个像素点会被多次预估,再通过加权得到最终结果。假设 B_R 为待匹配的图像块, B_m 为 S_{B_R} 中的图像块,则 $Z_{B_m \in S_{B_R}}$ 表示 B_m 在 S_{B_R} 中经过联合滤波后的结果。

图像中任意像素点 $i \in X$ 经 BM3D 去噪后的结果 $R(i)$ 可表示为

$$R(i) = \frac{\sum_{B_R \in X} \sum_{B_m \in S_{B_R}} w_{B_R} Z_{B_m}^{B_R}(i)}{\sum_{B_R \in X} \sum_{B_m \in S_{B_R}} w_{B_R} z_{B_m}(i)}, \forall i \in X, \quad (6)$$

式中

$$Z_{B_m}^{B_R}(i) = \begin{cases} B_m(i) \text{ in } Z_{S_{B_R}}, & \text{if } i \in B_m \\ 0, & \text{if } i \notin B_m \end{cases}, \quad (7)$$

$$z_{B_m}(i) = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in B_m \\ 0, & \text{if } i \notin B_m \end{cases}。 \quad (8)$$

使用 BM3D 去噪可以在有效抑制散斑噪声、获得较好视觉效果的同时保留图像中大部分细节信息,有利于 OCT 视网膜图像后续的分层处理^[23]。使用 BM3D 和均值滤波作为消除散斑噪声的预处理方法,与均值滤波、中值滤波等其他预处理方法相比,能够更好地保留视网膜分层所需的细节信息。

2.2 分两步的分层算法

经过 BM3D 去噪处理后,首先进行均值滤波,然后采用分两步的分层算法对视网膜各层进行逐层分割。首先寻找几个较易分割的视网膜层,然后以这些层为基准继续分割其他层,每分割一层都形成新的基准层以

指导后续的分层。除最初确定的基准层外,其他视网膜层均采用分两步的分层算法进行分层,即在每个 A 扫描上设置可变阈值进行分割作为初步分层结果,对得到的初步结果进行连续性和完整性判断,修正不符合要求的分割点。

2.2.1 逐层分割获得初步分层结果

脉络膜血管和脉络膜(RPE-CC)层有较明显的灰度特征,因此首先分割 RPE-CC 层作为其他层分割的基准。采用寻找每个扫描上灰度最大点的方法分割 RPE-CC 层,经证实这种方法既精确又高效^[14]。

然后分割 ILM 层。先使用较大的阈值对图像进行滤波,将灰度小于该阈值的像素灰度置为零,进一步减弱噪声对分层的干扰。滤波后,使用 Canny 边缘检测算子寻找图像自上而下的第一层。当使用的滤波阈值过大时,在滤波过程中 ILM 层的像素点也被置零,Canny 算子自上而下检测到的第一层在 ILM 层和 RPE-CC 层之间,导致误分割。通过设置判断条件解决误分割问题,即当分割出的 ILM 层和作为基准的 RPE-CC 层之间的距离小于某一经验阈值时,认为 ILM 层分割失败,这时算法会自动减小滤波阈值,重复上述过程,直到通过判断条件。至此,算法可以成功分割 ILM 层。

完成 ILM 层和 RPE-CC 层分割后,将其作为分割其他层的基准,从 ILM 层起自上而下、从 RPE-CC 层起自下而上,按照 RNFL、RPE、GCL、IS/OS-RPE、IPL、IS/OS、内核层(INL)、外核层(ONL)、外网状层(OPL)的顺序,逐层分割其余的各视网膜层。每分割一个视网膜层,都将其作为新的基准以指导后续的视网膜层分割。剩余各视网膜层的分割方法存在少许差异,但总体上可以将其概括为以下 5 个步骤。

1) 针对每个 A 扫描设置不同的阈值 λ_{th} ,假设第 i 个 A 扫描的灰度最大值为 $I_{\max}(i)$,则该列设置的阈值 $\lambda_{\text{th}}(i)$ 可表示为

$$\lambda_{\text{th}}(i) = \frac{I_{\max}(i)}{\tau}, \quad (9)$$

式中 τ 为可变的阈值参数。

2) 在每个 A 扫描上从某一基准层开始向一个方向搜索,直至搜索到满足预设条件的点 $P(i)$ 为止。预设条件的设置取决于待分割层附近的灰度特征,分割不同层时设置的条件不同。如果从基准层开始,搜索到待分割层时灰度骤减,则预设条件设置为“找到第一个灰度小于 $\lambda_{\text{th}}(i)$ 的点”;如果从基准层开始,搜索到待分割层时灰度骤增,则预设条件设置为“找到第一个灰度大于 $\lambda_{\text{th}}(i)$ 的点”;如果从基准层开始,搜索到待分割层时二阶灰度梯度突变为零,则预设条件设置为“找到第一个二阶灰度梯度突变为零的点”。

3) 选取基准层附近的一定范围作为待分割层的目标区域 S 。

4) 设置判断条件,判断步骤 2) 找到的点 $P(i)$ 是否在目标区域 S 中。若 $P(i)$ 在目标区域 S 中,则在第 i 个 A 扫描中选取点 $P(i)$ 作为待分割层的初步分层结果;若 $P(i)$ 不在目标区域中,则改变阈值参数 τ ,重复步骤 1)~4)。阈值参数 τ 有一个经验范围,最初设定的 τ 是经验范围内的最大值或最小值,如果最初设定的 τ 是经验范围内的最大值,则减小 τ ;反之,如果最初设定的 τ 是经验范围内的最小值,则增加 τ 。

5) 至此,得到了待分割视网膜层的初步分层结果。

2.2.2 初步分层结果的修正

对于对比度低或者存在血管等复杂结构的 OCT 视网膜图像,逐层分割的初步结果并不理想。对各层的初步分层结果进行连续性和完整性判断,修正不符合要求的分割点,即可获得较为理想的视网膜分层结果。

首先检查各视网膜初步分层结果的连续性和完整性,寻找跳变点。找出一段连续分层点后突然跳变的起始坏点 L 和沿同一方向继续搜索突然回归正常的终止坏点 R (L 和 R 均为 A 扫描序号)。假设第 i 个 A 扫描中该层的初步分层结果所在行数为 J ,

$$J = f_{\text{retinal}}(i)。 \quad (10)$$

修正算法将 L 点到 R 点的初步分层结果用线性连接的方法修正为

$$f_{\text{retinal}}(Q) = \frac{f_{\text{retinal}}(R-1) - f_{\text{retinal}}(L-1)}{R-L+1} \times (Q-L+1) + f_{\text{retinal}}(L-1), Q \in [L, R]。 \quad (11)$$

在视网膜中心凹附近,层状结构难以分辨,因此算法中包含对中心凹附近区域初步分层结果的修正方

法。当某个 A 扫描上两个基准层之间的距离小于 t 时(t 取值与待修正层相关),认为该 A 扫描处于视网膜的中心凹附近区域。假设中心凹附近待修正层上的某个像素点行数为 j ,同一 A 扫描上用于初步分层的两个基准点的行数分别为 m 和 n ($m > n$),则 j 应该修正为

$$j = \begin{cases} \frac{m+n}{2}, & \text{if } m-n < t, \\ j, & \text{if } m-n \geq t \end{cases} \quad (12)$$

式中 t 为阈值。

最后,使用一维平滑模板对记录各层分层点的一维矩阵进行处理,进一步对初步分层结果进行平滑修正。经过上述对初步分层结果的修正,完成对待分割视网膜层的分割。

分层算法的整体流程图如图 1 所示。

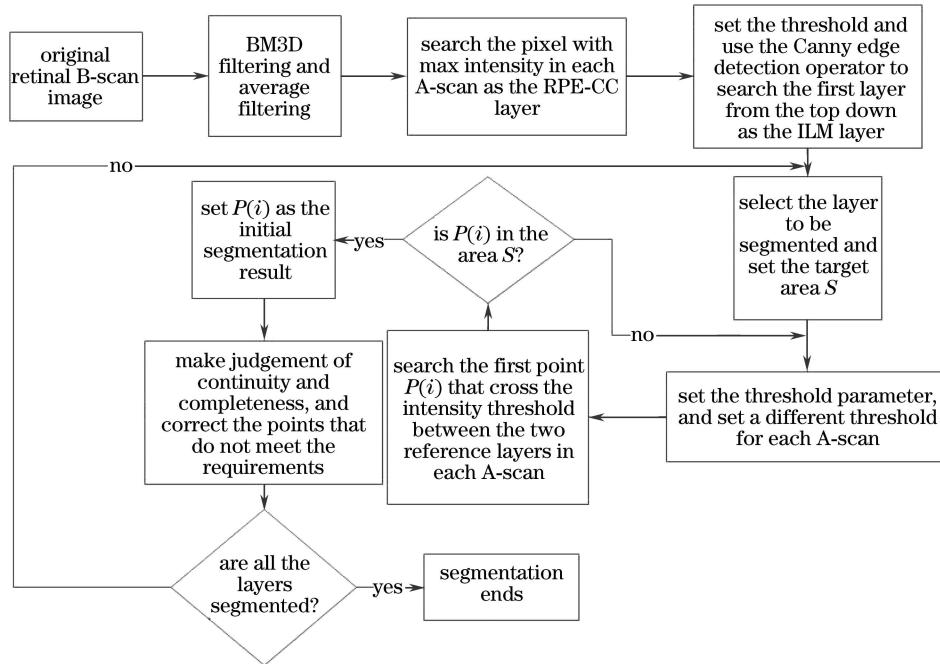


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed segmentation algorithm

3 实验结果

3.1 实验条件

使用 OPKO Spectral OCT/SLO 仪器获得人眼视网膜的 OCT 数据。采集 240 幅健康人眼的视网膜 OCT 图像和 150 幅患病人眼的视网膜 OCT 图像,在 3.4 GHz CPU,4.0 GB RAM 电脑上利用本文分层方法实现人眼视网膜 OCT 图像分层。OPKO Spectral OCT/SLO 采集的 OCT 视网膜图像在纵向上每个像素对应的实际深度为 $4.453 \mu\text{m}$,每幅 OCT 视网膜 B 扫描图像上有 720 个 A 扫描,每个 A 扫描上含有 280 个像素点,即采集到的 OCT 视网膜 B 扫描图像大小为 $720 \text{ pixel} \times 280 \text{ pixel}$ 。

3.2 实验结果

人眼视网膜 OCT B 扫描图像的分层结果如图 2 所示。

由图 2 可知,本文方法成功地对健康人眼的视网膜 OCT 图像进行了 9 层分割。图 2(a)中箭头所指为视网膜图像中存在血管的位置,由图 2(b)可知,提出的算法对存在血管图像的分层处理效果较好。

使用本文方法对 100 幅某健康人视网膜 OCT 图像进行分层后,计算各视网膜层的平均厚度和标准差,结果如表 1 所示。

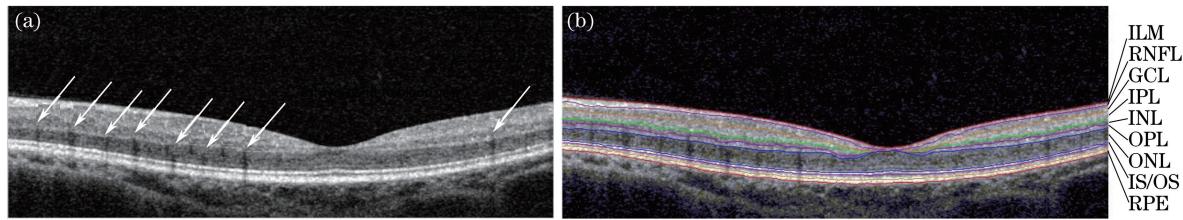


图 2 人眼视网膜 OCT B 扫描图像的分层结果。(a)原始视网膜 B 扫描图像;(b)分层结果

Fig. 2 Segmentation result of retinal OCT B-scan image. (a) Original retinal B-scan image; (b) segmentation result

表 1 视网膜整体与各视网膜层的平均厚度和标准偏差

Table 1 Average thickness and its standard deviation for the total retina and nine individual retinal layers

Layer	Average thickness \pm standard deviation / μm
RNFL	23.46 \pm 0.16
GCL	38.99 \pm 1.44
IPL	40.37 \pm 1.25
INL	24.42 \pm 1.12
OPL	23.90 \pm 0.48
ONL	98.01 \pm 1.41
IS/OS	13.92 \pm 0.42
IS/OS-RPE	23.05 \pm 0.31
RPE	22.14 \pm 0.30
Total retina	308.12 \pm 0.54

表 1 中视网膜各层平均厚度和标准偏差来自对同一人采集的 100 幅视网膜 OCT 图像,可以看出提出的方法能够较为精确地计算得到被采样人视网膜的总厚度和 9 层视网膜层各自的厚度,每层视网膜厚度的计算偏差均小于 $1.44 \mu\text{m}$,该方法对视网膜层厚度的计算误差在可接受的范围之内。因此,该方法计算得到的视网膜层总厚度及各视网膜层厚度可应用于临床眼科疾病的诊断。

为验证该分层方法的准确性,以专家人工分层结果为基准,对比了本文方法、图论方法与专家人工分层结果之间的平均位置偏差和标准偏差。

4 分析与讨论

4.1 不同预处理去噪算法对比

提出的分层算法中采用基于 BM3D 和均值滤波的散斑噪声消除算法。图 3 对比了不进行预处理,使用均值滤波作预处理,使用小波变换作预处理,使用 BM3D 作预处理,以及使用 BM3D 和均值滤波联合预处理几种情况下,提出的分层算法得到的 OCT 视网膜 B 扫描图像分层结果。

图 3(b)~(e)中箭头所指各处存在明显的误分割,且无法很好地保留视网膜 B 扫描图像的层间细节信息。图 3(f)图中没有出现图 3(b)~(e)中的误分割情况,且很好地保留了视网膜 B 扫描图像的层间细节信息,得到的视网膜 B 扫描图像分层结果更加平滑、精确。因此,与其他预处理去噪算法相比,将 BM3D 和均值滤波联合去噪应用于提出的视网膜分层方法更有优势。

4.2 本文方法与图论方法的对比

近年来,研究人员发表了多篇使用图论方法进行视网膜 OCT 图像分层的文章。为了评价提出的分层方法,使用图论方法^[4]与本文方法对相同的视网膜 OCT 图像进行分层以进行对比。为了确保使用的图论分层方法的准确性,从 Caserel 网站(<http://pangyuteng.github.io/caserel/>)上下载了图论分层方法的源代码,该代码使用了 Chiu 等^[4]提出的图论方法的原理,Niu 等^[25]使用该代码对比了图论方法与 Niu 等提出的方法的效果。由于所用的图论方法和本文方法均为包含预处理和后续分层算法的整体,因此对比两种方法的整体效果。本文方法与图论方法对相同的视网膜 OCT 图像分层的结果对比如图 4 所示。

由图 4 可知,本文方法可精确地分出 9 层视网膜层,而图论方法只分割出了 6 层视网膜层,并且在图中箭

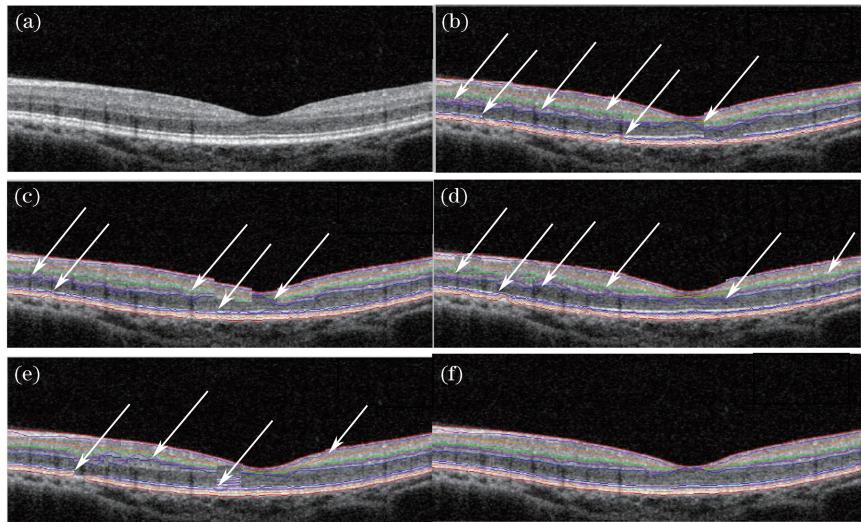


图 3 不同预处理方法得到的人眼视网膜 B 扫描图像分层结果。(a) 原始视网膜 B 扫描图像;
(b) 不进行预处理;(c) 均值滤波预处理;(d) 小波变换预处理;(e) BM3D 去噪预处理;(f) BM3D 和均值滤波预处理
Fig. 3 Segmentation results of retinal B-scan image with different preprocessing methods. (a) Original retinal B-scan image;
(b) without preprocessing; (c) with mean filtering preprocessing; (d) with wavelet transformation preprocessing;
(e) with BM3D preprocessing; (f) with BM3D along with mean filtering preprocessing

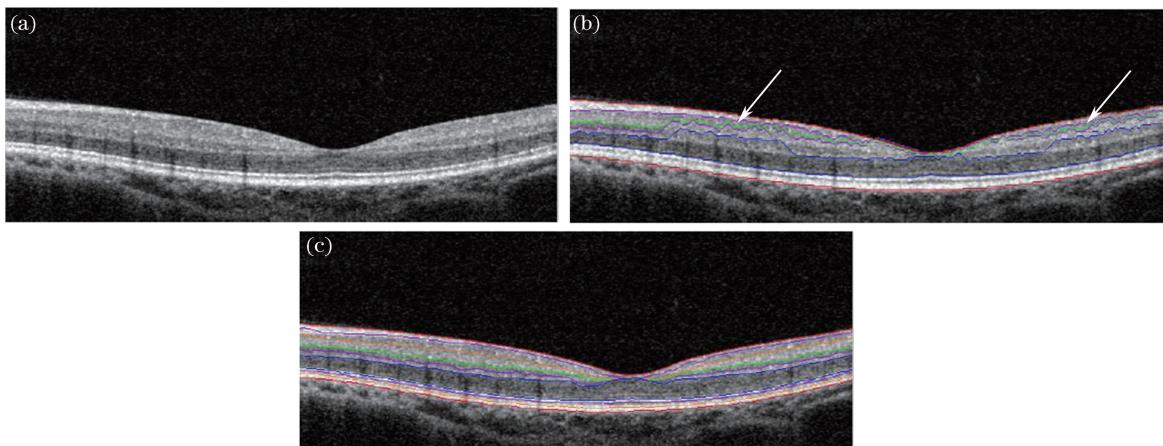


图 4 本文方法与图论方法对人眼视网膜 OCT 图像的分层结果对比。(a) 原始视网膜 B 扫描图像;
(b) 图论方法结果;(c) 本文方法结果

Fig. 4 Comparison of segmentation results of retinal B-scan image between the graph search and the proposed method.
(a) Original retinal B-scan image; (b) by the graph search; (c) by the proposed method

头所指有血管处的分层出现了明显错误。与图论方法相比,本文方法不仅有效地增加了分割视网膜层的层数,而且提高了对可能存在血管和其他组织结构的图像的稳健性。

针对采集的人眼视网膜 B 扫描图像,分别将本文方法和图论方法的分层结果与专家人工分层结果进行对比,计算得到两种方法的结果中各视网膜层分界线和专家分层相比的平均位置偏差和标准偏差,结果如表 2 所示。各视网膜层分界线和专家人工分层相比的平均位置偏差 $f_{\text{mean}}(A, M)$ 和标准偏差 $f_{\text{std}}(A, M)$ 计算方法如下:

$$f_{\text{mean}}(A, M) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_j^i - M_j^i|, \quad (13)$$

$$f_{\text{std}}(A, M) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_j^i - M_j^i| - f_{\text{mean}}(A, M) \right]^2}, \quad (14)$$

式中 A 为自动分层方法结果, M 为专家人工分层方法结果; A_j^i 和 M_j^i 分别表示第 j 幅视网膜 B 扫描图像中第 i 个 A 扫描上自动分层方法和人工分层方法对应的视网膜层分界线位置。

表 2 自动分层方法与人工分层方法相比的平均位置偏差和标准偏差

Table 2 Comparison of mean boundary position deviation and standard deviation between automated segmentation and manual segmentation

Layer boundary	Our algorithm vs manual segmentation /pixel	Graph search vs manual segmentation /pixel
ILM	0.51±0.16	0.21±0.09
RNFL-GCL	1.79±0.11	0.25±0.13
IPL-INL	1.68±0.33	10.22±3.57
INL-OPL	2.06±0.40	13.51±4.62
OPL-ONL	1.38±0.33	6.80±2.15
ONL-IS/OS	1.64±0.21	0.74±0.20
RPE-CC	0.34±0.12	0.24±0.18
Average	1.34±0.24	4.57±1.56

由表 2 可知,对于 IPL-INL 分界线、INL-OPL 分界线、OPL-ONL 分界线以及所有分界线的平均结果,提出方法的分层位置偏差和标准偏差明显小于图论方法的相应结果,由图 4 可知在上述三条分界线上图论方法因血管等复杂结构的存在导致明显的误分割,表 2 中的数据也印证了前文对图 4 分析得到的结论。本文提出的方法对上述三条分界线的分割结果以及整体分层效果均明显优于图论方法。而在 ILM 层、RNFL-GCL 分界线、ONL-IS/OS 分界线以及 RPE-CC 分界线的分层位置偏差上,本文方法虽稍逊于图论法,但相应的平均位置偏差和标准偏差也都非常小,可以认为分层的偏差在可接受的范围内。由表 2 最后一行数据可知,本文提出分层方法的平均层边界位置偏差为(1.34±0.24) pixel。总体来说,提出的分层方法适应高噪声和低对比度的图像,对存在血管等复杂结构的图像同样能够实现较好的分层。

上述数据和分析均为对健康人眼 OCT 视网膜 B 扫描图像进行分层的结果,对患病人眼的 OCT 视网膜 B 扫描图像进行分层在临床诊断中同样重要。采用提出的方法对患病人眼的 OCT 视网膜 B 扫描图像进行分层。图 5 所示为本文方法对老年性黄斑变性(AMD)患者的 OCT 视网膜 B 扫描图像的分层结果。

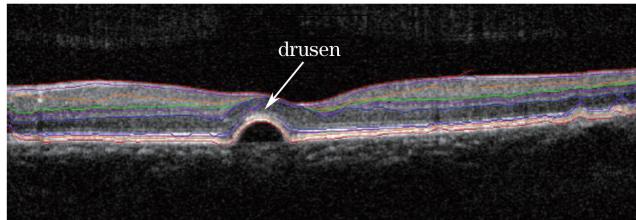


图 5 AMD 患者 OCT 视网膜图像的分层结果

Fig. 5 Segmentation result of an OCT retinal image collected from an AMD patient

由图 5 可知,与健康人眼的视网膜 OCT 图像分层结果相比,对患病视网膜 OCT 图像的分层结果准确度略低,且在层间结构的划分上存在部分瑕疵;但提出方法对 AMD 患者视网膜 OCT 图像的分层仍可获得较好的整体效果,各视网膜层边界的分割大致正确,图 5 中箭头所指的老年性黄斑变性的玻璃疣也得到了较好的分割。

5 结 论

提出了一种视网膜图像分层方法,在利用 BM3D 和均值滤波去噪对图像进行预处理的基础上,分两步对视网膜图像进行分层,首先在每个 A 扫描上设置可变阈值进行逐层分割作为初步分层结果,然后对各层的初步结果进行连续性和完整性判断,修正不符合要求的分割点。该方法能够分出 9 层视网膜层结构,适用于高噪声和低对比度的图像,对存在血管等复杂结构的图像同样能够较好地实现分层。

尽管提出的算法适用于大多数视网膜 OCT 图像,但是对包含复杂病理特征的图像进行分层时,有可能存在误分割现象,该问题有待进一步研究。

致谢 感谢上海交通大学医学院附属第九人民医院眼科刘嫣医生提供的视网膜 OCT 图像人工分层结果。

参 考 文 献

- 1 Mishra A, Wong A, Bizheva K, *et al*. Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography images[J]. Optics Express, 2009, 17(26): 23719-23728.
- 2 Hu Zhixiong, Hao Bingtao, Liu Wenli, *et al*. Research on point spread function phantom fabrication and application for evaluating resolution performance of OCT systems[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(4): 0417001.
胡志雄, 郝冰涛, 刘文丽, 等. 用于光学相干层析成像设备点扩散函数测量的模体制作与使用方法研究[J]. 光学学报, 2015, 35(4): 0417001.
- 3 Guo Xin, Wang Xiangzhao, Bu Peng, *et al*. Effects of scattering on spectral shape and depth resolution in Fourier domain optical coherence tomography[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(1): 0117001.
郭 昕, 王向朝, 步 鹏, 等. 样品散射对频域光学相干层析成像光谱形状和深度分辨率的影响[J]. 光学学报, 2014, 34(1): 0117001.
- 4 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.
- 5 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, 2015, 34(2): 441-452.
- 6 Ishikawa H, Piette S, Liebmann J M, *et al*. Detecting the inner and outer borders of the retinal nerve fiber layer using optical coherence tomography[J]. Graefe's Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology, 2002, 240(5): 362-371.
- 7 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, 2014, 20(2): 6801010.
- 8 Götzinger E, Pircher M, Baumann B, *et al*. Speckle noise reduction in high speed polarization sensitive spectral domain optical coherence tomography[J]. Optics Express, 2011, 19(15): 14568-14584.
- 9 Fercher A F, Hitzenberger C K, Kamp G, *et al*. Measurement of intraocular distances by backscattering spectral interferometry[J]. Optics Communications, 1995, 117(1): 43-48.
- 10 Schmitt J M, Xiang S H, Yung K M. Speckle in optical coherence tomography[J]. Journal of Biomedical Optics, 1999, 4 (1): 95-105.
- 11 Fernández D C, Salinas H M, Puliafito C A. Automated detection of retinal layer structures on optical coherence tomography images[J]. Optics Express, 2005, 13(25): 10200-10216.
- 12 Ishikawa H, Stein D M, Wollstein G, *et al*. Macular segmentation with optical coherence tomography[J]. Investigative Ophthalmology & Visual Science, 2005, 46(6): 2012-2017.
- 13 Ahlers C, Simader C, Geitzenauer W, *et al*. Automatic segmentation in three-dimensional analysis of fibrovascular pigment epithelial detachment using high-definition optical coherence tomography[J]. British Journal of Ophthalmology, 2008, 92(2): 197-203.
- 14 Fabritius T, Makita S, Miura M, *et al*. Automated segmentation of the macula by optical coherence tomography[J]. Optics Express, 2009, 17(18): 15659-15669.
- 15 Mujat M, Chan R C, Cense B, *et al*. Retinal nerve fiber layer thickness map determined from optical coherence tomography images[J]. Optics Express, 2005, 13(23): 9480-9491.
- 16 Yazdanpanah A, Hamarneh G, Smith B, *et al*. Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography using an active contour approach[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2009: 649-656.
- 17 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 Transactions on Medical Imaging, 2011, 30(2): 484-496.
- 18 Garvin M K, Abramoff M D, Wu X, *et al*. Automated 3-D intraretinal layer segmentation of macular spectral-domain optical coherence tomography images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(9): 1436-1447.
- 19 Yang Q, Reisman C A, Wang Z, *et al*. Automated layer segmentation of macular OCT images using dual-scale gradient information[J]. Optics Express, 2010, 18(20): 21293-21307.
- 20 Fuller A R, Zawadzki R J, Choi S, *et al*. Segmentation of three-dimensional retinal image data[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2007, 13(6): 1719-1726.
- 21 Götzinger E, Pircher M, Geitzenauer W, *et al*. Retinal pigment epithelium segmentation by polarization sensitive optical coherence tomography[J]. Optics Express, 2008, 16(21): 16410-16422.

-
- 22 Hee M R, Swanson E A, Fujimoto J G, *et al.* Polarization-sensitive low-coherence reflectometer for birefringence characterization and ranging[J]. Journal of the Optical Society of America B, 1992, 9(6): 903-908.
 - 23 Wang L, Meng Z, Yao X S, *et al.* Adaptive speckle reduction in OCT volume data based on block-matching and 3-D filtering[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2012, 24(20): 1802-1804.
 - 24 Dabov K, Foi A, Katkovnik V, *et al.* Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080-2095.
 - 25 Niu S, Chen Q, de Sisternes L, *et al.* Automated retinal layers segmentation in SD-OCT images using dual-gradient and spatial correlation smoothness constraint[J]. Computers in Biology Medicine, 2014, 54: 116-128.