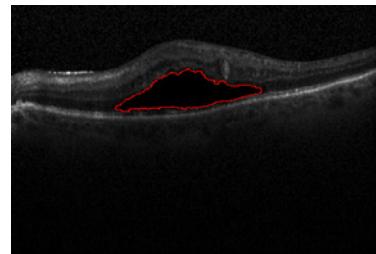


DOI: 10.12086/oee.2018.170605

眼底 OCT 图像中糖尿病性黄斑水肿的分割

何锦涛, 陈明惠*, 贾文宇, 秦显富, 王成, 郑刚

上海理工大学教育部微创医疗器械工程研究中心生物医学光学与视光学研究所, 上海 200093



摘要: 糖尿病性黄斑水肿(DME)是导致成年人失明的主要原因之一, 它的病理特征主要表现在视网膜内黄斑处液体的积聚。由于光学相干层析成像(OCT)具有无创性、成像安全快速等特点, 在临幊上被广泛用于眼科疾病的诊断。本文提出一种分割 OCT 图像中糖尿病性黄斑水肿的方法, 首先通过对图像的预处理, 排除散斑噪声和血管对最终分割结果的影响, 再用改进的水平集方法有效地解决分割的问题, 并计算水肿区域的面积, 为后期的临幊诊断治疗提供定性和定量的工具, 最后将本文方法在 15 个患有 DME 成人的 OCT 视网膜图像上进行验证。结果表明: 囊状水肿分割的精确度、灵敏度和 Dice 相似性系数分别为 81.12%、86.90%、80.05%。

关键词: 糖尿病性黄斑水肿; 光学相干层析成像; 水平集; 图像分割

中图分类号: R774.5; TP391.41

文献标志码: A

引用格式: 何锦涛, 陈明惠, 贾文宇, 等. 眼底 OCT 图像中糖尿病性黄斑水肿的分割[J]. 光电工程, 2018, 45(7): 170605

Segmentation of diabetic macular edema in OCT retinal images

He Jintao, Chen Minghui*, Jia Wenyu, Qin Xianfu, Wang Cheng, Zheng Gang

Institute of Biomedical Optics & Optometry, Shanghai Institute for Minimally Invasive Therapy, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: Diabetic macular edema (DME) is one of the important reasons leading to blindness. Its pathological features are mainly manifested in the accumulation of fluid in the retina. A method for segmentation of diabetic macular edema in optical coherence tomography (OCT) retinal images is proposed. Firstly, through the image preprocessing, we exclude the impact of speckle noise and blood vessels on the final segmentation results. We used the improved level set method to solve the problem of segmentation effectively and calculated the area of edema area, which provides quantitative analytic tools for clinical diagnosis and therapy. Finally, we validated the method in this study on 15 OCT retina images with DME adults. The precision, sensitivity and dice similarity coefficient (DSC) for DME segmentation are 81.12%, 86.90% and 80.05%, respectively.

Keywords: diabetic macular edema; optical coherence tomography; level set; image segmentation

Citation: He J T, Chen M H, Jia W Y, et al. Segmentation of diabetic macular edema in OCT retinal images[J]. Opto-Electronic Engineering, 2018, 45(7): 170605

收稿日期: 2017-11-08; 收到修改稿日期: 2018-03-15

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(61308115); 上海市自然科学基金项目(13ZR1457900); 上海市科委产学研医项目(15DZ1940400)

作者简介: 何锦涛(1993-), 男, 硕士研究生, 主要从事 OCT(光学相干层析)图像处理的研究。E-mail: kingsley_he@163.com

通信作者: 陈明惠(1981-), 女, 博士, 副教授, 主要从事生物医学光学等方面的研究。E-mail: cmhui.43@163.com

1 引言

人眼的黄斑位于视网膜的光学中心区，是视力轴线的投影点，中心视力最敏锐的部位，黄斑决定了人眼视力的灵敏性和精确性，视网膜黄斑病变会导致视力的大幅度削减，甚至失明^[1]。糖尿病性视网膜病变是全世界导致失明的最主要的原因之一，有眼科疾病研究小组调查结果显示，在美国有上千万成年人患有糖尿病性视网膜病变，研究还表明随着糖尿病性视网膜病变的发生，还会伴有黄斑水肿发生，即糖尿病性黄斑水肿^[2]。

由于光学相干层析成像(optical coherence tomography, OCT)的无创性、无辐射、非侵入、高分辨率、高探测灵敏度、图像获取安全高效等特点^[3]，它被广泛用于视网膜和浅层皮肤等组织的成像，特别在眼科诊断领域已经变得越来越重要。OCT 可达到微米级轴向分辨率，具有诊断和识别视网膜疾病等眼科疾病的能力，如青光眼、黄斑裂孔，年龄相关性黄斑变性，糖尿病性视网膜病和黄斑水肿^[4-7]。医生通过囊样水肿的大小可以判断视网膜病变的严重程度，尽管眼科医生可以通过 OCT 图像诊断出病人是否患有囊样水肿，但是对病变区域进行定量的分析非常困难，医生需要手动地在每张眼底 OCT 的切片上标记出囊样水肿的区域且容易出错，另外每个病人的 OCT 眼底数据都非常大，这些工作无疑是耗时耗力的。因此特别需要提出一种自动算法，能够分割出囊样水肿区域，并提供囊样水肿的体积等参数，为后期临床诊断和治疗提供定量分析的工具。

在研究眼底 OCT 图像中分割黄斑囊样水肿算法的领域，目前为止，国外已经有不少的小组开展了研究。Fernandez^[8]等人用梯度矢量流模型在囊样水肿区域进行手动初始化并让模型在区域中生长，最后得到囊样水肿区域的面积，该方法抗噪性差且分割过程耗时，每幅图像的处理时间为 84 s，而完成所有步骤需要 376 s。Wilkins^[3]等人用阈值算法和边界跟踪得到囊样水肿区域，处理一幅 405×270 的 OCT 图像耗时 2.6 min。文献[3]、[8]的方法本质上是相同的，都是要通

过先验条件或者在分割前标记出感兴趣区域。Gonzalez^[9]等人用分水岭算法分割出囊样水肿区域，文献中没有给出算法的计算时间，从给出的算法可以推断该算法处理 OCT 图像体数据的计算效率较低。Zheng^[10]等人在每一个眼底 OCT 图像上手动标记囊样水肿的位置再根据算法得到囊样水肿区域，但是分割效果不理想，每幅图像手动标记时间需要 90 s，计算机处理时间 15 s，总耗时 105 s。Chen^[11]等人用概率约束图论-搜索-割的方法，先对 OCT 图像通过特征提取进行分类训练得到初始化样本，再对割算法的参数进行训练，最后分割得到水肿区域，处理一组三维 OCT 体数据(200×200×1024)计算机初始化和分割时间分别为 15 min 和 10 min，Bogunovic^[12]等人以测地图割算法为框架，将样本进行机器学习从而对囊样水肿进行有效的分割，处理一幅图像，特征提取和神经网络分类的时间为 60 s，割时间为 40 s。文献[11]、[12]两个小组的方法虽然在实验阶段较快，但是训练阶段非常耗时且计算复杂。以上提到的算法都可以分割囊样水肿区域，但是都存在计算量大、耗费时间的缺点。因此迫切需要一种计算量小、快速的分割方法，本文利用改进的水平集，通过结合水肿区域的灰度信息，并在传统的水平集基础上加入长度约束项和距离函数惩罚项，能使轮廓曲线快速演化到水肿区域的边界，大大减少了计算量，有效实现了期望的结果，相比较于国外的研究小组应用的算法所消耗的时间，能较明显表现出本文方法的计算效率。

本文大致分为三个过程：预处理、分割和结果评估。预处理阶段：主要任务是去除 OCT 图像的散斑噪声并调整图像的亮度，消除血管阴影、散斑噪声对最终分割结果的影响；分割阶段：利用改进的水平集模型实现囊样水肿的分割；评估阶段：用精确度、灵敏度、Dice 相似系数等客观评价标准对本文方法得到的分割结果与手动分割结果进行比较。

2 方法

本文方法主要分为预处理和分割两步，预处理去除 OCT 图像的散斑噪声并均衡图像的灰度，增强背

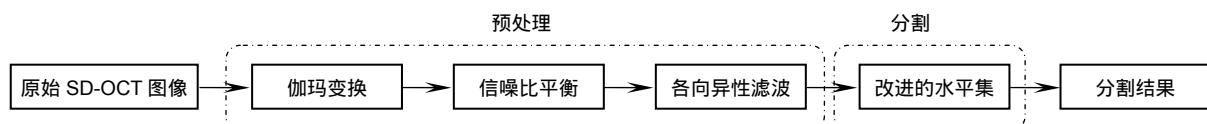


图 1 算法流程图

Fig. 1 The flowchart of the proposed method

景与目标区域的对比，再利用改进的水平集方法对囊样水肿进行分割，具体流程图如图 1 所示。

2.1 数据来源

本文中，采用了 15 名糖尿病性囊样水肿患者的 SD-OCT 视网膜数据，数据来自杜克大学、哈佛大学和密歇根大学联合的医学院眼科实验数据采集中心^[13]，数据格式是(.TIFF)。所用的仪器是来自德国海德堡工程公司的 Spectralis SD-OCT，系统中使用的光源中心波长为 870 nm，穿透深度为 1.8 mm。对于每一个 OCT 体数据，都有 25 个 B-SCAN，获得的 B-SCAN 图像为大小 6 mm×6 mm，包含 512 pixels×496 pixels，轴向分辨率和横向分辨率分别为 3.8 μm 和 14 μm。

2.2 预处理

2.2.1 信噪比平衡

由于各种原因(如 OCT 图像来自不同的病人)会导致采集到图像的信噪比不同，同时也会导致眼底视网膜 OCT 图像中的灰度不均，导致图像之间灰度不同和图像内每层的灰度不一致，所以要通过灰度标准化和信噪比平衡来消除图像的差异^[14]。为了防止血管阴影的干扰导致分割过程误检，本文采用了伽马变换来增强 OCT 图像的对比度，在变换亮度的同时，既去除了眼底 OCT 图像中血管阴影的影响又保留了感兴趣区域的特征，伽马变换的一般表达式：

$$y = (x + \eta_{\text{esp}})^{\gamma} , \quad (1)$$

式中： η_{esp} 代表补偿系数， γ 代表伽马系数，本文中 γ 的取值为 1.4。

而对于平衡图像的信噪比问题可以用式(2)表示：

$$I_{\text{SNR}} = \frac{I_0 - N}{S - N} , \quad (2)$$

式中： N 是背景和待分割区域的灰度值均值(在背景中噪声区域和囊样水肿区域提取)， S 是较亮的组织区域

灰度的均值(在囊样水肿周围区域提取)， I_0 表示要进行信噪比平衡像素点的原始灰度值， I_{SNR} 表示进行信噪比平衡后该像素点的新的灰度值。

2.2.2 去噪

散斑噪声是影响 OCT 图像质量最主要的原因之一。在对 OCT 图像进行去噪的同时要尽可能保留眼底视网膜边界等边缘信息，本文采用各向异性扩散去噪模型对 OCT 图像进行去噪。各向异性去噪模型最早是由 Perona 和 Malik^[15]在热传导方程的基础上建立并将其应用到图像平滑领域中。它的基本思想是将原始图像 I_0 看做一个热量场，每个像素点看作一股热流，根据当前像素和周围像素的关系，来判断是否要向周围扩散。比如，某个像素点的灰度值和它的邻域像素灰度值差别较大，则可以判断这个像素点在视网膜边界的附近，那么此像素点就不向边界的方向扩散了，从而视网膜边界信息也就得到了保留。各向异性扩散模型的具体数学方程如式(3)所示：

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[g(\|\nabla I\| \cdot \nabla I)] \\ I(x, y, t=0) = I_0 \end{cases} , \quad (3)$$

式中： $I(x, y, t)$ 表示图像灰度， ∇ 是梯度算子， $\|\cdot\|$ 表示梯度， $g(\|\nabla I\|)$ 称为扩散函数，此函数主要与梯度相关，在梯度较小的含有散斑噪声的背景区域中平滑效果很强，而在梯度较大的视网膜边界与背景相交处，平滑强度减少或不平滑，这样既保留视网膜边界信息又起到平滑散斑噪声的效果， div 是散度算子， I_0 是原始图像。

如图 2 所示为原始眼底 OCT 图像与滤波之后的图像对比图，不难看出，经伽马变换和各向异性滤波处理之后图像中的散斑噪声被有效地抑制且视网膜与背景的对比度明显增强，同时较好地保留了图像的边缘信息。

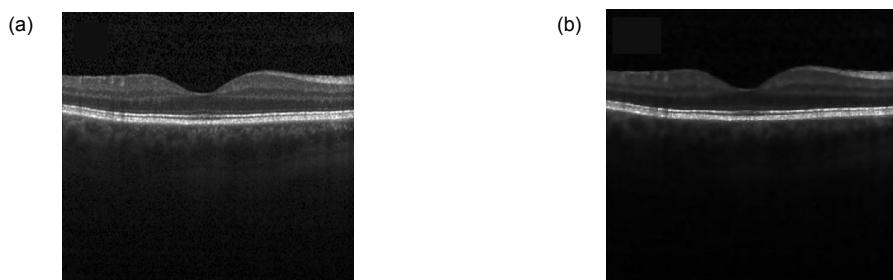


图 2 滤波结果示意图。(a) 原始眼底 OCT 图像；(b) 滤波与伽马变换之后的图像

Fig. 2 The filtered OCT B-scan image. (a) The origin image in a B-scan; (b) The filtered and denoised OCT B-scan image

2.3 囊样水肿的检测与分割

考虑到 OCT 眼底视网膜图像中各层之间存在弱边界和灰度不均等现象，且图像中囊样水肿区域具有局部性一致(囊样水肿区域的灰度一致)的特点，而局部二值拟合(local binary fitting, LBF)模型^[16]是利用局部灰度的信息，对于灰度不均的图像分割效果显著。要提高水平集演化的速度，需要在原有模型中的能量泛函上添加一项内部能量泛函，减少水平集重新初始化的次数。

LBF 模型将全局(包括含有噪声的背景)二值拟合改为局部(囊样水肿区域)二值拟合，即充分利用囊样水肿区域的灰度信息。假设 $\forall X \in \Omega$ ，以像素点 x 为区域中心的局部二值拟合能量模型的方程及其水平集如下式：

$$\begin{aligned} E^{\text{LBF}}(\phi, f_1, f_2) &= \int_{\Omega} E^{\text{LBF}} dx \\ &= \lambda_1 \left[\int K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy \right] dx \\ &\quad + \lambda_2 \left[\int K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 \right. \\ &\quad \cdot \left. (1 - H(\phi(y))) dy \right] dx, \end{aligned} \quad (4)$$

式中： $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 表示 x 点邻域内灰度分布的拟合项，具体表达式如式(5)、式(6)所示：

$$f_1(x) = \frac{K_{\sigma}(x) * [H_{\varepsilon}(\phi(x)) I(x)]}{K_{\sigma}(x) * H_{\varepsilon}(\phi(x))}, \quad (5)$$

$$f_2(x) = \frac{K_{\sigma}(x) * [(1 - H_{\varepsilon}(\phi(x))) I(x)]}{K_{\sigma}(x) * [1 - H_{\varepsilon}(\phi(x))]}, \quad (6)$$

其中 K_{σ} 是高斯核函数：

$$K_{\sigma}(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma} \exp\left(-\frac{|x|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (7)$$

$K_{\sigma}(x-y)$ 随着 $|x-y|$ 的减小而减小，直至无限趋近于零。 $\lambda_1 > 0$, $\lambda_2 > 0$ 是权重系数， ϕ 是水平集函数， $H(\phi)$ 是标准的 Heaviside 函数：

$$H_{\varepsilon}(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) \right]. \quad (8)$$

考虑到 OCT 眼底视网膜图像灰度不均、边界之间梯度较小的特点，为了避免水平集在演化过程中造成不收敛的情况(轮廓曲线不能演化到囊样水肿区域边界)，在曲线演化的过程中进行约束分割，通过加入长度约束项来规则化能量项，减少重新初始化次数，从而使轮廓曲线能快速演化到囊样水肿区域边界。引入的长度规则项：

$$L(\phi) = \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx, \quad (9)$$

式中 δ 是 $H_{\varepsilon}(x)$ 的导数即平滑的 Dirac 函数：

$$\delta_{\varepsilon}(x) = H'_{\varepsilon}(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2}. \quad (10)$$

再对原有的水平集函数加入距离惩罚项，用于定量地纠正水平集函数与符号距离函数之间的偏差，如式所示：

$$D(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x) - 1|^2) dx. \quad (11)$$

此时，能量泛函 $F_{\varepsilon}(\phi, f_1, f_2)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} F_{\varepsilon}(\phi, f_1, f_2) &= E_{\varepsilon}^{\text{LBF}}(\phi, f_1, f_2) \\ &\quad + \alpha D(\phi) + \beta L_{\varepsilon}(\phi). \end{aligned} \quad (12)$$

对于具体的 OCT 视网膜图像，在能量泛函中加入变量时间步长 t ，可以推导得到水平集函数的梯度下降流偏微分方程，如式所示：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= -\delta_{\varepsilon}(\phi)(\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \\ &\quad + \beta \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \\ &\quad + \alpha \left(\nabla^2 \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right), \end{aligned} \quad (13)$$

式中：

$$e_i(x) = \int_{\Omega} K_{\sigma}(y-x) |I(x) - f_i(y)|^2 dy, (i=1,2),$$

$$\nabla^2 \phi = (d^2 \phi / dy^2) + (d^2 \phi / dx^2),$$

$\operatorname{div}(\nabla \phi / |\nabla \phi|)$ 为单位梯度矢量的散度，相当于求水平集函数的曲率； α, β 代表函数中各能量分量的权重系数。

本文利用了水肿区域的局部灰度信息，加快了迭代效率，并在传统水平集模型基础上增加长度约束项和距离函数惩罚项，不仅克服了水平集函数必须周期性初始化的缺点，加上使用了高斯核函数还降低了模型对噪声的敏感度。由于在水肿区域，图像的灰度信息差异较小，演化曲线在此区域以较快的速度演化，快速到达能量最小的地方(即图像中水肿区域的边界)，从而大大缩短了整个分割过程的时间。

3 实验结果与讨论

为了客观地验证本文算法的可行性和准确性，将算法应用在 15 个糖尿病性黄斑水肿患者的 OCT 数据集上。并对算法分割的结果与手动分割的结果进行比较，通过客观评价标准对分割结果的精确性进行客观评价。本文采用精确度(precision, 用 P_r 表示)、灵敏度(sensitivity, 用 S_e 表示)^[17-18] 和 Dice 相似性系数(dice similarity coefficient, 用 R_{Dice} 表示)^[19] 等评价标准。具体如式(14)、式(15)、式(16)所示：

$$P_r = \frac{T_p}{T_p + F_p} , \quad (14)$$

$$S_e = \frac{T_p}{T_p + F_N} , \quad (15)$$

$$R_{Dice} = 2 \times \frac{T_p}{R + G_T} , \quad (16)$$

式中： T_p 表示被正确检测为囊样水肿区域的像素点集， F_p 表示误检为囊样水肿区域的像素点集， F_N 表示误检为背景区域的像素点集， G_T 表示手动分割中归为囊样水肿区域的像素点集， R 表示最终分割结果中归为囊样水肿区域的像素点集。

图 3 是从 15 个糖尿病性黄斑水肿患者的 OCT 数据集中随机选取的三个切片样本，其中包含了较大的囊样水肿，也有较小的囊样水肿，样本具有一般性。

图 3(a)~图 3(c)是 SD-OCT 原始视网膜眼底图像，图 3(d)~图 3(f)是通过水平集演化后的分割结果，红色曲

线内的闭合区域即为囊样水肿区域，图 3(g)~图 3(i)是手动分割的囊样水肿的区域，手动分割结果可以作为参考项。仅从视觉上可以看出图 3 的算法分割结果与手动分割结果相似度较高，为了客观评价实验的分割结果，从数据集中随机挑取 5 张切片，利用客观评价标准对算法分割结果与手动分割结果进行比较，表 1 是对分割结果进行的客观评价，样本的平均灵敏度、精确度和 Dice 相似系数分别为 81.12%、86.90%、80.05%。实验显示本文方法分割的准确度大于 80%，可以对囊样水肿取得较好的分割效果。

为了验证本文方法可以定量评估 OCT B-scan 图像中的水肿区域面积，利用区域像素点数量与图像大小之间的关系(已知在每个 OCT 图像切片中，每 0.04 mm^2 区域包含 16×52 个像素点)，计算出自动分割与人工分割的囊样水肿区域面积。实验中选取了 15 名糖尿病性黄斑水肿(diabetic macular edema, DME)患者的

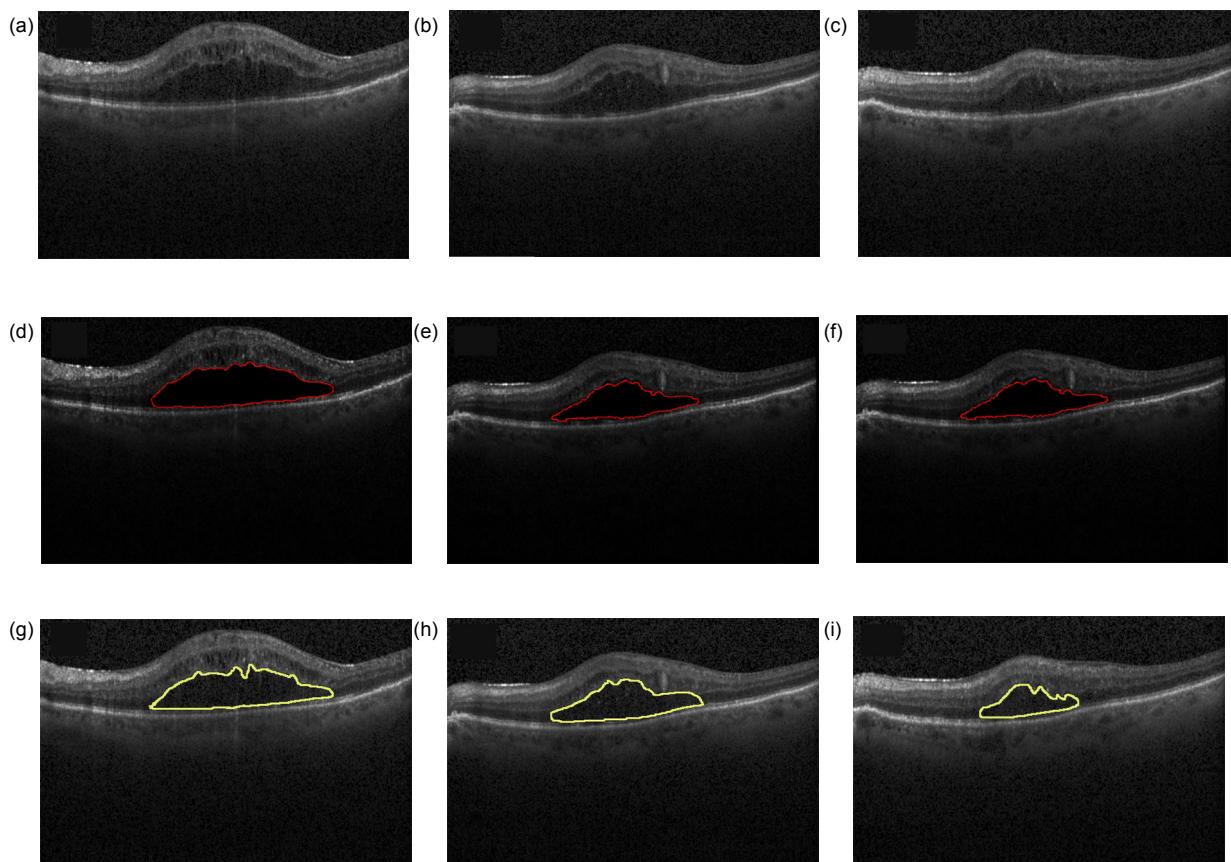


图 3 随机选取的眼底 OCT 图像的切片。(a)~(c) 是原始 OCT 图像；(d)~(f) 是本文算法分割的结果；(g)~(i) 是手动分割的结果

Fig. 3 Randomly selected slice of OCT images. (a)~(c) Show the original OCT images; (d)~(f) Show the segmentation results by algorithm; (g)~(i) Show the segmentation results by hand

OCT 图像数据中同一序号切片，具体数值比较如图 4 所示。

图 4 中实心的柱状条是用自动分割方法后计算的结果，图 4 中斜虚线柱状条是用人工分割方法后计算的结果，从柱状图可以直观的看出，自动分割方法得到的囊样水肿区域面积与人工分割得到的囊样水肿区域面积非常接近。数值上，经计算，可以得到标准误差也大致维持在 0.02 附近。实验表明，本文提出的方法可以作为后期临床诊断和治疗定量分析的工具。

本文所有实验都是在 Windows7 系统运行环境下用 Matlab2016b 完成，每张切片经过预处理加分割的运行总时间为 (5.13 ± 2.07) s，相较于国外研究小组的算法，本文方法在保证良好分割精度的基础上，时间效率上有比较明显的优势，为了更一步体现本文方法在利用水肿区域的局部灰度信息后的时间效率，表 2 对传统水平集和本文结合水肿区域灰度信息的改进后水平集进行了客观的比较，从实验结果可以看到本文算法的计算效率大大优于没有结合眼底 OCT 图像特征

表 1 囊样水肿分割结果客观评价

Table 1 Objective evaluation of segmentation results

	灵敏度/%	精确度/%	Dice 系数/%
切片 10	79.52	88.68	81.37
切片 24	87.26	94.52	80.44
切片 25	78.91	84.35	78.17
切片 28	80.47	86.57	77.21
切片 36	79.42	82.37	83.06
平均值	81.12	86.90	80.05

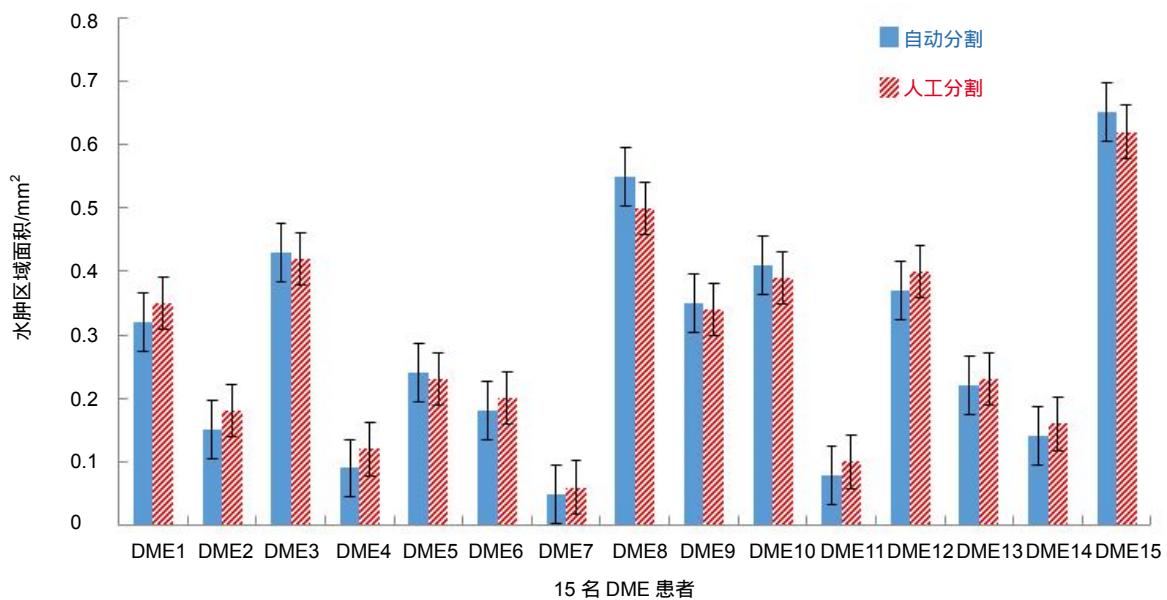


图 4 比较用自动分割提取的与人工分割提取的水肿面积大小

Fig. 4 Comparison of the calculated area of liquid from the manual and the automatic algorithm

表 2 算法效率的客观评价

Table 2 Objective evaluation of algorithm efficiency

OCT 图像	传统水平集/s	本文方法/s
切片 10	36.78	4.09
切片 28	43.84	5.36

的传统水平集算法。

4 结 论

本文提出了一种分割 OCT 图像中糖尿病性黄斑水肿的方法，能以较小的计算量、较快的速度完成分割，并且可以分割较小的水肿区域，通过算法分割结果与人工分割结果的对比，实验结果显示囊样水肿分割的精确度、灵敏度和 Dice 相似性系数分别为 81.12%、86.90%、80.05%，可以看出水肿区域能较好地分割，但是分割精度还有待提高。最后还计算了水肿区域的面积，结果显示本文方法分割的准确度较高，可以作为后期的临床诊断治疗提供定性和定量的工具。

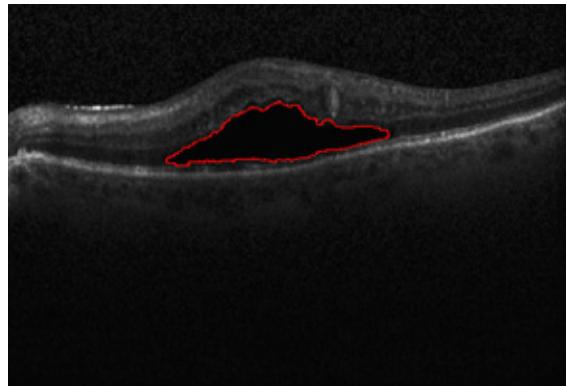
参考文献

- [1] Raja D, Sultana B. Health education to prevent age-related macular degeneration in the us population[C]//ASME 2015 International Mechanical Engineering Congress and Exposition. Houston, Texas, USA, 2015: 805–812.
- [2] Pelosini L, Hull C C, Boyce J F, et al. Optical coherence tomography may be used to predict visual acuity in patients with macular edema[J]. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 2011, **52**(5): 2741–2748.
- [3] 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.
- [4] de Sisternes L, Jonna G, Moss J, et al. Automated intraretinal segmentation of SD-OCT images in normal and age-related macular degeneration eyes[J]. *Biomedical Optics Express*, 2017, **8**(3): 1926–1949.
- [5] Zhang M, Wang J, Pechauer A D, et al. Advanced image processing for optical coherence tomographic angiography of macular diseases[J]. *Biomedical Optics Express*, 2015, **6**(12): 4661–4675.
- [6] Sanchez J I, Ascaso F J, Perez I, et al. Role of SD-OCT in the follow-up of a patient with macular edema associated with mucopolysaccharidosis type II (Hunter syndrome) undergoing idururonidase enzyme replacement therapy[J]. *Acta Ophthalmologica*, 2015, **93**(S255): 255.
- [7] Lü W, Zhai Q W, Chu J H, et al. Automated detection of diabetic retinopathy exudates in color fundus images[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, **43**(12): 183–192, 199.
- [8] Fernandez D C. Delineating fluid-filled region boundaries in optical coherence tomography images of the retina[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2005, **24**(8): 929–945.
- [9] Gonzalez A, Remeseiro B, Ortega M, et al. Automatic cyst detection in OCT retinal images combining region flooding and texture analysis[C]//Proceedings of the 26th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems. Porto, 2013: 397–400.
- [10] Zheng Y L, Sahni J, Campa C, et al. Computerized assessment of intraretinal and subretinal fluid regions in spectral-domain optical coherence tomography images of the retina[J]. *American Journal of Ophthalmology*, 2013, **155**(2): 277–286.
- [11] 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.
- [12] Bogunović H, Abramoff MD, Sonka M. Geodesic graph cut based retinal fluid segmentation in optical coherence tomography[C]//Proceedings of the Ophthalmic Medical Image Analysis Second International Workshop. Munich, 2015: 49–56.
- [13] Srinivasan P P, Kim L A, Mettu P S. Fully automated detection of diabetic macular edema and dry age-related macular degeneration from optical coherence tomography images[J]. *Biomedical Optics Express*, 2014, **5**(10): 3568–3577.
- [14] Lang A, Carass A, Swingle E K, et al. Automatic segmentation of microcystic macular edema in OCT[J]. *Biomedical Optics Express*, 2014, **6**(1): 155–169.
- [15] Perona P, Malik J. Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(7): 629–639.
- [16] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]//Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, 2007: 1–7.
- [17] Nguyen N T, Bui T D. Automated posture segmentation in continuous finger spelling recognition[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Human-Centric Computing. Cebu, 2010: 1–5.
- [18] Trabelsi H, Zghal I, Slokom N. Segmentation of cystoids macular edema in optical coherence tomography[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing. Monastir, 2016: 303–306.
- [19] Udupa J K, Leblanc V R, Zhuge Y, et al. A framework for evaluating image segmentation algorithms[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2006, **30**(2): 75–87.

Segmentation of diabetic macular edema in OCT retinal images

He Jintao, Chen Minghui*, Jia Wenyu, Qin Xianfu, Wang Cheng, Zheng Gang

Institute of Biomedical Optics & Optometry, Shanghai Institute for Minimally Invasive Therapy,
University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China



An example of segmentation result by algorithm

Overview: Diabetic macular edema (DME) is one of the important reasons leading to blindness, and the incidence of diabetic retinopathy is usually associated with macular edema symptoms. Its pathological features are mainly manifested in the accumulation of fluid in the retina. The ophthalmologist could identify and diagnosis the cystoids edema in the optical coherence tomography (OCT) image, but it is time-consuming and labor intensive. Furthermore, it is necessary to manually mark each slice of the OCT images if the ophthalmologist wants to quantify the cystic edema. Thus, an automated algorithm is proposed to enable automatic segmentation of cystoids edema and to provide an area of cystic edema in the slice to estimate the volume. The method is divided into two steps of preprocessing and segmentation. The first step, preprocessing, we should eliminate the difference in signal-to-noise of the images. A variety of reasons would result in the difference between images, such as the images come from different patients. It would also result in intensity inhomogeneity of retinal OCT images. It would also lead to intensity inhomogeneity between each layer of the retinal in the images. Therefore, it is important to eliminate these effects. To prevent the interference of blood vessels leading to false detection, we use the gamma transformation to change the brightness, which not only removes the effects of the blood vessels but also retains the characteristics of the region of interest. For speckle noise, we remove the noise effectively by the anisotropic filtering method. We eliminate the noise of the retinal OCT images as well as preserve the edge information of each layer. The second step, segmentation, we extract the cystic edema area by improved level set function. Due to the distance regularizing term, the model is no re-initialization which overcoming the shortcomings of the traditional level set function allowing for flexible initialization of level set function. Another advantage of the method is that the Gaussian kernel function reduces the sensitivity to noise. Finally, we utilize the relationship between the number of pixels and the size of the image (an image region of 0.04 mm^2 contains a set of $16 \text{ pixels} \times 52 \text{ pixels}$), which calculated the area of the edema area in the OCT image quantitatively. Experiment result shows that the precision, sensitivity and dice similarity coefficient (DSC) for DME segmentation are 81.12%, 86.90% and 80.05%, respectively. It can be seen that the edema area can be divided effectively. The method provides quantitative analytic tools for clinical diagnosis and therapy.

Citation: He J T, Chen M H, Jia W Y, et al. Segmentation of diabetic macular edema in OCT retinal images[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(7): 170605

Supported by Project supported by the National Science Foundation for Young Scientists of China (61308115), Shanghai Municipal Natural Science Foundation (13ZR1457900), and Industrial Technology and medical Research Funds of Shanghai (15DZ1940400)

* E-mail: cmhui.43@163.com