

基于黄斑距离优化的视网膜 OCT 图像层次分割方法

李建锋¹, 鲁易周²

(1. 吉首大学信息科学与工程学院, 湖南 吉首 416000; 2. 中南大学信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 视网膜分层是视盘结构三维分析、青光眼三维特征提取的基础, 为改善视网膜 OCT 图像的层次分割效果, 提出了一个基于强度的二维视网膜黄斑 OCT 图像多层结构分割算法。分割方法通过预处理、滤波等操作, 计算出视网膜 OCT 图像中每个 A-scan 的强度和强度梯度值, 能很好地分割出视网膜 OCT 图像中的 RNFL 上界、IS 和 OS 分界线、RPE 层下界等, 并用最短距离计算的黄斑距离策略对黄斑部位分层结果进行再优化, 从而实现视网膜 OCT 图像的层次分割。实验结果表明, 所提算法优化效果好, 时间复杂度低, 运行速度较快。

关键词: 视网膜; 黄斑; 光学相干断层扫描; 图像分割

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Optimum hierarchical segmentation of OCT images in retina based on macular distance

LI Jian-feng¹, LU Yi-zhou²

(1. College of Information Science and Engineering, Jishou University, Jishou 416000, China;

2. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Retina layering was the basis of optic disc structure analysis and 3D feature extraction of glaucoma. In order to improve the layering effect of retinal OCT images, an intensity based multilayer segmentation algorithm for two-dimensional retinal OCT images was proposed. Through preprocessing and filtering operation, the segmentation algorithm calculated the intensity and intensity gradient of each A-scan in the retinal OCT image to obtain the upper bound RNFL, the dividing line IS and OS, and the lower bound RPE. Then macular distance strategy, calculated by the shortest distance, was used to further optimize the layering result of macular area, so as to achieve layering segmentation of the retinal OCT images. The experimental results show the algorithm has good optimization effect, low time complexity and fast running speed.

Key words: retina, macular, optical coherence tomography, image segmentation

1 引言

眼科学医学影像领域中光学相干断层扫描 (OCT, optical coherence tomography) 主要是针对先天性黄斑缺损、黄斑裂孔、青光眼等疾病进行诊断, 该技术由麻省理工大学学者 Huang 等^[1]首次提出。围绕视网膜 OCT 图像层次分割的研究与应用对辅助眼科医生的科学诊断、降低工作量意义重大。但是, 视网膜 OCT 图像层次的研究与应用还

存在以下问题: 1) 目前, 医学界对视网膜 OCT 图像层次的界定尚有争议, 很难通过解剖的方法确定实际的层次结构; 2) 视网膜 OCT 成像极易受到噪声、视网膜层状结构边界不清以及邻近血管组织的影响, 上述因素增加了视网膜 OCT 图像自动分层的难度^[2]。图 1 是 Topcon 公司 OCT 设备自带的分层软件对黄斑 OCT 图像的分层结果, 可以看出, 该软件仅能提供视网膜神经纤维层 (RNFL, retinal nerve fiber layer) 上界和外节层 (OS, outer segments

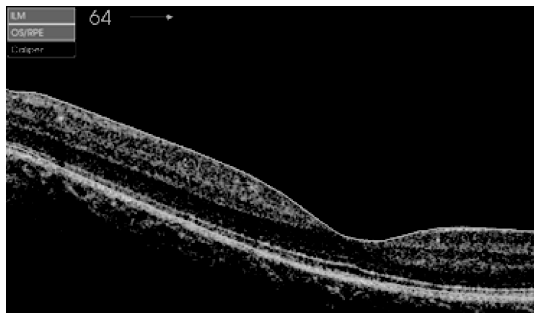
收稿日期: 2016-12-28; 修回日期: 2017-03-10

通信作者: 李建锋, ljf-zy@163.com

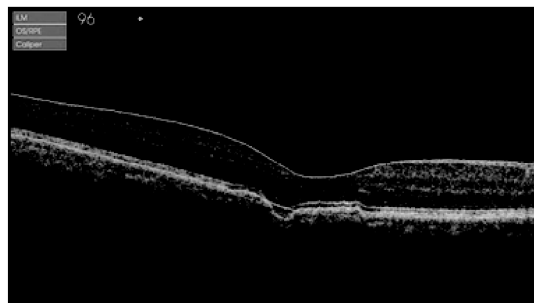
基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61562029, No.61262032, No.61462029); 湖南省自然科学基金资助项目 (No.2015JJ3100)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61562029, No.61262032, No.61462029), The Natural Science Foundation of Hunan Province (No.2015JJ3100)

layer)、视网膜色素上皮层 (RPE, retinal pigment epithelium) 分界面的信息, 并且在图 1(b) OS/RPE 分界上黄斑处有一个分割错误。



(a) 典型分层结果 1



(b) 典型分层结果 2

图 1 Topcon 3D-OCT1 设备自带软件黄斑图像的分层结果

目前, 针对视网膜 OCT 图像分层的难点问题, 相关层次分割算法的研究成为医学图像处理领域的重要研究内容, 得到了学者的广泛关注^[3-5]: Fernández 等提出复扩散滤波与强度峰的分层方法, Ishikawa 提出中值滤波与直方图的分层方法, Ahlers 等提出自适应阈值和强度峰的分层方法, Fabritius 提出基于最大灰度的分层方法, 上述方法最大的问题是分层数有限, 算法对 OCT 图像的要求高。随着研究的深入, 出现了基于活动轮廓

模型、基于图论以及基于模式识别的分层方法, 活动轮廓方法最大的问题是无法在像素量级对图像进行处理, 图论方法容易受到图像噪声的影响, 模式识别的方法存在算法耗时长、算法复杂等问题^[6-9]。

结合上述背景, 本文只讨论确定的并对眼病诊断起作用的视网膜 OCT 图像层次的分割, 提出了一种基于强度的二维视网膜黄斑 OCT 图像多层结构分割算法, 并基于最短距离计算黄斑距离, 优化黄斑部位的分层结果, 找出这些分层边界。

2 图像来源与相关理论

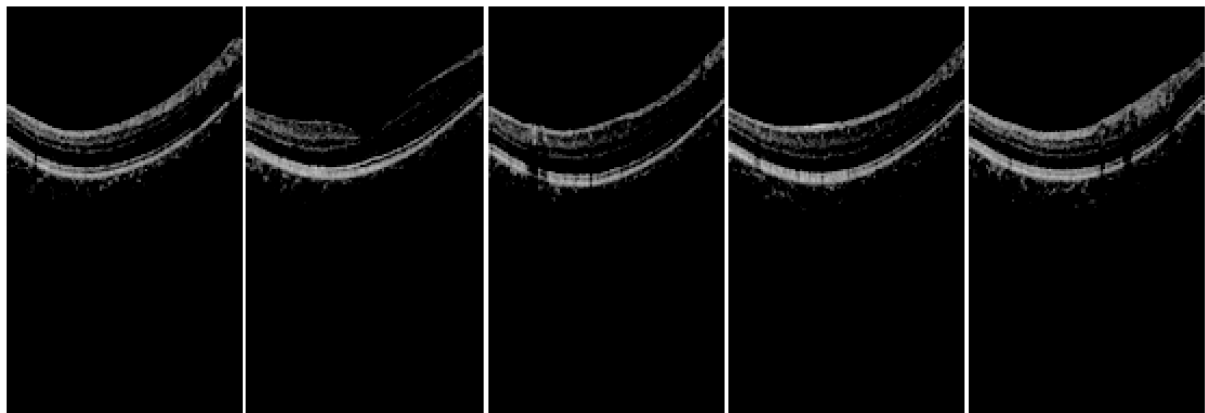
2.1 OCT 图像来源

本文实验数据均由 Topcon 公司的 3D-OCT1SOLO 设备采集, 该设备具备眼底中心 (黄斑) 扫描和视乳头扫描 2 种模式, 对于每眼可得到标号为 0~127 的 128 张图片, 图片的分辨率为 512×885, 图像导出为 JPG 格式, 图 2(a)~图 2(e)为部分样例。

2.2 Gilboa 复扩散模型

Gilboa 复扩散模型是在学者 Perona 和 Malik 建立的 P-M 模型基础上提出, 它是基于偏微分方程 (PDE, partial differential equations) 的图像处理方法^[10], 扩散系数取复数使算法在图像平滑的区域有较大的光滑作用, 在边缘处则光滑作用较小, 上述机制解决了传统噪声消除方法在去除图像高频成分的同时, 损失图像边缘的问题。P-M 模型如式(1)所示。

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla I|)\nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (1)$$



(a) 0号

(b) 32号

(c) 64号

(d) 96号

(e) 128号

图 2 Topcon 公司的 3D-OCT1SOLO 采集的同一眼 OCT 图像

其中, div 是散度算子, ∇I 表示梯度, I 是演化图像, $g(|\nabla I|)$ 表示扩散系数, P-M 模型的 2 个扩散系数, 分别如式(2)和式(3)所示。

$$P - M_1 : g(s) = \exp\left(-\left(\frac{s}{k}\right)^2\right) \quad (2)$$

$$P - M_2 : g(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{k}\right)^2} \quad (3)$$

Gilboa 复扩散模型^[11,12], 如式(4)所示。

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(\text{Im}(I))\nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases}, c, I \in C \quad (4)$$

其中, $c(\text{Im}(I)) = \frac{e^{i\theta}}{1 + \left(\frac{\text{Im}(I)}{k\theta}\right)^2}$, k 表示门限参数,

$\text{Im}(I)$ 代表虚部信息, $\theta \ll 1$ 。

2.3 最小二乘法多项式曲线拟合

多项式曲线拟合通过给定一些离散点构造解析函数平滑分割曲线, 使各拟合的离散点离曲线的距离和 (或距离偏差最大值、距离偏差平方和) 尽可能小, 达到拟合曲线的目的。本文采用最小二乘法的方法拟合分割曲线, 该方法按照距离偏差平方和最小的规则拟合曲线, 基本流程如下。

假设有一条潜在的 OCT 图像层次分割线如式(5)所示。

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_N, y_N)\} \quad (5)$$

其中, $x_i \in R$ 和 $y_i \in R$ 是构成某分割线上的多个点, $i = 1, 2, \dots, N$ 。本文生成一个 M 阶的多项式函数, 使函数很好地拟合于数据 T , M 阶多项式函数如式(6)所示。

$$f_M(x, w) = w_0 + w_1x + w_2x^2 + \dots + w_Mx^M = \sum_{j=0}^M w_jx^j \quad (6)$$

其中, w_0, w_1, \dots, w_M 是 $M+1$ 个参数, x 为变量输入。结合最小二乘法按照偏差平方和最小的规则拟合曲线, 代入 Gilboa 复扩散模型和训练数据, 得到损失函数如式(7)所示。

$$L(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=0}^M w_jx_i^j - y_j \right)^2 \quad (7)$$

对式(7)中 w_j 求偏导, 并令偏导为 0, 得到

$$\frac{\partial L(w)}{\partial w_k} = 0 \Rightarrow$$

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N 2 \left(\sum_{j=0}^M w_jx_i^j \right) x_i^k = 0 \Rightarrow$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^M w_jx_i^j = \sum_{i=1}^N x_i^j y_i, k = 0, 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

此时, 需要拟合多项式系数 w_0, w_1, \dots, w_M , 联立 $\sum_{i=1}^N x_i^j (j = 0, 1, 2, \dots, 2M)$ 和 $\sum_{i=1}^N x_i^j y_i (j = 0, 1, 2, \dots, M)$, 求解式(9)的线性方程组。

$$\begin{bmatrix} N & \sum x_i & \sum x_i^2 & \dots & \sum x_i^M \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i^3 & \dots & \sum x_i^{M+1} \\ \sum x_i^2 & \sum x_i^3 & \sum x_i^4 & \dots & \sum x_i^{M+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \dots \\ \sum x_i^M & \sum x_i^{M+1} & \sum x_i^{M+2} & \dots & \sum x_i^{2M} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_M \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \\ \sum x_i^2 y_i \\ \vdots \\ \sum x_i^M y_i \end{pmatrix} \quad (9)$$

2.4 改进的 SPFA 算法

最短路径算法 (SPFA) 是一种高效的单起点最短路径算法, 能计算出图中从特定起点开始至所有点的最短距离。

提出的优化算法, 其中, 一项需要用到与黄斑中心点的强度相关的距离, 该距离采用改进的 SPFA 计算。对于任意的 OCT 图像, 图像中的像素即为图的任意节点, 改进的 SPFA 算法主要表现在, 当 OCT 图像的每个像素使用最短路径时, 图的边数相对于点数很少, 在稀疏图 SPFA 算法的时间复杂度可逼近 $O(|E|)$, 且易于实现。算法的主要步骤是: 首先把起始点加入队列, 随后每次循环都从队列中提取一个节点, 将该节点与相连的节点做松弛操作; 对于松弛之后相邻节点的距离能减少的点, 则把这些点再加入队列, 下次循环使用; 直到循环结束。

具体的算法描述如下。

1) 分别定义一维数组和二维数组为 `one-dimensional[]` 和 `two-dimensional[][]`, `one-dimensional[]` 表示图中从特定起点开始至所有点的最短距离, 即求解的最短距离; `two-dimensional[][]` 表示起点到图层上各个点的最短路径值;

2) 定义队列 `Quene`, 并初始化队列, 置队首 `Quene.front`、队尾 `Quene.rear` 分别为 0;

3) 将图层 0 加入队列, 执行 `Quene.rear = Quene.rear + 1`;

4) 对队首与对尾进行比较并进行选择操作：如果 $Quene.front == Quene.rear$ ，直接进入步骤 10)；否则将图层 $level$ 的顶点设置为 $vertex = Quene.front$ ；

5) 执行顶点扫描操作，对与顶点 $vertex$ 相连的边进行扫描，并设置每条边的权值 $weight[i]$ ；

6) 如果 $two - dimensional[level][vertex] + weight[i] < one - dimensional[point[i]]$ ，直接进入步骤 7)；

7) $i = i + 1$ ；并分别置 $two - dimensional[level][vertex[i]]$ 、 $one - dimensional[p[i]]$ 的值为 $two - dimensional[level] + weight[i]$ ；

8) 判断图层 $level + 1$ 上的顶点 $point[i]$ 进入队列 $Quene$ ，直接进入步骤 9)；否则转至步骤 5)；

9) $level + 1$ 上的顶点 $point[i]$ 进入队列 $Quene$ ；

10) 得到最短距离 $one - dimensional[]$ 。

3 基于强度的分割算法

3.1 算法主要过程

基于 OCT 成像原理，本文将整幅 OCT 图像理解为一个 B-scan，每个 B-scan 由若干个 A-scan 组成，而可把图像的每一列像素视为一个 A-scan。在具体层次分割时，根据 OCT 图像的某一列的强度和强度梯度来确定每层的分割位置，并辅以“能量权值”最小化来优化分层，提出了最短距离计算“黄斑强度距离”优化的视网膜 OCT 图像分割算法，算法的主要过程如图 3 所示。

3.2 强度与梯度的计算

待分割的 OCT 图像如图 4 所示。针对 OCT 图像进行分层，强度与梯度的计算步骤如下：首先使用标准差为 22 像素的高斯滤波器对图像进行高斯模糊得到预处理图像，然后对整幅图片逐列提取得到每一个 A-scan，并计算每个 A-scan 纵向的强度值和强度梯度值，图 5 和图 6 分别为示例 OCT 图像第 350 个 A-scan 的强度曲线和相应的梯度曲线。

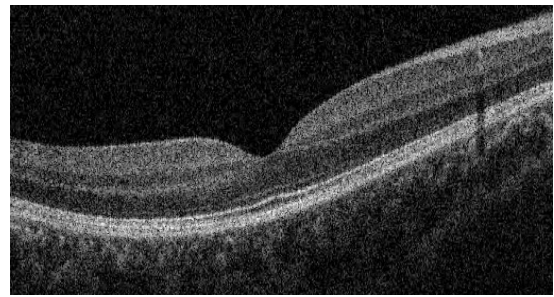


图 4 待分割的 OCT 图像

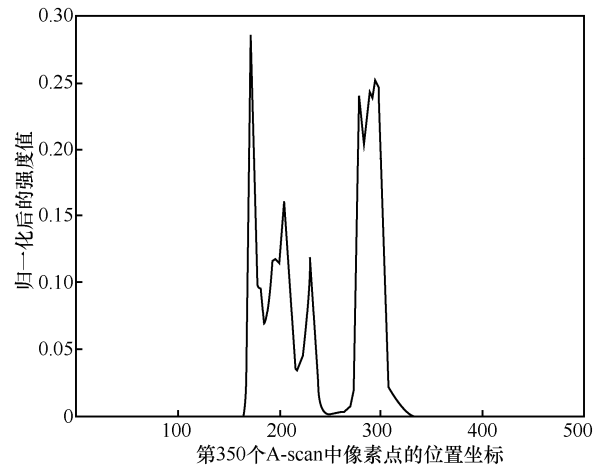


图 5 图 4 的 OCT 图左起第 350 个 A-scan 强度

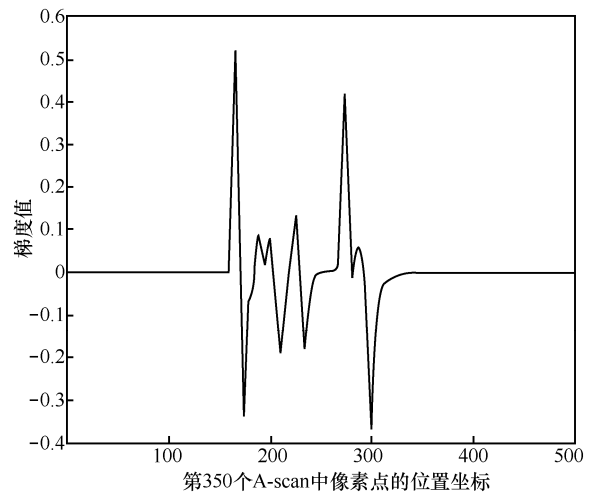


图 6 图 5 对应的强度梯度

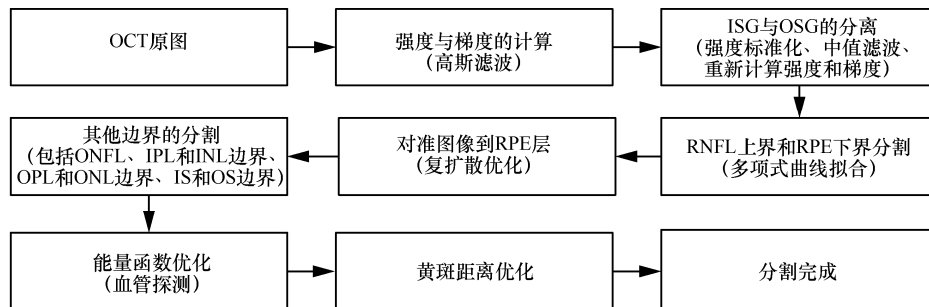


图 3 本文提出方法的主要算法过程

3.3 IS 和 OS 的分离

为了减少后续搜索区域, 首先分离视网膜上内节层区域 (IS, inner segment) 和外节层区域 (OS, outer segment) 这 2 个部分。IS 和 OS 的分割线被确定在图中 2 个最高的强度峰中间的最低强度处, 此处的梯度应为零。对 IS 和 OS 分别进行强度标准化, 即原始强度值被 0~1 的数值标准化; 随后, 使用中值滤波器对图像去噪, 水平方向使用大小为 7 的中值滤波器, 垂直方向使用大小为 5 的中值滤波器, 每个方向上均进行 2 次中值滤波操作; 中值滤波完成后, 重新计算图像每个 A-scan 的强度和强度梯度。

3.4 RNFL 上界和 RPE 层下界的分割

IS 区域中, 图像强度增长最快, 强度梯度最高点, 即为视网膜神经纤维层 (RNFL, retinal nerve fiber layer) 上界; 视网膜色素上皮层 (RPE, retinal pigment epithelium) 是在 OS 部区域中图像强度跌落速度最快、图像强度梯度最小的部分。对于每条曲线, 使用 5 阶的最小二乘法多项式来拟合每一条曲线, 移除那些分割线中突兀的部分, 将空隙链接起来, 再次使用高斯滤波和中值滤波来平滑曲线。

3.5 图像配准与复扩散优化

将图像每个 A-scan 通过 RPE 层配准, 使 RPE 在同一水平线上, 消除图像原有的弧度, 如图 7 所示。

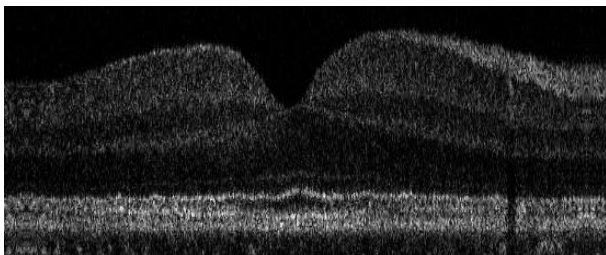


图 7 OCT 图像配准后效果

考虑到许多 OCT 图像的质量较低, 特别是病人的图像可能会缺失一个或多个层次, 采用复扩散优化方法进行优化, 确保去噪的同时较好地保留图像边缘, 本文复扩散时隙参数设置为 13, 控制强度梯度的参数 σ_{CD} 按照式(10)计算。

$$\sigma_{CD} = \frac{1}{3} std(I - I_{medfilt}) \quad (10)$$

其中, I 为原始图像矩阵, $I_{medfilt}$ 为原图对每个

A-scan 进行宽度为 7 的中值滤波后的图像, $\frac{1}{3}$ 是启

发权重因子, std 表示像素的标准差。虽然这种噪声估计的方法没有与实际意义的噪声对应, 但实验表明, 它能从视觉上显著提高图像的质量。

3.6 其他各边界的分割

从图 6 可以看到, IS 部分有 4 个强度梯度的极小值, 代表强度下降最快的 4 处, 经过分析, 这里的 4 处只有 3 处可用于辅助分层。为此, 引入一个比例系数, 如式(11)所示。

$$PS = \frac{\sum_{z \in ISG} I(z)}{\sum_{z \in OSG} I(z)} \quad (11)$$

PS 表示某一个 A-scan 中 IS 区域的强度和与 OS 区域的强度和的比值。对于每个 A-scan, 只有当 $PS > 0.7$ 时, 强度梯度的极小值才成为分层的依据, 之所以设置为 0.7, 主要是考虑到 RNFL 处比较高的强度。因此, 在图 6 中第一处强度梯度的极小值不作为分层的依据。从第二处开始的强度梯度极小值可依次作为以下边界。

1) 神经纤维层外边界 (ONFL, outer nerve fiber layer boundary), 即神经纤维层 (NFL, nerve fiber layer) 层的下界。

2) 内网层 (IPL, inner plexiform layer) 和内核层 (INL, inner nuclear layer) 的边界。

3) 外网层 (OPL, outer plexiform layer) 和内核层 (INL, inner nuclear layer) 的边界。

3.7 能量函数优化

为提高分层的准确性, 采用基于能量最小化的方法优化分层, 定义的能量函数 $E(r)$ 如式(12)所示。

$$E(r) = G(z, r) + \alpha N(r) + \beta D(r) \\ \min_z (E(r)) \forall r \Rightarrow ONFL(r) \quad (12)$$

可以看到式(12)包含 3 个项以及 α 和 β 这 2 个因子, 其中, $ONFL(r)$ 即每个 A-scan 上 ONFL 层的纵坐标, $E(r)$ 是标号为 r 的某个 A-scan 的能量函数, $G(z, r)$ 表示纵坐标为 z 时的强度梯度, α 和 β 设置为 $\frac{1}{3000}$ 和 $\frac{2}{3000}$ 。由于 ONFL 层在纵坐标方向上强度下降, 所以强度梯度应该为一个负值, 并且绝对值越大越接近正式的分界线。 $N(r)$ 是平滑项, 用来确保边界处没有突兀的变化, 被定义为第 r 号 A-scan 在高度 z 上的强度的绝对值之差的和,

如式(13)所示。

$$N(r) = |ONFL(r-1) - ONFL(r)| + |ONFL(r+1) - ONFL(r)| \quad (13)$$

$D(r)$ 在更高的全局尺度上发挥作用, 表示计算血管处 $ONFL$ 时, $ONFL$ 当前值到 $ONFL$ 平均值的距离, 如式(14)所示。

$$D(r) = ONFL(r) - \frac{\sum_{r \in BVR} ONFL(r)}{\#N_{r \in BVR}} \quad (14)$$

由于 $ONFL$ 在血管处是平的, 因此使用血管左右连接处的值来替代, BVR 表示 2 个血管之间的距离, $\#N_{r \in BVR}$ 代表这个区域 A-scan 的数量。单独使用能量函数优化时, $ONFL$ 不断向能量函数变小的方向迭代移动。类似 RPE 层的情况, 当通过强度和强度梯度计算 $ONFL$ 层时, 分界线往往比较突兀, 故使用 4 阶的多项式拟合操作来模糊这条曲线, 随后将模糊后的曲线进行能量函数优化。

3.8 黄斑距离优化

为进一步提升黄斑处(除黄斑中心处左右各 15 个像素) OCT 图像分割的效果, 在能量函数优化的基础上, 提出一种基于黄斑距离的优化方法, 进一步优化在黄斑处的分割效果。这里的“黄斑距离”不是指当前点到黄斑的欧几里德距离, 而是定义为在一张图论意义上的图中, 采用特定基于强度的边权算出的距离。具体操作如下。

首先将每幅 B-scan 转换成一幅图论意义上的图, 每个像素为图的一个顶点, 顶点与相邻 8 个顶点之间通过无向边进行连接, 每个边的权值定义如式(15)所示。

$$w_{ab} = 2 - (g_a + g_b) + w_{\min} \quad (15)$$

其中, w_{ab} 为点 a 到 b 的无向边权值, g_a 表示点 a 对应的像素垂直方向上的梯度, g_b 表示点 b 对应的像素垂直方向上的梯度, w_{\min} 表示一个极小的正值, 代表图中的最小权值, 引入它是为了整个算法的稳定性, $w_{\min} = 1 \times 10^{-5}$ 。

然后, 以黄斑中心最低处为起点, 基于改进的 SPFA 算法, 求出视网膜 OCT 图像每个像素对应点到黄斑的最短距离, 并把距离记为 $P(z, r)$, r 为 A-scan 的标号, z 为每个 A-scan 上像素的纵坐标。令黄斑中心点的坐标为 (H_z, H_r) , 其中, H_r 为

A-scan 标号, H_z 为某个 A-scan 上的纵坐标。当分割线在黄斑中心点左右 15 像素范围内时, 修改原有的能量函数为式(16)。

$$\begin{aligned} E(r) &= G(z, r) + \alpha N(r) + \beta D(r)r \\ &< Hr - 15 \vee r > Hr + 15 \\ E(r) &= G(z, r) + \alpha N(r) + \beta D(r) + \\ &F(r)P(z, r)Hr - 15 \leq r \leq Hr + 15 \\ \min_z (E(r)) \forall r &\Rightarrow ONFL(r) \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $F(r)$ 是参数系数, 如式(17)所示, α 和 β 这 2 个因子, 分别设置为 $\frac{1}{3000}$ 和 $\frac{2}{3000}$ 。

$$F(r) = 100 - 6|r - Hr| \quad (17)$$

4 实验结果及分析

4.1 算法复杂度

本文提出的算法仅分析每个 A-scan 的各像素强度, 设 n 为图像的行数, m 为图像的列数(即 A-scan 的数量), 时间复杂度为 $O(nm)$ 。在算法执行的过程中, 需要使用改进的 SPFA 求解单源最短路径, 一般的 SPFA 最差时间复杂度可达 $O(n^2m^2)$, 改进的 SPFA 算法的复杂度为 $O(nm)$, 算法最大的时间消耗来自于复扩散优化。

4.2 分割效果

从实验效果看, 分割结果较理想, 特别是 RNFL 上界、IS 和 OS 分界线、RPE 层下界等分割界限较为平滑。在装备 IPS 面板的 PHILIPS 241E 显示器上对每层进行了人工检查, 大部分层次都能正确地附着在亮度变化的位置, 算法结果与人工分割结果比较接近。分割效果如图 8 所示。

4.3 黄斑距离优化前后对比

黄斑处的情况比较特殊, 从医学等角度讲, ISG 中视网膜 OCT 的多个层面均汇聚于黄斑处, 黄斑距离优化前后对比结果如图 9 所示, 图 9(a)和图 9(c)是未经黄斑距离优化的分割结果, 图 9(b)和图 9(d)是经过黄斑距离优化的分割结果, 从图 9(a)、图 9(c)可以看到没有结合改进 SPFA 算法的黄斑距离优化前, 算法在黄斑处很容易出现分割错误, 分割线在黄斑处出现了很明显的“下沉”, 通过人工检查, 发现此处存在错误分割的情况, 并且医学理论也不支持在黄斑处的分割下沉, 出现上述情况主要是算法在没有优化前, 下一步的分层依赖于上一步的分层结果, 并且在算法初期

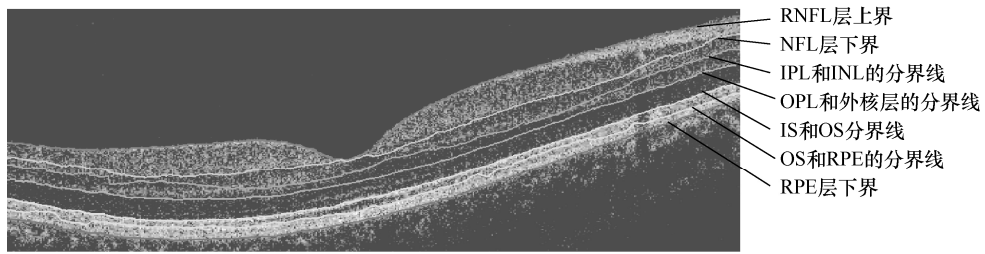


图 8 视网膜 OCT 图像层次分割效果示例

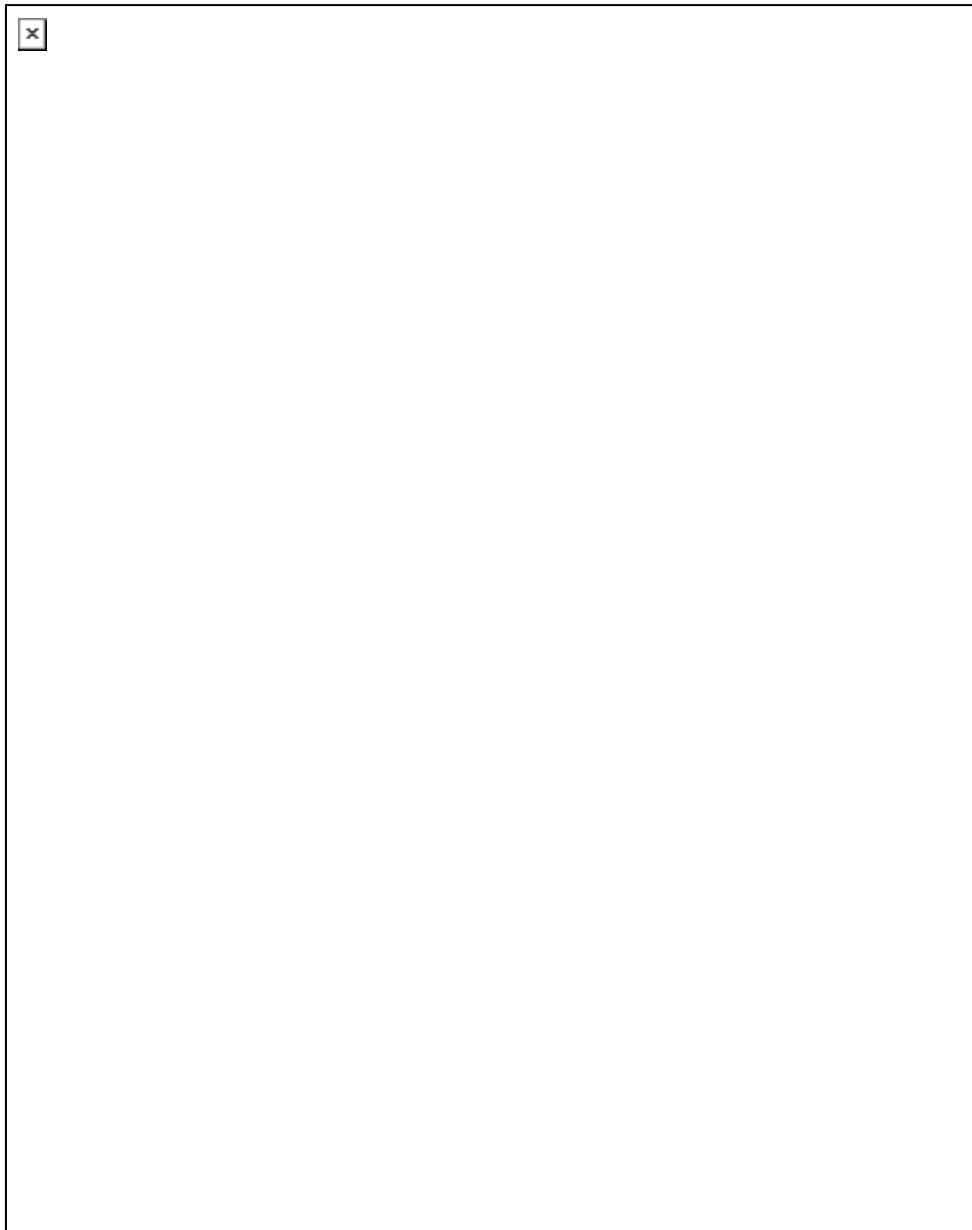


图 9 SPFA 算法改进前后 OCT 图像分割效果对比

(能量函数优化之前), 每一个 A-scan 几乎是独立进行分层, 算法没有考虑邻域对分割的影响; 优化后的算法能解决黄斑处分层复杂的问题, 在上一层分层之后, 结合了下一层的强度和强度梯

度, 提升了分割效果。

5 结束语

本文提出基于黄斑距离优化的视网膜 OCT 图

像层次分割方法, 主要工作如下。

1) 本文针对眼病诊断起作用的视网膜 OCT 图像层次, 提出了一个基于强度的二维视网膜黄斑 OCT 图像多层结构分割算法。

2) 提出的算法基于改进的 SPFA 和“黄斑强度距离”优化实现视网膜 OCT 图像中 RNFL、IS、RPE 等层次的分割, 同时提高了算法的时间效率。

未来的工作将分割有病灶的视网膜 OCT 图像, 在此基础上, 进一步实现 OCT 图像的配准, 以便对眼病筛查和辅助诊断提供依据。

参考文献:

- [1] HUANG D, SWANSON E A, LIN C P, et al. Optical coherence tomography[J]. *Science*, 1991, 254(5035): 1178-1181.
- [2] 王玉萍. 基于 OCT 图像的青光眼病变量分析研究[D]. 南京理工大学, 2015.
WANG Y P. Quantitative analysis of glaucoma lesions based on OCT images[D]. Nanjing University of Science and Technology, 2015.
- [3] 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.
- [4] 贺琪欲, 李中梁, 王向朝, 等. 基于光学相干层析成像的视网膜图像自动分层方法[J]. *光学学报*, 2016 (10): 71-80.
HE Q Y, LI Z L, WANG X C, et al. Auto mated retinal layer segmentation based on optical coherence tomographic images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016 (10): 71-80.
- [5] 王玉萍, 陈强, 陆圣陶, 等. 分类法定量评估频谱光学相干层析图像杯盘比[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(8): 1539-1547.
WANG Y P, CHEN Q, LU S T, et al. Classification based quantitative assessment of cup-to-disk ratio in spectral domain optical coherence tomography images[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(8): 1539-1547.
- [6] SONKA M, ABRÀMOFF M D. Quantitative analysis of retinal OCT[J]. *Medical Image Analysis*, 2016, 33:165-169.
- [7] LIU Q, ZOU B, CHEN J, et al. A location-to-segmentation strategy for automatic exudate segmentation in colour retinal fundus images[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2017, 55(1): 78-86.
- [8] CHEN X, HOU P, JIN C, et al. Quantitative analysis of retinal layer optical intensities on three-dimensional optical coherence tomography[J]. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 2013, 5(10): 6846-51.
- [9] CHEN X, ZHANG L, SOHN E H, et al. Quantification of external limiting membrane disruption caused by diabetic macular edema from SD-OCT quantification of ELM Disruption in DME from SD-OCT[J]. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 2012, 53(13): 8042-8048.
- [10] 肖志涛, 冯铁君, 张芳, 等. 基于角点保护的偏微分方程图像插值方法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(8): 1892-1899.
XIAO Z T, FENG T J, ZHANG F, et al. Image interpolation with corner preserving based on partial differential equation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(8): 1892-1899.
- [11] GILBOA G, SOCHEN N, ZEEVI Y Y. Image enhancement and denoising by complex diffusion processes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(8): 1020-1036.
- [12] GILBOA G, SOCHEN N A, ZEEVI Y Y. Regularized shock filters and complex diffusion[C]//*European Conference on Computer Vision*. Springer Berlin Heidelberg, 2002: 399-413.

作者简介:



李建锋 (1979-), 男, 土家族, 湖南张家界人, 博士, 吉首大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为医学图像处理。

鲁易周 (1994-), 男, 浙江绍兴人, 主要研究方向为医学图像处理。