

文章编号 1004-924X(2015)04-1187-09

## 彩色眼底图像视盘自动定位与分割

邹北骥<sup>1,2</sup>, 张思剑<sup>1,2</sup>, 朱承璋<sup>1,2,3\*</sup>

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083;

2. “移动医疗”教育部-中国移动联合实验室, 湖南 长沙 410083; 3. 湖南理工学院, 湖南 岳阳 414000)

**摘要:**针对彩色眼底图像视盘定位时图像边缘高亮环对定位准确率的影响,提出了一种有效的图像预处理方法。针对已有的视盘分割算法中存在的问题,提出了一种结合形态学、椭圆拟合及梯度矢量流(GVF) Snake 模型的分割算法。提出的预处理方法首先利用最小二乘法拟合出眼底图像的边界,然后裁剪掉边界的一部分高亮像素点,最后进行视盘定位。视盘分割算法则首先进行血管擦除,然后用椭圆拟合提取初始轮廓,最后使用 GVF Snake 精确调整视盘边界。用提出的方法对 Messidor 眼底图像数据库 1 200 幅图像上进行了实验,结果显示:视盘定位准确率由原来没经过预处理的 95.4% 提升到了 98.7%;视盘分割错误率与当前已知最好的算法相比由 12.5% 降低到了 9.39%。结果表明:提出的眼底图像视盘自动定位与分割方法准确率高、实用性强,可以用于眼科疾病的计算机辅助诊断。

**关键词:**彩色眼底图像;图像预处理;视盘定位;视盘分割

**中图分类号:** TP391.7; R770.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152304.1187

## Automatic localization and segmentation of optic disk in color fundus image

ZOU Bei-ji<sup>1,2</sup>, ZHANG Si-jian<sup>1,2</sup>, ZHU Cheng-zhang<sup>1,2,3\*</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;

2. “Mobile Health” for Ministry of Education-China Mobile Joint Laboratory, Changsha 410083, China;

3. Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang 414000, China)

\* Corresponding author, E-mail: anandawork@126.com

**Abstract:** An effective pre-processing method is proposed to overcome the influence of a bright ring caused by the edge of a color fundus image on optic disk localization. Then, a novel method integrating the morphology, ellipse fitting and a Gradient Vector Flow (GVF) Snake model is proposed to implement the segmentation of the optic disk. The proposed pre-processing method uses least square method to fit the edge of color fundus image, and then clips some bright pixels near the edge. Finally, it localizes the optic disk. Furthermore, the proposed segmentation algorithm segments the optic disk by 3 steps: vascular erase, ellipse fitting and a fine tune step using GVF Snake model. A test is performed with 1 200 color fundus images from Messidor color fundus image database. The test results indicate that the localization accuracy for the optic disk rises from 95.4% to 98.7% as comparing with the traditional method. Moreover, the optic disk segmentation error has dropped from

收稿日期: 2014-11-25; 修订日期: 2015-01-23.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61173122); 湖南省自然科学基金重点项目(No. 12JJ2038); 湖南省博士生导师科研创新基金资助项目(No. CX2013B074); 中南大学研究生自主探索创新项目(No. 2015zzts2121); 湖南省教育厅科学研究项目(No. 13C143)

12.5% to 9.39% as comparing with the current known best algorithm. It concludes that the proposed method of automatic localization and segmentation of optic disk in color fundus images have strong practicability and high accuracy and are suitable for the computer-aided diagnosis of ocular diseases.

**Key words:** color fundus image; image preprocessing; optic disk localization; optic disk segmentation

## 1 引言

彩色眼底图是眼科疾病诊断的最基本检查方式。通过眼底可无创直接观察血管、视盘的形态及变化,可及早发现青光眼、白内障、黄斑病等重要致盲性眼科疾病,帮助医生获得更准确的诊断结果<sup>[1-2]</sup>。青光眼等不可逆致盲性疾病在早期没有明显症状,发现时一般已是晚期,此时由于已造成不可修复的损伤,将导致永久性失明。这类疾病的发病率很高,美国著名青光眼专家 Quigley H A 推测:至 2020 年,全球原发性青光眼患者将达 2200 万人,致盲者将达 1120 万人<sup>[3]</sup>,严重威胁着人类健康。早期诊断与及时治疗可大大减少致盲的可能性,但由于中国人口数目庞大,眼科医生数量相对有限,所以亟需其他方法进行大规模筛查。计算机辅助诊断不仅可以大大减少医生的工作量,而且具有客观、快速、准确等优点。

正常的眼底图中,视盘通常呈现为明亮的微黄色近似椭圆形区域,视网膜血管汇聚于视盘中心,是神经节细胞轴突离开眼睛形成视神经的地方<sup>[4]</sup>,视盘结构的任何变化都是视网膜病变的征兆<sup>[5]</sup>。视盘(视神经乳头)的形态大小等参数是诊断相关病变的重要依据,因此,视盘自动定位与分割对眼科疾病的计算机辅助诊断具有至关重要的意义。

视盘定位是视盘分割的重要前期工作,视盘在整个眼底图像中仅占大约 11% 的面积,正确的视盘定位不仅可以减少后续视盘分割的计算量,而且可以减少眼底图像中非视盘区域带来的噪声干扰。Osareh<sup>[6]</sup>等提出基于模板匹配的方法定位视盘,由于所使用模板是根据数据库中的少部分样本确定的,所以在匹配时容易出现偏差;Youssif<sup>[7]</sup>等利用眼底图像中的血管方向信息确定视盘位置,准确率高,但耗时长,每幅图的平均处理时间长达 3.5 min;Li<sup>[8]</sup>等提出使用主成份分析方法(Principal Component Analysis, PCA)和聚类的方法定位视盘;Forachia<sup>[9]</sup>等利用眼底血

管汇聚于视盘这一特性及血管分割的结果进行视盘定位,计算复杂度高、耗时长;Mahfouz<sup>[10]</sup>等提出综合利用视盘血管方向,血管汇聚于视盘,以及视盘亮度信息 3 个特征,并将这 3 个特征投影到水平与垂直两个方向,从而将二维图像特征转化为两个一维特征,减少了计算量,使速度比之前提到的方法有所提升。

图像分割算法的效率和质量对图像系统的性能有重要影响<sup>[11]</sup>。视盘分割是准确计算相关参数,如视盘直径、视盘面积、杯盘比的关键。视盘分割的方法很多,如 Sekhar<sup>[12]</sup>等将视盘看成一个圆形区域,通过圆形霍夫变换来分割视盘。该方法实现简单,但是临床研究表明视盘是垂直高度比水平高度大约长 7%~10% 的近似椭圆形<sup>[13]</sup>,所以圆形霍夫变换并不能精确地分割视盘,而且霍夫变换的计算量大,效率低;Daniel<sup>[14]</sup>等在经典的数学形态学方法上进行了改进,使用一种自适应的形态学算法分割视盘;Saleh<sup>[15]</sup>等用区域增长的方法分割视盘;Yin<sup>[16]</sup>等用边缘检测和圆形霍夫变换结合主动轮廓模型的方法来提取视盘;Narasimhan<sup>[17]</sup>等使用迭代的 K 均值聚类和椭圆拟合的方法分割视盘;Cheng<sup>[18]</sup>等提出基于超像素和 SVM 分类器的方法确定视盘边界。上述方法与传统的基于像素点的方法相比在速度上有所提升,但是分类学习的方法在很大程度上依赖于特征及训练集的选取,不能自适应地用于其他的眼底图像数据库。赖小波<sup>[19]</sup>等提出对视网膜灰度图像均值滤波后,检测视盘,并构建视盘圆形掩模,由于其目的是去除视盘,所以对视盘边界的准确分割没有要求。

## 2 本文方法

### 2.1 视盘自动定位与分割流程

针对已有视盘定位方法的缺点,本文对于分辨率为  $m \times n$  的彩色眼底图像,选取灰度直方图中值最大的 0.2% 个像素点,进行视盘快速定位。由于在采集眼底图像时,部分患者的眼睛没有紧

贴采集设备,使眼底图像边缘出现了高亮环形区,从而严重影响了定位准确率。为了克服这种影响,本文加入了一种图像预处理方法,使对于 Messidor 眼底图像数据库的 1 200 幅眼底图像上的视盘定位的准确率达到了 98.7%。

从视盘定位到分割的流程如图 1 所示。将视盘定位之后的结果作为输入图像进行视盘分割;通过对绿色通道灰度图像进行血管擦除、对比增强、去除噪声等预处理后进行初始轮廓提取,用椭圆拟合方法分割出视盘初始边界;最后用 GVF (Gradient Vector Flow) Snake 方法精确调整视盘边界。同样,在 Messidor 眼底图像数据库上的实验取得了很好的效果。

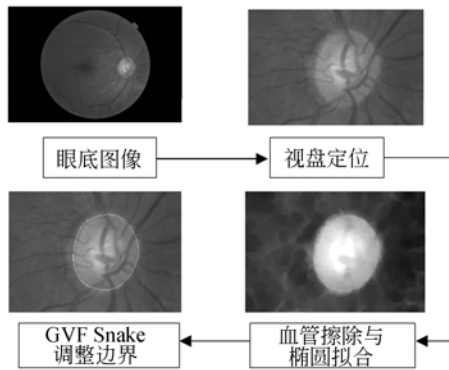


图 1 视盘自动定位与分割流程

Fig. 1 Automatic localization and segmentation of optic disk

### 2.2 视盘定位

视盘的精确定位是实现视盘分割的前提,视盘通常大约只占整个眼底 11% 的面积。通过定位使后续的视盘分割操作仅在有效区域内进行,这样可以有效减少计算量,并且仅在定位的区域内操作,从而可以减少噪声等其他不利因素的干扰,达到更高的精度。

通过观察眼底图像可以发现视盘比图像的其他部位具有更高的亮度,所以定位视盘最直观、最简单、最快速的方法就是选取图像中亮度最高的像素点作为视盘区域候选点,然后通过简单的计算就可以快速定位到视盘区域,但是实验结果表明这种方法的准确率并不高。错误定位大多数是因为眼底图像的边缘存在高亮环形区域(如图 2(a)所示),因此本文提出了裁剪眼底图像的方法来移除或减少边缘亮环的影响。这一预处理步骤包括确定裁剪区域的圆心坐标与圆半径。具体步

骤如下:

首先用中值滤波的方法对眼底图像去除噪声,然后将眼底图像二值化。因为拍摄的眼底图像背景全是黑色的,与前景的亮度值差异很明显,因此图像二值化时可以选择较小的阈值(Otsu 法自动选择),图像二值化以后就很容易确定眼底图像的外围轮廓坐标点集合,最后利用得到的外轮廓坐标点集合使用最小二乘法拟合出圆形区域的圆心坐标及半径。

设圆形曲线方程为:

$$(x-A)^2 + (y-B)^2 = R^2,$$

其中:(A, B)为圆心坐标, R 为圆半径,展开上式,整理得到:

$$x^2 - 2Ax + A^2 + y^2 - 2By + B^2 - R^2 = 0,$$

令:

$$-2A = a, \quad -2B = b,$$

$$A^2 + B^2 - R^2 = c$$

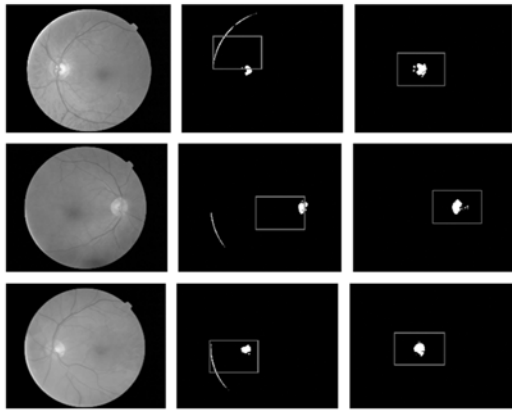
得到圆形曲线的另外一种形式:

$$x^2 + y^2 + ax + by + c = 0.$$

因为(A, B), R 可由 a, b, c 表示,所以求出参数 a, b, c, 即可得到圆心坐标及圆半径。最小二乘法通过最小化误差的平方和找到样本点的最佳匹配方程。误差的平方和可以表示为关于参数 a, b, c 的方程 Q(a, b, c), 由于平方和  $Q(a, b, c) \geq 0$ , 所以一定存在大于或等于零的极小值, 通过求 Q(a, b, c) 关于 a, b, c 的偏导数等于零的方程组就可以得到极值点, 将极值点代入方程, 使方程函数值最小的 a, b, c 即为所求。

使用最小二乘拟合法确定眼底图像的外轮廓, 拟合出圆形区域的圆心坐标及圆半径之后, 裁剪半径比拟合出的半径稍小, 这样就可以移除图像边缘的环形高亮区。然后在裁剪后的眼底图像中选取亮度值最大的 0.2% 的像素点, 以这些像素点的几何中心作为视盘区域的中心坐标, 以整个眼底图像 1/64 大小的矩形框作为边界, 裁剪出视盘区域。

图 2(彩图见期刊电子版)为移除边缘高亮环前后的视盘定位结果, 其中 2(a)表示带有边缘高亮环、未经处理的彩色眼底图片, 2(b)红色矩形框为没有移除边缘高亮环的视盘定位结果, 2(c)为经过裁剪移除边缘高亮环后的视盘定位结果。可以看到由于边缘高亮环的存在使得检测结果发生了偏移, 而去除高亮环之后得到了正确的视盘



(a)眼底图像 (b)错误定位结果 (c)正确定位结果  
a)Fundus images (b)Falsely localized results (c)Correctly localized results

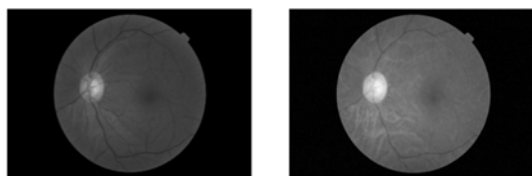
图 2 边缘高亮环移除前后的视盘定位结果

Fig. 2 Optic disk localization with or without fringe rings

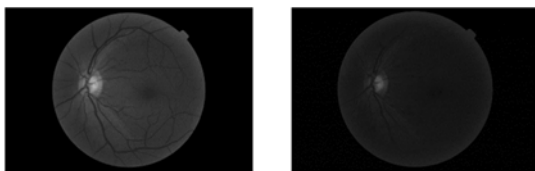
定位结果。

### 2.3 视盘分割

通过实验发现眼底图像的 RGB 三通道中 R 通道(如图 3(b)所示)容易过饱和,B 通道(如图 3(d)所示)噪声点多,可用信息少,而 G 通道(如图 3(c)所示)保存的亮度信息最完整,对比度高,有利于视盘的分割,因此,本文选取视盘定位后的绿色通道灰度图像作为视盘分割的输入图像。



(a)彩色眼底图 (b)R 通道灰度图  
(a)Color fundus image (b) Gray image of R channel

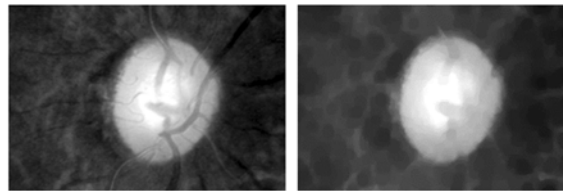


(c) G 通道灰度图 (d)B 通道灰度图  
(c) Gray image of G channel (d) Gray image of B channel

图 3 彩色眼底图及其 RGB 三通道的灰度图像

Fig. 3 Color fundus image and its gray images in RGB channel

为了减少视盘中血管边缘信息对视盘分割的干扰,本文采用形态学操作来擦除视盘血管(如图 4 所示)。首先根据眼底图像数据库的分辨率,选取比血管直径稍大的圆形结构元素对绿色通道灰度图(如图 4(a)所示)进行形态学开操作,擦除细长的血管,然后使用形态学闭操作平滑边缘,再对擦除血管后的图像进行对比增强处理(如图 4(b)所示),由于视盘区域近似椭圆形,所以使用椭圆拟合方法来确定视盘初始轮廓。



(a)血管擦除前 (b)血管擦除后  
(a) Before erasing vascular (b) After erasing vascular

图 4 血管擦除效果图

Fig. 4 Effect drawing of vascular erasing

用以上方法确定视盘区域的初始轮廓具有简单、快速的优点,但是利用形态学操作擦除血管会在一定程度上破坏视盘的边缘信息,所以需要更精确的方法对得到的初始轮廓进行调整。因此,接下来使用 GVF Snake<sup>[20]</sup>方法精确确定视盘轮廓。

原始的 Snake 模型是一条曲线:

$$X(s) = [x(s), y(s)], s \in [0, 1].$$

上式中  $[x(s), y(s)]$  表示控制点的位置坐标,是 Snake 曲线的 Fourier 描述形式。这条曲线在图像空间域中寻找使下面的能量函数最小的解:

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha |X'(s)|^2 + \beta |X''(s)|^2] + E_{\text{ext}}(X(s)) ds,$$

其中:  $\alpha, \beta$  分别是控制 Snake 模型的弹性和刚性的权重参数;  $X'(s)$  和  $X''(s)$  是曲线  $X(s)$  关于  $s$  的一阶和二阶导数,外部能量函数(外部力)  $E_{\text{ext}}(X(s))$  是根据图像计算出来的,该函数在感兴趣的图像特征上(如图像边界)的取值要尽可能小。

因为 Snake 模型是迭代运动的模型,所以  $X(s)$  可以看成是关于时间  $t$  和位置  $s$  的函数:

$$X_t(s, t) = \alpha X''(s) - \beta X''''(s) - \nabla E_{\text{ext}}.$$

求出上式的等于零时的解,就可以得到目标曲线。

Snake 模型对初始位置敏感,在目标边界与

背景亮度值差异不明显或者有噪声的情况下不能很好地收敛到目标边界,而且不能找到凹陷的边界。GVF Snake 改进了原始的 Snake 模型,使用通过扩散方程得到的图像的梯度向量场作为图像外部力,其更能体现物体边界走向,而且更加有序。

设  $f(x, y)$  为灰度图像  $I(x, y)$  的图像力 (edge map),  $f(x, y)$  在图像的边缘处取值较大。 $\nabla f = (f_x, f_y)$  表示对图像力求梯度,得到的结果就是向量场,  $\nabla f$  经过多次迭代扩散到图像边缘,形成一个梯度向量场 (GVF), 设  $V(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$ , 此时最小化能量函数可以表示为:

$$\epsilon = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx dy,$$

上式中  $\mu$  是控制参数,可以根据图像噪声的大小进行调节,通过迭代地逼近目标边界曲线,可以求得能量函数的最小值,满足下面两个 Euler 方程。

$$\begin{aligned} \mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) &= 0; \\ \mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) &= 0, \end{aligned}$$

其中  $\nabla^2$  是拉普拉斯算子,上面的两个式子可以通过把  $u, v$  看成时间  $t$  的函数来求解。

根据眼底图像的特点,通过大量的实验,首先对各个参数选取一个可能的初始值,然后根据各个参数对曲线的控制作用迭代地调整参数使实验结果最优。

GVF Snake 利用力的平衡条件进行优化,对初始边界不敏感,不需知道边界是要膨胀还是收缩,故具有更广的捕获范围,对噪声及梯度大小具有很好的鲁棒性[21]。因此,在视盘用椭圆拟合获得初始轮廓后可以用来精细调整获取视盘边界。

### 3 实验结果

#### 3.1 Messidor 眼底图像数据库

Messidor 是当前已公开的包含眼底图像数目最多的数据库,通过在该数据库上进行实验,证明本文算法的性能优越。

Messidor 眼底图像数据库是法国国防研究部资助的一个项目,其主要目的是提供检验各种眼底图像分割算法(如微动脉瘤、眼底出血、糖尿病视网膜膜病变等分割算法)性能的标准,该眼底图像数据库包括 1 200 幅彩色眼底图片,这些图片

都是在常规的临床眼底检查中使用眼底照相机拍摄的。Messidor 眼底图像数据库的所有图片分为 3 组,每组 400 张,每组再分成 4 个图片集 (dataset),共 12 个图片集,分别命名为 base11, base12, base13, base14, base21, ..., base34, 3 组眼底图片的分辨率分别为:1 400×960, 2 240×1 488, 2 304×1 536, Messidor 眼底图像数据库有眼科专家手动标定的视盘分割结果以及专家评定的病变文档,专家标定的视盘分割结果存储为二值图像,可以用于实验结果的对比分析。

#### 3.2 视盘定位

在 Messidor 数据库的 1 200 幅眼底图像上进行视盘定位的实验,由本文算法定位的视盘区域仅占整个眼底图像的 6.25%,大大减少了下一步视盘分割的计算量,同时也减少了非视盘区域的噪声干扰。如果定位的视盘区域包含了整个视盘即认为定位正确。实验结果表明,由于增加了视盘边缘高亮环移除,使得在 Messidor 眼底图像数据库上的视盘定位准确率由原来的 95.4% 上升到了 98.7%。图 2 比较了没有增加预处理之前定位错误而预处理之后定位正确的结果。

表 1 显示了预处理前后每个数据集 (Dataset) 上视盘正确定位的图片数目,表中 Before 列表示在对应数据集上进行预处理之前正确定位的图片数目,After 列表示预处理之后正确定位的图片数目,表格最后一行 total 表示预处理前后正确定位的图片总张数。可以看出增加预处理步骤以后,正确定位的图片数目有所提升,验证了算法的有效性。

表 1 预处理前后每个数据集上视盘正确定位图片数  
Tab. 1 Correct localization numbers of optic disk on each dataset before and after pre-processing

Dataset	Before	After
base11	96	99
base12	94	97
base13	96	97
base14	93	100
base21	95	99
base22	95	99
base23	96	99
base24	96	100
base31	99	100
base32	99	99
base33	95	98
base34	93	97
total	1 145	1 184

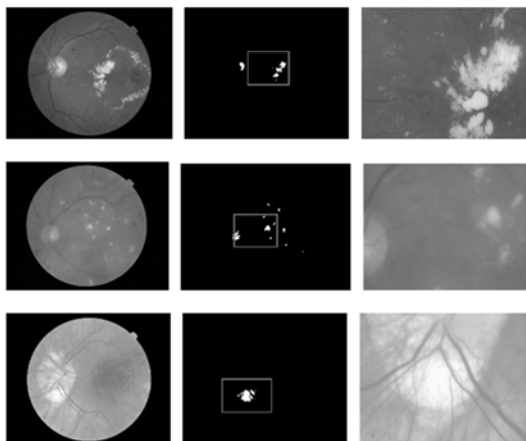
文献[22]在 Messidor 眼底图像数据库上进行了视盘定位实验,定位准确率达到 98.8% (正确定位 1 186 张),略高于本文的 98.7% (正确定位 1 184 张)。其每张图片的平均处理时间为 1.67 s,本文方法平均每张图片的视盘定位时间为 0.32 s(如表 2 所示),处理速度较前者更快。

表 2 视盘定位准确率及每张图片平均处理时间对比

Tab. 2 Comparison of localization accuracy rate of optic disc and average processing time for each picture

方法	正确定位张数	准确率/(%)	平均处理时长/s
CHT[22]	1 186	98.8	1.67
Proposed method	1 184	98.7	0.32

但是实验中存在预处理前后算法都失效的特殊情况,如图 5(彩图见期刊电子版)所示。高亮区并不集中在视盘位置,而且出现了大片的与正常眼底图像不同的异常。根据 Messidor 数据库中专家给出的病变文档可知,这些眼底图均有病变,如硬性渗出、眼底出血、微动脉瘤等。这就意味着本文算法中视盘的错误定位可筛查出除青光眼以外的其他眼科疾病。



(a)有病变的眼底图 (b)错误定位结果 (c)定位结果图  
(a)Fundus images with lesions (b)Falsely localized results (c)Localization results

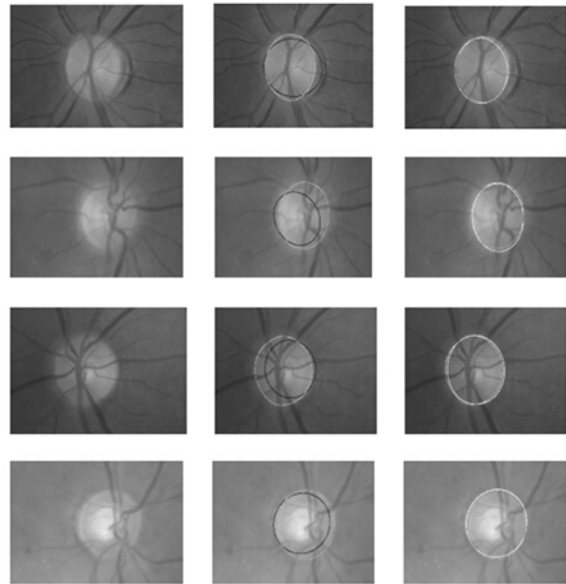
图 5 有病变时视盘错误定位的例子

Fig. 5 Falsely localized examples of optic disc with lesions

图 5(a)是有眼科疾病的患者的彩色眼底图像,图 5(b)红色矩形框是错误定位的视盘区域,图 5(c)列是视盘定位之后裁剪出的结果图。

### 3.3 视盘分割

在 Messidor 眼底图像数据库上检验了视盘分割算法的准确率,按照 2.1 中提出的视盘分割算法对彩色眼底图像进行了视盘分割。



(a)视盘定位结果 (b)椭圆拟合 (c)GVF Snake 调整  
(a)Localization (b)Ellipse fitting (c)Fine tune using GVF Snake disk

图 6 视盘分割的例子

Fig. 6 Examples of optic disc segmentation

图 6(彩图见期刊电子版)显示了部分随机选取的眼底图像的分割结果。其中图 6(a)是定位后视盘分割的输入图片,图 6(b)中蓝色闭合曲线是椭圆拟合的结果,图 6(c)中白色闭合曲线是经过 GVF Snake 调整边界后的视盘分割结果,图 6(b)、图 6(c)中绿色闭合曲线是专家手动标记的视盘区域。可以看出即使在椭圆拟合结果与专家手动标记结果存在较大差距的情况下,经过调整边界后,视盘分割的结果与专家标记结果也基本吻合。尤其是第二、三行中由于视盘模糊不清,导致椭圆拟合结果与专家标定结果存在较大的差异,但是经过最后的 GVF Snake 边界调整,分割出来的视盘也基本与专家标定结果吻合,这进一步说明了本文算法的可行性与鲁棒性。

视盘分割的错误率  $E$  用以下指标衡量:

$$E = 1 - \frac{\text{Area}(S \cap G)}{\text{Area}(S \cup G)},$$

其中:  $S$  表示算法分割出的视盘区域;  $G$  表示专家

手动标出的视盘区域;函数  $Area()$  表示求面积。

在 Messidor 眼底图像数据库的 12 个数据集 (dataset), 每个数据集的 100 幅眼底图像中随机选取 10 幅图像进行视盘分割实验, 计算每个数据集上的平均错误率 ( $\mu_E$ ) 以及整个眼底图像数据库的平均错误率, 得到的结果如表 3 所示。

表 3 视盘分割算法在每个数据集上和整个数据库上的平均错误率

Tab. 3 Average error rates of optic disk segmentation algorithm on each dataset and whole database

Dataset	$\mu_E$
base11	9.13%
base12	9.47%
base13	9.21%
base14	9.37%
base21	9.42%
base22	9.67%
base23	9.29%
base24	9.38%
base31	9.51%
base32	9.73%
base33	9.35%
base34	9.15%
average	9.39%

本文方法与在 Messidor 数据库上做视盘分割的其他两种方法<sup>[18,22]</sup> 的每个错误率区间内的图片比例以及平均错误率如表 4 所示。与方法 [18] 相比, 本文方法的视盘分割的平均错误率从

12.5% 降低到了 9.39%。

表 4 每个错误率区间内的图片比例及平均错误率

Tab. 4 Image proportion and average error rate in each error rate interval (%)

Method	$E \leq 0.05$	$E \leq 0.1$	$E \leq 0.15$	$E \leq 0.2$	$E \leq 0.25$	$\mu_E$
CHT[22]	7	46	73	84	90	14.0
SCB[18]	8	51	76	86	92	12.5
Proposed method	11	55	79	88	96	9.39

## 4 结 论

本文实现了视盘的自动定位及分割过程, 在 Messidor 眼底图像数据库上进行了实验, 发现在视盘定位过程中, 眼底图像的边缘高亮环严重影响定位的准确率。基于这种观察, 提出了边缘移除的预处理步骤, 使视盘定位的准确率由原来未经预处理的 95.4% 提升到了 98.7%。同时还发现错误定位的视盘是由眼底病变引起的, 因此错误定位的眼底图像可以作为筛查特定眼科疾病的依据。在视盘分割中, 本文采用了先擦除血管, 然后进行椭圆拟合确定初始边界, 最后使用 GVF Snake 精确调整边界的算法。在 Messidor 眼底图像数据库上的实验结果表明, 本文方法具有简单、快速、高精度的优点, 可用于临床眼科疾病的计算机辅助诊断中。

## 参考文献:

- [1] 朱承璋, 向遥, 邹北骥, 等. 基于分类回归树和 AdaBoost 的眼底图像视网膜血管分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(3): 445-451.  
ZHU CH ZH, XIANG Y, ZOU B J, et al.. Retinal vessel segmentation in fundus images using CART and AdaBoost [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, 26(3): 445-451. (in Chinese)
- [2] XIANG Y, GAO X, ZOU B J, et al.. Segmentation of retinal blood vessels based on divergence and both transform [C]. *Proceedings of International*

*Conference on Progress in Informatics and Computing, Shanghai, China*; IEEE, 2014: 316-320.

- [3] QUIGLEY H A, BROMAN A T. The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020 [J]. *British Journal of Ophthalmology*, 2006, 90(3): 262-267.
- [4] HOOVER A, GOLDBAUM M. Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(8): 951-958.
- [5] LI H Q, CHUTATAPE O. Automated feature extraction in color retinal images by a model based

- approach [J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2004, 51(6): 246-254.
- [6] OSAREH A, MIRMEHDI M, THOMAS B, *et al.*. Automated identification of diabetic retinal exudates in digital colour images [J]. *British Journal of Ophthalmology*, 2003, 87(10): 1220-1223.
- [7] ABDEL-RAZIK YOUSSEF A A H, GHALWASH A Z, ABDEL-RAHMAN GHONEIM A A S. Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2008, 27(1): 11-18.
- [8] LI H, CHUTATAPE O. Automatic location of optic disk in retinal images [C]. *Proceedings of 2001 International Conference on Image Processing, Thessaloniki, Greece*; IEEE, 2001: 837-840.
- [9] FORACCHIA M, GRISAN E, RUGGERI A. Detection of optic disc in retinal images by means of a geometrical model of vessel structure [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 23(10): 1189-1195.
- [10] MAHFOUZ A E, FAHMY A S. Fast localization of the optic disc using projection of image features [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3285-3289.
- [11] 何志勇, 孙立宁, 黄伟国, 等. 基于 Otsu 准则和直线截距直方图的阈值分割[J]. *光学精密工程*, 2012, 10(20): 2315-2323.
- HE ZH Y, SUN L Y, HUANG W G, *et al.*. Thresholding segmentation algorithm based on Otsu criterion and line intercept histogram [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 10(20): 2315-2323. (in Chinese)
- [12] SEKHAR S, AL-NUAIMY W, NANDI A K. Automated localization of retinal optic disk using Hough transform [C]. *Proceedings of the 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, Paris, France*; IEEE, 2008: 1577-1580.
- [13] JONAS J B, BUDDE W M, PANDA-JONAS S. Ophthalmoscopic evaluation of the optic nerve head [J]. *Survey of Ophthalmology*, 1999, 43(4): 293-320.
- [14] DANIEL W, JACOB S, CLEYSON M K, *et al.*. Segmentation of the optic disk in color eye fundus images using an adaptive morphological approach [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2010, 40(2): 124-137.
- [15] SALEH M D, SALIH N D, ESWARAN C, *et al.*. Automated segmentation of optic disc in fundus images [C]. *Proceedings of 2014 IEEE 10th International Colloquium on Signal Processing & its Applications (CSPA), Kuala Lumpur, Malaysia*; IEEE, 2014: 145-150.
- [16] YIN F, LIU J, ONG S H, *et al.*. Model-based optic nerve head segmentation on retinal fundus images [C]. *Proceedings of 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Boston, USA*; IEEE, 2011: 2626-2629.
- [17] NARASIMHAN K, VIJAYAREKHA K, JOGINARAYANA KA, *et al.*. Glaucoma detection from fundus image using opencv [J]. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 2012, 4(24): 5459-5463.
- [18] CHENG J, LIU J, XU Y, *et al.*. Superpixel classification based optic disc and optic cup segmentation for glaucoma screening [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(6): 1019-1032.
- [19] 赖小波, 刘华山, 方纯洁. 融合特征相互关系的视网膜微动脉瘤提取[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(8): 2187-2194.
- LAI X B, LIU H SH, FANG CH J. Retinal microaneurysm extraction by fusing relationship among features [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(8): 2187-2194. (in Chinese)



- [20] XU C, PRINCE J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369.
- [21] 李天庆,张毅,刘志,等. Snake模型综述[J]. *计算机工程*, 2005, 31(9): 1-3.  
LI T Q, ZHANG Y, LIU ZH, *et al.*. An overview on snakes models [J]. *Computer Engineering*, 2005, 31(9): 1-3. (in Chinese)
- [22] AQUINO A, GEGUNDEZ-ARIAS ME, MARIN D. Detecting the optic disc boundary in digital fundus images using morphological, edge detection, and feature extraction techniques [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(10): 1860-1869.

## 作者简介:



朱承璋(1978—),女,湖南衡阳人,博士研究生,讲师,2000年于湖南师范大学获得学士学位,2006年于华中科技大学获得硕士学位,主要从事图像处理,机器学习。anandawork@126.com

## 导师简介:



邹北骥(1961—),男,湖南邵阳人,教授,博士生导师,1982年于浙江大学获得学士学位,1984年于清华大学获得硕士学位,2001年于湖南大学获得博士学位,主要从事图形图像处理及计算机视觉方面的研究。E-mail: bjzou@csu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)