

文章编号:1000-5013(2015)04-0399-07

doi:10.11830/ISSN.1000-5013.2015.04.0399

结合 SLIC 超像素和 DBSCAN 聚类的眼底图像硬性渗出检测方法

凌朝东, 陈虎, 杨骁, 张浩, 黄信

(华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 为自动检测出眼底图像中的硬性渗出, 结合简单线性迭代聚类(SLIC)超像素分割算法和基于密度的聚类算法(DBSCAN), 提出一种对眼底图像硬性渗出的检测方法. 首先, 采用 SLIC 超像素分割算法对彩色眼底图像进行过分割; 然后, 采用 DBSCAN 对上述分割得到的超像素进行聚类, 形成簇; 最后, 分割出目标图像, 并选用标准糖尿病视网膜病变数据库(DIARETDB0 和 DIARETDB1)的眼底图像验证上述组合算法的可行性. 实验结果表明: 算法能够快速、可靠地检测出眼底图像中的硬性渗出, 具有可直接对彩色图像进行分割、特征提取的特点.

关键词: 图像分割; 超像素; 硬性渗出; 糖尿病视网膜病变; 简单线性迭代聚类; 基于密度的聚类算法

中图分类号: TP 391.41; R 774.1

文献标志码: A

在图像处理中, 涉及图像目标特征的提取和分析的过程都离不开图像分割方法^[1]. 超像素分割作为图像分割的一种, 它以基本单元的形式将图像中相似区域归为一类, 并把这些基本单元作为目标对象以减少冗余信息, 以便快速地分割出目标物体. 糖尿病视网膜病变(diabetic retinopathy, DR)是糖尿病的严重并发症, 是引起人们视力障碍、甚至失明的常见原因之一^[2-3]. 按我国糖尿病视网膜病变分期标准, 以是否出现新生血管为界, 分为非增殖期糖尿病视网膜病变(NPDR)和增殖期糖尿病视网膜病变(PDR)两大类. 硬性渗出(hard exudates, HES)作为 DR 的早期临床症状, 出现在 NPDR 的 II 期, 是因血管通透性增加, 类脂质从血管中渗出累积而成^[4]. 早在二十世纪七八十年代, 就有国外学者提出基于数字眼底视图的 DR 自动筛查方法, 并有学者在黑白眼底图像上运用灰度特征提取出硬性渗出区域. 基于灰度图像的硬性渗出检测方法主要分为阈值分割方法、区域生长的方法、数学形态学的方法以及分类的方法^[5]等四类. 彩色图像除了包括亮度信息外, 还包含色调、饱和度等有用信息. 随着实际的需要, 对彩色图像的分割引起了学者的关注. 目前, 相关的算法存在对单色图像进行处理的信息不充分, 以及过多地依靠前期预处理的信息损失、繁琐的冗余步骤和检测结果在原图上叠加的过程等不足. 鉴于此, 本文结合简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering, SLIC)超像素分割和基于密度的聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN), 提出一种对彩色眼底图像的硬性渗出进行检测和标记的方法.

1 实验部分

1.1 眼底图像硬性渗出检测方法

提出一种结合 SLIC 超像素和 DBSCAN 聚类方法对眼底图像的硬性渗出进行检测. 首先, 采用 SLIC 超像素分割算法对经预处理的整幅彩色原图像进行分割, 以减轻后续图像处理的复杂度; 然后, 采用 DBSCAN 聚类算法, 对这些被分割的超像素进行聚类, 形成像素, 产生最终的目标分割图像; 最后, 对

收稿日期: 2014-12-03

通信作者: 凌朝东(1964-), 男, 教授, 主要从事生物医学信号处理等的研究. E-mail: edac@hqu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61203369, 61204122); 福建省自然科学基金资助项目(2011J01351); 福建省科技计划重点项目(2013H0029); 福建省泉州市科技计划项目(2013Z33)

目标分割图像的硬性渗出进行检测和标记。

1.2 SLIC 超像素分割算法

作为当前较为常用的图像处理方法之一,通常需要超像素分割算法具有快速、便于使用的特性,并且能产生区分度较佳的块^[6]。目前,超像素算法大体分成基于图论和梯度上升的两种方法。基于图论的算法有归一化割(normalized cuts)算法、基于图的分割(graph-based segmentation)算法等;而基于梯度上升的分割方法代表算法有快速漂移(quick shift)算法、简单线性迭代聚类(SLIC)算法等。

SLIC 由 Achanta 等^[7]提出的,它克服了以往算法计算量大或超像素形状及数量不可控等的不足。将图像转化为五维特征向量, $V=[l,a,b,x,y]$, 其中, $[l,a,b]$ 为像素颜色,属 CIELAB 颜色空间, $[x,y]$ 为像素位置。由此构造一个距离度量,它既考虑了像素颜色间的相似性,又考虑了像素间的距离要素,利用该距离度量重新聚类中心点周围的像素,进而得出新的聚类中心。在这个迭代过程中,若前后中心像素的剩余误差足够小,则迭代停止,至此整个超像素分割过程结束。文中采用此算法对原始彩色眼底图像分割处理,算法示意框图,如图 1 所示。

由于颜色空间和距离空间的度量方法不同,SLIC 提出新的距离度量方法(也称紧凑因子)^[8],即

$$\left. \begin{aligned} d_{lab} &= \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2}, \\ d_{xy} &= \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}, \\ D_s &= d_p + \frac{m}{s} d_{xy}. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式(1)中: k 和 i 分别为两像素; D_s 为 CIELAB 色彩空间值距离 d_{lab} 和图像平面内位置距离 d_{xy} 的加权和,表示两个像素间的距离;变量 m 度量超像素的紧凑性, m 值越大,紧凑性就越高。若每幅图像像素的总数为 N ,预输出 K 个超像素,那么就有 N/K 个像素包含在每个超像素中,超像素的预期边长 $S=\sqrt{N/K}$,且这些超像素在每个边长为 S 的网格中应有一个中心像素。

超像素的分割有如下 4 个主要步骤。

步骤 1 以网格为基本单位,在每个网格中选择一点作为超像素中心,计算其 3×3 邻域内像素的梯度。其中,梯度值的最小像素作为新的梯度中心。

步骤 2 在每个区域中心的 $2S\times 2S$ 邻域内对属于该区域的像素进行搜索,并将所有像素归为与其临近的区域中心。

步骤 3 对分割出的中心像素重新计算,并计算新旧两区域中心的剩余误差。

步骤 4 重复步骤 2,3,当误差小于一定值时,则超像素分割结束;否则,返回步骤 2。

1.3 DBSCAN 聚类算法

聚类是一种非监督的学习方法,它根据数据对象之间的相似性将数据集分割成具有同类内相似性最大、类间相似性最小特征的类^[9]。目前,主要有基于划分的聚类、基于模型的聚类方法、基于层次的聚类、基于网格的聚类和基于密度的聚类等 5 大类。基于密度的 DBSCAN 聚类算法能够将数据定义为密度可达的数据对象组成的集合,不但可以分类出任意形状类簇,而且具有对噪声数据不敏感的特性。

DBSCAN 的相关定义^[10-13]如下。

定义 1 (数据对象的邻域)数据对象 $\forall p\in D$ 的 Eps 邻域定义为以 p 为核心, Eps 为半径的 d 维超球体区域,即

$$N_{Eps}(p) = \{q \in D \mid \text{dist}(p,q) \leq Eps\}.$$

其中: D 为 d 维空间上的数据集; $\text{dist}(p,q)$ 表示 D 中点 p 和 q 间的距离。

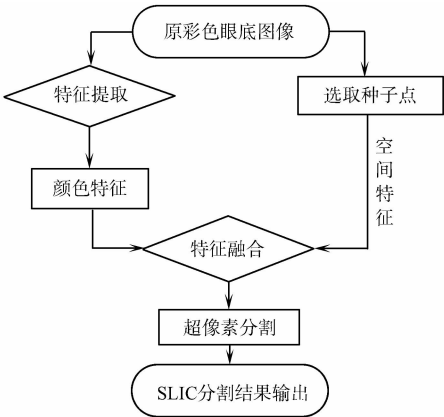


图 1 SLIC 超像素分割算法处理流程图
Fig. 1 SLIC superpixels algorithm flow diagram

定义2 (核心点与边界点) 对于数据对象 $\forall p \in D$, 给定 Eps 和 MinPts, 若 $|N_{Eps}(p)| \geq \text{MinPts}$, 则称 p 为核心点; 边界点为非核心点但在某个核心点的 Eps 邻域内。

定义3 (直接密度可达) 对于数据对象 $p, q \in D$, 给定 Eps 和 MinPts, 若 p 满足 $p \in N_{Eps}(q)$ 且 $N_{Eps}(p) \geq \text{MinPts}$, 则称对象 p 是从 q 出发直接密度可达的, 但直接密度可达不具有对称性。

定义4 (密度可达) 如果对于数据对象 $\forall p \in D$, 则 Eps 和 MinPts 存在数据对象序列 $p_1, p_2, \dots, p_n \in D$. 其中: $p_1 = q$, $p_n = p$, 且 p_{i+1} 从 p_i 直接密度可达, 则称对象 p 从 q 密度可达, 密度可达是非对称的。

定义5 (密度相连) 对于数据对象 $\forall p \in D$, 给定 Eps 和 MinPts 存在一个数据对象 o , 使得 p 和 q 从 o 密度可达, 则称对象 p 和 q 密度相连, 它满足对称性。

定义6 (簇、噪声) 从任一核心点对象开始, 对象密度可达的所有对象形成一个簇, 噪声即为不属于任何簇的对象。

DBSCAN 聚类算法流程图^[14], 如图2所示。

1.4 算法的评价指标选取

1.4.1 算法病变检测效果的评价指标 选取评价视网膜病变硬性渗出检测算法的评价指标^[15]为

$$\left. \begin{aligned} \text{Sensitivity} &= \frac{TP}{TP + FN}, \\ \text{Specificity} &= \frac{TN}{TN + FP}, \\ \text{PPV} &= \frac{TP}{TP + FP}, \\ \text{Accuracy} &= \frac{TN + FN}{TN + FN + FP + FN}. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式(2)中: Sensitivity 为灵敏度; Specificity 为特异性; PPV 为阳性预测值; Accuracy 为准确率; TP(真阳)、TN(真阴)、FP(假阳)、FN(假阴)四个符号分别代表病变特征被算法正确检测出、非病变区域被正确的检测出、非病变区域被错误的判为病变区域和病变区域未被正确的检测出。

对图像分割算法效果进行评价, 常采用基于图像及病灶区域水平定义的评价指标, 一般选取灵敏度、特异性两个指标。这些针对单色图像算法处理的评价指标, 两值越大, 说明检测方法越好。

1.4.2 算法性能的评价指标 鉴于文中是直接对彩色图像处理, 因此, 引用适合超分割算法的评价指标。目前, 超像素分割效果评价指标主要有边界响应率(boundary recall, BR)、计算代价(computation cost, CC)、区域内部均匀性、可完成的分割精度(achievable segmentation accuracy, ASA)以及欠分割错误率(under-segmentation error, UE)等指标。其中: 边界响应率(BR)的计算式^[16]为

$$\text{BR}(s) = \frac{\sum_{p \in \delta T} |\min_{q \in \delta S} ||p - q||| < \phi|}{|\delta T|}. \quad (3)$$

式(3)中: δS 和 δT 分别表示超像素边界和真实切割边界点单位集合; ϕ 表示 p 和 q 相差的阈值范围, 单位是像素。

重叠率(overlap ratio, OR)是为了测量超像素块的规则性, 其计算公式为

$$\text{OR}(s) = \frac{\sum_{s_i \in S} (\text{Area}(s_i) - |s_i|)}{Z} = \frac{\sum_{s_i \in S} (\text{Area}(s_i) - Z)}{Z}. \quad (4)$$

式(4)中: Z 为图像中所有像素的个数; s_i 表示第 i 个超像素块; S 表示超像素块的集合; $\text{Area}(s_i)$ 代表包含 s_i 在内的最小网格区域。由式(4)可知: OR 值越小, 说明矩形与超像素的差越小, 超像素越规则。

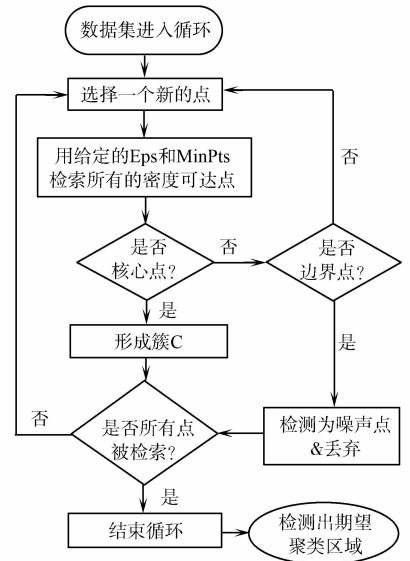


图2 DBSCAN 聚类算法流程图

Fig. 2 DBSCAN clustering algorithm flow diagram

对 DBSCAN 算法进行评价,数据量为 n 的样本集合,其 DBSCAN 的计算复杂度为 $O(n^2)$. 文中采用空间索引的方法降低时间复杂度,时间复杂度为 $O(n \cdot \log n)$.

2 结果与分析

2.1 文中算法的硬性渗出检测结果分析

为了验证文中算法的有效性和通用性,运用文中提出的 SLIC 超像素分割和 DBSCAN 聚类算法,分别对 DIARETDB0 及 DIARETDB1 数据集中含硬性渗出较多的彩色眼底图像进行算法处理,结果如图 3,4 所示.

从图 3 和图 4 的(d),(e),(f)中经 SLIC 超像素分割后的分割效果图可知:结果图已经把图中相似的区域分割成具有相似特征的图像区域,其他无关特征基本被分割成近似六边形的区域. 这样就有助于接下来采用合适的算法对相似的区域进行提取,甚至分类,最终精确提取出感兴趣的区域. 由此可以看出:文中算法的优越之处是对彩色图像直接进行处理,规避了对单色图像,或者以往对灰度图像预处理和后续候选区域提取过程中出现的信息损失,更好地保留和利用了图像的有效信息.

图 3 和图 4 的(g),(h),(i)分别对应图 3 和图 4 的(d),(e),(f)的 DBSCAN 聚类结果,可以看出其准确地对硬性渗出进行了分割和标记.

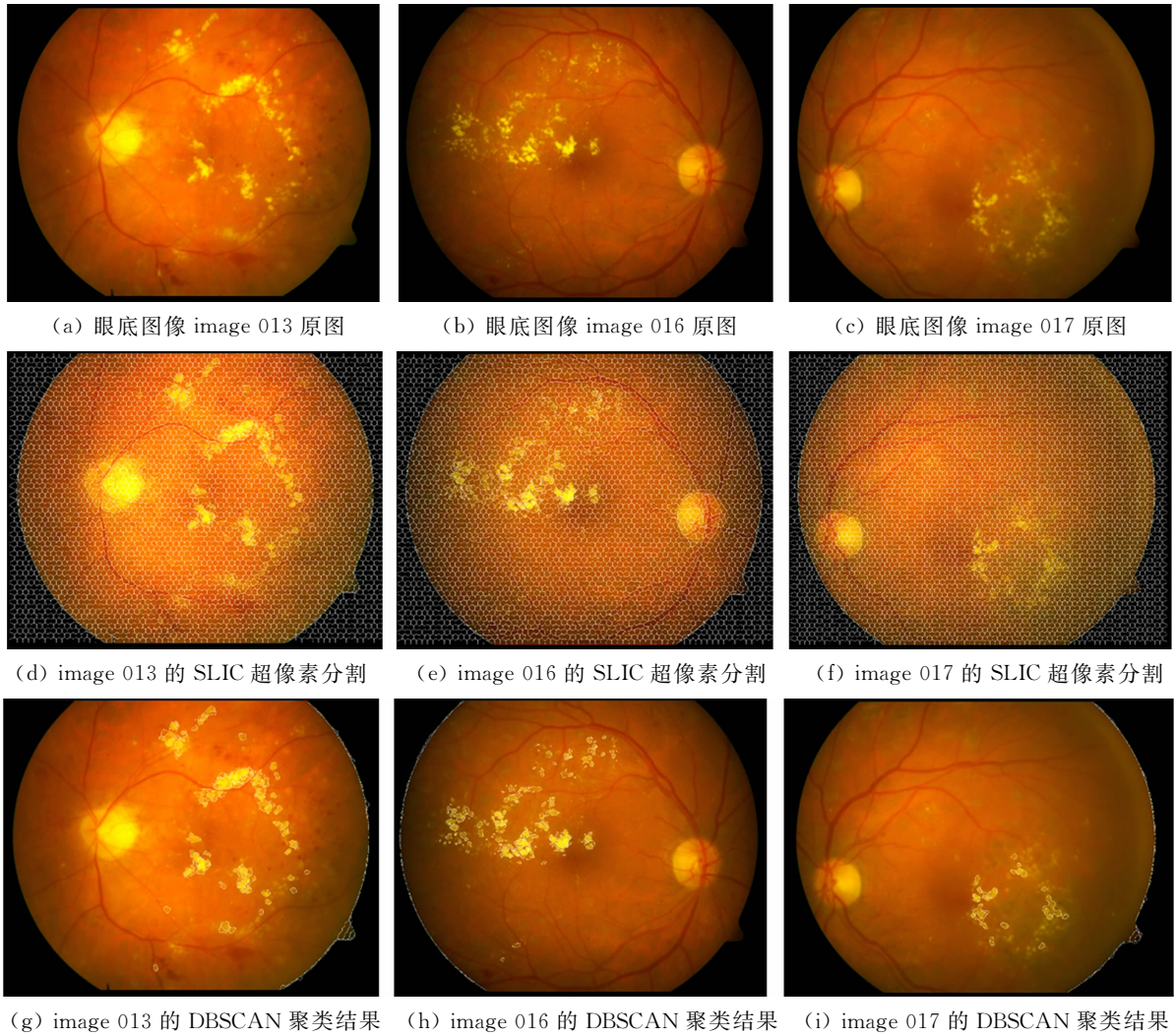


图 3 文中算法对 DIARETDB0 中眼底图像硬性渗出检测方法实验结果图

Fig. 3 Hard exudates detection result images using proposed methods in DIARETDB0 data sets

综上所述,由图 3,4 分割提取结果可以看出:与传统的基于单色图像或者灰度图像进行处理不同,文中组合算法除考虑采用彩色图像的完整信息及空间距离外,整个处理过程只需要设定 3 个主要参数.

其中:SLIC 超像素分割设置一个参数,DBSCAN 聚类算法需要设置数据对象 p 的 Eps 邻域和 MinPts 两个参数.此外,从分割的直观效果来看,已经初步验证了文中组合算法的可行性和实用性.

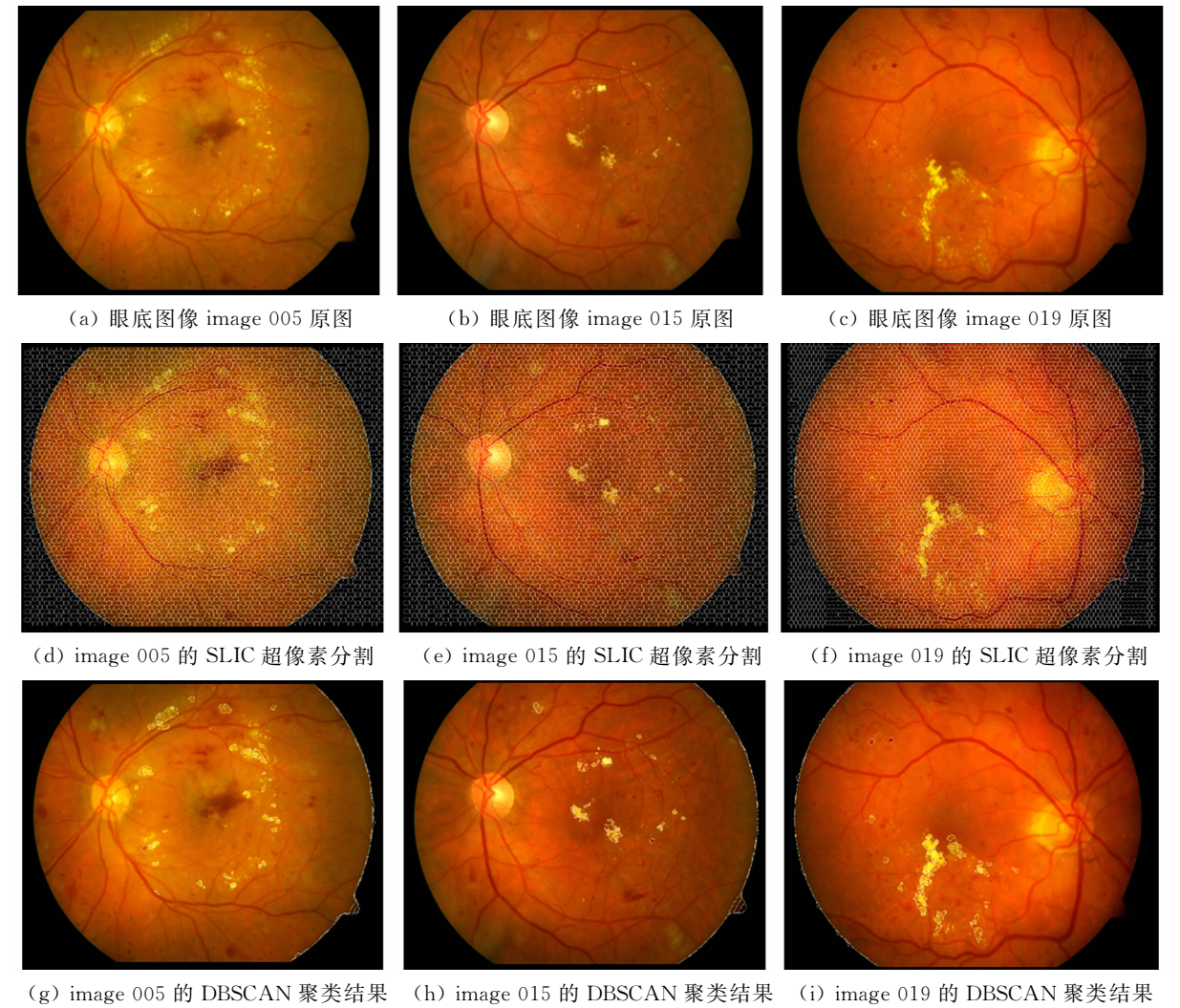


图 4 文中算法对 DIARETDB1 中眼底图像硬性渗出检测方法实验结果图

Fig. 4 Hard exudates detection result images using proposed methods in DIARETDB1 data sets

2.2 文中算法病变检测评价标准结果分析

对 DR 病变特征算法检测性能有两种评价指标:基于(病灶)区域和基于图像水平.其中:基于(病灶)区域的评价标准侧重于判断一个图像候选区域是否为 DR 病变,注重算法能否检测出 DR 病变的数量;而基于图像图像水平的评价指标侧重判断图像是否含有 DR 病变,不注重 DR 病变数量.

用文中算法对 DIARETDB0 和 DIARETDB1 数据集中眼底图像逐一进行算法验证,统计出评价指标,并与 Li 算法^[17]、Walter 算法^[18]和高玮玮算法^[19]等硬性渗出检测算法评价结果对比,如表 1 所示.

表 1 眼底图像的硬性渗出检测方法实验结果对比

检测方法	数据库 (被测图像数)	基于区域的评价结果		基于图像的评价结果		
		灵敏度/%	阳性预测值/%	灵敏度/%	特异性/%	准确率/%
Li 算法	35	—	—	100	—	74.0
Walter 算法	15	92.8	92.4	100	86.7	—
高玮玮算法	56	93.6	95.6	100	89.3	85.7
文中算法	130	93.7	94.7	100	82.3	92.8

Li 算法是运用一种基于区域的分割方法;Walter 算法是运用一种基于形态学的分割方法,由于受到结构元素的限制,检测算法只在结构元素不太大的范围内且相对孤立的硬性渗出区域的检测结果才

较为理想;高玮玮算法是运用一种基于径向基函数(RBF)神经网络的方法,这种方法虽然在检测算法的效率上有了一定提高,但不如 Li 等提出的基于数学形态学的检测算法精度高.文中硬性渗出检测方法是一种基于聚类的图像分割算法,由上述分析,文中算法虽计算耗时略长,但检测精度和算法的适用性和敏感性上较前三者要好.

2.3 文中图像分割算法评价指标分析

对 SLIC 超像素分割来说,因为超像素分割不同于一般的图像分割,有着不同的分割目的,它是将一个物体过分割成若干块,因此它的效果评价指标也有很大差别.文中 SLIC 算法采用 OR,BR,CC 三个指标对超分割结果进行评价,结果如图 5 所示.图 5 中; Z 表示超像素的个数.

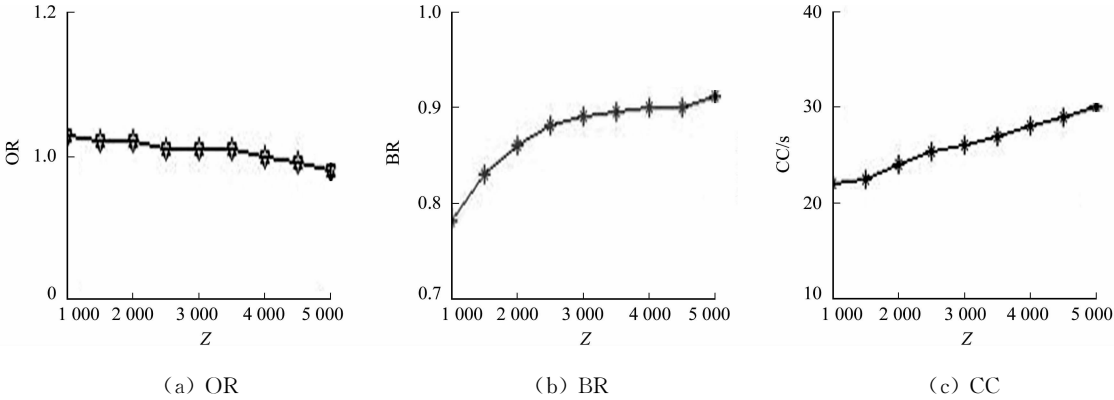


图 5 文中算法的 3 个主要指标性能效果

Fig. 5 Effect of three main indicators performance of the proposed algorithm

由图 5(a)可知:OR 值越小,说明网格与超像素的差越小,即随着超像素的增加,边界分的就越精细.由图 5(b)可知:随着超像素个数的增加,前期持续增加,后期渐趋平稳,BR 值越高,说明分割的越精细,就越减轻后期处理负担.由图 5(c)可知:计算法处理耗时始终是图像处理领域处理关注的重要对象,准确、高效的算法对实际生活都密切相关.由前所述,文中算法处理相关指标已基本满足实际要求.

3 结束语

不同于以往基于单色的处理方法,文中对彩色眼底图像的硬性渗出进行检测,并纵向地与现有该领域的算法在边界响应率、重叠率和计算耗时三个指标对算法进行了量化比较.实验结果表明:两者结合达到了对硬性渗出进行快速、可靠地自动检测,并且检测结果直接在原彩色眼底图像上标记,省去了以往算法预处理以及检测结果再在原图上叠加的过程,满足了临床要求.下一步的工作将对文中引用的两种算法作进一步地改进,如两者参数的自适应选择、SLIC 超像素算法.

参考文献:

[1] 贾冀. 基于聚类的图像分割与配准研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2013:1-2.

[2] RAM K,SIVASWAMY J. Multi-space clustering for segmentation of exudates in retinal color photographs[C]// 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Minneapolis:IEEE Press,2009:1437-1440.

[3] NAGY B,ANTAL B,HAJDU A. Image database clustering to improve microaneurysm detection in color fundus images[C]// 25th International Symposium on Computer-Based Medical Systems. Rome:IEEE Press,2012:1-6.

[4] RANAMUKA N G,MEEGAMA R G N. Detection of hard exudates from diabetic retinopathy images using fuzzy logic[J]. IET Image Processing,2013,7(2):121-130.

[5] GIANCARDO L,MERIAUDEAU F,KARNOWSKI T P,et al. Automatic retina exudates segmentation without a manually labelled training set[C]// International Symposium on Biomedical Imaging. Chicago:IEEE Press,2011: 1396-1400.

[6] 刘芳,代钦,石祥滨,等. 基于超像素的快速 MRF 红外行人图像分割算法[J]. 计算机仿真,2012,29(10):26-29.

[7] ACHANTA R,SHAJI A,SMITH K,et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J].

- IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2012,34(11):2274-2282.
- [8] 刘进立. SAR 图像分割与特征提取方法研究[D]. 沈阳:辽宁大学,2013:25-26.
- [9] 杨静,高嘉伟,梁吉业,等. 基于数据场的改进 DBSCAN 聚类算法[J]. 计算机科学与探索,2012,6(10):903-911.
- [10] 陈刚,刘秉权,吴岩. 一种基于高斯分布的自适应 DBSCAN 算法[J]. 微电子学与计算机,2013,30(3):27-30,34.
- [11] 于亚飞,周爱武. 一种改进的 DBSCAN 密度算法[J]. 计算机技术与发展,2011,21(2):30-33.
- [12] 赵文,夏桂书,苟智坚,等. 一种改进的 DBSCAN 算法[J]. 四川师范大学学报:自然科学版,2013,36(2):312-316.
- [13] 张丽杰. 具有稳定饱和度的 DBSCAN 算法[J]. 计算机应用研究,2014,31(7):1973-1975.
- [14] BANDYOPADHYAY S K, PAUL T U. Segmentation of brain tumour from MRI image-analysis of K-means and DBSCAN clustering[J]. International Journal of Research in Engineering and Science,2013,1(1):48-57.
- [15] SAE-TANG W, CHIRACHARIT W, KUMWILAISAK W. Exudates detection in fundus image using non-uniform illumination background subtraction[C]//TENCON 2010-2010 IEEE Region 10 Conference. Fukuoka:IEEE Press, 2010:204-209.
- [16] 张育雄. 基于几何约束和熵率的超像素分割[D]. 天津:天津大学,2012:30-33.
- [17] LI Hui-qi, CHUTATAPE O. Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2004,51(2):246-254.
- [18] WALTER T, KLEIN J C, MASSIN P, et al. A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy: Detection of exudates in color fundus images of the human retina[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2002,21(10):1236-1243.
- [19] 高玮玮,沈建新,王玉亮. 眼底图像中硬性渗出自动检测方法的对比[J]. 南京航空航天大学学报,2013,45(1):55-61.

Fundus Image Hard Exudates Detection Based on SLIC Superpixels and DBSCAN Clustering

LING Chao-dong, CHEN Hu, YANG Xiao,
ZHANG Hao, HUANG Xin

(College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In order to detect the hard exudates in fundus images automatically, this paper presented a hard exudates detection method which combines simple linear iterative clustering (SLIC) superpixels and DBSCAN clustering algorithm to detect the Harde exudates. Firstly, an over-segmentation image was formed by algorithm of the SLIC superpixels. Next the superpixels obtained were processed using the DBSCAN method, so that the final segmentation could be generated from the clusters of superpixels. The fundus image of the standard Diabetic Retinopathy datasets of DIARETDB0 and DIARETDB1 were chosen to verify the feasibility of the method proposed. The experimental results showed that the algorithms can detect exudates effectively and reliably. Moreover, the method can be directly applied to color image segmentation and feature extraction.

Keywords: image segmentation; superpixels; hard exudates; diabetic retinopathy; simple linear iterative clustering; density-based clustering method

(责任编辑:黄晓楠 英文审校:吴逢铁)