

基于点特异度和自适应分类策略的眼底图像分割方法

姜平^{1,2}, 窦全胜^{1,2}

(1. 山东省高校智能信息处理重点实验室, 山东 烟台 264005;

2. 山东工商学院 计算机科学与技术学院, 山东 烟台 264005)

摘要: 提出基于点特异度和自适应分类策略的血管分割方法 (SSVD, specificity and self-adaptive vessel detection), 首先给出点特异度的定义, 通过设置高点特异度阈值, 实现主血管的提取, 然后由多主体进行自适应像素分类, 将每个未确定像素作为一个 Agent, 在多尺度点特异度阈值范围内, 根据邻域 Agent 状态修订自身状态, 逐步完成对像素的分类, 最后通过多窗口去噪对噪声进行滤除完成对图像血管结构的分割。将 SSVD 方法应用到 DRIVE 数据库眼底图像的血管分割中, 实验结果表明该方法要比现有其他方法具有更高的准确度和效率。

关键词: 点特异度; 自适应分类策略; 多尺度阈值; 多窗口去噪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Vessel segmentation of retinal image based on pixel specificity and self-adaptive classification strategy

JIANG Ping^{1,2}, DOU Quan-sheng^{1,2}

(1. Key Laboratory of Intelligent Information Processing in Universities of Shandong, Yantai 264005, China;

2. School of Computer Science and Technology, Shandong Institute of Business and Technology, Yantai 264005, China)

Abstract: A new vessel segmentation method called specificity and self-adaptive vessel detection(SSVD) was proposed based on pixel specificity and self-adaptive classification strategy, in the beginning pixel specificity was defined, by setting a higher pixel specificity threshold, the main vessel skeleton was extracted; then self-adaptive classification process was implemented, and each of the remaining undetermined pixels acted as an Agent, within a multi-scale threshold range, Agent revised its own status according to the status of its neighbor, so as to complete the classification of the pixels; finally the noise was removed by multi-window noise filtering method. By testing SSVD on DRIVE database, the experiment shows that it is more accurate and efficient than state-of-the-art methods.

Key words: pixel specificity; self-adaptive classification strategy; multi-scale threshold; multi-window noise filtering

1 引言

眼底血管结构的变化与多种疾病有关, 如血管粗细、分支角度和曲度等的变化与高血压相关^[1,2], 糖尿病视网膜病变会导致眼底新血管增生^[3-5]。眼底血管结构变化的早期检测对于防止及治疗相关疾病具有重要作用。为了定量分析血管结构特征的

变化, 首先需要对血管进行精确分割。目前关于眼底图像血管分割的方法很多, 但主要存在以下问题: 1) 血管中心高亮带的存在会导致血管中心部分被遗漏, 从而将一条血管误分为 2 条; 2) 血管交叉或分支区域导致的分割断裂会影响血管追踪; 3) 容易将临近血管错误地合并成一条粗血管; 4) 遗漏部分细小血管; 5) 误将部分视盘区域识别为血管等。

收稿日期: 2015-03-16; 修回日期: 2015-06-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61272244, 61373079, 61175023, 61175053, 61272430); 山东省自然科学基金资助项目 (ZR2013FL022); 教育部科学技术研究重点基金资助项目 (2012101)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61272244, 61373079, 61175023, 61175053, 61272430); The Natural Science Foundation of Shandong Province(ZR2013FL022); Key Project of Chinese Ministry of Education (2012101)

上述问题会造成血管粗细的度量及血管异常等的检测结果不准确。图 1 中给出了近期的一些血管分割算法对存在血管中央高亮区域、临近血管、血管分支和交叉区域的眼底图像的分割结果，其中，白色椭圆标记中央高亮区域，黑色矩形标记临近血管，黑色椭圆标记交叉区域，白色矩形标记细小血管，黑色箭头标记视盘区域。可以看出这些方法在处理特殊区域时的局限性。Staal 等^[6]对血管的分割结果中存在血管间断问题，同时部分视盘轮廓也被误识别为血管，如图 1(b)所示。Soares 等^[7]中出现了临近血管被合并的情况，如图 1(c)所示。文献[6]和文献[7]都遗漏了部分细小血管，对中央高亮区域的分割也不完整。Ricci^[8]提出了基于直线算子和支持向量机 2 种分割方法，如图 1(d)和图 1(e)所示。其中，直线算子会造成血管结构不连通，而且一些交叉区域的血管会被误识别为一条血管，基于支持向量机的分割结果中，血管比直线算子的连通性要好，但仍会遗失部分细小血管。

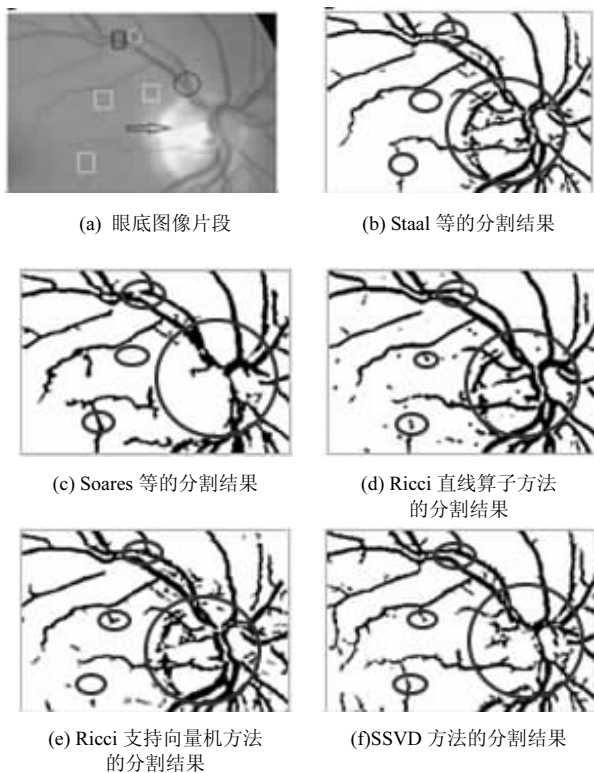


图 1 部分血管分割算法的结果对比

Liu 等^[9]提出基于反应式 Agent 系统的大脑 MRI 图像分割，使用 4 种不同类型的 Agent，Agent 之间既不直接相互作用也不直接作用于图像，它们的行为只取决于局部感知，根据像素与不同区域的归属等级对图像中的像素进行标注。同样对于 MRI

脑部图像，Richard 等^[10]提出情景和协同 Agent 的分层体系结构，不同级别的 Agent 之间相互作用以处理低级分割任务。因为不同的脑部结构其区域特征规律性较强，因此文献[9,10]在脑部图像分割上取得了较好的结果，然而眼底图像结构较为复杂，能否用到眼底图像血管分割上有待确定。基于认知体系结构，Bovenkamp 等^[11]提出用于 IVUS (血管内超声)图像分割的多 Agent 系统，旨在实现低级图像处理算法的基于知识的高级控制。然而，对于不确定区域和噪音数据，没有提出相应的 Agent 处理方法。窦全胜等^[12]提出将 Agent 应用到三维网格空间的自组装模型上，利用结构简单的 Agent 相互合作来完成复杂的任务。为了解决眼底图像血管分割中存在的难点问题，本文提出基于点特异度和自适应分类策略的血管分割方法(SSVD)，得到了较好的血管分割准确度和效率。

2 基于点特异度和自适应分类策略的血管分割算法

2.1 基于点特异度

2.1.1 点特异度

一幅 $n \times m$ 的二维图像可用矩阵 $I_{n \times m}$ 表示， n 表示图像宽度， m 表示图像高度，对于图像中每一个像素 p ，以 p 为中心，生成不同角度为 θ 的、长度为 l 的多条直线 L_θ 和一个 $\frac{l}{2} \times \frac{l}{2}$ 的矩形窗口 W 。假设 L_θ 的像素平均灰度为 I_θ ， W 内的像素平均灰度为 M ，取平均灰度最大的直线 L ，引入 L 的 2 个端点 f 和 g ，二者灰度之差的绝对值记为 D ，则点特异度 s 定义为

$$s = \max \{ I_\theta \} - M - D \quad (1)$$

矩形窗口 W 的宽度与高度均为直线长度 l 的一半，实验证明，该比例下的血管识别率最高。 D 的引入是为了避免眼底图像中视盘周围像素可能出现的高点特异度值，称为视盘特征因子。在眼底图像中，视盘区域像素灰度要明显高于其他区域像素。如图 2 所示，取图中矩形内某点，以其为中心的灰度最大的直线（灰粗线）大部分像素处于视盘内部，因此平均灰度 I 较高，而其对应的窗口 W 内的像素平均灰度 M 较低，因此若 $s = I - M$ ，则点特异度值 s 较高，对于 2.1.2 节所述的基于点特异度阈值的主血管分割，容易将矩形区域的部分像素误识别为血管。引入 D 之后，对于图 2 中黑粗线来说，

f 和 g 位于背景中，灰度相似，因此 $D \approx 0$ ，对血管点特异度 s 的值基本没有影响；而对于灰粗线来说， f 和 g 分别位于视盘内部和外部，二者灰度差异 D 很大，使相应的 s 值大大降低；而对于背景像素，若 f 和 g 都在背景中，则 $D \approx 0$ ， s 的值也基本不受影响，若分别处于血管和背景，则 D 也较大，同样造成 s 值的降低，从而更有利于背景像素的判断。因此 D 的引入不会影响到血管点特异度的计算，只会降低视盘和背景像素的点特异度值，从而能有效避免由于视盘的存在而造成的血管误分割。

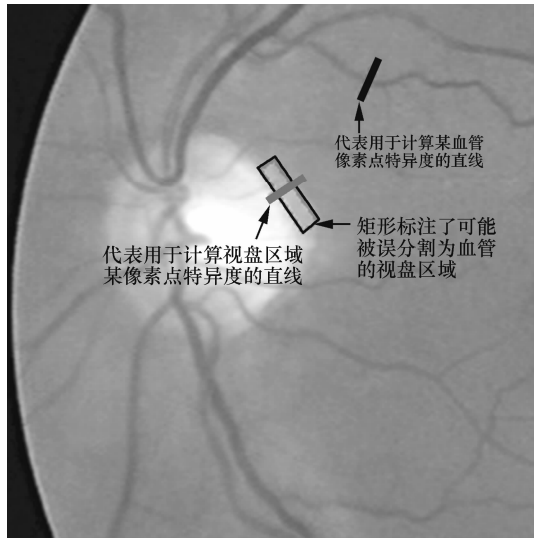


图 2 视盘区域截图

2.1.2 基于点特异度的主血管分割

对于眼底图像来说，如果某像素 p 的点特异度值较高，则该像素属于血管的概率较大，而如果像素 p 的点特异度值较低，则该像素属于背景的概率较大^[13]。因此主血管分割主要选择具有高点特异度的像素作为血管，选择低点特异度的像素作为背景。

判断点特异度 s 的高低需要确定一个点特异度阈值 T_s ，为了提高判断的准确性，为每一幅图像单独计算 T_s 。对于 $n \times m$ 的眼底图像，计算每一个像素的点特异度 s ，统计各 s_i 值对应的像素个数 $count_i$ ，并按照 s_i 值升序排序，存入数组 $sCount[]$ 中。令 $q = \frac{nm}{15}$ ， $z = \frac{nm}{10}$ ，若血管像素的个数记作 $count_v$ ，则 $q \leq count_v \leq z$ 。按 s_i 降序遍历数组 $sCount[]$ ，直到 s_k ，使 $\sum_{s_i \geq s_k} count_i = count_v$ ，则对应的 s_k 即为点特异度阈值 T_s 。具体过程描述如下。

过程 1 眼底图像点特异度阈值计算

```

AdaptiveThreshold( $S, q, z$ )
初始化: int min= min( $S$ ), max= max( $S$ ),
countv=0;
1) int[max-min+1] sCount;
   foreach( $s$  in  $S$ ) {
       sCount[s+|min|]++;}
2) for(int i=sCount.length-1; i≥0; i--) {
       countv=countv+sCount[i];
       if( $q \leq count_v \leq z$ ) {
           return  $T_s = i - |min|$ ; }

```

步骤 1) 中 $sCount$ 用来保存所有点特异度值对应的像素个数，由于点特异度最小值 $\min(S)$ 通常为负数，所以将 $s+|\min|$ 作为对应数组下标，相应的元素值即为每个 s 对应的像素个数；步骤 2) 中对数组逆序遍历，当元素之和满足条件 $q \leq count_v \leq z$ 时，对应的数组下标值 $i - |\min|$ 即为计算得到的点特异度阈值 T_s 。

假设整幅图像像素集合为 C ，以 T_s 为分界点得到的血管与背景分类结果中会有部分像素被错误划分。因此为了提高分类准确度，将阈值空间分为 3 部分，如图 3 所示（点特异度高于 T_v 的像素确定为血管，低于 T_b 的像素确定为背景）。设置高点特异度阈值 $T_v = T_s + \kappa (\kappa = 0, 1, 2, \dots)$ ，如果 C 中像素的点特异度 $s \geq T_v$ ，则将其归为确定血管像素集合 $V_{determined}$ ；设置低点特异度阈值 $T_b = T_s - \kappa (\kappa = 0, 1, 2, \dots)$ ，如果 C 中像素的 $s < T_b$ ，则将其归为确定背景像素集合 $B_{determined}$ ，剩下待确定的像素集合记作 $C_{undetermined} = C - V_{determined} - B_{determined}$ 。具体过程描述如下。

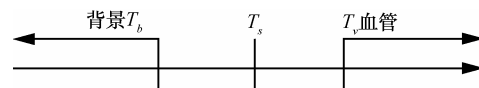


图 3 阈值分界

过程 2 基于点特异度阈值的主血管分割

```

VesselDetectionByThreshold( $S, q, z, \kappa$ )
int  $T_s = AdaptiveThreshold(S, q, z)$ ;
int  $T_v = T_s + \kappa, T_b = T_s - \kappa$ ;
foreach( $s$  in  $S$ ) {
   if( $s \geq T_v$ ) {
       put the corresponding pixel into  $V_{determined}$ ; }
   if( $s < T_b$ ) {
       put the corresponding pixel into  $B_{determined}$ ; }

```

return $C_{undetermined}$; }

VesselDetectionByThreshold 将整个像素集合 C 划分为 $V_{determined}$ 、 $B_{determined}$ 和 $C_{undetermined}$ 3 部分, 其中, κ 的取值是集合划分的关键, κ 值越大, $V_{determined}$ 和 $B_{determined}$ 的集合元素越准确, 但同时也会遗漏更多的确定血管和背景像素; κ 值越小, $V_{determined}$ 和 $B_{determined}$ 集合将包含更多的确定血管和背景像素, 但同时也会将部分像素错误划分, 从而造成分类准确度的降低。在以 T_s 为分界点得到的血管像素集合中, 取对应像素数目最多的点特异度值 T_m , 则令 $\kappa = \frac{T_m - T_s}{2}$, 以在保证 $V_{determined}$ 和 $B_{determined}$ 准确度的同时, 减少 $C_{undetermined}$ 元素的个数。

2.2 多主体自适应像素分类

如前所述, 血管的点特异度值要高于背景, 而灰度值要低于背景, 在以血管点为中心的一定邻域范围内, 血管点要被多数背景点包围, 因此若某一像素为血管, 则邻域内大多数像素的点特异度要低于它, 而灰度值要高于它。基于这一模式特点, 为了对 $C_{undetermined}$ 中的像素进行分类, 提出多主体自适应的像素分类方法 VesselDetectionbyMultiAgent, 将 $C_{undetermined}$ 中的每个像素作为一个 Agent, 根据邻域 Agent 的状态计算自身像素的灰度和点特异度分布, 按照血管、背景像素的模式特点, 逐步完成对像素的分类。

用 $I_{n \times m} = (i_{jk})$ 表示 $n \times m$ 的二维图像, i_{jk} 为位于 (j, k) 位置上的像素灰度。 $S_{n \times m} = (s_{jk})$ 表示像素的点特异度矩阵, s_{jk} 为位于 (j, k) 位置上像素的点特异度值。 $H_{n \times m} = (h_{jk})$ 为概率矩阵, h_{jk} 为位于 (j, k) 位置上的像素属于血管的概率。 $G_{n \times m} = (g_{jk})$ 为分割结果矩阵, g_{jk} 为位于 (j, k) 位置上像素的分类, 1 表示血管, 0 表示背景。每个位于 (j, k) 位置上的 Agent 状态可以由一个四元式表示, 记作 $A_{jk} = (i_{jk}, s_{jk}, h_{jk}, g_{jk})$, 其中, i_{jk} 和 s_{jk} 状态保持不变, 而 h_{jk} 和 g_{jk} 则会根据邻域 Agent 状态信息的变化而变化。

对于 $\forall C_{jk} \in C_{undetermined}$, 以 C_{jk} 为中心、半径为 R 的圆形区域内的像素集合记作 $C_R = \{C_{xy} \mid \|(x, y) - (j, k)\| \leq R\}$, 其中, R 表示以 (j, k) 为中心的邻域半径, 如图 4 所示。由于血管像素拥有比背景像素较高的点特异度值 s 和较低的灰度值 i , 而且血管宽度 ω 值较低, 因此当 $R \gg \omega$ 时, 血管像素通常被

较大的背景区域包围。依据这一模式特点, 若 C_{jk} 为血管像素, 则 C_R 中大部分像素的点特异度值 $s < s_{jk}$, 且大部分像素的灰度值 $i > i_{jk}$ 。所以, A_{jk} 判断 (j, k) 像素是否属于血管所依据的 2 个主要标准量分别为: C_R 中 $s < s_{jk}$ 的像素比例 PS_{jk} 和 C_R 中 $i > i_{jk}$ 的像素比例 PI_{jk} , 定义如下

$$PS_{jk} = \frac{\sum_{\|(x,y)-(j,k)\| \leq R} s_{xy} < s_{jk}}{N} \quad (2)$$

$$PI_{jk} = \frac{\sum_{\|(x,y)-(j,k)\| \leq R} i_{xy} > i_{jk}}{N} \quad (3)$$

其中, R 为邻域半径, N 为邻域像素总个数, s_{jk} 表示坐标为 (j, k) 的像素的点特异度值, i_{jk} 表示坐标为 (j, k) 像素灰度值。

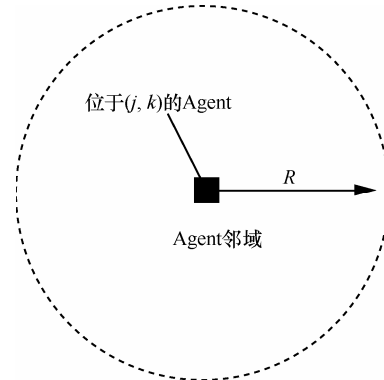


图 4 Agent 在位置 (j, k) 的邻域示意

由于 2.1.2 节中 T_v 阈值设置较高, 造成部分血管像素遗漏在 $C_{undetermined}$ 中, 为了进一步搜寻遗漏的血管点, 将点特异度阈值 T' 按式 (4) 逐步降低。同样, 依据像素点特异度值越高属于血管的概率越大的原则, 对于 $\forall C_{jk} \in C_{undetermined}$, 检查 A_{jk} 的状态, 若其 $s_{jk} \geq T'$, 则计算标准量 PS_{jk} 和 PI_{jk} , 如果超出阈值 T_{PS} 和 T_{PI} , 则依据式 (5) 修改状态 h_{jk} , 所有 C_{jk} 检查完毕即完成一次修改过程。

$$T' = T_v - step, T' \geq T_b \quad (4)$$

由于点特异度为整数, 所以令 $step = 1$ 。

$$\begin{aligned} h_{(jk)_{new}} &= h_{(jk)_{old}} + \alpha \Delta h \\ h_{(jk)_{old}} &= \varepsilon \frac{s_{jk} - T_s}{T_v} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\Delta h = \delta(PS_{jk} - T_{PS}) + \sigma(PI_{jk} - T_{PI})$$

对于 $\forall C_{jk} \in C_{undetermined}$, 令初始概率 $h_{jk} = h_{(jk)_{old}}$,

由式(5)可知, s_{jk} 越大, h_{jk} 越大。对于 $V_{\text{determined}}$ 中的点, $h=1$, 对于 $B_{\text{determined}}$ 中的点, $h=0$; Δh 与 PS_{jk} 和 PI_{jk} 有关, PS_{jk} 和 PI_{jk} 越大, 则 Δh 越大。

在点特异度阈值 T' 的逐步降低迭代过程中, 点特异度高于 T' 的像素属于血管的概率也在逐步降低, 为了修正由于 T' 的降低造成血管判断标准的下降, 标准量阈值 T_{PS} 和 T_{PI} 应依据式(6)逐步提高, 以降低误判的概率。当 T' 降到 T_b 时, 完成一次对 $C_{\text{undetermined}}$ 中像素的判断, 设定概率阈值 T_h , 对于 $\forall C_{jk} \in C_{\text{undetermined}}$, 检查 A_{jk} 的状态, 若其状态 $h_{jk} \geq T_h$, 则统计 C_{jk} 邻域 C_R 中血管点的个数 C_v , 若高于预设的阈值 T_{C_v} , 则认为 C_{jk} 处于血管邻域中, 其本身属于血管的概率亦较高, 进而将其标注为血管点, 修改 A_{jk} 状态, 令 $g_{jk}=1$, 同时修改 $C_{\text{undetermined}}$, 将该点从集合中去除并加入 $V_{\text{determined}}$ 。

$$\begin{aligned} T_{PS_{\text{New}}} &= T_{PS_{\text{Old}}} \left(1 + \beta \frac{T_v - T'}{T_v - T_b} \right) \\ T_{PI_{\text{New}}} &= T_{PI_{\text{Old}}} \left(1 + \gamma \frac{T_v - T'}{T_v - T_b} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\frac{T_v - T'}{T_v - T_b}$ 决定 T_{PS} 和 T_{PI} 增长的幅度, 随着 T' 的逐渐降低, T_{PS} 和 T_{PI} 增长幅度逐渐加大, 从而使得血管判断标准逐步提高。多主体自适应像素分类描述过程如下。

过程 3 多主体自适应像素分类过程

VesselDetectionbyMultiAgent ($C_{\text{undetermined}}$)

for ($T' = T_v; T' \geq T_b; T' \rightarrow$) {

 foreach (C_{jk} in $C_{\text{undetermined}}$) {

 if ($s_{jk} \geq T'$) {

 compute PS_{jk} and PI_{jk} ;

 if ($PS_{jk} \geq T_{PS}$ and $PI_{jk} \geq T_{PI}$) {

 change h_{jk} according to (5);

 change T_{PS} and T_{PI} according to

(6); } } }

 foreach (C_{kl} in $C_{\text{undetermined}}$) {

 if ($h_{kl} \geq T_h$) {

 count the number C_v of vessel pixels

in C_R ;

 if ($C_v \geq T_{C_v}$) {

$g_{kl} = 1$;

 Remove it from $C_{\text{undetermined}}$ and add it into $V_{\text{determined}}$; }

 return $V_{\text{determined}}$; }

在 VesselDetectionbyMultiAgent 分类过程中, 各 Agent 并行执行以提高分类效率; 一旦 $C_{\text{undetermined}}$ 中某个像素被确定为血管, 则其状态将不再改变, 因此迭代过程能够在有限步内终止运行; 血管像素的最终确定需要计算邻域血管像素的个数, 因此如果一个 Agent 将其像素确定为血管, 那会影响到邻域 Agent 对像素的判断, 从而能够发挥 Agent 之间相互合作的优势, 有助于寻找中心高亮区域或噪音的存在而遗漏的血管像素。

2.3 多窗口去噪

VesselDetectionbyMultiAgent 分类过程完成了对 $C_{\text{undetermined}}$ 中像素的分类, 但分类结果中会有部分像素被错误地划分成血管(噪音), 在结果图中表现为白色离散区域。而从图 5 可以看出, 白色离散区域中一些(椭圆标记)是噪音需要删除, 但也有部分属于血管片段(矩形标记)需要保留。如何区分噪音和血管片段是需要解决的关键问题。

由图 5 可知, 噪音区域通常与其他白色区域距离较远, 而小血管片段通常与白色主血管距离较近。基于这一特征, 对于 $\forall C_{kl} \in V_{\text{determined}}$, 以 Agent A_{kl} 为中心生成 2 个邻域窗口: $R_1 = \{C_{ij} \mid k - \frac{\mu}{2} < i < k + \frac{\mu}{2}, l - \frac{\mu}{2} < j < l + \frac{\mu}{2}\}$ 和 $R_2 = \{C_{yz} \mid k - \frac{\xi}{2} < y < k + \frac{\xi}{2}, l - \frac{\xi}{2} < z < l + \frac{\xi}{2}\}$, 其中, $\mu < \xi$, $R_1 \subset R_2$, 设 $R_D = R_2 - R_1$, A_{kl} 检测 R_1 和 R_D , 如果 $\exists g_{ij} = 1 \wedge C_{ij} \in R_1$, 并且对于 $\forall C_{yz} \in R_D \wedge g_{yz} = 0$, 如图 6 双层加粗矩形窗口所示, 则认为该白色离散区域距离其他白色区域较远, 将其作为噪音去掉, 即对于 $\forall C_{ij} \in R_1$, 如果 A_{ij} 的状态 $g_{ij} = 1$, 则修改 $g_{ij} = 0$; 否则如图 6 加灰双层窗口所示, 其中的白色离散区域将作为血管片段保留。 R_D 的作用主要是用于度量 R_1 内离散区域到其他白色区域的距离, 以区分是噪音还是血管片段。具体描述过程如下。

过程 4 多窗口去噪

NoiseFilteringByDoubleWindow ($V_{\text{determined}}$)

foreach (C_{kl} in $V_{\text{determined}}$) {

 generate R_1 and R_2 ;

```

 $R_D = R_2 - R_1;$ 
foreach( $C_{ij}$  in  $R_1$ ) {
  if( $g_{ij} = 1$ ) {
    foreach( $C_{yz}$  in  $R_D$ ) {
      if all  $g_{yz} = 0$  {
        foreach( $C_{ij}$  in  $R_1$ ) {
          if( $g_{ij} = 1$ ) {
             $g_{ij} = 0;$  //完成噪声过滤 } } } }
        Check next  $C_{kl};$  } } }
return  $G_{n \times m};$ 

```

NoiseFilteringByDoubleWindow 过程在去噪的同时保留了细小的血管片段，能够提高血管分割的准确度；以窗口完全包含的方式实现离散区域的判断，而不需要以递归聚集邻域像素并统计像素个数的方式来计算区域大小，进而判断是否为离散区域，执行效率得到较大提高。

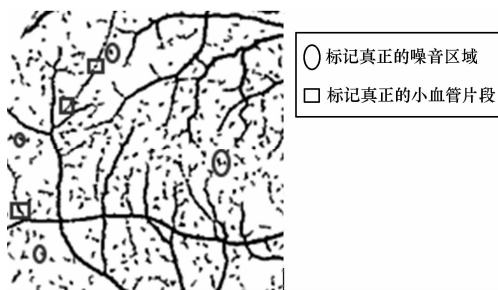


图 5 包含噪声和血管片段的分割结果



图 6 用于滤除真正噪声区域的双窗口示意

2.4 基于点特异度和自适应分类策略的血管分割算法

整个血管分割算法 SSVD 由基于点特异度的主血管分割、多主体自适应像素分类和多窗口去噪 3 个过程组成，具体算法描述如下。

算法 1 血管分割算法 SSVD

```

SSVD( $I_{n \times m}$ )
{

```

- 1) 初始化：计算点特异度矩阵 S 、血管数阈值 q 和 z 及点特异度阈值增量 κ ；
- 2) 基于点特异度的主血管分割：
执行 VesselDetectionByThreshold(S, q, z, κ) 得到 $V_{determined}$ 、 $B_{determined}$ 和 $C_{undetermined}$ ；
- 3) 多主体自适应像素分类：
执行 VesselDetectionbyMultiAgent ($C_{undetermined}$) 得到新的 $V_{determined}$ ；
- 4) 多窗口去噪：
执行 NoiseFilteringByDoubleWindow($V_{determined}$) 得到最终的分割结果矩阵 $G_{n \times m}$ 。

SSVD 算法分 3 阶段完成对眼底图像的血管分割。经过主血管分割之后， $C_{undetermined}$ 的像素个数远低于图像总像素数，由于主血管分割执行效率较高，时间复杂度为 $O(nm)$ ，而多主体自适应像素分类效率相对较低，时间复杂度为 $O(knm)$ (k 为 Agent 处理每个像素的平均次数)，同类型的分割算法 Frangi^[14]方法的时间复杂度为 $O(t^3nm)$ ，A Budai 等^[15]的时间复杂度为 $O(\log(t)nm)$ ，其中， t 为血管宽度，实际中 k 略大于 $\log(t)$ ，而由于多主体需要处理的像素数远低于 nm ，因此 SSVD 算法在提高准确度的同时能够大幅度提高算法的执行效率。

3 实验

为验证 SSVD 算法的有效性，以 DRIVE 眼底图像库为测试数据，该图像库包含有 40 幅眼底图像，每幅大小为 565×584 ，同时提供了由 2 位专家标识的标准结果图像(ground truth)以检验算法分割结果的准确度。

3.1 血管分割测试

首先执行基于点特异度的主血管分割 VesselDetectionByThreshold，设置 $\kappa=2$ ，则高点特异度阈值 $T_v = T_s + 2$ ，低点特异度阈值 $T_b = T_s - 2$ ，将高于 T_v 的血管点标注为白色得到的血管分割结果如图 7 所示。

由图 7 可以看出，基于高点特异度阈值 T_v 分割得到的 $V_{determined}$ 中基本为正确的血管像素，然而仍有部分血管像素遗漏在 $C_{undetermined}$ 中，需要执行多主体自适应像素分类过程 VesselDetectionbyMultiAgent，设置邻域半径 $R=8$ (血管的最大宽度)， $T_{PS} = T_{PI} = 0.75$ ， $T_h = 0.6$ ， $\alpha = 0.4$ ， $\varepsilon = 0.35$ ， $\xi = \sigma = 0.6$ 。得到的分割结果如图 8 所示。

图 7 通过设置高点特异性阈值 T_v 得到的血管分割结果

图 8 多主体自适应像素分类结果

VesselDetectionbyMultiAgent 过程由于图像中噪音及病变区域等的影响, 会误将部分背景像素划分为血管, 图 8 中表现为白色离散小区域(噪音), 因此执行多窗口去噪过程 NoiseFilteringByDoubleWindow, 由于噪音区域大小的多样性, 设置窗口 R_1 宽度 μ (μ 为 4~12), 窗口 R_2 宽度 ξ (ξ 为 6~14), 从而得到多个大小不一的窗口以尽可能多地捕获离散噪音区域。滤噪后的结果如图 9 所示。

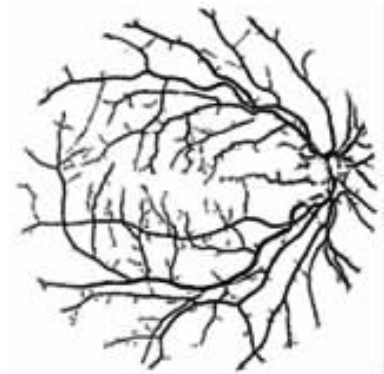


图 9 多窗口去噪结果

NoiseFilteringByDoubleWindow 通过双层窗口可以有效地区分噪音和小的血管片段, 对噪音区域

予以去除的同时保留小血管片段, 从而能够进一步提升算法分割血管的准确度。

3.2 算法性能分析

为了测试 SSVD 算法的分割性能, 使用准确度 (Acc) 和 ROC 曲线来评价血管分割结果。准确度定义为

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (7)$$

其中, TP 为正确识别的血管像素数, TN 为正确识别的背景像素数, FP 为误分割的血管像素数, FN 为遗漏的血管像素数。这里 Acc 为 DRIVE 中所有图像血管分割的平均准确度。

ROC 曲线用来评价算法对血管像素的正确识别率, 真阳性率 (TPR, true positive rate) 和假阳性率 (FPR, false positive rate) 定义为

$$TPR = \frac{TP}{N_v}, FPR = \frac{FP}{N_{mv}} \quad (8)$$

其中, N_v 为 Ground Truth 图像中标注的血管像素数, N_{mv} 为 Ground Truth 图像中标注的背景像素数。在 ROC 曲线中, 曲线越接近坐标区域的左上角, 曲线下的面积 AUC 越接近 1, 表示算法的性能越好。图 10 为 SSVD 算法对 DRIVE 数据库中眼底图像血管分割结果的 ROC 曲线。

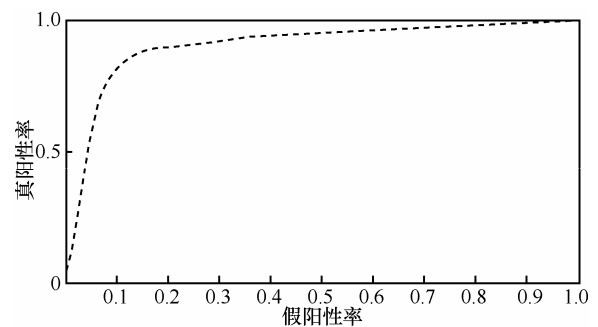


图 10 SSVD 算法 ROC 曲线

从图 10 中可以看出, 算法曲线接近左上角, 表示即使在假阳性率较低的情况下, 算法仍可以达到较高的准确度。

表 1 中列出了 2000 年至今的一些血管分割算法的 Acc 和 AUC 数据^[16-29], 可以分为监督和无监督 2 大类, 通过表中数据可以看出, SSVD 算法的平均准确度 Acc 及 ROC 曲线下面积 AUC 要高于表中其他算法。

图 11 给出了 SSVD 算法在 3 个不同阶段的血

表 1 血管分割算法的准确度和 ROC 面积数据

序号	类型	方法	年	Acc	AUC
1		2nd observer	—	0.947 0	N/A
2		文献[16]方法	2001	0.937 7	0.898 4
3		文献[17]方法	2003	0.921 2	0.911 4
4		文献[18]方法	2006	0.945 2	N/A
5	无监督	文献[19]方法	2009	N/A	N/A
6		文献[20]方法	2010	0.947 2	0.961 4
7		文献[21]方法	2011	0.945 8	N/A
8		文献[22]方法	2011	0.943 0	N/A
9		文献[23]方法	2011	0.943 4	N/A
10		文献[24]方法	2004	0.941 6	0.929 4
11		文献[25]方法	2006	0.946 6	0.961 4
12		文献[26]方法	2004	0.944 1	0.952 0
13	监督	文献[8]方法	2007	0.959 5	0.955 8
14		文献[27]方法	2010	0.959 7	0.956 1
15		文献[28]方法	2011	0.945 2	0.958 8
16		文献[29]方法	2012	0.953 4	0.976 8
17		SSVD 方法	2015	0.954 0	0.977 9

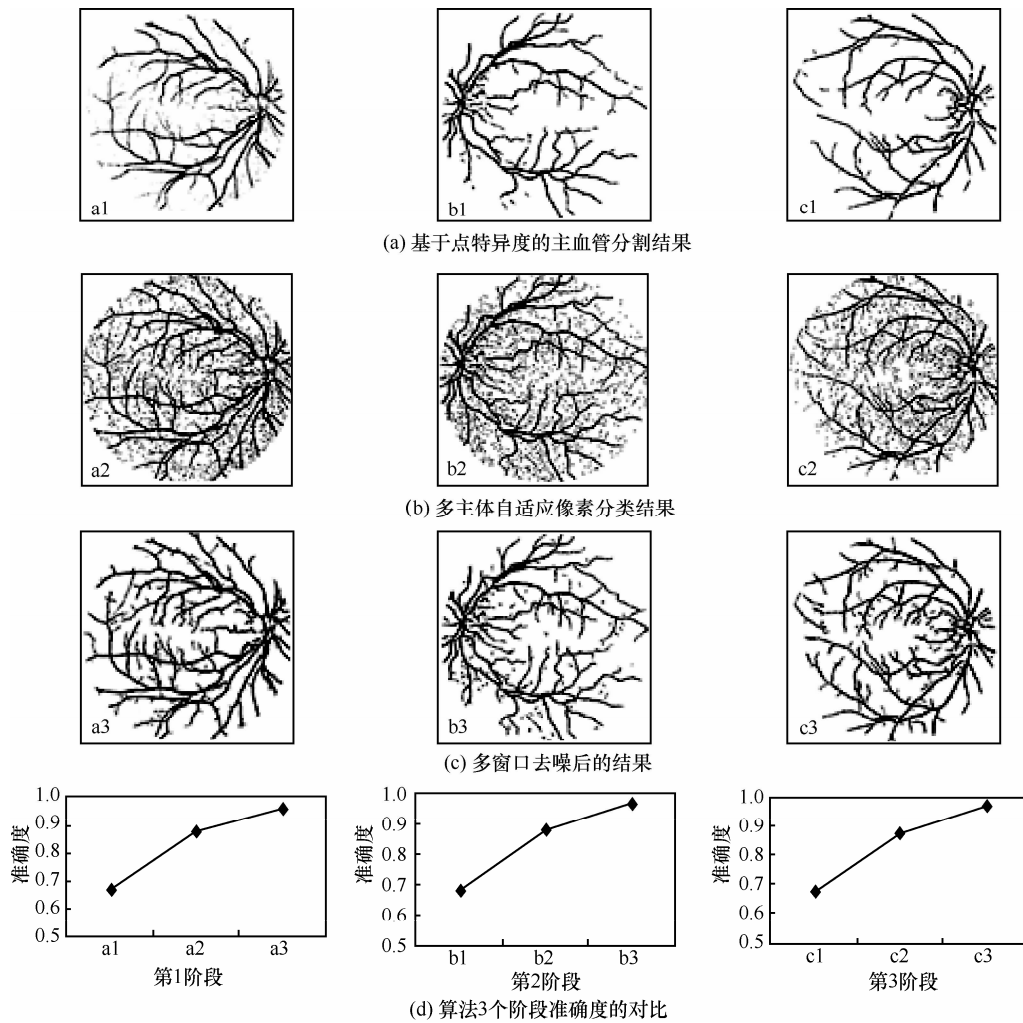


图 11 SSVD 算法各阶段血管分割结果及准确度 Acc 对比

管分割结果,可以看出血管分割的准确度 Acc 随着分割阶段的深入逐步提高,而且算法在血管中央高亮带、分支或交叉区域、视盘区域等的分割准确度上都有明显改善。通过 DRIVE 数据库中眼底图像的分割测试结果表明,SSVD 算法比现有其他算法具有更好的血管分割准确度。

算法分为 3 个阶段完成对血管的分割:第 1 阶段基于阈值判断,可以完成大部分像素的分类,执行过程简单高效;第 2 阶段基于多 Agent 自适应分类,Agent 之间并行处理剩余的少量像素,分割时间也得到大幅度缩减;第 3 阶段的多窗口去噪以窗口大小代替传统递归区域增长的方式确定噪音区域面积,简单高效,因此算法整体执行效率得到大幅度改进。表 2 给出了 SSVD 算法与现有其他一些典型算法对 DRIVE 数据库眼底图像中的血管分割平均时间对比^[7,24,30,31],表明算法具有更高的分割效率。

表 2 SSVD 算法与现有其他算法的血管平均分割时间对比

算法	运行时间/s
SSVD 算法	23.03
文献[30]算法	31.7
文献[31]算法	150
文献[7]算法	180
文献[24]算法	900

4 结束语

眼底血管的自动分析在医学应用和科学研究上具有非常重要的意义。为了分析血管参数,首先需要进行血管分割。本文提出基于点特异度和自适应分类策略的血管分割方法,着重从以下几个方面改进现有方法中存在的不足:1) 不进行图像预处理,避免因为平滑造成血管边缘细节的丢失,以保证细小血管的提取;但同时噪音、光照不均等的存在会造成血管的误分割,通过设置高点特异度阈值、自适应分类策略和多窗口去噪,可以有效清除二者的影响;2) 在点特异度计算中引入视盘特征因子,可以减弱甚至消除视盘对血管分割的影响;3) 在多尺度点特异度阈值范围内,Agent 能够充分利用邻域 Agent 的状态信息来自适应修订自身状态,从而能够在一定程度上解决血管中心高亮区域被遗漏的问题,而且由于不需要对血管分支和交叉区域建模,所以对于这部分区域的分割也取得了较好的结果;4) 使用双层邻域滤除离散噪音区域,从而可以保留细

小的血管片段,提高算法分割的准确度。

从结果图中可以看到,仍有部分血管被遗漏或间断,未来的工作将对这些问题进行改进,并实现血管曲度和膨胀度等的自动分析。

参考文献:

- [1] WASAN B, CERUTTI A, FORD S, *et al.* Vascular network changes in the retina with age and hypertension[J]. *Journal of Hypertension*, 1995, 13(12): 1724-1728.
- [2] WONG T Y, MCLINTOSH R. Hypertensive retinopathy signs as risk indicators of cardiovascular morbidity and mortality[J]. *British Medical Bulletin*, 2005,73(1):57-70.
- [3] SUSSMAN E J, TSIARAS W G, SOPER K A. Diagnosis of diabetic eye disease[J]. *The Journal of the American Medical Association*, 1982,247(23):3231-3234.
- [4] WONG T Y, KLEIN R, COUPER D J. Retinal microvascular abnormalities and incident stroke: the atherosclerosis risk in communities study[J]. *The Lancet*, 2001,358(9288):1134-1140.
- [5] WONG T Y, KLEIN R, SHARRETT A R. Retinal arteriolar diameter and risk for hypertension[J]. *Annals of Internal Medicine*, 2004, 140(4): 248-255.
- [6] STAAL J, ABRAMOFF M, NIEMEIJER M, *et al.* Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 23: 501-509.
- [7] SOARES J V B, LEANDRO J J G, CESAR R M. Retinal vessel segmentation using the 2D gabor wavelet and supervised classification[J]. *IEEE Trans Med Imag*, 2006.1214-1222.
- [8] RICCI E, PERFETTI R. Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2007, 26: 1357-1365.
- [9] LIU J, TANG Y Y. Adaptive image segmentation with distributed behavior-based agents[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999,21(6):544-551.
- [10] RICHARD N, DOJAT M, GARBAY C. Automated segmentation of human brain MR images using a multi-agent approach[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2004,30(2):153-176.
- [11] BOVENKAMP E G P, DIJKSTRA J, BOSCH J G. Multi-agent segmentation of IVUS images[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(4): 647-663.
- [12] 窦全胜, 李国江, 史忠植等. 三维网格空间上的自组装模型[J]. *自动化学报*, 2012, 38(10): 1595-1601.
- [12] DOU Q S, LI G J, SHI Z Z, *et al.* Collective self-assembly model on three-dimensional grid space[J]. *Acta Automatica sinica*, 2012, 38(10): 1595-1601.
- [13] 姜平, 窦全胜, 王晶. 基于局部自适应点特异度阈值的眼底图像血管分割方法研究[J]. *南京大学学报(自然科学版)*, 2015, 51(1): 165-173.
- [13] JIANG P, DOU Q S, WANG J. Method for vessel segmentation on retinal image based on local adaptive pixel specificity threshold[J]. *Journal of Nanjing University(Natural Science)*, 2015, 51(1):165-173.
- [14] FRANGI A F, NIESSEN W J, VINCKEN K L, *et al.* Multiscale Vessel Enhancement Filtering[M]. Springer, Heidelberg, Germany, 1998.
- [15] BUDAI A, BOCK R, MAIER A, *et al.* Robust vessel segmentation in fundus images[J]. *International Journal of Biomedical Imaging*, Ger-

- many,2013.
- [16] ZANA F, KLEIN J. Robust segmentation of vessels from retinal angiography[A]. Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing[C]. 1997.1087-1090.
- [17] JIANG, MOJON D. Adaptive local thresholding by verification-based multi-threshold probing with application to vessel detection in retinal images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25:131-137.
- [18] MENDONÇA A, CAMPILHO A. Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25: 1200-1213.
- [19] AL-DIRI B, HUNTER A, STEEL D. An active contour model for segmenting and measuring retinal vessels[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009,28: 1488-1497.
- [20] LAM B, GAO Y, LIEW A. General retinal vessel segmentation using regularization-based multiconcavity modeling[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010,29:1369-1381,
- [21] MIRI M S, MAHLOOJIFAR A. Retinal image analysis using curvelet transform and multistructure elements morphology by reconstruction[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011,58: 1183-1192.
- [22] FRAZ M M, BARMAN S A, REMAGNINO P, *et al.* An approach to localize the retinal blood vessels using bit planes and centerline detection, Computer methods and programs in biomedicine[J]. Press, Corrected Proof, 2011,108(2):600-616.
- [23] YOU X, PENG Q, YUAN Y, *et al.* Segmentation of retinal blood vessels using the radial projection and semi-supervised approach, Pattern Recognition[J]. 2011,44: 2314-2324.
- [24] NIEMEIJER M, VANGINNEKEN B, ABRAMOFF M. A linking framework for pixel classification based retinal vessel segmentation[A]. SPIE Medical Imaging[C]. 2009.
- [25] SOARES J, LEANDRO J, JNOR R. Retinal vessel segmentation using the 2-D gabor wavelet and supervised classification[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25: 1214-1222.
- [26] STAAL J, ABRAMOFF M, NIEMEIJER M. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004,23:501-509.
- [27] LUPASCU C A, TEGOLO D, TRUCCO E. Retinal vessel segmentation using adaboost, information technology in biomedicine[J]. IEEE Transactions on, 2010, 14: 1267-1274.
- [28] MARTI R, ZWIGGELAAR R, *et al.* Automatic registration of mammograms based on linear structures[A]. Information Processing in Medical Imaging[C]. Springer Berlin Heidelberg, 2001, 2082: 162-168.
- [29] FRAZ M M, REMAGNINO P, *et al.* Blood vessel segmentation methodologies in retinal images-a survey[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine[J]. 2012,108:407-433.
- [30] ESPONA L, CARREIRA M J, *et al.* Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications[M]. Berlin, Germany: Springer, 2008, 5197.
- [31] MENDONÇA A M, CAMPILHO A. Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(9):1200-1213.

作者简介:



姜平 (1979-), 男, 山东烟台人, 山东工商学院讲师, 主要研究方向为医学图像处理、机器学习等。



窦全胜 (1971-), 男, 山东烟台人, 博士, 山东工商学院教授, 主要研究方向为智能计算和数据挖掘、复杂自适应系统及其应用等。