



基于融合滤波与反光抑制的巩膜血管 分割算法研究*

范明轩¹⁾ 马宗庆^{1)**} 高楚翔¹⁾ 石艺璇²⁾ 张滋航¹⁾ 贾哲轩¹⁾

樊凡¹⁾ 黄国亮²⁾ 朱疆^{1)**}

(¹⁾ 北京信息科技大学仪器科学与光电工程学院, 光学成像与医学仪器实验室, 北京 102206;

(²⁾ 清华大学生物医学工程学院, 北京 100084)

摘要 目的 在中医理论中, 目为“五脏六腑之精气”所注, 巩膜(即白睛)表面的血管形态与色泽变化是判断人体气血盛衰及脏腑病变的重要依据。然而, 传统目诊依赖医者主观经验, 且现有的血管分割算法在面对巩膜图像特有的强反光干扰、微血管对比度低以及复杂纹理等方面时常出现误检与血管断裂现象。对此, 本研究提出了一种融合 Frangi-Sato 双滤波器自适应增强与像素级反光检测的巩膜血管分割方法。**方法** 首先, 利用 Frangi 与 Sato 滤波器的互补特性, 通过多尺度加权融合策略, 在增强主干血管连续性的同时提升末梢血管的检测灵敏度; 其次, 设计了基于多特征协同的像素级反光检测模块, 利用信息熵、梯度及亮度统计特征剔除高光伪影; 最后, 提出基于核心保护的双级自适应阈值策略, 在去噪的同时保持血管拓扑结构的完整性。**结果** 在临床采集数据集与公开数据集上的实验结果表明, 所提方法在 Dice 系数、灵敏度及血管拓扑完整性等关键指标上均优于传统的对比方法及经典深度学习模型, 特别是在强反光场景下表现出良好的鲁棒性。**结论** 本研究实现了巩膜血管的高完整性自动分割, 为中医目诊的数字化与智能化提供了可能的技术支撑。

关键词 中医目诊, 巩膜血管分割, 融合滤波, 反光抑制

中图分类号 TP391.4, R318

DOI: 10.3724/j.pibb.2026.0064

CSTR: 32369.14.pibb.20260064

在中医理论中, 望诊居“望闻问切”四诊之首, 承载着“有诸内者, 必形诸外”的整体诊疗观。目不仅为“肝之窍、心之使、血之宗”, 更是五脏六腑精气汇聚之处, 通过经络与内脏紧密相连^[1]。依据“五轮学说”, 白睛(即巩膜)属“气轮”应肺, 其表面微血管的形态(如粗细、曲张)、颜色(如鲜红、浅淡)及其分布特征, 是反映人体气血充盈、经络通畅及脏腑功能状态的“晴雨表”^[2]。例如, 血管根部粗大分叉多提示血瘀, 鲜红怒张多属实热, 而颜色浅淡则对应虚寒^[3]。然而, 传统望诊高度依赖医者主观经验, 存在难以量化、重复性差等局限。利用计算机视觉技术自动准确地进行巩膜血管分割是实现中医特征量化、推动中医目诊客观化的必要前提。

然而, 巩膜血管分割是一项极具挑战性的任务, 首先, 巩膜血管网络主干粗壮与细微末梢交织且形态各异, 如何在保持主干血管连续性的同时, 兼顾低对比度微血管的灵敏检测, 是该任务的首要

难题; 其次, 巩膜湿润表面因强反光形成高亮伪影, 其伴随的强边缘梯度易对血管分割造成干扰, 导致血管拓扑结构混乱; 最后, 复杂的纹理噪声往往会使分割结果出现血管断裂或丢失的现象, 单纯依靠灰度阈值难以维持血管结构的完整性与稳定性。

当前医学图像血管分割方法主要分为传统图像处理与深度学习两大类。对于巩膜血管分割, 早期研究主要聚焦于人工设计的特征增强与提取技术, 涵盖了基于阈值、滤波器及小波变换等经典策略。在具体实现上, Derakhshani 等^[4]提出了一种结合二值化与 Otsu 阈值的区域生长法来提取血管主干,

* 国家重点研发计划(2022YFC3502300, 2022YFC3502301)和北京市属高校基本科研业务费(bistu71E2510931)资助项目。

** 通讯联系人。

马宗庆 Tel: 010-80187460, E-mail: zqma@bistu.edu.cn

朱疆 Tel: 010-80187460, E-mail: jiangzhu@bistu.edu.cn

收稿日期: 2026-01-31, 接受日期: 2026-04-15

但该方法依赖于人工设定种子点,自动化程度有限;为克服交互式操作的弊端,Zhu等^[5]使用Frangi滤波器,实现了巩膜血管的自动提取。但是,传统滤波器存在对反光敏感、对不同粗细血管响应不均以及易产生假阳性噪声等缺陷^[6];Zhou等^[7]设计了基于Gabor小波的增强与二值化算法,通过多方向小波滤波器有效应对了巩膜血管的复杂拓扑结构,但该方法计算量大、处理速度较慢,且易将反光边缘识别为血管。

以U-Net^[8]、Unet++^[9]、TransUnet^[10]为代表的深度学习方法已在如眼底视网膜血管分割等医学图像分割任务中取得了丰硕成果^[11-13],但其在巩膜血管分割领域的研究却较为稀缺,这是因为使用深度学习进行巩膜血管分割具有较为明显的局限性。首先,深度学习模型依赖大规模高质量标注数据,但巩膜图像标注成本高且难以覆盖典型证型^[14];其次,临床光照与个体差异导致的域偏移,易削弱模型泛化能力^[15];最后,深度学习的“黑盒”特性难以满足中医目诊对形态学可解释性的需求。相比之下,基于血管几何与灰度特性的传统方法具有无需训练、数据依赖量小且物理意义明确的优势,更适配巩膜血管分割任务及其在中医望诊中的应用场景。

基于上述分析,本文创新性地结合了Frangi^[16]滤波器对细小血管的敏感性与Sato^[17]滤波器对主干血管的稳定性,通过加权多尺度融合策略,兼顾不同管径血管的检测,并能够根据中医诊

断重点灵活调节灵敏度。同时,针对反光干扰,本文设计了基于多特征协同的反光检测模块,通过多维特征分析与形态学验证剔除反光伪影,并结合血管主干核心保护的自适应阈值与去噪,最终实现高完整性、抗干扰且具备良好临床可解释性的巩膜血管分割。

1 基于融合滤波与反光抑制的巩膜血管分割算法

1.1 算法整体架构

本文提出的巩膜血管分割算法采用模块化处理策略,旨在从复杂巩膜背景中实现血管的准确分割。算法整体流程如图1所示。首先,输入图像预处理模块,利用双边滤波与限制对比度自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE)算法协同增强局部对比度并抑制非结构化噪声。针对镜面反射伪影,算法使用基于HSV色彩空间、梯度场、信息熵及统计特性的多特征融合反光检测与抑制机制,有效缓解高光对血管分割的干扰。在此基础上,血管增强模块采用多尺度策略,融合Frangi与Sato滤波器的响应特性,提升不同管径血管的响应。随后,通过全局基准阈值确定血管主体骨架掩模,并结合局部剪枝策略优化边缘细节,初步提取血管形态。最后,算法执行包含骨架化拓扑修复、粘连去除以及多维连通域验证的精细化处理,确保血管网络的拓扑连续性与形态真实性,最终输出高完整性的血管掩模。

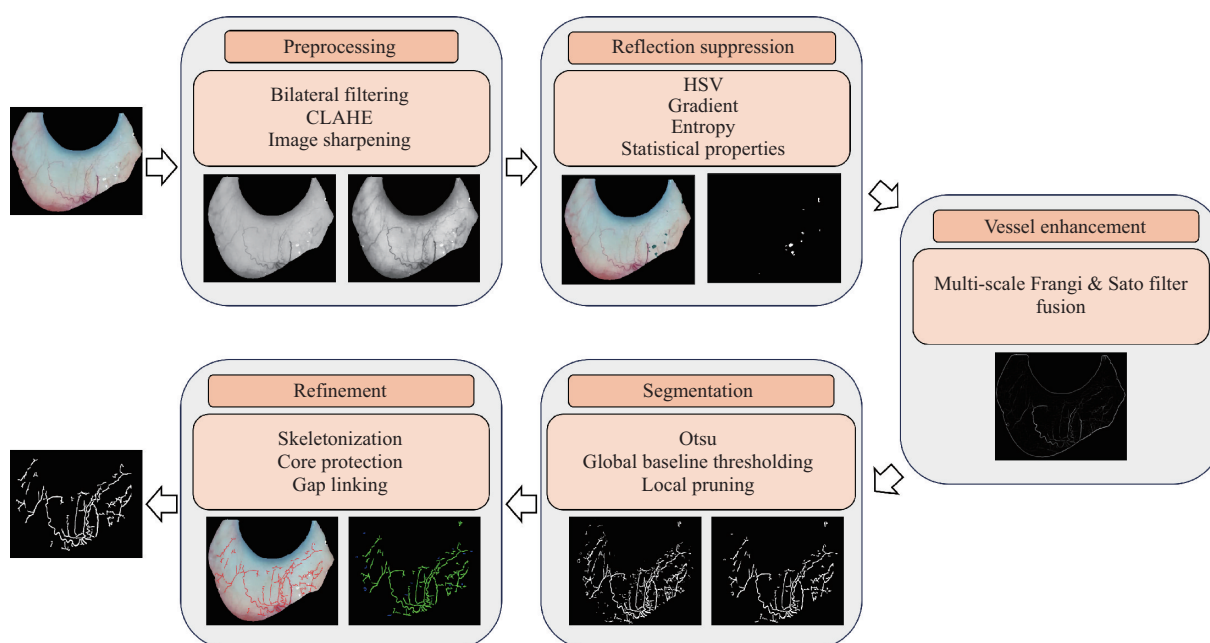


Fig. 1 Flowchart of the proposed algorithm

1.2 反光区域检测与抑制

反光伪影是巩膜血管分割的主要干扰源, 常导致血管检测产生大量假阳性, 正常眼底组织包含丰富的微观结构, 如血管纹理、色素分布和细胞结构, 局部亮度分布呈现较高的随机性。而反光区域由于光线的镜面反射或散射, 局部区域内的亮度分布较为均匀, 缺乏纹理变化, 且反光区域与巩膜交界处会呈现强亮度变化。基于上述特征差异的观察, 本文构建了包含纹理复杂度、几何边缘结构与色度统计的多维特征空间, 利用改进的灰度量化快速熵计算高效表征纹理特征, 结合双边滤波梯度定位反光边界, 辅以HSV色度空间特性(亮度、饱和度和等), 通过取低熵纹理区、强梯度边缘及HSV高亮区多特征融合实现鲁棒的反光识别。

1.2.1 基于快速熵计算的纹理复杂度分析

巩膜组织包含丰富的微细血管与色素纹理, 局部灰度呈现随机性, 而反光区域内部平滑且缺乏细节, 对此可通过纹理复杂度分析识别反光区域。信息熵是衡量纹理复杂度的理想指标, 能够有效表征巩膜组织与反光区域的纹理差异, 但传统熵计算效率低下。为此, 本文设计了一种基于非线性量化与积分图加速的快速熵计算策略。

首先, 为保留主要纹理结构的同时降低计算维度, 对原始图像 $I(x, y)$ 进行灰度级压缩量化:

$$I_q(x, y) = \left\lfloor \frac{I(x, y)}{256} \cdot 16 \right\rfloor \quad (1)$$

基于量化图像 I_q , 利用均值滤波算子快速构建尺寸为 w 的局部邻域内的概率分布, 使得局部统计耗时不再随窗口扩大而增加, 将整体运算的时间复杂度由传统方法的 $O(n^2 w^2)$ 显著优化至 $O(n^2)$, 从而实现了计算开销与窗口大小 w 的解耦。随后依据公式2计算局部信息熵:

$$H(x, y) = - \sum_{b=0}^{15} p_b(x, y) \log_2 p_b(x, y) \quad (2)$$

为验证上述优化算法的优势, 本文在分辨率为 512×512 的测试图像上进行了基准性能对比实验, 传统的基于滑动窗口的熵计算方法耗时1.77 s, 而采用本文优化算法将耗时降至0.05 s。该优化显著提升了熵计算速度, 使本文算法能够高效检测低熵区域从而提取亮度未饱和但纹理平滑的潜在反光干扰区域。

1.2.2 基于双边滤波的梯度边缘定位

反光区域通常伴随强烈的亮度跃变, 形成清晰

的边缘结构, 这种强梯度边缘特征可为反光区域识别提供重要依据。然而, 直接计算梯度易受噪点干扰, 影响反光识别的准确性。因此, 本文在梯度计算前引入双边滤波作为预处理, 在平滑非结构化噪声的同时, 最大程度保持反光边缘的锐度。根据实验经验, 算法设置滤波器直径 $d = 9$, 并将空间域标准差 σ_s 与值域标准差 σ_v 均设为75。该参数设置能够容忍反光内部的亮度波动, 将其平滑为均匀区域, 同时由于反光边缘的亮度差远超 σ_v , 滤波过程能够有效截断边缘处的平滑权重, 从而最大程度地保持反光轮廓的锐度。对双边滤波后的图像 I_b 使用Sobel算子计算 x 和 y 方向的一阶偏导数, 梯度幅值定义如公式3所示:

$$\nabla I(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial I_b}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I_b}{\partial y}\right)^2} \quad (3)$$

得到的强梯度边缘既可作为反光区域的几何约束, 又可有效防止反光边界在后续处理中发生形态弥散。

1.2.3 多特征融合与反光抑制

在上述纹理及边缘特征提取的基础上, 为进一步提升反光区域识别的准确性与鲁棒性, 本文构建了一种多维特征协同融合机制, 以实现反光区域的精准识别。具体而言, 将HSV色度与亮度的高灵敏度特性取并集, 以最大程度覆盖潜在反光区域, 然后, 耦合纹理熵与边缘梯度的高特异性作为空间约束, 通过特征间的优势互补实现反光区域精准定位。得到反光区域后, 本文未采取在血管分割结果中“剔除”反光区域的粗放式处理方式, 而是创新性地引入了反光区域先验修复机制, 在进行滤波血管增强之前利用反光掩模将原始图像中的高光区域填充为局部背景的灰度均值。该策略可有效消除反光区域在Hessian矩阵计算中产生的强梯度响应, 从源头阻断了滤波器将反光边界误判为血管结构的可能。

1.3 Frangi-Sato融合滤波器与多尺度血管增强

巩膜血管网络具有显著的多尺度特性, 兼具粗大的主干血管及细微的毛细血管, 且背景中常存在多种噪声干扰。现有的单一尺度滤波器难以同时兼顾不同粗细血管的响应。对此, 本文提出了一种基于Hessian矩阵特征值分析的混合滤波策略, 通过融合Frangi滤波器对微细血管几何形态的精细捕捉能力与Sato滤波器对主干血管的连续性保持能力, 实现血管结构保真度增强。

算法首先在多尺度空间下对图像施以高斯平滑以抑制噪声,随后逐像素计算图像的Hessian矩阵,以捕获图像亮度的二阶局部结构信息。对Hessian矩阵进行特征值分解,可得到特征值 λ_1 和 λ_2 (按绝对值大小排序,即 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2|$),这两个特征值对应局部结构的几何属性, λ_1 对应血管轴向(曲率最小方向)的变化, λ_2 对应血管横截面方向(曲率最

大方向)的变化。对于管状结构,理想情况下应满足 $|\lambda_1| \approx 0$ 且 $|\lambda_2| \gg 0$ 。

为准确区分管状结构与板状或球状结构,Frangi滤波器构建了两个几何判别算子 R_b 和 S ,其中 $R_b = |\lambda_1|/|\lambda_2|$ 用于衡量斑点状伪影, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$ 用于衡量整体结构强度,血管响应函数定义如下:

$$V_{\text{Frangi}}(\sigma) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{R_b^2}{2\beta^2}\right) \cdot \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right), & \lambda_2 > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中,参数 β 控制对非管状结构的抑制敏感度, c 用于调节对背景噪声的容忍度,根据实验经验,本文设置 $\beta=0.3$, $c=10$ 。条件 $\lambda_2 > 0$ 确保算法仅响应暗色管状结构。值得注意的是,针对细小血管信号微弱、易断裂的问题,本文引入了微血管增益机制,当检测尺度 $\sigma < 2$,即小于“主干血管”与“细微血管”的临界点时,对滤波器响应施加1.2倍的增益系数,从而提升末梢血管检出率。

Frangi滤波器虽对几何形状具有良好的选择性,但在低对比度区域易产生断裂。为此,本文使用简化的Sato滤波器作为补充,如公式5所示,直接利用主曲率特征值捕获血管的强度信息。该策略可为血管主干提供连续且强劲响应基础,有效弥补Frangi滤波器在复杂纹理处的响应缺失。

$$V_{\text{Sato}}(\sigma) = \begin{cases} |\lambda_2|, & \lambda_2 > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

为覆盖不同直径的血管,算法构建了多尺度空间 $\sigma \in \{0.8, 1.5, 2.5, 3.5\}$,分别对应细小血管、中等血管、粗大血管和主干血管。由于在中医目诊领域粗血管和细血管均可提供对应病理信息,因此本文设置可自由调节的尺度权重,例如 $w \in \{0.8, 1.0, 1.2, 1.5\}$,以强化主干血管的连续性。在每个尺度上,采用“最大值融合”策略以结合两种滤波器的优势,如公式6所示:

$$V_{\text{combined}}(\sigma) = w(\sigma) \cdot \max(V_{\text{Frangi}}(\sigma), 0.8 \cdot V_{\text{Sato}}(\sigma)) \quad (6)$$

其中,系数0.8用于平衡Sato滤波器较大的响应幅值,防止其掩盖Frangi的几何细节。最终的血管增强图通过对所有尺度的响应进行最大强度投影获得:

$$V_{\text{final}}(x,y) = \max_{\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}} V_{\text{combined}}(\sigma; x,y) \quad (7)$$

上述融合方案既保留了Frangi滤波器对细微血

管的高灵敏度,又通过Sato滤波器和加权策略增强了主干血管的连通性,为后续二值化分割提供高质量的血管响应图。

1.4 基于核心保护的阈值自适应掩模生成

将连续的血管概率响应图转化为二值掩模是实现血管分割的关键步骤。传统的全局固定阈值法难以适应巩膜图像中显著的光照变化与血管管径差异,高阈值会导致末梢血管断裂,低阈值则引入大量粘连噪声。对此,本文提出了一种由全局到局部的双级自适应阈值设定策略。

由于不同受试者的巩膜图像背景亮度存在差异,硬性设定数值阈值缺乏灵活性。本文首先采用最大类间方差法(Otsu)对血管响应图进行统计分析,动态获取适应当前图像特征的基准阈值。然而,传统的Otsu算法倾向于分割强边缘目标,常导致弱血管漏检。为此,本文引入灵敏度调节因子 α ,该调节因子根据当前图像的血管响应进行动态赋值,构建全局自适应初始阈值:

$$T_{\text{global}} = \alpha \cdot \text{Otsu}(I_{\text{response}}) \quad (8)$$

此策略利用Otsu的统计特性自适应确定噪声基线,并通过 α 因子下探阈值下限,确保响应微弱的潜在血管结构能被初步保留。初筛后的结果虽可保留丰富细节,但也会引入血管间的粘连噪声。为在去噪的同时不破坏主干血管结构,本文使用基于空间位置的局部差异化剪枝算法。该方法不再对所有像素使用统一标准过滤,而是根据像素点的拓扑属性动态调整判定阈值。具体来说,首先利用距离变换提取血管的拓扑骨架,定义距离背景超过局部管径 $1/3$ 的区域为高置信度的“血管核心区(S_{core})”。随后,对于掩模内的任意像素点 p ,根据其空间位置定义自适应阈值函数 T_{local} :

$$T_{\text{local}}(p) = \begin{cases} T_{\text{strict}} & \text{if } p \in S_{\text{core}} \\ T_{\text{loose}} & \text{if } p \notin S_{\text{core}} \end{cases} \quad (9)$$

其中, T_{strict} 为保护性阈值, 适用于血管核心区, 该区域内即使响应较弱也判定为真血管, 防止主干断裂; T_{loose} 为过滤性阈值, 适用于边缘区, 要求该区域的像素必须具有较强响应才可保留。该差异化策略有效地剥离了附着在血管边缘的弱连接噪声, 同时保留了较为完整的血管主体骨架。基于上述核心保护的自适应阈值策略, 算法分割血管掩模时较大程度地保持了巩膜血管网络的完整性与连通性。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据与设置

为评估本文所提出的血管分割算法, 基于临床采集的眼部图像数据集进行实验。该临床数据集经过巩膜区域分割后作为算法的输入图像, 原始图像及分割后的巩膜图像示例如图2所示。数据集共包含750张巩膜图像, 全部用于算法的定性评估, 并从中选取了13张图像, 由专家进行血管真实值标注, 以用于算法的定量评估。考虑到临床数据集缺

乏大规模标注数据, 且本文所提方法属于传统算法范畴, 本文采用具有代表性的传统方法, 包括 Frangi^[18]、Coye^[19]、NMC^[20]、BCOSFIRE^[21] 及无监督模型 MorphSnakes^[22] 作为对比方法, 以验证算法的有效性。需要说明的是, 尽管部分传统算法提出时间较早, 但其凭借稳健的物理与几何可解释性, 常被视为本领域的基准方法, 为确保对比的公平性与前沿性, 本研究选取的对比版本均为其近年来经优化改进的高性能变体。进一步地, 为验证算法的泛化能力, 本文使用 SBVPI (Sclera Blood Vessels, Periocular and Iris)^[23] 开源数据集进行了补充实验, 该数据集提供了部分血管标注信息, 因此在该数据集上进行了更广泛的定量与定性对比, 除了与 Frangi、NRLT^[24] 等传统方法进行对比外, 还引入了基于深度学习的代表性有监督分割模型 UNet、UNet++ 和 TransUNet 作为对比方法, 并进一步与当前先进的 CS-Net^[25] 及 RV-GAN^[26] 模型进行了对比。SBVPI 数据集共含有128张巩膜血管图像, 本文将其中118张作为深度学习模型的训练集, 剩余10张作为算法和模型的测试集。

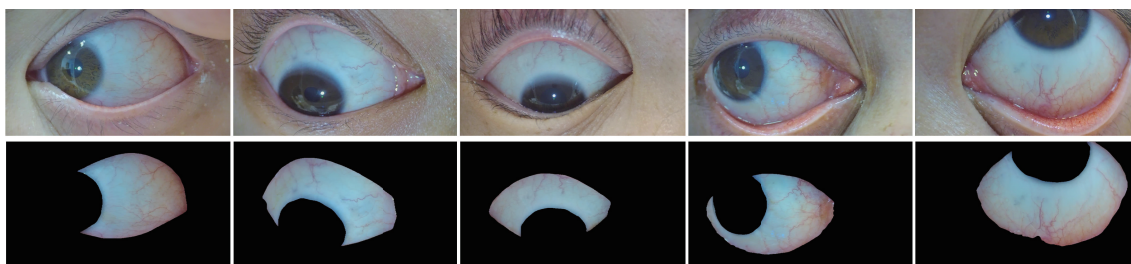


Fig. 2 Examples of sclera segmentation

2.2 评价指标

考虑到巩膜血管具有结构细微、末梢丰富且易受反光干扰的特点, 为定量评估巩膜血管分割算法的性能, 本文从像素级精度和拓扑结构完整性两个维度选取了5个评价指标, 即 Dice 系数 (Dice coefficient)、交并比 (intersection over union, IoU)、灵敏度 (sensitivity)、特异性 (specificity) 以及中心线 F1 分数 (centerline F1-score)。令 TP (true positive) 表示被正确分割为血管的像素数, TN (true negative) 表示被正确识别为背景的像素数, FP (false positive) 表示将背景误判为血管的像素数, FN (false negative) 表示将血管误判为背景的像素数, P 为算法预测的血管区域点集, G 为

标注的真实血管点集, S 为对真实掩模细化后的血管中心骨架, 各评价指标定义如下。

Dice 系数与交并比 IoU 的定义分别为 $2TP/(2TP+FP+FN)$ 和 $TP/(TP+FP+FN)$, 二者用于衡量预测分割结果与真实标注间的集合重叠程度, 是评估分割准确性的核心指标。灵敏度的定义为 $TP/(TP+FN)$, 其反映了算法对血管像素的检出能力。特异性用于评估算法对背景区域的正确识别能力, 其定义为 $TN/(TN+FP)$ 。由于巩膜图像中常存在反光、斑点等噪声干扰, 高特异性意味着算法具有较强的抗干扰能力, 能有效抑制假阳性, 但过分追求高特异性往往会导致模型对弱对比度边界和细小分支产生过度抑制, 破坏微细血管的连通性与拓扑完

整性。

仅依赖像素级指标难以全面反映血管网络的连通性与拓扑结构，这是由于传统的重叠度指标过度依赖像素占比，粗大血管的微小边界误差会主导评估结果，而微细血管的拓扑断裂对整体指标的惩罚却较小。针对血管分割中常见的断裂问题，本文进一步引入中心线F1分数作为评价指标。该指标通过对分割掩模进行骨架化处理，评估预测骨架与真实骨架的一致性^[27]。其核心优势在于，骨架化过程将所有血管降维至单像素宽度，消除血管粗细带来的权重差异，从而能够敏锐地捕捉到局部血管网络的中断。中心线F1分数为中心线精确率 P_{cl} 和中心线灵敏度 R_{cl} 的调和平均数，具体定义如下：

$$P_{cl} = \frac{Length(S_p \cap_{tol} G)}{Length(S_p)}, R_{cl} = \frac{Length(S_c \cap_{tol} P)}{Length(S_c)} \quad (10)$$

$$Centerline F1 = \frac{2 \cdot P_{cl} \cdot R_{cl}}{P_{cl} + R_{cl}} \quad (11)$$

2.3 定量评估

为验证算法的有效性，本文分别在私有数据集和SBVPI数据集上进行了定量对比分析。如表1所示，在私有数据集中，本文方法在除Specificity外的各项指标中均取得了最优结果，其中，Dice系数和中心线F1分数相较于次优方法分别高出约25%和19%，表明了所提算法在血管区域提取完整性与连续性保持方面具有明显优势。在SBVPI数据集上的对比结果如表2所示，总体而言，各方法在像素级重合度方面的表现均不突出。分析其原因，考虑一方面是巩膜血管本身形态复杂，同时准确分割不同粗细血管极具挑战，另一方面，该数据集的部分标注在部分血管密集区域采用了“块状涂抹”方式，这在一定程度上引入了标签歧义，这不仅影响定量指标计算的准确性，也可能使有监督学习模型难以学习到清晰的血管边界。相比之下，本文方法在该数据集上仍取得了整体上最优的性能。值得说明的是，在中医目诊临床实践中，血管主干的拓扑形态与走向的准确性具有重要诊断价值，考虑到微细血管人工标注本身存在的复杂性与主观性，本文参考Shit等^[27]提出的拓扑感知评估理念，在血管匹配中引入了两个像素的距离容忍度进行补充测试。在放宽容忍度后，本文方法在私有数据集上的Dice系数大幅提升至0.834 9，在SBVPI上也达到了0.673 0。这表明，算法产生的绝大多数误差源于微小的边缘偏移和标注边界的模糊，而对血管主干的定位整体较为准确。

Table 1 Quantitative comparison on the private dataset

Method	Dice	IoU	Sensitivity	Specificity	Centerline F1-score
Frangi	0.369 7	0.232 5	0.319 8	0.998 4	0.351 5
Coye	0.532 3	0.386 7	0.615 1	0.997 8	0.574 0
NMC	0.488 3	0.325 5	0.443 9	0.999 1	0.579 2
BCOSFIRE	0.569 5	0.411 2	0.680 0	0.994 8	0.442 3
MorphSnakes	0.296 9	0.179 1	0.626 3	0.988 1	0.297 1
This study	0.712 2	0.554 6	0.726 7	0.998 7	0.691 0

Bold values indicate the best performance in each column.

Table 2 Quantitative comparison on the SBVPI dataset

Method	Dice	IoU	Sensitivity	Specificity	Centerline F1-score
Frangi	0.318 3	0.193 6	0.238 5	0.996 7	0.461 3
Coye	0.380 6	0.239 0	0.497 1	0.984 2	0.353 4
NRLT	0.357 4	0.217 9	0.454 9	0.983 4	0.346 5
BCOSFIRE	0.512 7	0.346 0	0.501 2	0.993 5	0.527 1
Unet	0.310 6	0.184 7	0.194 4	0.999 2	0.344 0
Unet++	0.494 3	0.328 7	0.419 6	0.995 6	0.504 1
TransUnet	0.484 2	0.320 5	0.384 8	0.997 0	0.516 7
CS-Net	0.498 3	0.333 2	0.640 8	0.984 6	0.239 5
RV-GAN	0.443 1	0.285 2	0.376 9	0.994 8	0.240 3
This study	0.515 4	0.347 6	0.593 7	0.988 3	0.530 1

Bold values indicate the best performance in each column.

2.4 定性评估

为直观展示不同算法的分割效果，图3和图4分别展示了在私有数据集和公开数据集SBVPI上的可视化对比结果。从图3可以看出：无监督的活动轮廓模型MorphSnakes在复杂背景下稳定性较差，出现了严重的边缘泄露，甚至将大面积巩膜区域误识别为血管；Frangi和NMC方法受限于滤波器响应，其血管分割结果呈现明显的断裂与碎片化，BCOSFIRE方法也存在类似的碎片化现象；相比之下，Coye和本文所提算法整体分割效果较好，但Coye方法存在较多误分。在图4所示的SBVPI数据集中，NRLT方法虽然对血管结构有较强响应，但引入了高密度的背景噪声，导致分割结果呈现严重“椒盐化”。值得注意的是，经典的U-Net及其变体在该数据集上表现出显著的细血管抑制现象，倾向于忽略细微的末梢血管以换取高特异性，导致分割结果主要局限于显著的主干血管。CS-Net虽然提升了细小血管的检出能力，但其分割结果存在血管网络断裂与碎片化问题，且在雾状背景和反光区域产生了结构性噪声，而RV-GAN在面对SBVPI复杂的背景纹理和反光区域干扰时，不仅存

在密集血管凝结成块现象, 还对细小血管存在抑制效应导致血管碎片化。相比之下, 本文方法结合了自适应阈值策略与形态学滤波, 在私有数据集中有效缓解了边缘泄露与碎片化问题, 在公开数据集中克服了深度学习模型的细血管抑制缺陷。无论是在血管稀疏区域还是密集区域, 本文方法均能生成背景纯净、拓扑结构保持良好的血管分割结果, 在视觉效果上呈现出更优的连通性与完整性。

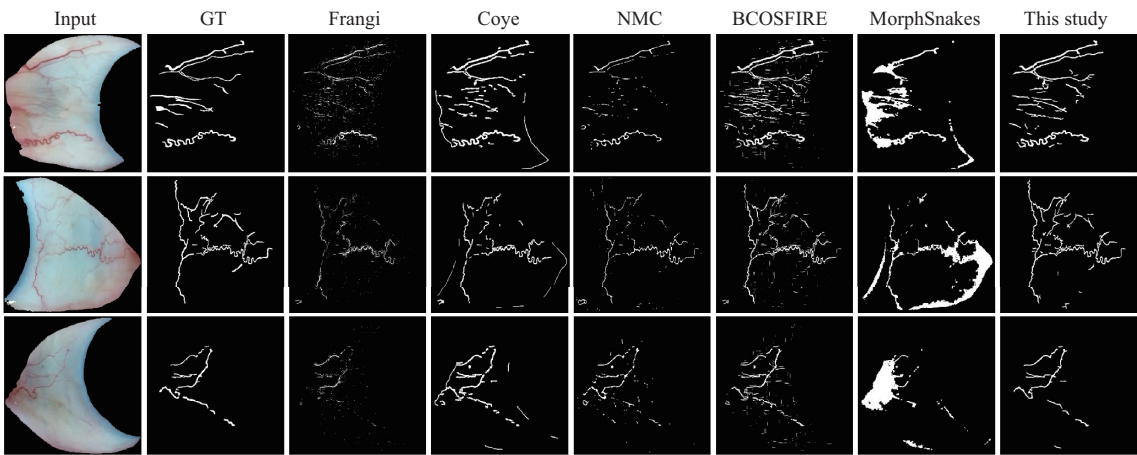


Fig. 3 Qualitative comparison of segmentation results on the private dataset

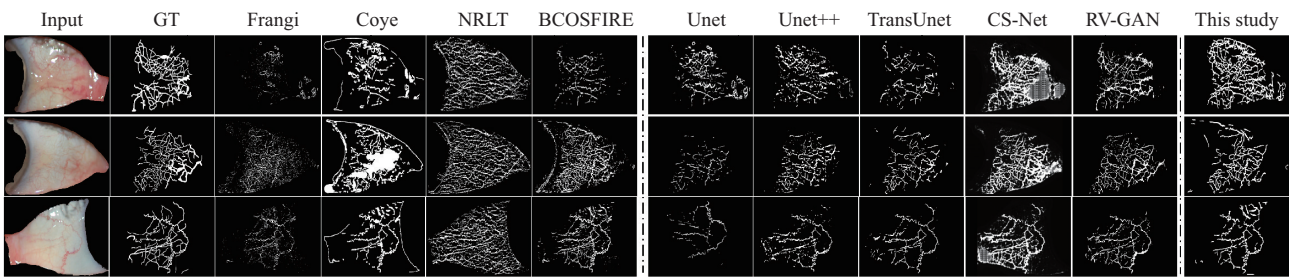


Fig. 4 Qualitative comparison of segmentation on the SBVPI dataset

2.5 消融实验

为验证本文所提出的“反光检测与抑制 (specular reflection removal, SRR)”模块对分割性能的贡献, 在私有数据集和公开数据集 SBVPI

上分别进行了消融实验 (图5)。在私有数据集上引入 SRR 模块后, 算法的整体分割性能得到提升。其中, Dice 系数提升明显。表明 SRR 模块有效地减少了将高光区域误判为血管的情况, 从而显著降

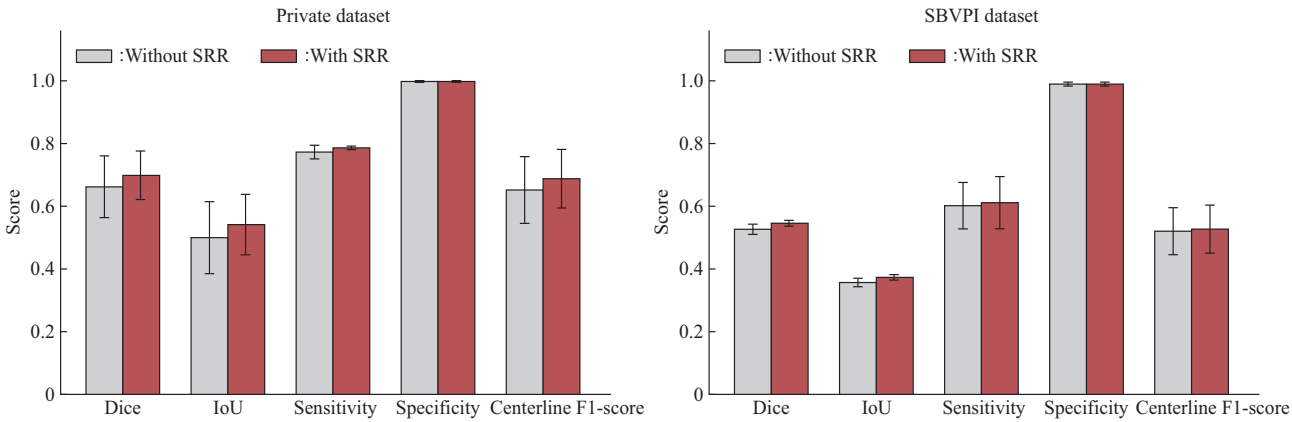


Fig. 5 Impact of the SRR module

低了假阳性率。此外,加入SRR后,各指标的标
准差普遍降低,表明该模块增强了算法在处理不同
光照条件样本时的鲁棒性。即使在图像质量差异较
大的SBVPI公开数据集上,SRR模块依然带来了
稳定的改善,进一步验证了SRR模块的有效性。
这说明无论是在私有数据集还是多变的公开数据
集中,反光干扰是导致分割误差的重要来源,而针
对性的反光抑制是提升巩膜血管分割精度的关键
环节。

为直观验证反光检测模块在解决光照干扰问
题上的必要性与有效性,图6和图7分别展示了在私
有数据集与SBVPI数据集上的可视化对比效果。
图7“Reflective areas”与“Overlay”列分别呈现

了巩膜反光区域的检测掩模以及掩模与原图的叠
加效果,同时通过局部放大以呈现关键反光区域
的定位准确度。可以看出,算法能够准确生成与
原始图像反光区域高度吻合的掩模,无论反光区
域是呈点状散布还是片状聚集,均能被准确定位。
由图7右侧的3列可见,在未启用SRR模块时,
原始图像中强烈的镜面反光与巩膜的过渡区被算
法误判为血管结构,导致分割结果中出现假阳性
伪影,严重破坏了血管网络的拓扑结构。相比之
下,启用SRR模块后,得益于本文提出的多特征
融合检测算法,有效缓解了反光干扰,所得血管
掩模背景纯净、主干与末梢连接平滑。

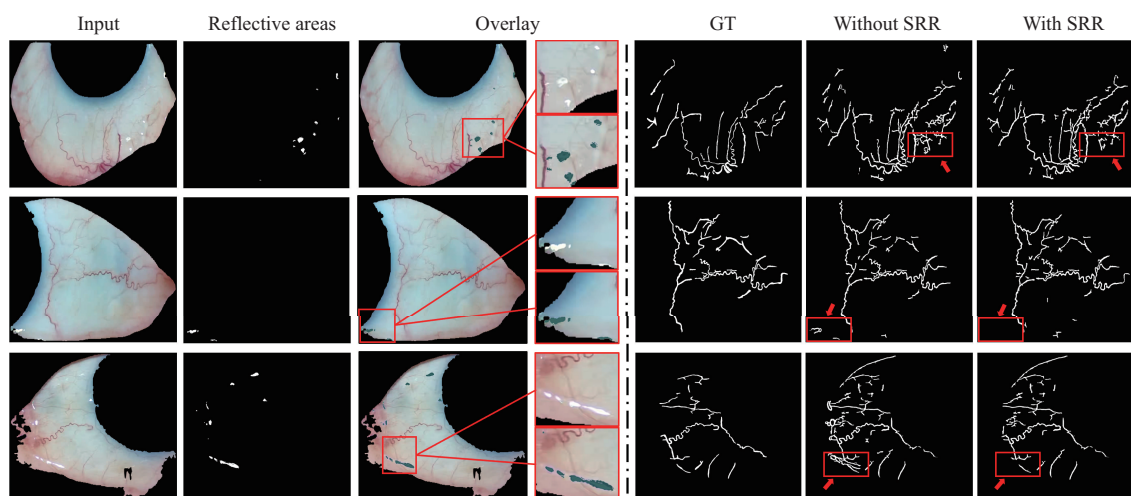


Fig. 6 Visualization of SRR ablation experiments on the private dataset

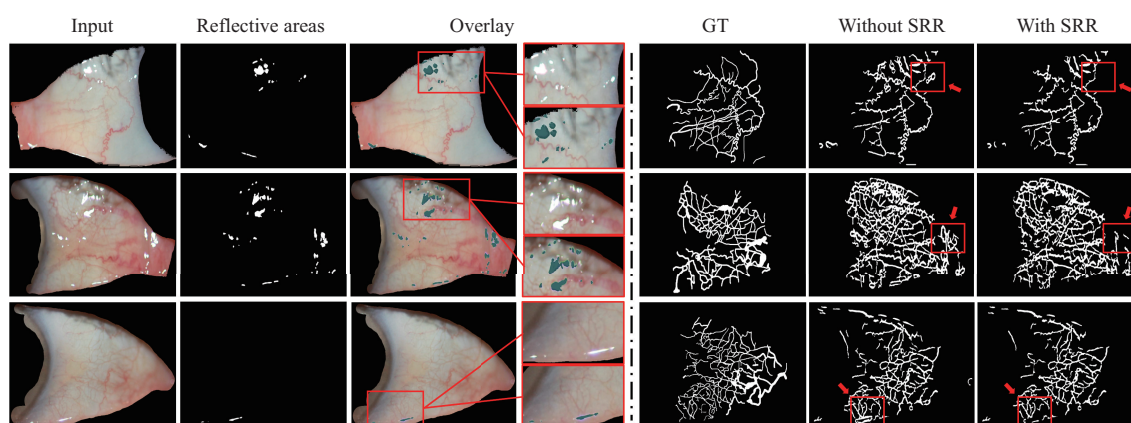


Fig. 7 Visualization of SRR ablation experiments on the SBVPI dataset

3 讨 论

在中医目诊的临床实践中,辨证决策主要依
赖于巩膜血管主干的拓扑结构、脉络整体形态及其连

通特征。基于这一需求导向,本文提出的巩膜血管
分割方法区别于传统以像素级精度为核心的技术思
路,以血管拓扑完整性与脉络连通性优先为设计原
则,在保证整体分割准确度的前提下,适度容忍局

部边缘偏差与少量假阳性,从而尽量保留由粗大主干至微细末梢的连续血管网络,更契合中医“整体观”下的辨证需求。根据《望目辨证诊断学》^[3]相关理论,巩膜不同分区与脏腑功能存在对应关系,各区域血管的粗细、色泽、走行及分布形态可作为辨别中医证型的重要依据,例如内眦区域(虹膜左侧,对应心脏)血管若呈细、沉、迂曲形态,常提示心实寒证(在西医中多见于冠心病或心肌梗死相关表现);肾区(虹膜上方)若表现为血管淡、细、根虚,则可能反映肾阳虚证;而血管呈网状或分布紊乱,则多提示气血郁滞等病理状态。在此基础上,本文方法获得的高连通性、低噪声血管分割结果,有助于血管连通性、分支结构、迂曲程度及血管颜色等多维特征的提取,为构建“血管形态特征-中医证型”之间的量化映射关系提供可靠的数据支撑。在未来的应用路径上,本文算法可作为前端关键模块集成于中医目诊智能设备或相关系统中,结合机器学习或深度学习模型,实现个体体质辨识及疾病风险的辅助评估。

4 结 论

本文提出了一种适用于中医目诊的巩膜血管分割算法,该算法通过融合 Frangi 与 Sato 滤波器实现多尺度血管增强,并结合多特征协同的像素级反光检测与核心保护自适应阈值策略,构建了一套完整的分割流程。在私有数据集与公开数据集上的实验表明,与 Coye、BCOSFIRE 等传统方法以及 Unet、CS-Net 等深度学习方法相比,本文算法在保留主干与细节血管连续性的同时,有效缓解了强反光导致的血管断裂问题,在像素级精度、拓扑完整性、抗干扰能力及泛化性多方面均表现出良好性能。综合考虑计算效率、数据依赖性以及巩膜血管标注的复杂性与成本等因素,在当前缺乏大规模精细标注数据且对算法可解释性要求较高的应用背景下,本文所提算法更具实用潜力,有望对后续中医目诊数智化设备的开发提供重要技术支撑。

数据可用性声明 本篇论文的关联数据为不宜共享的患者隐私数据,可依据合理理由从作者处获取,作者联系方式:jiangzhu@bistu.edu.cn。

参 考 文 献

[1] 姜益宏,周伟民,李莲,等. 目诊在心血管疾病中应用的理论基础及研究进展. 湖南中医药大学学报, 2024, 44(6): 1140-1144

Jiang Y H, Zhou W M, Li L, *et al.* J Hunan Univ Chin Med, 2024, 44(6): 1140-1144

[2] 朱会明,贾微,刘平,等. 传统目诊理论及技术的现代应用与发展. 中华中医药杂志, 2018, 33(2): 635-637

Zhu H M, Jia W, Liu P, *et al.* China J Tradit Chin Med Pharm, 2018, 33(2): 635-637

[3] 王今觉. 望目辨证诊断学. 北京: 中国中医药出版社, 2013: 29-49

Wang J J. Diagnostics of Eye Inspection for Syndrome Differentiation. Beijing: China Press of Traditional Chinese Medicine, 2013: 29-49

[4] Derakhshani R, Ross A, Crihalmeanu S. A new biometric modality based on conjunctival vasculature//Dagli C H. Proceedings of Artificial Neural Networks in Engineering. St. Louis: ASME Press, 2006: 1-8

[5] Zhu D, Li J, Li H, *et al.* A less-constrained sclera recognition method based on stem-and-leaf branches network. Pattern Recognit Lett, 2021, 145: 43-49

[6] Soomro T A, Bin Ubaid F, Zardari S, *et al.* The state of retinal image analysis: deep learning advances and applications. IEEE Access, 2025, 13: 65066-65093

[7] Zhou Z, Du E Y, Thomas N L, *et al.* A new human identification method: sclera recognition. IEEE Trans Syst Man Cybern Part A Syst Hum, 2012, 42(3): 571-583

[8] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation//Navab N, Hornegger J, Wells W M, *et al.* Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Cham: Springer, 2015: 234-241

[9] Zhou Z W, Siddiquee M M R, Tajbakhsh N, *et al.* UNet++: a nested U-Net architecture for medical image segmentation//Stoyanov D, Taylor Z, Carneiro G, *et al.* Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. Cham: Springer, 2018: 3-11

[10] Chen J, Mei J, Li X, *et al.* TransUNet: rethinking the U-Net architecture design for medical image segmentation through the lens of transformers. Med Image Anal, 2024, 97: 103280

[11] Jin Q, Meng Z, Pham T D, *et al.* DUNet: a deformable network for retinal vessel segmentation. Knowl Based Syst, 2019, 178: 149-162

[12] Priyadarsini M J P, S S, Jabeena A, *et al.* Retinal vessel segmentation using UNet++//IEEE. 2023 2nd International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking Technologies (ViTECoN). Vellore, India: IEEE, 2023: 1-5

[13] Zang C X, Peng H. Improved TransUNet retinal vessel segmentation method// Zhao F. Fifth International Conference on Computer Information Science and Application Technology (CISAT 2022). Bellingham: SPIE, 2022, 12451: 124511S

[14] Gao Y, Wu Z, Sheng B, *et al.* The enlightenment of artificial intelligence large-scale model on the research of intelligent eye diagnosis in traditional Chinese medicine. Digit Chin Med, 2024, 7(2): 101-107

- [15] Guan H, Liu M. Domain adaptation for medical image analysis: a survey. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2022, **69**(3): 1173-1185
- [16] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, *et al*. Multiscale vessel enhancement filtering//Wells W M, Colchester A, Delp S. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 1998*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1998: 130-137
- [17] Sato Y, Nakajima S, Shiraga N, *et al*. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Med Image Anal*, 1998, **2**(2): 143-168
- [18] Tian F, Li Y, Wang J, *et al*. Blood vessel segmentation of fundus retinal images based on improved frangi and mathematical morphology. *Comput Math Methods Med*, 2021, **2021**: 4761517
- [19] Coye T. A novel retinal blood vessel segmentation algorithm for fundus images. Natick: MATLAB Central File Exchange, 2015 [2026-01-22]. <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/50839-a-novel-retinal-blood-vessel-segmentation-algorithm-for-fundus-images>
- [20] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Extraction of finger-vein patterns using maximum curvature points in image profiles. *IEICE Trans Inf Syst*, 2007, **E90-D**(8): 1185-1194
- [21] Azzopardi G, Strisciuglio N, Vento M, *et al*. Trainable COSFIRE filters for vessel delineation with application to retinal images. *Med Image Anal*, 2015, **19**(1): 46-57
- [22] Márquez-Neila P, Baumela L, Alvarez L. A morphological approach to curvature-based evolution of curves and surfaces. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2014, **36**(1): 2-17
- [23] Vitek M, Rot P, Štruc V, *et al*. A comprehensive investigation into sclera biometrics: a novel dataset and performance study. *Neural Comput Appl*, 2020, **32**(24): 17941-17955
- [24] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification. *Mach Vis Appl*, 2004, **15**(4): 194-203
- [25] Mou L, Zhao Y T, Chen L, *et al*. CS-Net: channel and spatial attention network for curvilinear structure segmentation//Shen D, Liu T, Peters T M, *et al*. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention-MICCAI 2019*. Cham: Springer, 2019: 721-730
- [26] Kamran S A, Hossain K F, Tavakkoli A, *et al*. RV-GAN: segmenting retinal vascular structure in fundus photographs using a novel multi-scale generative adversarial network//de Bruijne M, Cattin P C, Cotin S, *et al*. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention-MICCAI 2021*. Cham: Springer, 2021: 34-44
- [27] Shit S, Paetzold J C, Sekuboyina A, *et al*. cDice - a novel topology-preserving loss function for tubular structure segmentation//IEEE. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA: IEEE, 2021: 16555-16564

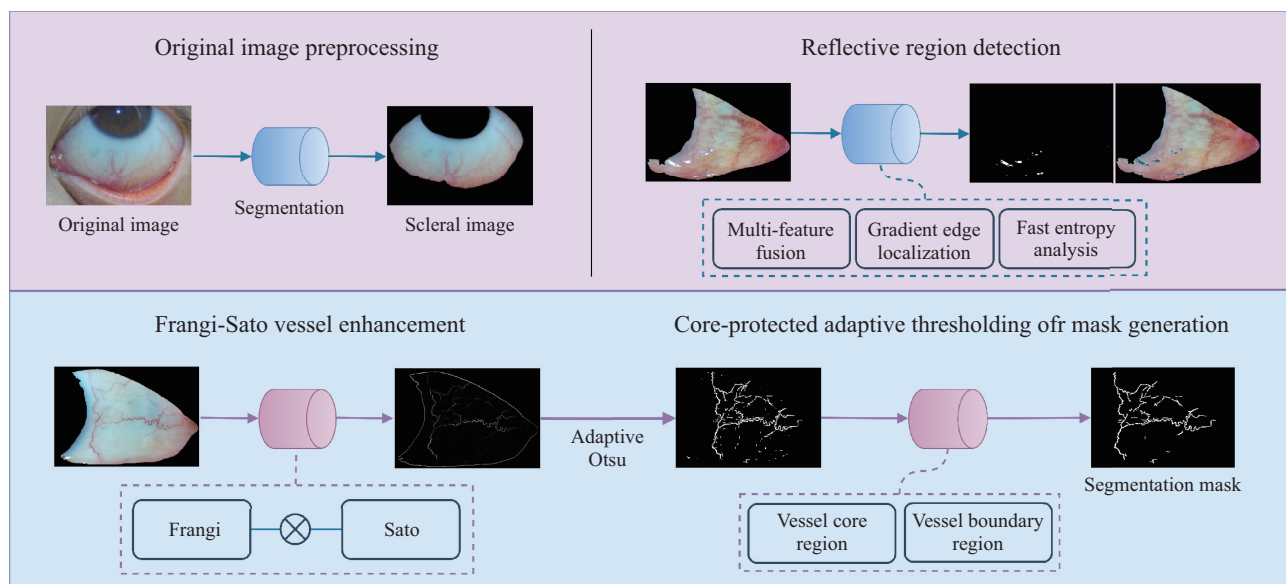
Sclera Vessel Segmentation Based on Fusion Filtering and Reflection Suppression*

FAN Ming-Xuan¹⁾, MA Zong-Qing^{1)**}, GAO Chu-Xiang¹⁾, SHI Yi-Xuan²⁾, ZHANG Zi-Hang¹⁾,
JIA Zhe-Xuan¹⁾, FAN Fan¹⁾, HUANG Guo-Liang²⁾, ZHU Jiang^{1)**}

⁽¹⁾Laboratory of Optical Imaging and Medical Instruments, School of Instrumentation Science and Opto-electronics Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 102206, China;

²⁾School of Biomedical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Graphical abstract



Abstract Objective In traditional Chinese medicine (TCM), the foundational doctrine that the eyes reflect the essence of the internal viscera establishes ocular observation as a cornerstone of diagnostic practice. Specifically, the morphological characteristics and coloration variations of the scleral microvasculature serve as critical clinical indicators for assessing the dynamic balance of Qi and Blood, as well as the pathological status of internal organs. Historically, however, TCM eye diagnosis has relied predominantly on the subjective clinical experience and visual acuity of individual practitioners, leading to inherent challenges in standardization and reproducibility. While automated computer-aided diagnostic systems offer a promising solution, existing vessel segmentation

* This work was supported by grants from the National Key Research and Development Program of China (2022YFC3502300, 2022YFC3502301) and the Fundamental Research Funds for the Beijing Municipal Universities (bistu71E2510931).

** Corresponding author.

MA Zong-Qing. Tel: 86-10-80187460, E-mail: zqma@bistu.edu.cn

ZHU Jiang. Tel: 86-10-80187460, E-mail: jiangzhu@bistu.edu.cn

Received: January 31, 2026 Accepted: April 15, 2026

algorithms encounter significant domain-specific bottlenecks when applied to scleral imagery. These challenges primarily stem from the highly reflective and moist nature of the ocular surface, which generates severe reflective interference. Furthermore, the inherent low contrast of fine capillary networks against complex background textures, compounded by non-uniform illumination, frequently results in high false-positive rates, misdetections, and severe vessel fragmentation. To address these critical limitations and advance the objective quantification of TCM diagnostics, this paper proposes a novel, highly robust sclera vessel segmentation framework that innovatively integrates Frangi-Sato dual-filter adaptive enhancement with pixel-level reflection detection.

Methods The proposed methodology systematically addresses the segmentation pipeline through three synergistic stages. First, to overcome the structural limitations of single-filter approaches, a multi-scale weighted fusion strategy is meticulously designed to harness the complementary extraction capabilities of both Frangi and Sato filters. This adaptive enhancement optimally balances the preservation of main vessel trunk continuity with the heightened sensitivity required for delineating delicate, low-contrast peripheral capillaries. Second, to tackle the persistent issue of reflective highlights, a sophisticated multi-feature synergistic reflection detection module is introduced. By jointly analyzing local information entropy, gradient field variations, and intensity statistical distributions, this module achieves precise, pixel-level identification and elimination of reflective artifacts without compromising the underlying vascular structures. Finally, a dual-level adaptive thresholding strategy, featuring an innovative “core protection” mechanism, is implemented. This critical step effectively suppresses complex background noise while rigorously preserving the structural and topological integrity of the intricate vessel network, preventing the structural breaks often seen in conventional binarization methods. **Results** The efficacy of the proposed framework was rigorously evaluated using both self-constructed clinical datasets specifically acquired for TCM research and standardized public datasets. Extensive experimental results demonstrate that the proposed method consistently outperforms state-of-the-art traditional approaches and contemporary deep learning models. Specifically, the proposed method achieves a Dice similarity coefficient of approximately 0.71 on the private clinical dataset, and secures the best performance across the majority of quantitative metrics on both datasets. Notably, the framework exhibits exceptional robustness and generalization capabilities in highly challenging scenarios characterized by intense reflective interference, low signal-to-noise ratios, and cross-domain image variations. **Conclusion** This study successfully realizes the high-integrity, automated segmentation of scleral vessel networks under complex clinical imaging conditions. By overcoming the fundamental algorithmic challenges of reflection interference and micro-vessel loss, the proposed methodology provides potential support for the digitization, objective standardization, and intelligent advancement of modern TCM eye diagnosis systems.

Key words eye diagnosis in traditional Chinese medicine, sclera vessel segmentation, fusion filtering, reflection suppression

DOI: 10.3724/j.pibb.2026.0064

CSTR: 32369.14.pibb.20260064