

区域生长和 U-Net 结合的视网膜血管分割系统设计与实现

蒋梦朵¹, 张鹏宇², 张书赫³, 孙心月⁴, 陶黎明², 周金华¹

摘要 目的 在探索区域生长与 U-Net 相结合在视网膜血管分割系统中的应用,通过开发的系统自动分割视网膜血管,为医生提供视网膜血管结构变化的准确信息,提高诊断和治疗的效率。方法 结合 U-Net 网络和区域生长对预处理后的视网膜血管进行自动分割,并通过控件的设计将算法集成到视网膜血管分割系统中。结果 血管分割性能指标—准确率、敏感度、特异性的平均值分别为 0.977 7、0.768 4 和 0.982 1,区域生长能够提高细微视网膜血管的分割准确率。结论 该系统具有界面简洁、操作方便的特点,实现了高精度、可视化的自动视网膜血管分割,为医师观察视网膜血管结构的变化提供了一种有效的计算机辅助诊断平台,也为医师判断病变性质提供了思考方向。

关键词 视网膜血管; U-Net 网络; 区域生长; 自动分割; 系统实现

中图分类号 TP 319. 41

文献标志码 A 文章编号 1000 - 1492(2022) 07 - 1066 - 08
doi: 10. 19405/j. cnki. issn1000 - 1492. 2022. 07. 010

中国盲人数目约 500 万人,占世界盲人总数的 18%^[1]。心脑血管疾病是欧洲可预防性失明的最常见原因^[2]。视网膜血管是全身血管系统中唯一可以无创直接观测到的部分。Razieh et al^[3]指出视网膜血管作为心脑血管疾病检查的重要部位。在心脑血管疾病检查中,2D 彩色眼底图^[4]相比于 3D 光学相干断层扫描^[5]有更好的优势,不仅可以降低成本,而且适合做大规模筛查工作。但是心脑血管疾病的临床诊断主要依靠于眼科医师的专业判断及计算机辅助诊断^[6],并且视网膜血管分割算法主要在编写本程序中进行的,需要进行大量参数调整,不便于观察可视化结果。该研究旨在设计并开发一种

区域生长和 U-Net 结合的视网膜血管分割处理系统。

1 材料与方法

1.1 数据集 DRIVE 是一个最常用于血管分割的数字视网膜图像数据集,它由 Nieneijer 团队于 2004 年组成^[7],包括一组 20 张训练图像和一组 20 张测试图像,图像分辨率均为 565 × 584 像素,其中 7 张显示轻度早期糖尿病视网膜病变迹象。此外,STARE 数据集也是用来进行视网膜血管分割的彩色眼底图数据库,包括 20 张眼底图像,图像分辨率为 605 × 700 像素。这两个数据集中每个彩色眼底图像分别对应着两组标准的视网膜血管分割结果,本文统一使用第一组专家分割结果做性能分析。

1.2 U-Net 网络 匹配滤波模型^[8]、数学形态学模型^[8]能够实现视网膜的半自动血管分割,算法简单,分割精度较高。为了实现是视网膜的全自动分割,U-Net 网络^[9]早在 2006 年就被 Hinton 提出,其主要由两大核心部分组成,第一部分为收缩路径,用于下采样;第二部分为扩张路径,用于上采样,如图 1 中间部分所示,图中卷积层上的数字表示输出的特征通道数,下采样过程中通道数增加,上采样过程中通道数减少。视网膜图像(见图 1A)输入 U-Net 网络之前,需要对所有训练集和测试集进行预处理操作^[10]以增强血管与背景的对比度,见图 1B。由于数据集的样本量较少,为获取大量的数据来拟合模型参数,对数据集进行随机区块(见图 1C,图像分辨率为 64 × 64 像素)提取以达到数据扩增的目的。两个卷积层后面接 ReLU 激活函数^[11],该函数的主要功能是克服梯度消失现象。为学习区分视野边界与血管,U-Net 网络需要加入掩膜区块图像(见图 6E)。为实现基于整张图像的自动分割,收缩路径与扩张路径上的卷积层的边界填充均设置为 1,采用卷积核大小为 1 和输出特征通道数为 2 的卷积层作为网络的输出,输出结果见图 6G。U-Net 网络不仅能支持少量样本的训练模型,针对每个像素点进行分割以获得更高的分割准确率,而且训练本身具有自我调节的过程和权重划分,有效的卷积层能大

2022 - 05 - 13 接收

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 82171043); 安徽省自然科学基金(编号: 1908085MA14)

作者单位: ¹ 安徽医科大学生物医学工程学院,合肥 230032

² 安徽医科大学第二附属医院眼科,合肥 230601

³ 马斯特里赫特大学医学中心眼科,荷兰 6202AZ

⁴ 安徽医科大学第二临床医学院,合肥 230022

作者简介: 蒋梦朵,女,硕士研究生;

周金华,男,博士,教授,硕士生导师,责任作者,E-mail: zhoujinhua@ahmu.edu.cn

幅度地降低训练时间,同时引入图像镜像操作,更好地对数据进行训练。本网络采用交叉损失熵作为损失函数^[12],像素点经 Sigmoid 函数^[13]映射以输出血管像素的概率。

1.2 区域迭代生长 经 U-Net 网络对视网膜血管进行初次分割后,尽管视盘区域的血管分割和整个血管网络中的绝大多数血管分割有了显著效果,但细微视网膜血管仍存在漏分割的现象。为此,借助“视网膜血管网络是相互连通的血管树构成”这一先验知识^[14],在基于 U-Net 网络的初步分割的基础上对视网膜血管树进行区域生长,具体过程如下:①对视网膜图像(见图 2A)进行绿色通道归一化处理,结果见图 2B。②将归一化后的视网膜图像经均值滤波(卷积核大小为 100)后得到背景图像,归一化后的视网膜图像与背景图像相减得到(见图 2C)的滤波增强图像。③选取视网膜血管的“种子点”:利用四个方向(45°、90°、135°和 180°)的线检测方法对滤波增强图像进行单像素的血管中心检测,检测结果如图 2D~G 所示。接着将四个方向的

线检测结果叠加得到如图 2H 所示的视网膜血管“种子点”分布图。④区域迭代生长:利用区域生长法和梯度信息对视网膜图像中的血管区域进行迭代生长和分类。由于视网膜血管树是一个相互连通的区域,血管部分一般处于梯度较低的区域,在视网膜血管每个“种子点”像素位置上向 8 邻域进行遍历以寻找属于血管的像素,血管与背景的判断标准满足^[14]。

$$\begin{cases} \mu_r + \alpha\sigma_r \leq \rho, & \text{对于血管} \\ \mu_r \geq \rho, & \text{对于背景} \end{cases} \quad (1)$$

公式(1)中, ρ 为像素的梯度值, $\alpha = 1$,每次迭代一次。由于视网膜血管边缘像素的梯度值较高,参数 $\mu_r \geq \rho$ 可防止出现血管边缘被归为背景的情况。接着,再次进行区域迭代生长,直到所有像素分类完毕。本文中 $\mu_r = 0.0789$ 和 $\sigma_r = 0.0774$ 时,图 2J 是在基于 U-Net 网络的分割结果的基础上利用种子点和公式(1)得到的区域迭代生长以后的结果,即最终血管分割结果,与图 2I 相比,细微视网膜血管分割效果得到进一步的提升。

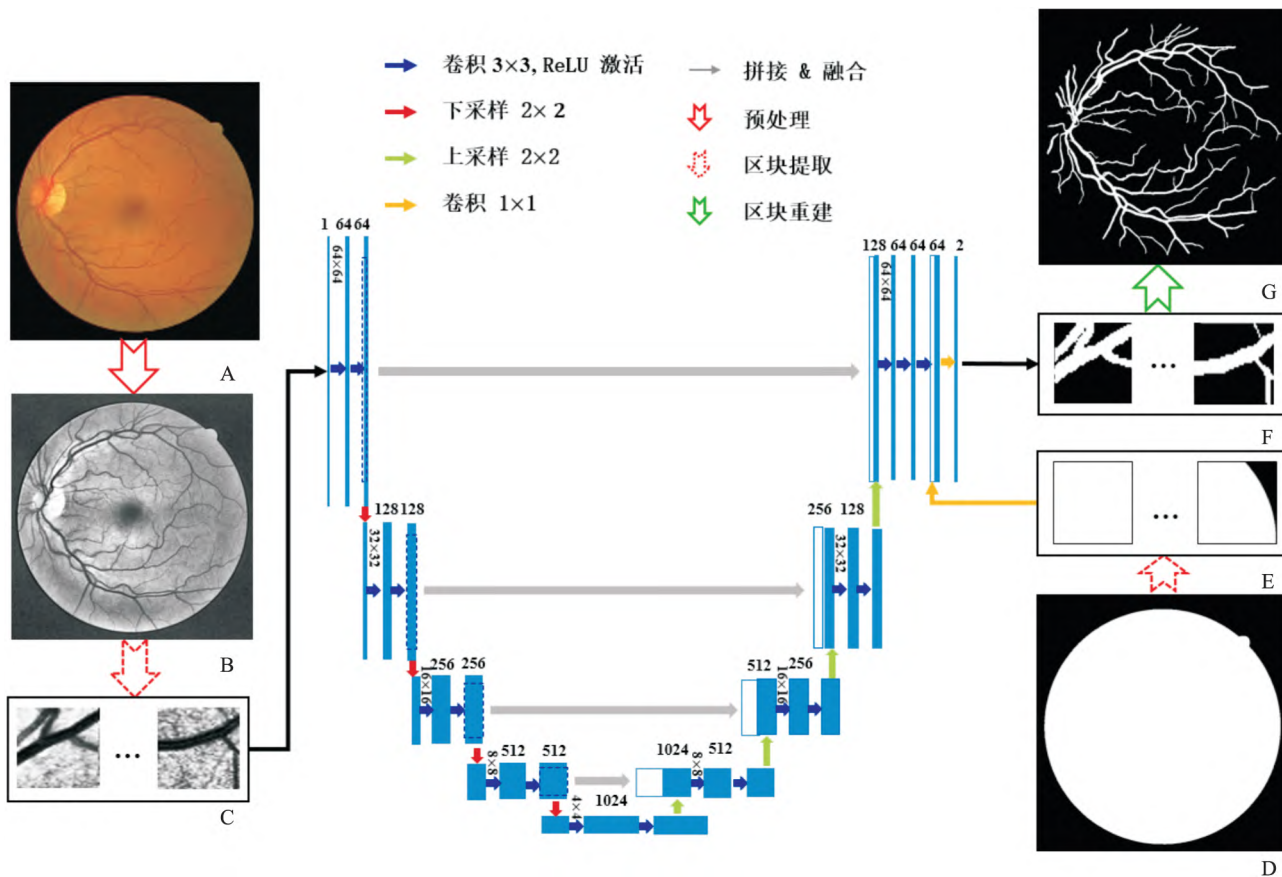


图1 U-Net 网络的可视化结构(以 DRIVE 为例)

A: 原始的视网膜图像; B: 预处理后的结果; C: 预处理图像的区块提取; D: 掩膜图像; E: 掩膜图像的区块提取; F: 基于 U-Net 网络的区块分割图像; G: 重建的视网膜分割图像

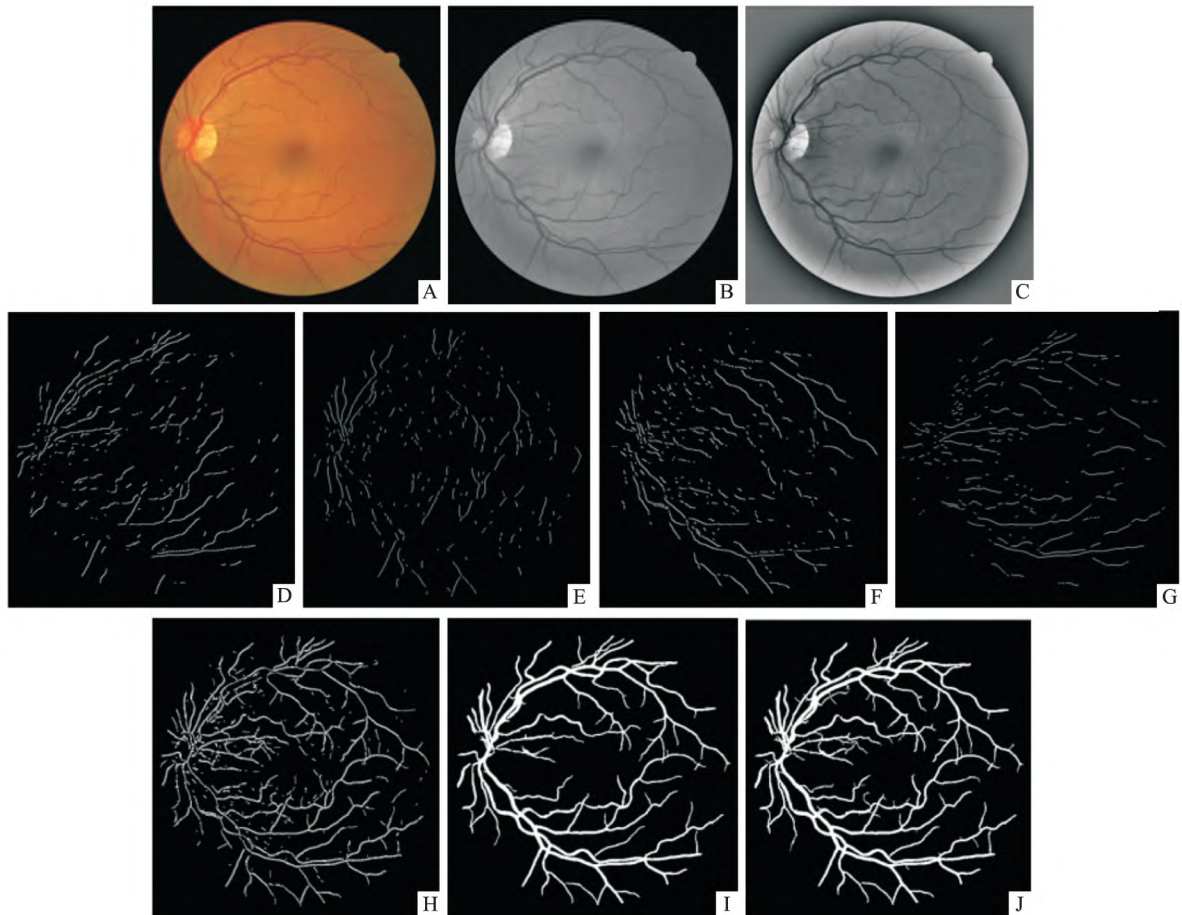


图2 获取视网膜血管“种子点”的可视化结果

A: 原始的视网膜图像; B: 绿色通道归一化图像; C: 滤波增强图像; D: 45°线检测; E: 90°线检测; F: 135°线检测; G: 180°线检测; H: 视网膜血管的“种子点”; I: 基于 U-Net 网络的血管分割结果; J: 最终血管分割

2 结果

2.1 系统配置 实验的仿真平台为 MATLAB ,计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i7-7700 CPU @ 3.60 GHz ,16G 内存 ,Nvidia Quadro P4000 GPU ,采用 64 位的 windows10。

2.2 性能指标 为了系统地定量分析本文血管分割结果的性能 ,使用三个指标来衡量区域生长与 U-Net 网络 (Region Growing and U-Net Network ,RG-Unet) 结合的算法性能。这三个指标为:

$$Sensitivity = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (2)$$

$$Specificity = \frac{T_N}{T_N + F_P} \quad (3)$$

$$Accuracy = \frac{T_p + T_N}{T_p + T_N + F_P + F_N} \quad (4)$$

其中 T_p 、 T_N 、 F_P 、 F_N 分别为真阳性、真阴性、假阳性、假阴性。敏感度 (sensitivity) 表示正确分类的

血管像素占真正血管像素的百分比; 特异性 (specificity) 表示正确分类的非血管像素占真正非血管像素的百分比。如果提高分割的敏感性 ,必然降低其分割的特异性 ,反之亦然。准确率 (accuracy) 表示正确分类血管和非血管像素占整个图像总像素的百分比。

2.3 视网膜血管分割结果 图 3 是对 DRIVE 眼底图像库测试集中编号为 01_test、02_test 和 11_test 的示例进行血管分割所得的可视化结果。其中 ,第一列为三个示例的原图 ,第二列为第一位专家分割金标准图像 ,第三列为本文算法进行视网膜血管分割的结果。由图 3B、C 所示 ,视网膜血管的主干部分 (如金黄色部分所示) 都能被分割出来 ,只有少数微血管以及位于视盘边缘的血管 (如紫色和天蓝色部分所示) 被漏分割或错误分割。表 1 和表 2 分别是利用公式 (2) - (4) 计算 DRIVE 和 STARE 中 20 个示例血管分割的敏感度 S_n 、特异性 S_p 和准确率 Acc 所得的定量结果 ,经计算得敏感度 S_n 、特异性 S_p 和

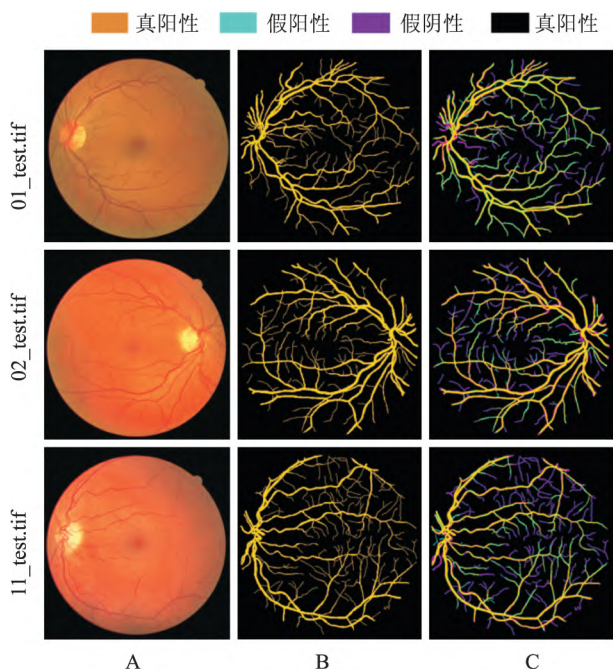


图3 三组血管分割结果

A: 原始的视网膜图像; B: DRIVE 中第一位专家金标准图像的可视化结果; C: RG-Unet 所得真阳性、假阳性、假阴性和真阴性叠加的可视化结果。

准确率 A_{cc} 的平均值分别为 0.7684、0.9821 和 0.9777。根据表 1 和表 2 中的敏感度,说明本文方法能正确地分割绝大多数血管;然后根据表 1 和表 2 中的特异性,说明本文方法将背景错误分割为血管的概率较低(小于 3%);最终根据表 1 和表 2 的准确率,说明大部分血管和背景都能被正确地分割的概率高于 96%。由图 3、表 1 和表 2 综合看出, RG-Unet 能分割出视网膜血管的主干部分,血管网络具有较好的连续性和平滑性,可以高精度、可视化地观察到视网膜血管结构。

RG-Unet 及匹配滤波、数学形态学和 U-Net 网络四种模型分别对 DRIVE 眼底图像库测试集中编号为 01_test、02_test 和 11_test 三个示例图像进行视网膜血管分割,所得的分割结果见图 4。其中,第一列为三个示例的原图,第二列是 DRIVE 眼底图像库中第一位专家金标准图,第 3 列至第 6 列分别是匹配滤波模型、数学形态学模型、U-Net 网络模型和 RG-Unet 对三个示例图像进行视网膜血管分割的结果。RG-Unet 及匹配滤波、数学形态学、U-Net 网络四种分割模型对 DRIVE 眼底图像库测试集中 20 个示例图像进行视网膜分割所得敏感度 S_n 、特异性 S_p 和准确率 A_{cc} 的定量结果见表 3。在 DRIVE 眼底图像库测试集中选取 4 张存在轻度早期糖尿病视网膜

病变迹象的视网膜图像经本文系统处理后的结果见图 5。其中第 1 行为 4 个示例的原图,第 2 行为第一位专家金标准图像,第 3 列为 RG-Unet 系统处理后的视网膜血管分割图像,可以清晰地观察到存在轻度早期糖尿病视网膜病变迹象的视网膜图像中的血管结构,医师可通过血管结构的变化对人体患病的位置和程度有大致判断,有效地提高诊断与治疗的效率,有效避免由于疾病导致的视觉损失。

表 1 RG-Unet 分割 DRIVE 眼底图像库中 20 个示例血管的定量结果

序号	S_n	S_p	A_{cc}	序号	S_n	S_p	A_{cc}
01_test	0.818 5	0.976 3	0.966 4	11_test	0.781 1	0.986 0	0.961 9
02_test	0.785 4	0.972 7	0.971 7	12_test	0.779 3	0.975 6	0.967 3
03_test	0.728 5	0.960 3	0.962 1	13_test	0.735 2	0.983 3	0.964 1
04_test	0.764 2	0.967 2	0.970 7	14_test	0.823 6	0.978 5	0.971 0
05_test	0.715 6	0.970 0	0.971 1	15_test	0.821 4	0.982 2	0.971 6
06_test	0.707 6	0.984 5	0.967 6	16_test	0.799 6	0.984 0	0.972 4
07_test	0.723 5	0.988 3	0.969 1	17_test	0.719 1	0.985 1	0.963 6
08_test	0.666 0	0.986 9	0.964 3	18_test	0.821 5	0.977 6	0.968 2
09_test	0.683 6	0.988 1	0.968 4	19_test	0.890 9	0.974 3	0.973 4
10_test	0.766 4	0.981 3	0.968 6	20_test	0.834 0	0.976 6	0.971 1

表 2 RG-Unet 分割 STARE 眼底图像库中 20 个示例血管分割的定量结果

序号	S_n	S_p	A_{cc}	序号	S_n	S_p	A_{cc}
im000 1	0.858 7	0.984 1	0.991 6	im013 9	0.808 0	0.993 0	0.974 3
im000 2	0.799 8	0.982 1	0.998 9	im016 3	0.775 1	0.981 5	0.994 1
im000 3	0.725 1	0.968 2	0.987 5	im023 5	0.731 3	0.989 2	0.988 8
im000 4	0.760 8	0.984 5	0.998 2	im023 6	0.821 8	0.984 4	0.984 6
im000 5	0.712 2	0.980 4	0.993 7	im023 6	0.810 5	0.985 4	0.985 2
im004 4	0.703 3	0.994 9	0.992 2	im024 0	0.781 1	0.988 4	0.986 0
im007 7	0.719 2	0.995 3	0.983 2	im024 0	0.743 6	0.989 6	0.974 5
im008 1	0.661 7	0.993 7	0.979 7	im029 1	0.744 4	0.979 7	0.979 1
im008 2	0.696 1	0.995 1	0.984 1	im029 1	0.909 4	0.980 1	0.989 1
im013 9	0.754 7	0.988 3	0.984 2	im029 1	0.852 5	0.978 5	0.996 9

表 3 RG-Unet 和三种模型分割 DRIVE 眼底图像库的定量结果

方法	S_n	S_p	A_{cc}
匹配滤波	0.682 8	0.958 9	0.921 2
数学形态学	0.625 1	0.988 6	0.940 1
U-Net 网络	0.741 4	0.989 6	0.966 9
RG-Unet	0.768 3	0.978 4	0.968 2

2.4 系统功能 在本研究中,利用 MATLAB GUIDE 实现视网膜图像处理系统的过程可以分为用户交互的图形界面布局和相应功能实现的程序两大部分。在第 1 节的研究过程中,本研究将用户交互界面设计成两大模块,分别对应于两个界面:主界面为视网膜图像预处理模块,如图 6 所示;子界面为视网膜血管分割模块,如图 7 所示。

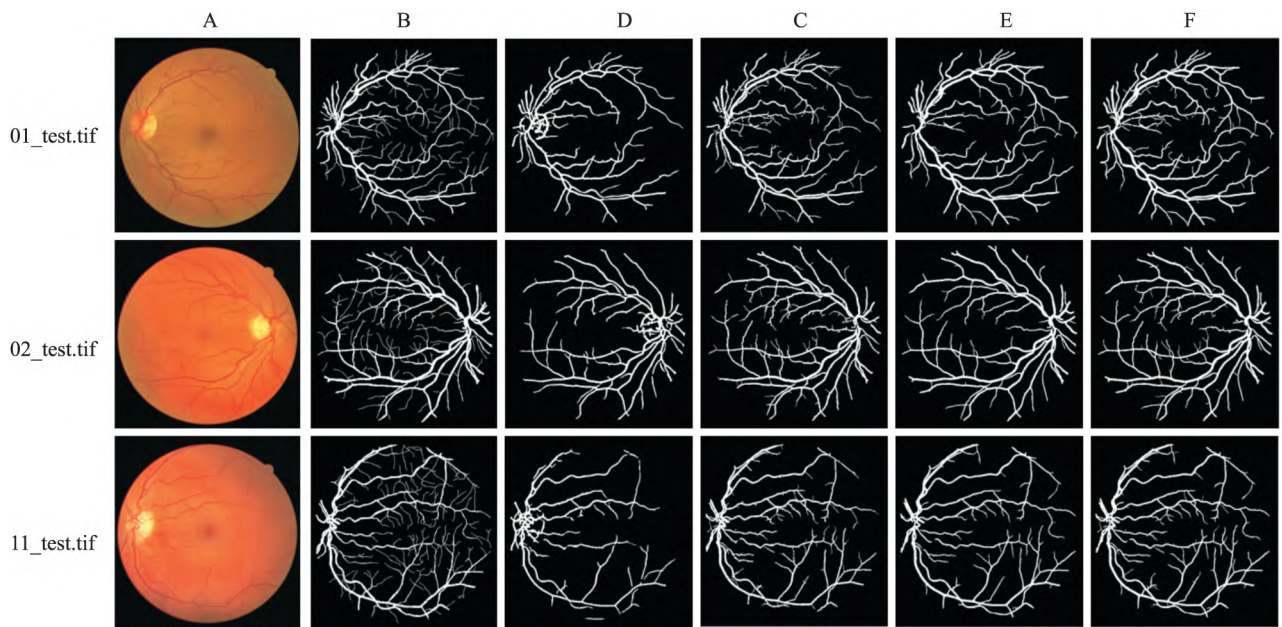


图4 四种不同模型分割 DRIVE 眼底图像库 01_test、02_test 和 11_test 的结果

A: 原始的视网膜图像; B: DRIVE 中第一位专家金标准图像; C: 基于匹配滤波的分割结果; D: 基于数学形态学的分割结果; E: 基于 U-Net 网络的分割结果; F: RG-Unet 的分割结果

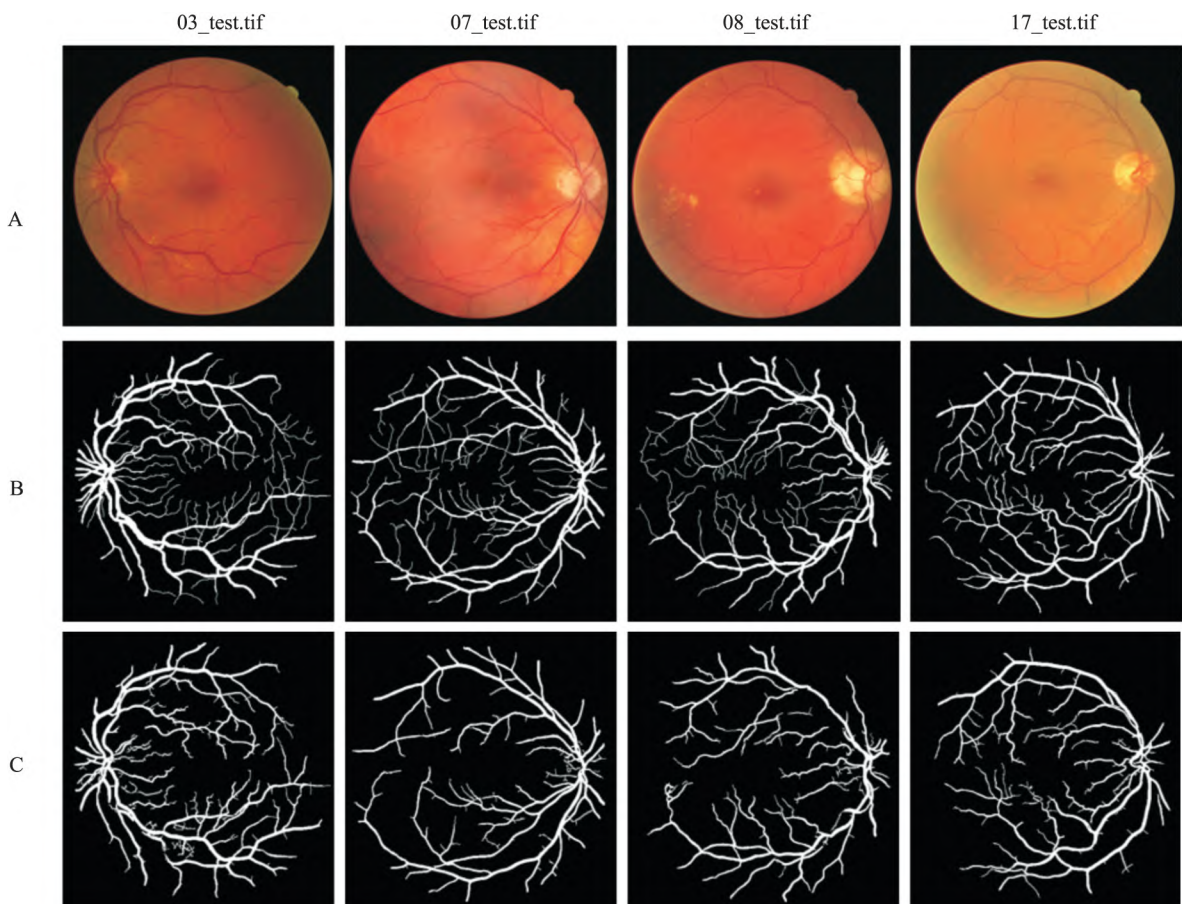


图5 存在轻度早期糖尿病视网膜病变迹象的视网膜图像经系统所保存输出的视网膜血管分割结果

A: 原始的视网膜图像; B: DRIVE 中第一位专家金标准图像; C: 经 RG-Unet 系统处理后保存输出的视网膜血管分割图

2.4.1 视网膜图像预处理模块 视网膜图像预处理模块包括选择图片、选择 RGB 通道、图像归一化、限制对比度自适应直方图均衡化(contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE) 和 Gamma 校正(gamma correction, GC), 见图 6。原始的视网膜眼底图像显示在界面的左上角, RGB 通道中的绿色通道结果显示在界面右边区域左上角, 归一化图像显示在右边区域右上角, CLAHE 增强图像和 GC 校正图像分别显示在界面右边区域的左下角和右下角。

2.4.2 视网膜血管分割模块 视网膜血管分割模块包括基于 U-Net 网络的血管分割和再次区域生长的血管分割(最终分割结果), 见图 7。基于 U-Net 网络的血管分割结果显示在界面的左上角, RG-U-Net 分割结果显示在界面的右边区域。U-Net 分割结果与 RG-U-Net 分割结果显示在一个界面, 与初次分割结果相比, RG-U-Net 分割结果在微血管上有了进一步的改善, 无需在程序脚本中进行调整参数, 更便于调整前后结果的可视化观察。

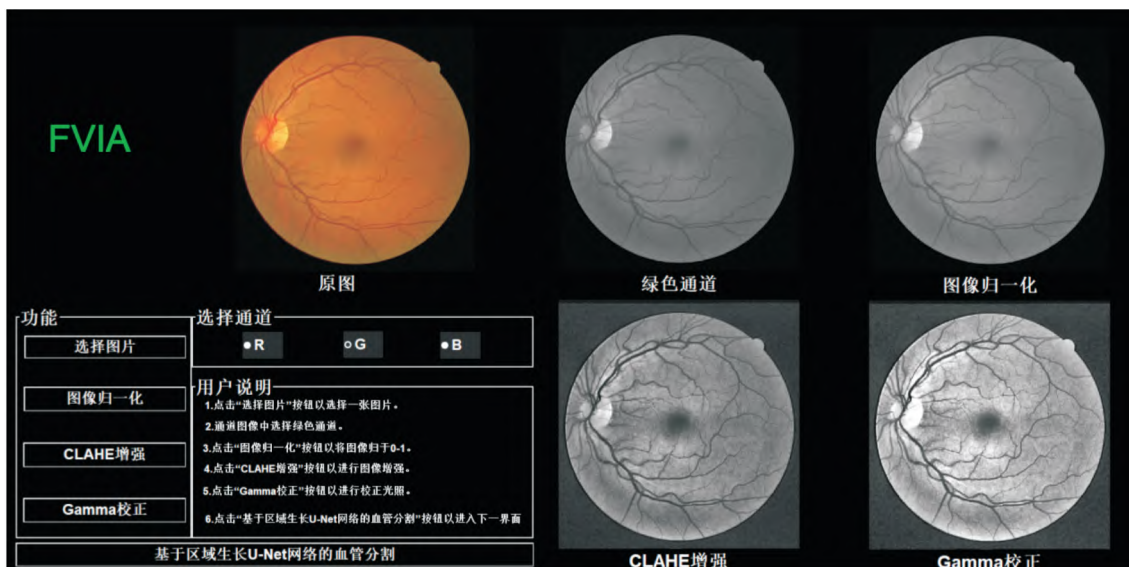


图 6 视网膜图像预处理界面

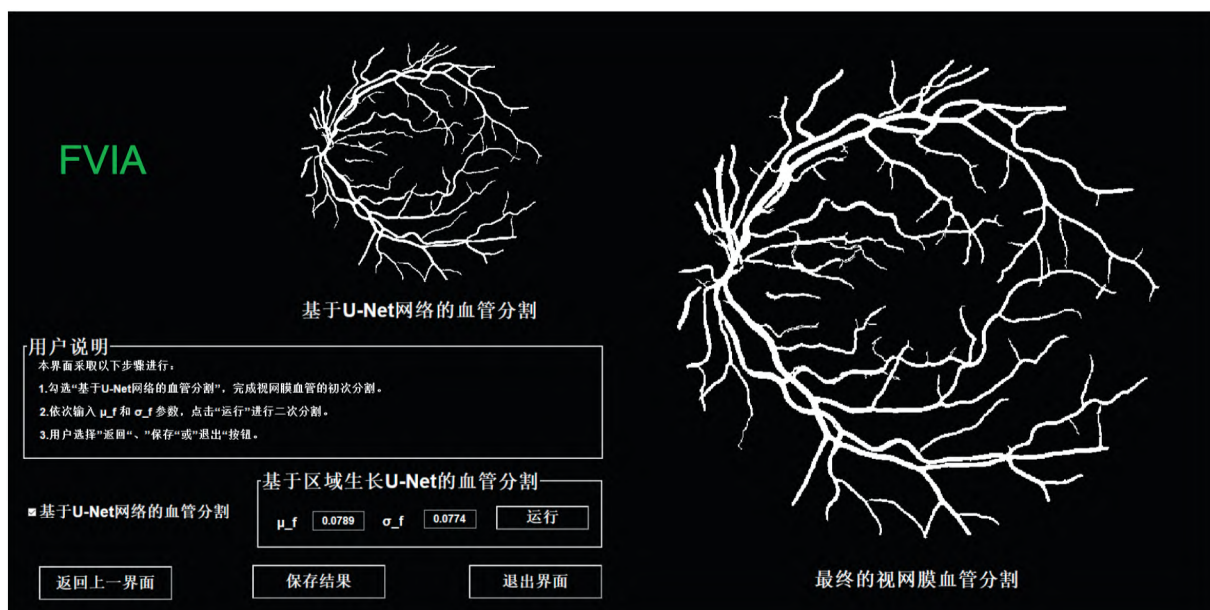


图 7 视网膜血管分割界面

3 讨论

在视网膜血管分割中,微血管分割一直是各种分割方法的研究重点^[9],为此,不同的视网膜血管分割模型被提出,如匹配滤波、数学形态学和深度学习等。基于匹配滤波的方法主要是通过计算滤波后图像的最大响应值来提取血管分割图像^[14],容易在视网膜视盘处(高亮部分)出现误分割现象。为充分考虑血管自身的特性,数学形态学法直接对血管进行操作来弥补较弱的响应以实现血管分割^[14],分割后的血管上容易出现“空洞”,在血管连通性和平滑性上表现不好。根据大量的血管先验知识,基于深度学习的方法开始被使用于视网膜眼底图像处理中。U-Net 网络利用专家手工标定的训练集训练后对像素进行分类的有监督学习方法对血管进行自动提取^[8],这种方法在高亮部分和血管连通性上都处理得较好,但细微血管处的分割效果仍需要进一步的提升。RG-Unet 就是将 U-Net 与区域生长相结合,利用四个方向的线检测来寻找视网膜血管的“种子点”,增加细微血管像素占真正血管像素的百分比,不仅能够有效消除视盘处(高亮部分)的影响,正确地分割出大部分视网膜血管,具有较好的血管连续性和平滑性,而且能够提升细微视网膜血管的分割效果。

尽管 RG-Unet 获得了较好的视网膜血管分割效果,借助该系统能够高精度、可视化地观察视网膜血管结构,无需在程序脚本中进行调整参数,快速方便,但没有进一步研究疾病与视网膜血管的形态属性(如长度、宽度、弯曲度和分支角度等)的关系。因此,如何探究由 RG-Unet 系统获取的视网膜血管的形态属性与疾病的类型、程度之间的联系是下一步的研究重点。

本研究利用 MALAB 软件在算法实现以及可视化界面开发等方面的优势,对视网膜图像中的血管进行预处理并利用 U-Net 网络原理进行视网膜血管初步分割,再通过利用区域迭代生长算法对视网膜血管进行二次分割。通过 MATLAB GUIDE 设计完成了视网膜血管分割系统,利用 MATLAB 编写血管分割相关的脚本程序,进而视网膜血管分割的界面设计与功能实现。本研究提供了一个有效的眼底血

管分割系统,在医学图像分割方面具有一定的研究与应用价值。此外,该系统具有界面交互性良好、操作简单等特点,为医师可视化地观察视网膜血管结构的变化提供了一种有效的应用平台,也为医师判断病变性质提供了思考方向。

参考文献

- [1] 黄渝龙. 基于人工智能技术的智能盲人眼镜[J]. 电子世界, 2017(23): 173-5.
- [2] 李淑婷, 王相宁, 吴强. 糖尿病视网膜病变筛查意义及操作指南[J]. 中华眼底病杂志 2019, 35(2): 200-6.
- [3] Ganjee R, Azmi R, Gholizadeh B. An improved retinal vessel segmentation method based on high level features for pathological images[J]. J Med Syst, 2014, 38(9): 108.
- [4] Hsieh Y T, Chuang L M, Jiang Y D, et al. Application of deep learning image assessment software verisee for diabetic retinopathy screening[J]. J Formos Med Assoc, 2021, 120(1): 165-71.
- [5] Fujii K, Kawakami R, Hirota S. Histopathological validation of optical coherence tomography findings of the coronary arteries[J]. J Cardiol, 2018, 72(3): 179-85.
- [6] 秦楠楠, 薛旭东, 石军, 等. 基于空洞卷积 U-Net 模型的胰腺自动分割方法研究[J]. 安徽医科大学学报 2021, 56(9): 1469-74.
- [7] Staal J, Abràmoff M D, Niemeijer M, et al. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2004, 23(4): 501-9.
- [8] 赖小波, 许茂盛, 徐小媚. 基于多模型融合和区域迭代生长的视网膜血管自动分割[J]. 电子学报 2019, 47(12): 2611-21.
- [9] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[J]. Springer International Publishing, 2015: 234-41.
- [10] 梁礼明, 盛校棋, 郭凯, 等. 基于改进的 U-Net 眼底视网膜血管分割[J]. 计算机应用研究 2020, 37(4): 1247-51.
- [11] Eckle K, Schmidt-Hieber J. A comparison of deep networks with ReLU activation function and linear spline-type methods[J]. Neural Netw, 2019, 110: 232-42.
- [12] Xu H, Yang M, Deng L, et al. Neutral cross-entropy loss based unsupervised domain adaptation for semantic segmentation[J]. IEEE Trans Image Process, 2021, 30: 4516-25.
- [13] Surek A, Akarsu C, Gemici E, et al. Risk factors affecting failure of colonoscopic detorsion for sigmoid colon volvulus: a single center experience[J]. Int J Colorectal Dis, 2021, 36(6): 1221-9.
- [14] Zhao H, Sun Y, Li H. Retinal vascular junction detection and classification via deep neural networks[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2020, 183: 105096.

IL-1 β 诱导甲状腺细胞 UGRP1 表达及其与 Fas/FasL 介导凋亡的相关性

陈翠萍¹ 李阿楠¹ 任翠平² 沈际佳² 左春林¹

摘要 目的 探讨白细胞介素-1 β (IL-1 β) 诱导甲状腺细胞子宫球蛋白相关蛋白 1 (UGRP1) 的表达及其与 Fas/FasL 介导细胞凋亡的相关性。方法 设立对照组、IL-1 β 组、IL-1 β + 抗 FasL 抗体组, 体外培养大鼠甲状腺细胞 (FRTL-5 细胞), 采用 Real-time PCR 法检测各组细胞 UGRP1 及 Fas mRNA 表达水平; 采用流式细胞术检测各组细胞凋亡率。结果 与对照组比较, IL-1 β 组、IL-1 β + 抗 FasL 抗体组 UGRP1 及 Fas mRNA 表达水平升高, 差异有统计学意义 ($P < 0.05$);

与对照组比较, IL-1 β 组甲状腺细胞早期凋亡率升高 ($7.49\% \pm 1.91\%$ vs $28.46\% \pm 3.17\%$), 差异有统计学意义 ($P < 0.001$); 与 IL-1 β 组比较, IL-1 β + 抗 FasL 抗体组甲状腺细胞早期凋亡率降低 ($28.46\% \pm 3.17\%$ vs $19.20\% \pm 1.75\%$), 差异有统计学意义 ($P < 0.05$); 与 IL-1 β 组比较, IL-1 β + 抗 FasL 抗体组 UGRP1 mRNA (2.22 ± 0.31 vs 2.66 ± 0.28) 及 Fas mRNA (2.75 ± 0.18 vs 3.03 ± 0.16) 表达水平差异无统计学意义 ($P > 0.05$)。结论 IL-1 β 诱导甲状腺细胞 UGRP1 与 Fas 高表达以及细胞凋亡, UGRP1 高表达与 Fas/FasL 介导的细胞凋亡不相关。

关键词 白细胞介素-1 β ; 子宫球蛋白相关蛋白 1; Fas/FasL 通路; 凋亡; 自身免疫性甲状腺病

中图分类号 R 581.4

文献标志码 A 文章编号 1000-1492(2022)07-1073-05
doi: 10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2022.07.011

2022-05-18 接收

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 81270864)

作者单位: ¹ 安徽医科大学第一附属医院内分泌科, 合肥 230022

² 安徽医科大学基础医学院微生物与寄生虫学教研室, 合肥 230032

作者简介: 陈翠萍, 女, 硕士研究生;

左春林, 男, 主任医师, 副教授, 硕士生导师, 责任作者, E-mail: zuochl@163.com

自身免疫性甲状腺病(autoimmune thyroid dis-

Design and implementation of retinal blood vessel segmentation system combining region growth and U-Net

Jiang Mengduo¹, Zhang Pengyu², Zhang Shuhe³, Sun Xinyue⁴, Tao Liming², Zhou Jinhua¹

(¹ Anhui Medical University, School of Biomedical Engineering, Hefei 230032;

² Second Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Ophthalmology, Hefei 230601;

³ University Eye Clinic Maastricht, Maastricht University Medical Center, Netherlands 6202AZ;

⁴ Anhui Medical University, Second Clinical School of Medicine, Hefei 230022)

Abstract Objective This research aimed to explore the application of the combination of region growth and U-Net in the retinal vessel segmentation system, retinal vessels were automatically segmented through the developed system. This research provides doctors with accurate information on changes in the retinal blood vessel structure, which will improve the efficiency of diagnosis and treatment. **Methods** Combined with U-Net network and region growth, the pre-processed retinal blood vessels were automatically segmented, and the algorithms were integrated into the retinal blood vessel segmentation system through the design of controls. **Results** The average values of blood vessel segmentation performance indexes—accuracy, sensitivity, and specificity were 0.977 7, 0.768 4, and 0.982 1, respectively, and regional iterative growth could improve the segmentation effect of fine retinal blood vessels. **Conclusion** The system has the characteristics of simple interface and convenient operation. It realizes automatic retinal blood vessel segmentation with high precision and visualization, provides an effective application platform for doctors to observe the changes of retinal vascular structure, and also provides a thinking direction for doctors to judge the nature of lesions.

Key words retinal vessels; U-Net network; region growth; automatic segmentation; system implementation