

doi: 10.3969/j.issn.1674-1242.2025.01.002

眼底荧光造影无灌注区智能分割

白君华¹, 巩迪², 陈宜², 于延锁¹, 刘强¹, 杨强¹

(1. 人工智能研究院, 北京石油化工学院, 北京 102617;

2. 中日友好医院, 北京 100029)

【摘要】眼底荧光造影图像中毛细血管无灌注区的识别对于糖尿病性视网膜病变的早期诊断和治疗至关重要。由于受到视网膜渗出液等的干扰, 传统 LadderNet 模型的特征提取和图像分割不够准确。为了解决这一问题, 实现眼底血管无灌注区的智能分割, 节约医生阅片的人工成本, 该文提出了基于 Enhance LadderNet 的眼底荧光造影智能分割模型。首先, 用 Vgg 模块取代传统 LadderNet 模型中的卷积模块, 使卷积层之间通过参数共享和稀疏交互的方式增强特征提取能力, 提高网络泛化能力和效率。其次, 在模型中加入注意力机制, 使模型更加聚焦于图像中重要的特征和区域, 减少模型的过度拟合, 提高特征的表达能力。最后, 结合合作医院的真实数据进行消融实验, 并将 Enhance LadderNet 模型与传统 LadderNet 模型及其他模型进行比较。实验表明, 该文提出的毛细血管无灌注区分割模型, 在分割准确度上提升效果显著。

【关键词】图像分割; 眼底荧光造影; 毛细血管无灌注区; 特征提取

【中图分类号】F224-39

【文献标志码】A

文章编号: 1674-1242 (2025) 01-0009-08

Intelligent Segmentation of Non-Perfusion Areas in Fundus Fluorescein Angiography

BAI Junhua¹, GONG Di², CHEN Yi², YU Yansuo¹, LIU Qiang¹, YANG Qiang¹

(1. Academy of Artificial Intelligence, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China;

2. China-Japan Friendship Hospital, Beijing 100029, China)

【Abstract】The recognition of capillary non-perfusion areas in fundus fluorescein angiography (FFA) images is crucial for the early diagnosis and treatment of diabetic retinopathy. However, due to interference from retinal exudates, the accurate detection of CNP in fundus fluorography images using the traditional LadderNet model is limited. In order to address these issues and achieve intelligent non-perfusion areas segmentation in fundus vessels while reducing the labor cost associated with manual interpretation by doctors, an intelligent segmentation model for fundus fluorography based on Enhance LadderNet is proposed. Firstly, the convolution module in the traditional LadderNet is replaced by the Vgg module. This modification enhances the feature extraction ability of the convolution layer through parameter sharing and sparse interaction between convolutional layers, thereby improving network generalization and efficiency. Secondly, an attention mechanism is incorporated into the intelligent model. This mechanism enables the model to focus more on

收稿日期: 2023-08-25。

基金项目: 北京市教育委员会资金支持, 项目编号 22019821001; 北京石油化工学院人工智能青年科学家攀登计划资助项目, 项目编号 AAI-2021-004; 北京石油化工学院致远科研基金, 项目编号 2023015。

作者简介: 白君华 (1998—), 女, 北京石油化工学院人工智能研究院硕士研究生, 主要研究领域为医疗图像处理。

通信作者: 杨强, 博士研究生, 北京石油化工学院人工智能研究院副研究员, 主要研究工作集中在生物医学成像技术方面。

important features and regions within the images, reducing overfitting and enhancing feature expression. Finally, ablation experiments using real data from a collaborative hospital is conducted, to evaluate the performance of the Enhanced LadderNet model compared to the traditional LadderNet and other models. The results of these experiments demonstrate the proposed model significantly improves the accuracy of segmenting capillary non-perfusion areas.

【Key words】 Image Segmentation; Fluorescence Fundus Angiography(FFA); Capillary Non-Perfusion Area; Feature Extraction

0 引言

长期患有糖尿病会引发涉及全身的并发症，视网膜受损便是一种常见的由糖尿病引起的视网膜病变（Diabetic Retinopathy, DR）^[1]。视网膜是眼睛的重要组成部分，眼底疾病的发生不仅会对视力造成严重威胁，还可能导致眼部结构和功能的持久性损伤，严重影响糖尿病患者的生活质量，DR 甚至已经成为全球视力丧失的最常见原因之一^[2]。DR 早期缺少典型症状，易发生漏诊、误诊，延误治疗时机，一旦病情发展成增生性 DR，视网膜功能损伤难以逆转。因此，DR 的早期检测具有重要的意义和价值。早期的 DR 可能导致视网膜微血管受损，出现微血管通透性增加，发生血管渗漏，表现为局部视网膜毛细血管无灌注^[3]。随着病情的发展，视网膜发生血管增生，导致毛细血管无灌注（Capillary Non-Perfusion, CNP）区域扩大。在病变晚期，CNP 现象更明显，生理上表现为严重的视网膜损伤。因此，CNP 是 DR 发展的关键标志，成为预测 DR 进展的一个指标。检测和测量 CNP 的金标准是荧光素眼底血管造影术（Fluorescence Fundus Angiography, FFA）。实施 FFA 进行眼底照相前，医生会检查患者眼底状况，采用血管穿刺测试的临床检验方法，先将含有 10 毫升生理盐水的注射器刺入患者手背静脉，通过观察生理盐水的注入情况和血液回流情况评估患者血管通畅度和功能状态，之后将荧光素钠浓度为 20% 的荧光染料注射到手臂或肘前静脉中，成人常规用量为 3 ~ 5 毫升。将荧光素注入人体静脉，利用特定的眼底相机每隔一段时间拍摄视网膜血管及其动态情况，这些连续的眼底图像可以提供宝贵的信息，能直接观察微血管结构和眼底微循环情况^[4]，帮助医生评估患者血管系统的功能和状况，检测可能存在的异常

情况。若 CNP 区域扩大，则提示 DR 病情加重及其并发症发生的风险增加，医生根据 CNP 情况调整治疗策略，有助于减缓 DR 的进展，降低其并发症发生的风险。综上所述，对于糖尿病患者，利用 FFA 进行 CNP 检测，是早期 DR 患者延迟视力功能丧失的关键手段，有助于降低其并发症发生的风险。人工 CNP 诊断耗时长、准确率低、成本高，CNP 自动检测技术将降低医疗成本，有助于开展广泛的眼科普查。

目前，对 FFA 图像 CNP 区域分割的研究方法主要分为传统方法和深度学习方法。传统方法主要包括基于方差的区域生长方法、变分推断和纹理建模技术、图像处理等方法。Sivaswamy 等^[5]将 CNP 视为 FFA 图像中的波谷，提出了一种基于极值金字塔的波谷检测新技术，采用基于方差的区域生长方法，利用检测到的波谷点来精确地分割出期望的 CNP 区域。Kwong 等^[6]提出了 CNP 的分割框架，使用顶帽滤波器对图像的背景进行不均匀校正，利用变分纹理分割模型和快速优化策略将预处理图像分割为 CNP 区域和非 CNP 区域，以交互的方式去除中央凹以进一步细化分割结果，从而减少 CNP 假阳性；该框架还被应用在疟疾视网膜病变儿童的眼底图像中。文献 [7] 利用时空特征和上下文知识，考虑了图像序列中像素强度随时间和空间的变化情况，使用 AdaBoost 学习算法确定病变区域的特定特征，提高对缺血区的检测准确度。但是，传统方法受限于图像的质量和数量，尤其是在面对高噪声图像时，失败率较高。深度学习方法主要采用神经网络对 FFA 图像进行处理。2020 年，Nunez 等^[8]提出了利用卷积神经网络分割荧光造影无灌注区，但视网膜中一些区域的照明和对比度等仍有改进的空间。Xiang 等^[9]提出了一个新的 CNP 分割策略，

首先对图像用残差网络进行预分割,之后将网络输出的概率图融合到双U形生成对抗网络(Double U Generative Adversarial Networks, DU-GAN)中,实现CNP的精准分割。李平^[10]等首先利用渐进式学习等算法生成了高分辨率的FFA图像,之后基于半监督学习(Semi-Supervised Learning, SSL)的方式利用局部窗口的注意力机制Swin Transformer与U-Net结构相结合的Swin-UNet网络,采用分块机制提取局部特征信息用于分割FFA图像中分布的白色块状渗漏区。Ding等^[11]提出了一种利用深度神经网络分割FAA图像中视网膜血管的新方法,该方法结合了跨模态转移和人在回路学习两部分,减少了生成标记的真实数据所需的工作量。虽然深度学习方法在医学图像分割领域取得了重要突破,其生成的自动诊断算法减少了人工成本,上述文章说明FFA图像可以用于提取其他病灶和血管,但是基于深度学习方法利用FFA图像进行CNP检测以监测DR进程的文献仍较少,Xiang等使用的数据集虽然也来源于临床,但是其数据集中的病变仅有CNP区域,这种数据缺少干扰因素,显得过于完美,而临床中的FFA图像通常伴随着各种糖尿病并发症,因此我们认为临床中对FFA图像中的CNP研究仍然存在较大的空白,值得进一步深入研究。目前,DR进程诊断还可以采用其他两种图像技术,第一种是眼底彩照(Color Fundus, CF)图像。Valizadeh等^[12]利用卷积神经网络对CF图像进行DR诊断,研究黄斑区视网膜的血流区域变化。研究结果显示,在严重的病例中实验结果良好,而轻度病例的检测效果不理想。这是因为DR的早期症状在CF图像中表现得不够明显,缺少相关的数据进行实验,从而耽误了患者早期治疗的宝贵时机。CNP在CF图像中表现为较淡的颜色,而在FFA图像中表现为区域颜色偏深,内部无毛细血管网等结构,因此FFA图像中的CNP在DR早期表现出更明显的特征,神经网络更容易识别这些特征并生成更精准的分割结果。第二种是光学相干断层扫描血管造影术(Optical Coherence Tomography Angiography, OCTA)。Wang等^[13]提出了一种基于多任务深度学习的方法来分割OCTA图像中的中

央凹无血管区域(Foveal Avascular Zone, FAZ),在正常、糖尿病和近视3种眼部状态下,通过确定FAZ的大小,对正常眼底、糖尿病眼底和近视眼底进行分类,为眼病筛查提供了解决方案。但是OCTA设备造价昂贵,限制了其在医疗机构中的普及,一般只有大型综合医院或眼科专科医院才会配置OCTA设备;贫困地区的糖尿病视网膜病变患者面临专家医疗和诊断基础设施匮乏的情况^[14]。FFA图像的眼底成像设备相比OCTA设备成本低,效果与其相当,容易普及使用。

基于上述讨论,考虑到FFA图像中CNP在DR早期表现出更明显的特征,且FFA设备相对于OCTA设备成本更低,本文提出了基于深度学习的FFA图像CNP智能分割模型用于监测DR进程,实现了眼底荧光造影无灌注区的智能分割,节约了医生阅片的人工成本。

1 实验方法及材料

1.1 实验模型

由于眼底荧光造影图像中无灌注区的形态为灰度值较低(偏黑色)的区域,与有灌注区的背景颜色相近,可能会导致传统LadderNet模型的特征提取不够准确。为了解决这一问题,本文基于LadderNet模型做了多个角度的改进,并将改进的模型命名为Enhance LadderNet模型。首先,受VGGNet^[15]的启发,对LadderNet模型中传统的卷积模块进行改进,加入的Vgg模块通过多个卷积层堆叠的方式拓展了网络的深度,扩大了感受野,同时保持了较小的卷积核大小和池化层尺寸。卷积层堆叠使每个卷积层都可以被看作对输入图像不同抽象层级的表示,有助于网络捕捉图像中各种层次的特征。Enhance LadderNet模型的网络架构如图1所示。图像输入网络后先经过一个卷积核大小为 3×3 的卷积层,可以对输入图像进行滤波操作,起到调整输入图像通道数的作用。之后将特征图输入编码器。Vgg模块是由使用ReLU激活函数的两个相同的卷积层和一个最大池化层组成的卷积层组,用来替代传统的卷积块。Vgg模块的卷积核通道分别为64、128、256、512,卷积核大小均为 3×3 ,最大池化层的池化窗口大小为 2×2 ,步长

为 2。传统 LadderNet 模型的突出贡献在于在编码器部分引入了共享残差模块，主要是将两个卷积层视为一个递归层，卷积核大小均为 3×3 ，但是这里的步长为 1，还在中间添加了一个丢弃层，在减少参数的同时避免过拟合。Enhance LadderNet 模型去掉了批量归一化层，在跳跃连接和共享残差模块的共同作用下能更好地促进信息交流。在解码器部分，Enhance LadderNet 模型与传统 LadderNet 模型一样，有共享模块和上采样模块，上采样模块由卷积核大小为 3×3 、步长为 2、填充为 1 的转置卷积组成，可以将低分辨率的特征图映射到高分辨率，从而提高网络的输出分辨率和特征的表达力。接着，Enhance LadderNet 模型在第一个 U-Net 结构的 Vgg 模块后加入了注意力机制模块（Convolutional Block Attention Module, CBAM）。它是一种基于注意力机制的网络模块，主要包括两个子模块，即通道注意力模块（Channel Attention Module）和空间注意力模块（Spatial Attention Module）。通道注意力模块包括两步：首先，对输入的特征图进行全局平均池化，得到每个通道的平均值，主要目的

是将图片的空间信息转化为通道维度的全局信息；其次，将上述结果输入两个全连接层中，自适应地学习通道之间的相互作用，产生通道注意力图。空间注意力模块主要由最大池化层和两个全连接层组成，其中最大池化的作用是通过得到每个通道的最大值捕获重要的空间位置，将结果输入全连接层得到空间注意力图。具体算法为：在网络的训练过程中，CBAM 通过动态地调整特征图的通道权重和空间权重，使模型更加聚焦于图像中重要的特征和区域，学习有辨别性的特征，提高特征的表达力，提升模型的性能和泛化能力，减少对噪声等因素的过度拟合。在图 1 中，第二个 U-Net 与第一个 U-Net 类似，区别是第二个 U-Net 中没有加入 Vgg 模块和注意力机制。另外，在两个传统的 U-Net 之间一般存在跳跃连接，Enhance LadderNet 模型在两个 U-Net 之间的跳跃连接处增加了两个分支特征的求和，因此有潜力捕获更复杂的特征并实现更高的精度，在各层之间通过梯度信号的传递路径进行连接，使梯度能够更有效地传递，从而缓解了梯度消失的问题。

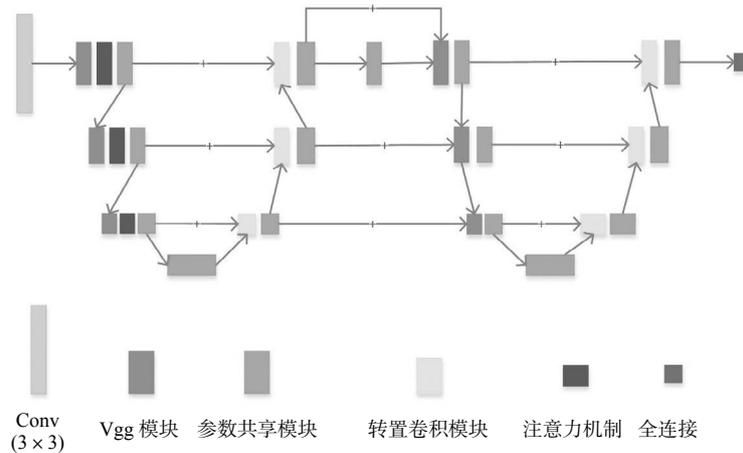


图 1 Enhance LadderNet 模型的网络架构
Fig.1 Network architecture diagram of Enhance LadderNet model

1.2 数据来源与处理

本研究的数据来源于合作医院眼科提供的 FFA 图像，共 714 张。通过在患者的静脉注射荧光素钠，由海德堡眼底造影仪得到 FFA 图像。荧光造影图像共 714 张，图像分辨率为 768×868 ，每张图均包含

糖尿病视网膜病变所引起的不同程度和特征的 CNP 区域。医院专家利用 LabelMe 等特定工具，对 CNP 区域进行绘制，最后生成相应的坐标文件。实验中采用图像处理的方式，对坐标文件进行统一的数据整理，最后生成 CNP 的掩膜图像。将数据集按照

6 : 2 : 2 的比例分为训练集、验证集、测试集。由于 CNP 在 FFA 图像中是较深色的区域，在 FFA 图像中伴随有血管、血管瘤等白色区域的干扰因素，因此采用数据预处理，主要包括灰度转化、对比度受限自适应直方图、伽马矫正等操作，如图 2 所示。对比度受限自适应直方图可以明显增强 CNP 与干扰因素的对比度，主要用于加深 CNP 区域，以便在训练过程中使网络能够更好地提取特征。

伽马矫正的计算公式为

$$\text{output} = (\text{input} + \varepsilon)^\gamma \quad (1)$$

式中， ε 是补偿系数； γ 是伽马矫正系数，实验中设置为 0.8。当 $\gamma=1$ 时，式 (1) 为恒等式；当 $\gamma > 1$ 时，

式 (1) 能提亮图像，扩展暗部范围，压缩亮部范围；当 $\gamma < 1$ 时，效果相反。

由于国内没有标注 CNP 的 FFA 公开数据库，因此 FFA 数据珍贵且稀少。为了对数据进行扩充，本实验采用了数据增强的方式，主要包括图像的随机裁剪、水平翻转和垂直翻转、数据切片。进行数据切片时，将训练集图像剪裁为 48×48 的小块输入网络中，如图 3 所示。将测试集图像剪裁成 96×96 的小块，以便更清楚地捕捉细节。

1.3 实验平台

本实验采用 PyTorch 深度学习框架。编程语言为 Python，实验环境为 Linux，显卡使用英伟达 (NVIDIA) GeForce RTX™ 2080 Ti，硬件使用

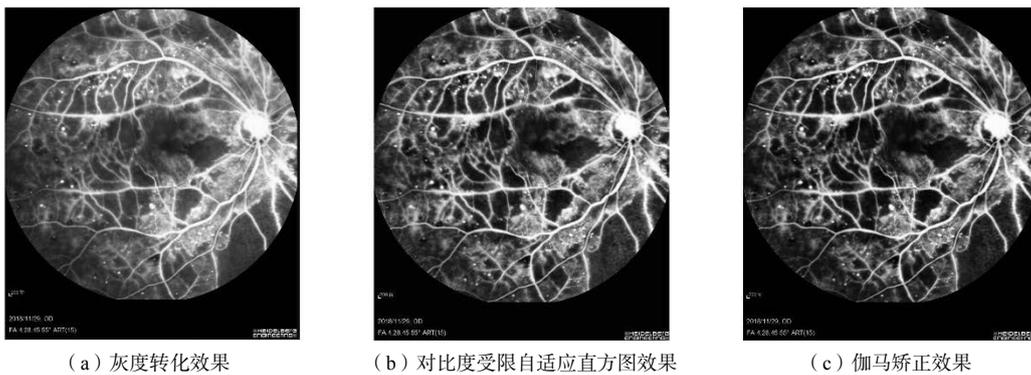


图 2 FFA 数据预处理效果

Fig.2 FFA data preprocessing diagram

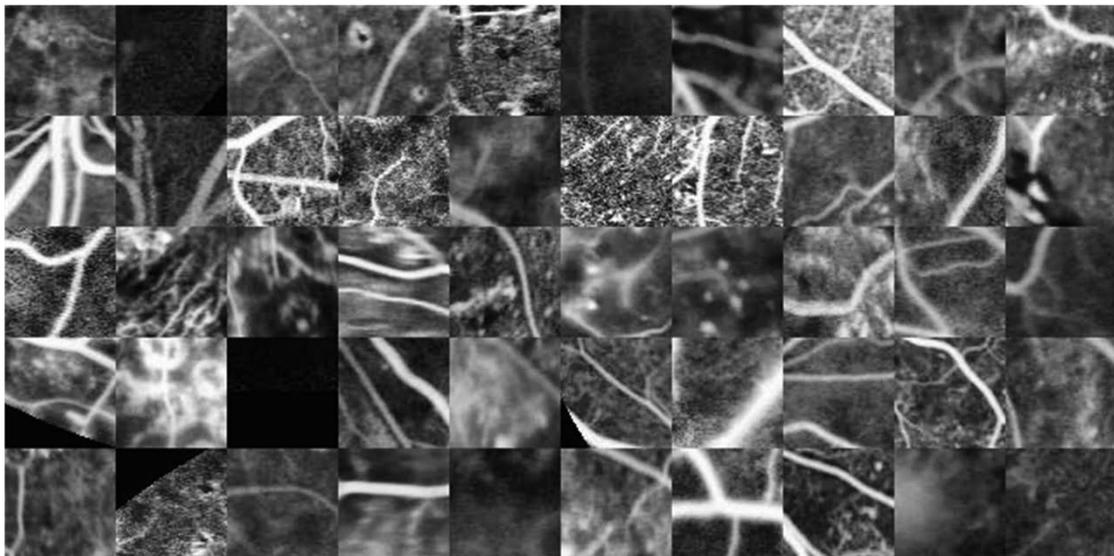


图 3 剪裁后的训练集图像

Fig.3 Images after the training set is cropped

GPU 进行加速，显存容量为 11GB。网络初始设置的轮数 Epoch=200。考虑训练过程中可能存在过拟合等现象，实验设置了早停机制：当训练 8 次时，如果训练指标 AUC-ROC 没有提升，则自动停止训练，其中 ROC 是概率曲线，AUC 表示可分离的程度或测度。选择此指标的原因是 AUC-ROC 可以针对阈值设置下的分类问题进行性能度量。在实例中，AUC 值越高，模型区分图像中的 CNP 区域和非 CNP 区域的效果越好。网络的批量大小 (Batchsize) 设置为 4，使用 Adam 优化器来更新和计算影响模型训练的参数，学习率设置为 0.00001。

1.4 评价指标

CNP 分割是一个二分类法，即将像素分类为无灌注区像素和非无灌注区像素。为了与其他模型进行比较，并了解 Enhance LadderNet 模型的改进情况，本实验采用以下几个医学图像分割指标来评估模型性能。

1.4.1 准确率 (Accuracy, Acc)

准确率是所有样本中预测正确的比例，其公式为

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + FN} \quad (2)$$

式中，TP 表示模型正确预测为正类的样本数；TN 表示模型正确预测为负类的样本数；FP 表示模型错误预测为正类的样本数；FN 表示模型错误预测为负类的样本数。

1.4.2 敏感度 (Sensitivit, Se)

敏感度表示将正类样本预测为正确的能力，其公式为

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

1.4.3 特异性 (Specificity, Sp)

特异性表示将样本正确地预测为非 CNP 的概率。其公式为

$$Sp = \frac{TN}{FP + TN} \quad (4)$$

1.4.4 F1 分数

$$F1 = \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

式中，Precision 表示模型预测为正类的样本中，实际为正类的比例；Recall 表示实际为正类的样本中，模型正确预测为正类的比例。

以上 4 项指标综合衡量了 FFA 图像中 CNP 区域分割正确的概率，取值范围均为 0 ~ 1。4 项指标越接近 1，说明图像中 CNP 区域的分割效果越好。选用 Acc 作为主要的衡量指标，选用 Sp、Se、F1 分数作为辅助。为了证明 Enhance LadderNet 模型的有效性，本实验首先将其与传统 LadderNet 模型进行比较，之后将其与经典的网络分割模型进行比较，如 ResUNet 和 UNetVgg。这里使用了消融实验，具体如下。

(1) 在 LadderNet 模型中加入 Vgg 模块 (命名为 LadderNetpro 模型)。

(2) 在 LadderNetpro 模型的基础上加入 CBAM 模块 (命名为 Enhance LadderNet 模型)。

(3) 在 LadderNet 模型中的第一个 U-Net 的转置卷积模块 (上采样模块) 之后加入 CBAM 模块 (命名为 LadderNet_CBAMV1 模型)。

(4) 在 LadderNet 模型中的第一个 U-Net 的卷积模块 (下采样模块) 之后加入 CBAM 模块 (命名为 LadderNet_CBAMV2 模型)。

表 1 消融实验结果
Tab.1 Results of the Enhance LadderNet experiment

模型	Acc/%	Se/%	Sp/%	F1
LadderNet	74.07	70.32	74.73	44.81
LadderNet_CBAMV1	68.53	59.98	70.03	36.31
LadderNet_CBAMV2	77.24	71.45	78.26	48.44
ResUNet	73.74	78.40	72.92	47.18
UNetVgg	82.41	67.32	85.06	53.39
LadderNetpro	84.87	66.32	87.98	56.74
Enhance LadderNet	85.01	67.70	88.00	56.83

消融实验结果如表1所示。由表1可知,本文所提的 Enhance LadderNet 模型的 Acc 和 Sp 分别为 85.01%、88%, 分别比传统的 LadderNet 模型提升了 10.94% 和 13.27%, 相比表 1 中的其他模型, 效果也有明显的改善。对于加入了 Vgg 模块的 LadderNetpro 模型, 其 Acc 和 Sp 指标比其他模型有明显的提升, 说明 LadderNetpro 模型中加入的 Vgg 模块能提升分割性能。

在 LadderNetpro 模型中加入注意力机制, 在位置的选择上进行对比实验, LadderNet_CBAMV2

的各项指标优于 LadderNet_CBAMV1, 因此 Enhance LadderNet 模型在和 LadderNet_CBAMV2 相同的位置加入了注意力机制。本文对注意力机制缩减比率 (reduction_ratio) 的选择进行了相应的实验。当 reduction_ratio 分别为 4、8、16 时, 实验结果如表 2 所示。当 reduction_ratio 为 8 时, 实验效果最好, 因此最终的 Enhance LadderNet 模型选择 reduction_ratio 为 8。

实验中的 CNP 分割效果如图 4 所示。对 LadderNet、LadderNetpro 和 Enhance LadderNet 进行效

表 2 注意力机制缩减比率对比
Tab.2 Comparison of attention mechanism reduction ratios

reduction_ratio	Acc/%	Se/%	Sp/%	F1
4	81.18	70.47	83.06	52.84
8	85.01	67.70	88.00	56.83
16	84.04	67.90	86.88	56.02

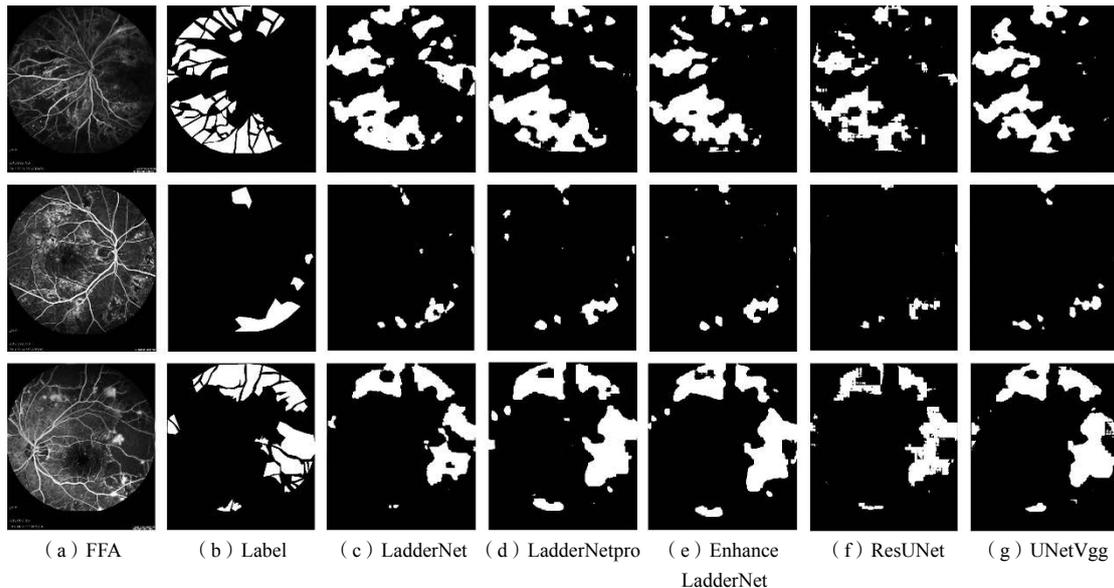


图 4 CNP 分割效果
Fig.4 CNP segmentation rendering

果对比, 发现 Enhance LadderNet 模型的 CNP 区域分割效果最好。

2 结论

针对当前采用深度学习进行荧光造影无灌注区智能分割研究中的不足, 本文提出的方法能有效解决眼底视网膜荧光造影无灌注区的智能分割问题。

本文将 LadderNet 中的卷积模块替换为 Vgg 模块并加入注意力机制, 提出了 Enhance LadderNet 模型。Vgg 模块可以使卷积层之间通过参数共享和稀疏交互的方式增强特征提取能力, 有助于网络捕捉图像中各种层次的特征。浅层的卷积层可以学习到图像的低级特征, 深层的卷积层可以学习到图像的高级

特征,并使网络具有更强的泛化能力和效率。本文通过消融实验发现所提的 Enhance LadderNet 模型 CNP 区域分割效果优于 LadderNet、LadderNetpro 及其他传统模型。综上,本文基于真实医学图像数据建立数据库,采用 Enhance LadderNet 模型实现了 CNP 区域的自动检测,在一定程度上减少了医护人员的工作量,为辅助治疗做出了贡献,为 CNP 的研究提供了新的思路。当前,实验数据有限且标签精准度有待改善,未来通过与医院的后续合作可获取更多的数据和更精确的标签,CNP 区域的自动检测效果有望得到进一步提升。

参考文献

- [1] YANG S T, ZHANG J Y, CHEN L L. The cells involved in the pathological process of diabetic retinopathy[J]. **Biomedicine & Pharmacotherapy**, 2020, 132: 110818.
- [2] LOPATIN T, KO M, BROWN E, *et al.* Normative percentile ranking best reveals sensorimotor impairments of postural sway in type 2 diabetes[J]. **Research Methods in Medicine & Health Sciences**, 2024, 0(0): 1-7.
- [3] ANTROPOLI A, ARRIGO A, LA FRANCA L, *et al.* Peripheral and central capillary non-perfusion in diabetic retinopathy: an updated overview[J]. **Frontiers in Medicine**, 2023, 10: 1125062.
- [4] 邓莹, 陈希, 李宇平. 眼底荧光造影检查在筛查糖尿病视网膜病变中的价值分析[J]. **糖尿病新世界**, 2022, 25 (15) : 176-179.
DENG Ying, CHEN Xi, LI Yuping, Value analysis of fundus fluorescein angiography in screening diabetic retinopathy[J]. **Diabetes New World**, 2022,25(15):176-179.
- [5] SIVASWAMY J, AGARWAL A, CHAWLA M, *et al.* Extraction of capillary non-perfusion from fundus fluorescein angiogram[C]// **Biomedical Engineering Systems & Technologies**, International Joint Conference, Biostec, Funchal, Madeira, Portugal, January, Revised Selected Papers. Funchal:DBLP, 2008:28-31.
- [6] KWONG M T, ZHENG Y, MACCORMICK I J, *et al.* Automated segmentation of capillary non-perfusion (CNP) regions in fundus fluorescein angiograms (FA) using a texture-based approach[J]. **Investigative Ophthalmology & Visual Science**, 2012, 53(14): 4082-4082.
- [7] BUCHANAN C R, TRUCCO E. Contextual detection of diabetic pathology in wide-field retinal angiograms[C]//**Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society**. Vancouver:IEEE,2008: 5437-5440.
- [8] NUNEZ D O RIO J M, SEN P, RASHEED R, *et al.* Deep learning-based segmentation and quantification of retinal capillary non-perfusion on ultra-wide-field retinal fluorescein angiography[J]. **Journal of Clinical Medicine**, 2020, 9(8): 2537.
- [9] XIANG D, YAN S, GUAN Y, *et al.* Semi-supervised dual stream segmentation network for fundus lesion segmentation[J]. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, 2022, 42(3): 713-725.
- [10] 李平. 高分辨率眼底荧光造影图像生成及渗漏分割方法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
LI Ping. Research on high-resolution fundus fluorescein angiography image generation and leakage segmentation methods[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
- [11] DING L, BAWANY M H, KURIYAN A E, *et al.* A novel deep learning pipeline for retinal vessel detection in fluorescein angiography[J]. **IEEE Transactions on Image Processing**, 2020, 29: 6561-6573.
- [12] VALIZADEH A, JAFARZADEH GHOSHCHI S, RANJBARZADEH R, *et al.* Presentation of a segmentation method for a diabetic retinopathy patient's fundus region detection using a convolutional neural network[J]. **Computational Intelligence and Neuroscience**, 2021, 2021: 1-14.
- [13] WANG Z, LIN L, WU J, *et al.* Multi-task learning based ocular disease discrimination and FAZ segmentation utilizing OCTA images[C]// **43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)**. Mexico: IEEE, 2021: 2790-2793.
- [14] REED J, BAIN S, KANAMARLAPUDI V. A review of current trends with type 2 diabetes epidemiology, aetiology, pathogenesis, treatments and future perspectives[J]. **Diabetes, Metabolic Syndrome and Obesity**, 2021, 14 : 3567-3602.
- [15] ZUO C, QIAN J, FENG S, *et al.* Deep learning in optical metrology: a review[J]. **Light(Science & Applications)**, 2022, 11(4): 466-519.