

## 充分利用多尺度特征改进 UNet 实现皮肤病变分割\*

赵文慧 杨霄 孟丽洁

(北方自动控制技术研究所军种指控系统研发部 太原 030000)

**摘要:** 针对传统的 UNet 对于大小不一、形状多变的皮肤恶性黑色素瘤图像分割效果不佳的问题,主要通过两点改进实现改进方法对多尺度特征的充分利用,首先在编码器中,采用全局密集网络、局部密集网络以及锯齿状空洞卷积设计,之后在解码器中,采用局部残差设计以及分类正则化。与 UNet 相比,该改进方法分别在 Dice 系数、准确率(ACC)、敏感度(SE)、交并比(IOU)指标上提高了 0.82%、0.03%、1.99%、1.03%。实验结果证明,改进方法能够提高皮肤恶性黑色素瘤图像分割效果,是一种有效的基础网络结构。

**关键词:** 皮肤病变分割;多尺度特征;空洞卷积;正则化

**中图分类号:** TP3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

## Improved UNet for skin lesion segmentation by leveraging multi-scale features

Zhao Wenhui Yang Xiao Meng Lijie

(Military Command System R&amp;D Department, North Automatic Control Technology Institute, Taiyuan 030000, China)

**Abstract:** To address the problem that the traditional UNet is ineffective for segmentation of skin malignant melanoma images with variable size and shape, the improved method is mainly implemented to fully utilize the multi-scale features through two improvements, firstly, in the encoder, the global dense network, the local dense network and the dilated convolution design, and later, in the decoder, the local residual design and the classification regularization. Compared with UNet, the improved method improves 0.82%, 0.03%, 1.99%, and 1.03% in the Dice coefficient, accuracy (ACC), sensitivity (SE), and intersection-to-merge ratio (IOU) metrics, respectively. The experimental results demonstrate that the improved method can improve the image segmentation of skin malignant melanoma and is an effective underlying network structure.

**Keywords:** skin lesion segmentation; multi-scale features; dilated convolution; classification regularization

## 0 引言

皮肤恶性黑色素瘤(malignant melanoma of skin)是源于表皮正常黑色素细胞或原有痣细胞的一种恶性肿瘤<sup>[1]</sup>,据国际肿瘤研究机构发布的统计数据显示,皮肤恶性黑色素瘤居皮肤恶性肿瘤第3位(约占6.8%~20%),约占所有恶性肿瘤的1%~2%。皮肤恶性黑色素瘤恶化程度高,病情蔓延速度快,愈后效果极差,发病率在过去的几十年中逐步升高,致死率极高<sup>[2]</sup>。因此,对于早期皮肤恶性黑色素瘤的检查与发现对人类生命具有重要的意义。皮肤恶性黑色素瘤起源于人类皮肤很常见的黑痣,早期临床表现为黑痣突然颜色加深、边界明显扩大、高出皮肤表面,伴随着红肿与糜烂等明显特征<sup>[3]</sup>得益于计算机相关技术的飞跃发展,

计算机辅助诊断方式被广泛应用于临床诊断中<sup>[4]</sup>。然而,医师在具体诊断时,往往需要耗费大量的时间与精力去手工勾画大量的病灶切片。同时,不同医师的临床经验不同,可能对于相同的患者诊断结果存在差异,具有较强的主观性,对于很多类似的案例往往不能统一。本文针对上述难题,提出一种改进的皮肤恶性黑色素瘤分割方法来实现高效且统一的勾画,为医师临床判断提供辅助依据。

## 1 相关工作

随着皮肤恶性黑色素瘤患者的比例不断增大,相关技术也在飞速发展。Cavalcanti等提出一种基于标准摄像机获取的宏观图像上的皮肤病变的分割方法<sup>[5-6]</sup>,首先通过颜色空间转换将原始图像预处理为更容易进行分割的彩色图

收稿日期:2021-10-28

\* 基金项目:军委装备发展部预先研究项目(31505550302)资助

像,之后采用最大类间方差法(Otsu's method)穷举最大类间方差的阈值,从而将图像分割为多个区域,最后通过后续处理选取最佳的分割区域完成皮肤病变分割。分割方法虽然较为简单直接,但图像本身特征信息提取不充分的缺点也很明显。Celebi 等<sup>[7-8]</sup>提出使用中值滤波器来对可能存在伪影的皮肤病变图像进行预处理,之后提出统计区域合并算法(SRM)对预处理后的皮肤病变图像进行分割,但由于该方法是针对特定的图像条件而设计的,在一些皮肤损伤图像中,该方法可能完全失效。Xie 等<sup>[9]</sup>提出独立直方图追踪(IHP)的分割方法,该方法假设皮肤病变图像直方图是双峰的,并且包含与病变皮肤和正常皮肤相关的像素。经过一系列处理之后采用 K-means 聚类算法将正常皮肤与病变皮肤分离开。该方法虽然对宏观图像的结果更好,但由于它基于直方图分布,经常会将受阴影影响的区域分配到病变区域,从而与病变皮肤分配到相同的聚类中。Ahn 等<sup>[10]</sup>提出一种基于贝叶斯框架以及显著性特征检测的无监督分割方法,更准确地将病变皮肤与正常皮肤分割开来。无论是基于统计概率模型、聚类或是阈值,传统的分割方法大多需要对输入的图像进行较为复杂的预处理,得到感兴趣的区域后,才开始后续的分割操作,步骤繁琐且约束性较强。因此研究人员需要立足新技术、新方法来开发高效、直接、统一的分割方法。

近几年随着人工智能技术的蓬勃发展,很多问题的解决思路也受到深刻影响。其中,基于深度学习的图像分类和语义分割作为一种端到端的方法,因其无须设计繁琐的处理步骤,受到各个相关行业的青睐。Long 等<sup>[11]</sup>提出全卷积神经网络(fully convolutional networks, FCN),主要思路是将传统卷积神经网络末端的所有全连接层创新性地替换为卷积层,这样网络就可以接受任意大小的输入图像,最后一个卷积层的特征图通过上采样操作,以恢复到与输入图像相同的大小。这使得每个像素都能被单独预测,同时保留了原始输入图像的空间信息,最后在上采样的特征图上进行分类。但是,FCN 明显忽略了像素与像素之间存在的关联关系,导致一些空间信息会丢失,分割效果也不好。为此,Ronneberger 等<sup>[12]</sup>综合编码器-解码器和跳跃连接的思路,提出经典的 UNet 结构,被广泛应用于数据量少、输入图像较大的医学影像分割和卫星图像分割中。Zhao 等<sup>[13]</sup>提出金字塔池化模块(pyramid pooling module)来对各个尺度的特征图进行拼接,从而使网络结构可以充分考虑到输入图像的全局特征和局部特征,有效提高分割效果。Yu 等<sup>[14]</sup>提出一种空洞卷积(dilated convolution),避免池化操作带来空间层级化信息丢失的同时,增强了卷积层的感受野,且参数并没有随之增加。另外,空洞卷积也解决了传统分割算法对小物体信息无法重建的弊病,提高了分割精度。文献[15-18]提出 DeepLab 的各种版本,主要结合了空间金字塔模型(spatial pyramid pooling, SPP)、概率图模型(CRFs)、编码器-解码器以及空洞卷积的思想,大大提高

了分割精度。现有的图像分割模型虽然种类繁多,但是对于不同的数据集分割效果参差不齐。在医学影像分割领域中,UNet 结构因为其特殊且简单的对称设计,被众多学者作为基础架构展开研究。本文围绕如何充分利用输入图像的多尺度特征对 UNet 进行改进,提高分割精度,同时未来可以作为基础网络,结合注意力机制等模块进一步提高分割精度。

## 2 充分利用多尺度特征的改进 UNet

### 2.1 模型结构设计

本文以 UNet 的高效对称网络结构为基础,结合密集网络<sup>[18]</sup>、残差网络<sup>[19]</sup>、空洞卷积等思想,同时又考虑到参数数量的影响,提出改进的网络结构,提高对于大小不一、形状多变的皮肤恶性黑色素瘤图像的分割效果。编码器采用全局密集网络和局部密集网络的设计,在控制参数数量的同时,实现了输入图像多尺度特征在通道维度上的复用,另外,在编码器部分引入锯齿状空洞卷积,增大卷积层感受野的同时,捕获上下文多尺度特征信息。解码器采用局部残差设计,有效抑制网络退化问题以及梯度破碎问题<sup>[20]</sup>对分割精度的影响。最后,在像素分类层的前一层添加 L2 正则化项,抑制医学图像数据不足可能带来的过拟合,进一步提高分割精度。改进 UNet 模型结构如图 1 所示。

### 2.2 编码器设计

在特征提取阶段,皮肤恶性黑色素瘤病变图像经过一系列连续的卷积层之后具备较大尺度的感受野,实现对高层语义信息的有效利用。如何更好地获取图像多尺度特征在视觉任务中十分重要,尤其是基于像素级别的语义分割。一般来说,卷积核越大,感受野越大,神经元可以接受更大范围的原始图像,意味着该神经元可以更加关注全局、层次更高的语义特征;相反,卷积核越小,感受野越小,意味着该神经元更加关注局部、细节的语义特征。因此,需要充分利用多尺度特征信息来提高皮肤恶性黑色素瘤病变图像分割效果。

皮肤恶性黑色素瘤病灶临床特征复杂多变,研究其分割特征主要需要考虑如下特点:1)皮肤恶性黑色素瘤大小不一,且容易受人为伪迹的影响,进一步造成尺寸的差异。这就要求病灶分割时不仅需要考虑到卷积核大小的影响,更要考虑不同尺度特征的影响。2)皮肤恶性黑色素瘤可发生于人体四肢各个部位,且由于患者肤色、耐受性等的区别,处于相同部位也不尽相同,具有较强的多样性。而且该病灶在形态、色泽等方面与常见的色素沉积式皮肤病灶很类似,极易误诊<sup>[21-22]</sup>。意味着在对该病灶进行分割时需要针对不同尺度的特征更加灵活地进行表征。3)皮肤恶性黑色素瘤边界不规则、不清晰,因为该病灶边界富含多种结缔组织、腺体、血管等皮肤组织。这就要求分割病灶时要充分考虑边界像素的影响。

综合上述因素,本文首先在网络中使用了两种大小的

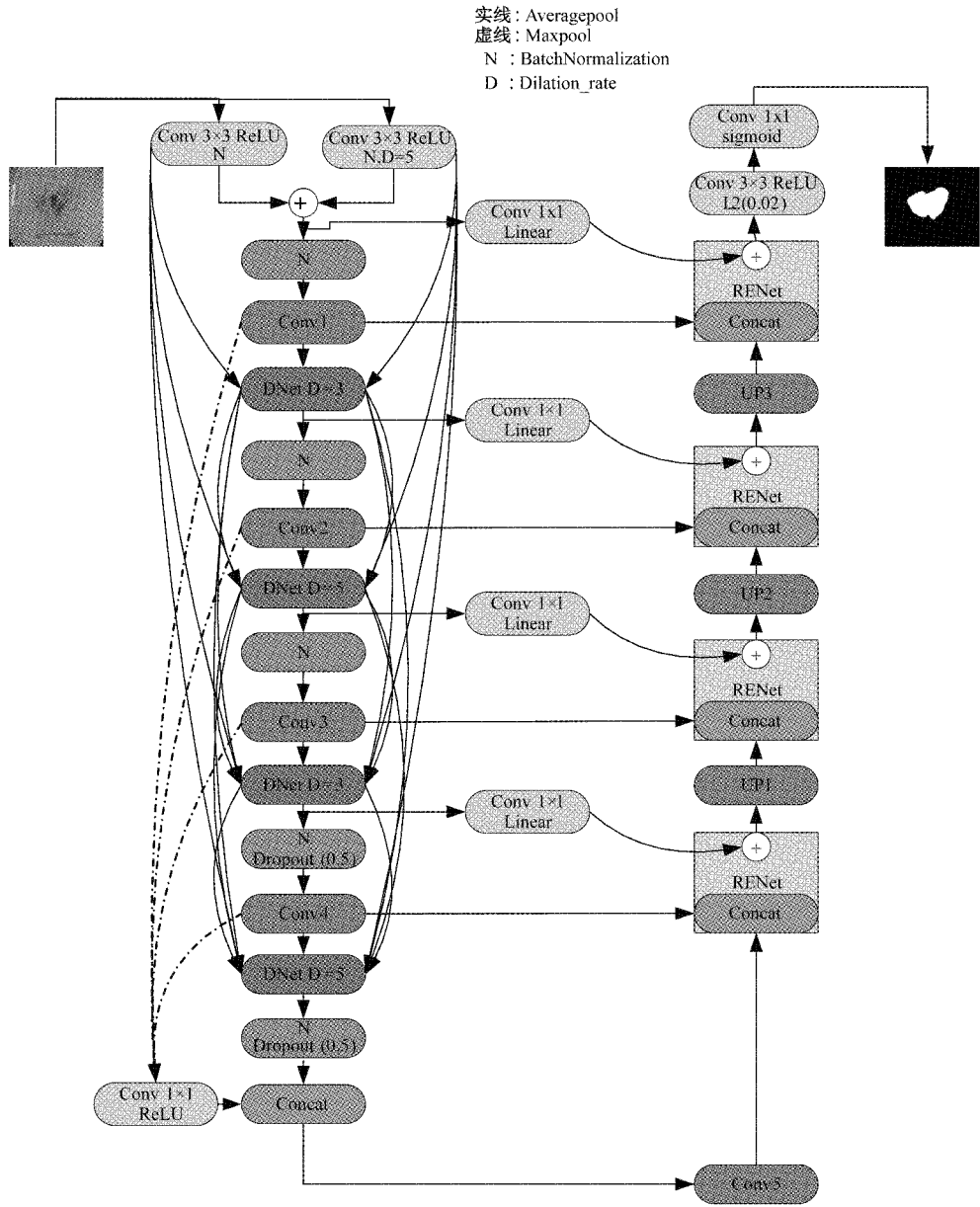


图 1 改进 UNet 模型结构

卷积核:Conv1×1 与 Conv3×3,兼顾皮肤病变图像全局特征与局部特征的利用。之后提出编码器采用全局密集网络和局部密集网络的设计。全局密集网络如图 1 左半部分实线所示,每一层将前面所有层作为输入进行拼接,将输出的特征图传递给之后的每一层,加强皮肤病变图像不同尺度特征的传递,使编码器能够充分利用这些特征。局部密集网络如图 1 左半部分虚线所示,将编码器中尺度变化较大的特征图经过 1×1 卷积层后与主干网络的输出拼接,一起输入到解码器中,进一步提高编码器对输入图像的多尺度特征的重利用。另外,本文在全局密集网络中全部采用了平均池化的方法来降低池化过程中背景信息的

丢失,而在局部密集网络全部采用了最大池化的方法来保留不同尺度特征图的细节纹理信息。特征图表示方法可表示为:

$$X_i = Concat(W_1(X_1), W_2(X_2), \dots, W_{i-1}(X_{i-1})) \quad (1)$$

$$Y = Concat(X_{out}, W_{conv1}(Conv1), \dots, W_{conv4}(Conv4)) \quad (2)$$

$X_i$  表示第  $i$  层接收所有先前层的特征图经过拼接操作后得到的新特征图, $Y$  表示编码器输出的特征图, $X_{out}$  表示编码器主干网络输出的特征图, $W$  表示卷积操作、池化操作等。

改进 Unet 结构的编码器中 DNet 模块如图 2 所示。

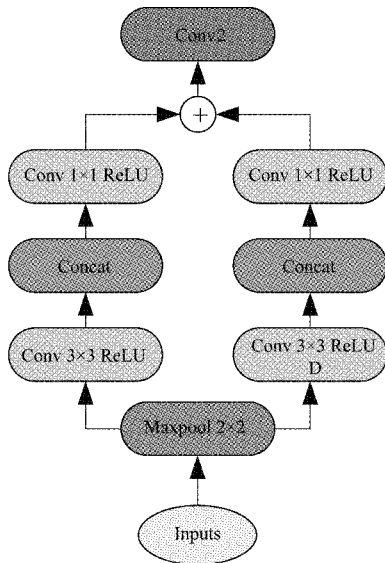


图 2 编码器 DNet 模块

在 DNet 模块中,本文采纳了空洞卷积的思想。在不增加参数的前提下,设置不同扩张率的空洞卷积,增大卷积层感受野的同时,使网络能够更好地捕获上下文多尺度特征信息。另外,考虑到空洞卷积可能带来的“棋盘效应”问题,将空洞卷积设计为 $[3, 5, 3, 5]$ 锯齿状结构。

### 2.3 解码器设计

解码器通过跳跃拼接的结构,使其可以在每个阶段都可以学习到在编码器池化中丢失的相关特征。多尺度特征细节恢复效果对分割精度有着直接的影响,因此本文在解码器中采用了局部残差设计,如图 3 中 RENet 所示。

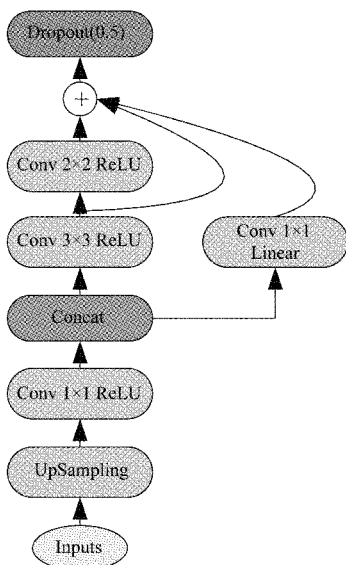


图 3 解码器 RENet 模块

梯度消失/爆炸的问题已经很大程度被卷积层标准初始化有效控制了,因此本文主要针对局部残差网络设计可以有效抑制网络退化问题以及梯度破碎问题,进而提高分

割精度进行讨论。随着 RENet 模块的叠加,网络深度虽然逐渐增加,但局部残差网络在前向传播时,输入不同尺度的特征图可以从低层直接传播到高层,一定程度抑制了网络退化问题对分割精度的影响,使编码器输入到 RENet 模块中不同尺度的特征信息可以尽可能地保留。另外在一般的前馈神经网络中,优化方法常常假设梯度在相邻点是相似的,而随着网路层数的不断增加,梯度逐渐呈现白噪声,即梯度破碎问题。这严重影响网络的训练优化。残差网络因为其可以极大保留梯度的空间结构,一定程度抑制了梯度破碎问题,从而可以提高本文网络结构的分割效果。最后,在像素分类层的前一层添加 L2 正则化项,防止模型过拟合,进一步提高分割效果。

## 3 实验与结果

### 3.1 实验环境与数据集

训练及测试环境: GPU NVIDIA GeForce RTX 2080Ti,显存 12 G, CPU Intel(R) Core(TM) i9-10900X CPU@3.70 GHz,内存 64 G, Win10 系统,深度学习框架 Keras2.1.4 和 Tensorflow1.15.0, Python3.7.8。

皮肤恶性黑色素瘤病变图像来源于 ISIC2018 官方公开数据集,每张图片为  $600 \times 450$  的三通道 RGB 图像,图 4 所示为部分皮肤恶性黑色素瘤病变图像。

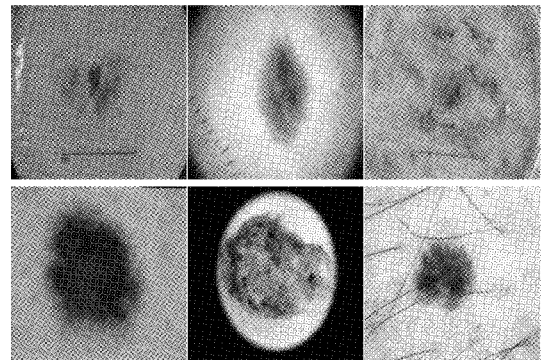


图 4 皮肤恶性黑色素瘤病变图像

### 3.2 训练细节

皮肤恶性黑色素瘤病变图像数据集共包括 2 594 张 RGB 皮肤病变图像,本文将其分为 1 815 张训练集,259 张验证集,520 张测试集。为提高训练的收敛速度,本文将输入图像尺寸重塑为  $256 \times 256$ ,同时进行归一化处理。

本文采用二分类交叉熵(binary crossentropy)函数作为网络的损失函数,优化器采用 Adam,学习率设置为 0.000 1,训练中批大小(batch)为 6,遍历次数(epoch)为 100,设定训练过程中损失不下降则自动降低学习率,最后选取验证正确率最高的模型作为最终模型。

评价指标是衡量一个算法优劣的直接体现,本文主要采用常用的 Dice 系数、交并比(intersection over union, IOU)指标,同时考虑到皮肤恶性黑色素瘤临床特征的多

样性,还采用准确率(accuracy, ACC)、敏感度(sensitivity, SE)指标作为补充。上述 4 种指标数学定义如下:

$$Dice = \frac{2TP}{2TP + FN + FP} \quad (3)$$

$$IOU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (4)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (5)$$

$$SE = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

各项指标依据混淆矩阵计算得到:TP(true positive)表示真正例,即对于实际正例,模型预测也为正例;FP(false positive)表示假正例,即对于实际反例,模型预测为正例;FN(false negative)表示假反例,即对于实际正例,模型预测为反例;TN(true negative)表示真反例,即对于实际反例,模型预测为反例。因此可以通过这些指标综合反应模型性能的好坏,对医师皮肤恶性黑色素瘤病灶临床诊断分析具有较高的参考价值。

### 3.3 主流算法介绍

医学图像分割潜力巨大,不断涌现出众多的优秀算法和思路。FCN<sup>[11]</sup>是将卷积神经网络直接应用于语义分割的开山之作,为后来的多种算法奠定了不可磨灭的基础。其中,FCN-16s 是将最后一个特征图(pool5 的结果)用步长为 2 的 3×3 反卷积(参数可学)上采样 1 倍,得到的结果与 pool4 的结果相加,它们俩的大小相同,都是原图的 1/16。这样得到的结果在通过 16 倍上采样得到与原图相同大小的分割图。而 FCN-8s 则是将 FCN-16s 中 1/16 的特征图,再次通过一个 2 倍的上采样,与 pool3 的结果相加,得到原图 1/8 大小的特征图,再通过 8 倍的上采样得到与原图相同大小的分割图。之后受 FCN 启发,SegNet<sup>[23]</sup>在 2015 年被提出。SegNet 模型框架与思路较为简单直接,编解码阶段直接采用大名鼎鼎的 VGG16 的前 13 层卷积网络,从而使编码层解码层实现一一对应。此外,SegNet 在原有的最大卷积中巧妙地增加了一个索引功能,用来保存滤波器中最大值的相对位置,从而完成解码器中相应特征图的反卷积操作,这对于高频特征信息的完整性保存具有较大的帮助。Unet<sup>[12]</sup>是医学图像处理中应用最广的分割网络,网络结构主要分为 3 部分:编码器、跳跃链接、解码器。编码器通过多次卷积和 4 次下采样实现网络对浅显特征的提取,降低图像尺寸。解码器再次通过多次卷积和 4 次上采样实现网络对深层次特征的提取,有效提升分割结果。另外,为提高网络对图像细节特征的提取,提出跳跃连接方式,即将编码阶段获得的特征图同解码阶段获得的特征图拼接在一起,实现深层次特征和浅层次特征的有效结合利用,进一步提升分割效果。随着网络层数

的不断增大,分割效果在一定程度上得到了提高,但是深层次网络带来网络退化和梯度破碎问题亟需解决。ResUnet<sup>[24]</sup>用残差单元替代原网络的普通网络单元,抛弃传统多个堆叠的层直接拟合期望的特征映射,显式拟合为一个残差映射<sup>[19]</sup>,提高了深层次网络的分割效果,成为很多分割任务首选的网络结构。

这里将通过上述主流算法与本文提出的方法进行对比来验证本文提出方法的优劣。需要指出的是,为保证结果的客观性和有效性,上述算法与本文方法都基于 Keras 和 Tensorflow 实现,Keras 不能实现的操作,通过 Tensorflow 操作二次封装实现。

### 3.4 结果与分析

为验证本文所提方法的优劣,本文与 SegNet、FCN-16s、FCN-8s、Unet、ResUnet 等分割网络对皮肤恶性黑色素瘤病变图像的分割结果进行对比,结果如表 1 所示,本文提出的方法分别在 Dice 系数、准确率(ACC)、敏感度(SE)、交并比(IOU)等指标上均高于其他方法,该改进方法能够提高皮肤恶性黑色素瘤图像分割效果。

表 1 分割结果对比

方法	%			
	Dice	IOU	ACC	SE
SegNet	78.21	65.25	87.12	84.25
FCN-16s	80.91	72.12	90.68	89.66
FCN-8s	81.29	72.82	91.07	88.48
Unet	87.70	81.08	93.93	90.13
ResUnet	88.02	81.26	93.91	91.86
Ours	88.52	82.11	93.96	92.15

图 5 所示为 5 位患者的皮肤恶性黑色素瘤病变图像,其中第 1 列为临床拍摄图像,第 2 列为经过专业医师手动勾画得到的标准图像(Ground Truth),之后每一列分别对应相应方法的分割结果。图 5 中可以明显看出,不同患者的皮肤恶性黑色素瘤病灶在色调、形状、边缘轮廓等方面具有明显的差异。从下至上,第 1 张与第 3 张皮肤病变图像中,病灶面积较大,SegNet 仅在上采样阶段重点改进,因此对病灶大小不均情况感知较差,同时与 FCN 系列、Unet、ResUnet 一样,细节纹理信息处理效果较差,分割结果边缘较为模糊,无法为医师提供良好的参考依据。第 4 张皮肤病变图像中,病灶颜色与正常皮肤较为接近,FCN 系列、Unet 因为采用相同大小的卷积核实现特征提取,因此对于全局特征与局部特征的利用较低,分割效果明显较差。在 5 张图中可以看出本文提出的充分利用多尺度特征的改进方法不仅适用于不同尺寸的病灶分割,而且分割边缘较为圆润清晰,可以为医师临床诊断提供良好的参考依据。

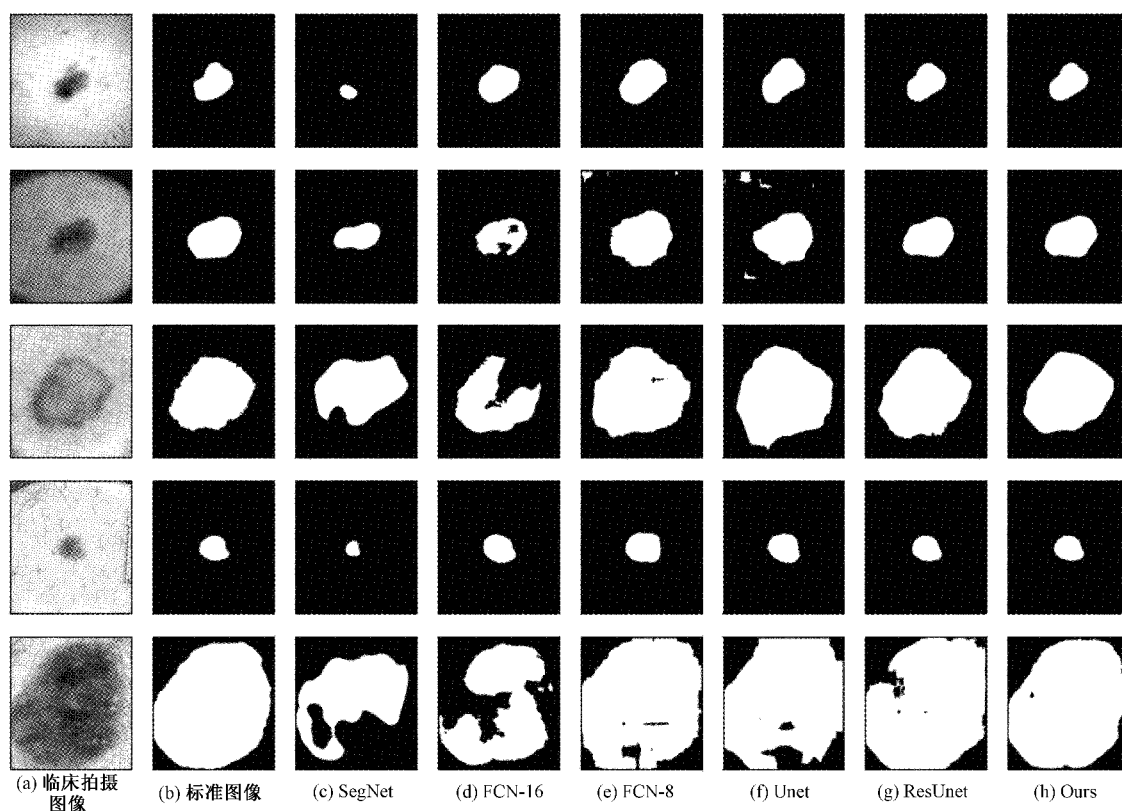


图 5 实验结果对比

## 4 结 论

本文针对皮肤恶性黑色素瘤病灶临床特征复杂多变的问题,提出一种充分利用多尺度特征的改进 Unet 结构分割方法。编码器采用全局密集网络加强皮肤病变图像不同尺度特征的传递,同时采用局部密集网络将尺度变化较大的特征图进一步重利用,另外考虑到下采样时部分特征信息容易丢失,采用不同扩张率的空洞卷积不仅可以扩大感受野,而且使编码器能够进一步捕捉上下文多尺度特征信息。解码器采用局部残差的设计可以有效抑制本文提出的改进方法存在的网络退化问题与梯度破碎问题。最后,在像素分类层的前一层添加 L2 正则化项,抑制医学图像数据不足可能带来的过拟合,进一步提高分割精度。经过对比实验证明,本文提出的充分利用多尺度特征的改进 Unet 方法较其他主流算法表现优异,且可以作为基础网络结合各种注意力机制以及其他模型进行改进。另外,不可忽略的是本文仅在样本数量较多的皮肤病变数据集得到验证,对于样本量较少的数据集,虽然在理论上分割效果应该更好,但仍需要在未来的工作中得到验证。

## 参考文献

[1] SAYAN A, PLANT R, ECCLES B, et al. Recent advances in the management of cutaneous malignant melanoma: Our case cohort[J]. British Journal of Oral

and Maxillofacial Surgery, 2020, DOI: 10.1016/J. BJOMS. 2020. 11. 008.

- [2] BUCCHI L, MANCINI S, CROCKETTI E, et al. Mid-term trends and recent birth-cohort-dependent changes in incidence rates of cutaneous malignant melanoma in Italy[J]. International Journal of Cancer, 2020, 148(4), DOI: 10.1002/ijc.33259.
- [3] 代强,孙充洲,王帅道,等. 皮肤恶性黑色素瘤的治疗进展[J]. 医学综述, 2020, 26(15): 2982-2985, 2991.
- [4] 吴京城,洪欢欢,施露露,等. 反背景差分结合 Otsu 的细胞图像分割方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(4): 82-89.
- [5] GLAISTER J, WONG A, CLAUSI D A. Segmentation of skin lesions from digital images using joint statistical texture distinctiveness [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 61(4): 1220-1230.
- [6] JAFARI M H, NASR-ESFAHANI E, KARIMI N, et al. Extraction of skin lesions from non-dermoscopic images for surgical excision of melanoma [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2017, 12(6): 1021-1030.
- [7] CELEBI M E, WEN Q, HWANG S, et al. Lesion border detection in dermoscopy images using

- ensembles of thresholding methods[J]. *Skin Research and Technology*, 2013, 19(1): e252-e258.
- [8] CELEBI M E, WEN Q, IYATOMI H, et al. A state-of-the-art survey on lesion border detection in dermoscopy images[J]. *Dermoscopy Image Analysis*, 2015, 10: 97-129.
- [9] XIE F, BOVIK A C. Automatic segmentation of dermoscopy images using self-generating neural networks seeded by genetic algorithm [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(3): 1012-1019.
- [10] AHN E, KIM J, BI L, et al. Saliency-based lesion segmentation via background detection in dermoscopic images[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2017, 21(6): 1685-1693.
- [11] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 39(4):640-651.
- [12] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [13] ZHAO H, SHI J, QI X, et al. Pyramid scene parsing network [J]. *IEEE Computer Society*, 2016: 2882-2890.
- [14] YU F, KOLTUN V, FUNKHOUSER T. Dilated residual networks [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 472-480.
- [15] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs [J]. *Computer Science*, 2014(4):357-361.
- [16] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018: 801-818.
- [17] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 40(4): 834-848.
- [18] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 4700-4708.
- [19] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 770-778.
- [20] BALDUZZI D, FREAN M, LEARY L, et al. The shattered gradients problem: If resnets are the answer, then what is the question? [C]. *International Conference on Machine Learning*, PMLR, 2017: 342-350.
- [21] 韩方征. 皮肤恶性黑色素瘤的临床病理特征和鉴别诊断[J]. *中外女性健康研究*, 2017(10):6,20.
- [22] 张杰, 赵惠军, 李贤威, 等. 基于深度学习检测方法检测皮肤镜图像中黑色素瘤的研究进展与展望[J]. *医疗卫生装备*, 2018, 39(11):90-95.
- [23] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017:2481-2495.
- [24] ZHANG Z, LIU Q, WANG Y. Road extraction by deep residual U-Net[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017:1-5.

### 作者简介

赵文慧, 硕士, 主要研究方向为通信工程、医学图像处理。

E-mail: yxnccpu@163.com

杨霄, 硕士, 主要研究方向为机器学习。

E-mail: 1554810358@163.com

孟丽洁, 硕士, 主要研究方向为软件工程。

E-mail: 15634978952@163.com